

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE M'HAMED BOUGARA-BOUMERDES



Faculté de Technologie

Thèse de Doctorat

Présentée par :

TERMECHE Adel

En vue de l'obtention du diplôme de **DOCTORAT** en :

Filière : Génie Mécanique

Option : Mécatronique

**Contribution au diagnostic des systèmes par Bond
Graph**

Devant le jury composé de :

Mr ADJERID	Smail	Professeur	UMBB	Président
Mr BENZAZZOUZ	Djamel	Professeur	UMBB	Directeur de thèse
Mr KARA	Redouane	Professeur	UMMTO	Examineur
Mr HABBI	Hacène	Professeur	UMBB	Examineur
Mr BENTARZI	Hamid	Professeur	UMBB	Examineur

Année Universitaire 2021/2022

Laboratoire Mécanique des Systèmes et des Solides (LMSS)
Université M'Hamed Bougara de Boumerdes

Je dédie cette thèse à l'âme de ma grand-mère,

À

Ma mère,

Mon père,

Ma sœur et mes frères.

Remerciements

Ce manuscrit présente les travaux de recherche effectués au cours de ma thèse de doctorat au sein du Laboratoire de Mécanique des Solides et des Systèmes (LMSS) et le Centre de Recherche en Informatique, Signal et Automatique (CRISAL). C'est avec un grand plaisir que je réserve ces quelques lignes en signe de gratitude et de reconnaissance à tous ceux qui ont contribué à l'élaboration de cette thèse de doctorat.

J'adresse mes remerciements à mon superviseur, **Professeur Djamel BENZAOUZ** qui m'a permis de concrétiser mon projet de Recherche grâce à son approbation pour intégrer le laboratoire LMSS. Je voudrais lui exprimer mes plus sincères remerciements pour ses encouragements et conseils constants tout au long de mon séjour et de mes recherches ici. Ses motivations et ses conseils avisés sont les principaux facteurs de réussite de ce travail. Je lui suis reconnaissant d'avoir consacré un temps interminable à des discussions qui ont eu un impact énorme sur mon approche de l'objectif de recherche.

Je suis extrêmement reconnaissant à mon co-superviseur, le Professeur Belkacem OULD BOUAMAMA, à qui je voue un grand respect. Je tiens à lui présenter ma reconnaissance et mes remerciements pour m'avoir accueilli au sein de son équipe. Je le remercie pour sa disponibilité à diriger ce travail de recherche et ses critiques, ses remarques clés, ses avis et ses propositions d'amélioration. Je le remercie aussi pour m'avoir fait partager ses nombreuses connaissances et qui m'a souvent donné le courage d'avancer dans ma rédaction, notamment en me remotivant lorsque j'en éprouvais le besoin et sans qui cette thèse n'aurait jamais pu être menée à bien.

Ce manuscrit ne pouvait avoir de sens et de valeur à mes yeux que s'il était relu par des rapporteurs dont les parcours scientifiques sont pour moi des références. Je remercie les **Professeurs Redouane KARA, Hacène HABBI et Hamid BENTARZI** pour le temps et l'énergie qu'ils ont dépensés pour relire ce travail de thèse et juger de la qualité de mon travail. Merci également pour avoir accepté de participer au jury en tant qu'examineurs de mon travail.

Le Professeur Smail ADJERID a quant à lui, avec une grande gentillesse, accepté de présider le jury et de me faire profiter de sa grande connaissance de la mécatronique.

Je dédie à l'équipe du laboratoire CRISAL et à l'équipe de doctorants toute ma sympathie pour leur disponibilité et leur bonne humeur permanente.

Enfin, je témoigne à ma famille leur soutien apporté tout au long de ma vie, en particulier mes parents : un modèle de persévérance pour moi. Malgré mon éloignement, leur intelligence, leur confiance, leur tendresse, leur amour me portaient et me guidaient tous les jours. Je remercie ma mère, qui a toujours cru en moi, même lorsque je m'y refusais moi-même. Je tiens également à remercier mon père, qui m'a toujours apporté sa force et ses conseils. Je leur souhaite une longue vie pleine de santé.

Je veux terminer par remercier ma sœur et mes frères : Hayet, Farouk et Said-Ali, et mes amies en particulier Deborah SOARES, Mahdi OUZIALA et Yacine LOUNICI. Sans votre soutien, tout ceci n'aurait jamais pu aboutir et je vous serai éternellement reconnaissant d'avoir su me donner les moyens d'arriver jusqu'ici.

Merci à toutes les personnes qui n'ont pas été mentionnées ci-dessus, mais qui ont été impliquées dans mon travail, directement et indirectement.

Résumé :

La détection et l'isolation des défauts (FDI) est une tâche essentielle qui permet d'éviter les conséquences des pannes sur les performances du système. Le Bond Graph, en tant qu'outil de modélisation, fournit à travers ses propriétés structurelles et causales, une génération automatique de Relations de Redondance Analytique (RRA). Ces relations sont utilisées pour les applications de diagnostic, elles constituent les contraintes mathématiques qui permettent de vérifier la cohérence entre les mesures du processus et le comportement du système de référence représenté par le modèle. L'approche de diagnostic RRA classique permet à la fois de détecter et d'isoler le composant défectueux du système. Dans ce travail, l'objectif principal est d'augmenter le nombre de défauts isolables en augmentant le nombre de RRA, en utilisant la sortie du modèle de graphe de liaison avec la sortie mesurée du système réel. La représentation Bond Graph sous forme de transformation linéaire fractionnelle (LFT) a été exploitée pour l'intégration de la fonction linéaire, cette dernière est utilisée pour l'amélioration de la détection des défauts en présence des erreurs de mesures. L'intérêt innovant de ce travail est que le nombre des défauts isolés peut être amélioré sans l'ajout de capteurs supplémentaires. Suite à la discussion générale de la méthode proposée, un sous-système robotique (traction d'un robot mobile omnidirectionnel) est envisagé pour valider la procédure proposée. Deux scénarii défectueux sont ensuite présentés et discutés en utilisant à la fois l'approche classique et l'approche proposée. La méthode proposée est capable d'isoler 3 défauts qui ne peuvent pas être isolés avec l'approche de RRA classique.

Mots clés : Bond Graph, détection et isolation des défauts, RRA augmentée, incertitudes, Robot omnidirectionnel.

Abstract :

Fault detection and isolation (FDI) is an essential task that allows avoiding the fault consequence on the performance of the system. The Bond Graph, as a modeling tool, provides through its structural and causal properties, an automatic generation of Analytical Redundancy Relations (ARRs). These relations are used for diagnosis applications, they constitute the mathematical constraints that are used to verify the coherence between the process measurements and the reference of the system behavior represented by the model. The classical ARR diagnosis approach allows to both detect and isolate the defective component in the system. In this work, the main goal is to increase the number of isolable faults by increasing the number of ARRs, using the output of the Bond Graph model along with the measured output of the real system. The Bond Graph representation in the Linear Fractional Transformation (LFT) form has been exploited for the integration of the linear function, which is used to improve the detection of faults in the presence of measurement errors. The innovative interest in this work is that the number of the isolated faults can be improved without the addition of more sensors. Following the general discussion of the proposed method, a robotic subsystem (traction of an omnidirectional mobile robot) is considered to validate the proposed procedure. Two faulty scenarios are then presented and discussed using both the classical and the proposed approach. The proposed method is able to isolate 3 faults that cannot be isolated using classical ARR.

Keywords: Bond Graph, Fault detection and isolation, Augmented ARR, Uncertainties, Omnidirectional-robot.

ملخص:

يعد اكتشاف الأعطاب وعزلها مهمة أساسية تسمح بتجنب عواقبه على أداء النظام. يوفر الرسم البياني للسندات ، كأداة نمذجة ، من خلال خصائصه الهيكلية والسببية ، توليدًا تلقائيًا لعلاقات التكرار التحليلي . تُستخدم هذه العلاقات لتطبيقات التشخيص ، وهي تشكل القيود الرياضية المستخدمة للتحقق من الترابط بين قياسات العملية ومرجع سلوك النظام الذي يمثله النموذج. يسمح نهج تشخيص الكلاسيكي باكتشاف وعزل المكون المعيب في النظام. في هذا العمل ، يتمثل الهدف الرئيسي في زيادة عدد الأخطاء القابلة للعزل دون إضافة المزيد من أجهزة الاستشعار وذلك عن طريق زيادة عدد علاقات التكرار التحليلي ، باستخدام ناتج نموذج الرسم البياني للسندات جنبًا إلى جنب مع الناتج المقاس للقيمة الحقيقية. تم استخدام تمثيل الرسم البياني للسندات في شكل LFT (التحويل الخطي الجزئي) لتكامل الوظيفة الخطية ، ويتم استخدام الأخير لتحسين اكتشاف العيوب في وجود أخطاء القياس. الفائدة المبتكرة لهذا العمل هي أنه يمكن تحسين عدد العيوب المعزولة دون إضافة أجهزة استشعار إضافية.

كلمات مفتاحية: تشخيص الأعطاب، التحكم المتسامح والمتحمل للأعطاب، علاقات التكرار التحليلي، الرسم البياني للسندات.

Table des matières

Introduction générale

1	Cadre et contexte de la thèse	i
2	Objectif de la thèse	ii
3	Positionnement	ii
4	Contributions et résultats obtenus	vii
5	Organisation du manuscrit	viii

Chapitre 1 : Etat de l'art

1	Introduction.....	3
2	Différents types de défauts	4
	2.1 Défauts actionneurs.....	5
	2.2 Défauts capteurs.....	5
	2.3 Défauts composants	6
	2.3.1 Défaut paramétrique.....	6
	2.3.2 Défaut structurel.....	6
	2.4 Défauts multiplicatifs ou additifs.....	7
	2.4.1 Défauts multiplicatifs	7
	2.4.2 Défauts additifs	7
3	Génération de résidus.....	8
4	Méthodes de diagnostic	9
	4.1 Méthodes de diagnostic sans modèle	10
	4.1.1 Approche à base d'analyse de données	10
	4.1.2 Approche à base des connaissances	11
	4.2 Méthode de diagnostic à base de modèle	11
	4.2.1 Méthodes basée sur une modélisation analytique	12
	4.2.1.1 Approche à base d'observateurs.....	13
	4.2.1.2 Espace de parité.....	16
	4.2.1.3 Méthodes par filtrage.....	19
	4.2.1.4 Estimation paramétrique.....	19
	4.2.2 Méthodes basées sur une modélisation graphique	22
5	Comparaison entre les deux méthodes de diagnostic	23
6	Conclusion	24

Chapitre 2 : Modélisation de diagnostic par Bond Graph

1	Introduction.....	28
2	Principes fondamentaux de la modélisation par l’outil Bond Graph	29
2.1	Principe de l’outil Bond Graph.....	29
2.1.1	Généralités	29
2.1.2	Théorie de base des Bonds Graphs.....	29
2.2	Principe de la causalité.....	32
2.2.1	Contraintes causales	33
2.3	Principe de la modélisation des incertitudes paramétriques.....	34
2.3.1	Transformation linéaire fractionnelle	34
2.3.1.1	Incertainces paramétriques	35
2.3.1.2	Incertainces paramétriques par Bond Graph	35
3	Diagnostic basé sur un modèle Bond Graph	38
3.1	Définitions	38
3.1.1	Commandabilité	38
3.1.2	Observabilité	39
3.1.3	Sous-système.....	39
3.1.4	Relations de redondances analytiques	40
3.1.5	Redondance matérielle ou physique.....	40
3.1.6	Redondance analytique.....	40
3.2	Analyse structurelle.....	41
3.2.1	Principe.....	41
3.2.2	Structure d’un modèle Bond Graph.....	41
3.2.3	Commandabilité structurelle.....	43
3.2.4	Observabilité structurelle.....	43
3.2.5	Surveillabilité structurelle.....	43
4	Détection et isolation des défauts à l’aide des RRA	46
4.1	Définitions	46
4.1.1	Déteçtabilité	46
4.1.2	Isolabilité	46
4.2	Procédure de génération des RRAs.....	46
4.3	Matrice de signature des défauts (FSM)	48
4.3.1	Diagnostic robuste aux incertitudes	48
4.3.1.1	Fonction linéaire.....	48
4.3.1.1.1	<i>Elément R dans la causalité de la résistance.....</i>	<i>48</i>
4.3.1.1.2	<i>Elément I dans la causalité dérivée</i>	<i>49</i>
4.3.1.1.3	<i>Elément C dans la causalité dérivée</i>	<i>50</i>

4.3.1.1.4	<i>Incertitude d'entrée comme source supplémentaire</i>	51
4.3.1.1.5	<i>Représentation de l'incertitude de mesure</i>	52
4.3.1.2	Exemple	55
4.3.1.2.1	<i>Modélisation</i>	55
4.3.1.2.2	<i>Génération des RRAs par le modèle Bond Graph</i>	56
5	Génération des RRA robustes à l'isolabilité des défauts	61
5.1	RRAs classique	61
5.2	Relations de redondances analytiques augmentées (RRAA)	62
5.2.1	Degré d'isolation globale (DGI) du système.	62
5.2.2	Signaux artificiels.....	63
5.2.3	RRA augmentée	63
5.2.4	FSM Augmenté	64
5.2.5	Exemple	65
5.2.5.1	Modélisation.....	66
5.2.5.2	Génération des RRAs	68
5.2.5.2.1	<i>RRAs classic</i>	68
5.2.5.2.2	<i>RRA augmentée</i>	69
6	Conclusion	73

Chapitre 3 : Etude de cas Robotino

1	Introduction	76
2	Présentation de Robotino	76
3	Modélisation	78
3.1	Modèle Bond Graph de système électromécanique	80
3.2	Génération de blocs-diagramme pour la simulation	81
4	Détection des défauts à l'aide des RRAs	83
4.1	Générations des RRAs classiques	83
4.2	Générations des seuils adaptatifs	84
4.3	Génération des RRAs avec la fonction lineaire	85
4.4	Génération des seuils adaptative avec la fonction lineaire.....	87
5	Isolation des défauts à l'aide des RRAs	88
5.1	RRAs classiques	88
5.2	RRAs augmentées.....	90
5.3	Résultats expérimentaux.....	94
5.3.1	Partie 1 : Amélioration de détection des défauts.....	94
5.3.1.1	Scenari 1 : RRAs classiques en mode de fonctionnement normal	94
5.3.1.2	Scenari 2 : RRAs classiques en affectant le défaut capteur et actionneur.....	95

5.3.1.3	Scenario 3 : Défaut capteur et actionneur en appliquant la fonction lineaire.....	97
5.3.1.4	Discussion	98
5.3.1.5	Conclusion	98
5.3.2	Partie 2 : Amélioration de l'isolabilité des défauts	99
5.3.2.1	Scénario 1 : Comportement normal.....	99
5.3.2.2	Scénario 2 : Capteur de courant défectueux	101
5.3.2.3	Scénario 3 : Capteur de vitesse défectueux	103
5.3.2.4	Discussion	104
5.3.2.5	Conclusion	104

Conclusion générale

Annexes

Bibliographie

Liste des figures

Figure 1.1 : Différents types de défauts affectant un système physique.	4
Figure 1.2 : Défauts multiplicatifs (à gauche) et les défauts additifs (à droite).....	7
Figure 1.3 : Génération de résidus.	8
Figure 1.4 : Classification des méthodes de diagnostic.....	9
Figure 1.5 : Génération de résidus à partir d'un observateur.	16
Figure 1.6 : Génération par espace de parité.	17
Figure 1.7 : Génération de l'indicateur des défauts par estimation paramétrique.	19
Figure 2.1 : Lien Bond Graph entre les éléments A et B.....	31
Figure 2.2 : Causalité en général.....	34
Figure 2.3: Premier cas de causalité.....	34
Figure 2.4 : Deuxième cas de causalité.	34
Figure 2.5 : Causalité en Bond Graph.	35
Figure 2.6 : Représentation LFT.	37
Figure 2.7 : Élément R en condition nominale (a) et incertaine (b).....	39
Figure 2.8 : Structure d'un modèle Bond Graph LFT.	43
Figure 2.9 : Représentation d'un système de surveillance Bond Graph.	44
Figure 2.10 : Procédure de dualisation.....	47
Figure 2.11 : Élément R en Bond Graph avec une fonction linéaire.	49
Figure 2.12 : Fonction linéaire intégrée en Bond Graph pour les éléments (C,I).....	50
Figure 2.13 : Fonction linéaire intégrée en Bond Graph pour les éléments GY.....	50
Figure 2.14 : Élément TF en Bond Graph en causalité résistance.	51
Figure 2.15 : Incertitude d'entrée avec fonction linéaire.	52
Figure 2.16 : BG nominal et modélisation de l'incertitude de mesure.	53
Figure 2.17 : Moteur à courant continu.	55
Figure 2.18 : Modèle Bond Graph en causalité intégrale.	56
Figure 2.19 : Modèle Bond Graph en causalité dérivée.	57
Figure 2.20 : Procédure de RRA augmentée.	65
Figure 2.21 : Système hydraulique de deux réservoirs.....	66
Figure 2.22 : Modèle Bond Graph du système hydraulique.....	68
Figure 2.23 : Modèle Bond Graph du système hydraulique en causalité dérivée.....	69
Figure 2.24 : Couplage RRA augmentée en $h_{1_{estimé}}$	70
Figure 2.25 : Couplage RRA augmentée en $h_{2_{estimé}}$	70
Figure 3.1 : Structure de Robotino.	77
Figure 3.2 : Système électromécanique (DC moteur).	78
Figure 3.3 : Modélisation du Bond Graph à mots.....	78
Figure 3.4 : Modèle Bond Graph du système électromécanique	80
Figure 3.5 : Bloc-diagramme de systèmes électromécaniques.....	81
Figure 3.6 : Modèle Bond Graph incertain dans la causalité dérivée.	83
Figure 3.7 : Modèle Bond Graph incertain et la fonction linéaire en causalité dérivée.	84
Figure 3.8 : Modèle de Bond Graph en causalité.dérivée	87

Figure 3.9 : Génération du deuxième ensemble du RRA augmentée.	89
Figure 3.10 : Génération du troisième ensemble du RRA augmentée.	90
Figure 3.11 : Sorties expérimentales du système en fonctionnement normal.	93
Figure 3.12 : r1 et r2 avec des certitudes en mode de fonctionnement normal.	94
Figure 3.13 : Données expérimentales d'entrée (a) et de sortie (b) en situation défectueuse.....	94
Figure 3.14 : r1 et r2 avec des incertitudes en cas de défaut capteur.	95
Figure 3.15 : r1 et r2 avec des incertitudes en cas de défaut actionneur	95
Figure 3.16 : r1 et r2 en défaut après la procédure de génération des RRAs	96
Figure 3.17 : r1 et r2 avec un défaut actionneur après procédure de génération des RRAs.	97
Figure 3.18 : Entrées-sorties d'un comportement sain.	98
Figure 3.19 : Cas normal : approche RRA classique.	99
Figure 3.20 : Cas normal : approche RRA augmentée.	99
Figure 3.21 : Sorties dans les scénarii de défauts 2 et 3.	100
Figure 3.22 : Capteur de courant défectueux : approche RRA classique.	101
Figure 3.23 : Capteur de courant défectueux : approche RRA augmentée.	101
Figure 3.24 : Capteur de vitesse défectueux : approche RRA classique.	102
Figure 3.25 : Capteur de vitesse défectueux : approche RRA augmentée.	103

Liste des tableaux

Tableau 2.1. : Analogies multiphysiques.....	32
Tableau 2.2. : FSM pour RRA classique	61
Tableau 2.3. : FS distinct	62
Tableau 2.4. : FSM Augmenté	64
Tableau 2.5. : Description des paramètres de système hydraulique	67
Tableau 2.6. : Matrice de signature de défauts de système hydraulique	71
Tableau 3.1. : Paramètres d'incertitudes relatives et absolues du système électromécanique.....	79
Tableau 3.2. : Matrice de signature des défauts (FSM).....	84
Tableau 3.3. : Matrice de signature de défauts (FSM) de Robotino.	92
Tableau 3.4. : Matrice de signature de défauts augmentée (FSM augmentée) de Robotino.	92

Nomenclatures

Abréviations

BG	Bond Graph
BG-LFT	Bond Graph sous la forme de transformation linéaire fractionnelle (Bond Graph in Linear fractional transformation)
Db	Déteçtabilité des défauts
FD	Diagnostic des défauts (Fault diagnosis)
FDI	Détection et isolation de défauts (Fault detection and isolation)
FSM	Matrice de signature de défauts (Fault signature matrix)
It	Isolabilité des défauts
LFT	Transformation linéaire fractionnelle (Linear fractional transformation)
RRAs	Relations de redondance analytiques
RRAAs	Relations de redondance analytiques augmentées

Notations

f	Flux
f_C	Flux associé à l'élément C incertain
f_I	Flux associé à l'élément I d'incertitude
f_R	Variable de flux associée à l'élément R
e	Effort
e_C	Effort associé à l'élément C incertain
e_I	Effort associé à l'élément I d'incertitude
e_R	Variable d'effort associée à l'élément R
R	Élémeñt représente les phénomènes de dissipation d'énergie
I et C	Élémeñts de stockage d'énergie
GY	Gyrateur
TF	Transformateur
Se	Source d'effort
SSe	Déteçteur d'effort dualisé

