

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Ecole Nationale Polytechnique

Département de Génie Electrique

المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
المكتبة — BIBLIOTHEQUE
Ecole Nationale Polytechnique

Mémoire

Présenté par

M^r Abdelhamid MEZHOUD

Ingénieur d'état en Electromécanique de l'E.M.P
(ex: E.N.I.T.A)

Pour l'obtention du diplôme de

Magister en Automatique

THEME

*Détection et Localisation de Pannes dans
les Systèmes de Commande: Approche par
Observateurs de Luenberger*

Soutenue le 16 Décembre 2000 devant le jury composé de:

F. Boudjema.....Professeur à l'E.N.P.....Président
M. Tadjine.....Docteur à l'E.N.P.....Rapporteur
E.M. Berkouk.....Maître de conférence à l'E.N.P.....Examineur
H. Chekireb.....Chargé de cours à l'E.N.P.....Examineur
M. Benahcène.....Docteur D.R.D/C.F.D.A.T.....Examineur
M. Hamadouche.....Docteur U.R.D -T.D/C.F.D.A.T.....Invité

AVANT PROPOS



Ce travail a été effectué au sein du Laboratoire de Commande des Processus (L.C.P) du Département de Génie Electrique de l'Ecole Nationale Polytechnique (ENP) sous la direction de monsieur Mohamed TADJINE, Docteur d'état à l'ENP. Qu'il trouve ici l'expression de toute ma gratitude pour les conseils avisés et l'encouragement constant qu'il n'a cessé de me prodiguer tout au long de cette étude.

J'adresse mes sincères remerciements à monsieur F.BOUDJEMA, Professeur à l'E.N.P, pour l'honneur qu'il me fait en acceptant la présidence du jury de cette thèse.

Je tiens aussi à remercier monsieur E.M.BERKOUK, maître de conférences à l'E.N.P, pour l'intérêt qu'il a porté à ce travail et en me faisant l'honneur de participer à ce jury.

Mes vifs remerciements sont également adressés à monsieur H. CHEKIREB, Chargé de cours à l'E.N.P, pour l'honneur qu'il me fait en acceptant de participer à ce jury.

Que monsieur M. BENAHCENE, Docteur à la D.R.D/CFDAT, trouve ici l'expression de toute ma gratitude pour l'intérêt porté à ce travail et pour sa participation à ce jury.

Mes remerciements sont également adressés à monsieur M. HAMADOUCHE, Docteur et Directeur de L'U.R.D-T.D/CFDAT pour sa participation à ce jury et pour son aide appréciable durant la réalisation de ce travail.

Je ne saurais oublier dans mes remerciements monsieur MEKHALDI, Docteur et chef de département Génie Electrique pour son aide et sa sympathie.

Mes remerciements vont également à tous ceux qui de près ou de loin, ont contribué à l'aboutissement de ce travail (je pense au personnel enseignant et administratif de l'Ecole Nationale Polytechnique).

Enfin je ne peux terminer mes remerciements sans citer ma petite famille qui a pu me supporter (dans les deux sens du terme) durant cette phase et à qui je dédie cet humble travail.

يهدف هذا العمل إلى دراسة مشكلة كشف و تحديد الخلل الذي يحدث على قسم خاص من أنظمة التحكم . أولا نقترح استعمال ملاحظ ليونبرجر لانتاج إشارة متبقية حساسة للخلل . يختار هذا الملاحظ من أجل إمكانياته الكبيرة التي تساعد في القضاء على الإشارات الطفيلية . ثانيا نبين أنه هناك حل وسط بين مشكل كشف الخلل و مشكل رفض التشويش وأن هذين المشكلين مرتبطين جدا . أخيرا قمنا بتطبيق الطرق المقترحة على محرك كهربائي نو تيار متواصل .

كلمات مفتاحية : كشف الخلل، تحديد الخلل، ملاحظ ليونبرجر، تقدير ح_∞ ، رفض التشويش، الصلابة، المجال الارتدادي.

Résumé:

Dans ce travail, nous étudions le problème de détection et de localisation de défauts survenant sur une classe particulière des systèmes de commande. Tout d'abord, on propose d'utiliser l'observateur de Luenberger pour générer le signal résidu qui est sensible aux défauts. Cet observateur est choisi pour son nombre important de degrés de liberté permettant une plus grande flexibilité dans la synthèse pour rejeter toute perturbation affectant le système de commande. On montre ensuite qu'il y a un compromis à faire entre le rejet de perturbation et la détection de défauts et que ces deux problèmes sont étroitement liés. Enfin des résultats de simulations sont présentés pour montrer les avantages et les inconvénients de la méthode proposée.

Mots clés: détection de défaut, localisation de défaut, observateur de Luenberger, estimation H_{∞} , rejet de perturbations, robustesse, domaine fréquentiel.

Abstract:

In this work, we study the problem of fault detection and isolation for a certain class of control systems. Firstly, a Luenberger observer is used to generate the residual signal that is sensitive to faults. An emphasis on the robustness against disturbances is made. Secondly, we show that there is a tradeoff between disturbances rejection and fault detection. Explicit expressions quantifying this tradeoff are provided. Finally, simulation results are presented to highlight the advantages and the drawbacks of our approach.

Key Words: fault detection, fault isolation, Luenberger observer, H_{∞} -estimation, disturbances rejection, robustness, frequency domain.

Sommaire



INTRODUCTION GENERALE.....	1
Chapitre I Etat de l'art sur les méthodes de diagnostic.....	3
I. INTRODUCTION.....	4
II. METHODES DE DETECTION A BASE DE MODELE.....	5
II.1 DETECTION DE DEFAUTS PAR ESTIMATION PARAMETRIQUE.....	6
A) METHODE DE L'ERREUR D'EQUATION	6
B) METHODE DE L'ERREUR DE SORTIE.....	7
II. 2 DETECTION DE DEFAUTS PAR ESTIMATION D'ETAT.....	8
II. 3 DETECTION DE DEFAUTS PAR LA METHODE DES EQUATIONS DE PARITE.....	11
II. 4 DETECTION DE DEFAUTS PAR TRAITEMENT DES SIGNAUX.....	13
1) DETECTION DE CHANGEMENT ET GENERATION DE SYMPTOMES.....	14
III. LOCALISATION DE DEFAUTS.....	14
III.1 REPRESENTATION DES SYMPTOMES.....	15
a) SYMPTOMES ANALYTIQUES.....	15
b) SYMPTOMES HEURISTIQUES.....	15
c) HISTORIQUE DU PROCEDE ET STATISTIQUES DES DEFAUTS.....	15
d) REPRESENTATION UNIFIEE DES SYMPTOMES.....	15
e) RELATIONS SYMPTOMES – DEFAUTS.....	16
III.2 LOCALISATION UTILISANT LES METHODES DE CLASSIFICATION	17
III.3 LOCALISATION UTILISANT LES METHODES DE RAISONNEMENT.....	18
CONCLUSION.....	20
Chapitre II Synthèse des observateurs pour le diagnostic.....	21
II.1 INTRODUCTION.....	22
II.2 POSITION DU PROBLEME.....	22
II.3 OBSERVATEUR DE LUENBERGER.....	22
II.4 SYNTHESE D'UN OBSERVATEUR DE LUENBERGER POUR LE DIAGNOSTIC.....	24
CONCLUSION.....	25
Chapitre III Approche fréquentielle.....	26
III.1 INTRODUCTION.....	27
III.2 OBSERVATEUR D'ORDRE PLEIN.....	27
III.2.1 FORMULATION DU PROBLEME.....	27
III.2.2 COMPROMIS DANS LE DOMAINE FREQUENTIEL.....	27
III.3 OBSERVATEUR PROPORTIONNEL INTEGRAL.....	30
III.3.1 FORMULATION DU PROBLEME.....	30
III.3.2 COMPROMIS DANS LE DOMAINE FREQUENTIEL.....	31

III.4 OBSERVATEUR DE LUENBERGER GENERALISE.....	32
III.4.1 FORMULATION DU PROBLEME.....	32
III.4.2 COMPROMIS DANS LE DOMAINE FREQUENTIEL.....	32
CONCLUSION.....	33
Chapitre IV Application au diagnostic d'un moteur à courant continu.....	34
IV.1 MODELISATION DU PROCEDE.....	35
IV.2 SYNTHÈSE D'UN OBSERVATEUR D'ORDRE PLEIN.....	37
IV. 2. 1 SIMULATIONS DANS LE DOMAINE TEMPOREL.....	38
IV. 2. 2 SIMULATIONS DANS LE DOMAINE FREQUENTIEL.....	41
IV.3 SYNTHÈSE D'UN OBSERVATEUR PROPORTIONNEL INTEGRAL (PI).....	45
IV.4 SYNTHÈSE D'UN OBSERVATEUR DE LUENBERGER INSESIBLE AU COUPLE C_r	46
IV. 4. 1 SYNTHÈSE D'UN OBSERVATEUR DE L'ETAT X_i (Obs X_i).....	48
IV. 4. 2 SYNTHÈSE D'UN OBSERVATEUR DE COURANT (Obs I).....	50
IV. 4. 3 SYNTHÈSE D'UN OBSERVATEUR DE VITESSE (Obs W) DECOUPLE DE $\Delta\beta$	53
IV. 4. 4 SYNTHÈSE D'UN OBSERVATEUR (Obs L) DECOUPLE DE LA VITESSE Δw	59
IV.5 TABLES DES SIGNATURES ET LOGIQUE DE DECISION.....	63
IV. 5. 1 OBSERVATEUR D'ORDRE PLEIN.....	64
IV. 5. 2 OBSERVATEUR DE LUENBERGER.....	64
CONCLUSION.....	65
CONCLUSION GENERALE.....	66
BIBLIOGRAPHIE.....	67

INTRODUCTION GENERALE

Dans un contexte international où la concurrence est de plus en plus forte, les contraintes qui pèsent sur l'industrie nécessitent une disponibilité permanente des outils de production. C'est pour répondre à ces besoins que les entreprises manifestent un intérêt croissant pour les techniques liées à la sûreté de fonctionnement. Dorénavant, le diagnostic de défauts concerne non seulement les traditionnelles industries de très haute technologie préoccupées principalement par la fiabilité et la sécurité, mais aussi les industries manufacturières où la disponibilité et la maintenabilité du matériel sont cruciales. [6], [7], [8], [14], [19], [22].

Le domaine du diagnostic et de la sûreté de fonctionnement, habituellement abordé par les automaticiens pour répondre aux demandes de l'aéronautique et du nucléaire, s'enrichit de jour en jour de solutions visant à obtenir une meilleure gestion des coûts de production et de maintenance ainsi qu'une amélioration de la fiabilité des matériels. Les problèmes et les contraintes étant différents, les techniques employées ont du évoluer et s'adapter en termes de complexité et de coût. [1], [6], [7], [9], [20], [22], [26].

La complexité croissante des techniques mises en œuvre dans les procédés industriels fait que les notions de fiabilité, sécurité, disponibilité et maintenabilité ne peuvent plus être assurées de façon triviale. Le diagnostic industriel dont la fonction première est la détection et la localisation des défaillances du système, doit nécessiter une action au niveau des étapes de conception du procédé industriel. Dans cette étude, nous nous limitons à la surveillance de pannes tout au long de la vie du procédé. [6], [14], [15], [16], [17], [19], [22].

Il est sûr que l'un des composants importants des procédés industriels actuels s'avère être l'entraînement électrique. Cet élément, présent tant sur les chaînes de production, les systèmes de génération d'énergie que dans les transports, se trouve généralement à des emplacements clefs des processus. Or l'entraînement électrique, bien que considéré par les concepteurs comme un tout, est en fait un système complexe et méconnu des services de maintenance. Sa conception et sa maintenance font appel à tous les secteurs de l'électrotechnique et c'est pourquoi l'application de la sûreté de fonctionnement aux

entraînements électriques nécessite de réaliser une synthèse des connaissances acquises sur le procédé et les méthodes développées jusqu'à maintenant.

C'est dans ce contexte que se situe notre étude et qui a pour thème « Détection et Localisation de Pannes dans les systèmes de commande: Approche par Observateurs de Luenberger ».

Nous commençons dans un premier chapitre à présenter l'état de l'art sur les méthodes de diagnostic utilisées et leurs évolutions. Ensuite, nous développons, dans le chapitre 2, la théorie des observateurs de Luenberger pour la détection et la localisation automatiques de pannes survenant sur un système quelconque. Des particularisations de l'observateur de Luenberger généralisé nous permettent de définir l'ensemble des méthodes analytiques à base de modèles mathématiques, connues dans la littérature sous les sigles UIO (Unknown Input Observer) ou observateurs à entrées inconnues, (P.I. observer) ou observateur proportionnel-intégral, et le modèle parallèle qui n'est qu'un cas particulier de l'observateur de Luenberger.

Dans le chapitre trois, nous nous intéressons au problème du diagnostic robuste (RFDI) en utilisant l'approche fréquentielle; nous montrons qu'il existe un compromis entre le problème de détection de défauts et le problème de rejet des perturbations (dues aux incertitudes de modèle et aux dynamiques non modélisées). Nous montrons que le problème de robustesse (minimisation des effets des perturbations sur le résidu et maximisation des effets des défauts sur ce dernier) est tributaire de la fréquence de travail et n'est pas absolu comme on le rencontre souvent dans la littérature.

Dans le chapitre quatre, nous appliquons ces méthodes à la détection et à la localisation de pannes sur un moteur à courant continu. Les défauts sont modélisés par des échelons sur les actionneurs, capteurs et paramètres de la machine.

Enfin, nous terminons notre étude par une conclusion générale incluant quelques perspectives de recherche.

Chapitre I

ETAT DE L'ART

Sur les méthodes de diagnostic

I. INTRODUCTION

Le fonctionnement des processus industriels nécessite constamment une supervision et un diagnostic de défauts avancés pour améliorer la fiabilité, la sécurité et la production. Parmi les principales méthodes de diagnostic, nous distinguons les méthodes à base de connaissances (systèmes experts), dites aussi méthodes qualitatives, qui sont basées sur l'information analytique et heuristique et les méthodes numériques à base de modèles mathématiques, dites méthodes quantitatives ou méthodes par redondance analytique. Les différentes méthodes de détection de défaut consistent à extraire des propriétés caractéristiques des signaux mesurés et à utiliser les modèles du signal et du procédé. Ces méthodes sont basées sur l'estimation paramétrique, l'estimation d'état ou les équations de parité. Par comparaison avec le comportement normal, des symptômes analytiques sont générés. Les opérateurs humains sont une autre source d'information permettant l'obtention de symptômes heuristiques. Pour le diagnostic de défaut, tous les symptômes doivent être traités afin de déterminer les défauts possibles. Ceci peut être effectué par des méthodes de classification ou de raisonnement approché, utilisant des approches probabilistes ou floues (théorie des possibilités) basées sur les règles **si-alors**.

Dans le cadre de la commande des systèmes physiques, les fonctions de supervision servent à indiquer les états indésirables (ou non permis) du procédé et de prendre les mesures (actions) appropriées pour maintenir le fonctionnement du système et éviter des détériorations ou des accidents. A cet effet, nous distinguons les fonctions suivantes:

- a) Surveillance (*monitoring*) : les variables mesurables sont comparées aux tolérances et des alarmes sont générées en cas d'anomalie.
- b) Protection automatique : dans le cas d'un état dangereux du procédé, la fonction *surveillance* initie automatiquement une contre action appropriée.
- c) Supervision avec diagnostic de défaut : En se basant sur les variables mesurées, des caractéristiques sont obtenues, des symptômes sont générés via la détection de changement. Un diagnostic de défaut est effectué et des décisions de contre actions sont prises.

Les méthodes classiques (a) et (b) conviennent pour la supervision globale des procédés. Pour établir les tolérances, des compromis doivent être faits entre le nombre de détections de déviations anormales et le nombre de fausses alarmes (alarmes non nécessaires ou inutiles) à cause des fluctuations normales des variables. Souvent, il s'agit d'une simple vérification de valeur limite qui marche particulièrement bien lorsque le procédé fonctionne à l'état permanent. Cependant, la situation devient plus complexe si le point de fonctionnement change rapidement. Dans le cas des systèmes bouclés, les changements dans le procédé sont couverts par les actions de commande et ne

peuvent pas, donc, être détectés à partir des signaux de sortie aussi longtemps que les entrées du procédé restent dans la gamme normale. Donc les systèmes bouclés ne permettent pas la détection précoce des défauts. Le grand avantage des méthodes de supervision classiques, basées sur la vérification de la valeur limite réside dans leur simplicité et leur fiabilité. Toutefois, elles sont seulement capables de réagir après un grand changement d'une caractéristique, c'est à dire soit après l'apparition subite d'un défaut ou après un lent défaut, croissant graduellement. En outre, un diagnostic de défaut plus profond est habituellement impossible. Donc (c) les méthodes avancées de supervision et de diagnostic sont nécessaires, lesquelles satisfont les exigences suivantes:

- (i) Détection précoce des petits défauts ayant une apparition franche ou en dérive lente.
- (ii) Diagnostic de défauts dans les actionneurs, dans les composants du procédé, ou dans les capteurs.
- (iii) Détection de défauts dans les boucles fermées.
- (iv) Supervision des procédés dans les états transitoires.

Le but de la détection précoce et du diagnostic est d'avoir assez de temps pour les contre actions tels que: autre opération, reconfiguration, maintenance ou réparation. La détection prématurée peut être effectuée en rassemblant plus d'informations et particulièrement par l'utilisation de relations entre les quantités mesurables sous forme de modèles mathématiques. Pour la fonction diagnostic de défauts, la connaissance des relations cause à effet doivent être utilisées.

II. METHODES DE DETECTION A BASE DE MODELE

Différentes approches de détection de défauts utilisant le modèle mathématique ont été développés ces vingt dernières années, voir ([7], [8], [10], [11], [13], [14], [15], [16], [17], [26]). Ces méthodes consistent en la détection de défauts dans les procédés, les actionneurs et les capteurs à l'aide des dépendances (relations) existantes entre les différents signaux mesurables. Ces relations sont exprimées à partir du modèle mathématique du procédé. La figure (1) montre la structure de base d'un système de détection de défauts à base de modèle. A partir des signaux d'entrée U et de sortie Y mesurés, les méthodes de détection génèrent les résidus r , les paramètres estimés θ et les états estimés \hat{x} , appelés caractéristiques. Par comparaison avec les caractéristiques normales, des changements (ou écarts) sont détectés, nous amenant ainsi aux symptômes analytiques s .

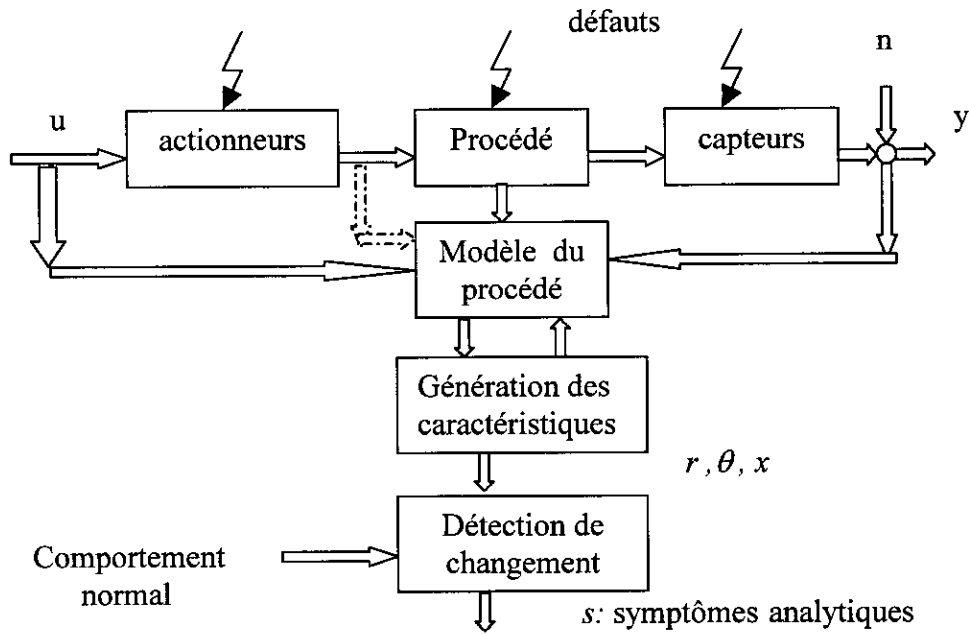


Fig I.1: Schéma général de détection de défauts basé sur le modèle du procédé

II.1 DETECTION DE DEFAUTS PAR ESTIMATION PARAMETRIQUE

Dans la plupart des cas pratiques, les paramètres du procédé ne sont pas exactement assez connus ou ne sont pas connus du tout. Ainsi ils peuvent être déterminés par les méthodes d'estimation paramétrique en mesurant les signaux d'entrée et de sortie si la structure de base du modèle est connu.

a) Méthodes de l'erreur d'équation

Le modèle du procédé est écrit sous forme vectorielle : $y(t) = \psi^T \cdot \theta$ (1)

Avec $\theta^T = [a_1 \dots a_n \ b_0 \dots b_m]$ (2)

et $\psi^T(t) = [-y^{(1)}(t) \dots -y^{(n)}(t) \ u(t) \dots u^{(m)}(t)]$ (3)

Pour l'estimation des paramètres, nous introduisons l'erreur d'équation $e(t)$ (voir figure 2a):

$$e(t) = y(t) - \psi^T(t) \cdot \theta \quad (4)$$

$$\text{ou } e(s) = \hat{B}(s)u(s) - \hat{A}(s)y(s) \quad (5)$$

Après échantillonnage en temps discret $k = t / T_0 = 0, 1, 2, \dots$ avec T_0 période d'échantillonnage, la minimisation de la somme des moindres carrés,

$$V = \sum_{k=1}^N e^2(k) = e^T \cdot e \quad (6)$$

$$dV/d\theta = 0 \quad (7)$$

donne l'estimée au sens des moindres carrés (Least Squares Estimate)

$$\hat{\theta}(N) = [\Psi^T \cdot \Psi]^{-1} \Psi^T \cdot y \quad (8)$$

ou sous forme récursive (Recursive Least Squares)

$$\hat{\theta}(k+1) = \hat{\theta}(k) + \gamma(k) \left[y(k+1) - \Psi^T(k+1) \hat{\theta}(k) \right]$$

$$\gamma(k) = \frac{1}{\Psi^T(k+1) P(k) \Psi(k+1) + 1} P(k) \Psi(k+1)$$

$$P(k+1) = \left[I - \gamma(k) \Psi^T(k+1) \right] P(k) \quad (9)$$

Pour l'amélioration des propriétés numériques, les algorithmes du type filtre racine carrée sont recommandés et pour la détermination des dérivées du signal dans le vecteur de données $\Psi^T(k)$, les filtres des variables d'état sont recommandés. Une réalisation appropriée du filtre des variables d'état est un point clé pour obtenir des estimées de paramètres correctes.

b) Méthodes de l'erreur de sortie

Au lieu de l'erreur d'équation (4), l'erreur de sortie suivante peut être utilisée (voir figure I.2b)

$$e'(t) = y(t) - y_M(\hat{\theta}, t) \quad (10)$$

où
$$y_M(\hat{\theta}, s) = \frac{\hat{B}(s)}{\hat{A}(s)} u(s) \quad (11)$$

est la sortie du modèle. Mais le calcul direct des paramètres estimés θ devient impossible car $e'(t)$ est non linéaire par rapport aux paramètres. Cependant la fonction quadratique V comme celle donnée par l'équation (6) est minimisée par des méthodes d'optimisation numérique. La charge de calculs est alors plus grande et l'application en ligne et en temps réel est généralement impossible. Toutefois, des estimations paramétriques relativement précises peuvent être obtenues. Si un défaut à l'intérieur du procédé change un ou plusieurs paramètres par $\Delta\theta_j$, le signal de sortie change, pour de petites déviations, de la quantité suivante:

$$\Delta y(t) = \Psi^T(t) \Delta \theta(t) + \Delta \Psi^T(t) \theta(t) + \Delta \Psi^T(t) \Delta \theta(t) \quad (12)$$

et l'estimateur paramétrique indique un changement $\Delta\theta$.

Généralement, les paramètres du procédé θ dépendent des coefficients physiques du procédé p (comme la raideur, le coefficient d'amortissement, la résistance, etc...)

$$\theta = f(p) \quad (13)$$

via des équations algébriques non linéaires. Si l'inversion de cette relation est possible (voir [16], [17]), alors les variations Δp_i des coefficients du procédé peuvent être calculés. Ces changements dans les coefficients du procédé sont dans beaucoup de cas liés aux défauts. Donc la connaissance de Δp_i facilite le diagnostic mais elle n'est pas nécessaire seulement pour la détection des défauts. L'estimation paramétrique peut être aussi appliquée aux modèles de procédés statiques non linéaires [16].

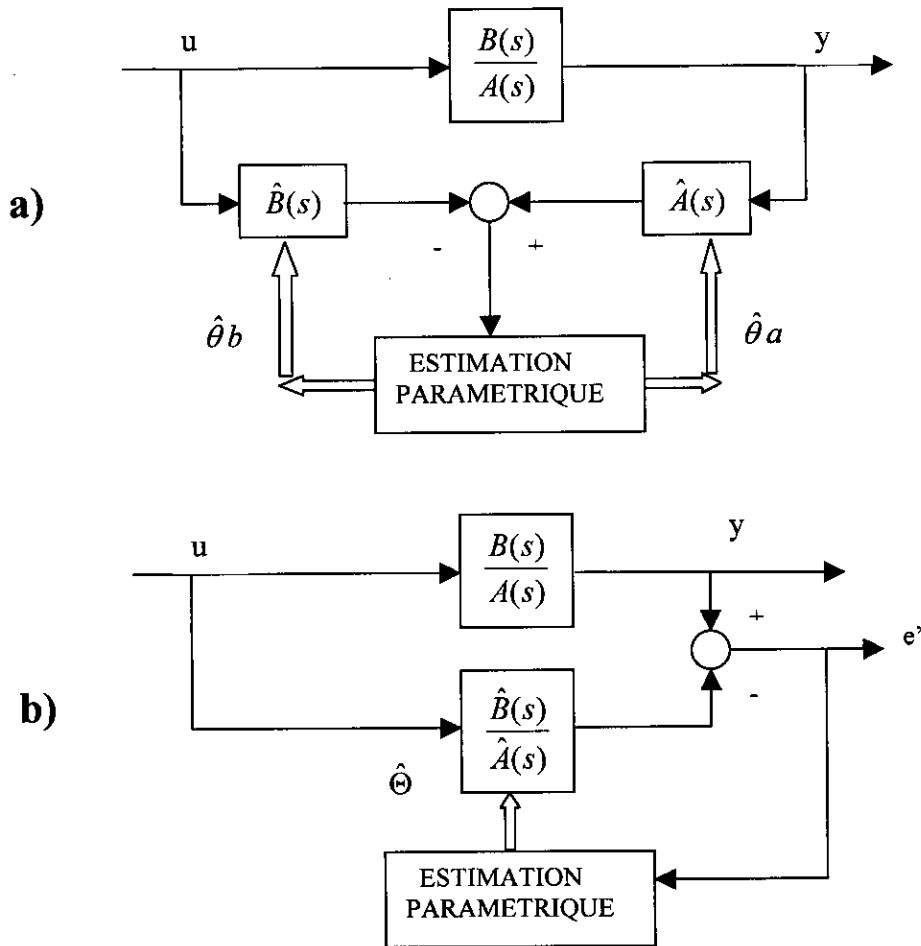


Fig1.2: Structures de modèles pour l'estimation des paramètres
a) erreur d'équation b) erreur de sortie

II.2 DETECTION DE DEFAUTS PAR ESTIMATION D'ETAT

Le système linéaire considéré est décrit dans l'espace d'état par:

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \quad (14)$$

$$y(t) = Cx(t) \quad (15)$$

Comme les méthodes décrites précédemment conviennent aussi bien pour les systèmes monovariables que pour les systèmes multivariables, nous supposons donc avoir p signaux d'entrée $u(t)$ et r signaux de sortie $y(t)$. Supposons qu'aussi bien la structure que tous les paramètres du procédé sont connus (ce qui est très restrictif), un observateur d'état est utilisé pour reconstruire les variables d'état non mesurables en se basant sur les entrées et sorties mesurées.

$$\dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + Bu(t) + Le(t) \quad (16)$$

$$e(t) = y(t) - C\hat{x}(t) \quad (17)$$

Voir figure (I.3) où $e(t)$ est l'erreur de sortie. Pour l'erreur d'estimation d'état, il s'en suit à partir des équations (16) et (17) que:

$$\dot{\tilde{x}}(t) = \dot{x}(t) - \dot{\hat{x}}(t) \quad (18)$$

$$\dot{\tilde{x}}(t) = [A - LC]\tilde{x}(t).$$

L'erreur d'état s'annule (tend vers zéro) asymptotiquement si l'observateur est stable. Ceci peut être obtenu par un choix approprié du gain de l'observateur H.

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \tilde{x}(t) = 0 \quad (19)$$

La représentation d'état du procédé avec les perturbations et les défauts (voir figure I.4) est donnée par

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + E_d d(t) + E_f f(t) \quad (20)$$

$$y(t) = Cx(t) + F_d d(t) + F_f f(t) \quad (21)$$

où:

$d(t)$ les perturbations non mesurables sur l'entrée et la sortie.

$f(t)$ les défauts sur les entrées et les sorties, agissant sur $x(t)$ à travers E_f (exemple: défauts additifs sur les actionneurs ou sur le procédé) et sur la sortie à travers F_f comme les variations de la sortie $\Delta y(t)$ (exemple: défauts additifs sur les capteurs).

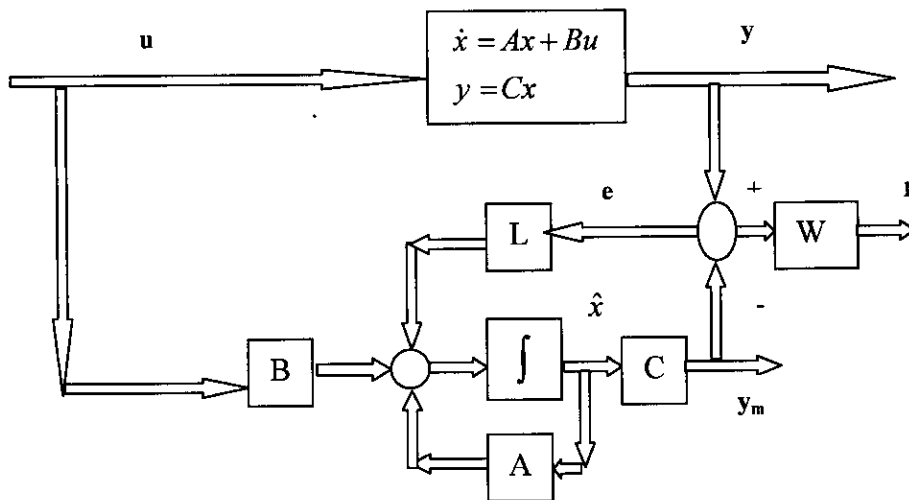
Pour l'erreur d'estimation d'état, si les perturbations $d(t) = 0$, les équations suivantes sont vérifiées

$$\dot{\tilde{x}}(t) = [A - LC]\tilde{x}(t) + (E_f - LF_f)f \quad (22)$$

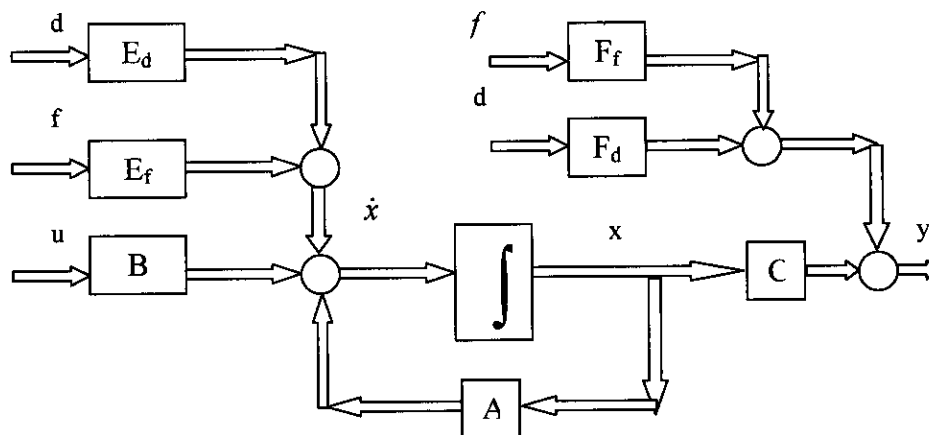
et l'erreur de sortie devient: $e(t) = C\tilde{x}(t) + F_f f(t) \quad (23)$

Dans le cas de défauts permanents apparaissant soudainement, les erreurs d'estimation d'état s'éloigneront de zéro. Dans ce cas, $x(t)$ aussi bien que $e(t)$ montrent un comportement dynamique différent. $\tilde{x}(t)$ et $e(t)$ peuvent être pris comme résidus. En particulier, le résidu $e(t)$ est à la base des différentes méthodes de détection de défauts basées sur l'estimation d'état. Pour la génération de

propriétés particulières, la conception du gain L de l'observateur est nécessaire. Les conditions limitatives sont la stabilité et la sensibilité aux perturbations de sortie, $d(t)$. Si les signaux sont stochastiques, nous utiliserons les filtres de Kalman-Bucy à la place des observateurs.