Se_r	Valeur de la source globale d'effort qui se compose des valeurs nominales (Se_n) et des incertitudes absolues
Sf	Source de flux
SSf	Détecteur de flux dualisé
Sf_r	Valeur de la source globale de flux qui se compose des valeurs nominales Sf_n et des incertitudes absolues
$SfSe/SeSf$	Double source
MSe	Source modulée d'effort
MSf	Source modulée de flux
MSe^*	Sources virtuelles modulées d'efforts
MSf^*	Sources virtuelles modulées de flux
De	Détecteur d'effort
Df	Détecteur de flux
$DeDf^*/DfDe^*$	Double détecteur virtuelle
δ_θ	Incertitude paramétrique
$r(t)$	Résidu
a	Seuil
Δt	Temps d'échantillonnage
F_x	Matrice des mesures des défauts $f(t)$ à détecter
F_y	Matrice des mesures des défauts $f(t)$ à détecter
D_x	Matrice des mesures des perturbations $d(t)$
A	Matrice d'état ou d'évolution
B	Matrice de commande
C	Matrice d'observation ou de mesure
D	Matrice d'action directe
C	Matrice de mesures
W	Matrice de projection (établie par Potter et Suman)
$y(t)$	Vecteur des mesures
$y(t)$	Vecteur des mesures en sortie de capteurs
$\hat{x}(t)$	Estimation de l'état du système pour faire de la commande

$x(t)$	Vecteur d'état du système
$f(t)$	Vecteur des défauts pouvant affecter certains capteurs
$u(t)$	Vecteur de commande à l'instant t
θ_s	Vecteur des paramètres étudiés et mesurés
θ_{SN}	Vecteur des paramètres de référence mesurés
$\hat{\theta}_s(t)$	Vecteur des paramètres capteurs estimés à l'instant t
θ_{PN}	Vecteur des paramètres de référence
θ_p	Vecteur des paramètres du système physique réel
$\hat{\theta}_p(t)$	Vecteur des paramètres estimés du système à l'instant t
$(\hat{\theta}_t)$	Mesures prédites aux instants t par un modèle
(θ_t)	Valeurs mesurées sur le système physique à différents instants
R	Valeur du paramètre
R_n	Valeur nominale du paramètre R
I_n	Valeur nominale de l'élément I
C_n	Valeur nominale de l'élément C
$\Delta\theta$	Erreurs absolues par rapport à la valeur nominale du paramètre
ΔI	Incertitude additive
ΔC	Incertitude additive
δ_I	Incertitude multiplicative sur I
δ_C	Incertitude multiplicative relative sur C
δ_R	Incertitude sur R
ζ_e et ζ_f	Incertitudes de mesure sur les signaux observés
w_C	Entrée fictive représentant l'incertitude dans l'effort à la sortie de l'élément C
w_I	Entrée fictive représentant l'incertitude dans l'effort à la sortie de l'élément I

Introduction générale

1	Cadre et contexte de la thèse	i
2	Objectif de la thèse	ii
3	Positionnement	ii
4	Contributions et résultats obtenus	vii
5	Organisation du manuscrit	viii

1 Cadre et contexte de la thèse

Ce début de thèse a été effectué au sein du Laboratoire de Mécanique des Solides et des Systèmes à la faculté de Technologie de Boumerdes dirigé par Monsieur Djamel BENZAOUZ (Diagnosis and supervision of electromechanical systems).

Par la suite, une partie de mes travaux de thèse ont été réalisés en collaboration avec l'équipe française **MOCIS** (**M**éthodes et **O**utils pour la **C**onception **I**ntégrée de **S**ystèmes) du laboratoire de Recherche **CRISAL** (**C**entre de **R**echerche en **I**nformatique, **S**ignal et **A**utomatique de **L**ille) dirigée par Monsieur Belkacem OULD BOUAMAMA. Cette dernière s'intéresse à la **C**onception **I**ntégrée de **S**ystèmes de commande et de **S**upervision (**CI2S**) de grands systèmes. Cette thématique aborde de manière simultanée et cohérente les différents aspects de la conception de la modélisation, l'analyse, la commande, la surveillance de systèmes développés et appliqués dans les domaines du transport et robotique ainsi que dans les domaines de l'énergie et des procédés.

Cette démarche intégrée est basée sur deux approches complémentaires : d'une part, l'exploitation de propriétés particulières des Bond Graphs et d'autre part, les systèmes de systèmes multiphysiques.

Depuis, l'originalité des travaux de l'équipe CRISAL s'étend autour de la conception intégrée de systèmes multiphysiques. La majorité des travaux de l'équipe se sont appuyés sur le développement de l'outil bond graph non seulement pour la modélisation mais aussi pour l'analyse structurelle, la conception de systèmes de commande et la surveillance.

Dans le domaine de la surveillance industrielle, des travaux réalisés au sein de l'équipe ont permis de développer des résultats suivants :

- l'analyse des propriétés structurelles et comportementales ; et le diagnostic des systèmes complexes (aptitude à détecter et localiser des défauts par l'outil bond graph)
- la génération des relations de redondance analytiques (RRAs) formelles déterministes et robustes aux incertitudes paramétriques et de mesures en utilisant les bond graphs basés sur la transformation linéaires fractionnaire (LFT).
- enfin, le développement d'un logiciel dédié à l'outil bond graph pour la génération automatique de modèles pour la simulation, la commande et le diagnostic de systèmes hybrides.

Ces résultats de Recherche ont été publiés dans les ouvrages suivants : [Samantary, 2008, Thoma, 2000]. Les logiciels de diagnostic par l'outil bond graph sont consultables auprès de [Djeziri, 2007].

2 Objectif de la thèse

Le présent travail s'inscrit dans la continuité et complémentarité des travaux sur le diagnostic robuste à base de bond graphs. Il a pour objectif principal de générer automatiquement des RRA robustes. Également, pour intégrer une fonction linéaire afin d'améliorer l'étape de détection des défauts (1), la génération adaptative des RRAs et des seuils se réalisant de manière systématique ; (2) l'utilisation de la RRAA afin d'améliorer l'isolabilité des défauts capteurs, actionneurs et des défauts liés aux paramètres. Ces algorithmes sont validés sur une application réelle d'un système mécatronique : un système électromécanique d'un robot mobile nommé « Robotino ».

3 Positionnement

Dans le domaine industriel, la complexité croissante des systèmes industriels automatisés et les contraintes de coût de production, la disponibilité et la sécurité des installations, ont mobilisé un très grand nombre de chercheurs visant à améliorer la surveillance de ces procédés [Castaldi, 2017, Kumar, 2015] et à éliminer toute sorte de dangers sur les personnes, l'environnement et les biens.

L'amélioration de la sûreté de fonctionnement des systèmes repose essentiellement sur les algorithmes de détection et d'isolation des défauts [Termeche, 2018, Wang, 2017, Boukhari, 2017]. Ils consistent principalement à comparer le comportement réel du système avec des comportements de systèmes de référence décrivant le fonctionnement normal (pour la détection des défauts) ou décrivant différents types de défauts (pour l'analyse et l'isolation des pannes), tout en réduisant les fausses alarmes, les non détections ainsi que les retards dans la détection des défauts.

Pour faire face au problème du diagnostic, de nombreuses méthodes et de nombreux outils ont été mis en place afin de résoudre ces problèmes connus sous l'appellation FDI (Fault Detection and Isolation) [Thirumarimurugan, 2016]. Cependant, ces méthodes présentent toutes des limites, soit en termes de complexité de calcul et d'implémentation, soit en termes de classement de systèmes adressables. Les approches de diagnostique sont classées en deux catégories : à base de modèle au niveau du système dynamique par comparaison du comportement réel observé de ce dernier avec le comportement de référence ; à base d'analyses sur les données et l'historique du système ne s'appliquant qu'en cas de disponibilité d'une grande quantité de données historiques du système à surveiller. Souvent, cette tâche est complexe dans les systèmes réels notamment pour la collecte de modes défailants.

Les méthodes basées sur des modèles sont fondées sur la comparaison entre le comportement réel défini par les capteurs et le comportement de référence fourni par un modèle mathématique. Cette comparaison donne naissance à l'indicateur de faute appelé résidu. Il existe plusieurs stratégies pour déterminer des indicateurs de fautes, parmi eux, ceux qui ont recours à des méthodes analytiques

En effet, les observateurs [Frank, 1997, Chen, 2012, Escobar, 2011] s'appuient sur une méthode analytique fondée sur la différence entre les sorties réelles et estimées pour observer des résidus. Ce résidu est nul lorsque le système est sain et n'est pas nul lorsqu'un défaut se produit. Néanmoins, en pratique, les résidus sont généralement non nuls en fonctionnement normal à cause de la présence d'incertitudes paramétriques et d'erreurs de mesures. En outre, le résidu peut être comparé à un seuil à des fins de détection.

L'approche par espace de parité est basée sur la projection de l'espace d'état vers un autre espace. L'objectif est d'éliminer les variables inconnues des états du système, dans lequel uniquement les variables connues (commandes et sorties) sont autorisées à figurer [Gertler,

1997]. Les méthodes graphiques connues sont les graphes bipartis [Blanke, 2006] et les Bonds Graphs (BG) [Samantaray, 2006]. Dans le cadre des approches basées sur un modèle, le Bond graph en vertu de ses propriétés comportementales, structurelles et causales permet d'accéder au diagnostic à travers des approches qualitatives et quantitatives [Ould Bouamama, 2005, Merzouki, 2007]. Ces approches ont été initialement introduites par [Paynter, 1961] et développées par [Thoma, 1975, Karnopp, 1990, Thoma, 2013] pour la modélisation dynamique des systèmes pluridisciplinaire. Récemment, les propriétés causales et structurelles du BG ont été explorées pour réaliser en temps réel la tâche FDI. La relation de redondances analytique peut être générée par un logiciel spécifique tel que 20Sim, Symbols, etc ... [20SIM, 2002].

Les méthodes basées sur les observateurs et l'espace de parité sont bien adaptées à la détection et l'isolation des défauts capteurs et actionneurs. Toutefois, les paramètres utilisés pour le calcul des résidus n'ont pas une perception physique claire pour être isolés (associés aux défauts composants). Quant au Bond Graph, il peut être utilisé comme une solution pour les défauts liés aux paramètres, aux capteurs et aux actionneurs tant pour les systèmes linéaires et non linéaires.

Les relations de redondance analytique sont des ensembles d'équations algébriques décrivant le comportement sain du système en utilisant uniquement des variables connues telles que l'entrée, la sortie des systèmes et des paramètres connus. La procédure d'isolation basée sur les RRA est fondée sur des résidus structurés et directionnels. Cela simplifie la procédure d'isolation et couvre les défauts potentiels paramétriques, actionneurs et capteurs. Cependant, la gamme des défauts isolés reste spécifique à chaque modèle en fonction du nombre et de la répartition des capteurs [Khemliche, 2006]. En général, un processus plus « sensorful » montre une meilleure performance d'isolation. À l'aide de la RRA, la procédure d'isolation va consister à identifier la matrice de signatures de défauts FSM (Fault Signature Matrix). Cette dernière attribue des signatures de défauts pour chaque composant défectueux. Lorsque la signature de défauts pour un composant est unique, cela indique que le défaut peut être isolé. Chaque défaut, s'il est unique répond, a une signature de fautes spécifiques. Le nombre de ces signatures est relevé. Ce résultat est exprimé mathématiquement par la distance de Hamming. Ceci dépend fortement du nombre, des positions des capteurs et de la

dynamique du modèle. Lorsque le FDI basé sur la RRA est nécessaire pour surveiller les défauts non isolés et cruciaux, l'utilisateur doit améliorer la plage d'isolation de la procédure. Afin d'atteindre cet objectif et d'augmenter le nombre des défauts isolables, les solutions classiques suggèrent d'effectuer une analyse de pré-conception du nombre de capteurs où plusieurs capteurs sont ajoutés en position spécifique dans le système pour atteindre l'isolation désirée. Cette approche est économiquement désavantagée et peut être difficile à appliquer en raison de difficultés techniques, en particulier en cas de mise à jour du processus.

Les méthodes sans modèle se basent sur une connaissance (a priori) du système. Dans ce cas, on ne dispose pas de modèles décrivant le comportement normal et les comportements défaillants du système. Ces méthodes sont souvent basées sur la reconnaissance de formes ou l'intelligence artificielle développée dans [Zhu, 2011], la méthode de rétro propagation étant la plus utilisée pour le diagnostic basé sur les observations historiques (qualitatif) [Venkatasubramanian, 2003, Barakat, 2011]. Elles consistent à répartir l'espace paramétrique en plusieurs classes correspondant à des modes de fonctionnement connus a priori par apprentissage.

Parmi ces méthodes de reconnaissance de formes, l'analyse en composantes principales (PCA) a été développé par [Ding, 2010, Qian, 2008], où tous les états de fonctionnement (normal et défaillant) doivent être connus à l'avance, ce qui est difficilement réalisable dans les systèmes réels.

Afin de réaliser une isolation fiable, les méthodes de diagnostic sans modèle telles que les méthodes basées sur l'intelligence artificielle nécessitent une disponibilité d'une grande quantité de données historiques de tous les composants défectueux possibles. Lors des tests destructifs (nécessaires à la collecte de données et à l'analyse des situations défectueuses), la réalisation d'une isolation fiable est complexe en termes de calculs et d'implémentations. D'autre part, la répétition des tests est coûteuse.

Dans la présente thèse, la méthode Bond Graph est étendue afin d'améliorer la procédure de détection et d'isolation. Cette approche est basée sur la génération systématique des relations des redondances analytique pour la détection des défauts, ensuite une solution

(capteur-logiciel) a été proposée pour améliorer la phase d'isolation et ne nécessite aucun ajout ou déplacement des composants ou capteurs physiques.

L'intérêt innovant de cette approche est l'utilisation du modèle Bond Graph non seulement pour la génération des relations de redondances analytiques (détection) mais aussi pour l'amélioration de l'isolabilité de la matrice de signatures des défauts. Des RRAs supplémentaires sont créées en couplant les signaux de la sortie du modèle avec la sortie du système réel. Par conséquent, le nombre de RRA est augmenté et la matrice de signatures de défaut unique trouvée.

4 Contributions et résultats obtenus

Le résultat de nos recherches s'inscrit dans la continuité des travaux précédents [Kam, 2005, Djeziri, 2007, Touati, 2012] dans le but d'améliorer et de développer les algorithmes de détection et d'isolation des défauts dans les systèmes mécatroniques, de sorte à assurer une supervision efficace.

Les contributions apportées dans cette thèse peuvent être résumées comme suit :

- Intégration de la fonction linéaire sur le Bond Graph ;
- Génération systématique des relations de redondances analytiques robustes avec la fonction linéaire en exploitant les propriétés causales et structurelle du Bond Graph ;
- Obtention des expressions mathématiques des seuils à partir de Bond Graph afin de les exploiter par la suite dans l'étape de décision ;
- Génération des relations de redondances analytiques augmentées afin d'améliorer l'algorithme d'isolabilité (dans le cas de signatures identiques de défauts) ;

Les résultats obtenus ont fait l'objet des publications suivantes :

Revue de rang A :

-TERMECHE, Adel, BENAZZOUZ, Djamel, OULD BOUAMAMA, Belkacem, *et al.* Augmented analytical redundancy relations to improve the fault isolation. *Mechatronics*, 2018, vol. 55, p. 129-

Conférences internationales :

- DJAMEL BENZAOUZ, ADEL TERMECHE, YOUCEF TOUATI, *et al.* Robust Diagnosis Efficiency by Bond-Graph Approach.

5 Organisation du manuscrit

Cette thèse se décompose en trois chapitres :

Le premier chapitre définit l'état de l'art concernant le diagnostic et ses différentes méthodes avec ou sans modèle telles que l'espace de parité, les observateurs et le filtrage ainsi que la comparaison entre ces deux méthodes en termes d'avantages et d'inconvénients. Notre travail est une extension de ces travaux pour l'étude de la détectabilité et l'isolabilité structurelle des défauts à partir de modèle Bond Graph.

Le deuxième chapitre englobe le diagnostic sur la base de la représentation Bond Graph. Dans cette partie, la théorie de signal artificiel avec les propriétés structurelles et causales de l'outil Bond Graph est combinée. Dans ce cas, les relations de redondances analytiques augmentées sont générées de manière systématique par le Bond Graph dans le but d'améliorer l'isolabilité de la matrice de signatures des défauts.

Le troisième chapitre présente l'application de toutes les règles et les notions développées dans les chapitres précédents sur un système électromécanique (Robotino) afin de valider les algorithmes développés dans ce travail.

En annexe, on présente l'outil Bond Graph, sa définition, ses différents éléments. L'objectif de cette modélisation est d'utiliser par la suite les propriétés de Bond Graph pour la génération des RRAs et l'évaluation des seuils adaptatifs.

Chapitre 1

Etat de l'art

1	Introduction.....	3
2	Différents types de défauts.....	4
2.1	Défauts actionneurs	5
2.2	Défauts capteurs	5
2.3	Défauts composants	6
2.3.1	Défaut paramétrique.....	6
2.3.2	Défaut structurel.....	6
2.4	Défauts multiplicatifs ou additifs	7
2.4.1	Défauts multiplicatifs	7
2.4.2	Défauts additifs	7
3	Génération de résidus	8
4	Méthodes de diagnostic	9
4.1	Méthodes de diagnostic sans modèle.....	10
4.1.1	Approche à base d'analyse de données.....	10
4.1.2	Approche à base des connaissances	11
4.2	Méthode de diagnostic à base de modèle.....	11
4.2.1	Méthodes basée sur une modélisation analytique.....	12
4.2.1.1	Approche à base d'observateurs	13
4.2.1.2	Espace de parité	16
4.2.1.3	Méthodes par filtrage	19
4.2.1.4	Estimation paramétrique.....	19
4.2.2	Méthodes basées sur une modélisation graphique	22
5	Comparaison entre les deux méthodes de diagnostic.....	23
6	Conclusion	24

1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présenterons les méthodes de diagnostic à savoir leur principe, les différentes méthodes et approches afin de s'initier aux chapitres qui vont suivre.

Le système de diagnostic a été conçu dans le but d'assurer le bon fonctionnement des systèmes dynamiques et d'augmenter les performances en garantissant une meilleure fiabilité contre les dérives pouvant mener à des échecs de production.

La conception d'une procédure de diagnostic doit prendre en compte des aspects tels que le comportement de système, la sensibilité aux erreurs de mesures, la non détection de défauts et les fausses alarmes ainsi que les contraintes d'ordre économique et de mise en œuvre pratique.

La comparaison du comportement réel du système par rapport au comportement de référence permet de détecter le changement de comportement dû à une présence de défaut.

2 Différents types de défauts

Les systèmes de diagnostic sont utilisés pour assurer la sécurité des systèmes physiques. On dit qu'un système fonctionne dans des conditions nominales quand il est capable de fournir toutes les fonctions pour lesquelles il a été conçu avec les spécifications requises sur la performance des systèmes. Les défauts désignent des événements indésirables pouvant conduire à un état incorrect et ils peuvent apparaître à différents endroits du système physique tels que les capteurs, les actionneurs et les composants du système physique comme présenté dans la **Figure 1.1**.

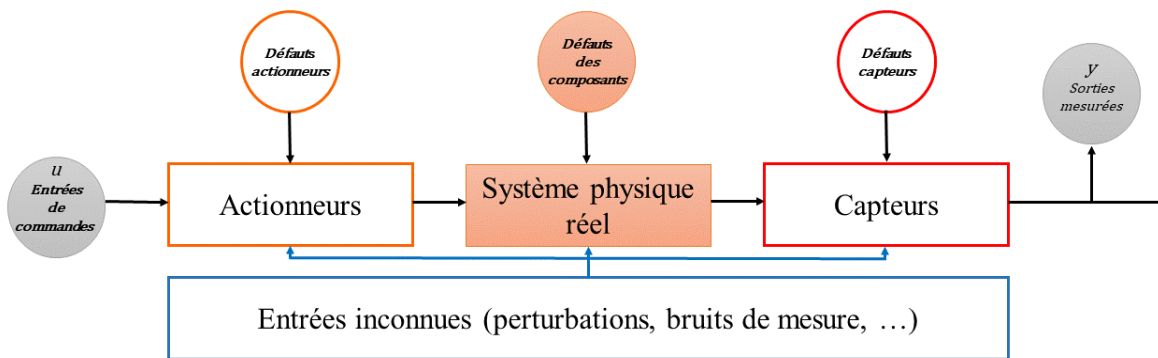


Figure 1.1 : Différents types de défauts affectant un système physique.

Le défaut est défini comme une faute dans le système. Celle-ci représente un écart de la structure du système ou des paramètres par rapport à sa valeur nominale. Si la déviation générée par le défaut rend le composant dysfonctionnel, sa fonction ne sera plus remplie et le défaut devient une défaillance. Une défaillance est un événement engendrant une modification du fonctionnement du procédé [Isermann et Ballé, 1997].