FigI.3: Procédé et observateur d'état



FigI.4: Procédé multivariable avec les perturbations d et les défauts f .

Si les défauts apparaissent comme des changements de paramètres ΔA , ΔB , ΔC , le comportement du procédé devient:

$$\dot{x}(t) = [A + \Delta A]x(t) + [B + \Delta B]u(t) \quad (24)$$

$$y(t) = [C + \Delta C]x(t) \quad (25)$$

et l'erreur d'estimation d'état

$$\dot{\tilde{x}} = [A - LC]\tilde{x}(t) + [\Delta A - L\Delta C]x(t) + \Delta Bu(t) \quad (26)$$

$$e(t) = C\tilde{x}(t) + \Delta Cx(t). \quad (27)$$

Les défauts ΔA , ΔB et ΔC sont alors des *défauts multiplicatifs*. Dans ce cas les changements sur les résidus dépendent des variations des paramètres et des variables d'état et d'entrée du procédé. Ainsi, les variations des paramètres n'influencent pas directement les résidus comme dans le cas des défauts additifs.

II.3 DETECTION DE DEFAUTS PAR LA METHODE DES EQUATIONS DE PARITE

Une méthode directe à base de modèle pour la détection de défauts est la méthode du modèle parallèle qui consiste à prendre un modèle fixe G_M et l'exécuter en parallèle avec le procédé G_P donnant ainsi une *erreur de sortie* (voir figure I.5a).

$$r'(s) = [G_P(s) - G_M(s)].u(s) \quad (33)$$

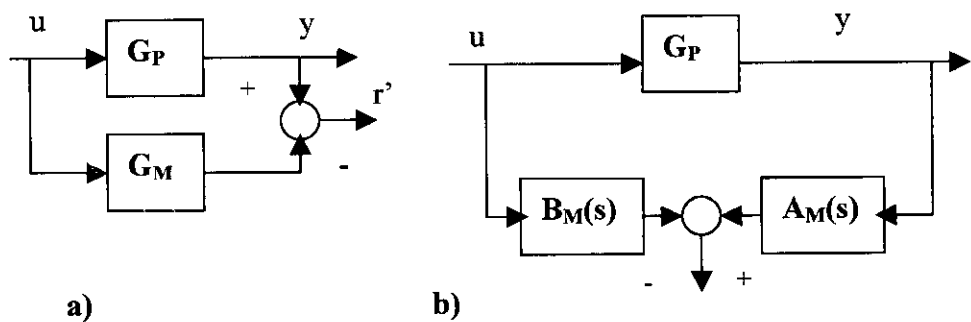
Cependant, comme pour les observateurs, les paramètres du modèle du procédé doivent être connus à priori. Si $G_P(s) = G_M(s)$ et pour des défauts additifs sur l'entrée et sur la sortie (voir figure I.5), l'erreur de sortie devient alors:

$$r'(s) = G_P(s).f_u(s) + f_y(s) \quad (34)$$

Une autre possibilité est de générer une erreur polynomiale (voir figure I.5b),

$$\begin{aligned} r(s) &= A_M(s).y(s) - B_M(s).u(s) \\ &= B_P(s).f_u(s) + A_P(s).f_y(s) \end{aligned} \quad (35)$$

Dans les deux cas, différentes réponses temporelles sont obtenues pour un défaut additif en entrée ou en sortie. $r'(s)$ correspond à l'erreur de sortie de l'estimation paramétrique, eq. (11) et $r(s)$ à l'erreur d'équation, eq.(4). Les équations (34) et (35) génèrent des résidus et elles sont appelées *équations de parité* (Gertler, 1991). Pour obtenir des propriétés spécifiques, ces résidus peuvent être filtrés [11], [21]: $r_f(s) = G_F(s).r(s)$ (36)



FigI.5: méthodes des équations de parité
a) erreur de sortie b) erreur d'équation

Toutefois, pour les procédés mono-entrée / mono-sortie SISO (Single Input, Single Output), seulement un seul résidu peut être généré, il n'est, donc, pas facile de distinguer les différents défauts. Plus de liberté dans la conception des équations de parité peut être obtenue si les signaux intermédiaires dans les procédés SISO peuvent être mesurés ou si on a des procédés MIMO (Multiple Input, Multiple Output). Ainsi, le modèle d'espace d'état est approprié, comme il a été montré par [11], pour les modèles discrets (ou à temps discret). Pour un modèle continu

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \quad (37)$$

$$y(t) = Cx(t) \quad (38)$$

l'équation (38) est insérée dans l'équation (37) qui, différenciée p fois, donne le système d'équations suivant.

$$\begin{bmatrix} y(t) \\ \dot{y}(t) \\ \ddot{y}(t) \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C \\ CA \\ CA^2 \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \end{bmatrix} x(t) + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \dots \\ CB & 0 & 0 \\ CAB & CB & 0 \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u(t) \\ \dot{u}(t) \\ \ddot{u}(t) \\ \vdots \\ \vdots \\ \vdots \end{bmatrix} \quad (39)$$

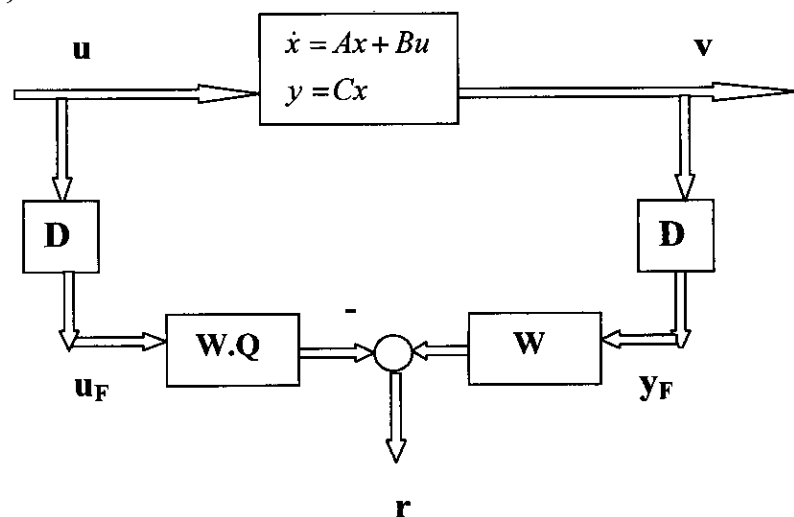
$$Y_F(t) = T.x(t) + Q.U_F(t)$$

Afin de supprimer les états non mesurables $x(t)$, l'équation (39) est multipliée par W , tel que

$$W.T = 0 \quad (40)$$

Ceci donne les résidus suivants (voir figure I.6):

$$r(t) = W.Y_F(t) - W.Q.U_F(t) \quad (41)$$



FigI.6: méthode des équations de parité pour un procédé MIMO représenté dans l'espace d'état.

Les dérivées dans $Y_F(t)$ et $U_F(t)$ peuvent être obtenues par des filtres de variables d'état numériques pour les ordres $n \leq 3$. La conception de la matrice W donne une certaine liberté pour générer un ensemble de résidus structurés. Une possibilité est de sélectionner les éléments de W telle qu'une variable mesurée n'ait pas d'impact sur un résidu particulier. Alors ce résidu reste petit dans le cas de défaut additif sur cette variable et les autres résidus augmentent.

II.4 DETECTION DE DEFAUTS PAR TRAITEMENT DES SIGNAUX

Plusieurs signaux mesurés $y(t)$ indiquent des oscillations qui peuvent être harmoniques, de nature stochastique ou les deux simultanément. Si les changements dans ces signaux sont reliés aux défauts dans le procédé, dans les actionneurs ou dans les capteurs, une analyse du signal est aussi une source d'information. En particulier pour les vibrations dans les machines, des capteurs de position, de vitesse ou d'accélération sont utilisés pour détecter, par exemple, les déséquilibres et les défauts des paliers (cas des turbomachines), cliquetis (moteurs diesel) ou claquements (machines de broyage), mais aussi, à partir de plusieurs autres capteurs, comme les capteurs de courant électrique, de position, de vitesse, de force, de flux et de pression qui peuvent montrer des oscillations à des fréquences plus élevées que celles des réponses dynamiques des procédés habituels. L'extraction des caractéristiques du signal relatif à un défaut peut se restreindre à l'extraction de l'amplitude $y_{\theta}(\omega)$ ou les densités de l'amplitude $|y(i\omega)|$ dans une certaine largeur de bande de fréquences ($\omega_{\min} \leq \omega \leq \omega_{\max}$) du signal en utilisant des filtres passe bande (Stearns, 1975).

Les autres possibilités sont la détermination des fonctions d'autocorrélation, la Transformée de Fourier (particulièrement sous la forme de Transformée de Fourier Rapide (ou FFT pour Fast Fourier Transform)) ou la densité spectrale (Barschdorff, 1987). Les fonctions de corrélation et les densités spectrales conviennent spécialement pour la séparation des composantes stochastiques et périodiques du signal. Si les fréquences sont connues, l'inter-corrélation du signal avec des harmoniques d'ordre supérieur peut être effectuée.

Toutefois, la fonction de corrélation ou le spectre de fréquences constituent une représentation non paramétrique du signal qui (aussi bien pour les signaux harmoniques que stochastiques) ne convient pas pour la détection automatique directe de défauts, si les fréquences sont inconnues. Donc les modèles paramétriques du signal sont préférables. Elles permettent d'estimer directement les principales fréquences et leurs amplitudes qui sont particulièrement sensibles aux petits changements de fréquences. Ceci est possible en modélisant les signaux comme une superposition de sinusoïdes amorties sous la forme de modèles ARMA (« Autoregressive moving average ») [5].

A l'aide de l'estimateur du maximum d'entropie à deux pas, via les fonctions de corrélation, un nombre choisi de fréquences distinctes, inconnues ω_j , peuvent être estimées ainsi que leurs amplitudes y_{0j} [20]. Les symptômes sont alors générés par les changements des fréquences et des amplitudes estimées.

II.4.1 DETECTION DE CHANGEMENTS ET GENERATION DE SYMPTOMES

Les quantités mesurées ou estimées tels que les signaux, les paramètres, les variables d'état ou les résidus sont habituellement des variables stochastiques $S_i(t)$ de valeur moyenne et de variance données respectivement par

$$\bar{S}_i = E[S_i(t)] ; \bar{\sigma}_i^2(t) = E\{[S_i(t) - \bar{S}_i]^2\} \quad (42)$$

comme valeurs normales du procédé sans défaut.

Les *symptômes analytiques* sont alors obtenus comme les changements

$$\Delta S_i = E\{S_i(t) - \bar{S}_i\} ; \Delta \sigma_i = E\{\sigma_i(t) - \bar{\sigma}_i\} ; t > T_F \quad (43)$$

par rapport aux valeurs (normales) de référence. Pratiquement, les instants d'apparition de défauts sont inconnus. Pour séparer le comportement normal du comportement avec défaut, on choisit souvent un seuil fixé $\Delta S_{tol} = \varepsilon \bar{\sigma}_s$, $\varepsilon \geq 2$.

Ainsi, un compromis doit être fait entre la détection de petits défauts (sensibilité) et les fausses alarmes à cause du dépassement d'un temps très court. Les méthodes de détection de changements telles que le rapport de vraisemblance, la décision bayésienne, le test t (voir [2]) peuvent améliorer la décision (binaire).

Une autre possibilité est l'utilisation de la théorie des ensembles flous qui permet d'obtenir une mesure graduelle pour dépasser un seuil fixé; on parle dans ce cas de *seuil flou*.

III/ LOCALISATION DE DEFAUTS

La tâche de localisation de défauts (dans le sens identification) consiste à déterminer le type de défaut avec beaucoup de détails possibles tels que la taille (amplitude) du défaut, le lieu et le temps de détection. La procédure de localisation est basée sur les symptômes analytiques et heuristiques observés et la connaissance heuristique du procédé. Dans cette section, la partie heuristique de la connaissance et les mécanismes d'inférence sont décrits afin de construire des systèmes experts en ligne pour le diagnostic des défauts.

III.1 REPRESENTATION DES SYMPTOMES

Les entrées du mécanisme d'inférence des défauts à base de connaissances sont tous des symptômes disponibles comme faits et connaissances des défauts relatifs au procédé, souvent sous forme heuristique.

a) Symptômes analytiques

Les symptômes analytiques S_{ai} sont les résultats de la comparaison des signaux mesurables avec la valeur limite, les signaux ou les méthodes de détection de défauts procédé-modèle et la détection de changements comme il a été décrit précédemment.

b) Symptômes heuristiques

Les symptômes heuristiques S_{hi} sont les observations des opérateurs sous forme de bruit acoustique, d'oscillations, d'impressions optiques comme les couleurs ou l'odeur, obtenues par inspection. Ces faits empiriques peuvent habituellement seulement être représentés sous forme de mesures qualitatives par des expressions linguistiques comme « peu », « moyen », « beaucoup ».

c) Historique du procédé et statistiques des défauts

Une troisième catégorie de faits dépend de l'état général, basé sur l'historique du procédé. Cet historique (ou vie passée du procédé) inclut les informations sur le temps de fonctionnement, les mesures de charges, la dernière maintenance ou la dernière réparation. Si les statistiques des défauts existent (exemple à partir d'un « contrôle statistique du procédé »), elles décrivent la fréquence de certains défauts pour le même ou pour des procédés similaires. En fonction de la qualité de ces mesures, elles peuvent être utilisées comme symptômes analytiques ou heuristiques. Cependant, l'information concernant l'historique du procédé est en général vague et leurs faits doivent être pris comme symptômes heuristiques. Les symptômes basés sur l'historique du procédé seront désignés par S_{pi} .

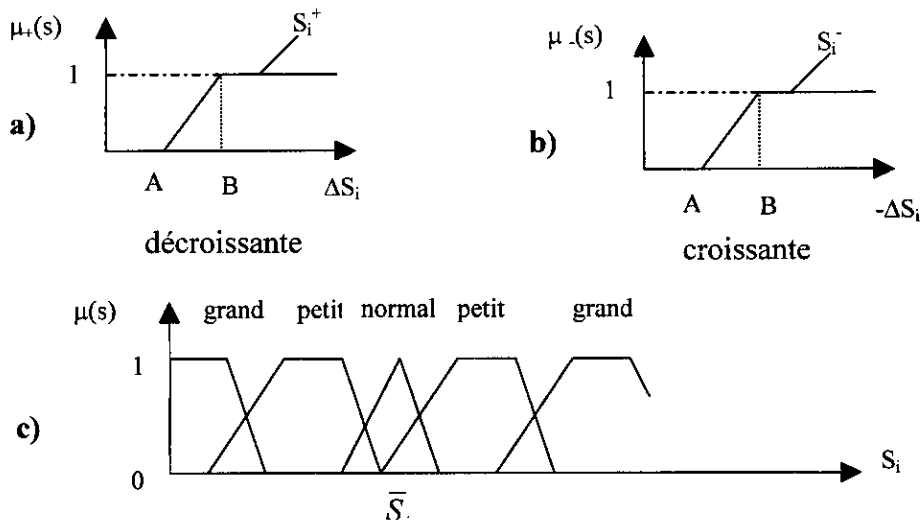
La connaissance sur les symptômes peut être représentée sous forme de chaîne de caractères et peut inclure, par exemple, le nombre, le nom, la valeur numérique, la valeur de référence, la valeur de confiance ou d'appartenance calculée, le temps de détection et du texte explicatif [9].

d) Représentation unifiée des symptômes

Pour le traitement de tous les symptômes par le mécanisme d'inférence, il est avantageux d'utiliser une représentation unifiée. Une possibilité est de présenter les symptômes analytiques et heuristiques avec des degrés (nombres) de confiance $0 \leq c(s_i) \leq 1$ et les traiter ensuite dans le sens des approches probabilistes connues dans la théorie de la fiabilité [9].

Une autre possibilité est la représentation sous forme de fonctions d'appartenance $0 \leq \mu(s_i) \leq 1$ d'ensembles flous [16].

La figure (I.7) montre certains exemples pour les cas où le symptôme ΔS_i , eq.(43), augmente ou décroît. Les figures (I.7a) et (I.7b) ont l'avantage d'avoir une seule fonction d'appartenance à traiter contrairement à la figure (I.7c) où cinq fonctions d'appartenance pour des changements exprimés sous forme linguistique doivent être traitées. Par ces types d'ensembles flous et leurs fonctions d'appartenance correspondantes, tous les symptômes analytiques et heuristiques peuvent être représentés de manière unifiée dans l'intervalle $0 \leq \mu(s_i) \leq 1$.



FigI.7: Fonctions d'appartenance des symptômes $S_i = \Delta S_i$

e) Relations symptômes-défauts

La propagation des défauts vers les caractéristiques ou symptômes observables suit en général les relations de cause à effet où les propriétés et les variables physiques sont reliées les unes aux autres quantitativement et aussi comme fonctions du temps. Cependant les lois physiques sous-jacentes sont fréquemment inconnues sous forme analytique ou sont si compliquées pour les calculs. S'il n'y a pas d'information disponible sur les causalités défauts-symptômes, *des méthodes de classification* par apprentissage expérimental peuvent être appliquées pour le diagnostic des défauts. Ceci mène à une base de connaissances non structurée. Dans le cas où les causalités défauts-symptômes peuvent être exprimées sous forme de règles **si-alors**, *les méthodes de raisonnement* peuvent être utilisées. Dans les sous sections suivantes, ces deux procédures de diagnostic seront brièvement décrites. Comme le comportement dans le temps (la dynamique) entre les causes et leurs effets est inconnu dans la plupart des cas, les relations sont considérées comme statiques.

III.2 LOCALISATION UTILISANT LES METHODES DE CLASSIFICATION

Dans la section III.1, nous avons montré comment obtenir les caractéristiques analytiques et heuristiques S (ou symptômes ΔS_i). Ces caractéristiques sont maintenant représentées par un vecteur caractéristique

$$S^T = [S_1, S_2, \dots, S_n]. \quad (44)$$

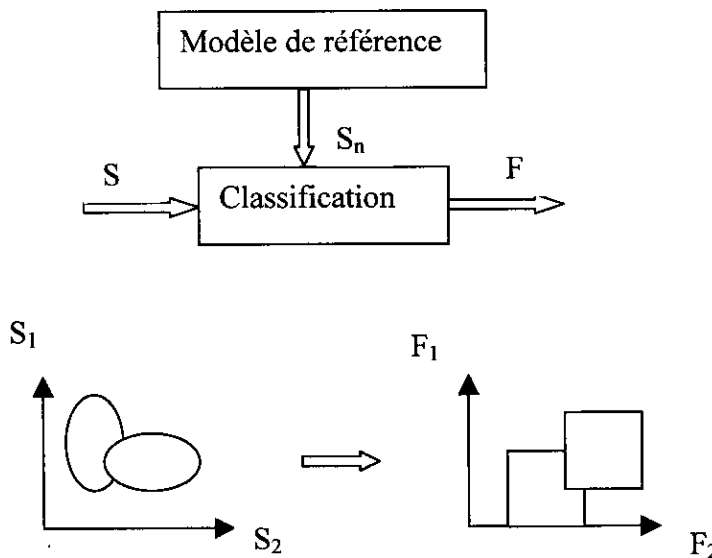
Les défauts correspondants sont supposés connus et représentés par le vecteur suivant:

$$F^T = [F_1, F_2, \dots, F_m]. \quad (45)$$

Les éléments de F peuvent être binaires exprimant l'absence ou la présence de défauts.

Ils peuvent aussi représenter des mesures graduelles pour la taille des défauts $F_j \in [0 \dots 1]$.

Si aucune autre connaissance n'est disponible pour les relations entre les caractéristiques et les défauts, les méthodes de classification ou de reconnaissance de formes peuvent être utilisées (voir figure I.8).



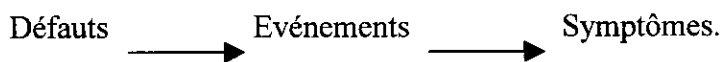
FigI.8: Diagnostic de défauts utilisant les méthodes de classification

Les vecteurs de référence S_n sont déterminés pour le comportement normal (comportement sans défaut). Alors les vecteurs caractéristiques d'entrée correspondants S sont déterminés expérimentalement pour certains défauts F_j . La relation entre F et S est alors apprise expérimentalement par apprentissage (entraînement) et stockée, formant ainsi une *base de connaissances explicite*. En comparant S observé avec la référence normale S_n , on peut déduire les défauts F. On distingue les *méthodes de classification statistiques et géométriques* avec ou sans fonctions de probabilités (Tou et Gonzalez, 1974).

Une autre possibilité est l'utilisation des *réseaux de neurones* à cause de leur capacité d'approximation des relations non linéaires et de détermination des régions de décision pour F sous forme continue ou discrète [19]. Par *groupement flou (fuzzy clustering)*, l'utilisation de zones de séparation floues est possible [12].

III.3 LOCALISATION UTILISANT LES METHODES DE RAISONNEMENT

Pour certains procédés techniques, les relations de base entre les défauts et les symptômes sont au moins partiellement connues. Alors cette connaissance à priori peut être représentée par des relations causales:



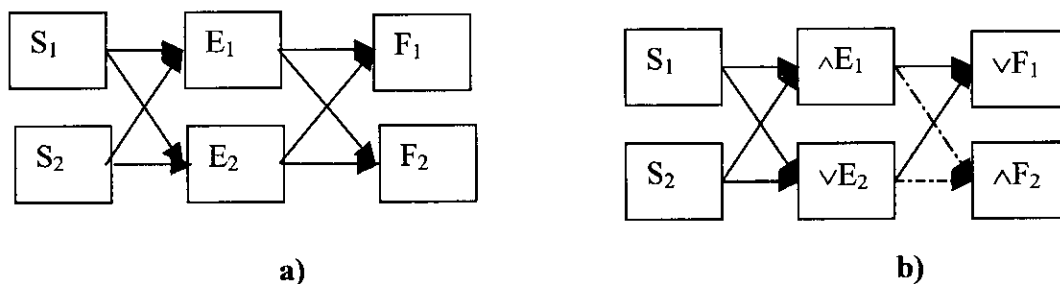
La figure (I.10) montre un réseau (graphe) causal dont les nœuds représentent les états et les arêtes représentent les relations. L'établissement de ces causalités suit l'analyse de l'arbre des défaillances (« Fault-tree analysis »: FTA), en allant des défauts aux événements puis aux symptômes (causalités physiques) ou bien par l'analyse de l'arbre des événements (« Event-tree analysis »: ETA), en allant des symptômes vers les défauts [18]. Pour effectuer un diagnostic, cette connaissance qualitative peut alors être exprimée sous forme de règles:

IF<condition>THEN<conclusion>.

La partie condition (prémisse) contient les faits (symptômes S_i) comme entrées et la partie conclusion inclut les événements E_k et les défauts F_j comme cause logique des faits. Si plusieurs symptômes indiquent un événement ou un défaut, les faits sont associés par les opérateurs AND et OR donnant des règles de la forme:

IF< S_1 AND S_2 > THEN < E_1 >

IF< E_1 OR E_2 > THEN < F_1 > (voir Fig. I.9b)



*Fig. I.9: Diagnostic de défauts utilisant la méthode d'inférence
a) réseaux causaux b) arbres symptômes-défauts*

Dans l'analyse classique de l'arbre des défaillances, les symptômes et les événements sont considérés comme des variables binaires et la partie condition des règles peut être calculée par les équations booléennes des connexions parallèle-série [9]. Cependant, cette procédure n'a pas eu de succès à cause de la nature continue des défauts et des symptômes.

Pour le diagnostic des défauts des procédés techniques, les méthodes de *raisonnement approché* sont plus appropriées. Un aperçu sur le développement des approches de raisonnement approximatif, appliqué au diagnostic, est donné dans [16], [25].

En utilisant la stratégie de la règle « chaînage avant », les faits sont appariés avec la prémisse et la conclusion est basée sur la conséquence logique (modus ponens). Pour le raisonnement approché (ou approximatif), les symptômes sont considérés comme faits incertains. Ceci peut être modélisé en associant à ces symptômes des *degrés de confiance* $c(S_i)$, des *fonctions d'appartenance* à des ensembles flous $\mu(S_i)$ ou des *fonctions densité de probabilité* $p(S_i)$.

Le *raisonnement probabiliste* est basé sur les réseaux bayesiens avec des probabilités conditionnelles pour les causalités. Toutefois, afin de réduire les calculs, on suppose que les symptômes sont statistiquement indépendants. Ainsi les formules sont très similaires aux opérations produit-somme (« prod-sum ») de la logique floue [25].

Le *raisonnement possibiliste* avec la logique floue est plus directe. Les caractéristiques S_i ou les symptômes ΔS_i sont représentés par des ensembles flous avec significations linguistiques comme « petit », « moyen », « grand »; voir figure (I.7). Le raisonnement par logique floue suit alors le principe du système des règles **Si - Alors** floues avec les étapes: fuzzification, inférence, accumulation et défuzzification. Par le chaînage de ces règles, plusieurs niveaux de règles peuvent être considérés. Le résultat est donc la possibilité de mesurer un défaut ainsi que sa taille. Pour plus de détails [17], [25].

A cause de l'acquisition pénible de la base de règles, d'autres développements considèrent les systèmes flous adaptatifs pour le raisonnement approché. En utilisant les similarités entre les systèmes flous et les réseaux de neurones, particulièrement avec les fonctions de base radiales. Ayoubi [1] a proposé un système neuro-flou adaptatif, où les fonctions d'appartenance des symptômes et les degrés des opérateurs de liaison AND / OR sont ajustés par expérience.

La stratégie de chaînage arrière suppose la conclusion connue et cherche toutes les prémisses relatives à cette conclusion (modus tollens).

Ceci est particulièrement intéressant si les symptômes sont incomplets. Donc les événements et les défauts obtenus sont affichés à l'opérateur après le chaînage avant avec tous les symptômes connus. Un raffinement du diagnostic peut être atteint en sélectionnant les événements et les défauts les plus plausibles comme hypothèses et en appliquant le chaînage arrière pour chercher les symptômes manquants. Ensuite, le chaînage avant est relancé. Cette procédure est mieux implémentée dans un dialogue interactif et réitérée jusqu'à son arrêt par l'opérateur [9]. Les autres stratégies de chaînage sont « établir / raffiner », « Hypothèse/Test », « Recherche en profondeur et en largeur », etc...

CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons donné un aperçu sur l'état de l'art concernant les techniques et les méthodes utilisées en diagnostic. Bien qu'il existe, en littérature, plusieurs classifications possibles de ces méthodes, nous avons distingué, entre les méthodes analytiques, dites aussi numériques (estimation d'état, estimation paramétrique, équations de parité,...) qui se basent sur l'existence de modèles mathématiques plus ou moins précis et les méthodes symboliques (dites aussi qualitatives) basées sur les techniques d'intelligence artificielle (systèmes experts, réseaux de neurones, logique floue, arbres de défaillances ou de bon fonctionnement, etc...). Ces dernières sont utilisées dans le cas où la modélisation mathématique du système est complexe ou inexistante. Chaque méthode a des avantages et des inconvénients en fonction du système étudié et de la technique utilisée, c'est à dire qu'il n'y a pas de méthode meilleure que l'autre mais plutôt de méthodes qui se complètent ou encore de méthode recommandée pour un contexte donné.

Chapitre II

SYNTHESE DES OBSERVATEURS POUR LE DIAGNOSTIC

II. 1 INTRODUCTION

Dans ce chapitre, nous nous intéressons à la synthèse des observateurs de Luenberger. Nous montrons ensuite les capacités qu'offrent ces observateurs dans le domaine du diagnostic automatique de pannes et des défauts survenant sur un système de commande.

II. 2 POSITION DU PROBLEME

Un observateur est un système dynamique qui, en fonction des entrées u et des sorties y du procédé donne une estimation de l'état du système. L'observateur est dit en boucle fermée s'il y a injection de la sortie dans le modèle permettant à celui-ci d'effectuer une correction de son erreur d'estimation. L'existence d'un observateur nécessite que les variables que l'on veut estimer soient observables.

Considérons un système de commande régi par les équations d'état et de sortie suivantes :

$$\dot{X} = A.X + B.u + E_d d + E_f f \quad (1)$$

$$y = C.X + D.u + F_d d + F_f f \quad (2)$$

Où $X \in R^n$ est le vecteur d'état, $u \in R^m$ est le vecteur de commande, $y \in R^p$ est le vecteur de sortie. Le vecteur $f \in R^q$ représente le vecteur de défauts qu'on désire détecter et le vecteur $d \in R^k$ représente le vecteur des perturbations, englobant les erreurs de modélisation et les bruits affectant le système. Les matrices $A, B, C, D, E_d, E_f, F_d, F_f$ sont de dimensions appropriées. Le modèle utilisé dans ce cas intègre le maximum de connaissances sur le système: ainsi, bien que les entrées inconnues d (perturbations) et f (défauts) ne soient pas mesurables ni estimables on modélise leurs influences potentielles respectives sur le système par les matrices E_d, E_f, F_d et F_f . Dans ce qui suit, on considère les perturbations comme des grandeurs non mesurables dont on veut s'affranchir dans la génération du résidu. Les défauts, par contre, sont les entrées inconnues que l'on veut identifier: elles devront apparaître dans le résidu.

II. 3 OBSERVATEUR DE LUENBERGER

Le problème d'observateur de Luenberger consiste à estimer une combinaison linéaire des variables d'état X du système à savoir : $z = TX$; où T est une matrice régulière.

La structure de cet observateur est donnée par:

$$\dot{\hat{z}} = N\hat{z} + Mu + Gy \quad (3)$$

La dérivée de l'erreur d'observation vérifie:

$$\dot{e} = \dot{\hat{z}} - \dot{z} = \dot{\hat{z}} - T\dot{x} \quad (4)$$

$$\dot{e} = N\dot{\hat{z}} + Mu + Gy - T\dot{x} \quad (5)$$

$$\dot{e} = N\dot{\hat{z}} + Mu + Gy - T[Ax + Bu + E_d d + E_f f] \quad (6)$$

$$\dot{e} = NT\dot{\hat{x}} + Mu + Gy - TAx - TBu - TE_d d - TE_f f \quad (7)$$

$$\dot{e} = NT\dot{\hat{x}} + Mu + GCx + GDu + GF_d d + GF_f f - TAx - TBu - TE_d d - TE_f f \quad (8)$$

$$\dot{e} = NT\dot{\hat{x}} + (GC - TA)x + (M + GD - TB)u + (GF_d - TE_d)d + (GF_f - TE_f)f \quad (9)$$

Pour que l'erreur d'observation converge asymptotiquement vers zéro en l'absence de défauts f mais quelles que soient les perturbations d , il suffit que les matrices de l'observateur soient solutions du système:

$$NT = TA - GC \quad (10)$$

$$M = TB - GD \quad (11)$$

$$GF_d - TE_d = 0 \quad (12)$$

Dans ce cas on a $\dot{e} = Ne$. La matrice N , représentant la dynamique de l'erreur d'observation, doit être stable. La résolution de ce système dépend de la modélisation du procédé et des contraintes de conception (choix du nombre de variables observées = dimension (T), par exemple) qu'on se fixe afin de choisir une solution parmi celles possibles.

Le type d'observateur qui en résulte dépend de ces critères de synthèse. Ainsi :

- Si on ignore les perturbations d , le modèle est simplifié car E_d et F_d n'ont pas lieu d'être.

Dans ce cas, le système à résoudre est celui qui permet de construire un observateur de Luenberger.

$$NT = TA - GC \quad (13)$$

$$M = TB - GD \quad (14)$$

- Si, en plus, on se limite à observer directement l'état du système, nous avons $T = I$ (matrice identité) et l'observateur prend la forme d'un observateur de Kalman :

$$N = A - GC \quad (15)$$

$$M = B - GD \quad (16)$$

- Si la matrice de bouclage G est nulle ($G = 0$: système ouvert), l'observateur se réduit au modèle parallèle.

II. 4 SYNTHÈSE D'UN OBSERVATEUR DE LUENBERGER POUR LE DIAGNOSTIC

Le principe fondamental des méthodes de génération des résidus à l'aide d'observateurs est de reconstruire la sortie du système à partir des données accessibles sur le procédé, puis de comparer cette estimation à la valeur réelle de la sortie. En absence de défauts, la différence entre la sortie estimée et la sortie réelle, appelée résidu, converge vers zéro. Dès qu'un défaut apparaisse, cette différence n'est plus égale à zéro. De part sa structure en boucle fermée, un observateur apporte des degrés de liberté supplémentaires lors de sa synthèse. Cette souplesse dans le choix des paramètres peut permettre de s'affranchir de l'influence de certaines entrées perturbatrices du système, améliorant ainsi la robustesse des résidus vis à vis de celles-ci. Les observateurs ont été utilisés initialement pour estimer les variables d'état non mesurables d'un procédé à des fins de commande. En diagnostic, on recherche des relations de redondance afin de pouvoir comparer les grandeurs issues du modèle à celles issues des mesures du procédé. Non seulement on ne veut observer que des variables accessibles par la mesure (les autres n'apportent, a priori, aucune redondance) mais, en plus, la signification physique des grandeurs observées importe peu car l'important est de générer des grandeurs de comparaison sensibles aux défaillances considérées. On veut observer des combinaisons linéaires de l'état qui seront, en l'absence de défaut, identiques à leurs homologues reconstituées à partir des entrées et sorties du procédé. Les grandeurs de comparaison qui sont des résidus s'expriment en fonction de u et y et des variables observées :

$$r(t) = P \hat{z}(t) + U u(t) + K y(t) \quad (17)$$

La seule contrainte que nous impose le diagnostic est que le résidu soit nul en l'absence de défauts et ce, quelles que soient les perturbations. Par contre, en présence de défaut, le résidu doit être affecté, c'est à dire, doit être non nul. La résolution des équations de l'observateur est contrainte par l'équation du résidu:

$$r(t) = P \hat{z}(t) + U u(t) + K y(t) \quad (18)$$

$$r(t) = P \hat{z}(t) + KCx(t) + U u(t) + KDu(t) + KF_d d(t) + KF_f f(t) \quad (19)$$

Pour que le résidu converge vers 0 en l'absence de défauts et ce indépendamment de l'état et de l'entrée, sachant que l'erreur d'observation converge vers 0, il faut qu'on ait:

$$N \text{ stable.}$$

$$PT = -KC$$

$$U = -KD$$

$$KF_d = 0$$

(20)

Le système à résoudre pour la synthèse des paramètres de l'observateur devient:

$NT = TA - GC$	Condition de convergence de l'erreur d'observation
$M = TB - GD$	Condition de découplage de l'erreur d'observation e vis à vis des entrées connues u .
$GF_d - TE_d = 0$	Découplage de l'erreur d'observation vis à vis des entrées inconnues d .
$PT = -KC$	Couplage résidu – erreur d'observation.
$U = -KD$	Découplage des résidus vis à vis des entrées connues.
$KF_d = 0$	Découplage des résidus vis à vis des entrées inconnues.