Les défauts du processus peuvent également être dus à des entrées inconnues agissant sur le processus (perturbations, incertitudes, ...) :

- Les perturbations : elles désignent principalement les bruits de mesures des capteurs qui représentent des signaux à haute fréquence ;

- Les incertitudes : elles peuvent être dues à une identification peu précise des valeurs de mesures des paramètres et par conséquent induisent une mauvaise estimation des mesures dans le système.

2.1 Défauts actionneurs

Ces types de défauts peuvent être représentés par un écart entre les valeurs d'entrées souhaitées et calculées par le système de commandes et celles fournies par la sortie de l'actionneur. L'écart peut être traduit sous la forme d'une perte partielle ou totale de l'efficacité de l'actionneur [Bouibed et al, 2014].

Pour le premier cas, l'actionneur est caractérisé par un fonctionnement dégénéré, c'est à dire, il fonctionne comme étant en régime nominal mais son action est à peine partielle [Djeziri, 2007]. Une perte partielle d'actionneur peut être engendrée par une vanne hydraulique à l'issue d'une fuite d'huile. Ces défauts ne font que réduire la capacité de l'actionneur sans pour autant la supprimer. Dans le deuxième cas, cet actionneur se retrouve dans l'incapacité à commander le système qui peut se manifester par une vanne restée bloquée dans sa position initiale ou donnée et par conséquent, ne peut plus être manipulée.

2.2 Défauts capteurs

Les capteurs servent à transformer une grandeur physique en une grandeur susceptible d'être traitée par les calculateurs. Ils correspondent généralement aux interfaces de sortie d'un système avec l'environnement extérieur. Ils sont représentés par une lecture incorrecte de l'information donnée (liée au comportement du système et de ses états internes) par le capteur. Ainsi, les défauts provenant des capteurs se caractérisent par un écart entre la valeur réelle de la grandeur et sa mesure. De la même manière que le défaut actionneur, le défaut provenant du capteur peut être total ou partiel. Un défaut partiel issu d'un capteur peut être identifié lors d'une saturation, un défaut au niveau de calibrage, un biais. Dans le cas d'un défaut total, l'exploitation du signal du capteur n'est pas possible [Du et Cocquempot, 2017].

2.3 Défauts composants

Il s'agit de défauts affectant le comportement dynamique du système lui-même. Ils induisent une dégradation des composants du système et un changement anormal dans les paramètres physiques (frottement, inertie, raideur, conductivité thermique, densité volumique, ...) ou dans la structure du système (résistance électrique, condensateur, vanne, cuve, transformateur électrique, ...) :

2.3.1 Défaut paramétrique

Un défaut paramétrique induit un taux de déviation anormale d'un paramètre d'un système par rapport à sa valeur nominale. À l'inverse, un taux de déviation léger du paramètre par rapport à sa valeur nominale n'a aucune influence sur le fonctionnement normal du système. Un défaut paramétrique provoque une dégradation des performances du système, et peut engendrer sa défaillance totale.

Dans le cas d'un système constitué d'une cuve, celle-ci est alimentée par une source externe. En cas d'un bouchon se situe dans la conduite, un changement de la valeur de paramètre est effectué.

2.3.2 Défaut structurel

Un défaut structurel noté peut être représenté par une modification dans la structure du système. Ainsi, le modèle nominal du système n'est plus respecté et sa dynamique est modifiée par la présence du défaut. Par exemple, une fuite d'eau dans une cuve est un défaut structurel.

2.4 Défauts multiplicatifs ou additifs

Les défauts peuvent être classés en défauts de nature multiplicative ou de nature additive (**Figure 1.2**), selon leurs effets sur les performances du système.

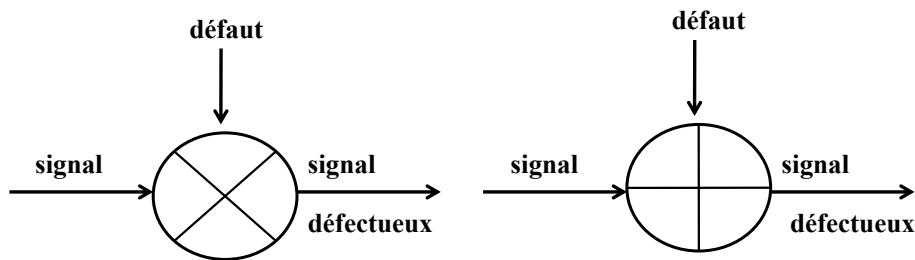


Figure 1.2 : Défauts multiplicatifs (à gauche) et les défauts additifs (à droite).

2.4.1 Défauts multiplicatifs

Les défauts au niveau de la dynamique du procédé sont modélisés par des défauts multiplicatifs. Ils correspondent aux modifications paramétriques du modèle représentant le système. Ces derniers induisent des changements sur la corrélation du signal de sortie du système, ainsi que des changements dans la dynamique du système.

2.4.2 Défauts additifs

Ces défauts sont modélisés sous forme de termes additifs dans le modèle du système. On parle de signal additif lorsque celui-ci se superpose en un point quelconque du système. Le symbole de ce signal est illustré à la **figure 1.2**. Ils influent sur son état ou sur sa sortie. La modélisation des défauts additifs peut être utilisée au niveau des capteurs et des actionneurs [Touati, 2012, Mayank ,2015]

3 Génération de résidus

Les résidus sont connus sous le nom d'indicateurs de fautes. Ces derniers décrivent des relations analytiques comparant les dynamiques modélisées avec ceux mesurées d'un système physique (**Figure 1.3**). Les résidus sont théoriquement nuls en l'absence de défauts sur le système, d'incertitudes paramétriques, d'erreurs de mesures et d'erreurs de modélisation. La procédure utilisée pour obtenir ces résidus est appelé générateur de résidus.

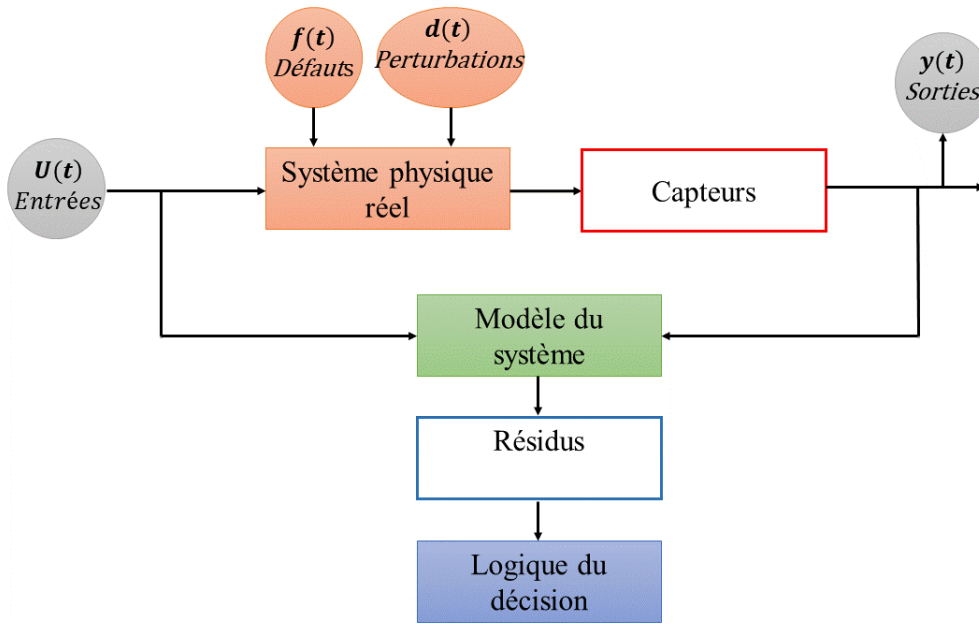


Figure 1.3 : Schéma bloc génération de résidus.

4 Méthodes de diagnostic

Dans la littérature, différentes méthodes de diagnostic ont été développées. Appelés aussi des approches de détection et d'isolation de défauts, comme sous l'annotation anglaise FDI (fault détection and isolation). Ces méthodes de diagnostic peuvent être classifiées en deux familles (**Figure 1.4.**) :

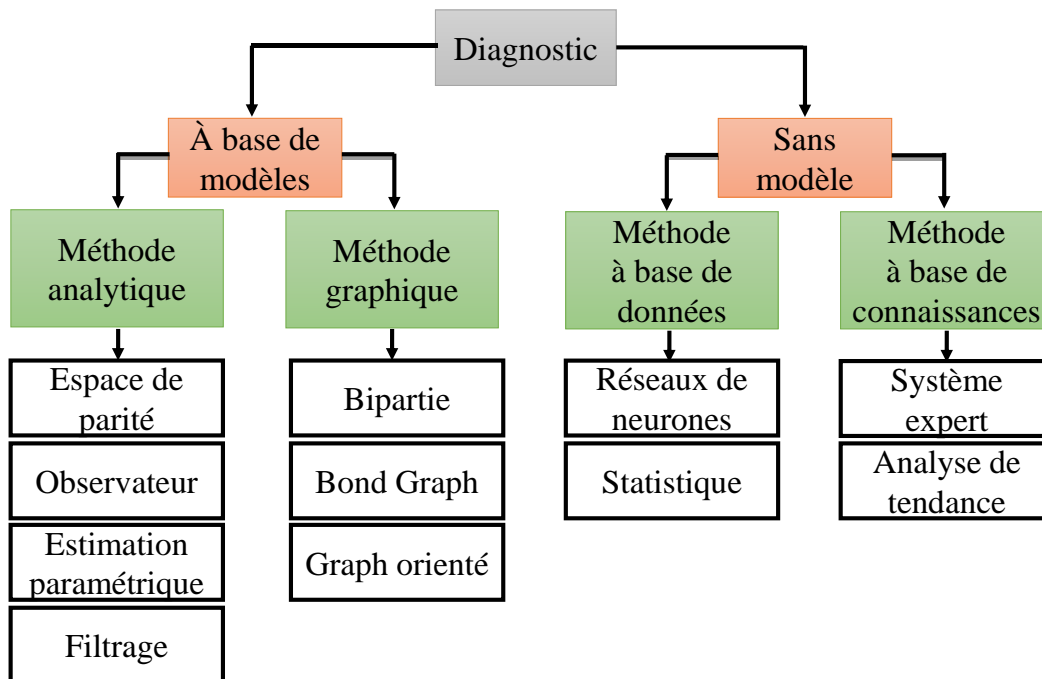


Figure 1.4 : Classification des méthodes de diagnostic.

Les méthodes à base de modèle utilisent des modèles opératoires construits à partir des lois physiques ou identifiées du processus pour générer les indicateurs de fautes. Leurs performances dépendent principalement de la précision du modèle qui n'est pas simple à obtenir pour des processus complexes. On distingue deux principaux types d'approches à bases de modèles : qualitatives [Reiter, 1987, Chatti, 2013] et quantitatives [Touati, 2012, Mayank, 2015].

Le principe des approches quantitatives est de comparer le comportement du système réel à celui d'un modèle qui décrit son fonctionnement normal, en générant des relations mathématiques qui relient les entrées avec les sorties du système : ce sont les relations de redondances analytiques appelées aussi résidus ou indicateurs de fautes.

L'approche qualitative repose sur une modélisation entrées-sorties en termes de fonction (connaissances) qualitatives centrées autour de différentes unités de processus.

Les méthodes sans modèle exploitent d'une part, des données historiques du système pour détecter et isoler les défauts. Ces méthodes ne nécessitent pas de modèles analytiques issus de lois physiques complexes ; la localisation des défauts exige donc des données provenant du système réel en mode défaillant. Elles reposent sur des données connues et fondées sur des observations antérieures du système. Ce sont des approches quantitatives basées sur le traitement de données [Rahmoune, 2012].

D'autre part, elles différencient les approches quantitatives des approches qualitatives basées sur des connaissances. Ces dernières sont évoquées plus loin.

4.1 Méthodes de diagnostic sans modèle

Elles reposent sur l'exploitation de données expérimentales et construisent un comportement attendu du système [Yin, 2017]. Un grand avantage de cette approche est qu'elle s'affranchit du modèle. La dynamique complexe multi-physique n'est donc pas l'enjeu principal. Cette approche comporte deux approches distinctes : l'approche à base d'analyse de données et l'approche à base de connaissances « fondées sur le savoir-faire ».

4.1.1 Approche à base d'analyse de données

L'approche à base d'analyse de données dite aussi approche à base d'historique du système fait l'objet d'un progrès considérable dans le domaine de la recherche [Zhu, 2011]. Elle repose sur des données connues a priori des observations antérieures du système. Cette approche est fondée sur le principe de l'intelligence artificielle connue des réseaux de neurones comme les réseaux de neurones flous. Ils sont utilisés pour créer une base de données entre les entrées caractérisant les effets et les sorties représentant les causes.

Les réseaux de neurones flous utilisent le même principe que les réseaux de neurones : il s'agit d'une fonction algébrique non linéaire pouvant être statique ou dynamique. Ainsi, le raisonnement flou est capable de traiter l'information de données numériques [El Koujok, 2010].

Parmi les inconvénients de cette approche, une large collecte de données historiques et une expertise dans les comportements normaux et défectueux sont nécessaires. L'importance de créer des défauts dans un système réel rend les tests d'entraînement de base de données très coûteux à construire.

4.1.2 Approche à base des connaissances

L'approche à base des connaissances dépend dans une large mesure de l'expérience de l'expert [Kempowsky-Hamon, 2004]. Cette approche présente des faiblesses dans le cas de systèmes complexes, où les défauts peuvent être négligés ce qui nécessite de maintenir à jour l'algorithme de diagnostic.

4.2 Méthode de diagnostic à base de modèle

Les méthodes basées sur le modèle dynamique et la structure de système sont appelées les méthodes à base de modèle. Elles s'appuient sur la connaissance physique du système où l'utilisation des modèles graphiques ou analytiques permet de décrire les relations entre les entrées et les sorties de système. Ces méthodes peuvent être classifiées en deux catégories :

- Les approches qualitatives : ces approches reposent sur une modélisation entrées-sorties en termes de fonction (connaissances) qualitatives centrées autour de différentes unités de processus.

- Les approches quantitatives : elles sont basées sur une modélisation analytique des relations entrées-sorties du système. Leur principe est de comparer le comportement du système réel à celui d'un modèle qui décrit son fonctionnement normal et de générer des relations mathématiques qui relient les entrées avec les sorties de système : ce sont les relations de redondance analytique appelées aussi résidus ou indicateurs de fautes [4]. Elles sont élaborées dans le but de mettre en œuvre l'algorithme de diagnostic. Afin de détecter et d'isoler les défauts, on s'intéressera uniquement aux approches quantitatives.

4.2.1 Méthodes basées sur une modélisation analytique

L'approche à base de modèles mathématiques pour la détection et la localisation des défauts des systèmes industriels a fait l'objet de nombreux travaux durant ces trente dernières années. L'objectif de ce chapitre n'est pas de réaliser une étude exhaustive des différentes méthodes existantes, mais simplement de fournir quelques outils pour la mise en œuvre d'un système de surveillance, destiné à la détection et la localisation des défauts d'un procédé industriel.

Ce type d'approche connu sous le nom plus général de redondance analytique, consiste à estimer, à l'aide d'un modèle mathématique du système, les grandeurs mesurées sur celui-ci. Le modèle reflète le comportement du système sain.

Tout écart entre les grandeurs estimées et mesurées traduira l'apparition d'un ou plusieurs défauts. Les défauts sont alors détectés par comparaison des résidus à des seuils convenablement choisis.

Le diagnostic à base de modèle repose sur la génération de signaux indicateurs de défauts appelés résidus. Ils sont obtenus par comparaison entre le comportement observé et le comportement prédit du système physique. La classification des différents résidus permet d'isoler le défaut. Il existe plusieurs méthodes de génération de résidus : les observateurs [Chen, 2012], le filtrage et l'espace de parité [Gertler, 1997].

Aujourd'hui, de nombreuses méthodes ont été élaborées permettant la génération de résidu à l'aide de la redondance analytique. Ces différentes méthodes reposent finalement soit sur une estimation d'état du système soit sur une estimation des paramètres :

- Approche par espace de parité ;
- Approche à base d'observateurs ;
- Approche par estimation paramétrique.

Nous allons par la suite explorer ces différentes approches et renvoyons le lecteur à la bibliographie de fin de chapitre pour une étude plus détaillée.

4.2.1.1 Approche à base d'observateurs

Les observateurs sont appliqués au diagnostic des systèmes linéaires et non-linéaires. Ils ont été conçus pour répondre aux problèmes de détection et d'isolation des défauts de capteurs et d'actionneurs [Gómez-Peñate S, 2018]. Le principe de diagnostic à base d'observateurs repose sur l'estimation des mesures en sortie du système à partir de grandeurs accessibles. Il s'agit de faire une comparaison entre les mesures réelles du système et les mesures estimées à l'aide d'un observateur, ce qui permet l'obtention des résidus. Le vecteur résidu est alors construit comme l'écart entre la sortie estimée et la sortie mesurée. À la présence d'un défaut, les résidus doivent être non-nuls. Les résidus générés ne sont généralement pas nuls en fonctionnement normal, à cause des bruits et des incertitudes (perturbations) [Meseguer, 2010, Escobar, 2011, Wang, 2017].

L'objectif est d'estimer l'état $x(t)$ à partir des grandeurs accessibles, c'est-à-dire $u(t)$ et $y(t)$. L'accès à l'état complet du système est rarement accessible. L'utilisation d'un reconstituteur d'état, appelé aussi observateur, permet de remédier à ce problème.

Le principe de la reconstruction d'état consiste à estimer l'état du système à l'aide d'un modèle de simulation (du système nominal). Il s'appuie sur la génération de résidus pour estimer l'état $x(t)$ du système. En effet, une des matrices du modèle, appelée K , joue un rôle important : elle prend en compte l'écart entre la sortie mesurée et la sortie estimée ; calcule l'erreur d'estimation de l'état et la corrige si nécessaire.

Soit la représentation d'état décrivant le système réel à surveiller :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + F_x f(t) + D_x d(t) \\ y(t) = Cx(t) + F_y f(t) \end{cases} \quad (1.1)$$

Où :

- F_x et F_y représentent les matrices des mesures associées aux défauts $f(t)$ à détecter ;
- D_x représente la matrice des mesures associées aux perturbations $d(t)$.

À l'état initial x_c du système, le résidu obtenu de l'équation (1.2) à l'issue de cette étape n'est pas immédiatement nul. L'expression se traduit sous la forme suivante :

$$r_y(t) = e_y(t) = y(t) - \hat{y}(t) \quad (1.2)$$

Afin de surveiller l'apparition de défauts, cette solution n'est pas envisagée.

À cet instant précis, la reconstruction d'état est sollicitée. L'état est construit en admettant qu'il n'y a pas d'incertitudes. On obtient l'expression suivante :

$$\hat{\dot{x}}(t) = A\hat{x}(t) + Bu(t) + K(y(t) - \hat{y}(t)) \quad (1.3)$$

Où $\hat{x}(t)$ représente l'observateur. Son rôle est de corriger l'estimation de l'état du système $x(t)$ notée $\hat{x}(t)$ en tenant compte de l'écart entre la sortie mesurée $y(t)$ et la sortie reconstruite $\hat{y}(t) = C\hat{x}(t)$. La construction de l'observateur pour corriger l'estimation \hat{x} s'écrit alors :

$$\begin{aligned} \hat{\dot{x}}(t) &= A\hat{x}(t) + Bu(t) + K(y(t) - C\hat{x}(t)) \\ &= (A - KC)\hat{x}(t) + Bu(t) + Ky(t) \end{aligned} \quad (1.4)$$

En effet, l'observateur est un système dynamique supposant plusieurs entrées :

- $u(t)$ les entrées du processus réel ;
- $y(t)$ la sortie mesurée ;
- $\hat{y}(t)$ la sortie reconstruite.

Et plusieurs sorties :

- $y(t) - \hat{y}(t)$ le vecteur des résidus du système sensible aux défauts ;
- $\hat{x}(t)$ l'estimation de l'état du système pour faire de la commande.

Les grandeurs $x(t)$, $u(t)$ et $y(t)$ sont reliées respectivement aux matrices A , B et K .

Ainsi, il est possible de reconstruire l'état $x(t)$ à partir de la matrice K afin d'éliminer l'erreur d'estimation.