Pour résoudre ce système, on procède comme suit :

- Etant donnée la matrice N de la dynamique de l'erreur d'observation, on résout l'équation de découplage de l'erreur d'observation vis à vis des perturbations d : $GF_d - TE_d = 0$ et l'équation résultante de la condition de convergence de l'erreur d'observation $NT = TA - GC$ pour obtenir les deux matrices T et G .
- Ayant assuré la convergence vers zéro de l'erreur d'observation, on se préoccupe maintenant du résidu en résolvant: $PT = -KC$.
- $KF_d = 0$ assure l'indépendance du résidu vis à vis des perturbations.
- On impose $U = -KD$ et $M = TB - GD$ pour compléter les équations de l'observateur.

Si nous vérifions ces contraintes de synthèse, alors l'erreur d'observation et le résidu deviennent : $\dot{e} = NT(\hat{x} - x) + (GF_f - TE_f)f$ (21)

$$r = PT(\hat{x} - x) + KF_f f \quad (22)$$

C'est à dire que la dérivée de l'erreur d'observation est soumise à l'influence des défauts via la matrice $(TE_f - GF_f)$, ce qui nous permet de connaître la sensibilité de l'erreur aux défauts. La sensibilité du résidu au défaut est définie par les coefficients de KF_f . A ce stade, les degrés de liberté restant sont utilisés pour fixer, dans la mesure du possible, la forme de $(TE_f - GF_f)$ et de KF_f . Cette dernière opération permet de fixer les gains entre le vecteur de défauts et le résidu.

CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons synthétisé un observateur de Luenberger pour le diagnostic automatique de pannes. Cette synthèse constitue la base de procédures de diagnostic robuste.

CHAPITRE III

APPROCHE FREQUENTIELLE

III.1 INTRODUCTION

Nous avons vu dans le chapitre 2 que la synthèse d'un observateur découplé de la perturbation $d(t)$ n'est pas toujours possible car la résolution des équations de découplage n'est pas toujours obtenue. Dans ce chapitre, nous allons étudier le problème de diagnostic dans le domaine fréquentiel afin de tirer des conclusions concernant l'existence de compromis éventuel entre le rejet de perturbations et la détection de défauts. Cette étude est limitée aux trois types d'observateurs suivants:

1. Observateur de Luenberger d'ordre plein.
2. Observateur Proportionnel Intégral (PI).
3. Observateur de Luenberger Généralisé.

III.2 OBSERVATEUR D'ORDRE PLEIN

III.2.1 FORMULATION DU PROBLEME

Considérons un système linéaire invariant dans le temps (LTI) de la forme

$$\begin{aligned}\dot{x}(t) &= Ax(t) + Bu(t) + E_d d(t) + E_f f(t) \\ y(t) &= Cx(t) + Du(t) + F_d d(t) + F_f f(t)\end{aligned}\tag{1}$$

où $x(t) \in R^n$ est le vecteur d'état, $u(t) \in R^m$ est le vecteur d'entrée et $y(t) \in R^p$, le vecteur de sortie. Le vecteur $d(t) \in R^q$ représente les perturbations et $f(t) \in R^r$ représente le vecteur des défauts avec chaque élément $f_i(t)$ correspondant à un défaut particulier. Les matrices A , B , C , D , E_d , E_f , F_d , F_f sont les matrices du modèle du système, de dimensions appropriées. L'idée de base de la génération des résidus basée sur l'observateur de Luenberger est d'estimer les sorties du système à partir des mesures, ensuite l'erreur d'estimation de la sortie est utilisée comme résidu. Nous nous intéressons ici à la génération des résidus en utilisant l'observateur d'ordre plein donné par:

$$\begin{aligned}\dot{\hat{x}} &= A\hat{x} + Bu + L(y - \hat{y}) \\ \hat{y} &= C\hat{x} + Du \\ r &= y - \hat{y}\end{aligned}\tag{2}$$

III.2.2 COMPROMIS DANS LE DOMAINE FREQUENTIEL

Dans le domaine fréquentiel, le résidu $r(s)$ est donné par:

$$r(s) = G_{rd}(s)d(s) + G_{rf}(s)f(s)\tag{3}$$

où les matrices $G_{rd}(s)$ et $G_{rf}(s)$ sont des matrices de transfert.

Nous avons:

$$\begin{aligned}\dot{\hat{x}}(t) &= A\hat{x}(t) + Bu(t) + Lr(t) \\ r(t) &= y(t) - \hat{y}\end{aligned}\quad (4)$$

où L est le gain de l'observateur. Cet observateur est un cas particulier de l'observateur de Luenberger. Si on pose $G_{fr}(s) = [G_{rf}(s)]^{-1}$, les relations de base entre $G_{rd}(s)$ et $G_{fr}(s)$ se résument dans le résultat suivant.

Résultat 1

Considérons les fonctions de transfert $G_{rd}(s)$ et $G_{fr}(s)$ définies ci-dessus. Alors les propriétés suivantes sont vérifiées.

$$(P1) \quad G_{fr}(s)G_{rd}(s) = T_p(s) \quad (5)$$

$$(P2) \quad \|G_{rd}(s)\|_{\infty} \geq \|T_p(s)\|_{\infty} \times \|G_{fr}(s)\|_{\infty}^{-1} \quad (6)$$

$$\text{où} \quad T_p(s) = [C\Phi(s)E_d + E_f]^{-1} [C\Phi(s)F_d + F_f] \quad \text{avec} \quad \Phi(s) = [sI - A]^{-1} \quad (7)$$

Démonstration

Propriété (P1). On a:

$$\begin{aligned}G_{rd}(s) &= C[sI - A + LC]^{-1} [E_d - LF_d] + F_d \\ &= C\Phi(s)[I + LC\Phi(s)]^{-1} [E_d - LF_d] + F_d \\ &= [I + C\Phi(s)L]^{-1} C\Phi(s)[E_d - LF_d] + F_d \\ &= [I + C\Phi(s)L]^{-1} C\Phi(s)E_d + [I + C\Phi(s)L]^{-1} F_d\end{aligned}$$

De manière similaire, on a:

$$\begin{aligned}G_{fr}(s) &= C[sI - A + LC]^{-1} [E_f - LF_f] + F_f \\ &= C\Phi(s)[I + LC\Phi(s)]^{-1} [E_f - LF_f] + F_f \\ &= [I + C\Phi(s)L]^{-1} C\Phi(s)[E_f - LF_f] + F_f \\ &= [I + C\Phi(s)L]^{-1} C\Phi(s)E_f + [I + C\Phi(s)L]^{-1} F_f\end{aligned}$$

Ainsi

$$[G_{rf}(s)]^{-1} G_{rd}(s) = G_{fr}(s)G_{rd}(s) = T_p(s)$$

Propriété (P2): Conséquence directe des propriétés de la norme H_{∞} . **Fin.**

Les trois remarques suivantes sont à signaler.

a₁) Naturellement, nous voudrions minimiser $\|G_{fr}(s)\|_{\infty}$. Toutefois, lorsque nous effectuons cette minimisation, la sensibilité aux perturbations sera plus grande dans cette gamme de fréquences puisque $\|G_{rd}(s)\|_{\infty}$ augmente.

b₁) C'est essentiellement la fonction de transfert $T_p(s)$ qui régit la forme du compromis entre le rejet des perturbations et la sensibilité aux défauts. Il est à noter que cette fonction de transfert dépend seulement des propriétés structurelles du système, autrement dit elle est indépendante de la conception de l'observateur.

c₁) La seconde propriété signifie que le minimum atteignable pour l'optimisation du rejet des perturbations ne peut pas être inférieur à l'inverse du minimum atteignable pour FDI multiplié par la norme de $T_p(s)$. Ceci montre clairement la relation entre les deux problèmes d'optimisation.

Considérons maintenant les spécifications de conception RFDI vérifiant:

$$\bar{\sigma}[W_d(s)G_{rd}(s)] \leq 1 \quad (9)$$

et
$$\bar{\sigma}[W_f(s)G_{fr}(s)] \leq 1 \quad (10)$$

où $W_d(s)$ et $W_f(s)$ sont des fonctions de pondération utilisées pour mettre en évidence l'importance relative des propriétés du système aux différentes fréquences et $\bar{\sigma}$ désigne la valeur singulière maximum de la matrice de transfert sous-jacente. Notre but est de déterminer, pour un ensemble de pondérations donné, si la relation algébrique entre $G_{rd}(s)$ et $G_{fr}(s)$ empêche que ces spécifications soient simultanément satisfaites, la relation (5) impose une contrainte sur $G_{fr}(s)$, et ainsi la possibilité que (10) soit satisfaite. Nous avons le résultat suivant.

Résultat 2

Supposons que $G_{fr}(s)$ et $G_{rd}(s)$ sont inversibles. Alors les spécifications (9)-(10) peuvent être simultanément vérifiées à une fréquence donnée si les bornes suivantes sont satisfaites à cette fréquence:

$$\underline{\sigma}[W_f(s)G_{fr}(s)] \geq \bar{\sigma}[W_d(s)]\bar{\sigma}[W_f(s)T_p(s)] \quad (11)$$

$$\underline{\sigma}[W_d(s)G_{rd}(s)] \geq \bar{\sigma}[W_d(s)]\bar{\sigma}[W_f(s)T_p(s)] \quad (12)$$

où $\underline{\sigma}$ désigne la plus petite valeur singulière des matrices de fonctions de transfert.

Démonstration

La spécification (9) est vérifiée si $\bar{\sigma}[W_d(s)G_{rd}(s)] \leq 1$

En prenant en compte le fait que $G_{rd}(s) = [G_{fr}(s)]^{-1}T_p(s)$

on obtient:
$$\bar{\sigma}[W_d(s)[W_f(s)G_{fr}(s)]^{-1}W_f(s)T_p(s)] \leq 1$$

$$\bar{\sigma}[W_d(s)]\bar{\sigma}[W_f(s)G_{fr}(s)]^{-1}\bar{\sigma}[W_f(s)T_p(s)] \leq 1$$

ou encore:

$$\underline{\sigma}[W_f(s)G_{fr}(s)] \geq \bar{\sigma}[W_d(s)]\bar{\sigma}[W_f(s)T_p(s)]$$

En suivant la même approche, on peut démontrer facilement le deuxième fait. **Fin.**

Les bornes ci-dessus sont une conséquence du compromis entre la minimisation simultanée de $G_{rd}(s)$ et $G_{fr}(s)$. Remarquons que la sévérité de ce compromis dépend de la valeur du gain de la matrice de transfert $T_p(s)$.

III.3 OBSERVATEUR PROPORTIONNEL INTEGRAL

III.3.1 FORMULATION DU PROBLEME

L'observateur Proportionnel Intégral (PI) est un cas particulier de l'observateur de Luenberger. Il est conçu pour rejeter les perturbations constantes d . La conception d'un tel observateur est similaire à celle d'un observateur classique d'ordre plein mais appliqué à un système augmenté incluant l'action intégrale.

Considérons le système (1) avec l'observateur Proportionnel Intégral (PI) suivant:

$$\dot{\hat{x}} = A\hat{x} + Bu + L_1(y - C\hat{x} - Du) + Bv$$

$$\dot{v} = L_2(y - C\hat{x} - Du)$$

La variable d'état $v(t)$ est l'intégrale de l'erreur d'observation.

En posant $z = \begin{pmatrix} \hat{x} \\ v \end{pmatrix}$ comme état augmenté, nous obtenons:

$$\dot{z} = \begin{pmatrix} \dot{\hat{x}} \\ \dot{v} \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} A & B \\ 0 & 0 \end{bmatrix} z + \begin{bmatrix} B - L_1 D \\ 0 \end{bmatrix} u + \begin{bmatrix} L_1 \\ L_2 \end{bmatrix} (y - [C \ 0]z)$$

Soit sous forme plus réduite

$$\dot{z} = \bar{A}z + \bar{B}u + \bar{L}(y - \hat{y})$$

$$\hat{y} = \bar{C}z + \bar{D}u$$

avec

$$\bar{A} = \begin{bmatrix} A & B \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \bar{B} = \begin{bmatrix} B \\ 0 \end{bmatrix}, \bar{C} = [C \ 0], \bar{D} = D \text{ et } \bar{L} = \begin{bmatrix} L_1 \\ L_2 \end{bmatrix}$$

Le système réel se met sous la forme:

$$\dot{\bar{x}}(t) = \bar{A} \bar{x}(t) + \bar{B} u(t) + \bar{E}_d d(t) + \bar{E}_f f(t)$$

$$y(t) = \bar{C} \bar{x}(t) + \bar{D} u(t) + \bar{F}_d d(t) + \bar{F}_f f(t)$$

$$\text{avec } \bar{E}_d = \begin{pmatrix} E_d \\ 0 \end{pmatrix}; \bar{E}_f = \begin{pmatrix} E_f \\ 0 \end{pmatrix}; \bar{F}_d = F_d; \bar{F}_f = F_f \text{ et } \bar{x} = \begin{bmatrix} x \\ v \end{bmatrix}$$

III.3.2 COMPROMIS DANS LE DOMAINE FREQUENTIEL

Nous remarquons d'après le développement précédent que les équations du système réel augmenté et celles de l'observateur proportionnel intégral associé sont analogues à celles du système (non augmenté) de départ avec un observateur d'ordre plein. Ceci nous permet de déduire, en suivant la même démarche que précédemment, les équations suivantes montrant le compromis fréquentiel entre le rejet des perturbations et la détection de défauts pour le système considéré.

Résultat 3

Considérons les fonctions de transfert $\bar{G}_{rd}(s)$ et $\bar{G}_{fr}(s)$ définies de manière analogue que pour le cas d'observateur d'ordre plein. Alors les propriétés suivantes sont vérifiées.

$$(P3) \quad \bar{G}_{fr}(s)\bar{G}_{rd}(s) = \bar{T}_p(s) \quad (5)$$

$$(P4) \quad \|\bar{G}_{rd}(s)\|_{\infty} \geq \|\bar{T}_p(s)\|_{\infty} \times \|\bar{G}_{fr}(s)\|_{\infty}^{-1} \quad (6)$$

$$\text{où} \quad \bar{T}_p(s) = [\bar{C}\bar{\Phi}(s)\bar{E}_d + \bar{E}_f]^{-1} [\bar{C}\bar{\Phi}(s)\bar{F}_d + \bar{F}_f] \quad \text{avec} \quad \bar{\Phi}(s) = [sI - \bar{A}]^{-1} \quad (7)$$

Démonstration: même démonstration que pour les propriétés P1 et P2 du résultat 1 en définissant bien les nouvelles matrices de transfert à partir des nouvelles matrices du système considéré.

Remarque: les résultats obtenus dans le cas de l'observateur d'ordre plein sont aussi valables dans le cas de l'observateur proportionnel intégral.

III. 4 OBSERVATEUR DE LUENBERGER GENERALISE

Dans cette partie, nous allons étudier le compromis fréquentiel entre le rejet des perturbations et la détection de défauts en utilisant un observateur de Luenberger généralisé. Nous montrons que la conception de cet observateur possède beaucoup plus de degrés de liberté.

III. 4. 1 FORMULATION DU PROBLEME

Le problème consiste à déterminer les transferts perturbations / résidus et défauts / résidus représentés respectivement par les fonctions de transfert $G_{rd}(s)$ et $G_{rf}(s)$ de manière qu'on ait

$$r(s) = G_{rd}(s)d(s) + G_{rf}(s)f(s).$$

III.4.2 COMPROMIS DANS LE DOMAINE FREQUENTIEL

Considérons le système suivant:

$$\dot{x} = Ax + Bu + E_d d + E_f f$$

$$y = Cx + F_d d + F_f f$$

et l'observateur donné par les équations suivantes:

$$\dot{\hat{z}} = N\hat{z} + Mu + Gy$$

$$r = P\hat{z} + Uu + Ky$$

Nous avons l'erreur d'estimation d'état: $e = z - \hat{z}$, on obtient donc:

$$\dot{e} = \dot{\hat{z}} - \dot{z} = \dot{\hat{z}} - T\dot{x}$$

$$\dot{e} = NT\hat{x} + (GC - TA)x + (M + GD - TB)u + (GF_d - TE_d)d + (GF_f - TE_f)f$$

Pour que \hat{z} soit une estimation de $z = Tx$, il faut qu'on ait:

$$\begin{cases} NT = TA - GC \\ M = TB - GD \end{cases}$$

Dans ce cas, on a:

$$\dot{e} = Ne + (GF_d - TE_d)d + (GF_f - TE_f)f$$

$$r = P\hat{z} + Uu + Ky$$

$$= P\hat{z} + Uu + KCx + KDu + KF_d d + KF_f f$$

$$= P\hat{z} + KCx + (U + KD)u + KF_d d + KF_f f$$

Pour que le résidu r ne dépend que de $e = z - \hat{z}$, d et f , il faut

$$\begin{cases} PT = -KC \\ U = -KD \end{cases}$$

Dans ce cas, on a:

$$r = Pe + KF_d d + KF_f f$$

Nous obtenons donc:

$$e(s) = (sI - N)^{-1} \left[(GF_d - TE_d) d(s) + (GF_f - TE_f) f(s) \right]$$

$$r(s) = G_{rd}(s) d(s) + G_{rf}(s) f(s)$$

avec:

$G_{rd}(s) = P(sI - N)^{-1} [GF_d - TE_d] + KF_d$ $G_{rf}(s) = P(sI - N)^{-1} [GF_f - TE_f] + KF_f$

où I désigne la matrice identité et s la variable de Laplace.

Ainsi le résidu s 'exprime dans le plan fréquentiel, en fonction des perturbations et des défauts, de la manière suivante: $r(s) = G_{rd}(s) d(s) + G_{rf}(s) f(s)$

Nous remarquons ici la difficulté d'obtenir une forme compacte comparable à celle obtenue pour le cas d'un observateur d'ordre plein. Cependant ceci ne constitue nullement un inconvénient mais plutôt constitue un avantage par rapport aux observateurs étudiés précédemment dans le sens où on a plus de degrés de liberté dans la conception de l'observateur de Luenberger. Cet observateur permet de détecter les défauts tout en rejetant les perturbations pratiquement pour toute la gamme de fréquences.

Plutôt le problème ne réside pas dans l'obtention de la forme compacte mais dans le fait que nous ne pouvons pas obtenir une matrice similaire à $T_p(s)$ indépendante de la conception de l'observateur et qui dépend uniquement de la structure du système, ce qui constitue un inconvénient pour les observateurs d'ordre plein.

CONCLUSION: Nous avons étudié dans ce chapitre les propriétés fréquentielles de quelques observateurs et procédé à une comparaison entre leurs capacités de diagnostic du point de vue robustesse. Nous avons montré que l'observateur de Luenberger permet une plus grande flexibilité de synthèse et un bon compromis sensibilité aux défauts/insensibilité aux perturbations

CHAPITRE IV

APPLICATION AU DIAGNOSTIC
DE DEFAULTS CAPTEURS ET
ACTIONNEUR D'UN MOTEUR
A COURANT CONTINU

IV.1 MODELISATION DU PROCEDE

Considérons le schéma de commande ci-dessous (figure IV.1.) constitué d'un moteur à courant continu en boucle fermée avec un régulateur PI du courant.

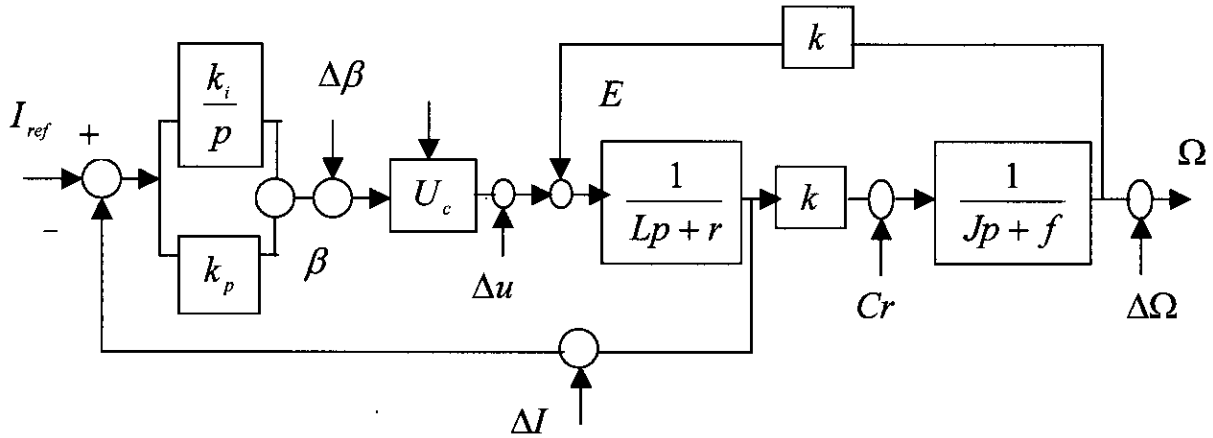


Figure IV.1: Schéma bloc du moteur à courant continu avec détail du correcteur

Le moteur à courant continu est régi par les équations suivantes:

$$\dot{X}_i = k_i(I_{ref} - I) \quad (\text{équations du régulateur})$$

$$\beta = k_p(I_{ref} - I) + X_i$$

$$L\dot{I} = -RI + \beta U_c - k\Omega \quad (\text{équation de la partie électrique})$$

$$J\dot{\Omega} = kI - f\Omega - C_{r0} - C_s \quad (\text{équation de la partie mécanique})$$

avec I , I_{ref} , β , U_c , X_i et Ω représentant respectivement le courant de sortie, le courant de référence, le gain du hacheur (représentant l'actionneur), la tension de commande, l'état interne du régulateur PI et la vitesse de rotation du moteur. Les paramètres L , R , J , f , C_{r0} et C_s représentent respectivement les paramètres électriques (inductance, résistance) et mécaniques (moment d'inertie, frottements et couples de charges) du moteur à courant continu. Les termes $\Delta\beta$, ΔI , $\Delta\Omega$ et Δu sont les incertitudes de mesures sur les grandeurs β , I , Ω et u qui sont dues aux défauts capteurs (pour I , Ω et u) ou aux défauts actionneur (pour β). La représentation d'état du système de commande est donnée par les équations suivantes:

$$\dot{X} = AX + Bu + E.f$$

$$y = CX + Du + F.f$$

$$\text{avec } X = \begin{bmatrix} I \\ X_i \\ \Omega \end{bmatrix}, \quad f = \begin{bmatrix} \Delta I \\ \Delta \beta \\ \Delta u \\ \Delta \Omega \\ Cr \end{bmatrix}, \quad u = I_{ref} \text{ et } y = \begin{bmatrix} I \\ \beta \\ \Omega \end{bmatrix}$$

Ce qui impose les matrices d'état suivantes:

$$A = \begin{bmatrix} -\frac{R + K_p U_c}{L} & \frac{U_c}{L} & -\frac{K}{L} \\ -K_i & 0 & 0 \\ \frac{K}{J} & 0 & -\frac{f}{J} \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} \frac{K_p U_c}{L} \\ K_i \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$E = \begin{bmatrix} -\frac{K_p U_c}{L} & \frac{U_c}{L} & \frac{1}{L} & 0 & 0 \\ -K_i & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{J} \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -K_p & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad D = \begin{bmatrix} 0 \\ K_p \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$F = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -K_p & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Dans le cas des observateurs, on tient compte des entrées inconnues que l'on partage, selon que l'on veut les ignorer ou les détecter, en perturbations et défauts.

Le choix des entrées inconnues à découpler se fait dans le but d'obtenir des signatures caractéristiques des divers observateurs vis à vis des défauts à détecter. Le cas théorique idéal étant de disposer d'autant d'observateurs que de défauts, chacun étant sensible à un seul

défaut et découplé de tous les autres. Ces observateurs n'existent pas toujours et de plus il n'est pas nécessaire d'en avoir autant. Puisqu'en les choisissant bien (dans la mesure où le système nous en permet la synthèse), nous pouvons, avec trois (3) observateurs, détecter et discriminer 2^3 défauts. L'ensemble de ces observateurs constitue une batterie d'observateurs.

IV.2 SYNTHÈSE D'UN OBSERVATEUR D'ORDRE PLEIN

Dans cette section, nous avons synthétisé un observateur d'ordre plein de la forme

$$\dot{\hat{X}} = A\hat{X} + Bu + L(y - \hat{y})$$

$$\hat{y} = C\hat{X} + Du$$

avec le résidu $r(t) = y(t) - \hat{y}(t)$. La matrice L est choisie de sorte que $(A - LC)$ soit stable.

Si nous définissons l'erreur $e = X - \hat{X}$, le vecteur perturbation $d(t) = Cr$ et le vecteur de

défauts $f = \begin{bmatrix} \Delta I \\ \Delta u \\ \Delta \beta \\ \Delta \Omega \end{bmatrix}$, nous obtenons:

$$\dot{e}(t) = \dot{X}(t) - \dot{\hat{X}}(t) = (A - LC)e(t) + (E_d - LF_d)d(t) + (E_f - LF_f)f(t)$$

$$\text{et } r(t) = Ce(t) + F_d d(t) + F_f f(t)$$

$$\text{avec } r(t) = [r_1(t) \ r_2(t) \ r_3(t)]^T$$

$$E_d = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -\frac{1}{J} \end{bmatrix}; E_f = \begin{bmatrix} -k_p U_c & U_c & 1 & 0 \\ L & L & L & 0 \\ -Ki & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}; F_d = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}; F_f = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ -k_p & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Dans le domaine fréquentiel, le résidu s'écrit:

$$\begin{aligned} r(s) &= C[sI - A + LC]^{-1} [(E_d - LF_d)d + (E_f - LF_f)f] + F_d d + F_f f \\ &= G_{rf}(s)f(s) + G_{rd}(s)d(s) \end{aligned}$$

$$\text{avec } G_{rf}(s) = C[sI - A + LC]^{-1} (E_f - LF_f) + F_f$$

$$\text{et } G_{rd}(s) = C[sI - A + LC]^{-1} (E_d - LF_d) + F_d$$

les matrices de transfert $G_{rf}(s)$ et $G_{rd}(s)$ définissent l'influence des défauts et des perturbations sur le résidu. L'idéal est d'avoir $G_{rd}(s) = 0$ quel que soit la valeur de s .

IV. 2. 1 SIMULATIONS DANS LE DOMAINE TEMPOREL

Dans un premier temps, nous avons simulé l'observateur dans le cas idéal. Ensuite, nous avons introduit des défauts sous forme d'échelons à partir de l'instant $t = 5\text{ms}$.

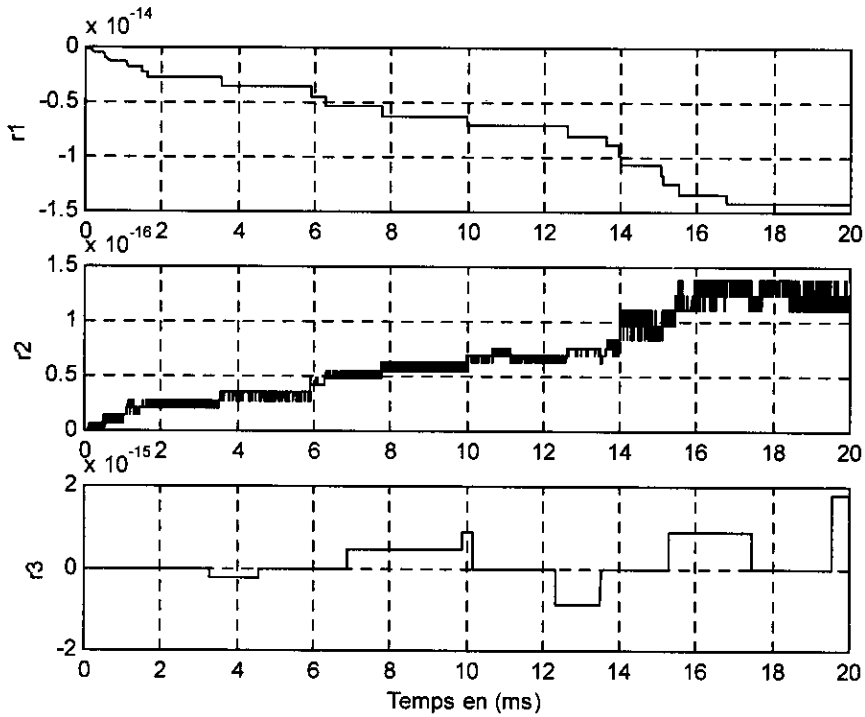


Figure IV.1: Observateur d'ordre plein pour $Cr = 0$ et $f = 0$

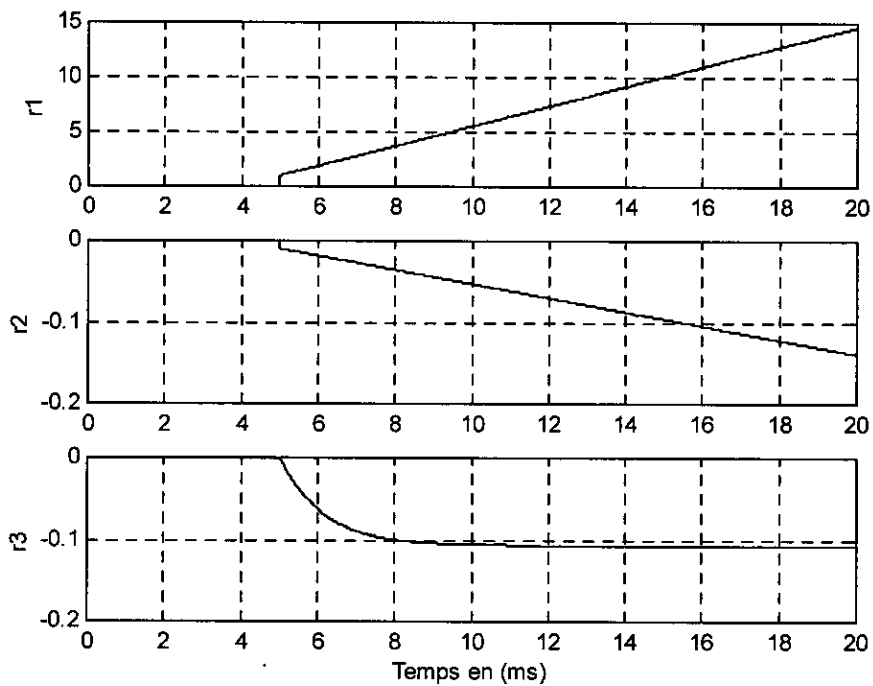


Figure IV.2: observateur d'ordre plein pour $\text{del}l=1$, les autres défauts étant à zéro et $Cr = 0$.

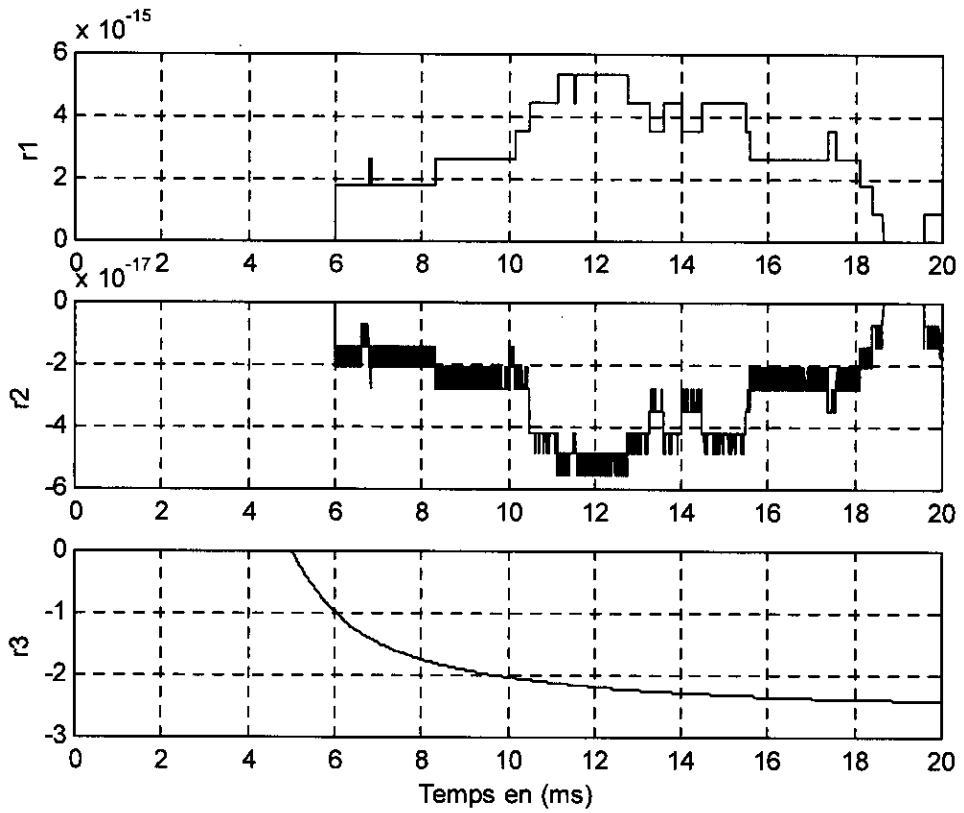


Figure IV.3: Observateur d'ordre plein avec $cr=5$ et $f=0$

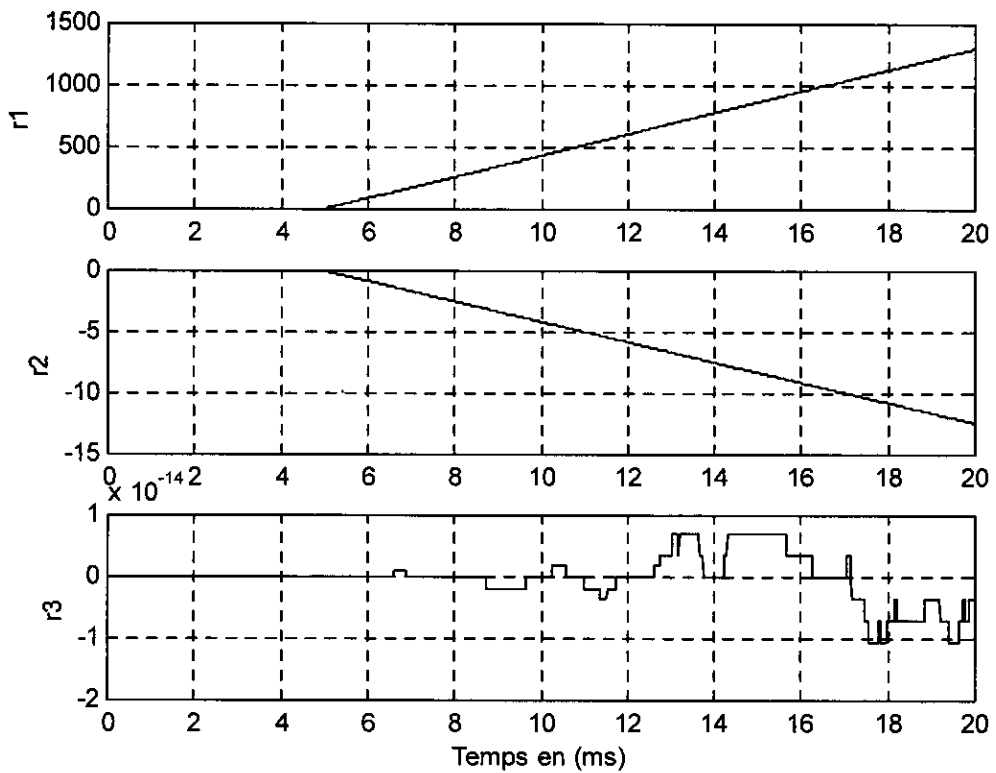


Figure IV.4: Observateur d'ordre plein pour $delbeta=1$, les autres défauts à zéro

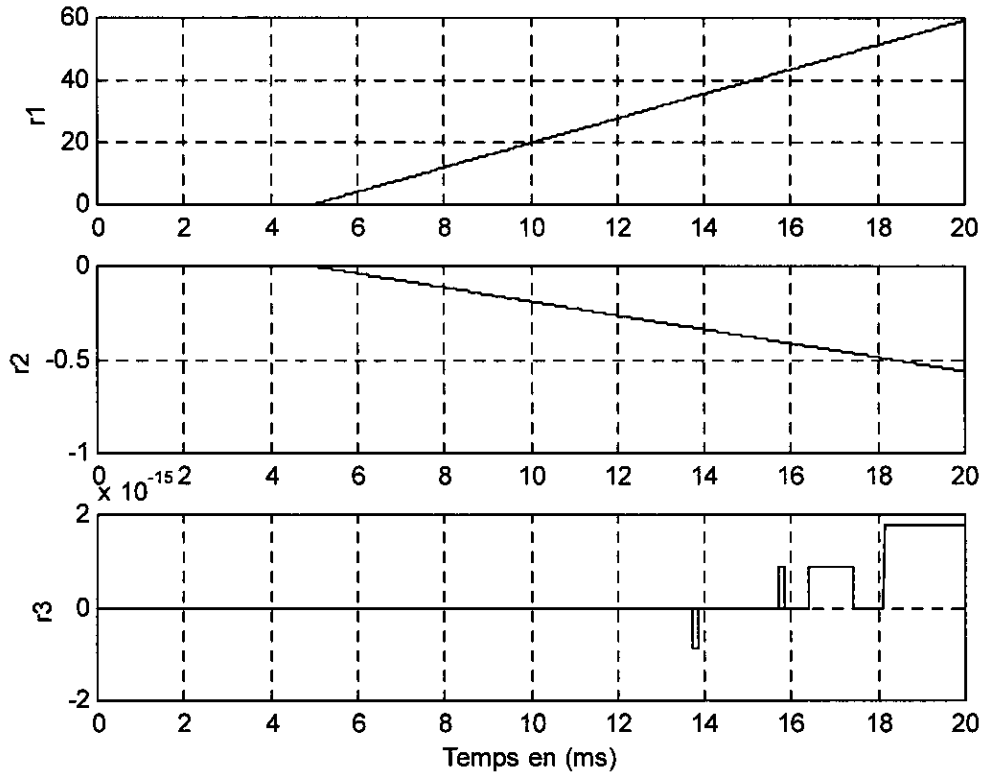


Figure IV.5: Observateur d'ordre plein pour $\text{delw}=5$, les autres défauts à zéro

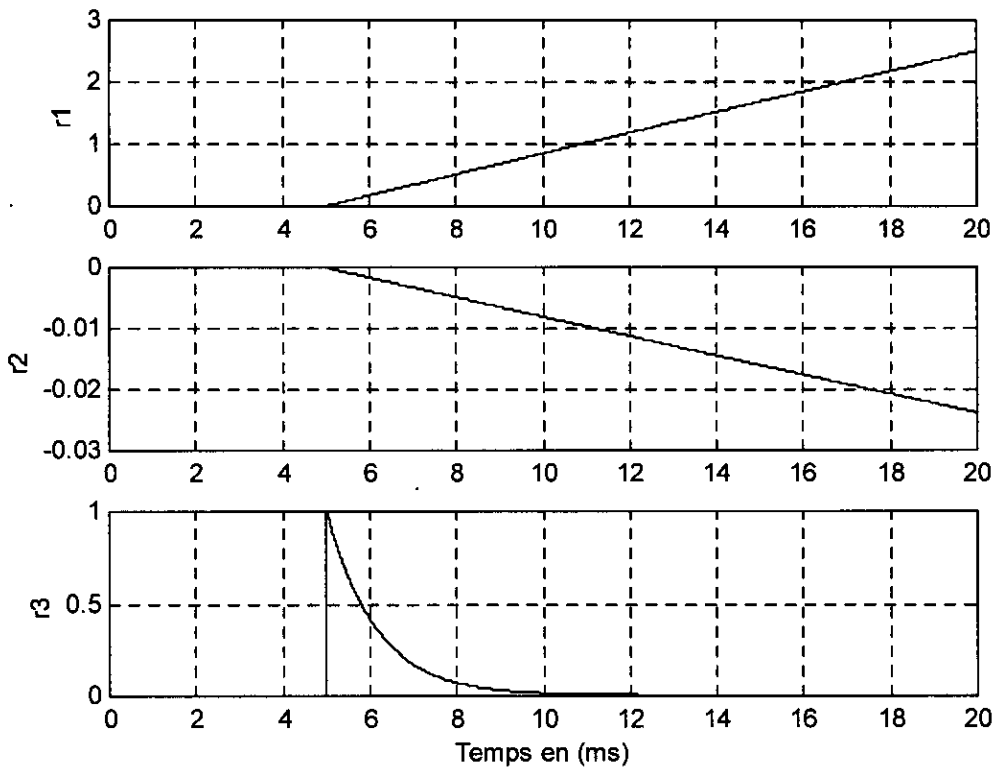


Figure IV.6: Observateur d'ordre plein pour $\text{delw}=1$, les autres défauts à zéro

INTERPRETATION DES COURBES

- Les figures IV.1, IV.2, IV.3, IV.4, IV.5, IV.6 montrent l'évolution des résidus (obtenus à l'aide de l'observateur d'ordre plein) en fonction du temps. Pour cela, nous avons considéré d'abord la génération des résidus avec un observateur d'ordre plein pour la machine à courant continu sans défauts et sans perturbations ($f=0$ et $d=0$). Nous voyons bien que les résidus obtenus sont pratiquement nuls. Ils sont respectivement de l'ordre de 10^{-14} , 10^{-16} et 10^{-15} pour r_1 , r_2 et r_3 (voir figure IV.1). Donc nous obtenons le cas idéal.
- Pour la figure IV.2, nous avons considéré un défaut sur le capteur de courant de $delI = 1A$, les autres défauts étant nuls. Nous remarquons que les trois résidus sont affectés par ce défaut. La variation dans le temps de ces résidus montre que les résidus r_1 et r_2 varient plus rapidement que r_3 .
- Sur la figure IV.3, nous avons considéré une perturbation représentée par le couple de charge $C_r = 5$ et un défaut nul. On remarque que seul le résidu r_3 est sensible à cette perturbation. Les autres résidus r_1 , r_2 restent nuls (de l'ordre de 10^{-15} et 10^{-17} respectivement).
- Sur la figure IV.4, nous remarquons que pour un défaut $delbeta = 1V$ sur la tension de commande β , les autres défauts étant nuls, nous avons une grande sensibilité du résidu r_1 , une sensibilité moindre du résidu r_2 et une insensibilité totale de r_3 à ce défaut.
- De même pour la figure IV.5, nous avons considéré un défaut $delu = 5 V$ sur la tension u . Nous remarquons que les résidus r_1 et r_2 sont affectés par ce défaut alors que le résidu r_3 reste insensible.
- La figure IV.6 représente la simulation d'un défaut $delw = 1$ sur la vitesse w , les autres défauts étant nuls. Nous remarquons que les trois résidus sont affectés par ce défaut.

IV. 2. 2 SIMULATIONS DANS LE DOMAINE FREQUENTIEL

Dans cette partie, nous avons calculé le transfert entre chaque résidu r_i ($i = 1, 2, 3$) et chacune des entrées connues qui sont C_r , $\Delta\beta$, Δu et Δw . Ensuite nous avons tracé les diagrammes de Bode relatifs à ces transferts. Ces diagrammes nous permettent de savoir les propriétés fréquentielles du résidu. Les courbes de simulation sont données par les figures suivantes.

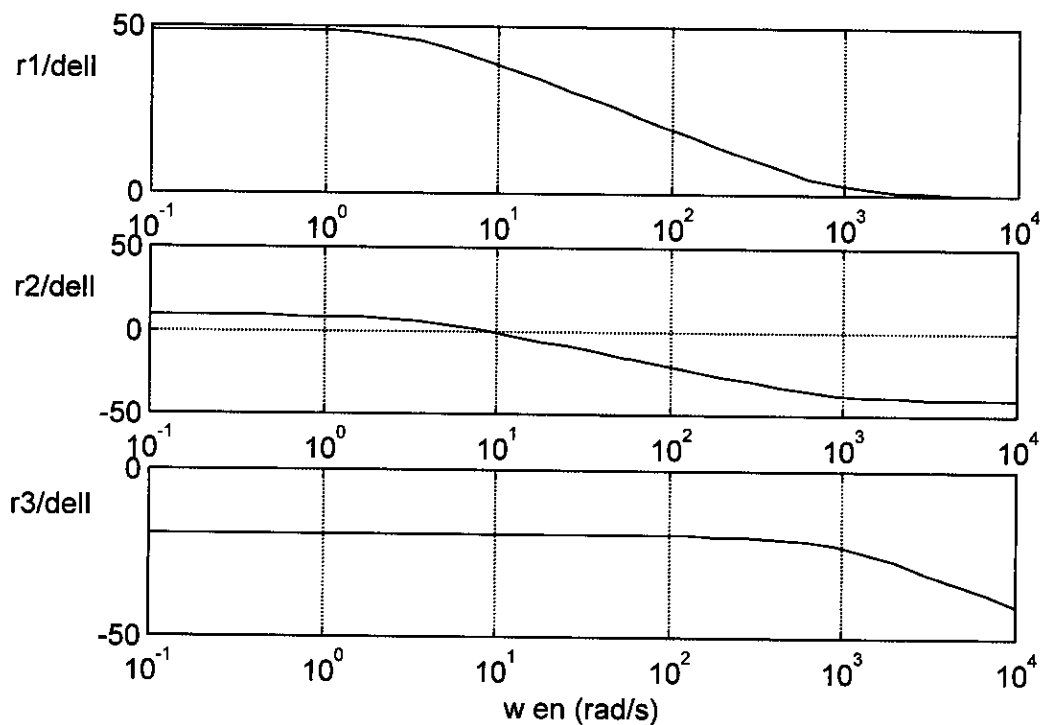


Figure IV.7: Diagrammes de bode des transferts entre r_1 , r_2 et r_3 à dell

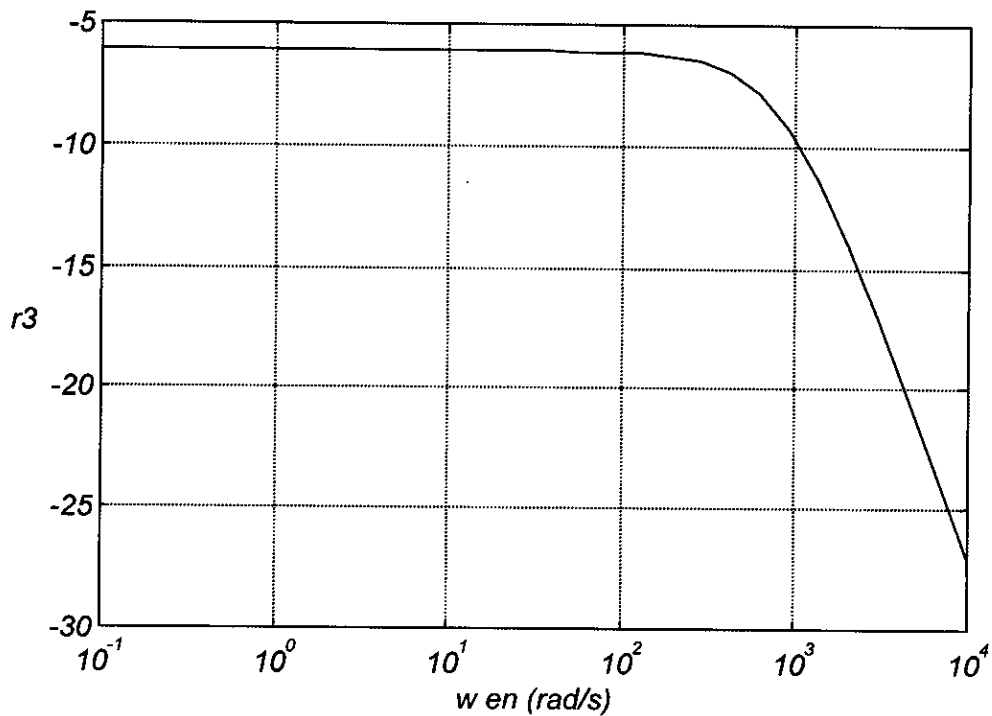


Figure IV.8: Diagramme de bode du transfert entre r_3 et C_r , les transferts entre r_1 , r_2 et c_r étant nuls.

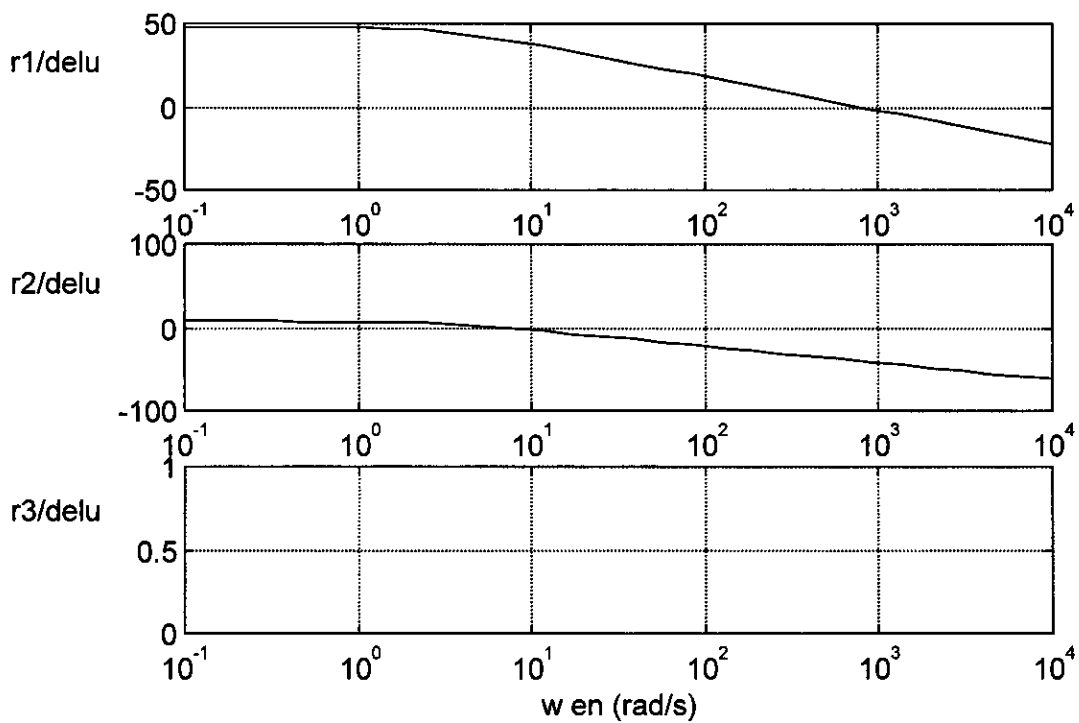


Figure IV.9: Diagrammes de Bode des transferts $r1, r2, r3 / delu$

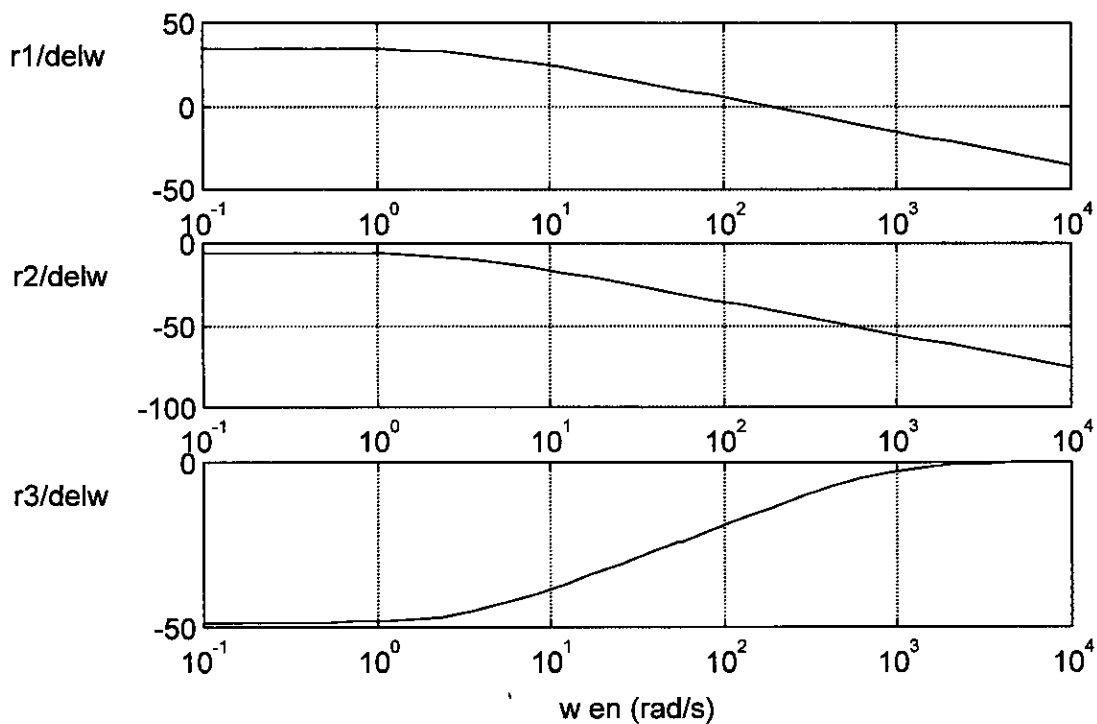


Figure IV.10: Diagrammes de Bode des transferts $r1, r2, r3 / delw$

INTERPRETATION DES COURBES

- Les figures IV.7, IV.8, IV.9, IV.10 montrent l'évolution fréquentielle des fonctions de transfert résidus (obtenus à l'aide de l'observateur d'ordre plein) aux défauts.
- Nous avons considéré d'abord la simulation dans le plan de Bode les transferts entre les trois résidus r_1 , r_2 , r_3 et le défaut de courant $delI$. On remarque que le gain relatif à $r_3 / delI$ est constant jusqu'à la fréquence 1000 rad/s au delà de laquelle il commence à décroître contrairement aux gains des transferts $r_1 / delI$ et $r_2 / delI$ qui commencent à décroître à partir de la fréquence 1rad/s (voir figure IV.7).
- Sur la figure IV.8, nous avons représenté l'évolution dans le plan fréquentiel, du transfert entre r_3 et Cr , les transferts entre r_1 , r_2 et Cr étant nuls. Nous remarquons que le gain est constant jusqu'à la fréquence 100 rad/s puis il commence à augmenter au delà de cette fréquence.

La figure IV.9 montre l'évolution des gains des transferts résidus / $delu$ (Δu ou $delu$ étant le défaut sur la tension de commande). Nous remarquons que le gain du transfert $r_3 / delu$ est nul sur toute la gamme de fréquences. Ceci est justifié par le résultat du résidu nul obtenu sur la figure IV.5.

- La figure IV.10 montre que les gains des résidus / $delw$ (défaut sur la vitesse) sont tous différents. Ce qu'on vérifie bien par les résultats de simulation obtenus sur la figure IV.6 où on montre que les trois résidus sont affectés par le défaut de vitesse.

A partir de ces courbes, on peut aussi tirer quelques caractéristiques importantes qu'on ne peut pas voir dans le domaine temporel. Par exemple:

- Pour un défaut $delw$ de haute fréquence, il est préférable d'utiliser le résidu r_3 car il y a une grande amplification en hautes fréquences. Si le défaut est en basses fréquences, il vaut mieux utiliser les résidus r_1 , r_2 au lieu de r_3 .
- Le couple de charge n'influence que le résidu r_3 en basses fréquences. Donc si les résidus r_1 et r_2 sont utilisés pour détecter les défauts.

IV.3 SYNTHÈSE D'UN OBSERVATEUR P.I

L'observateur proportionnel intégral (PI) est un cas particulier de l'observateur de Luenberger. Il est conçu pour rejeter les perturbations constantes $d(t)$. La conception d'un tel observateur est similaire à celle d'un observateur classique d'ordre plein mais appliqué à un système augmenté incluant l'action intégrale.

Soit l'observateur Proportionnel Intégral (PI).

$$\dot{\hat{x}} = A\hat{x} + Bu + L_1(y - \hat{y}) + Bv$$

$$\dot{v} = L_2(y - \hat{y})$$

$$\hat{y} = C\hat{x} + Du$$

La variable d'état v est l'intégrale de l'erreur d'observation entre la vitesse Ω et son estimée $\hat{\Omega}$.

En posant $z = \begin{pmatrix} \hat{x} \\ v \end{pmatrix}$ comme état augmenté, nous obtenons:

$$\dot{z} = \begin{pmatrix} \dot{\hat{x}} \\ \dot{v} \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} A & B \\ 0 & 0 \end{bmatrix} z + \begin{bmatrix} B \\ 0 \end{bmatrix} u + \begin{bmatrix} L_1 \\ L_2 \end{bmatrix} (y - \hat{y})$$

$$\hat{y} = [C \ 0]z + Du$$

Soit sous forme plus réduite

$$\dot{z} = \bar{A}z + \bar{B}u + \bar{L}(y - \hat{y})$$

$$\hat{y} = \bar{C}z + \bar{D}u$$

avec

$$\bar{A} = \begin{bmatrix} A & B \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \bar{B} = \begin{bmatrix} B \\ 0 \end{bmatrix}, \bar{C} = [C \ 0], \bar{D} = D \text{ et } \bar{L} = \begin{bmatrix} L_1 \\ L_2 \end{bmatrix}$$

La synthèse de l'observateur PI revient donc à la synthèse d'un observateur d'ordre plein pour le système fictif suivant:

$$\dot{\bar{x}} = \bar{A}\bar{x} + \bar{B}u + \bar{E}_d d + \bar{E}_f f$$

$$y = \bar{C}\bar{x} + \bar{D}u + \bar{F}_d d + \bar{F}_f f$$

avec $\bar{E}_d = \begin{bmatrix} E_d \\ L_2 F_d \end{bmatrix}$, $\bar{E}_f = \begin{bmatrix} E_f \\ L_2 F_f \end{bmatrix}$ et $\bar{F}_d = F_d$, $\bar{F}_f = F_f$.

IV. 4 SYNTHÈSE D'UN OBSERVATEUR DE LUENBERGER INSENSIBLE A Cr.

On pose dans ce cas: $X = \begin{bmatrix} I \\ X_i \\ \Omega \end{bmatrix}$, $f = \begin{bmatrix} \Delta I \\ \Delta \beta \\ \Delta u \\ \Delta \Omega \end{bmatrix}$, $d = Cr$, $u = Iref$

Ce qui impose les matrices d'état suivantes:

$$A = \begin{bmatrix} -\frac{R + K_p U_c}{L} & \frac{U_c}{L} & -\frac{K}{L} \\ -K_i & 0 & 0 \\ \frac{K}{J} & 0 & -\frac{f}{J} \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} \frac{K_p U_c}{L} \\ K_i \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$E_d = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -\frac{1}{J} \end{bmatrix} \quad E_f = \begin{bmatrix} -\frac{K_p U_c}{L} & \frac{U_c}{L} & \frac{1}{L} & 0 \\ -K_i & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} .1 & 0 & 0 \\ -K_p & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad D = \begin{bmatrix} 0 \\ K_p \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$F_d = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad F_f = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ -K_p & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Cette modélisation considère C_r comme la perturbation à découpler. La résolution de l'équation de découplage de la dérivée de l'erreur d'observation vis à vis de l'entrée inconnue $GF_d - TE_d = 0$ impose $T = [T_1; T_2; 0]$ puisque $F_d = [0 \ 0 \ 0]^T$.

L'équation $TA - GC = NT$ donne les coefficients de la matrice de gain G pour $N = \mu$ (scalaire)

$$G = \left[-\left(\frac{R}{L} + n\right)T_1 - (k_t + k_p n)T_2 \quad \frac{U_c}{L}T_1 - nT_2 \quad -\frac{k}{L}T_1 \right]$$

F_d étant nulle, on a donc $KF_d = 0$ quel que soit K . En résolvant $PT = -KC$, nous obtenons

$$K = \left[-pT_1 - pk_p T_2 \quad -pT_2 \quad 0 \right] \text{ pour } p \text{ scalaire.}$$

A ce stade, on est donc capable de réaliser un observateur à entrées inconnues découplant l'influence du couple de charge et fournissant un résidu nul en l'absence de défaut. L'étude de la sensibilité aux défauts permet de fixer les degrés de liberté restants T_1 et T_2 . Nous avons:

$$GF_f - TE_f = \left[-\left(\frac{R}{L} + n\right)T_1 \quad -\frac{U_c}{L}T_1 \quad -\frac{1}{L}T_1 \quad -\frac{k}{L}T_1 \right]$$

$$\text{et } KF_f = \left[-pT_1 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \right]$$

Sachant que $\dot{\hat{e}} = NT(\hat{X} - X) + (GF_f - TE_f)f$ et $r = PT(\hat{X} - X) + KF_f f$. Nous pouvons conclure que quel que soit T_2 , le résidu est sensible à tous les défauts si T_1 est différent de zéro. Si par contre T_1 est égal à zéro, le résidu est découplé de tous les défauts. Nous disposons donc de deux observateurs :

- L'un estimant l'état X_i ($T_1 = 0$ et $T_2 = 1$) et découplé de toutes les entrées inconnues car $TE_f - GF_f = KF_f = 0$.
- L'autre estimant le courant I ($T_1 = 1$ et $T_2 = 0$) et découplé du couple de charge Cr .

IV.4.1 SYNTHÈSE D'UN OBSERVATEUR DE L'ÉTAT X_i (Obs X_i)

En prenant $T = [0 \ 1 \ 0]$, l'observateur obtenu (Obs X_i) permet d'estimer X_i tout en étant découplé du couple résistant et de tous les défauts envisagés car $(TE_f - GF_f)$ et KF_f sont nulles dans ce cas. L'expression de l'observateur et du résidu associé sous forme de matrice est la suivante:

$$\begin{bmatrix} \dot{\hat{X}}_i \\ ResX_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} n & K_i + nK_p & -(K_i + nK_p) & -n \\ 1 & K_p & -K_p & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{X}_i \\ Iref \\ I \\ \beta \\ \Omega \end{bmatrix}$$

La dynamique de l'observateur est fixée arbitrairement par $n = -5 * R / L$.

SIMULATIONS

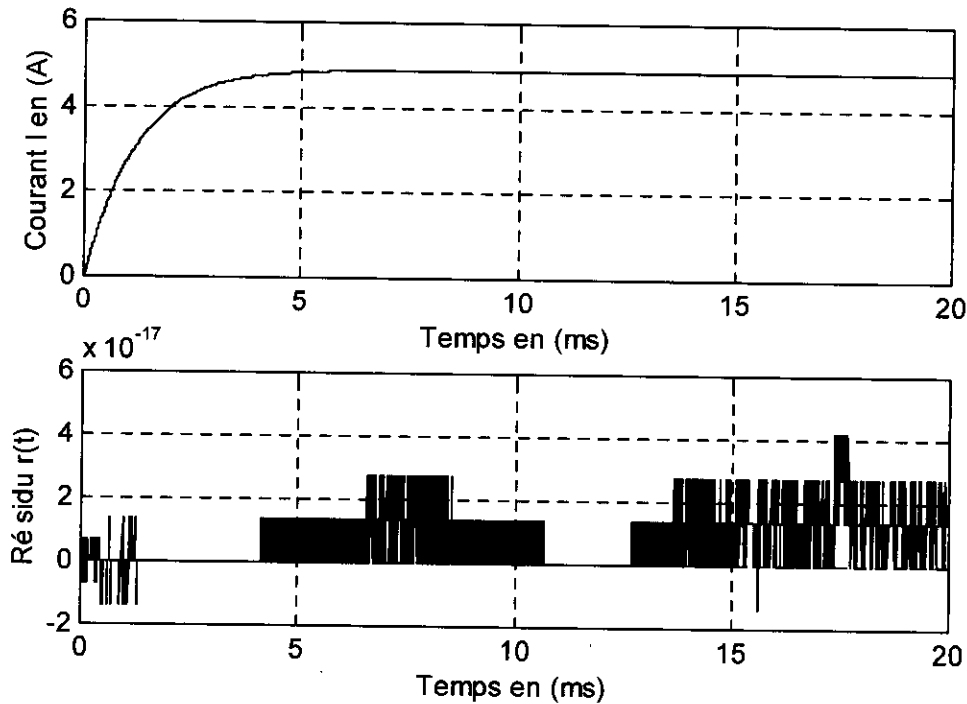


Figure IV.15: Observateur de X_i pour $f = 0$ et $Cr = 0$.