En introduisant l'erreur d'estimation $e_x(t) = x(t) - \hat{x}(t)$ et en combinant $e_x(t)$ et $\hat{\dot{x}}(t)$, la dynamique de l'erreur d'estimation devient alors :

$$\dot{e}_x(t) = (A - KC)e_x(t) \quad (1.5)$$

Et on obtient la solution suivante :

$$e_x(t) = e^{(A-KC)t} e_x(0) \text{ avec } e_x(0) = x_0 - \hat{x}_0 \quad (1.6)$$

L'erreur d'estimation tend vers 0 si et seulement si les valeurs propres de $(A-KC)$ sont de Hurwitz et sont telles que :

$$\text{si } \lambda(A-KC) \in C^- \text{ alors } \lim_{t \rightarrow \infty} e_x(t) = 0$$

Le problème de l'estimation d'état d'un système est d'une importance pratique considérable, que ce soit pour la mise en œuvre d'une loi de commande ou pour l'élaboration d'une stratégie de diagnostic. Le principe de base de la génération de résidus à l'aide d'observateurs est de réaliser une estimation des sorties du système à partir des grandeurs accessibles à la mesure, c'est-à-dire les entrées et les sorties. Le vecteur résidu est alors construit comme l'écart entre la sortie estimée et la sortie mesurée, c'est-à-dire à l'aide de l'erreur d'estimation sur la sortie. Un observateur d'état, appelé aussi reconstituteur d'état ou estimateur, est un système dynamique ayant comme entrées, les entrées et les sorties du processus réel, et dont la sortie est une estimation de l'état du système si l'on souhaite faire de la commande, ou le vecteur des résidus si l'on souhaite faire du diagnostic. Le principe général d'un observateur est présenté à la **Figure 1.5**, il consiste essentiellement en un modèle de simulation du processus bouclé par l'erreur d'estimation.

La détection des défauts nécessite un seul observateur. Par contre, en ce qui concerne la localisation, il est souvent nécessaire d'utiliser une banque d'observateurs (observer banc) [Gómez-Peñate S, 2018].

Les travaux de [Escobar, 2011, Wang, 2017] sur l'architecture d'une banque d'observateurs pour localiser les défauts est présenté. Chaque observateur est sensible à un seul défaut (entrée / sortie) et insensible aux autres. Le nombre d'observateurs à intégrer dans l'architecture de localisation dépend du nombre de fautes à détecter et à isoler.

Les défauts d'un système dynamique peuvent provenir soit des composants internes du système ou soit des capteurs/actionneurs. Suivant le type de défaut, il est possible d'adapter la construction d'une banque d'observateurs pour améliorer les performances de système de surveillance.

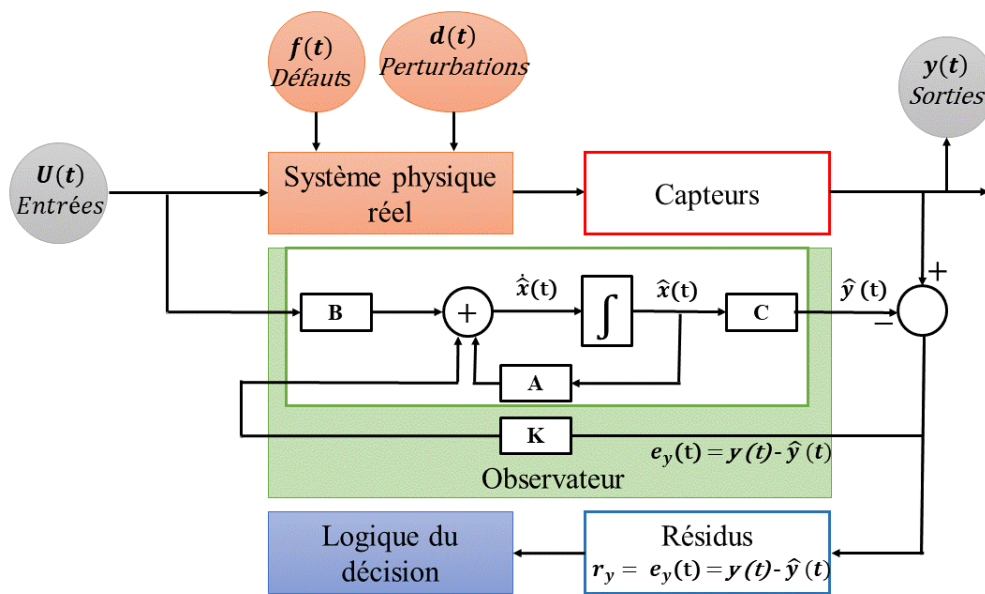


Figure 1.5 : Génération de résidus à partir d'un observateur.

4.2.1.2 Espace de parité

La conception d'un système de diagnostic par l'espace de parité est basée sur le développement des expressions analytiques. Des résidus sont générés en employant des équations de parité qui sont obtenues par reconstruction de la structure du modèle et en transformant les variables du système. La réécriture du modèle équivaut à éliminer du modèle initial les variables inconnues [Odendaal HM et al, 2014].

L'idée du diagnostic d'un système par l'espace de parité représentée dans la **figure 1.6** repose sur des expressions algébriques analytiques. L'idée de base de l'approche par espace de parité est de vérifier la cohérence entre les relations mathématiques du système et les mesures (relations de redondance analytique) [Dong J et al, 2014].

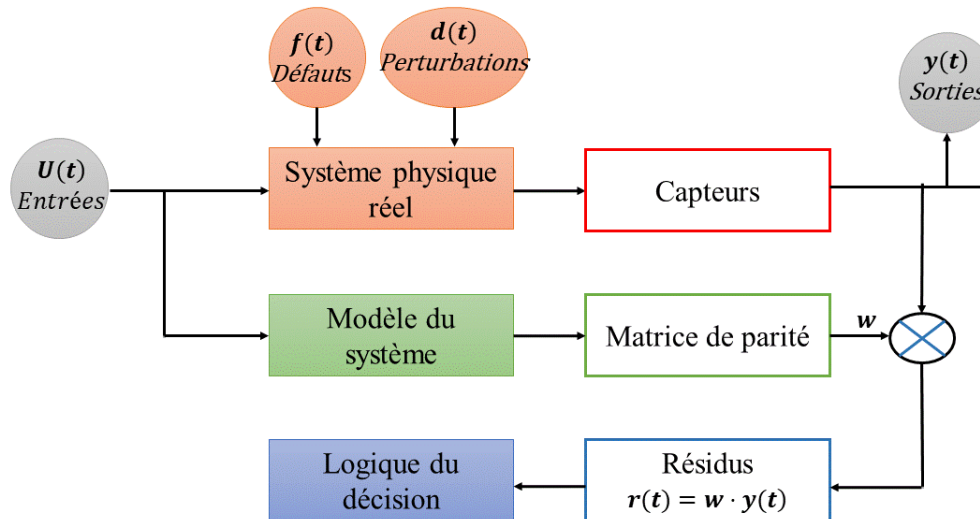


Figure 1.6 : Génération du résidu par espace de parité.

Dans cette approche on s'intéresse aux mesures d'un système réel et aux différents capteurs reliés à ces mesures.

Le but est de détecter des défauts pouvant affecter différents capteurs. Étant nombreux, l'espace de parité est capable de vérifier au travers de relations mathématiques et de données si une cohérence existe :

- entre les données d'entrées et de sorties (redondance dynamique) ;
- entre les mesures fournies par différents capteurs (redondance statique).

Cette méthode nécessite l'utilisation d'un modèle mathématique connu représentant le système. Le modèle va étudier par le biais d'une matrice les différentes équations mathématiques en éliminant toutes les données inconnues.

En effet, l'espace de parité est une méthode qui s'applique de la manière suivante :

On considère un système physique réel par l'équation suivante où l'on a négligé le vecteur des bruits de mesures $\varepsilon(t)$:

$$y(t) = C \cdot x(t) + f(t) \quad (1.7)$$

Où :

- $y(t) \in \mathbb{R}^p$ est le vecteur des mesures ;
- $C \in \mathbb{R}^{p \times n}$ est la matrice d'observation ;
- $x(t) \in \mathbb{R}^n$ est le vecteur d'état (appelé aussi le vecteur des variables à mesurer) ;
- $f(t) \in \mathbb{R}^p$ est le vecteur des défauts pouvant affecter certains capteurs.

Une telle équation peut exprimer la présence ou l'absence de défaut. Cela donne lieu à plusieurs équations basées sur plusieurs mesures issues de plusieurs variables en sortie d'un système. On obtient une redondance de données. Durant un intervalle de temps, des résidus sont générés. Ces résidus sont le résultat d'une série de mesures récupérées en sortie de plusieurs capteurs. La méthode s'appuie sur le principe de la redondance d'informations qui est fondé sur les mesures et les variables formant ainsi un système de mesures appelé matrice. Toutefois, une condition nécessaire et suffisante sur la matrice W est requise :
 $W \cdot C = 0$

où W est une matrice de projection établie par Potter et Suman, conditions supplémentaires à remplir :

$$W^T \cdot W = L_p - C(C^T \cdot C)^{-1} \cdot C^T$$

$$W^T \cdot W = I_{p-m}$$

L'équation $y(t) = C \cdot x(t) + f(t)$ va générer des équations de redondances c'est-à-dire plusieurs équations liant plusieurs mesures entre elles. Elles vont pouvoir encore une fois générer une équation de redondance finale. L'inconnue $x(t)$ est éliminée.

On forme alors le résidu $r(t)$ (appelé aussi vecteur de parité) par combinaison linéaire des mesures de sorties :

$$r(t) = W \cdot y(t) \quad (1.8)$$

A l'issue de cette opération, on analyse la cohérence des mesures et la détection de la présence des défauts :

Supposons en effet, qu'une mesure puisse s'exprimer en fonction des autres par une relation connue, la différence entre la mesure et sa valeur calculée à l'aide du modèle est appelée résidu. Si le résidu est nul, les mesures sont cohérentes par rapport au modèle : le système est déclaré sans défaut. Un résidu non nul indique l'apparition d'un défaut :

- si le résidu = 0 alors les mesures sont cohérentes par rapport au modèle : le système traduit l'absence de défaut ;
- si le résidu $\neq 0$ alors le système est déclaré avec un ou plusieurs défauts.

Cette approche suppose donc d'établir des relations entre des données qui soient indépendantes des données inconnues mais qui restent sensibles aux défauts. L'approche par espace de parité suppose donc la connaissance d'un modèle mathématique du système.

4.2.1.3 Méthodes par filtrage

Ces méthodes sont très utilisées pour les systèmes linéaires afin d'éliminer l'effet des bruits de mesures et des perturbations de hautes fréquences sur les résidus. Généralement, elles sont utilisées ces dernières années pour le diagnostic robuste des systèmes linéaires. Dans les approches basées sur le filtrage, le résidu est la différence entre une combinaison linéaire des sorties et des entrées et leur estimations respectives. La FDI robuste du filtrage a pour but de minimiser l'effet des perturbations sur le résidu et de maximiser l'effet des défauts sur le résidu [Djeziri, 2007, Touati, 2012]

4.2.1.4 Estimation paramétrique

Appliqué au diagnostic des systèmes industriels, l'estimateur paramétrique révèle l'apparition de défauts en temps réel à partir de mesures réalisées sur l'installation (**Figure 1.7**).

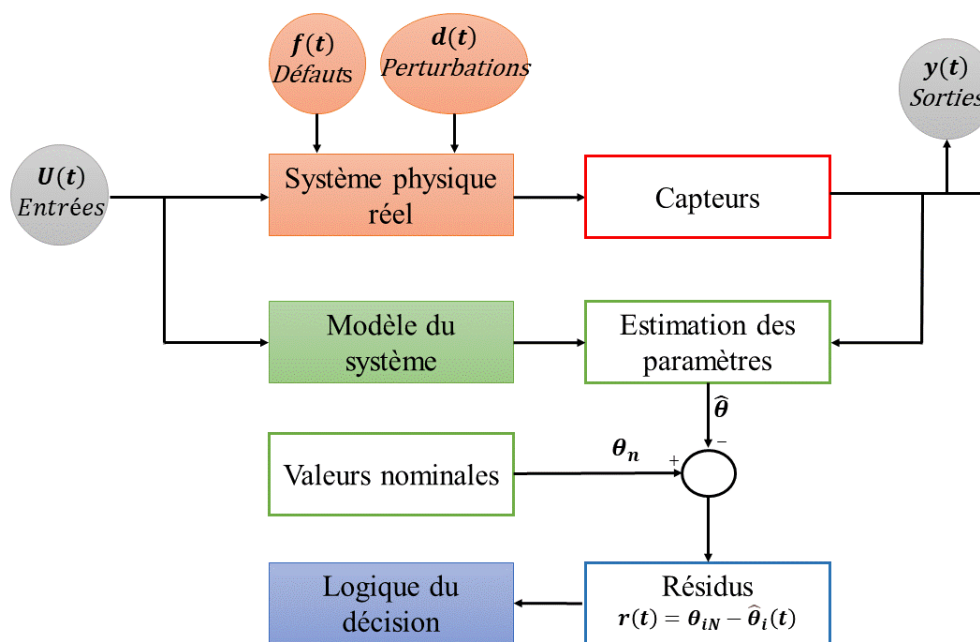


Figure 1.7 : Génération de l'indicateur des défauts par estimation paramétrique.

Le diagnostic nécessite la mise à disposition de paramètres du système réel et de paramètres de référence issus du modèle du système dont les valeurs numériques sont inconnues.

L'approche paramétrique intervient dans le but de suivre l'évolution de ces paramètres et d'estimer leurs valeurs. L'objectif est de comparer les paramètres mesurés avec les paramètres de référence afin d'étudier la présence ou l'absence de défauts dans le système réel. Pour mettre en œuvre l'estimation paramétrique, le choix de la structure de modèle est défini puis les paramètres sont estimés et ajustés.

Le modèle utilisé pour exprimer le comportement d'un système requiert l'usage d'équations linéaires représentant un système connu :

$$y(t) = A(\theta_p)x(t) + B(\theta_p)u(t) \quad (1.9)$$

Où :

- $x(t) \in \mathbb{R}^n$ est le vecteur d'état du système à l'instant t ;
- $u(t) \in \mathbb{R}^p$ est le vecteur de commande à l'instant t ;
- $\theta_p \in \mathbb{R}^q$ est le vecteur des paramètres du système physique réel ;
- $A(\theta_p)$ et $B(\theta_p)$ sont des matrices d'observation des mesures du système.

Pour identifier l'apparition de défauts, les entrées font intervenir un ensemble de paramètres mesurant et estimant ainsi des grandeurs en sortie de capteur.

$$y(t) = C(\theta_s) \cdot x(t) \quad (1.10)$$

Où :

- $y(t) \in \mathbb{R}^m$ est le vecteur des mesures en sortie de capteurs ;
- C est la matrice de mesures ;
- θ_s est le vecteur des paramètres étudiés et mesurés ;
- $x(t)$ est le vecteur d'état du système.

En parallèle, un modèle mathématique du système prend connaissance ou représente l'ensemble des paramètres étudiés (le choix de la structure du modèle se base sur les connaissances physiques sur le comportement). Les valeurs estimées sont comparées avec les valeurs nominales connues a priori. Un résidu est généré. Même si la forme du modèle

paramétrique est connue, la valeur des paramètres ne l'est pas toujours. Il s'agit donc d'estimer la valeur de ces paramètres. On peut raisonnablement considérer que les valeurs correctes des paramètres seront celles pour lesquelles les valeurs des mesures prédites par le modèle seront proches de celles effectivement obtenues à partir du système physique étudié. Pour atteindre ce but, il faut définir un critère : Si (θ_t) sont des valeurs mesurées sur le système physique à différents instants et $(\hat{\theta}_t)$ les mesures prédites aux mêmes instants t par le modèle et dépendant donc du vecteur des N paramètres du modèle, il sera raisonnable de dire que les valeurs justes des paramètres seront celles qui minimisent :

$$r(t) = \begin{bmatrix} \theta_{PN} \\ \theta_{SN} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \hat{\theta}_p(t) \\ \hat{\theta}_s(t) \end{bmatrix} \quad (1.11)$$

Où :

- $r(t)$ est le signal calculant l'erreur entre les sorties du processus et de son modèle ;
- θ_{PN} est le vecteur des paramètres de référence ;
- θ_{SN} est le vecteur des paramètres de référence mesurés ;
- $\hat{\theta}_p(t)$ est le vecteur des paramètres estimés du système à l'instant t ;
- $\hat{\theta}_s(t)$ est le vecteur des paramètres capteurs estimés à l'instant t .

L'estimation de tous ces paramètres physiques facilite l'interprétation et la localisation des défauts.

Tout écart significatif entre les paramètres estimés et ses valeurs nominales est révélateur d'un défaut au sein du système. Tout défaut traduit une erreur d'équation ou une erreur de sortie. Dans les deux cas, on conclut un changement dans les paramètres du système physique tels que l'inductance, la résistance, le coefficient de viscosité, la masse, ...etc. Toute déviation éventuelle ainsi révélée pourra être par la suite diagnostiquée.

4.2.2 Méthodes basées sur une modélisation graphique

Il existe plusieurs représentations graphiques des systèmes dynamiques, comme le Graphe Orienté [Touati, 2012], le Graphe Bi-partite [Blanke, 2006] et le Bond Graph [Samantaray, 2006, Touati, 2012]. Ces approches sont bien adaptées pour l'analyse des propriétés structurelles. Grâce aux propriétés comportementales, causales et structurelles du Bond Graph [Samantaray, 2008, Ould Bouamama, 2013], ce dernier est plus adapté à la modélisation et au diagnostic des systèmes multidisciplinaires. Il se base sur la génération et l'évaluation numérique des relations de redondances analytiques (résidus) afin de déterminer l'occurrence d'un défaut [Djeziri, 2007].

Dans le cadre de notre travail, on s'intéresse au diagnostic robuste à base de modèle Bond Graph pour la détection et l'isolation des défauts. Le choix de cet outil est basé sur les avantages suivants :

- Le Bond Graph est utilisé comme un seul outil qui permet non seulement la modélisation mais aussi la supervision et le placement de capteurs des systèmes multi-physique ;
- Grâce aux propriétés structurelles et causales du Bond Graph, la génération systématique des RRAs se présente sous forme symbolique et est donc adaptée à une implémentation informatique ;
- Les incertitudes paramétriques sont introduites graphiquement sur le modèle et sont associées à un composant physique représenté par l'élément Bond Graph ;
- Grâce à l'aspect modulaire du Bond graph, les RRAs sont associées aux défauts (internes et externes) susceptibles d'affecter le système ;
- L'algorithme de générations des RRAs à partir de modèle Bond Graph pour la détection et l'isolation des défauts n'est pas seulement dédié aux défauts capteurs et actionneurs, mais également aux défauts paramétriques, ce qui n'est pas le cas pour les autres méthodes à base de modèle.

5 Comparaison entre les deux méthodes de diagnostic

Un grand avantage des approches à base de modèle par rapport aux approches de traitement de données, réside sur le fait que seule l'information du comportement normal du procédé est prise en compte par l'intermédiaire d'un modèle de référence.

Les méthodes de diagnostic à base de modèle présentent aussi les avantages suivants :

- La connaissance sur le système est découplée de la connaissance de diagnostic ;
- Il s'agit d'une connaissance de conception plutôt que d'exploitation ;
- Le coût de développement et de maintenance est moindre ;
- Les modèles fournissent un support adéquat pour l'explication (la structure du système est explicitement représentée).

Néanmoins, et dans certains cas, il s'avère difficile voire parfois impossible de trouver le bon modèle mathématique pour un système réel, à cause des nombreuses reconfigurations intervenant dans le processus de production ou de la complexité des phénomènes mis en jeu. La solution dans ce cas est le recours à des méthodes qui ne nécessitent aucune connaissance approfondie du système. C'est à partir de données que l'on parvient à résoudre le problème [Samantaray, 2006, Djeziri, 2007].

6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté d'une manière générale un résumé sur les principes de base du diagnostic de défauts. En effet nous avons rappelé quelques définitions et nous avons exposé les principales méthodes de diagnostic. Deux catégories de méthode ont été présentées : les méthodes à base de modèles et celles sans modèles. Le choix de l'une de ces méthodes dépend de la connaissance du système, de la présence de capteurs ou de modèles permettant de suivre l'état réel du système. Certaines méthodes sont basées sur la prise en considération des incertitudes et d'erreurs de mesures. Ces dernières engendrent des non-détections de certains défauts à cause de la surestimation des seuils. Dans notre travail, on utilise uniquement l'outil Bond Graph afin de minimiser les effets des incertitudes sur les résidus et d'améliorer la robustesse du diagnostic. Cet outil nous a permis aussi d'isoler certains défauts et de prendre la décision adéquate concernant la commande tolérante aux défauts.