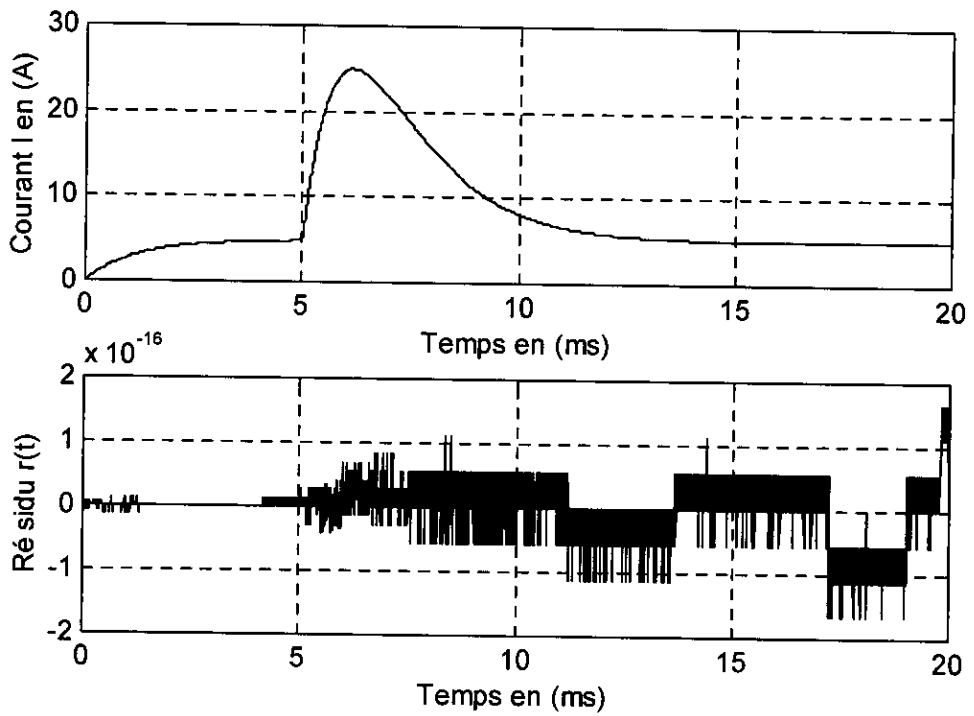


Figure IV.16: Observateur de X_i avec $Cr=5$, $dell=0.3$, $delbeta=0.5$, $delu=5$, $delw=10$

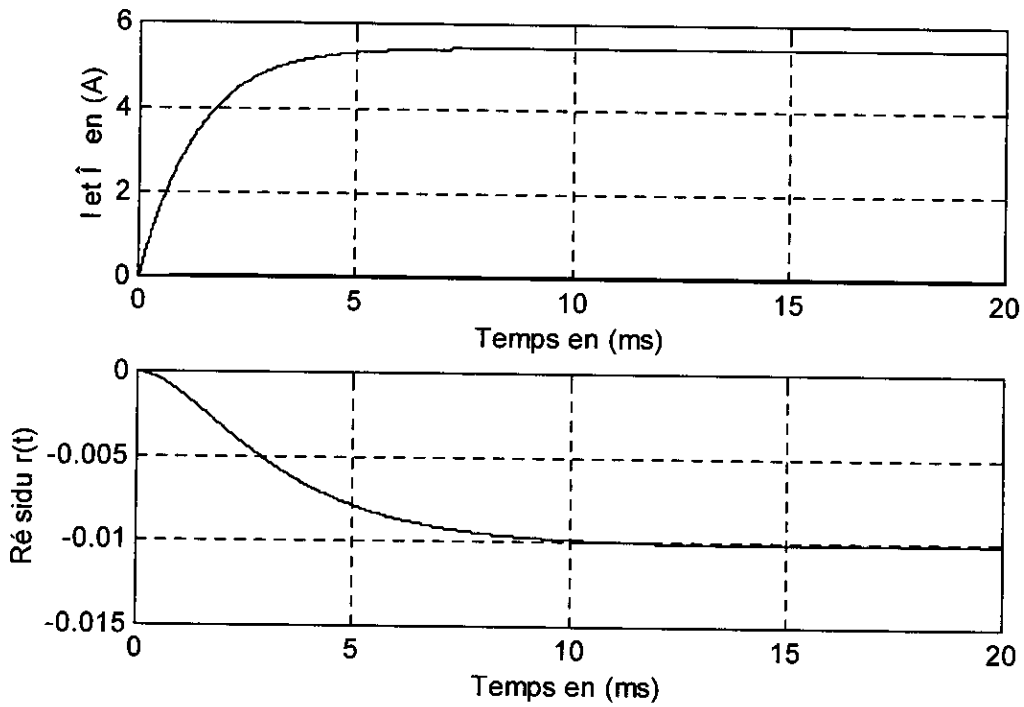


Figure IV.17: Observateur de X_i avec variations paramétriques

INTERPRETATION DES RESULTATS

- Pour l'observateur d'état (ObsXi), nous avons considéré en premier lieu le cas idéal de défauts nuls, couple résistant nul (voir figure IV.15). Nous remarquons sur cette figure que quelle que soit la valeur du courant I, le résidu obtenu est toujours nul.
- La figure IV.16 montre que le résidu généré par l'observateur d'état (ObsXi) est insensible aux défauts et perturbations considérés. Donc ce type d'observateur ne permet pas la détection des défauts capteurs ou actionneurs.
- Par contre, pour la figure IV.17, nous arrivons à montrer que l'observateur ObsXi est sensible aux défauts paramétriques ce qui est d'une grande importance pour détecter les variations de paramètres.

IV. 4. 2 SYNTHESE D'UN OBSERVATEUR DE COURANT (ObsI)

En prenant $T = [1 \ 0 \ 0]$, l'observateur obtenu (ObsI) permet d'estimer le courant machine I tout en étant découplé du couple résistant C_r . Le résidu (ResI) généré par cet observateur est sensible à tous les défauts modélisés. On a:

$$GF_f - TE_f = \begin{bmatrix} -\left(\frac{R}{L} + n\right)T_1 & -\frac{U_c}{L}T_1 & -\frac{1}{L}T_1 & -\frac{K}{L}T_1 \end{bmatrix} f = \begin{bmatrix} \Delta I \\ \Delta \beta \\ \Delta u \\ \Delta \Omega \end{bmatrix}$$

sachant que $\hat{\varepsilon} = NT(\hat{X} - X) + (GF_f - TE_f)f$ et $ResI = PT(\hat{X} - X) + KF_f f$

$$\text{Si } T_1 = 1, \text{ on a: } \hat{\varepsilon} = NT(\hat{X} - X) - \left(\frac{R}{L} + n\right)\Delta I - \frac{U_c}{L}\Delta\beta - \frac{1}{L}\Delta u - \frac{K}{L}\Delta\Omega,$$

ce qui donne, pour t tendant vers l'infini, une erreur d'observation

$$T(\hat{X} - X) = \left(\frac{R}{Ln} + 1\right)\Delta I - \frac{U_c}{Ln}\Delta\beta - \frac{1}{Ln}\Delta u - \frac{K}{Ln}\Delta\Omega$$

De même $KF_f = [-pT_1; 0; 0; 0]f$ nous donne:

$$ResI = PT(\hat{X} - X) - P\Delta I = p(\hat{I} - I) - p\Delta I$$

SIMULATIONS

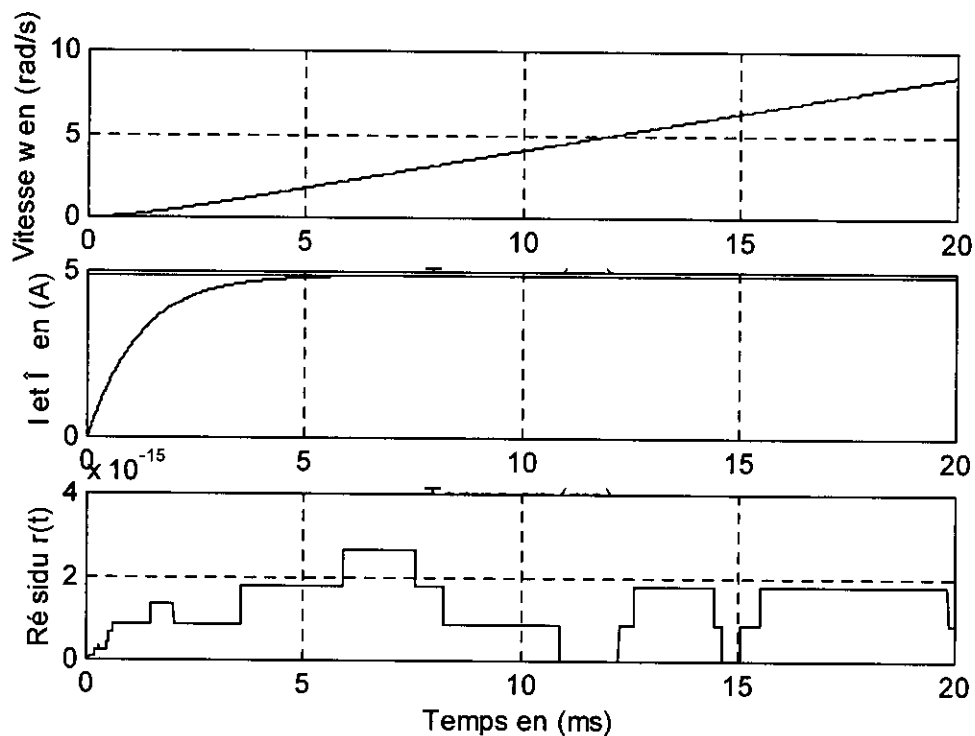


Figure IV.18: Observateur de courant (I) pour $Cr = 0$ et $f = 0$.

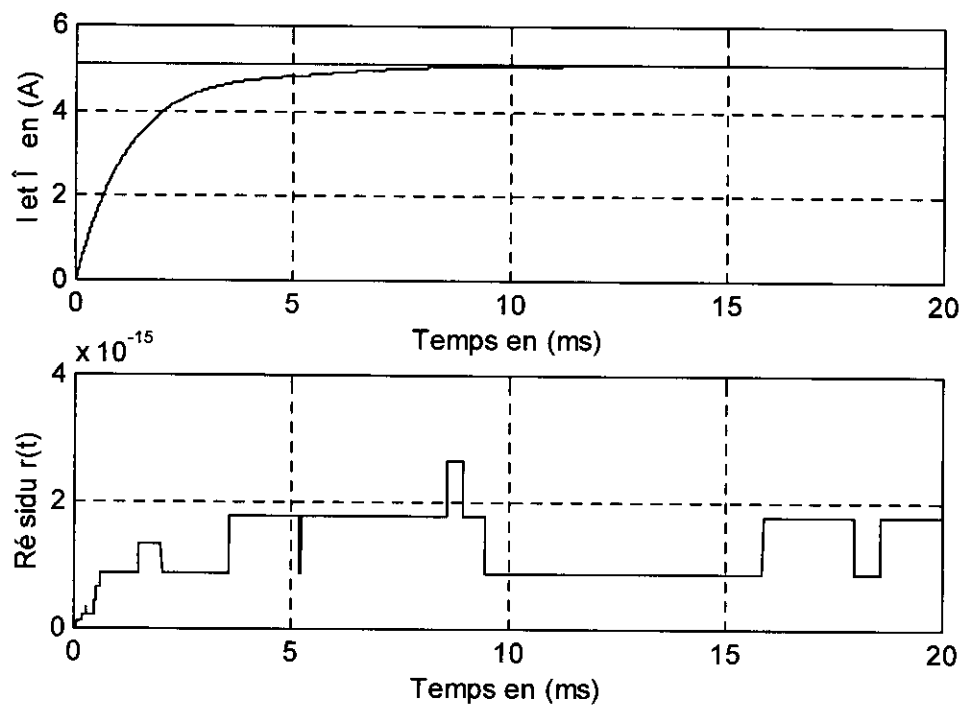


Figure IV.19: Observateur de courant (I) pour $Cr = 2$ et $f = 0$

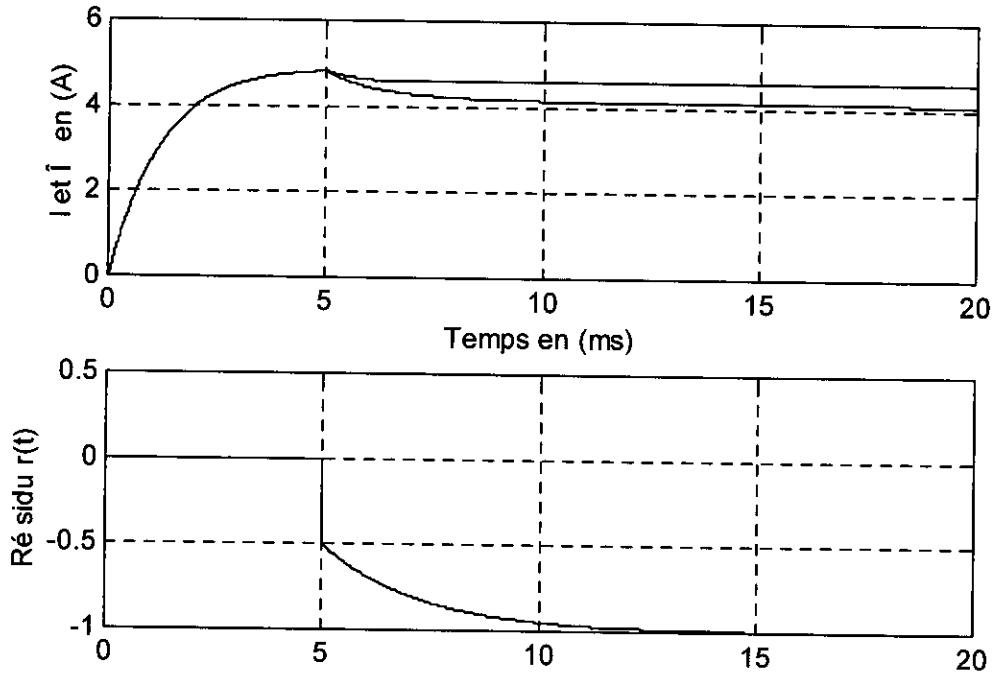


Figure IV.20: Observateur de I pour $delI=0.5$, les autres défauts à 0.

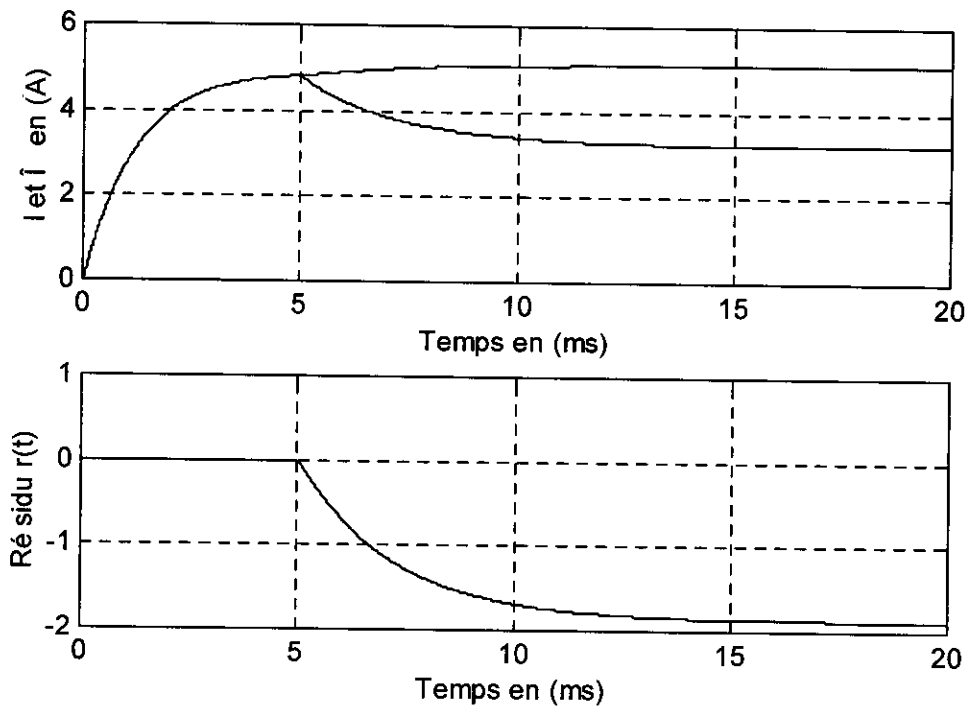


Figure IV.21: Observateur de I pour $delw=5$, les autres défauts à 0.

INTERPRETATION DES RESULTATS

- Pour l'observateur de courant (ObsI), nous avons considéré en premier lieu le cas idéal de défauts nuls, couple résistant nul ($Cr = 0$ et $f = 0$), (voir figure IV.18). Nous remarquons sur cette figure que le courant estimé \hat{I} tend asymptotiquement vers I et ce en dépit de la croissance linéaire de la vitesse. De même, en l'absence de défauts et de perturbations, on voit bien que le résidu obtenu est toujours nul.
- La figure IV.19 montre que le résidu généré par l'observateur de courant (ObsI) est insensible aux variations du couple résistant (considéré comme perturbation).
- Par contre, pour la figure IV.20, nous remarquons que l'observateur ObsI est sensible aux défauts de capteurs de courant. Ce défaut $d_{ell} = 0.5$ a été appliqué à l'instant $t = 5s$. Nous voyons qu'à partir de cet instant le résidu commence à augmenter (en module) de -0.5 à -1 .
- La figure IV.21 montre que l'observateur de courant (ObsI) est sensible à une variation de vitesse ($d_{elw} = 5$) en gardant les autres défauts nuls.

IV.4.3 SYNTHÈSE D'UN OBSERVATEUR DE LUENBERGER DE VITESSE (ObsW) DECOUPLE DE $\Delta\beta$

On prend dans ce cas

$$X = \begin{bmatrix} I \\ X_i \\ \Omega \end{bmatrix}, \quad f = \begin{bmatrix} \Delta I \\ Cr \\ \Delta u \\ \Delta \Omega \end{bmatrix}, \quad d = \Delta\beta, \quad u = Iref$$

$$A = \begin{bmatrix} -\frac{R + K_p U_c}{L} & \frac{U_c}{L} & -\frac{K}{L} \\ -K_i & 0 & 0 \\ \frac{K}{J} & 0 & -\frac{f}{J} \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} \frac{K_p U_c}{L} \\ K_i \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$E_d = \begin{bmatrix} \frac{U_c}{L} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad E_f = \begin{bmatrix} -\frac{K_p U_c}{L} & \frac{U_c}{L} & \frac{1}{L} & 0 \\ -K_i & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{1}{J} & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -K_p & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad D = \begin{bmatrix} 0 \\ K_p \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$F_d = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad F_f = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ -K_p & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Cette modélisation considère $\Delta\beta$ comme la perturbation à découpler.

La résolution de l'équation de découplage de l'entrée inconnue $GF_d - TE_d = 0$ impose $T = [0 ; T_2 ; T_3]$; $TA - GC = NT$ donne les coefficients de la matrice de gain G:

$$G = \begin{bmatrix} -\left(\frac{k}{J}\right)T_3 - (K_i + K_p n)T_2 & -nT_2 & -\left(\frac{f}{J} + n\right)T_3 \end{bmatrix}$$

Pour $N = n$ (scalaire), F_d étant nulle, on a $KF_d = 0$ quel que soit K .

On résout donc $pT = -KC$ qui donne $K = [-pk_p T_2 ; -pT_2 ; -pT_3]$ où p est un scalaire.

Comme dans la synthèse précédente, on utilise les équations de sensibilité du résidu et de l'erreur d'observation pour fixer T_2 et T_3 et en tirer le meilleur parti en terme de découplage. Nous avons:

$$GF_f - TE_f = \begin{bmatrix} \frac{k}{J}T_3 & \frac{1}{J}T_3 & 0 & -\left(\frac{f}{J} + n\right)T_3 \end{bmatrix}$$

De même $KF_f = [0 ; 0 ; 0 ; -pT_3]$

sachant que: $\dot{\hat{e}} = NT(\hat{X} - X) + (GF_f - TE_f)f$

et $Res = PT(\hat{X} - X) + KF_f f$

Quel que soit T, le résidu est découplé de Δu . Quel que soit T_2 , le résidu est sensible à ΔI , Cr , $\Delta\Omega$ si T_3 est différent de zéro. Si par contre T_3 est égal à zéro, le résidu est découplé de tous les défauts et on retrouve l'observateur de Xi de la synthèse précédente.

Nous disposons donc d'un observateur estimant la vitesse ($T_3 = 1$ et $T_2 = 0$) et découplant $\Delta\beta$ et Δu .

Si $T_3 = 1$, on a alors:

$$\dot{\varepsilon} = NT(\hat{X} - X) + \frac{k}{J}\Delta I + \frac{1}{J}Cr + 0\Delta u - \left(\frac{f}{J} + n\right)\Delta\Omega$$

Ce qui, pour t tendant vers l'infini, donne l'erreur d'observation suivante:

$$T(\hat{X} - X) = -\frac{k}{Jn}\Delta I - \frac{1}{Jn}Cr - 0\Delta u + \left(\frac{f}{Jn} + 1\right)\Delta\Omega$$

Or

$$Res = PT(\hat{X} - X) - p\Delta\Omega = p(\hat{\Omega} - \Omega) - p\Delta\Omega$$

Ce qui converge avec la dynamique n de l'erreur d'observation vers

$$Res = P\left[-\frac{k}{Jn}\Delta I - \frac{1}{Jn}Cr - 0\Delta u + \left(\frac{f}{Jn} + 1\right)\Delta\Omega\right] - p\Delta\Omega$$

Si $p = 1$ et $n = -R/L$ et que seul $\Delta\Omega$ est affecté, alors Res converge vers:

$$Res = \left[\left(-\frac{fL}{JR} + 1\right)\Delta\Omega\right] - \Delta\Omega$$

Dynamiquement à $t = 5ms$ (instant d'occurrence de $\Delta\Omega$) et en l'absence de tout autre défaut,

on a $Res = -\Delta\Omega(t)$ (échelon) puis le résidu converge vers $-\frac{fL}{JR}\Delta\Omega$, ce qui donne une forme

théorique du résidu similaire à celle de la réponse du résidu à un échelon de ΔI vu au paragraphe précédent. Le résidu élaboré par la synthèse précédente est donc fonction de l'erreur d'observation et dépend directement du défaut $\Delta\Omega$. La dynamique de l'erreur d'observation est quand à elle affectée par tous les défauts considérés, excepté Δu . Dans le cas de défauts en échelon, le résidu converge vers

$$Res = \left[\frac{kL}{JR}\Delta I + \frac{L}{JR}Cr + 0\Delta u + \left(-\frac{fL}{JR} + 1\right)\Delta\Omega\right] - \Delta\Omega$$

Le résidu est donc, en théorie, sensible à tous les défauts mais il est découplé de $\Delta\beta$ et Δu .

La relation $M = TB - GD$ nous donne $M = 0$. De même $U = -KD = 0$.

On obtient donc la matrice suivante pour l'observateur de vitesse rejetant $\Delta\beta$ et Δu .

$$\begin{bmatrix} \dot{\hat{\Omega}} \\ Res \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} n & 0 & -\frac{k}{J} & 0 & -\left(\frac{f}{J} + n\right) \\ 1 & 0 & 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\Omega} \\ I_{ref} \\ I \\ \beta \\ \Omega \end{bmatrix}$$

Il est normal, au regard du schéma de la figure IV.1, que les défauts additifs $\Delta\beta$ et Δu qui interviennent de part et d'autre du modèle moyen du hacheur (gain U_c) soient couplés et que l'on ne puisse pas les discriminer. Les défauts d'électronique de puissance non modélisés dans ce chapitre peuvent être assimilés à $\Delta\beta$ ou Δu . Ils sont donc ignorés dans le résidu généré par ObsW.

SIMULATIONS

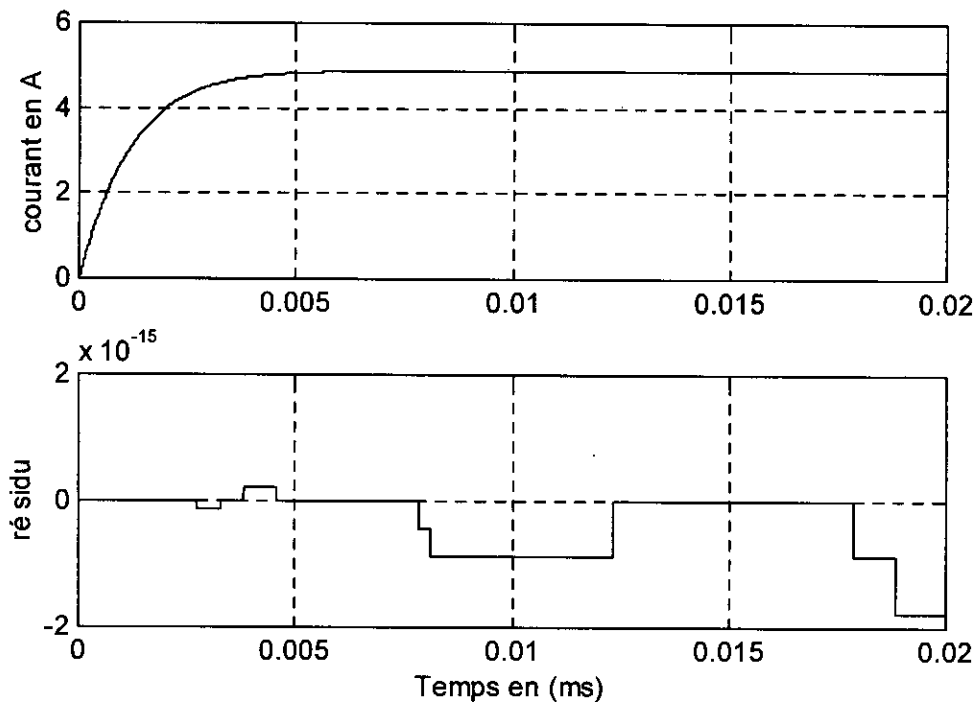


Figure IV.22: Observateur de Luenberger de vitesse insensible à $\Delta\beta$ (simulation pour $f = 0$ et $d = 0$)

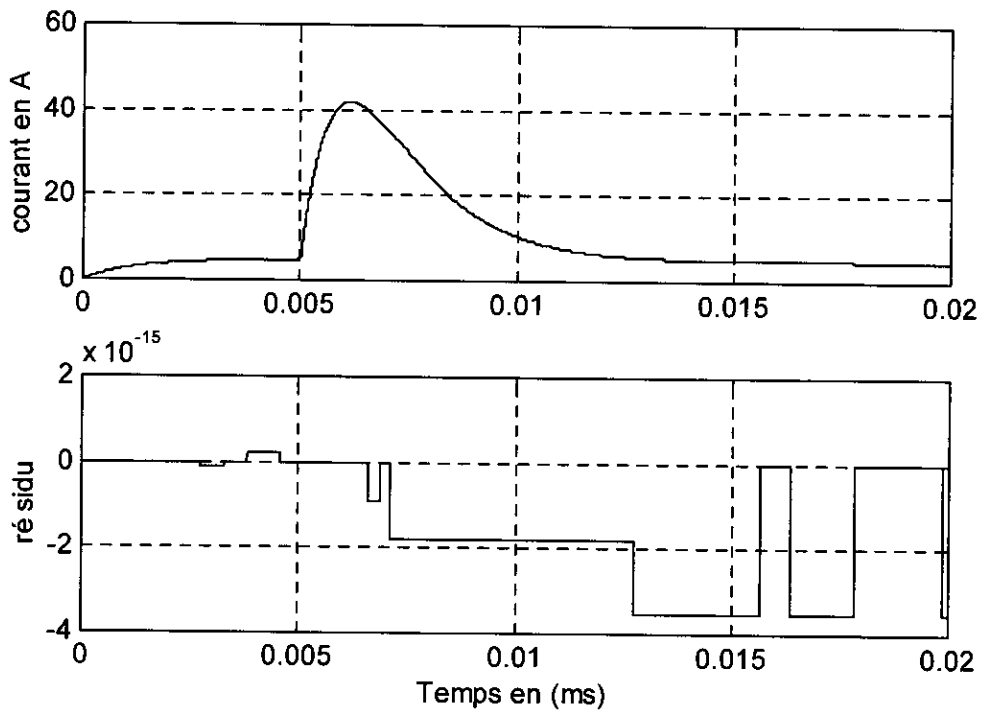


Figure IV.23: Observateur de Luenberger de vitesse insensible à $\delta\beta$ (simulation pour $f = 0, d = 1$)

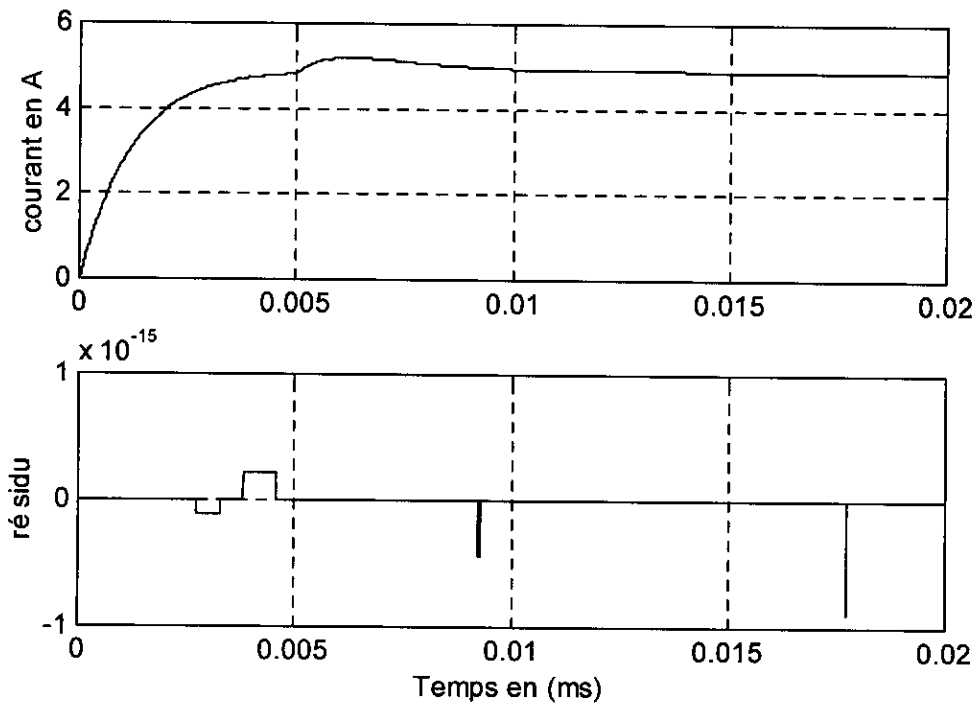


Figure IV. 24: Observateur de Luenberger de vitesse insensible à $\delta\beta$ et $\delta\epsilon$, pour $\delta\epsilon=1$

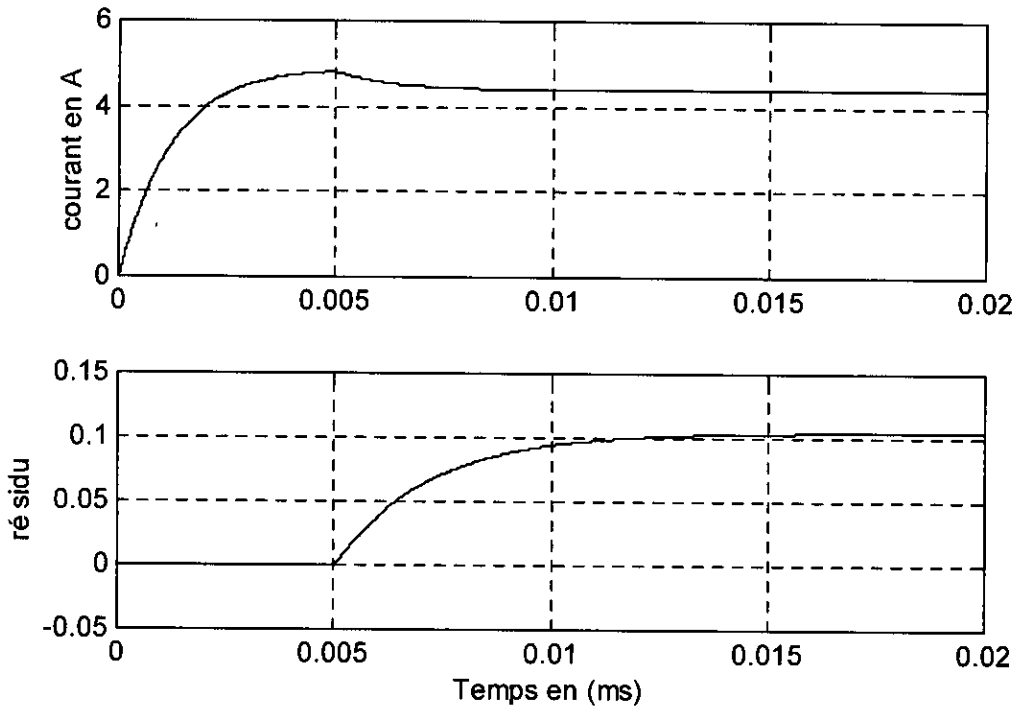


Figure IV. 25: Observateur de Luenberger de vitesse insensible à $\delta\beta$ et δu , pour $\delta I=0.5$

INTERPRETATION DES RESULTATS

- Pour l'observateur de vitesse (ObsW), nous avons considéré en premier un observateur de Luenberger de vitesse insensible à $\delta\beta$ pour le cas idéal défauts nuls, couple résistant (ou perturbation) nul ($C_r = 0$ et $f = 0$), (voir figure IV.22). Nous remarquons sur cette figure que le résidu obtenu est nul.
- La figure IV.23 montre que l'observateur de vitesse, pour des défauts nuls et une perturbation sur le couple résistant ($C_r = 1$), laisse le résidu pratiquement inchangé (résidu de l'ordre de 10^{-15}). Donc il ne détecte pas les perturbations sur le couple de charge.
- De même, la figure IV.24 montre l'insensibilité de l'observateur de vitesse aux défauts $\delta\beta$ et δu sur les tensions b et u .
- La figure IV.25 montre que l'observateur de vitesse (insensible à $\delta\beta$ et δu) est sensible à une variation sur le courant.

IV. 4. 5 SYNTHÈSE D'UN OBSERVATEUR DE LUENBERGER (ObsL)

DECOUPLE DE $\Delta\Omega$

Nous prenons dans ce cas

$$X = \begin{bmatrix} I \\ X_i \\ \Omega \end{bmatrix}, \quad f = \begin{bmatrix} \Delta I \\ \Delta\beta \\ \Delta u \\ \Delta\Omega \end{bmatrix}, \quad d = \Delta\Omega, \quad u = Iref$$

Ce qui impose les matrices suivantes:

$$A = \begin{bmatrix} -\frac{R + K_p U_c}{L} & \frac{U_c}{L} & -\frac{K}{L} \\ -K_i & 0 & 0 \\ \frac{K}{J} & 0 & -\frac{f}{J} \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} \frac{K_p U_c}{L} \\ K_i \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$E_d = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad E_f = \begin{bmatrix} -\frac{K_p U_c}{L} & \frac{U_c}{L} & \frac{1}{L} & 0 \\ -K_i & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{J} \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -K_p & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad D = \begin{bmatrix} 0 \\ K_p \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$F_d = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad F_f = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ -K_p & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Cette modélisation considère $\Delta\Omega$ comme la perturbation à découpler.

La résolution de l'équation de découplage de l'entrée inconnue: $GF_d - TE_d = 0$

$$\text{n'impose pas } T = \begin{bmatrix} T_{11} & T_{12} & T_{13} \\ T_{21} & T_{22} & T_{23} \end{bmatrix} \text{ mais fixe } G = \begin{bmatrix} G_{11} & G_{12} & 0 \\ G_{21} & G_{22} & 0 \end{bmatrix} \text{ car } E_d = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Si on s'impose N diagonale, $N = \begin{bmatrix} n_{11} & 0 \\ 0 & n_{22} \end{bmatrix}$, l'équation $TA - GC = NT$ donne les coefficients

de la matrice de gain G en fonction de ceux de T avec en particulier:

$$T_{11} = -\frac{L}{K} \left(\frac{f}{j} + n_{11} \right) T_{13} \quad \text{et} \quad T_{21} = -\frac{L}{K} \left(\frac{f}{j} + n_{22} \right) T_{23}$$

F_d étant non nulle, si $K_3 = 0$ alors $KF_d = 0$.

En résolvant $pT = -KC$, nous obtenons pour $p = [p_1 \ p_2]$:

$$K = \left[-p_1 k_p T_{12} - p_2 k_p T_{22} - p_1 T_{11} - p_2 T_{21} \ ; \ -p_1 T_{12} - p_2 T_{22} \ ; \ 0 \right] \text{ avec } p_1 T_{13} = -p_2 T_{23}$$

Comme dans les synthèses précédentes, on utilise les équations de sensibilité du résidu et de l'erreur d'observation pour fixer les paramètres de T et en tirer le meilleur parti en terme de découplage. Nous avons donc:

$$GF_f - TE_f = \begin{bmatrix} +\frac{k_p U_c}{L} T_{11} + k_i T_{12} + G_{11} - k_p G_{12} & -T_{11} \frac{U_c}{L} & -\frac{T_{11}}{L} & +\frac{T_{13}}{J} \\ +\frac{k_p U_c}{L} T_{21} + k_i T_{22} + G_{21} - k_p G_{22} & -T_{21} \frac{U_c}{L} & -\frac{T_{21}}{L} & +\frac{T_{23}}{J} \end{bmatrix}$$

$$\text{et } KF_f = [k_1 \quad k_p k_2 \quad 0 \quad 0 \quad 0]$$

Comme on veut dissocier $\Delta\Omega$ de ΔI , il faut qu'on ait: $k_1 - k_p k_2 = -p_1 T_{11} - p_2 T_{21}$ et $k_1 - k_p k_2 \neq 0$

Si on impose $T_{13} = T_{23} = 1$ et $T_{12} = T_{22} = 0$, alors on prend $p_1 = -p_2 = 1$ pour que le résidu soit directement sensible à ΔI , c'est à dire $KF_f = [-T_{11} + T_{21} \ ; \ 0 \ ; \ 0 \ ; \ 0]$

Ce choix nous donne, d'après les équations établies avec $TA - GC = NT$ ce qui suit:

$$G = \begin{bmatrix} -\left(\frac{R}{L} + n_{11}\right) T_{11} + \frac{k}{J} & T_{11} \frac{U_c}{L} & 0 \\ -\left(\frac{R}{L} + n_{22}\right) T_{21} + \frac{k}{J} & T_{21} \frac{U_c}{L} & 0 \end{bmatrix} \text{ et } T = \begin{bmatrix} -\frac{L}{k} \left(\frac{f}{J} + n_{11} \right) & 0 & 1 \\ -\frac{L}{k} \left(\frac{f}{J} + n_{22} \right) & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

On choisit les coefficients de N tels que n_{11} soit différent de n_{22} sinon les variables d'état observées ne soient plus indépendantes et on retrouve ObsXi.

Dans ce cas:

$$GF_f - TE_f = \begin{bmatrix} -\left(\frac{R}{L} + n_{11}\right)T_{11} + \frac{k}{J} & -T_{11} \frac{U_c}{L} & -\frac{T_{11}}{L} & +\frac{1}{J} \\ -\left(\frac{R}{L} + n_{22}\right)T_{21} + \frac{k}{J} & -T_{21} \frac{U_c}{L} & -\frac{T_{21}}{L} & +\frac{1}{J} \end{bmatrix}$$

$$\text{Or } P\dot{\hat{e}} = PNT(\hat{X} - X) + P(GF_f - TE_f)$$

$$\text{avec } P(GF_f - TE_f) = \begin{bmatrix} \frac{L}{k}(n_{11}^2 - n_{22}^2 + \left(\frac{R}{L} + \frac{f}{J}\right)(n_{11} - n_{22})) & \frac{U_c}{k}(n_{11} - n_{22}) & \frac{1}{k}(n_{11} - n_{22}) & 0 \end{bmatrix}$$

Ce qui montre que $P\dot{\hat{e}}$ est indépendant de C_r et

$$PT = \begin{bmatrix} -\frac{L}{k} \\ (n_{11} - n_{22}) & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

On a toujours $U = M = 0$.

On obtient ainsi un Observateur découplé de $\Delta\Omega$ et de C_r . Pour les simulations, nous avons pris:

$$n_{11} = -R/L \quad ; \quad T_{11} = -(f/J + n_{11}) * L/k$$

$$n_{11} = -0.5 * R/L \quad ; \quad T_{21} = -(f/J + n_{22}) * L/k$$

$$\begin{bmatrix} \dot{\hat{Z}}_1 \\ \dot{\hat{Z}}_2 \\ \text{resDO} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} n_{11} & 0 & 0 & -\left(\frac{R}{L} + n_{11}\right)T_{11} + \frac{k}{J} & T_{11} \frac{U_c}{L} & 0 \\ 0 & n_{22} & 0 & -\left(\frac{R}{L} + n_{22}\right)T_{21} + \frac{k}{J} & T_{21} \frac{U_c}{L} & 0 \\ 1 & -1 & 0 & -T_{11} + T_{21} & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{Z}_1 \\ \hat{Z}_2 \\ I_{ref} \\ I_m \\ \beta \\ \Omega m \end{bmatrix}$$

Le résidu, dans ce cas, n'a aucune signification physique évidente.

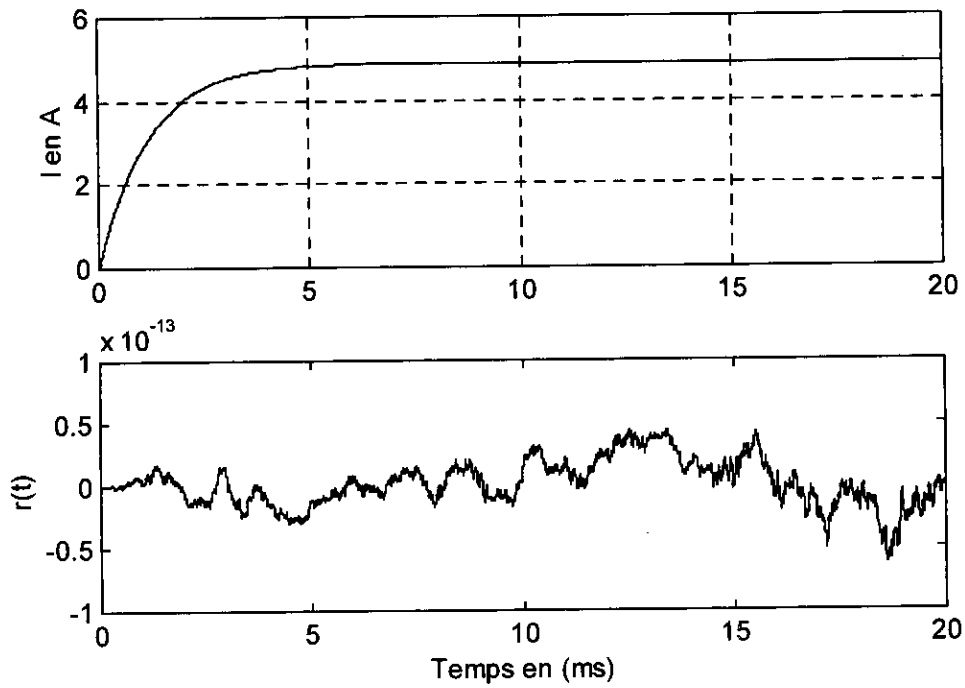


Figure 26: Observateur de Luenberger (ObsL) insensible à $delw$ (simulation avec $delw = 0$ et $f = 0$)

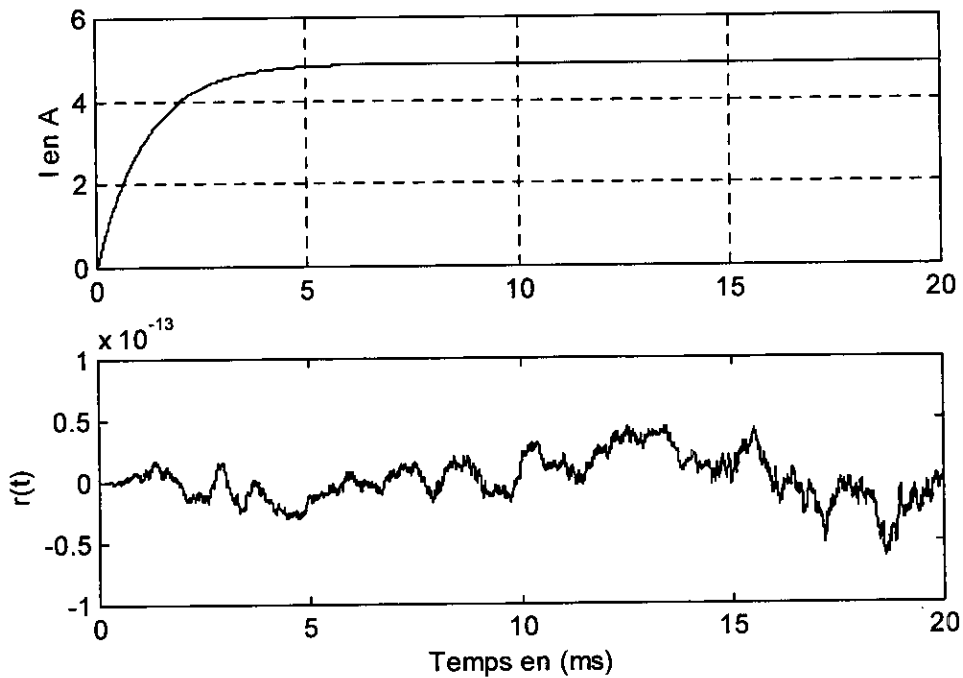


Figure 27: Observateur quelconque insensible à $delw$ (simulation $delw = 5$, les autres défauts étant à 0).

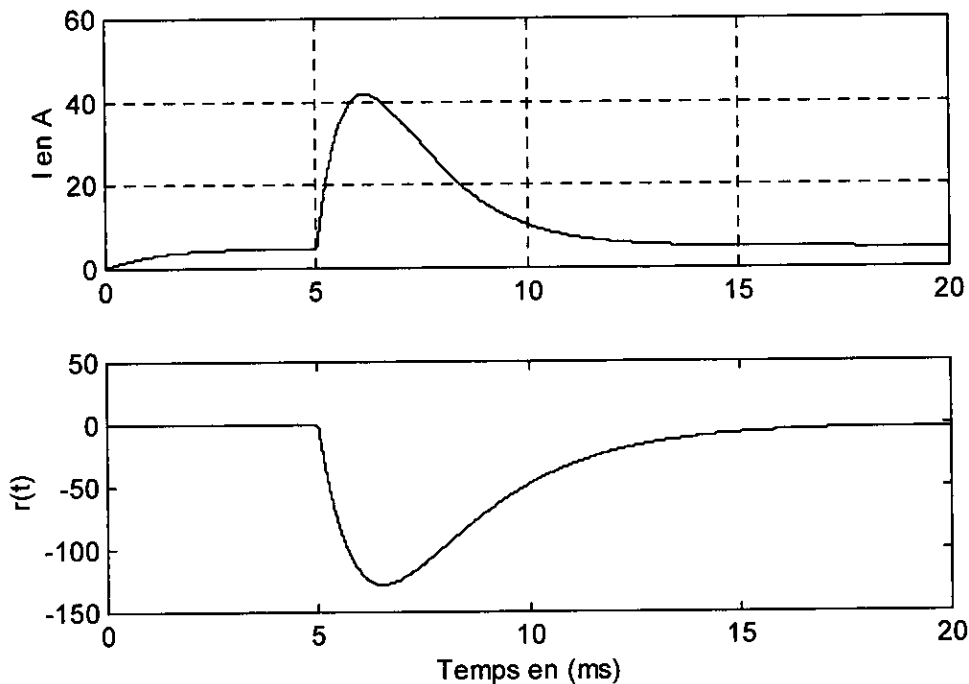


Figure 28: Observateur quelconque insensible à $\text{del}w$
(simulation avec $\text{del}\beta=1$, les autres défauts étant nuls)

INTERPRETATION DES RESULTATS

- En utilisant un observateur de Luenberger quelconque (ObsL), nous avons considéré le cas idéal d'un observateur quelconque insensible à la vitesse avec défaut sur la vitesse ($\text{del}w = 0$). Ce cas, représenté par la figure IV.26, montre l'insensibilité du résidu à l'ensemble des défauts considérés.
- La figure IV.27 montre que l'observateur (ObsL) est effectivement insensible à un défaut (ou variation) sur la vitesse $\text{del}w = 5$, les autres défauts étant à zéro. La courbe du résidu générée par cet observateur en fonction du temps ne dépasse pas les limites $\pm 10^{-13}$ ce qui signifie la nullité de ce résidu.
- La figure IV.28 montre que l'observateur quelconque (insensible à la vitesse w) est sensible au défaut $\text{del}\beta = 1$, les autres défauts étant à zéro.

IV. 6 TABLES DRESIGNATURES ET LOGIQUE DE DECISION

A partir des simulations précédentes, nous pouvons dresser les tables de signatures suivantes aussi bien pour le cas de l'observateur d'ordre plein que pour l'observateur de Luenberger.

IV. 6. 1 OBSERVATEUR D'ORDRE PLEIN

a) Table de signature des résidus/défauts

<i>Signal / Résidu</i>	$r_1(t)$	$r_2(t)$	$r_3(t)$
Cr	0	0	1
dell	1	1	1
delbeta	1	1	0
delu	1	1	0
delw	1	1	1

b) Logique de décision

En utilisant les tables de signature (ou tableau de sensibilité) des résidus générés par l'observateur d'ordre plein, nous pouvons arriver à localiser certains défauts. Par exemple, pour localiser un défaut sur le couple résistant, nous vérifions seulement la sensibilité de $r_3(t)$ à ce défaut. Par contre nous ne pouvons pas discriminer entre les défauts **delbeta** et **delu** ni entre **dell** et **delw**. Donc d'après cette table de signature, nous pouvons déduire trois décisions différentes correspondant aux trois signatures suivantes:

- (0, 0, 1) pour un défaut sur le couple résistant.
- (1, 1, 1) pour un défaut sur le capteur de courant ou sur le capteur de vitesse.
- (1, 1, 0) pour un défaut sur les actionneurs correspondant aux tensions β ou u .

IV. 6. 2 OBSERVATEUR DE LUENBERGER

a) Table de signature des résidus/défauts

<i>Signal / Résidu</i>	<i>ObsXi</i>	<i>ObsI</i>	<i>Obs.w</i>	<i>ObsL</i>
Cr	0	0	1	1
dell	0	1	1	1
delbeta	0	1	0	1
delu	0	1	0	1
delw	0	1	1	0

b) Logique de décision

Nous remarquons qu'avec l'observateur de Luenberger, nous avons la possibilité de discriminer entre quatre classes de défauts se rapportant aux décisions (0, 0, 1, 1), (0, 1, 1, 1), (0, 1, 0, 1), (0, 1, 1, 0). Ces quatre décisions correspondent aux signatures suivantes :

(0, 0, 1, 1) pour un défaut sur le couple résistant Cr.

- (0, 1, 1, 1) pour un défaut sur le capteur de courant (delI).
- (0, 1, 0, 1) pour un défaut sur les tensions β ou u.
- (0, 1, 1, 0) pour un défaut sur la vitesse (delw).

La décision (0, 1, 0, 1) ne permet pas de distinguer entre les défauts **delbeta** et **delu**.

Comme nous remarquons aussi que l'observateur d'état (ObsXi) est insensible aux défauts considérés mais il est sensible aux variations paramétriques. L'observateur combiné correspond à ce que nous avons désigné dans nos simulations par observateur ObsL (ou quelconque).

Il est à signaler que, même en combinant les décisions obtenues à partir des simulations par l'observateur d'ordre plein avec les décisions obtenues par l'observateur de Luenberger, il n'est pas possible de discriminer entre les défauts **delbeta** et **delu**. Par contre on arrive, à l'aide de ce dernier (observateur de Luenberger) à discriminer entre les défauts **delI** et **delw**. De même, nous constatons que la signature d'un défaut sur le couple résistant est unique (mais pas identique) aussi bien pour les simulations avec l'observateur d'ordre plein que pour les simulations avec l'observateur de Luenberger.

IV. 8 CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons procédé à la synthèse des observateurs (Observateur d'ordre plein, Observateur de Luenberger, Observateur proportionnel intégral (PI)) et présenté les différents résultats de simulation y afférents. Nous avons pu voir que les observateurs dédiés permettent de mieux localiser (discriminer) les défauts que les observateurs d'ordre plein. Une étude fréquentielle, dans le plan de Bode, des résultats de ces observateurs montre l'évolution des transferts résidus / défauts en fonction de la fréquence.

CONCLUSION GENERALE

Dans ce travail, nous avons passé en revue l'état de l'art de la détection et de la localisation de défauts dans les systèmes dynamiques en utilisant deux grandes classes de méthodes à savoir

1. les méthodes à base de redondance analytique (estimation d'état, estimation paramétrique, espace de parité (ou équations de parité)).
2. les méthodes à base de connaissances ou d'intelligence artificielle telles que les systèmes experts, la logique floue, les réseaux de neurones, les techniques hybrides (neuro-flou), les arbres de défaillances ou de bon fonctionnement et le raisonnement approché.

Ensuite, nous avons montré comment synthétiser un observateur de Luenberger pour la détection automatique de pannes. Ces observateurs constituent la base du diagnostic robuste (RFDI) dans la mesure où ils permettent la détection et la localisation de défauts (ou de pannes) tout en s'affranchissant des perturbations. Dans le troisième chapitre, nous avons présenté une approche fréquentielle du diagnostic montrant le compromis à faire entre le rejet des perturbations et la détection des défauts. Cette approche combinée à l'optimisation H_∞ constitue la nouvelle tendance dans cet axe de recherche (diagnostic robuste). Elle permet de fournir un compromis fréquentiel entre la détection de défauts et le rejet des perturbations dans le cas où ce dernier n'est pas possible. Finalement, dans le chapitre 4, nous avons appliqué les méthodes développées précédemment au moteur à courant continu et procédé à une étude comparative entre les résultats obtenus.

Comme perspectives, nous proposons l'application de la théorie des observateurs au cas de la machine asynchrone qui est le modèle type d'un système multivariable, non linéaire et fortement couplé ainsi que dans le domaine de la robotique où la complexité du système rend difficile la détection de défauts .

BIBLIOGRAPHIE

- [1] AYOUBI, M. (1996). « fuzzy systems design based on hybrid neural structure and application to the fault diagnosis of technical processes ». *Control Engineering Practice*, Vol. 4, N°1, pp. 35 – 42.
- [2] Basseville, M. and Benveniste A. (1985). « Detection of Abrupt Changes in Signals and Dynamical Systems ». *Lecture Notes in Control and Information Sciences*, Vol. 77. Springer, Berlin.
- [3] BARLOW, RE. and F. PROSCHAN (1975). « Statistical theory of reliability and life testing ». Holt Rinehart and Winston, Inc.
- [4] BERENDSEN, C.S. « Méthodes de diagnostic dans la partie commande des associations convertisseurs - machines tournantes », thèse de Doctorat I. N. P.G – 1993.
- [5] BURG, J.P. (1968). « A new analysis technique for time series data. *NATO Advanced Study Institute on signal processing with emphasis on Underwater Acoustics*, Aug. 12 – 23.
- [6] COMBASTEL, C. , GENTIL, S. , ROGNON, J..P. «A symbolic reasoning approach to fault detection and isolation applied to electrical machines », IEEE-CCA'98, Conference on Control Applications, Italy , September 1998.
- [7] P.M.FRANK « Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledge-based redundancy - A survey and some new results », *Automatica*, vol 26 n°3 -1990
- [8] P.M.FRANK « Application of fuzzy logic to process supervision and fault diagnosis », SAFEPROCESS France 1994.
- [9] FREYERMUTH, B. (1991). « Knowledge based incipient fault diagnosis of industrial robots ». *IFAC SAFEPROCESS Symposium*, Baden-Baden. Vol. 2, pp.31-37. Pergamon Press: Oxford.
- [10] GERTLER, J. « Fault detection and isolation using parity relations », *Control Eng Practice* 1997.
- [11] GERTLER, J. (1991). « Analytical redundancy methods in fault detection and isolation ». *IFAC SAFEPROCESS Symposium*, Baden-Baden. Vol. 1, pp. 9 – 21. Pergamon Press: Oxford.
- [12] HALGAMUGE, S. (1996). « *Advanced Methods for fusion of Fuzzy System and Neural Networks in Intelligent Data Processing*. Fortscher. Ber. VDI Reihe 10 N° 401. VDI-Verlag: Düsseldorf.

- [13] HIMMELBLAU, D.M. (1978). *Fault Detection and Diagnosis in Chemical and Petrochemical Processes*. Elsevier, NY.
- [14] ISERMANN, R. « On fuzzy logic applications for automatic control, supervision, and fault diagnosis » *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics* vol 28 n°2 March 1998.
- [15] ISERMANN, R. «Supervision fault-detection and fault-diagnosis methods –an introduction », *Control Eng Practice*, 1997.
- [16] ISERMANN, R. and Ulieru (1993) «Integrated fault detection and diagnosis ». *IEEE/SMC Conference: Systems Engineering in the service of Humans*, Le Touquet, France. Vol. 1, pp. 743 – 748.
- [17] ISERMANN, R. « Integration of fault detection and diagnosis methods », IFAC SAFEPROCESS 1994.
- [18] LEE, W.S., D.L. GROSH, F.A. TILLMANN and C.H.LIE (1985). « Fault tree analysis, methods and applications – a review ». *IEEE Transactions on Reliability*, Vol. 34, N° 3, pp. 194 – 202.
- [19] S.LEONHARDT and M.AYOUBI « Methods of fault diagnosis », *Control Eng Practice*, vol 5 N°5 1997.
- [20] NEUMANN, D. (1991). « Fault diagnosis of machine–tools by estimation of signal spectra ». *IFAC SAFEPROCESS Symposium*,
- [21] R.J.PATTON and J.CHEN “Observer-based Fault Detection and Isolation: robustness and applications”, *Control Eng Practice*, vol n° 5, 1997.
- [22] G. ROSTAING “Diagnostic de défauts dans les entraînements électriques”, thèse de doctorat de l’Institut National Polytechnique de Grenoble, Laboratoire d’Electrotechnique, 1997.
- [23] O.SENAME, S.COURTINE, J.P.ROGNON « Robust fault detection and isolation in a DC Motor: Comparison of observer-based methods », SAFEPROCESS 1997.
- [24] M.TADJINE, H. BENKHEDDA, and R.J.PATTON “Frequency domain tradeoffs in Robust Fault Detection: towards an integrated approach” *SAFEPROCESS, U.K, 1997*.
- [25] ULIERU, M. (1996). “Fuzzy logic in diagnosis decision: Possibilistic Networks”. Dissertation, Technical University Darmstadt.
- [26] A.S. WILLSKY “A survey of design methods for failure detection in dynamic systems”, *Automatica*, 12, pp.601-611, 1976.

COMMUNICATIONS

FREQUENCY DOMAIN TRADEOFFS IN ROBUST FAULT DETECTION BASED ON GENERAL LUENBERGER OBSERVER

A. Mezhoud⁽¹⁾, M. Tadjine⁽¹⁾

⁽¹⁾ Laboratory of power electronics and control
Electric Engineering Department, Polytechnic National School.
10, Hassen Badi Avenue, B.O 182, El Harrach, Algiers
Tel : 02. 52.53.01, Fax : 02. 52.29.73, e.mail : tadjine@yahoo.fr

Abstract: This paper studies the Luenberger observer based Fault Detection and Isolation problems. An emphasis on the robustness against disturbances is made. First, we show that there is a tradeoff between disturbances rejection and fault detection. Explicit expressions quantifying this tradeoff are provided. The relevant design issues are then highlighted and ideas for improving the robustness properties are outlined. An illustrative example is presented to show the advantage of our approach.

Keywords: fault diagnosis, disturbance rejection, frequency domain, H_∞ -estimation.

1. INTRODUCTION

The concept of Fault Detection and Isolation (FDI) filters design in automated processes has received considerable attention during the last decade both in research and in applications (see [1], [2], [3], [4]). There are a great variety of methods used to solve the FDI problem. Observer based FDI scheme is one of current subject of extensive research in this area (see [1], [5], [6]). In this scheme, two steps are distinguishable: the generation of the so called residual signals which are sensitive to faults, and their evaluation. More precisely, the residuals are first designed using the output estimation error derived from an observer, then a decision block is constructed to evaluate the residuals using techniques such as thresholding [3], fuzzy logic [2], and statistical tests [2], [3],[10].

Observer based FDI is built upon a number of theoretical assumptions such as: exact knowledge of the mathematical model describing the plant dynamics. This is of course not possible in practice, as an accurate and complete mathematical description of process is never available. Sometimes the parameters of the system may not be fully known or may only be known over limited range. There is therefore always modelling uncertainties and disturbances between the plant dynamics and the model used for Fault Detection and Isolation (FDI).

Hence, there are robustness problems in FDI with respect to modelling errors and disturbances. The goal of Robust Fault Detection and Isolation (RFDI) is to distinguish between the fault effects and the effects of uncertain signals and perturbations.

Recently, there has been increasing interest on the development of Robust FDI methods. This is motivated by the fact that there would be false alarms if we do not take into account effects of modelling uncertain disturbances. Different approaches have been proposed in the literature (see [1], [5], [8], [9]).

In this paper, we emphasise the main design tradeoffs between fault detection and robustness against modelling uncertainties and disturbances when Luenberger observer is used to generate the residuals. Our aim is to explicitly quantify this tradeoff and to highlight the relevant design issues. The limitations of system structure is also discussed. The paper is organised as follows. In section 2, the FDI problem and the generation of residuals using Luenberger observer are discussed. The frequency domain tradeoff is presented in section 3. In section 4, an illustrative example is given.

2. LUENBERGER OBSERVER BASED RESIDUAL GENERATION

2.1 Problem formulation [5][6]

Consider a linear time invariant (LTI) system of the form:

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= Ax(t) + Bu(t) + E_d d(t) + E_f f(t) \\ y(t) &= Cx(t) + Du(t) + F_d d(t) + F_f f(t) \end{aligned} \quad (1)$$

where $x(t) \in R^n$ is the state vector, $u(t) \in R^m$ is the input vector, $y(t) \in R^p$, the output vector. The vector $d(t) \in R^q$ represents the disturbances and $f(t) \in R^r$ represents the faults vector with each element $f_i(t)$ corresponding to specific fault. The matrices $A, B, C, D, E_d, E_f, F_d, F_f$ are system model matrices of appropriate dimensions. The basic idea behind the Luenberger observer based residual generation is to estimate the outputs of the system from the measurements, then the output estimation error is used as a residual. This paper deals with residual generation using Luenberger observer given by:

$$\begin{aligned} \dot{\hat{z}} &= N\hat{z} + Mu + Gy \\ r(t) &= P\hat{z} + Uu + Qy \end{aligned} \quad (2)$$

The vector \hat{z} is the estimate of the linear combination of the system states ($Z = TX$). Matrices N, M, G, P, U, Q are the observer gains that should be designed such that the resulting residual vector $r(t)$ is sensitive to the faults $f(t)$ and insensitive to the disturbances $d(t)$. The synthesis of the observer gain matrices involves three objectives:

- stable error dynamics \hat{z} tends asymptotically to TX .
- Decoupling of the disturbances from the residual.
- Maximising the effect of faults on $r(t)$.

Before discussing the above three objectives, let us first show that in many cases, modelling uncertainties can be embedded in the disturbances vector $d(t)$. Indeed, consider the monitor system:

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + E_d f(x(t), u(t)) \quad (3)$$

where $u_i(t)$ ($i=1, \dots, m$) is the i^{th} component of $u(t)$, and A_i ($i=1, \dots, m$) and B are known matrices. The nonlinear term can be treated as the disturbance with:

$$E_d = [A_1, A_2, \dots, A_m]$$

$$d(t) = [u_1(t)x(t), \dots, u_m(t)x(t)]^T \quad (4)$$

Furthermore, a system model with time-varying parameters perturbation can be described as:

$$\dot{x}(t) = (A + \Delta A(t))x(t) + (B + \Delta B(t))u(t) \quad (5)$$

where $\Delta A(t)$ and $\Delta B(t)$ are unknown matrices of the form:

$$\Delta A(t) = \sum_{i=1}^N a_i(t)A_i, \quad \Delta B(t) = \sum_{i=1}^N b_i(t)B_i \quad (6)$$

Constant matrices A_i and B_i are known and the scalars $a_i(t)$ and $b_i(t)$ are unknown time-varying factors. In this case, the modelling error can be approximated by the disturbance term $E_d d(t)$ with:

$$E_d = [A_1, \dots, A_N, B_1, \dots, B_N] \quad (7)$$

$$d(t) = [a_1(t), \dots, a_N(t), b_1(t), \dots, b_N(t)]^T$$

2.2 Design of Luenberger observer for FDI

Using the above equations, the estimation error ($e = z - T\hat{x}$) is given by:

$$\dot{e} = \dot{z} - \dot{\hat{z}} = \dot{z} - T\dot{\hat{x}} \quad (8)$$

$$\dot{e} = N\dot{z} + Mu + Gy - T\dot{\hat{x}}$$

$$\dot{e} = N\dot{z} + Mu + Gy - T[Ax + Bu + E_d d + E_f f]$$

$$\dot{e} = N\dot{\hat{x}} + Mu + Gy - TAx + TBu + TE_d d + TE_f f$$

$$\dot{e} = N\dot{\hat{x}} + Mu + GCx + GDu + GF_d d + GF_f f$$

$$- TAx + TBu + TE_d d + TE_f f$$

$$\dot{e} = N\dot{\hat{x}} + (GC - TA)x + (M + GD - TB)u$$

$$+ (GF_d - TE_d)d + (GF_f - TE_f)f$$

In order to make the observation error $e(t)$ tends asymptotically to zero in the absence of faults and

disturbances ($f(t) = 0, d(t) = 0$), the following conditions are needed:

- i) N stable.
- ii) $TA - NT = GC$
- iii) $TB - GD = M$

And for FDI to be achieved, we must further have:

- iv) $PT + QC = 0$
- v) $U + QD = 0$

A procedure to be followed, in order to determine the observer matrices is now described:

- a) Solve the Sylvester equation $TA - NT = GC$, which can be transformed into a pole placement problem using the matrices $N = TA - KC$, $K = G - NH$, and $T = I_n - HC$. The problem of solving this equation is reduced to the choice of matrix K such that $(TA - KC)$ is stable. This is possible if the pair (TA, C) is detectable.
- b) P, U, Q have to be chosen such that i) to iv) hold.

If we are interested in making the observation error $e(t)$ tends to zero in the absence of faults but whatever is the perturbation vector $d(t)$ (Unknown Input Observer (UIO)), two other conditions must be fulfilled: $TE_d = 0$ and $QF_d = 0$.