Chapitre 2

Modélisation de diagnostic par Bond Graph

1	Introduction	28
2	Principes fondamentaux de la modélisation par l’outil Bond Graph	29
2.1	Principe de l’outil Bond Graph	29
2.1.1	Généralités	29
2.1.2	Théorie de base des Bonds Graphs	29
2.2	Principe de la causalité	32
2.2.1	Contraintes causales	33
2.3	Principe de la modélisation des incertitudes paramétriques	34
2.3.1	Transformation linéaire fractionnelle	34
2.3.1.1	Incertitudes paramétriques	35
2.3.1.2	Incertitudes paramétriques par Bond Graph	35
3	Diagnostic basé sur un modèle Bond Graph.....	38
3.1	Définitions	38
3.1.1	Commandabilité	38
3.1.2	Observabilité	39
3.1.3	Sous-système.....	39
3.1.4	Relations de redondances analytiques	40
3.1.4.1	Redondance matérielle ou physique.....	40
3.1.4.2	Redondance analytique.....	40
3.2	Analyse structurelle.....	41
3.2.1	Principe	41
3.2.2	Structure d’un modèle Bond Graph.....	41
3.2.3	Commandabilité structurelle	43
3.2.4	Observabilité structurelle	43
3.2.5	Surveillabilité structurelle.....	43
4	Détection et isolation des défauts à l'aide des RRA	46
4.1	Définitions	46
4.1.1	DéTECTABILITÉ	46
4.1.2	ISOLABILITÉ.....	46
4.2	Procédure de génération des RRAs.....	46
4.3	Matrice de signature des défauts (FSM).....	48
4.3.1	Diagnostic robuste aux incertitudes.....	48
4.3.1.1	Fonction linéaire.....	48
4.3.1.1.1	Elément R dans la causalité de la résistance.....	48
4.3.1.1.2	Elément I dans la causalité dérivée	49
4.3.1.1.3	Elément C dans la causalité dérivée.....	50
4.3.1.1.4	Incertitude d'entrée comme source supplémentaire	51
4.3.1.1.5	Représentation de l'incertitude de mesure	52
4.3.1.2	Exemple	55
4.3.1.2.1	Modélisation	55
4.3.1.2.2	Génération des RRAs par le modèle Bond Graph	56

5	Génération des RRA robustes à l'isolabilité des défauts.....	61
5.1	RRAs classique	61
5.2	Relations de redondances analytiques augmentées (RRAA)	62
5.2.1	Degré d'isolation globale (DGI) du système.	62
5.2.2	Signaux artificiels.....	63
5.2.3	RRA augmentée	63
5.2.4	FSM Augmenté	64
5.2.5	Exemple	65
5.2.5.1	Modélisation.....	66
5.2.5.2	Génération des RRAs	68
5.2.5.2.1	RRAs classiques.....	68
5.2.5.2.2	RRA augmentée	69
6	Conclusion.....	73

1 Introduction

La détection et l'isolation des défauts (FDI) est une tâche essentielle qui permet d'éviter les conséquences des défauts sur les performances du système.

Plusieurs approches de diagnostic ont été développées ces dernières années pour la détection et l'isolation des défauts. Vu l'importance de l'outil Bond Graph, une grande communauté de chercheurs a développé de nombreux travaux de recherche. Citons à titre d'exemples les travaux de B. Ould Bouamama [Ould Bouamama, 2006, Ould Bouamama, 2005, Ould Bouamama, 2000] et [Busson, 2002] portant sur le diagnostic des systèmes de génie des procédés ; les travaux de [El-Osta, 2005] et [Alaoui, 2004] évoquant les systèmes thermofluides par les Bond Graphs couplés ; et les travaux de [Djeziri, 2007] pour le diagnostic des systèmes à paramètres incertains recourant à la modélisation Bond Graph-LFT développée par [Kam, 2001].

Le Bond Graph, en tant qu'outil de modélisation, fournit, grâce à ses propriétés structurelles et causales, une génération automatique de relations de redondance analytiques (RRA). Ces relations sont utilisées pour des applications de diagnostic. Elles constituent les contraintes mathématiques qui sont utilisées pour vérifier la cohérence entre les mesures du processus et la référence du comportement du système représenté par le modèle. L'approche classique de diagnostic à base de la RRA permet à la fois de détecter et d'isoler le composant défectueux dans le système.

Dans le présent travail, nous utilisons le Bond Graph comme modèle représentatif du système physique, l'analyse structurelle et la génération des indicateurs de défauts appelés aussi résidus. Ce chapitre est une extension des travaux de thèse de [Ould Bouamama, 2006, Djeziri, 2007, Kam, 2001, Touati, 2012].

Le chapitre est rédigé en quatre sections principales : il introduit les principes fondamentaux de l'outil Bond Graph en première partie. Il aborde l'analyse structurelle par le Bond Graph en seconde partie. Il traite l'amélioration de la détection et intègre la notion de la fonction linéaire dans la troisième section ; cette fonction nous permet de générer des relations de redondances analytiques (RRAs) sensibles à certains défauts non détectables (seuils surdéterminés). Il s'achève par la quatrième section qui consiste à proposer une technique (RRA augmentée) afin d'améliorer l'isolabilité des défauts.

2 Principes fondamentaux de la modélisation par l’outil Bond Graph

2.1 Principe de l’outil Bond Graph

2.1.1 Généralités

L’outil Bond Graph est un langage graphique unifié pour tous les domaines des sciences et confirmé comme une approche structurée de la modélisation et de la simulation des systèmes pluridisciplinaires.

La modélisation d’un système technique par Bond Graph ne nécessite pas l’écriture de lois générales de conservation. Elle repose essentiellement sur la caractérisation des phénomènes d’échanges d’énergie au sein du système.

Le Bond Graph a été initialement introduit par [Paynter, 1961] et développé par [Thoma, 1975, Kamopp, 1990] pour la modélisation dynamique. Ce dernier a développé ce concept pour donner une méthodologie d’approche globale des systèmes multidisciplinaires qui constituent au XXIème siècle la grande majorité des produits industriels qui nous entourent.

La méthodologie Bond Graph n’est pas une méthode qui s’ajoute aux autres déjà existantes comme, par exemple, les schémas blocs, pour représenter les fonctions de transfert des systèmes. En effet, ces derniers ne s’appliquent qu’aux systèmes linéaires, alors que la méthode Bond Graph concerne tous les systèmes dans tous les domaines (linéaires, non linéaires, continus, échantillonnés, numériques, électroniques, hydrauliques, mécaniques, thermiques, ...). La méthode Bond Graph permet de traiter les chaînes d’énergie et d’information. C’est une représentation graphique du comportement dynamique des systèmes indépendamment du domaine considéré qui représente les transferts d’énergie dans le système.

2.1.2 Théorie de base des Bonds Graphs

Un Bond Graph est un paradigme graphique utilisé pour modéliser un système physique, il représente une interface entre le système physique et son modèle mathématique [Filippo, 1991]. En effet, un Bond Graph est un graphe orienté, faisant apparaître des variables dynamiques, qui traduisent les transferts d’énergie entre les constituants d’un système. Il est basé sur les liens de puissances proposé sur la **figure 2.1**.

Les transferts d'énergie sont représentés par un trait terminé par une demi-flèche (en-dessous pour un trait horizontal et à droite pour un trait vertical). On nommera cet élément lien Bond Graph. Comme le montre la **figure 2.1**, on indique de chaque côté du lien Bond Graph la variable effort $e(t)$ et la variable flux $f(t)$ dans cet ordre.

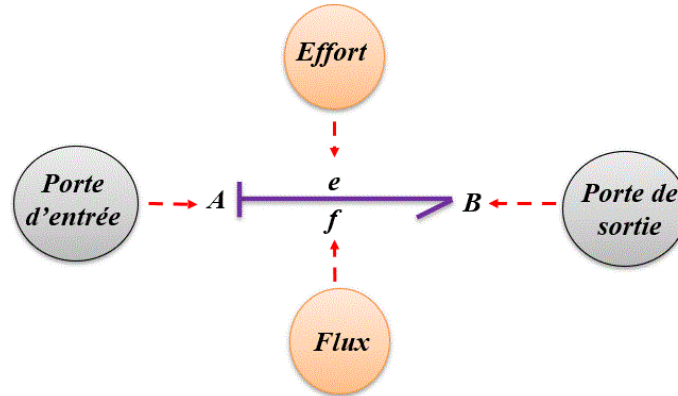


Figure 2.1 : Lien Bond Graph entre les éléments A et B.

Les variables $e(t)$ et $f(t)$ représentent respectivement l'effort et le flux entre les système A et B dont le produit $P(t) = e(t)f(t)$ n'est rien d'autre que la puissance instantanée transférée entre A et B. Les deux variables $e(t)$ et $f(t)$ sont dites conjuguées l'une à l'autre.

La description de l'état d'un système multiphysique nécessite l'utilisation de deux ensembles de variables fondamentales :

- variables de puissance, effort e et flux f ;
- variables d'énergie, moment p et déplacement q .

Au nombre de quatre, elles sont reliées entre elles par les relations mathématiques décrites ci-après. Elles dépendent du temps t . En fonction du système étudié, ces variables peuvent avoir plus d'une dimension. Elles sont alors exprimées à l'aide de vecteurs.

Ce groupement de variables est issu de propriétés énergétiques caractéristiques des systèmes quel que soit le domaine physique mis en jeu. En effet, le transfert de puissance $P(t)$ entre les sous-systèmes ou les composants de systèmes est une notion générale indépendante du domaine physique.

Ainsi, comme vu ci-dessus, on montre qu'une puissance est toujours le produit de deux variables et la convention prise par le langage des Bond Graphs correspond au produit d'un effort $e(t)$ par un flux $f(t)$:

$$P(t) = e(t) \cdot f(t) \quad (2.1)$$

Si l'on note $E(t)$ l'énergie accumulée entre t_0 et t_1 on a :

$$E(t) = E(t_0) + \int_{t_0}^t e(\tau) \cdot f(\tau) d\tau \quad (2.2)$$

Par ailleurs, on a respectivement les relations suivantes entre, d'une part, effort et moment, et d'autre part, flux et déplacement :

$$P(t) = P(0) + \int_{t_0}^t e(\tau) d\tau \quad (2.3)$$

$$q(t) = q(0) + \int_{t_0}^t f(\tau) d\tau \quad (2.4)$$

En dérivant temporellement ces deux dernières relations, il vient :

$$\frac{dp(t)}{dt} = e(t)$$

$$\frac{dq(t)}{dt} = f(t)$$

En remplaçant, dans la relation donnant l'énergie ci-dessus, respectivement l'effort et le flux précédemment calculés, nous obtenons :

$$E(p) = E(p_0) + \int_{p_0}^p f(p) dp \quad (2.5)$$

$$E(q) = E(q_0) + \int_{q_0}^q e(q) dq \quad (2.6)$$

Ces dernières relations donnent une interprétation de l'appellation variable d'énergie attribuée au moment p et au déplacement q . Le **Tableau 2.1** présente les quatre variables ci-dessus pour six domaines physiques différents. Chaque domaine physique est décrit à l'aide d'éléments de base permettant d'exprimer les interactions au sein des systèmes. Ces éléments représentent les phénomènes liant les variables précédemment citées. Ils sont présentés plus loin dans la structure du modèle Bond Graph

Tableau 2.1 : Analogies multiphysiques

Domaine	Effort e	Flux f	Moment p	Déplacement q
Mécanique translation	Force F	Vitesse v	Quantité de mouvement p	Position x
Mécanique rotation	Couple τ	Vitesse angulaire ω	Moment cinétique σ	Angle θ
Electrique	Tension u	Intensité i	Flux magnétique φ	Charge q
Hydraulique	Pression p	Débit volumétrique q_v	Moment de pression Γ	Volume V
Thermique	Température T	Flux d'entropie \dot{S}	Entropie S	
Chimique	Potentiel chimique μ	Flux molaire \dot{n}	Nombre de moles n	

2.2 Principe de la causalité

Il existe un autre principe présentant les avantages du Bond Graph par rapport aux autres méthodes graphiques : la causalité. La causalité consiste à imposer un ordre de cause à effet dans les relations entre les variables représentant un système. Sur un Bond Graph, la causalité est marquée par un trait perpendiculaire au lien Bond Graph à l'une des extrémités de celui-ci (**figure 2.2**) Par convention, on impose l'effort du côté du trait de causalité. Le flux est donc imposé de l'autre côté du lien

De manière générale, il existe une procédure, indiquée en annexe (**Annexe 2**), pour déterminer la causalité sur un Bond Graph.

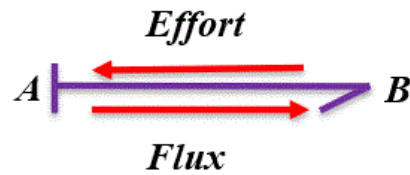


Figure 2.2 : Causalité en général.

- A applique un effort sur B



Figure 2.3: Premier cas de causalité.

- A applique un flux sur B



Figure 2.4 : Deuxième cas de causalité.

2.2.1 Contraintes causales

La causalité exige certaines règles :

- un seul trait à proximité de la jonction 0. Il impose sa valeur aux autres efforts. Le flux pour lequel l'effort est connu est inconnu. Il va être fonction des autres flux. À chaque instant, un seul effort est reconnu.
- un seul trait causal à l'extérieur de la jonction 1. Les autres doivent être proches de la jonction 1.
- un seul trait causal à proximité du transformateur.
- deux traits causaux à proximité ou distant du gyrateur.

Les seuls éléments pouvant forcer la causalité sont les sources d'énergie et les éléments de structure [Touati, 2012, Djeziri 2007]. La **figure 2.5** ci-dessous montre les positions possibles du trait causal par rapport aux éléments de jonctions, des sources et des dissipateurs.

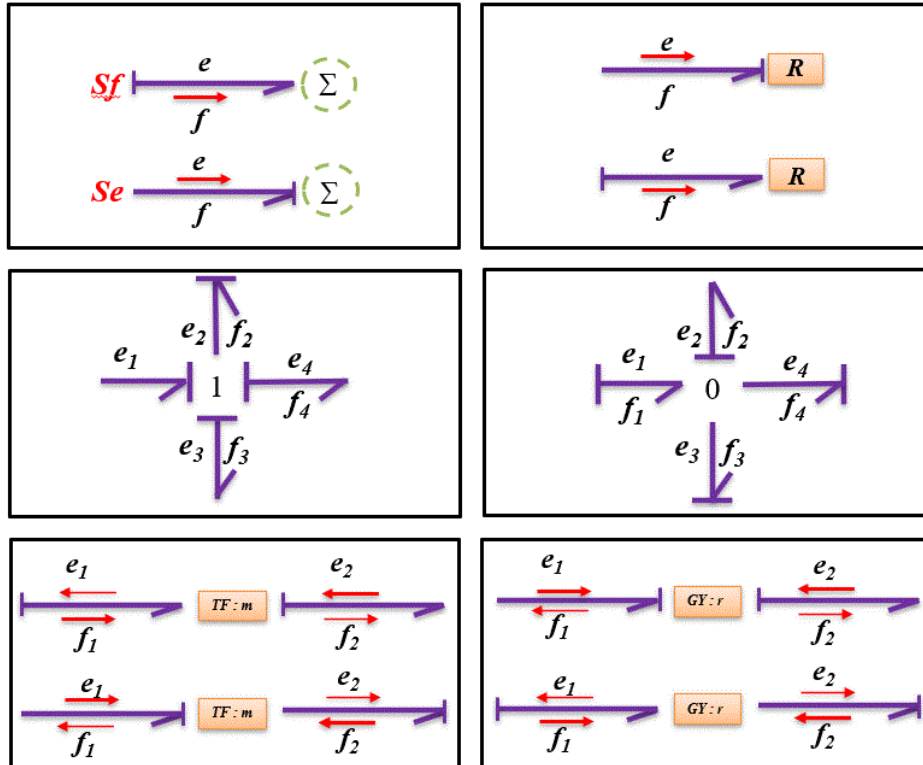


Figure 2.5 : Causalité en Bond Graph.

2.3 Principe de la modélisation des incertitudes paramétriques

2.3.1 Transformation linéaire fractionnelle

La représentation LFT des systèmes dynamiques linéaires invariants dans le temps a été introduite par [Redheffer, 1960]. L'avantage de ce formalisme consiste à découpler la partie nominale et la partie incertaine du modèle. En effet, la partie incertaine peut contenir des incertitudes structurées ou paramétriques. La structure du modèle sous forme de LFT est illustrée à la **figure 2.6**.

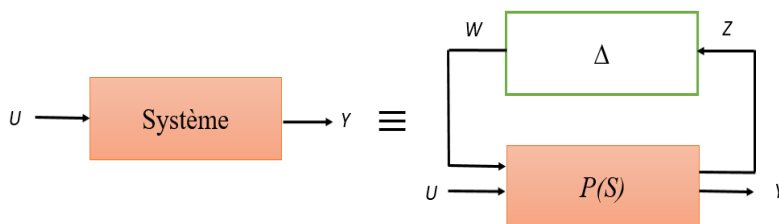


Figure 2.6 : Représentation LFT.

En considérant un système linéaire invariant dans le temps avec des incertitudes paramétriques, le modèle peut être écrit sous la forme LFT comme suit :

$$\begin{cases} \dot{x} = A_0x + B_1u + B_0w \\ z = C_1x + D_{11}w + D_{12}u \\ y = C_0x + D_{21}w + D_0u \end{cases} \quad (2.7)$$

Avec ($w \in R^l$ and $z \in R^l$) regroupant respectivement les entrées et sorties auxiliaires. Où ($A_0, B_1, B_0, C_1, C_0, D_{11}, D_{12}, D_{21}, D_0$) sont les matrices de dimensions appropriées. En général, la matrice d'incertitude Δ est considérée comme une matrice bornée. La complexité consiste à construire le modèle et à structurer les incertitudes dans le modèle.

2.3.1.1 Incertitudes paramétriques

Une valeur d'incertitude paramétrique peut être introduite sous forme additive ou multiplicative selon les équations suivantes :

$$\begin{cases} \theta = \theta_n + \Delta\theta \\ \theta = \theta_n(1 + \delta_\theta) \end{cases} \quad (2.8)$$

Avec $\Delta\theta$ et $\delta_\theta = \Delta\theta / \theta_n$ sont respectivement, les erreurs absolues et relatives par rapport à la valeur nominale du paramètre. Lorsque la loi est écrite avec le terme $\delta_\theta = 1/\theta_n$, l'équation devient :

$$\theta = \frac{1}{\theta_n} \left(1 + \frac{1}{\delta_{1/\theta}} \right) \quad (2.9)$$

Où le nouveau terme $\delta_{1/\theta}$ est défini comme :

$$\delta_{1/\theta} = -\frac{\Delta\theta}{\theta_n + \Delta\theta} \quad (2.10)$$

2.3.1.2 Incertitudes paramétriques par Bond Graph

Le modèle Bond Graph peut être utilisé pour modéliser les incertitudes paramétriques en utilisant le principe LFT. Cette représentation est appelée Bond Graph-LFT, développée initialement pour la modélisation des incertitudes [Kam, 2005].

Le concept est basé sur le fait que chaque paramètre est modélisé dans un Bond Graph par un seul élément. Les incertitudes paramétriques peuvent donc être directement associées à ces éléments Bond Graph. En introduisant une incertitude multiplicative, considérons l'exemple suivant : une équation constitutive d'un élément R, avec une incertitude paramétrique écrite comme suit :

$$\begin{aligned} e_R &= R_n \cdot (1 + \delta_R) \cdot f_R \\ e_R &= R_n \cdot f_R + \delta_R \cdot R_n \cdot f_R \\ e_R &= e_{R_n} + \delta_R e_{R_n} \end{aligned} \quad (2.11)$$

Dans la représentation Bond Graph-LFT, les incertitudes des paramètres sont explicitement représentées sous forme multiplicative pour chaque élément du Bond Graph.

Par exemple, l'élément R avec l'incertitude paramétrique peut être représenté comme indiqué dans la **figure 2.7** (b).

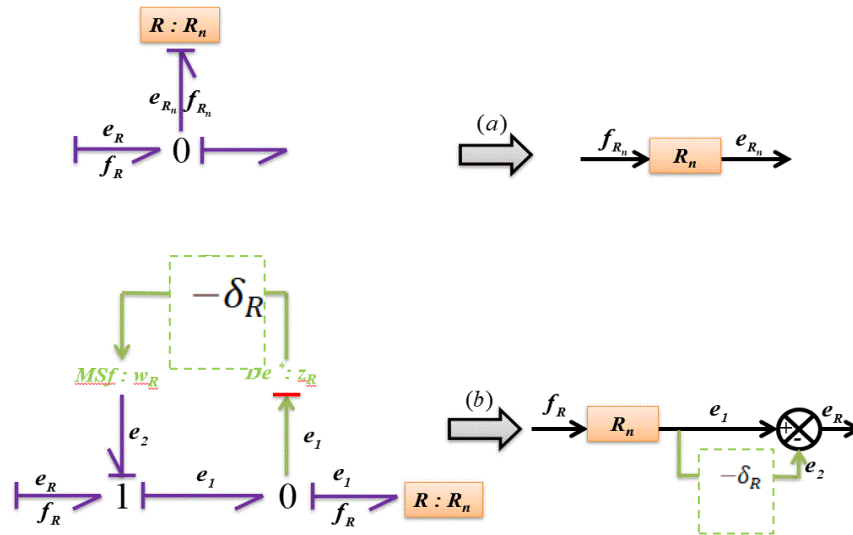


Figure 2.7 : Élément R en condition nominale (a) et incertaine (b).

Le capteur fictif $De^* : Z_R$ est introduit pour fournir la valeur de l'effort nominal connu $e_{R_n} = R_n \cdot f_R$. Cette valeur est ensuite utilisée pour introduire l'effort incertain $e_{R_m} = -\delta_R \cdot R_n \cdot f_R$ après modulation par l'incertitude relative δ_R (le signe négatif provient de l'équation de la conservation énergétique de la jonction 1). L'équation constitutive de la jonction 1 de la forme BG-LFT (**Figure 2.7** (b)) est équivalente à l'équation 1.2.

$$\begin{aligned} e_R &= e_{R_n} - w_R = e_{R_n} - (-\delta_R e_{R_n}) \\ e_R &= e_{R_n} + e_{R_{in}} \end{aligned} \quad (2.12)$$

Où e_{R_n} et $e_{R_{in}}$ sont respectivement la valeur nominale et la valeur supplémentaire de l'effort fourni par l'incertitude du paramètre.