2.3 Residual evaluation [6]

In this part, the decision making stage is presented. In practice, a fault can be detected by comparing a decision function $J(r(t))$ with a threshold J_{th} :

$$J(r(t)) \leq J_{th} \text{ for } f(t) = 0$$

$$\text{and } J(r(t)) > J_{th} \text{ for } f(t) \neq 0$$

Isolation is thus analysed using the signature of each fault in the residual and according to the assumption that the faults cannot occur simultaneously, as in the following example:

	r_1	r_2	r_3
f_1	1	0	0
f_2	0	1	0
f_3	1	0	1
f_4	0	1	1

In this case, each fault has a different signature so that detection and isolation are insured. Note that, if the faults f_1 and f_3 occur simultaneously, then one cannot guarantee that f_1 has occurred. Let us point out that this method only needs different signatures for faults; there is no need for one fault-one residual as it is the case in the dedicated observer scheme and the generalised observer scheme (Frank, 1990). In this case, the isolation can be performed using a simple threshold testing, for instance in the case of f_3 :

$$\|r_1\| > T_1, \|r_2\| \leq T_2, \|r_3\| > T_3 \Rightarrow f_3 \neq 0$$

where T_1, T_2, T_3 are thresholds associated with residuals r_1, r_2, r_3 respectively.

Since the analytical model does not match the real system, the thresholds are adapted to provide robustness. They were obtained by simulation on the accurate model of the process, using the following procedure.

Step 1. In the fault free case, the residual is non zero because of non modelled disturbances (model mismatches

and unexpected external disturbances). Consider the residual component r_i and determine a first threshold as, for $i=1,2,\dots,n$: $J_{th_{i0}} = \|r_i\|_{(f=0)}$

Step 2. Another effect of modelling errors is that the residual r_i may become non zero for a fault f_j which was expected to insure $r_i(f_j) = 0$. To tackle this problem, the following threshold is considered, for $i=1,2,\dots,n$:

$$J_{th_{i1}} = \max \|r_i(f_j)\|, r_i(f_j) \equiv 0 \text{ theoretically}$$

Step 3. The final threshold for this residual is

$$J_{th_i} = \max \{J_{th_{i0}}, J_{th_{i1}}\}$$

Note that this determination of thresholds depends on the operating point of the system. Therefore changing the operating point implies a new determination of the thresholds. In this case, thresholds are called adaptive. Once thresholds have been defined, a logical unit is used to perform the isolation of faults.

The test $J(r_i) > J_{th_i}$ provides a boolean signature for the faults for which $r_i(f_j) = 1$. Then the vector,

$$(J(r_1) > J_{th_1}, J(r_2) > J_{th_2}, \dots, J(r_n) > J_{th_n})^T$$

is compared to the theoretical signature table.

3. FREQUENCY DOMAIN TRADEOFFS

Consider (1) with the Luenberger observer (2). In the frequency domain, the residual $r(s)$ is given by:

$$r(s) = G_{rd}(s)d(s) + G_{rf}(s)f(s) \quad (9)$$

where matrices $G_{rd}(s)$ and $G_{rf}(s)$ are transfer matrices.

For the sake of simplicity, let us use a full order observer of the form:

$$\dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + Bu(t) + Lr(t)$$

$$r(t) = y(t) - C\hat{x}(t) \quad (10)$$

where L is the observer gain. This observer is a special case of the Luenberger observer. If we put

$G_{fr}(s) = [G_{rf}(s)]^{-1}$. The basic relations between $G_{rd}(s)$ and $G_{fr}(s)$ are summarised in the following result.

Theorem:

Consider the transfer functions $G_{rd}(s)$ and $G_{fr}(s)$ defined above. Then the following properties hold.

$$G_{fr}(s)G_{rd}(s) = T_p(s) \quad (11)$$

$$\|G_{rw}(s)\|_{\infty} \geq \|T_p(s)\|_{\infty} \times \|G_{fr}(s)\|_{\infty} \quad (12)$$

where

$$T_p(s) = [C\Phi(s)E_x + E_y]^{-1} [C\Phi(s)G_x + G_y] \quad (13)$$

Proof:

P1. One has

$$\begin{aligned} G_{rd}(s) &= C[sI - A + LC]^{-1} [G_x - LG_y] + G_y \\ &= C\Phi(s)[I + LC\Phi(s)]^{-1} [G_x - LG_y] + G_y \\ &= [I + C\Phi(s)L]^{-1} C\Phi(s)[G_x - LG_y] + G_y \\ &= [I + C\Phi(s)L]^{-1} C\Phi(s)G_x + [I + C\Phi(s)L]^{-1} G_y \end{aligned}$$

Similarly, one has

$$\begin{aligned} G_{rf}(s) &= C[sI - A + LC]^{-1} [E_x - LE_y] + E_y \\ &= C\Phi(s)[I + LC\Phi(s)]^{-1} [E_x - LE_y] + E_y \\ &= [I + C\Phi(s)L]^{-1} C\Phi(s)[E_x - LE_y] + E_y \\ &= [I + C\Phi(s)L]^{-1} C\Phi(s)E_x + [I + C\Phi(s)L]^{-1} E_y \end{aligned}$$

Hence

$$[G_{rf}(s)]^{-1} G_{rd}(s) = G_{fr}(s)G_{rd}(s) = T_p(s)$$

P2. Direct consequence of the H_{∞} properties. **end**

Three remarks should be pointed out.

a₁) Naturally, we would like to minimise $\|G_{fr}(s)\|_{\infty}$.

However, when doing this, the sensitivity to disturbances will be larger in that frequency range since $\|G_{rw}(s)\|_{\infty}$ increases.

b₁) It is essentially the transfer function $T_p(s)$ which shape the tradeoff between disturbances rejection and sensitivity to faults. It is worth noticing that this transfer function depends only on the structural properties of a given system, that is to say it is independent from the observer design.

c₁) The second property stands that the minimum achievable for disturbance rejection optimisation can not be less than the inverse of the minimum achievable for FDI times the norm of $T_p(s)$. This fact clearly indicates the relation between the two optimisation problems.

Now, we shall consider a RFDI design specification requiring:

$$\overline{\sigma}[W_d(s)G_{rd}(s)] \leq 1 \quad (14)$$

$$\text{and } \overline{\sigma}[W_f(s)G_{fr}(s)] \leq 1 \quad (15)$$

where $W_d(s)$ and $W_f(s)$ are weighting functions used to reflect the relative importance of system properties at different frequencies, and $\overline{\sigma}$ denotes the maximum singular value of the underlying transfer function. Our task is to determine, for a given set of weightings, whether the algebraic relation between $G_{rd}(s)$ and $G_{fr}(s)$ prevents these specifications from being simultaneously satisfied, the relation (11) imposes a constraint upon $G_{fr}(s)$, and thus

the ability of (15) to be achieved. One has the following result:

Lemma:

Assume that both $G_{fr}(s)$ and $G_{rd}(s)$ are invertible. Then the specifications (14)-(15) can be satisfied simultaneously at a given frequency if the following bounds are satisfied at that frequency:

$$\underline{\sigma}[W_f(s)G_{fr}(s)] \geq \overline{\sigma}[W_d(s)]\overline{\sigma}[W_f(s)T_p(s)] \quad (16)$$

$$\underline{\sigma}[W_d(s)G_{rd}(s)] \geq \overline{\sigma}[W_d(s)]\overline{\sigma}[W_f(s)T_p(s)] \quad (17)$$

where $\underline{\sigma}$ denotes the smallest singular value of transfer functions.

Proof:

The specification (14) is satisfied if

$$\overline{\sigma}[W_d(s)G_{rd}(s)] \leq 1$$

Taking into account that $G_{rd}(s) = [G_{fr}(s)]^{-1}T_p(s)$,

one gets $\overline{\sigma}[W_d(s)[W_f(s)G_{fr}(s)]^{-1}W_f(s)T_p(s)] \leq 1$

$$\overline{\sigma}[W_d(s)]\overline{\sigma}[W_f(s)G_{fr}(s)]^{-1}\overline{\sigma}[W_f(s)T_p(s)] \leq 1$$

That is

$$\underline{\sigma}[W_f(s)G_{fr}(s)] \geq \overline{\sigma}[W_d(s)]\overline{\sigma}[W_f(s)T_p(s)]$$

Following the same approach, one can easily demonstrate the second fact. end

The above bounds are a consequence of the tradeoff between making $G_{rd}(s)$ and $G_{fr}(s)$ simultaneously small. Note that, the severity of this tradeoff depends upon the value of the transfer function $T_p(s)$ gain.

4. Illustrative example.

Consider a plant represented by the state space model (1) with :

$$A = \begin{bmatrix} -2 & 0 \\ 2 & -1 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad C = [2 \ 5], \quad d=0,$$

$$E_d = \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad E_f = \begin{bmatrix} 2 \\ -4 \end{bmatrix}, \quad F_d = 10, \quad F_f = 100$$

This system is subject to both faults and perturbations. A Proportional Integral observer, which is a particular case of a Luenberger observer, is designed to reject constant perturbations $d(t)$. The design of such an observer is similar to that of a full order classical observer but on an augmented system including the integral action.

Figures 1 and 2 show respectively, bode diagrams of the transfer functions $r(s)/d(s)$ and $r(s)/f(s)$. One can that attenuation of perturbations are made in low frequencies. Figure 3 presents the Bode diagram of the transfer function $T_p(s)$ defined in section 3. Notice that for the frequency $w=1$ rad/sec the modulus of $T_p(s)$ is equal 0.071 (-23db). Hence at this frequency if we want that the effect of the fault on the residual will be amplified by a gain =100, the effect of perturbation $d(t)$ will be amplified by 7. However, if we only impose that the effect of $f(t)$ on $r(t)$ will be amplified by 10, the perturbation $d(t)$ is attenuated. Figure 4, shows the evolution of the residual $r(t)$ for the case of a constant perturbation $d(t)=1$ and a fault signal $f(t)=0.5$ occurring at the time $t=3s$. One can see that the residual is sensitive to fault and insensitive to the perturbation $d(t)$.

5. CONCLUSION

In this paper, the main design trade-offs between fault detection and robustness against modelling uncertainties and disturbances is investigated. First, we have shown how to synthesis a Luenberger observer in order to generate the residuals used for diagnosis. Then, Explicit expressions quantifying this tradeoff are provided and the relevant design issues are highlighted.

6. REFERENCES

- [1] J.CHEN, R.J.PATTON, H.Y.ZHANG "Design of Robust structured and directional residuals for Fault Isolation via Unknown Input Observers"- *Proceedings of 3rd European Control Conference, Rome, Italy, September 1995.*
- [2] P.M.FRANK "Application of fuzzy logic to process supervision and fault diagnosis"- *SAFEPROCESS-France 1994.*
- [3] P.M.FRANK "Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledge based redundancy- A survey and some new results", *Automatica, vol 26, n° 3, 1990.*
- [4] R. ISERMANN "Supervision fault-detection and fault-diagnosis methods -an introduction", *Control Eng Practice, 1997.*
- [5] R.J.PATTON and J.CHEN "Observer-based Fault Detection and Isolation: robustness and applications", *Control Eng Practice, vol n° 5, 1997.*
- [6] O. SENAME, S. COURTINE, J.P. ROGNON "Robust Fault Detection and Isolation in a DC motor: comparison of observer-based methods" *SAFEPROCESS 1997.*
- [7] G. ROSTAING "Diagnostic de défauts dans les entraînements électriques", thèse de doctorat de l'Institut National Polytechnique de Grenoble, Laboratoire d'Electrotechnique, 1997.
- [8] M.TADJINE, H. BENKHEDDA, and R.J.PATTON "Frequency domain tradeoffs in Robust Fault Detection: towards an integrated approach" *SAFEPROCESS, U.K, 1997.*
- [9] R.J.PATTON "Robust model based fault diagnosis: state of the art", *Proc. IFAC Symp. SAFEPROCESS'94, Espoo, Finland, PP.1-24.*
- [10] A.S. WILLSKY "A survey of design methods for failure detection in dynamic systems", *Automatica, 12, pp.601-611, 1976.*

Fig 1. Res/pert transfer function bode plot Fig 2. Res/fault transfer function bode plot

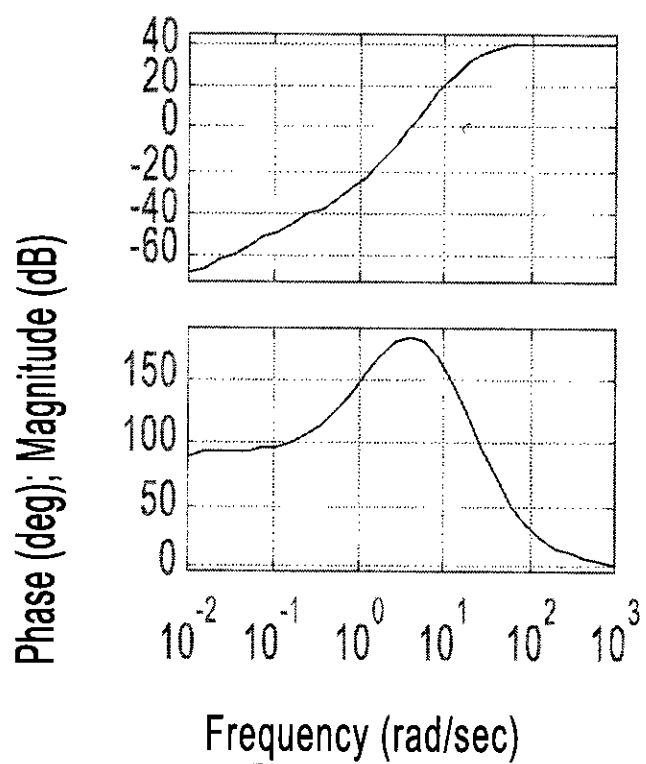
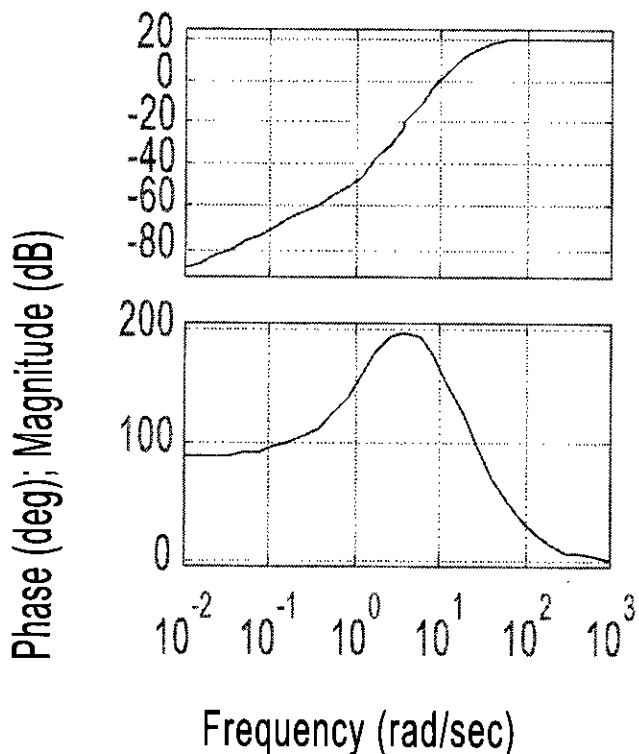
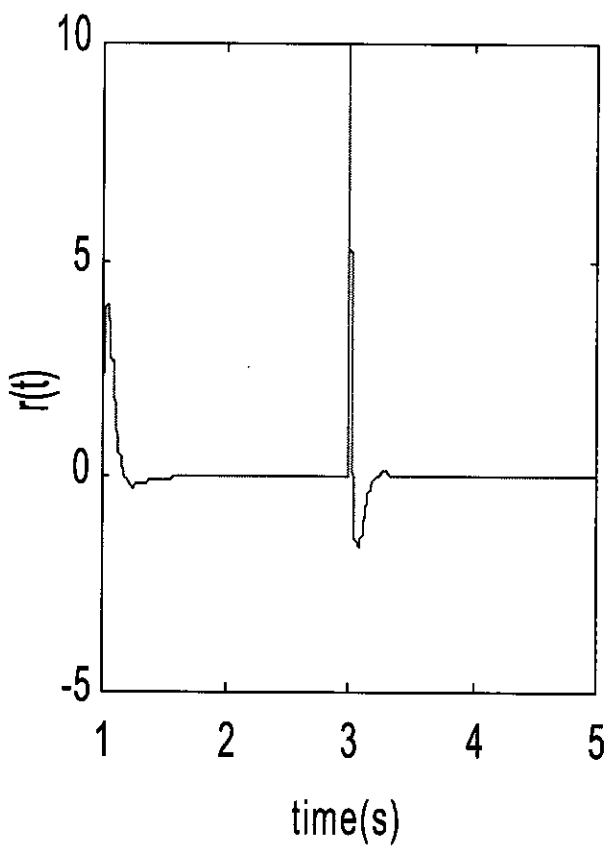
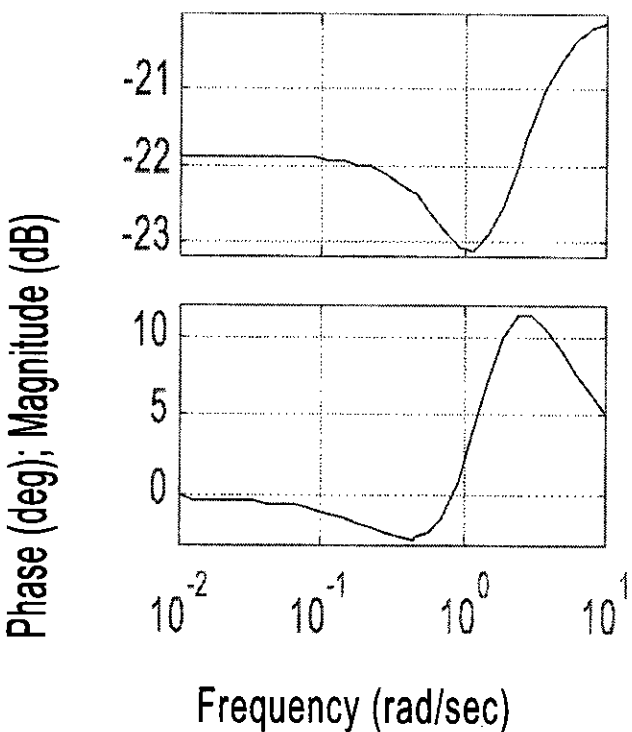


Fig3. transfer function $T_p(s)$ bode plot

Fig4. Residual



Sur la détection et la localisation de pannes par logique floue dans les machines électriques: théorie et applications.

Abdelhamid MEZHOUD (1), Sylviane GENTIL (2), Christophe COMBASTEL (2), Gilles ROSTAING (3) et Mohamed TADJINE (1).

(1) Laboratoire de l'électronique de puissance et commande
Département de Génie Electrique, Ecole Nationale Polytechnique
10, Avenue Hassen Badi, BP.182, El Harrach, G Grand Alger
Tel : 02. 52.53.01, Fax : 02. 52.29.73, E.mail : tadjine@yahoo.fr

(2) Laboratoire d'Automatique de Grenoble, I.N.P.G., U.J.F., U.M.R. 5528, BP 46, F-38402 St Martin d' Hères Cedex, France.
Tel: 33 (0)4 76 82 64 13, Fax: 33 (0)4 76 82 63 88,
E-mail: Sylviane.Gentil@lag.ensieg.inpg.fr
Christophe.Combastel@lag.ensieg.inpg.fr

(3) Laboratoire d'Electrotechnique de Grenoble, I.N.P.G., U.J.F., U.M.R.
5529, BP 46, F-38402 St Martin d'Hères Cedex, France. Tel: 33 (0)4 76 82 62 93,
Fax: 33 (0)4 76 82 63 00, E-mail: Gilles.Rostaing@lag.ensieg.inpg.fr

Résumé :

L'objectif général de ce travail est de détecter et de localiser des défauts survenant sur l'un des éléments d'un entraînement électrique (commande, capteurs, alimentation, machine, mécanique). Les résidus sont engendrés par une méthode de redondance analytique. Un traitement d'informations floues permet de prendre en compte les incertitudes, de construire un raisonnement graduel et fournit un cadre rigoureux pour fusionner des informations de natures différentes (numériques, symboliques) dans le processus de décision.

Mots clés : Diagnostic, Logique floue, Entraînement électrique, Redondance analytique.

Abstract:

The general purpose of this work is to detect and isolate faults occurring on a component of an electrical drive (control, sensors, supply, machine, mechanics). A method based on analytical redundancy is used to generate the residuals. Fuzzy information processing allows to take into account uncertainties, to build gradual reasoning, and provides a unified framework to merge various information (numerical, symbolic) in the decision-making procedure.

Keywords: Diagnosis, Fuzzy logic, Electrical drive, Analytical redundancy.

Introduction

S'il y a quelques années, l'automatisation des processus de production avait pour objectif principal l'augmentation de leur productivité par la mise en œuvre de commandes performantes, aujourd'hui, la prise en compte des aspects maintenance, gestion technique ou sûreté de fonctionnement devient une nécessité. La complexité, de plus en plus importante des systèmes automatisés de production rend ces derniers vulnérables aux défaillances qui sont à l'origine de coûts importants (risque d'accidents, de pollution, diminution de la production, dégradation de la qualité,...). Cette vulnérabilité justifie l'introduction, dans leurs systèmes de contrôle/commande, de procédures de surveillance et de diagnostic de l'état de fonctionnement. Ceci est d'autant plus justifié pour les installations industrielles chimiques, biologiques ou nucléaires où la moindre incohérence peut entraîner des conséquences catastrophiques: c'est pourquoi, ces dernières années, de nombreux chercheurs et industriels s'intéressent de plus près à la supervision des procédés. En particulier, le diagnostic peut permettre, par détection et localisation rapide des défauts, de décider un arrêt automatique du système ou une marche dégradée. C'est donc dans ce cadre que se situe le présent article: il consiste en l'application de méthodes d'aide à la décision pour la détection et la localisation de défaillances dans les entraînements électriques asynchrones.

Après avoir précisé le cadre de ce travail et décrit le système étudié, nous détaillerons ensuite les méthodes retenues pour effectuer le diagnostic de la machine asynchrone.

I. Niveaux de supervision

L'automatisation et l'informatisation apparaissent comme deux des plus importants facteurs de développement des grands procédés industriels. La part des calculateurs devient de plus en plus prépondérante et comprend à la fois l'acquisition des mesures et la presque totalité des commandes. La complexité croissante des installations conduit à hiérarchiser la supervision en plusieurs niveaux afin de faciliter l'intégration des différents composants [2].

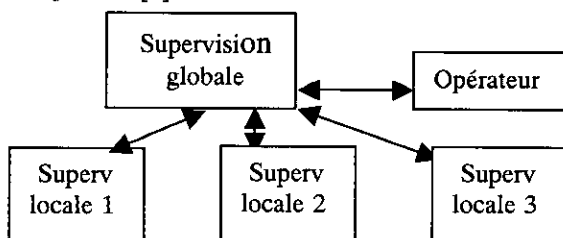


Figure I.1: Niveaux de supervision

I. 1 Supervision globale

Dans un système complexe, il est impossible de tout anticiper et tout planifier. Ainsi, la présence des opérateurs humains reste indispensable pour prendre en charge la surveillance d'une installation. Le but de la supervision globale est de synthétiser l'ensemble des informations en provenance du système et de les transmettre à l'opérateur par l'intermédiaire d'une interface homme/machine. Le niveau de supervision global doit également donner à l'opérateur les moyens d'action sur le procédé pour réagir à tout événement imprévu.

I. 2 Supervision locale

Afin d'éviter une explosion combinatoire due au grand nombre de variables qui caractérisent l'état d'une installation, il apparaît nécessaire de développer des supervisions locales [5] dont le but est de synthétiser les informations relatives à un sous-système (un entraînement électrique, par exemple). Les sous-systèmes peuvent alors être considérés comme des composants intelligents. Dans le cadre de cette étude, nous entendons par « intelligence », la capacité d'un sous-système à s'auto-diagnostiquer.

I. 3 Objectifs du diagnostic

Les problèmes de gestion de défauts sont complexes de par la nature extrêmement variée des données traitées: imprécises (bruit de mesure), incomplètes ou incertaines (entrées inconnues, pannes de capteurs), non homogènes (logiques, symboliques, analogiques), dépendantes du contexte (le dépassement d'un seuil, significatif d'une alarme en régime permanent, peut être tout à fait normal lors d'une grande transition d'un point de fonctionnement à un autre) [8]. Suivant les systèmes de diagnostic mis en œuvre, les données peuvent être définies sur un domaine temporel et/ou fréquentiel. Remarquons que sur la plupart des systèmes, il peut exister une continuité entre le mode de fonctionnement normal et certains modes de fonctionnement dégradés, plutôt qu'un saut brutal de l'un à l'autre (exemple: variation lente d'un paramètre due au vieillissement). Une qualité attendue de la surveillance est alors la précocité de la détection.

I. 3.1 Détection

Détecter une défaillance revient à déterminer si une entité cesse d'accomplir une fonction requise. Cette défaillance peut se présenter sous deux formes: panne franche ou dérive lente. Un défaut correspond à un écart inacceptable entre la valeur d'une variable du système et la valeur désirée pour cette variable.

La détection consiste donc à déterminer si le système présente ou non des défauts. Un écart sur une valeur du

procédé peut influencer d'autres variables, de sorte que plusieurs variables peuvent être détectées en défaut suite à une seule défaillance.

Selon la méthode utilisée pour engendrer ce signal, des fausses alarmes peuvent se produire lorsqu'une variable est détectée en défaut sans réelle cause physique (par exemple, à cause des effets de bruit ou des erreurs de modélisation). D'autre part, le retard à la détection caractérise le décalage temporel entre l'apparition du défaut sur le procédé réel et sa détection par le système de diagnostic. Le taux de fausses alarmes et le retard à la détection sont des critères de performance pour les systèmes de détection, de même que la sensibilité qui indique l'amplitude minimale des défauts détectables, d'où la nécessité d'un compromis entre la sensibilité et le taux de fausses alarmes [7], [8], [20].

Les écarts détectés, appelés aussi symptômes, peuvent être de différentes natures (numérique, symbolique ou logique).

Pour les méthodes basées sur un modèle, l'écart entre une mesure du procédé et la sortie correspondante du modèle est appelé résidu. Théoriquement, ces résidus doivent être sensibles aux défauts et insensibles aux perturbations connues, au bruit et aux imperfections du modèle.

I. 3.2 Localisation

Lorsque le système de diagnostic détecte un défaut, la tâche suivante consiste à le localiser: la localisation permet de préciser quel sous-système particulier est affecté par la défaillance, voire de déterminer quelle défaillance est apparue. Souvent, la localisation est effectuée à l'aide de tables de signatures. La signature d'un défaut définit l'état des symptômes lorsque ce défaut affecte le système (l'état d'un symptôme est une grandeur logique ou symbolique). Une table de signatures est dite localisante ou non en fonction de son pouvoir de discrimination (distinguer entre eux les différents défauts) [9].

Exemple: D_j : Défaut n° j, S_i : Symptôme n° i

	D_1	D_2	D_3
S_1	1	1	0
S_2	1	1	0
S_3	0	0	1

Table I.1: table de signature non localisante

	D_1	D_2	D_3
S_1	1	0	0
S_2	0	1	1
S_3	1	0	1

Table I.2: table de signature localisante

I. 4 Différentes méthodes de diagnostic

La figure I.2 résume les différentes méthodes de diagnostic sous forme d'arbre. On distingue les méthodes suivantes:

I. 4. 1 Redondance matérielle

Cette première méthode consiste à multiplier les éléments critiques d'une installation comme les actionneurs, les capteurs ou les systèmes de commande. Un traitement des signaux issus des éléments redondants effectue des comparaisons et distingue l'élément défectueux en cas d'incohérence. Cette méthode est pénalisante en termes de poids, de puissance consommée, de volume et de coût (achat et maintenance). Elle est donc essentiellement réservée aux cas où la continuité de service est obligatoire (Avionique). Cependant, elle a l'avantage de pouvoir utiliser la partie de l'équipement encore saine, une fois la défaillance détectée et localisée.

I. 4. 2 Méthodes logicielles

Les progrès enregistrés dans le domaine de l'informatique temps réel et les travaux importants réalisés dans le domaine de l'estimation d'état, de l'identification de paramètres, du traitement du signal, de l'intelligence artificielle, etc...ont conduit à l'émergence de méthodes logicielles qui peuvent être classées en deux grandes catégories: les méthodes numériques et les méthodes symboliques.

I. 4. 2. 1 Méthodes numériques (quantitatives)

Les méthodes fondées sur le traitement du signal mettent en œuvre des tests statistiques, font appel à une approche fréquentielle ou à une décomposition en ondelettes.

La modélisation de la connaissance du comportement du système sous forme d'un modèle quantitatif permet d'utiliser la redondance analytique. Il y a redondance d'information lorsque plusieurs informations d'origines différentes sont disponibles sur la valeur d'une variable physique. Les mesures fournissent une partie des informations nécessaires à la redondance; elles doivent être complétées par d'autres connaissances sur le système (ici, le modèle). La surveillance utilise la redondance en testant la cohérence des différentes informations pour détecter la présence d'un défaut.

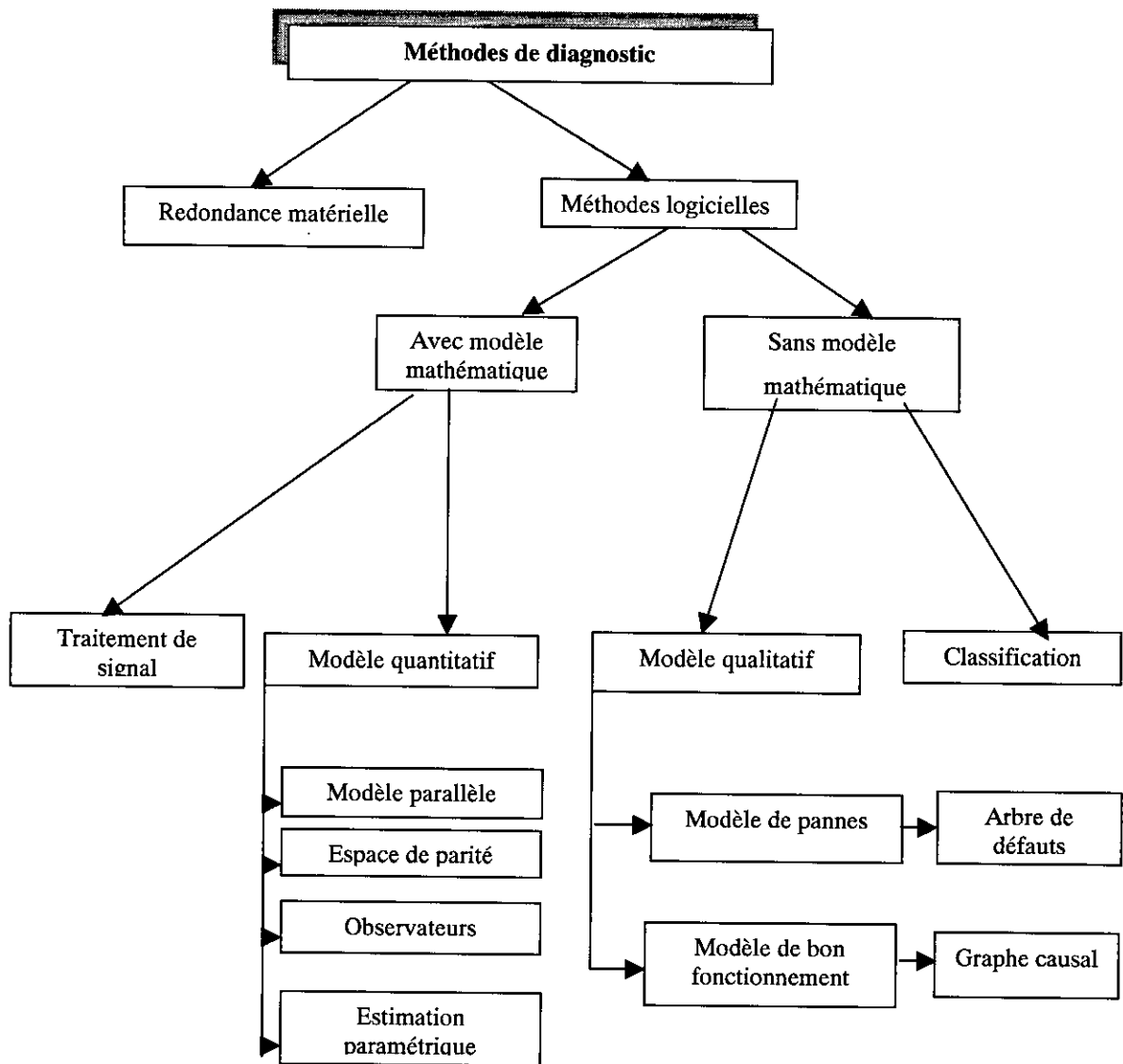


Figure 1.2 : arbre des différentes méthodes de diagnostic

a) **Modèle parallèle:** [3], [5], [17]

Le modèle parallèle, placé dans les mêmes conditions que le procédé et alimenté en temps réel avec les mêmes entrées que celles appliquées au procédé, reconstruit les ou certaines sorties du système afin qu'elles soient comparées aux mesures. Dans ce cas, le modèle parallèle représente un modèle de bon fonctionnement du système (ou d'un sous système). Il est possible d'utiliser une batterie de modèles parallèles. C'est ce que nous indiquerons dans la suite par analyse locale.

b) **Observateurs:** [14], [16]

Le principe général des méthodes de détection et de localisation des défaillances à l'aide d'observateurs ou de filtres de Kalman est de reconstruire la sortie

du système à partir des données accessibles sur le procédé, puis de comparer cette estimation à la valeur réelle de la sortie. Il est aussi possible d'utiliser une batterie d'observateurs. Par rapport au modèle parallèle, l'intérêt de réinjecter l'erreur de sortie est [7]:

- ⇒ de compenser les différences dues aux conditions initiales,
- ⇒ de stabiliser le modèle parallèle dans le cas d'un système instable,
- ⇒ de donner des degrés de liberté supplémentaires pour la conception (exemple: découplage des entrées inconnues).

c) Espace de parité: [1], [9], [20]

L'idée principale de la méthode est de vérifier la cohérence des équations mathématiques du système (équations de redondance analytique) en utilisant les mesures. Ces équations de redondance analytiques peuvent être algébriques (redondance directe) ou fondées sur les relations dynamiques entre les mesures et les entrées du système (équations différentielles ou aux différences conduisant à une redondance dite temporelle).

d) Estimation paramétrique: [1], [10]

Un algorithme d'identification, appliqué au procédé, fournit une estimation des paramètres du modèle qui est comparée aux paramètres nominaux.

I.4.2.2 Méthodes symboliques (qualitatives) : [18]

Les méthodes de *classification* consistent à regrouper des séries de mesures autour de prototypes qui sont caractéristiques des défauts du système (Reconnaissance des formes).

L'intérêt des *modèles qualitatifs* est de fournir un ensemble de connaissances facilement interprétables par un être humain (manipulation de symboles), contrairement aux modèles quantitatifs. Ces méthodes permettent, en outre, d'étudier un système sans forcément disposer d'un modèle mathématique paramétré numériquement, ce qui est parfois long et coûteux à mettre en œuvre. Dans le cas des entraînements électriques, les modèles mathématiques sont facilement accessibles. Toutefois, il est judicieux de s'inspirer des méthodes qualitatives pour « superviser » les calculs et leur donner un caractère explicatif qui n'existe pas dans les approches purement mathématiques. Les modèles qualitatifs peuvent être de différentes natures:

a) Modèles de panne

Ces types de modèles sont utilisés pour caractériser la connaissance sur les défauts. Les arbres de défaillance permettent ainsi de déterminer les pannes possibles en fonction des symptômes qui sont apparus.

b) Modèles de bon fonctionnement

Les méthodes fondées sur ce type de modèles conduisent à une architecture similaire à celle des modèles parallèles quantitatifs. Cependant des informations sur la structure du système sont définies explicitement de manière symbolique (sous forme de graphe, par exemple) et permettent de redonner un caractère explicatif aux calculs (numériques ou symboliques).

I. 5 Représentation unifiée de la connaissance: logique floue

La réalisation d'un système de diagnostic complet suppose généralement la mise en œuvre de plusieurs méthodes afin de profiter de leurs avantages respectifs, souvent complémentaires [7], [10].

Néanmoins, telle méthode va engendrer des symptômes numériques alors que telle autre fournira une information symbolique. De plus, il est indispensable de tenir compte des incertitudes dues au bruit, aux erreurs de modélisation, aux entrées inconnues, pour garantir la robustesse du système de diagnostic. Dans ce contexte, la logique floue apparaît comme un outil parfaitement approprié pour remplir les objectifs de prise en compte des incertitudes et de fusion des informations [8].

Un ensemble flou A dans l'univers de discours X est défini comme suit :

$A = \{(x, \mu_A(x)) \mid x \in A\}$ avec $\mu_A : X \rightarrow [0, 1]$ où μ_A est la fonction d'appartenance de x à l'ensemble flou A.

Suivant l'allure (paramétrage) de ces fonctions d'appartenance, il est possible de caractériser des informations de natures différentes:

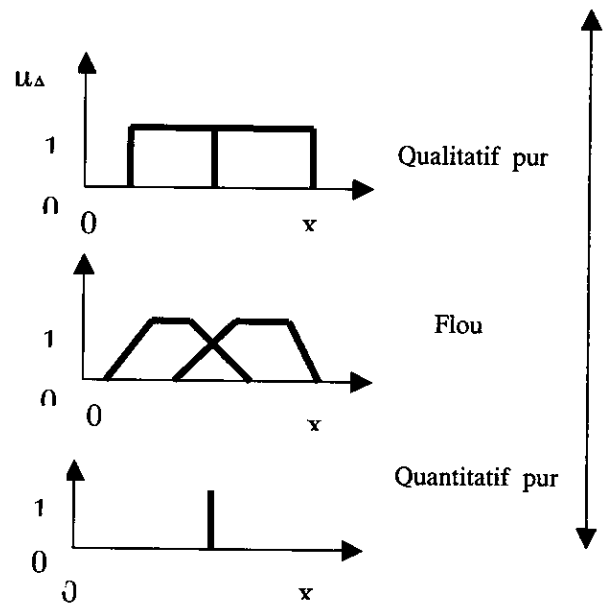


Figure I.4: Fonctions d'appartenance pour différents types de données.

Contrairement à la logique classique (tout ou rien) qui induit une instabilité de la décision suivant que la grandeur étudiée se situe ϵ au-dessous du seuil ou ϵ au-dessus, la logique floue fournit une décision progressive. Ainsi, dans les systèmes flous, le choix des seuils est remplacé par le paramétrage des fonctions d'appartenance qui est en général moins sensibilisant.

II. Système étudié: machine asynchrone

II.1 Position de la machine asynchrone dans un entraînement électrique

Un entraînement électrique est un système comprenant une machine tournante, son alimentation et sa commande, ainsi qu'une charge. Le fonctionnement à vitesse variable impose l'utilisation d'un convertisseur statique assurant l'interface entre l'alimentation et la machine. La machine asynchrone est un procédé non linéaire, multivariable, fortement couplé, avec des caractéristiques dynamiques variables, des saturations possibles sur les entrées, les états, les sorties. En outre, certaines variables sont classiquement non mesurables (exemple: flux).

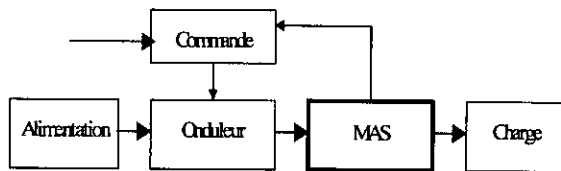


Figure II.1: entraînement électrique asynchrone

II-2 Modèle de la machine asynchrone

La machine asynchrone est représentée par deux enroulements (stator et rotor) composés d'inductances et de résistances et alimentés par une tension triphasée (V_{sa}, V_{sb}, V_{sc}) relatives au stator. La machine asynchrone étudiée est supposée équilibrée et à cage. Elle est dite à cage si les tensions relatives au rotor vérifient: $V_{ra} = V_{rb} = V_{rc} = 0$.

II.3 Représentation d'état de la machine asynchrone

La présence dans les équations électriques de la machine asynchrone des termes de couplage stator/rotor de ce type:

$$M_{sr}(\theta) = M \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \cos(\theta-120) & \cos(\theta+120) \\ \cos(\theta+120) & \cos(\theta) & \cos(\theta-120) \\ \cos(\theta-120) & \cos(\theta+120) & \cos(\theta) \end{bmatrix}$$

nous oblige à utiliser, moyennant certaines hypothèses simplificatrices [19], la transformation de Park suivante:

$$T(\theta) = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & \sin(\theta) \\ -\sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix} \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} 1 & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ 0 & \frac{\sqrt{3}}{2} & -\frac{\sqrt{3}}{2} \end{bmatrix}$$

$$= R(\theta).T(0)$$

où $R(\theta)$ est une matrice de rotation et $T(0)$ est la transformation de Concordia.

A l'aide de cette transformation, nous pouvons déduire le modèle mathématique de la machine asynchrone, donné par la représentation d'état dans le repère de Park (dq), lié au champ tournant.

$$\frac{dX}{dt} = A.X + B.U \quad \text{avec } X = \begin{bmatrix} I_{sd} & I_{sq} & \Phi_{rd} & \Phi_{rq} \end{bmatrix}^T$$

et $U = \begin{bmatrix} V_{sd} & V_{sq} \end{bmatrix}^T$

$$A = \begin{bmatrix} -\gamma & \omega_s & \frac{\kappa}{\tau_r} & \omega_s \kappa \\ -\omega_s & -\gamma & -\omega_s \kappa & \frac{\kappa}{\tau_r} \\ \frac{M}{\tau_r} & 0 & -\frac{1}{\tau_r} & (\omega_s - \omega) \\ 0 & \frac{M}{\tau_r} & -(\omega_s - \omega) & -\frac{1}{\tau_r} \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\text{où } \tau_s = \frac{L_s}{R_s}, \quad \tau_r = \frac{L_r}{R_r}, \quad \sigma = 1 - \frac{M^2}{L_s \cdot L_r},$$

$$\kappa = \frac{1}{M} \cdot \frac{1-\sigma}{\sigma}, \quad \gamma = \frac{1}{\tau_s \cdot \sigma} + \frac{1}{\tau_r} \cdot \frac{1-\sigma}{\sigma}$$

L'équation mécanique est donnée par:

$$\frac{d\Omega}{dt} = \frac{pM}{J} \cdot (I_{rd} \cdot I_{sq} - I_{rq} \cdot I_{sd}) - \frac{f}{J} \cdot \Omega - \frac{T_r}{J}$$

II. 4 Schéma simplifié de simulation de la machine asynchrone avec sa commande

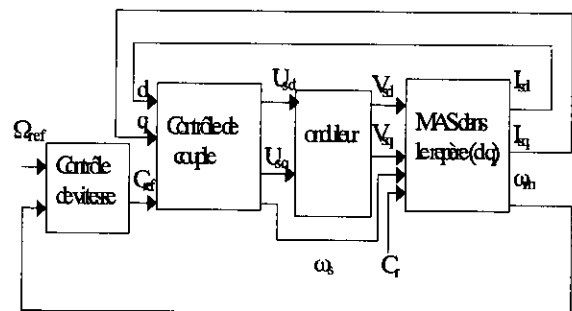


Figure II.4: Schéma simplifié de simulation de la machine asynchrone avec sa commande

III Diagnostic de l'entraînement électrique asynchrone

III.1 Méthode utilisée

Pour la détection et la localisation des défauts sur la machine asynchrone, nous avons utilisé la méthode de redondance analytique basée sur le modèle parallèle dont le principe est donné par la figure (III.1)

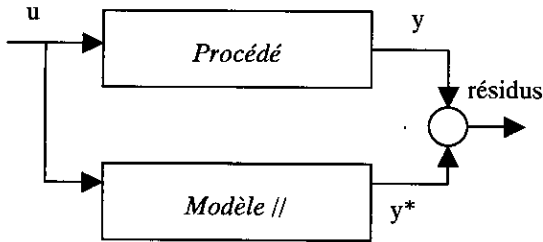


Figure III.1: principe de la méthode

III.2 Résultats de simulation

Pour cela, un premier travail a consisté à modéliser la machine asynchrone sans défaut dans le repère (dq) lié au stator grâce à la transformation de Park afin de valider la commande de la machine asynchrone (voir courbes de validation de la commande sur les figures III.2.a et III.2.b). Ensuite, nous avons procédé à la modélisation des défauts (capteurs, paramètres et actionneurs) sous forme d'échelons. Les résidus générés nous ont permis par la suite de détecter et localiser les défauts capteurs et actionneurs.

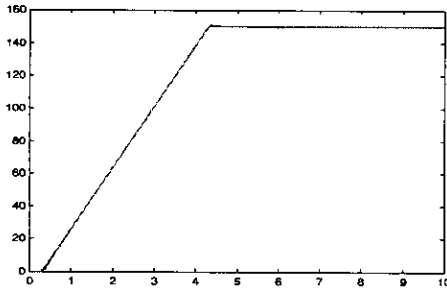


Figure III.2.a : courbes de ref_vitesse, vitesse.

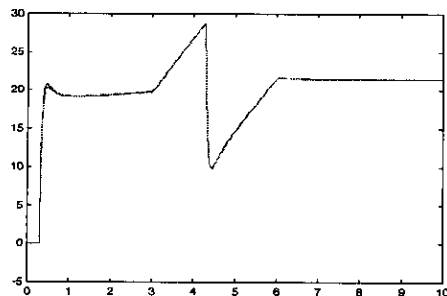


Figure III.2.b : courbes de ref_couple, couple

Interprétation

Ces courbes de validation du modèle avec sa commande nous ont permis d'obtenir le régime permanent à partir duquel seront appliqués les défauts. On voit bien que la vitesse et le couple moteur suivent bien, respectivement, les références de vitesse et de couple. Les pics apparaissant sur la courbe du couple moteur se traduisent par le fait qu'au démarrage le moteur doit développer un couple moteur important pour vaincre le couple résistant dû à la charge et aux frottements puis il décroît à l'instant où la référence de vitesse se stabilise. Dans tous ces cas, il suit correctement la valeur du couple de référence. Nous remarquons qu'à l'instant 0.3, il y a le début d'augmentation de la vitesse sous forme de rampe jusqu'à l'instant 4,3 puis la vitesse se stabilise à la vitesse de référence. Tandis que pour le couple moteur, il continue à augmenter jusqu'à 28 Nm et descend jusqu'à 10 Nm dans la plage 3 à 6 pour se stabiliser ensuite à 20 Nm.

III.2.1 Génération des résidus globaux

Dans un premier temps, nous avons limité notre étude à des défauts de capteurs et actionneurs et nous n'avons pas pris en compte les défauts de paramètres. Toutefois, nous avons étudié leur influence sur le diagnostic des défauts capteurs et actionneurs. De même nous n'avons considéré que l'hypothèse de défauts simples (i.e: pas d'apparition simultanée de défauts).

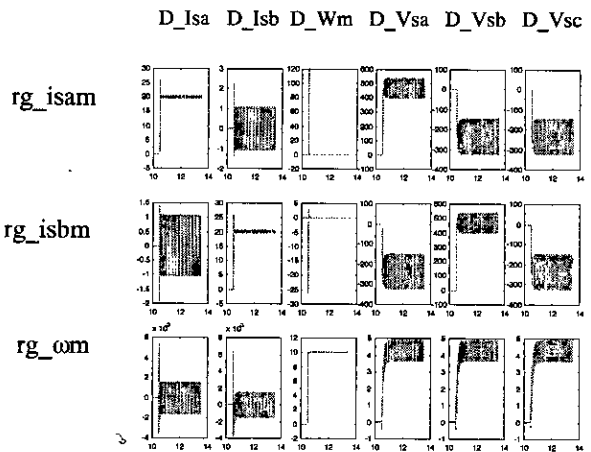


Figure III.3 : courbes des résidus globaux correspondant aux défauts capteurs et actionneurs.

Notations

rg_isam : résidu global sur le courant statorique moyen relatif à la phase (a).

rg_isbm : résidu global sur le courant statorique moyen relatif à la phase (b).

rg_om : résidu global sur la vitesse moyenne.

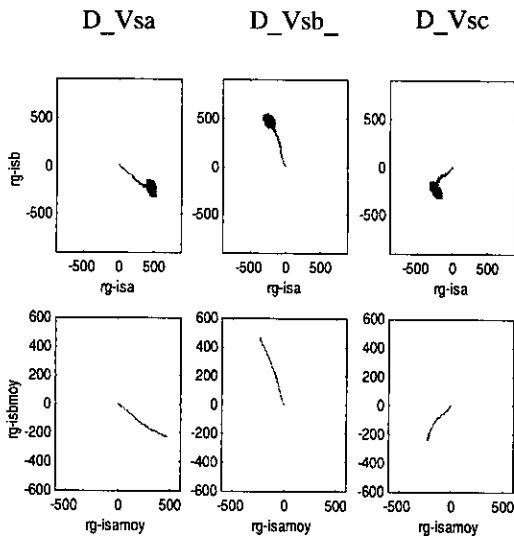
Interprétation

Nous remarquons sur les courbes des résidus globaux que nous pouvons détecter l'apparition de défauts capteurs et actionneurs: pour chaque situation de défaut, il existe en effet au moins un résidu qui prend une valeur non nulle. Nous voyons sur les résidus globaux correspondant aux défauts de courants (voir figure III.3) que les défauts se répercutent directement sur les résidus.

Ainsi la table de signature (défauts/résidus) correspondant aux défauts de capteurs présente une structure diagonale donc localisante. Tandis que pour les défauts actionneurs (voir figure III.3), nous remarquons que les trois défauts de tension donnent la même allure des résidus de vitesse (ω_m) mais des courbes différentes pour les résidus de courant I_{sa} et I_{sb} . Cette dernière remarque sera exploitée pour permettre la localisation des défauts actionneurs.

III.2.2 Etude de localisation des défauts actionneurs

En étudiant les directions des défauts actionneurs dans l'espace des résidus de courants, nous montrerons qu'il est possible de détecter et localiser les défauts actionneurs sur la machine asynchrone. (voir courbes III-4 ci-dessous).



(a)

Interprétation

La figure (a) montre comment varient les résidus globaux rg_{isa} et rg_{isb} en réponse à des défauts D_{Vsa} , D_{Vsb} , D_{Vsc} . Ces résidus sont pris sans et avec moyenne sur une fenêtre temporelle.

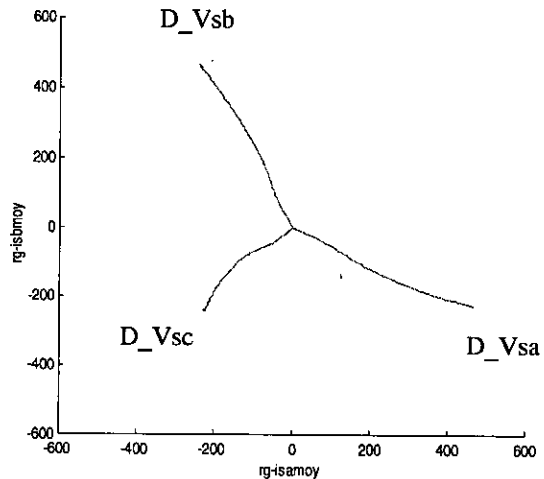
On remarque que pour chaque défaut actionneur, les résidus globaux de courant se comportent différemment (obtention de trois directions différentes) dans le plan (rg_{isa} , rg_{isb}).

La figure (b) montre que ces directions ont même convergence à l'origine (0,0). Ce qui correspond à des résidus nuls, donc au fonctionnement normal. Ces trajectoires définissent les directions des défauts actionneurs dans le plan des résidus. On montre en simulation que pour des défauts actionneurs négatifs on arrive à obtenir des courbes constituant les prolongements de ces trajectoires.

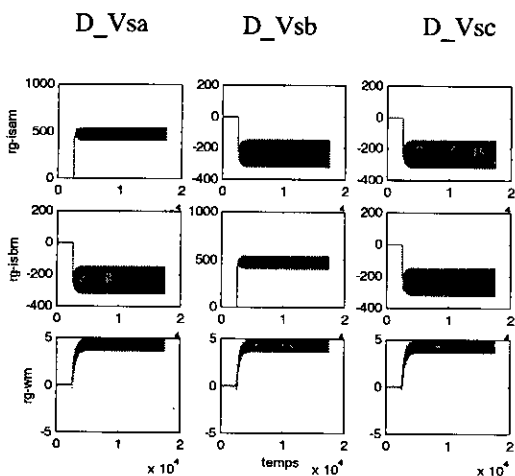
La figure (c) représente l'influence des défauts actionneurs sur les résidus globaux (voir courbes de simulation sur la figure III.3).

La figure (d) montre les comportements suivants:

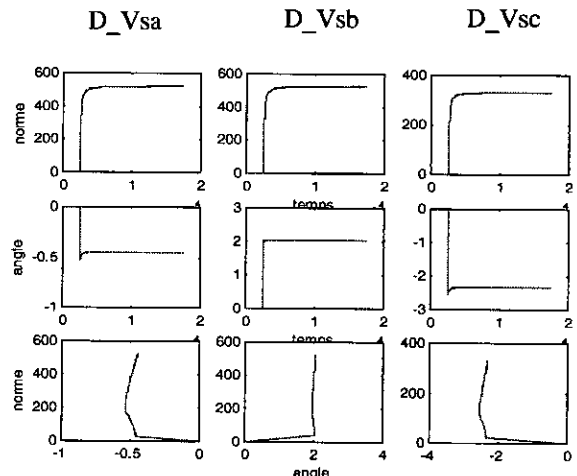
- la norme et l'angle en fonction du temps;
- la norme en fonction de l'angle pour chaque défaut actionneur.



(b)



(c)



(d)

III.2.3 Construction de la décision à base de logique floue

a) fuzzification

La fuzzification est l'opération qui associe à toute grandeur nette un ensemble flou permettant un raisonnement graduel.

b) construction de la décision

Pour permettre la localisation des défauts capteurs et actionneurs nous avons utilisé les agrégations floues suivantes:

- défauts capteurs

$$\begin{aligned}\mu_{d_isa} &= (1 - \mu_{z_rg_isam}) \wedge (\mu_{z_rg_isbm}) \wedge (\mu_{z_rg_vitesse}) \\ \mu_{d_isb} &= (\mu_{z_rg_isam}) \wedge (1 - \mu_{z_rg_isbm}) \wedge (\mu_{z_rg_vitesse}) \\ \mu_{d_vitesse} &= (\mu_{z_rg_isam}) \wedge (\mu_{z_rg_isbm}) \wedge (1 - \mu_{z_rg_vitesse})\end{aligned}$$

- défauts actionneurs

$$\begin{aligned}\mu_{d_act} &= (1 - \mu_{z_rg_isam}) \wedge (1 - \mu_{z_rg_isbm}) \wedge (1 - \mu_{z_rg_vitesse}) \\ \mu_{d_vsa} &= (\mu_{d_act}) \wedge (1 - \mu_{z_norm_rgm_is}) \wedge (\mu_{arg_d_vsa_p} \vee \mu_{arg_d_vsa_n}) \\ \mu_{d_vsb} &= (\mu_{d_act}) \wedge (1 - \mu_{z_norm_rgm_is}) \wedge (\mu_{arg_d_vsb_p} \vee \mu_{arg_d_vsb_n}) \\ \mu_{d_vsc} &= (\mu_{d_act}) \wedge (1 - \mu_{z_norm_rgm_is}) \wedge (\mu_{arg_d_vsc_p} \vee \mu_{arg_d_vsc_n})\end{aligned}$$

c) notations

$\mu_{z_rg_isam}$ = fonction d'appartenance à zéro du résidu global sur le courant statorique (phase (a))

μ_{d_act} = fonction d'appartenance de la détection d'un défaut actionneur.

$\mu_{z_norm_rgm_is}$ = fonction d'appartenance à zéro de la norme du vecteur résidus de courant.

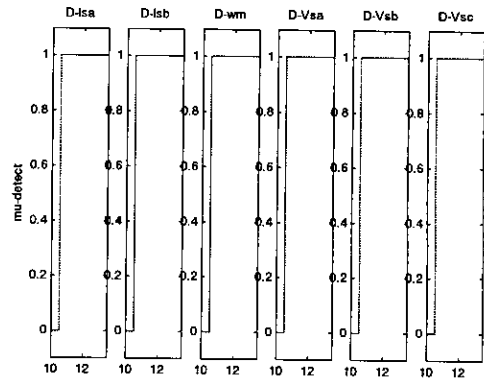
$\mu_{arg_d_vsc_p,n}$ = fonction d'appartenance à positif ou négatif de l'argument du vecteur résidus de courant.

Ces agrégations floues traduisent le fait que pour avoir un défaut simple sur un capteur donné, il faudrait qu'on ait tous les résidus nuls (ou proche de zéro) sauf celui correspondant au capteur sur lequel le défaut s'est produit. Quand aux défauts actionneurs, il faudrait que tous les résidus soient non nuls (voir table de signature des défauts actionneurs), ce qui se traduit par l'expression de μ_{d_act} , ensuite il faudrait que la norme et l'angle du vecteur des résidus de courants soient caractéristiques du défaut considéré.

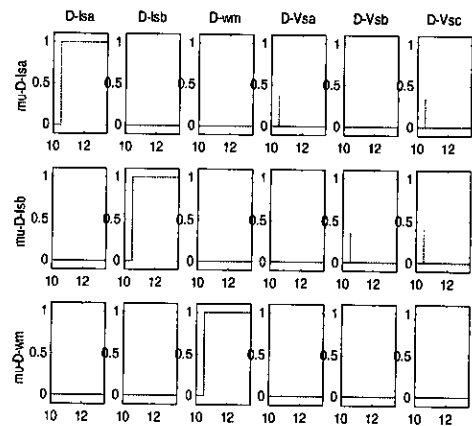
b) simulation

En utilisant les agrégations floues décrites précédemment, nous arriverons à localiser les défauts capteurs et actionneurs sur la machine

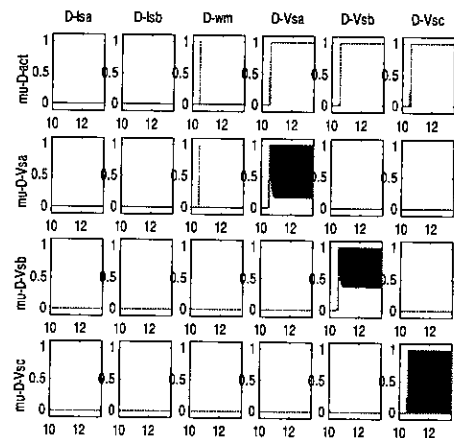
asynchrone. Les courbes de simulation sont données par la figure III.5.



(a₁)



(b₁)



(c₁)

Figure III.5 : valeurs d'appartenance fournies par la décision floue concernant la détection (a₁), les défauts capteurs (b₁) et actionneurs (c₁)

Interprétation

Nous remarquons sur la figure (a₁) que la fonction d'appartenance μ_{detect} est égal à un pour des défauts de capteurs et d'actionneurs. Ceci confirme bien la détection des défauts par le système de diagnostic.

La figure (b₁) montre la localisation des défauts capteurs lorsque seuls les échelons correspondants à ces défauts sont appliqués à la machine.

Sur la figure (c₁), nous remarquons la détection des défauts actionneurs ($\mu_{d_{act}} = 1$).

Nous constatons aussi que l'apport de la logique floue permet la localisation des défauts actionneurs contrairement à la situation précédente (voir courbes de simulation de la figure III.4) où on avait une table de signature à priori non localisante.

Conclusion et perspectives

Les entraînements électriques sont des systèmes bouclés. Ils font intervenir des phénomènes variés: électriques, mécaniques, thermiques, vieillissement (classés des dynamiques les plus rapides jusqu'aux dynamiques les plus lentes).

Si les objectifs de commande présentent un intérêt évident en vue de la régulation, il n'en va pas de même pour le diagnostic où lorsqu'il y a apparition d'un défaut, la commande réagit et peut compenser son effet, rendant ainsi la localisation des défauts délicate.

Nous avons vu dans un premier temps les problèmes liés à la modélisation de la machine asynchrone et la nécessité de la transformation de Park pour se placer dans un repère tournant (dq). Cela permet l'obtention du modèle mathématique (analytique) de la machine asynchrone. Cette modélisation nous a permis d'implémenter, sous forme de blocs simulink, les différentes équations du modèle de la machine. Ensuite, en calculant les résidus globaux (issus d'un modèle parallèle), une décision basée sur la logique floue, nous a permis de discriminer entre eux les défauts capteurs et actionneurs.

La décision sera d'autant plus pertinente qu'un maximum d'information aura pu être extrait des résidus. Les informations ne sont pas forcément de même nature: numériques dans le cas de l'amplitude des résidus, symboliques pour la comparaison des signes des résidus. La logique floue permet une représentation unifiée de ces connaissances, ce qui autorise la fusion d'informations de natures différentes dans le processus de décision. Le raisonnement graduel induit par la logique floue limite également l'instabilité des décisions liée à l'utilisation de seuils nets. Le choix de tels seuils est désormais remplacé par le paramétrage des fonctions d'appartenance.

Une méthode de génération de résidus locaux, basée sur la décomposition du modèle global en sous-modèles locaux a fait l'objet d'une étude théorique.

En perspectives, il est souhaitable qu'une étude détaillée de cette dernière méthode soit abordée ainsi qu'une étude de sensibilité et de robustesse du système de diagnostic en utilisant la logique floue. Cette étape cruciale (dans la mesure où les paramètres doivent être choisis en fonction du niveau de bruit, des erreurs de modélisation) pourra bénéficier de techniques d'apprentissage (réseaux de neurones) pour pouvoir automatiser en partie le paramétrage des fonctions d'appartenance

Les défauts de paramètres n'ont pas été étudiés, toutefois nous avons procédé à des simulations montrant en partie l'influence de ces défauts sur la décision relative aux défauts capteurs et actionneurs.

Bibliographie

Mémoires et thèses

[1] C.S.BERENDSEN « Méthodes de diagnostic dans la partie commande des associations convertisseurs - machines tournantes », thèse de Doctorat (INPG) – 1993.

[2] C.COMBASTEL « Application des méthodes d'aide à la décision floue à la détection de défaillances dans un entraînement électrique », DEA Automatique-Productique, LAG-INPG, Grenoble, France, Septembre 1997

[3] A.EVSUKOFF « Le raisonnement approché pour la surveillance des procédés », thèse de doctorat (LAG-INPG) – 1998.

Articles

[4] C.COMBASTEL, S.GENTIL, J.P.ROGNON « A symbolic reasoning approach to fault detection and isolation applied to electrical machines », IEEE-CCA'98, Conference on Control Applications, Italy , September 1998.

[5] C.COMBASTEL, S.GENTIL, J.P.ROGNON « Fault detection and isolation using local models, comparison with unknown input observers »,

[6] A.EVSUKOFF, C.COMBASTEL, S.GENTIL « Qualitative and neural decision for fault detection and isolation »,

[7] P.M.FRANK « Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledge-based redundancy -A survey and some new results», Automatica, vol 26 n°3 -1990

[8] P.M.FRANK « Application of fuzzy logic to process supervision and fault diagnosis », SAFEPROCESS France 1994.

[9] J.GERTLER « Fault detection and isolation using parity relations », Control Eng Practice 1997.

[10] R.ISERMANN « Integration of fault detection and diagnosis methods », IFAC SAFEPROCESS 1994.

[11] R.ISERMANN « Supervision, fault-detection and fault-diagnosis methods -an introduction » Control Eng Practice 1997 .

[12] R.ISERMANN « On fuzzy logic applications for automatic control, supervision, and fault diagnosis » IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics vol 28 n°2 March 1998.

[13] S.LEONHARDT and M.AYOUBI « Methods of fault diagnosis », Control Eng Practice, vol 5 N°5 1997.

[14] R.J.PATTON and J.CHEN « Observer-based fault detection and isolation: robustness and applications », Control Eng Practice vol 5 n°5 1997.

[15] J.S.ROGER JANG and C.T.SUN « Neuro-Fuzzy modelling and control », proceedings of the IEEE vol 83 n°3 March 1995.

[16] O.SENAME, S.COURTINE, J.P.ROGNON « Robust fault detection and isolation in a DC Motor: Comparison of observer-based methods », SAFEPROCESS 1997.

[17] O.VADAM, J.MONTMAIN, J.C.CASSAR « Fault detection using parallel simulations », IFAC SAFEPROCESS 1997.

Ouvrages et Proceedings

[18] S.GENTIL et D.POPESCU « Commande Numérique et Intelligence Artificielle en Automatique », EDITURA TECHNICA 1997.

[19] G. GRELLET, G. CLERC « Actionneurs électriques : principes, modèles, commande », Editions EYROLLES 1996.

ملخص

يهدف هذا العمل إلى دراسة مشكلة كشف و تحديد الخلل الذي يحدث على قسم خاص من أنظمة التحكم . أولا نقترح استعمال ملاحظ ليونبرجر لانتاج إشارة متبقية حساسة للخلل . يختار هذا الملاحظ من أجل إمكانياته الكبيرة التي تساعد في القضاء على الإشارات الطفيلية . ثانيا نبين أنه هناك حل وسط بين مشكل كشف الخلل و مشكل رفض التشويش وأن هذين المشكلين مرتبطين جدا . أخيرا قمنا بتطبيق الطرق المقترحة على محرك كهربائي ذو تيار متواصل .

كلمات مفتاحية : كشف الخلل، تحديد الخلل، ملاحظ ليونبرجر، تقدير ج_∞، رفض التشويش، الصلابة، المجال الارتدادي.

Résumé:

Dans ce travail, nous étudions le problème de détection et de localisation de défauts survenant sur une classe particulière des systèmes de commande. Tout d'abord, on propose d'utiliser l'observateur de Luenberger pour générer le signal résidu qui est sensible aux défauts. Cet observateur est choisi pour son nombre important de degrés de liberté permettant une plus grande flexibilité dans la synthèse pour rejeter toute perturbation affectant le système de commande. On montre ensuite qu'il y a un compromis à faire entre le rejet de perturbation et la détection de défauts et que ces deux problèmes sont étroitement liés. Enfin des résultats de simulations sont présentés pour montrer les avantages et les inconvénients de la méthode proposée.

Mots clés: détection de défaut, localisation de défaut, observateur de Luenberger, estimation H_{∞} , rejet de perturbations, robustesse, domaine fréquentiel.

Abstract:

In this work, we study the problem of fault detection and isolation for a certain class of control systems. Firstly, a Luenberger observer is used to generate the residual signal that is sensitive to faults. An emphasis on the robustness against disturbances is made. Secondly, we show that there is a tradeoff between disturbances rejection and fault detection. Explicit expressions quantifying this tradeoff are provided. Finally, simulation results are presented to highlight the advantages and the drawbacks of our approach.

Key Words: fault detection, fault isolation, Luenberger observer, H_{∞} -estimation, disturbances rejection, robustness, frequency domain.