3 Diagnostic basé sur un modèle Bond Graph

3.1 Définitions

La représentation d'état des systèmes linéaires invariants (ou stationnaires), quand ils sont à temps continu, s'écrit de la manière suivante :

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + Bu \\ y = Cx + Du \end{cases} \quad (2.13)$$

Où :

- $x(t) \in \mathbb{R}^n$: colonne qui représente les n variables d'état
- $u(t) \in \mathbb{R}^m$: colonne qui représente les m commandes
- $y(t) \in \mathbb{R}^p$: colonne qui représente les p sorties
- $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$: Matrice d'état ou d'évolution
- $B \in \mathbb{R}^{n \times m}$: Matrice de commande
- $C \in \mathbb{R}^{p \times n}$: Matrice d'observation ou de mesure
- $D \in \mathbb{R}^{p \times m}$: Matrice d'action directe

3.1.1 Commandabilité

Un système est dit commandable si pour tout intervalle de temps $[t_i, t_f]$, et tous points x_i , x_f avec $x(t_i) = x_i$ il existe une commande u appliquée sur $[t_i, t_f]$, telle que $x(t_f) = x_f$. La condition nécessaire et suffisante de commandabilité ci-après est appelée le critère de Kalman pour la commandabilité. Le système considéré est commandable si et seulement si :

$$\text{rang} [B \ AB \ \dots \ A^{n-1}B] = n \quad (2.14)$$

Il est possible que, si la commandabilité n'est pas vérifiée sur tout le vecteur d'état, elle puisse néanmoins l'être sur une partie de ses composantes. L'on dit alors des variables d'état concernées que ce sont les états commandables du système.

La commandabilité peut être vue comme la possibilité de modifier les dynamiques d'un modèle en agissant sur ses entrées. À ce titre, cette propriété ne se réfère qu'à l'état et à l'entrée du système. Il est donc clair qu'elle ne dépend que des matrices A et B.

3.1.2 Observabilité

Un système est dit observable si l'observation de ses entrées et de ses sorties pendant un intervalle de temps fini $[t_i, t_f]$ permet de déterminer l'état initial $x(t_i)$, et donc, par intégration de l'équation d'état, de connaître l'état $x(t)$ à tout instant appartenant l'intervalle $[t_i, t_f]$. La condition nécessaire et suffisante d'observabilité ci-après est appelé le critère de Kalman pour l'observabilité. Le système considéré est observable si et seulement si :

$$\text{rang} \begin{bmatrix} C \\ CA \\ \dots \\ CA^{n-1} \end{bmatrix} = n \quad (2.15)$$

Encore une fois, il est possible que cette propriété ne se vérifie que pour une partie du vecteur d'état que constituent alors les états observables du système.

La définition de l'observabilité ne fait pas d'hypothèse particulière sur la nature de l'entrée. Cette propriété peut être interprétée comme la capacité d'un système à révéler l'historique de son vecteur d'état au travers de celui de ses sorties. Elle ne dépend en fait que des matrices A et C.

3.1.3 Sous-système

Dans le graph bi-partie selon [Djeziri 2007], un sous-système est une paire $(C_i, Q(C_i))$ qui représente une partie du système où $Q(C_i)$ est l'ensemble des variables connues et inconnues, C_i est l'ensemble des contraintes différentielles et de mesures. Dans le but de générer les RRAs, le système est décomposé en trois sous-systèmes : sous-déterminé, juste déterminé et sur-déterminé.

Ainsi :

- un sous-système est dit sous-déterminé lorsque le nombre des variables inconnues est supérieur aux contraintes ($card(X) > card(C)$). En Bond Graph, un sous-système est dit sous-déterminé si les éléments dynamiques ne peuvent pas être mis en causalité dérivée lors de la dualisation des détecteurs sur un modèle Bond Graph mis en causalité dérivée. Dans ce cas, quelques variables inconnues ne peuvent pas être éliminées. Par conséquent, ce sous-système n'est ni observable ni surveillable.
- un sous-système est dit juste déterminé lorsque le nombre de variables inconnues est égal au nombre de contraintes ($card(X) = card(C)$). Dans ce cas, l'élimination de toutes les variables inconnues se fait d'une façon unique. Ce sous-système est observable mais n'est pas surveillable, car il n'y a pas de redondance d'informations.
- un sous-système est dit sur-déterminé lorsque le nombre de variables inconnues est inférieur au nombre de contraintes ($card(X) < card(C)$). Dans ce cas, toutes les variables inconnues peuvent être éliminées de plusieurs façons. Ce sous-système est observable et surveillable car il y a une redondance d'informations.

3.1.4 Relations de redondances analytiques

Le principe de base pour diagnostiquer des défauts repose sur la notion de redondance qui permet de fournir au système plusieurs informations différentes sur une même variable. Des tests vont alors permettre de vérifier la cohérence de ces informations. Nous pouvons distinguer deux approches :

3.1.4.1 Redondance matérielle ou physique

Cette approche consiste à ajouter des capteurs pour obtenir des informations supplémentaires sur l'état du système, ce qui entraîne un coût important en instrumentation. Ce type de diagnostic se limite à la surveillance des éléments redondants comme les capteurs, les actionneurs..., ce qui rend impossible la détection des défauts provenant des éléments non redondants [Zhu, 2011].

3.1.4.2 Redondance analytique

Cette approche utilise les mesures disponibles sur le système pour développer des algorithmes de détection et d'isolation de défauts sous forme de relations analytiques d'entrée-sortie liant les variables connues. Ces relations sont appelées relations de redondances analytiques

(RRAs). Les RRA sont des expressions mathématiques dérivées du modèle du système. L'évaluation numérique de ces relations constitue ce qu'on appelle la génération de résidus. Ils expriment la cohérence entre le système réel et le comportement du modèle de référence décrit par la RRA. Quand il est de zéro, le résidu indique que le système est sain ; quand il est différent de zéro, il indique un défaut. De plus, le résidu peut être comparé avec un seuil de détection. Par rapport aux autres modèles de diagnostic basés sur un modèle, telles que les techniques d'observateur, le diagnostic basé sur RRA permet d'établir des signatures de défauts associées aux composants défectueux, réalisant ainsi à la fois la détection et l'isolation.

3.2 Analyse structurelle

3.2.1 Principe

Le principe de l'analyse structurelle est d'utiliser un outil puissant permettant d'effectuer grâce à un modèle graphique une étude des propriétés causales et structurelles de systèmes dynamiques. Ainsi l'outil Bond Graph permet de réaliser l'analyse structurelle et de déduire certaines propriétés structurelles du système étudié dont l'observabilité ...

En effet, l'analyse structurelle fournit des résultats sur la structure graphique du système. L'analyse structurelle identifie l'existence ou non d'un lien entre les variables et les contraintes du système afin de représenter la structure du système sous forme de graphique. Cette analyse fait apparaître clairement des relations inchangées du système et exprime des connexions entre les sous-systèmes à travers certaines relations. On obtient alors une représentation graphique et structurelle du système décrivant la structure du système :

- les connexions entre les sous-systèmes ;
- les échanges d'énergie ;
- les entrées et les sorties du système ;
- ...

À l'issue de cette étude, les propriétés structurelles deviennent une source d'informations essentielles pour la généralisation des RRAs.

3.2.2 Structure d'un modèle Bond Graph

L'élaboration du modèle Bond Graph d'un système dynamique nécessite quelques éléments de base. Ils sont au nombre de neuf, que l'on peut classer en quatre groupes :

- les éléments de stockage ou de dissipation I, C et R appelés éléments passifs ;
- les éléments sources S_e (source d'effort) et S_f (source de flux) appelés éléments actifs. Ils sont imposés au système ;
- les éléments de transformation réversible TF (transformateur) et GY (gyrateur). L'élément transformateur TF est associé à un transfert d'énergie couplant les efforts entre eux (effort-effort) dans un certain rapport et les flux entre eux (flux-flux) dans le rapport inverse. L'élément gyrateur GY, quant à lui, assure une transduction de l'énergie en couplant de façon croisée les efforts et les flux (effort-flux et flux-effort) ;
- les éléments de jonctions 0-jonction et 1-jonction. À partir de ces éléments, nous trouvons ci-dessous le tracé classique de la structure d'un modèle Bond Graph :

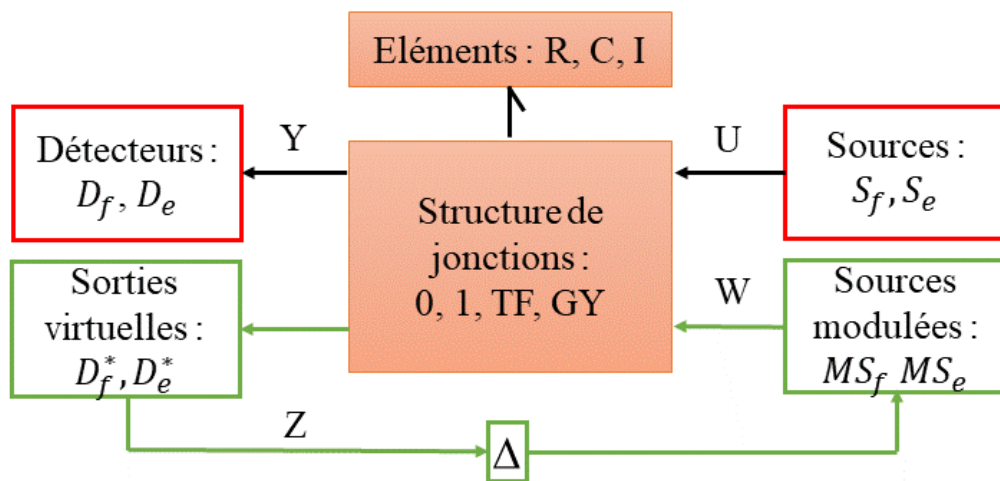


Figure 2.8 : Structure d'un modèle Bond Graph LFT.

Pour établir un modèle Bond Graph, une procédure systématique de construction est indiquée en annexe (**Annexe 1**).

L'étude des propriétés causales et structurelles des systèmes dynamiques s'appuie essentiellement sur l'étude des chemins causaux reliant les entrées, les éléments dynamiques et les sorties du système. Les trois formes de propriétés structurelles sont abordées ci-dessous.

3.2.3 Commandabilité structurelle

Un modèle Bond Graph est structurellement commandable en état si et seulement si les deux conditions suivantes sont respectées :

- sur le modèle Bond Graph BGI, tous les éléments de stockage dynamiques I et C en causalité intégrale doivent avoir un chemin causal vers au moins une source de commande MSe ou MSf ;
- tous les éléments dynamiques I et C admettent une causalité dérivée sur le modèle Bond Graph BGD. Si des éléments dynamiques I ou C restent en causalité intégrale, la dualisation de sources de commande MSe ou MSf doit permettre de les mettre en causalité dérivée.

3.2.4 Observabilité structurelle

Selon Sueur et al. [Sueur, 1989], un système est structurellement observable si et seulement si les deux conditions suivantes sont satisfaites :

- sur le modèle Bond Graph BGI, tous les éléments de stockage I et C en causalité intégrale doivent avoir un chemin causal vers au moins un détecteur (condition d'atteignabilité) ;
- tous les éléments de stockage I et C peuvent être mis en causalité dérivée préférentielle avec inversion de la causalité des détecteurs (dualisation des capteurs De et Df).

3.2.5 Surveillabilité structurelle

On distingue différentes approches quant à la stratégie de diagnostic à employer : les méthodes de surveillance utilisées peuvent faire appel à des approches qualitatives ou quantitatives.

Dans le cadre de cette étude, le choix de l'approche de la surveillance des systèmes est porté sur la méthode Bond Graph.

Ce système de surveillance propose trois parties :

- le transfert de la puissance et de l'énergie ;
- le système de régulation ;
- le système de surveillance.

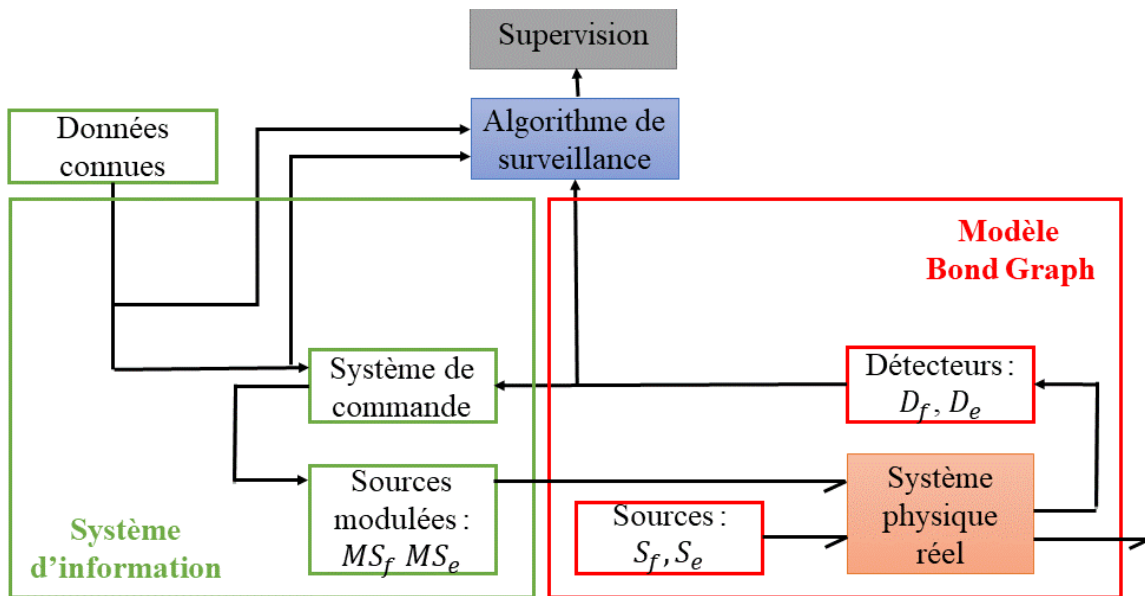


Figure 2.9 : Représentation d'un système de surveillance Bond Graph.

Le modèle Bond Graph constitue la partie énergétique du système où se déroule le transfert de la puissance et de l'énergie vers les capteurs initié par le processus physique à partir des actionneurs.

Le transfert est dirigé par l'ensemble des actionneurs puis relayé par le processus. Le système de surveillance est formé dès la mise en fonctionnement des actionneurs. Ils ont pour rôle de produire des données d'ordre qualitatif ou quantitatif tels que les variables d'effort et de flux. Elles constituent des sources essentielles en lien avec la puissance et l'énergie générées par le système. Elles vont être dirigées jusqu'au processus du modèle Bond Graph pour décrire la structure du système, la modéliser et localiser les composants du système et leur interconnexion. Ainsi, les éléments dynamiques du modèle sont mis en causalité et sont soumis à la surveillance des détecteurs.

Les détecteurs jouent un rôle majeur dans la surveillance du système. En effet, selon [Djeziri, 2007], lors de la dualisation des détecteurs sur un modèle Bond Graph, les éléments dynamiques vont suivre une mise en causalité dérivée. Cependant, dans certains cas, les modèles Bond Graphs ne sont pas surveillables. Il est souhaitable de rajouter des capteurs ou de mettre le Bond Graph en causalité intégrale. La présence de capteurs défaillants est à proscrire. Elle peut faire apparaître l'existence d'erreurs de mesures, amplifier les erreurs de mesures sur les signaux émis par les capteurs, obstruer la détection des défauts et fausser la surveillance. Par conséquent, l'intégralité du système doit être remise en cause.

Lorsque toutes les conditions sont réunies pour parfaire une surveillabilité du système, l'opérateur assure la régulation du système défaillant par le biais du système de commande. Celui-ci reçoit les mesures fournies par les capteurs et les compare à des données de référence connues d'autres expériences. Les capteurs et le système de commande forment le système d'information.

Lorsque la détection et l'isolation de la défaillance sont possibles, un contrôleur peut intervenir depuis le système de commande afin de réguler le système défaillant. Les actionneurs sont commandés par des signaux externes fournis par le contrôleur. Ainsi, le modèle Bond Graph peut prendre en compte ces nouvelles sources et les réintégrer dans le système d'information par les capteurs qui mettront ces nouvelles informations à la disposition des algorithmes de surveillance.

Les algorithmes de surveillance traitent les informations provenant des capteurs, du système de commande et des données théoriques fournies par un type de modèle. Ils se basent sur le principe de redondance des sources d'informations pour détecter et isoler les défaillances potentielles du système. Ils forment le service de maintenance en temps réel sur l'état des éléments défaillants du système. Afin que les pannes soient traitées le plus rapidement possible, une phase de décision est à définir par l'opérateur de supervision.

4 Détection et isolation des défauts à l'aide des RRAs

4.1 Définitions

4.1.1 Détectabilité

La détectabilité représente la capacité du défaut à modifier au moins un paramètre existant dans une RRA. En d'autres termes, il s'agit de savoir s'il existe au moins une RRA (une signature de défaillance) sensible au défaut concerné. Après l'extension des expressions RRA, la détectabilité Db_j d'un défaut peut être définie de la manière suivante :

$$\begin{cases} Db_j = 1 \text{ si RRA contient la variable } C_i \\ Db_j = 0 \text{ autrement} \end{cases} \quad (2.16)$$

Il est évident que plusieurs défauts peuvent être sensibles au même ensemble des RRAs (c'est-à-dire signature des défauts). Ce type de signature de défaut commun est donc détectable mais pas isolable.

4.1.2 Isolabilité

L'isolabilité désigne la capacité à spécifier un ensemble unique de résidus sensibles pour un composant défectueux unique en supposant qu'un seul défaut se produit à la fois.

Ayant l'ensemble des résidus sensibles désigné comme la signature de défaut, un défaut est considéré isolable selon la définition suivante :

$$\begin{cases} Ib_j = 1 \text{ si la signature}(S_{1,j}, \dots, S_{n,j}) \\ Ib_j = 0 \text{ autrement} \end{cases} \quad (2.17)$$

Classiquement, l'isolation complète est très difficile à réaliser et l'amélioration de l'isolation nécessite l'ajout de capteurs supplémentaires.

4.2 Procédure de génération des RRAs

Le Bond Graph est utilisé non seulement pour la modélisation dynamique des systèmes incertains, mais aussi pour la génération de seuils adaptatifs nécessaires à l'évaluation de résidu. La génération systématique des RRAs repose sur la dualisation des détecteurs à partir

de modèle Bond Graph causal et sur l'expression des lois de conservation de l'énergie sur chaque jonction dualisée en termes des variables connues.

La dualisation consiste à remplacer les détecteurs d'effort et de flux notés (De et Df) par des sources d'information (SSe et SSf). Les RRAs peuvent être générés à partir de chaque jonction en respectant l'affectation de causalité. Cette génération est basée sur le recouvrement de chemin causal, cette méthodologie est bien développée dans la théorie du Bond Graph [Bouamama, 2013]. Cette dernière est une représentation graphique qui est déterminée à partir de la causalité attribuée au Bond Graph pour éliminer les variables inconnues.

La procédure de dédoublement, comme indiquée ci-dessous, constitue une méthode systématique pour extraire les expressions RRAs du modèle Bond Graph. Les détecteurs sont transformés en sources de signaux. Ces dernières sont des sources d'entrée pour l'élimination des variables inconnues. Afin de générer les RRAs, le modèle Bond Graph doit être observable et surdéterminé.

L'algorithme de génération des RRAs est réalisé selon les étapes suivantes :

- 1ère étape : dualiser les capteurs en sources d'information comme expliqué à la **figure 2.10** ;
- 2ème étape : mettre le modèle Bond Graph en causalité dérivée préférentielle ;
- 3ème étape : écrire les expressions de conservation de l'énergie à chaque jonction 0 et 1 ;
- 4ème étape : remplacer les variables inconnues par celles connues (sorties de capteurs et entrées de contrôle), en utilisant les chemins causaux qui les recouvrent.

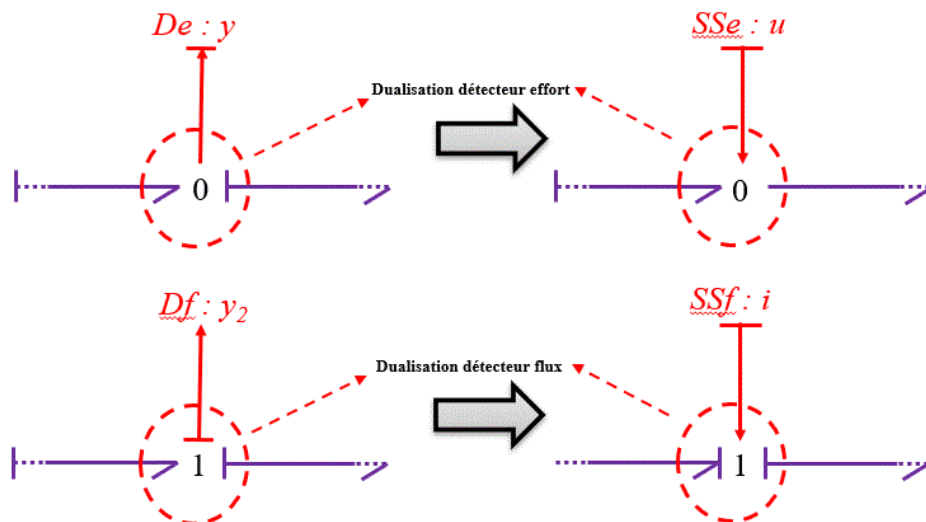


Figure 2.10 : Procédure de dualisation

En conséquence, pour chaque capteur, une RRA est obtenue. Cette expression est constituée uniquement de variables connues (entrées et paramètres de modélisation). L'évaluation numérique de l'expression représente le résidu et indique si le comportement du système réel est conforme aux lois de référence définies par le RRA dérivé du modèle.

Afin d'identifier et d'isoler les composants défectueux, les FSM sont nécessaires.

4.3 Matrice de signature des défauts (FSM)

4.3.1 Diagnostic robuste aux incertitudes

Pour rendre le diagnostic plus robuste et bien adapté à la sensibilité des résidus au bruit des capteurs, la solution proposée consiste à intégrer une fonction linéaire au BG-LFT afin de réduire l'effet des incertitudes sur les résidus. Cela permet d'éviter la surestimation des seuils qui est due à la dérivation des signaux bruités dans l'évaluation des résidus.

4.3.1.1 Fonction linéaire

La fonction linéaire vise à réduire l'effet de la dérivée des erreurs de mesure ou des bruits sur les résidus. Elle est linéaire afin de pouvoir calculer la limite de l'erreur de mesure du signal dérivé.

Dans la représentation BG-LFT, pour intégrer la fonction linéaire F avec les incertitudes paramétriques, nous représentons les procédures suivantes pour chaque élément du Bond Graph :

4.3.1.1.1 Élément R dans la causalité de la résistance

En introduisant une incertitude multiplicative δ_R et la fonction linéaire F , considérons les équations constitutives :

$$\begin{aligned} e_R &= F \cdot R_n \cdot (1 + \delta_R) \cdot f_R \\ e_R &= F \cdot R_n \cdot f_R + F \cdot \delta_R \cdot R_n \cdot f_R \\ e_R &= F \cdot e_{R_n} + F \cdot \delta_R \cdot e_{R_n} \end{aligned} \quad (2.18)$$

Où R_n est la valeur nominale du paramètre ; R est la valeur du paramètre et δ_R est la valeur de l'incertitude sur R . e_R et f_R sont respectivement les variables de flux et d'effort associées à l'élément R

L'équation 2.18 peut être obtenue directement à partir du modèle BG-LFT qui est représenté sur la **figure 2.11**. Les équations associées exprimées en équation 2.19 montrent l'équivalence entre l'équation 2.18 et la représentation BG-LFT.

$$\begin{aligned} e_R &= e_{R_n} + G.e_{R_n} = e_{R_n} + (F.\delta_R + F - 1).e_{R_n} \\ e_R &= F.\delta_R.e_{R_n} + F.e_{R_n} \end{aligned} \quad (2.19)$$

Le gain G qui est représenté sur le modèle Bond Graph peut être défini comme suit:

$$G_K = F.\delta_K + F - 1 \quad (2.20)$$

Où K représente les éléments Bond Graph tels que : R, I, C...

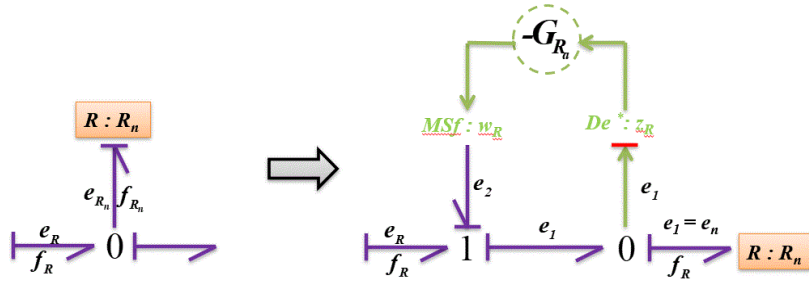


Figure 2.11 : Elément R en Bond Graph avec une fonction linéaire.

La même présentation BG-LFT est obtenue pour les éléments I et C.

4.3.1.1.2 Elément I dans la causalité dérivée

Les équations suivantes peuvent être déduites comme suit :

$$\begin{aligned} e_I &= F.I_n.(1 + \delta_I). \frac{df_I}{dt} \\ e_I &= F.I_n. \frac{df_I}{dt} + F.\delta_I \left(I_n \frac{df_I}{dt} \right) \\ e_I &= F.I_n. \frac{df_I}{dt} - F.w_I \end{aligned} \quad (2.21)$$

$\delta_I = \frac{\Delta I}{I_n}$; I_n la valeur nominale de l'élément I, δ_I l'incertitude multiplicative sur I,

et ΔI l'incertitude additive. w_I est l'entrée fictive représentant l'incertitude dans l'effort à la sortie de l'élément I. e_I et f_I sont respectivement l'effort et le flux associés à l'élément I d'incertitude. La représentation BG-LFT correspondante est représentée sur la **figure 2.12** (b).

4.3.1.1.3 Élément C dans la causalité dérivée

Lors de l'utilisation de la fonction linéaire, les équations suivantes peuvent être déduites :

$$\begin{aligned}
 f_c &= F.C_n.(1+\delta_c).\frac{de_c}{dt} \\
 f_c &= F.C_n.\frac{de_c}{dt} + F.\delta_c\left(C_n\frac{de_c}{dt}\right) \\
 f_c &= F.C_n.\frac{de_c}{dt} - F.w_c
 \end{aligned}
 \tag{2.22}$$

$\delta_c = \frac{\Delta C}{C_n}$; C_n la valeur nominale de l'élément C, δ_c une incertitude multiplicative relative sur C et ΔC une incertitude additive. w_c est l'entrée fictive représentant l'incertitude dans l'effort à la sortie de l'élément C. e_c et f_c sont respectivement l'effort et le flux associés à l'élément C incertain. La représentation BG-LFT correspondante est représentée sur la **figure 2.12.** (a).

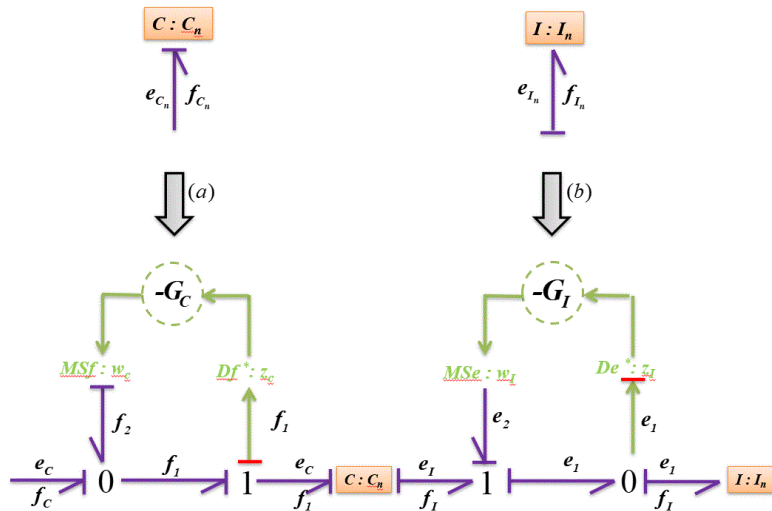


Figure 2.12 : Fonction linéaire intégrée en Bond Graph pour les éléments (C,I).

La même présentation peut être obtenue sur la **figure 2.13.** pour les éléments GY.

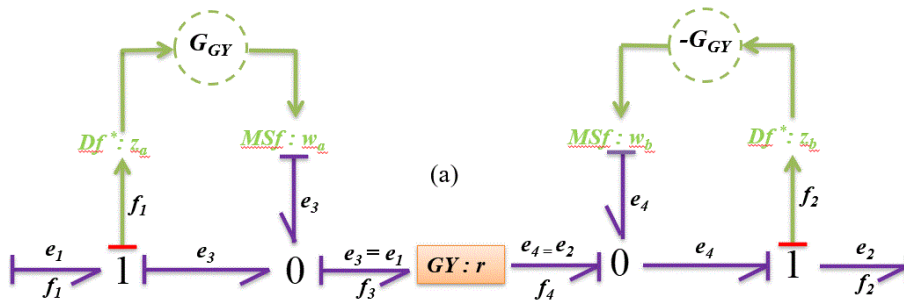


Figure 2.13 : Fonction linéaire intégrée en Bond Graph pour les éléments GY.

La **figure 2.13** montre la procédure pour intégrer la fonction linéaire pour le GY.

Dans le cas GY, les équations correspondantes sont :

$$\begin{aligned}
 e_4 &= f_3 \cdot r = r \cdot (G_{GY} \cdot f_1 + f_1) \\
 &= F \cdot r \cdot (f_1 + f_1 \cdot \delta_{GY}) \\
 e_3 &= f_4 \cdot r = r \cdot (G_{GY} \cdot f_2 + f_2) \\
 &= F \cdot r \cdot (f_2 + f_2 \cdot \delta_{GY})
 \end{aligned} \tag{2.23}$$

Où, $G_{GY} = F \cdot \delta_{GY} + F - 1$

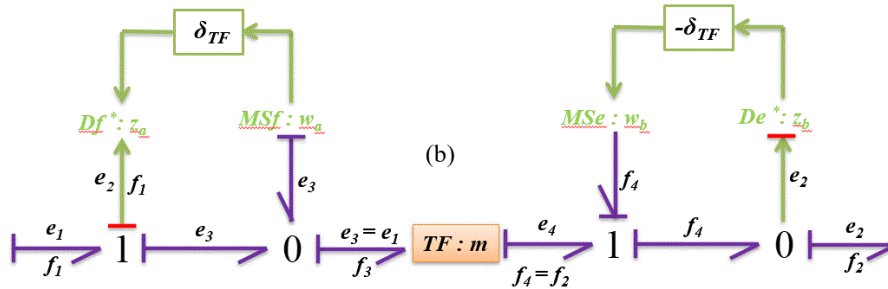


Figure 2.14 : Élément TF en Bond Graph en causalité résistance.

Pour l'élément TF, il n'est pas nécessaire d'intégrer la fonction linéaire. Étant donné que le TF transmet la causalité et la fonction intégrée d'effort ou de flux d'un port à l'autre. En cas de présence d'une incertitude, le LFT est appliqué sur les obligations TF comme le montre la **figure 2.14**.

Dans le cas TF, les équations correspondantes sont :

$$\begin{aligned}
 e_3 &= m \cdot e_4 = m \cdot (\delta_{TF} \cdot e_2 + e_2) \\
 &= m \cdot (e_2 + e_2 \cdot \delta_{TF}) \\
 f_4 &= m \cdot f_3 = m \cdot (\delta_{TF} \cdot f_1 + f_1) \\
 &= m \cdot (f_1 + f_1 \cdot \delta_{TF})
 \end{aligned} \tag{2.24}$$

4.3.1.1.4 Incertitude d'entrée comme source supplémentaire

Une incertitude peut être considérée comme une énergie supplémentaire (débit ou effort). Par conséquent, cela est modélisé en ajoutant la partie incertaine ($\varepsilon_{sf}, \varepsilon_{se}$) directement à la source nominale (Sf_n, Se_n). À partir de ce dernier, les équations correspondantes sont présentées dans l'équation 2.25 :

$$\begin{aligned} Sf_r &= Sf_n + \varepsilon_{Sf} \\ Se_r &= Se_n + \varepsilon_{Se} \end{aligned} \quad (2.25)$$

Où Sf_r et Se_r sont respectivement les valeurs de la source globale de flux et d'effort qui se composent des valeurs nominales Sf_n (Se_n) et des incertitudes absolues.

Après avoir utilisé la fonction linéaire, les incertitudes d'entrée sont modélisées en remplaçant Sf_r et Se_r par le sous-modèle représenté sur la **figure 2.15**.

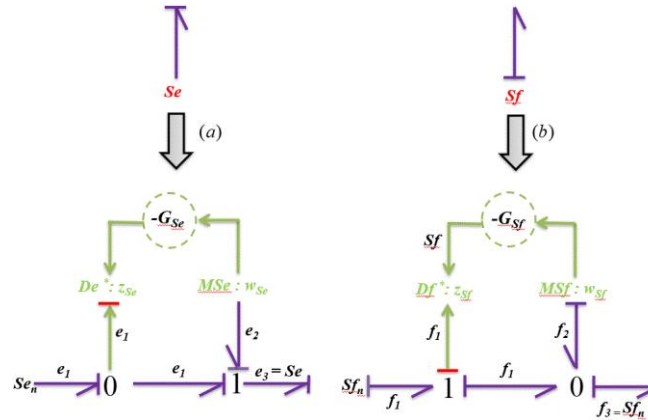


Figure 2.15 : Incertitude d'entrée avec fonction linéaire.

À partir de la **figure 2.15**., nous pouvons écrire la relation suivante en utilisant le gain $G_{Se,Sf}$:

$$\begin{aligned} Sf_r &= Sf_n + G_{Sf} \cdot f_1 \\ Se_r &= Se_n + G_{Se} \cdot e_1 \end{aligned} \quad (2.26)$$

Où, $G_{Se,Sf} = F \cdot \varepsilon_{Se,Sf} + F - 1$

L'équation suivante peut être déduite :

$$\begin{aligned} Sf_r &= F \cdot Sf_n + F \cdot \varepsilon_{Sf} \\ Se_r &= F \cdot Se_n + F \cdot \varepsilon_{Se} \end{aligned} \quad (2.27)$$

4.3.1.1.5 Représentation de l'incertitude de mesure

Le signal fourni par les capteurs peut être exprimé comme suit :

$$\begin{aligned} Df : f &= f_n + \zeta_f \\ De : e &= e_n + \zeta_e \end{aligned} \quad (2.28)$$

Où e et f sont respectivement les signaux fournis par les capteurs D_e et D_f . e_n et f_n sont des grandeurs physiques nominales mesurées par D_e et D_f . ζ_e et ζ_f sont des incertitudes de mesure sur les signaux observés. Les incertitudes de mesure peuvent être modélisées à l'aide du graphique de liaison proposé par [Touati, 2012], où l'incertitude est modélisée par une source virtuelle d'effort ou d'écoulement en fonction de la nature du capteur.

À partir de la **figure 2.16** (a), les équations suivantes peuvent être déduites :

$$\begin{cases} e_5 = e_4 \\ e_6 = e_4 \\ e = e_4 \end{cases} \quad (2.29)$$

e_4 est imposé par la jonction "1". En tenant compte du signe MSe^* : ζ_e et du sens des flèches, on obtient :

$$e_4 = e_n + \zeta_e \quad (2.30)$$

De manière analogue, cela peut être fait pour le détecteur de débit ($f_4 = f_n + \zeta_f$)

On peut donc en déduire :

$$Df : f = f_n + \zeta_f \quad (2.31)$$

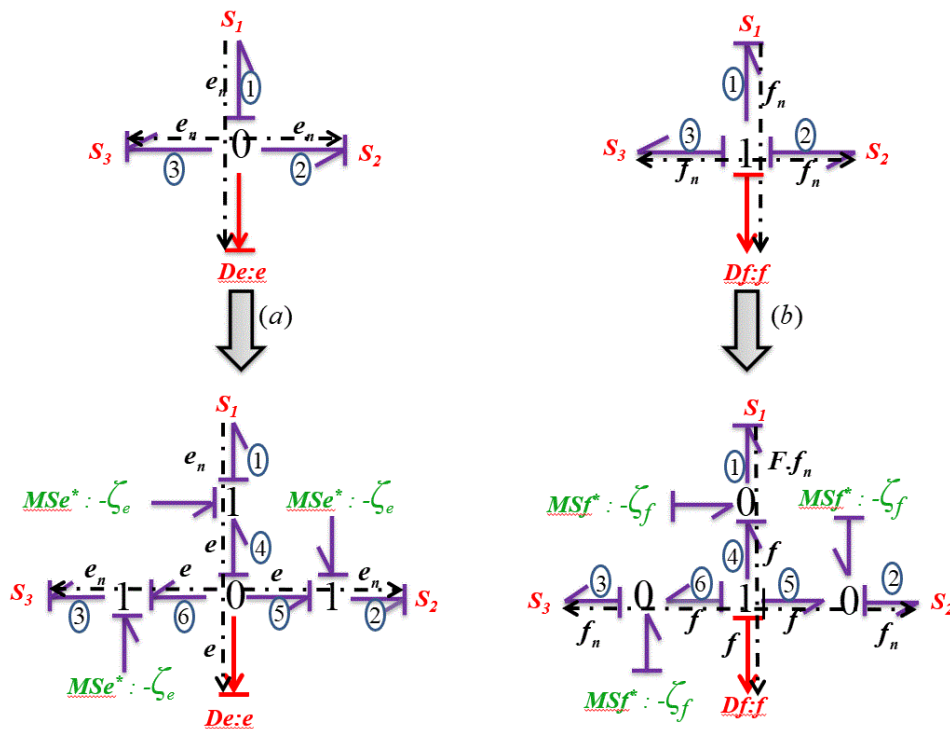


Figure 2.16 : Bond Graph nominal et modélisation de l'incertitude de mesure.

Dans le langage de modélisation Bond Graph, la fonction linéaire de la jonction qui est connectée au capteur suggère que la méthode du chemin causal couvrant peut être étendue via les étapes suivantes :

- **1^{ère} étape** : Définir la fonction linéaire F pour chaque jonction dualisée $i = \{1, \dots, m\}$, m représente également le nombre total de capteurs $\{De, Df\}$ dans le modèle Bond Graph
- **2^{ème} étape** : Remplacer les éléments incertains par des éléments BG-LFT et les incertitudes de mesure directement sur le modèle du graphique obligatoire.
- **3^{ème} étape** : Pour chaque élément du Bond Graph, à l'exception du TF, intégrer la fonction linéaire directement sur le modèle de graphique de liaison.

Par conséquent, pour chaque jonction dualisée de type 0, chaque variable de flux f_i^j (*for* $j = 1, \dots, n_i$) des n_i liaisons est remplacée par $F \cdot f_i^j$. De même, si la jonction dualisée est de type 1, chaque variable d'effort e_i^j (*for* $j = 1, \dots, n_i$) des n_i liaisons est remplacée par $F \cdot e_i^j$.

- **4^{ème} étape** : Écrire les équations des jonctions observées en utilisant les équations de conservation de l'énergie et utiliser le chemin causal couvrant pour éliminer les variables inconnues (inconnues à connues, c'est-à-dire les capteurs et les entrées de contrôle).

$$\begin{aligned} \text{junction1} : \sum F \cdot e_n + \sum F \cdot w - \sum F \cdot g_i \zeta_{ss,i} &= 0 \\ \text{junction0} : \sum F \cdot f_n + \sum F \cdot w - \sum F \cdot g_i \zeta_{ss,i} &= 0 \end{aligned} \quad (2.32)$$

- **5^{ème} étape** : Les résidus sont déduits en utilisant la partie nominale de chaque RRA. Ainsi, la RRA peut être évalué numériquement pour fournir des valeurs qui expriment la cohérence entre le modèle et le système réel :

$$\begin{aligned} \text{junction1} : r &= Eval\left(\sum F \cdot e_n\right) \\ \text{junction0} : r &= Eval\left(\sum F \cdot f_n\right) \end{aligned} \quad (2.33)$$

- **6^{ème} étape** : Répéter l'étape 4 jusqu'à ce que tous les composants du DBG aient été pris en compte, ou jusqu'à ce que le nombre de RRA générateurs indépendants soit égal à m .
- **7^{ème} étape** : Les seuils sont déduits à l'aide de l'expression suivante :

$$\begin{aligned} a &= \max(F(P_{in})) \\ a &= a_1 + a_2 \end{aligned} \quad (2.34)$$

Où : $a_1 = \pm \sum |F \cdot w|$
 $a_2 = \pm \sum \max(F(g_j(z_{ss,i} \otimes J) z_{ss,i}))$.

Avec g_j , les gains de chemins causaux entre la jonction J observée et la source représentant l'erreur $\zeta_{ss,i}$ mesurée. Cette partie incertaine est associée à un RRA comme :

$$RRA : F.(P_n) + F.(P_{in}) = 0 \quad (2.35)$$

Où P_{in} est la partie incertaine, et P_n est la partie nominale, l'évaluation de cette dernière donne le r résiduel.

4.3.1.2 Exemple

Pour illustrer la procédure de modélisation Bond Graph ainsi que son ensemble de contraintes (C) et de variables (Z), considérons un moteur à courant continu, illustré à la **figure 2.17**. Les variables et paramètres présentés dans le **tableau 2.1** décrivent la dynamique du système moteur à courant continu.

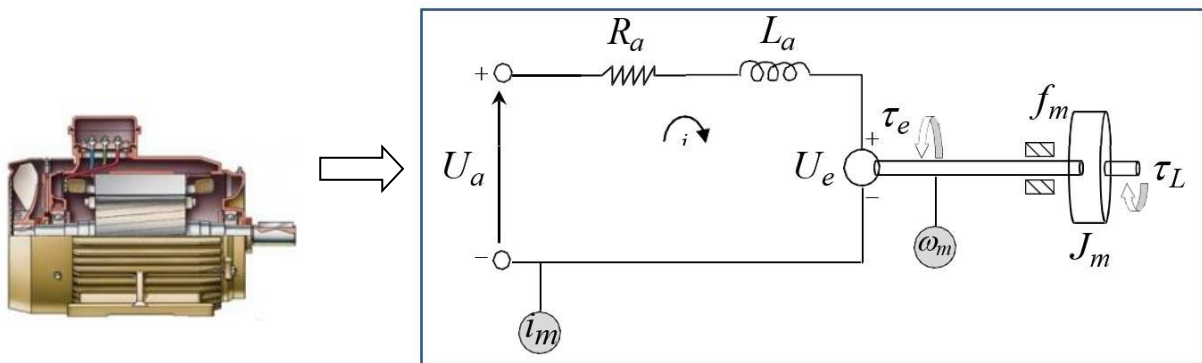


Figure 2.17 : Moteur à courant continu.

4.3.1.2.1 Modélisation

La **figure 2.18** présente le modèle Bond Graph en causalité intégrale. L'ensemble des contraintes $C = \{CB\} \cup \{CS\} \cup \{CM\} \cup \{CU\} \cup \{CA\}$ modélisant le moteur à courant continu en causalité intégrale sont les suivants :

- Les équations de comportement (CB) :

$$\begin{aligned}
 R_a : e_2 &= R_a f_2; L_a : f_3 = \frac{1}{L_a} \int e_3 dt \\
 R_m : e_6 &= R_m f_6; J_m : f_7 = \frac{1}{J_m} \int e_7 dt \\
 R_s : e_{10} &= R_s f_{10}; J_s : e_{11} = J_s \frac{d}{dt} f_{11}
 \end{aligned} \tag{2.36}$$

- Les contraintes structurelles (CS) :

$$\text{junction1}_1 : \begin{cases} e_3 = e_1 - e_2 - e_4 \\ f_3 = f_1 = f_2 = f_4 \end{cases} \dots\dots\dots \tag{2.37}$$

$$\text{junction1}_2 : \begin{cases} e_7 = e_5 - e_6 - e_8 \\ f_7 = f_5 = f_6 = f_8 \end{cases} \tag{2.38}$$

- Les contraintes de mesure (CM) :

$$\text{Sources} : \begin{cases} Se : U_a \\ MSe : r.F_x \end{cases}; \text{Capteurs} : \begin{cases} Sf : i_m \\ Sf : \dot{\theta}_m \end{cases}$$

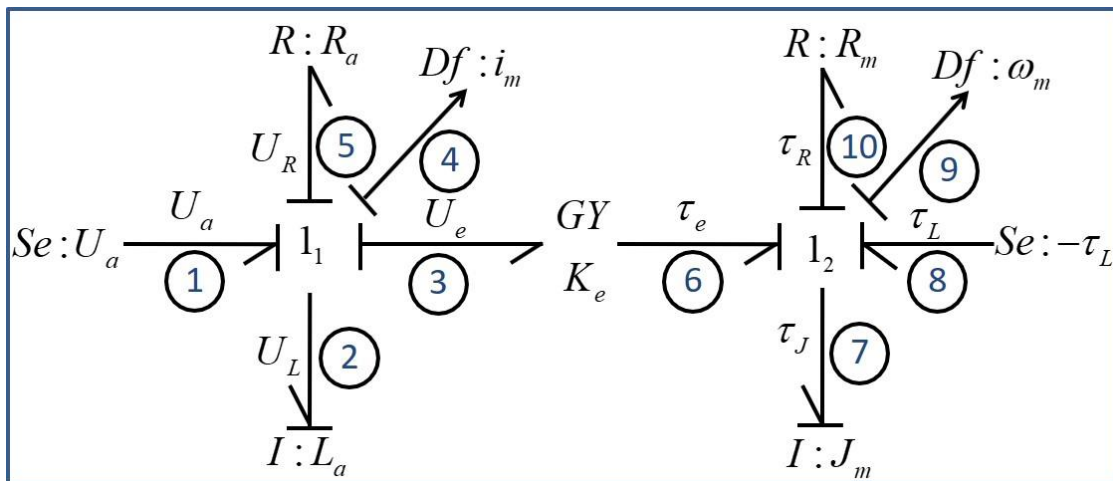


Figure 2.18 : Modèle Bond Graph en causalité intégrale.

4.3.1.2.2 Génération des RRAs par le modèle Bond Graph

Pour générer des RRAs, le sous-système doit être surdéterminé ($\text{Card}(X) < \text{Card}(C)$) et observable. L'évaluation d'un RRA donne un résidu (r) : $r = \text{Eval} [f(K)]$. La méthode initiale de génération des RRAs à partir du modèle Bond Graph a été proposée dans [Tagina 1996].

Afin d'obtenir les RRAs de manière systématique, [Ould-Bouamama, 2003] a introduit la procédure de la méthode d'inversion de causalité. De plus, comme proposé dans [Sueur, 1991], l'observabilité structurelle peut être directement déduite d'un modèle Bond Graph sans avoir recours à aucun calcul.

Après avoir appliqué les règles de causalité et la dualisation des capteurs, le modèle Bond Graph de moteur à courant continu en causalité dérivée est obtenu dans la figure 2.19. Sur la base de l'algorithme donné ci-dessus, la RRA de la jonction 1 doit être générée de la façon suivante :

$$C_{J_1} : U_a - U_R - U_L - U_e + a_1 = 0 \quad (2.39)$$

Avec a_1 représentant les incertitudes paramétriques et les erreurs de mesures de la manière suivante :

$$a_1 = w_{Ra} + w_{La} + w_{y_m} \quad (2.40)$$

Où U_R , U_L et U_e sont des inconnues qui peuvent être éliminées sous forme symbolique en exploitant les propriétés causales du modèle Bond Graph. Cela se fait de manière structurelle en couvrant les chemins de causalité des variables inconnues aux variables connues (détecteur et source) comme suit :

$$\begin{aligned} U_5 &\rightarrow C_{Ra} \rightarrow i \rightarrow Ci_m \rightarrow SSf : i_m, \\ U_2 &\rightarrow C_{La} \rightarrow i \rightarrow Ci_m \rightarrow SSf : i_m, \\ U_3 &\rightarrow C_{GY} \rightarrow \omega \rightarrow C\omega_m \rightarrow SSf : \omega_m, \\ U_1 &\rightarrow Se : U. \end{aligned} \quad (2.41)$$

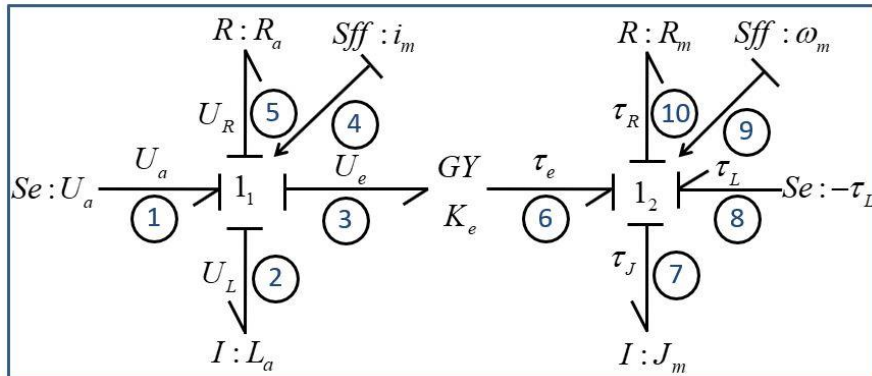


Figure 2.19 : Modèle Bond Graph en causalité dérivée.

Après le remplacement de l'équation 2.41 dans l'équation 2.39, on obtient la RRA robuste suivante :

$$RRA_1 : U_a - L_a \frac{di_m}{dt} - R_a i_m - K \dot{q}_m + a_1 \quad (2.42)$$

$$a_1 = -\delta_{Ra} R_{an} i - \delta_{Ra} L_{an} \frac{di_m}{dt} + R_{an} \zeta_i + L_{An} \frac{d\zeta_i}{dt} + k_e \zeta_{\dot{\theta}_m} \quad (2.43)$$

De la même façon la deuxième RRA peut être générée à partir de la jonction « I » comme suit :

$$C_{J1_2} : \tau_{ke} - \tau_{L_e} - \tau_{R_e} - \tau_{J_e} - a_2 = 0 \quad (2.44)$$

Avec a représentant les incertitudes paramétriques et les erreurs de mesures de la manière suivante :

$$a_2 = w_{J_M} + w_{R_M} + w_{J_S} + w_{R_S} + w_{y_{Mm}} \quad (2.45)$$

Les variables inconnues sont éliminées en couvrant le chemin causal des variables inconnues aux variables connues de la manière suivante :

$$\begin{aligned} \tau_{10} &\rightarrow C_{Re} \rightarrow i \rightarrow C\omega_m \rightarrow SSf : \omega_m, \\ \tau_7 &\rightarrow C_{Je} \rightarrow i \rightarrow C\omega_m \rightarrow SSf : \omega_m, \\ \tau_6 &\rightarrow C_{GY} \rightarrow \omega \rightarrow Ci_m \rightarrow SSf : i_m, \\ \tau_8 &\rightarrow Se : \tau_v. \end{aligned} \quad (2.46)$$

Après avoir appliqué les deux équations précédentes l'une dans l'autre, on obtient l'équation suivante :

$$RRA_2 : Ki_m - R_e \dot{\theta}_m - J_e \frac{d\dot{\theta}_m}{dt} - \frac{R\dot{\theta}_m}{N^2} + a_2 \quad (2.47)$$

$$a_2 = -\delta_{R_M} R_{Mn} \dot{\theta}_m - \delta_{J_M} J_{Mn} \frac{d\dot{\theta}_m}{dt} + R_{Mn} \zeta_{\dot{\theta}_m} + J_{Mn} \frac{d\zeta_{\dot{\theta}_m}}{dt} + k_e \zeta_i \quad (2.48)$$

En appliquant la procédure de génération des RRAs pour une jonction "1" après avoir introduit la fonction linéaire F, chaque variable de débit est multipliée par F. De même, pour la variable d'effort si la jonction considérée est de type 0. L'intégration de la fonction linéaire sur un modèle BG-LFT d'un système électromécanique est donnée par la **figure. 2.10**.

Les RRAs sont systématiquement générées à partir des équations de la loi conservatrice représentées par une jonction dans la partie électrique et mécanique :

$$\begin{aligned} C_{J_1} : U_1 - U_2 - U_3 - U_4 &= 0 \\ C_{J_2} : -\tau_7 - \tau_6 - \tau_8 - \tau_5 &= 0 \end{aligned} \quad (2.49)$$

En se basant sur la couverture du chemin causal pour l'élimination des variables inconnues, les dernières équations deviennent sous la forme suivante :

$$\begin{aligned} RRA_1 : U_A + G_{Se} \cdot U_A - (R_{An} \dot{i} + G_R \cdot R_{An} \dot{i}) - (L_{An} \frac{di}{dt} + G_L \cdot L_{An} \frac{di}{dt}) - (K \dot{\theta}_m + G_L \cdot K \dot{\theta}_m) \\ = F \cdot U_A - F \cdot R_{An} \dot{i} - F \cdot L_{An} \frac{di}{dt} - F \cdot K \dot{\theta}_m - F \cdot \delta_{RA} R_{An} \dot{i} - F \cdot \delta_{RA} L_{An} \frac{di}{dt} + F \cdot R_{An} \zeta_i \\ + F \cdot L_{An} \frac{d\zeta_i}{dt} + F \cdot k_e \zeta_{\dot{\theta}_m} = F \cdot ARR_{n1} + F \cdot w_1 + F \cdot w_{y_{1m}} \\ RRA_2 : -\tau_{Lr_new} - (R_{An} \dot{\theta}_m + G_R \cdot R_{Mn} \dot{\theta}_m) - (J_{Mn} \frac{d\dot{\theta}_m}{dt} + G_L \cdot J_{Mn} \frac{d\dot{\theta}_m}{dt}) + (K_i + G_L \cdot K_i) \\ = -F \cdot \tau_{Lr} - F \cdot R_{Mn} \dot{\theta}_m - F \cdot J_{Mn} \frac{d\dot{\theta}_m}{dt} + F \cdot K_e \dot{i} - F \cdot \delta_{RM} R_{Mn} \dot{\theta}_m - F \cdot \delta_{JM} J_{Mn} \frac{d\dot{\theta}_m}{dt} \\ + F \cdot R_{Mn} \zeta_{\dot{\theta}_m} + F \cdot J_{Mn} \frac{d\zeta_{\dot{\theta}_m}}{dx} + F \cdot k_e \zeta_i = F \cdot ARR_{n2} + F \cdot w_2 + F \cdot w_{y_{2m}} \end{aligned} \quad (2.50)$$

Les RRAs se composent de deux parties bien distinctes : la partie nominale et la partie incertaine :

$$\begin{aligned} RRA_1 &= F \cdot RRA_{n1} + F \cdot w_1 + F \cdot w_{y_{1m}} \\ RRA_2 &= F \cdot RRA_{n2} + F \cdot w_2 + F \cdot w_{y_{2m}} \end{aligned} \quad (2.51)$$

Par conséquent,

$$RRA : F \cdot (P_n) + F \cdot (P_{in}) = 0 \quad (2.52)$$

Ou P_n représente la partie nominale, et P_{in} représente la partie incertaine.

Dans n'importe quel système physique, les bruits de mesures nous **empêchent** d'avoir une mesure précise, ce qui rend difficile la détection des défauts à base des RRAs (la dérivée de bruit de mesure), pour faire face à ce problème, l'intégration de la fonction linéaire en terme informatique est utilisée comme un filtre afin de minimiser l'influence des bruits de mesure sur le système de diagnostic. Cette fonction permet d'améliorer la détection des défauts à base de Bond Graph.

5 Génération des RRA robustes à l'isolabilité des défauts

Classiquement, l'isolation complète est très difficile à réaliser et l'amélioration de l'isolation nécessite l'ajout de capteurs supplémentaires.

5.1 RRA classique

Soit $\{a, b, c, d\}$ quatre paramètres d'un système avec $\{y_1, y_2\}$ et $\{u\}$ représentant respectivement ses sorties et son entrée. Supposons que les expressions RRAs soient écrites sous une forme générale telle que :

$$\begin{aligned} RRA_1 &= a.f_1 + b.f_2 + c.u \\ RRA_2 &= b.f_1 + d.f_2 \end{aligned} \quad (2.53)$$

Où f_1 et f_2 représentent deux fonctions des sorties et leurs dérivations comme suit :

$$\begin{aligned} \mathbb{R}^n &\rightarrow \mathbb{R} \\ y_1, \dot{y}_1, \dots, y_1^n &\rightarrow f_1(\cdot) \end{aligned} \quad (2.54)$$

$$\begin{aligned} \mathbb{R}^n &\rightarrow \mathbb{R} \\ y_2, \dot{y}_2, \dots, y_2^n &\rightarrow f_2(\cdot) \end{aligned} \quad (2.55)$$

Le FSM, associé à ces ARR classiques, est présenté dans le **tableau 2.2**.

Tableau 2.2. : FSM pour ARR classique

	a	b	c	d	y_1	y_2	u
RRA_1	1	1	1	0	1	1	1
RRA_2	0	1	0	1	1	1	0
FS	S_1	S_2	S_1	S_3	S_2	S_2	S_1
Db	1	1	1	1	1	1	1
Ib	0	0	0	1	0	0	0

RRA_1 est sensible à toutes les entrées-sorties du système et ses paramètres, à l'exception de d . RRA_2 n'est sensible qu'à b , d et aux deux sorties (y_1 et y_2). Pour chaque élément inspecté dans la table, la sortie des deux RRAs constitue une signature de défaut (FS) notée S_i . Par exemple, la signature de défaut unique spécifique (FS) associée à une variation imprévue du paramètre d est $S_3^T = [0 \ , \ 1 \]$.

$ARR_1 \quad ARR_2$

Ainsi, chaque fois que le diagnostic indique une variation non nulle de RRA_1 évalué, tandis que la RRA_2 maintient une valeur proche de zéro, cela indique que la source du défaut est constituée par des composants associés au paramètre d . Après avoir regroupé le FS et les paramètres associés, trois FS sont obtenus et présentés dans le **tableau 2.3**.

Il est évident que l'isolement n'est pas très efficace, deux ensembles de trois défauts partagent le même FS. Pour améliorer l'isolation, la section suivante présente la technique proposée appelée RRA augmentée.

5.2 Relations de redondances analytiques augmentées (RRAA)

5.2.1 Degré d'isolation globale (DGI) du système.

Tout d'abord, pour aider à comprendre l'approche proposée, il suffit de définir quelques notions :

Nous désignons le DGI d'un système le rapport entre les FS possibles et le nombre des paramètres étudiés exprimé par l'équation suivante :

$$DGI = \frac{\text{Nombre de FS}}{\text{Nombre de parametres}} \quad (2.56)$$

La DGI représente la force et la capacité de l'isolement. Lorsque $DGI = 1$, cela indique que tous les défauts considérés ont une signature unique. Tout défaut sur chacun des paramètres considérés peut être isolé et lié à sa source. Pour le **tableau 2.3**, le DGI correspondant est $3/7$, où trois FS (S_1, S_2, S_3) sont obtenus pour détecter les comportements défectueux dans 7 paramètres (a, c, u, b, y_1, y_2 et d).

Tableau 2.3. : FS distinct

	a, c, u	b, y_1, y_2	d
<i>FS</i>	S_1	S_2	S_3
<i>Ib</i>	0	0	1

Afin d'améliorer la procédure d'isolation, nous définissons :

5.2.2 Signaux artificiels

Définition :

Nous désignons les signaux artificiels comme ceux obtenus à partir du modèle du système décrivant un comportement normal des sorties.

Le modèle doit être synchronisé avec le processus réel (en utilisant la même entrée de contrôle et les mêmes conditions de fonctionnement que le système réel). Mathématiquement, ces fonctions peuvent être définies comme suit :

$$\begin{aligned} \mathbb{R}^n &\rightarrow \mathbb{R} \\ Y_1, \dot{Y}_1, \dots, Y_1^n &\rightarrow F_1(\cdot) \end{aligned} \quad (2.57)$$

$$\begin{aligned} \mathbb{R}^n &\rightarrow \mathbb{R} \\ Y_2, \dot{Y}_2, \dots, Y_2^n &\rightarrow F_2(\cdot) \end{aligned} \quad (2.58)$$

Où Y_1 et Y_2 sont les sorties du modèle représentant le comportement sain de y_1 et y_2 dans le système réel. Ces signaux artificiels peuvent remplacer une ou plusieurs des fonctions de sortie utilisées dans la RRA dans l'équation précédente pour construire la RRA augmentée.

5.2.3 RRA augmentée

Une RRA augmentée, noté RRA' , utilise la même expression mathématique d'une RRA normal. Cependant, au lieu d'utiliser les signaux du système réel uniquement, une combinaison de la sortie du système réel et des signaux artificiels du modèle est utilisée.

L'équation 2.59 et l'équation 2.60 montrent la dérivation de la RRA augmentée de RRA_1 et RRA_2 respectivement. Dans RRA'_1 , le signal artificiel F_1 dérivé du modèle remplace la sortie système réelle f_1 dans RRA_1 . Similaire pour RRA'_2 , F_2 remplace le signal f_2 dans RRA_2 .

$$\begin{aligned} RRA_1 &= a.f_1 + b.f_2 + c.u \\ RRA'_1 &= a.F_1 + b.f_2 + c.u \end{aligned} \quad (2.59)$$

$$\begin{aligned} RRA_2 &= b.f_1 + e.f_2 \\ RRA'_2 &= b.f_1 + e.F_2 \end{aligned} \quad (2.60)$$

Au lieu d'utiliser uniquement la *RRA* classique d'origine, en utilisant tout l'ensemble précédent des *RRA*s augmentées (*RRA* classique et nouvel *RRA'* ajoutée), l'isolation peut être améliorée comme expliqué dans la sous-section suivante.

5.2.4 FSM Augmenté

En utilisant la *RRA* augmentée, on peut en déduire un nouveau FSM, cela permet une meilleure isolation grâce à l'élimination de certaines parties des expressions dans la *RRA* introduit. En d'autres termes, cela permet d'ajouter des lignes supplémentaires au FSM. La sortie du capteur du système réel y_i n'affecte que la *RRA* contenant les fonctions de sortie associées du système réel f_i . En d'autres termes, la fonction de la sortie du modèle F_i , qui dépend de la sortie artificielle du modèle Y_i , ne rend pas la *RRA* sensible à y_i . Par exemple, le **Tableau 2.4** montre la FSM associé à la *RRA* augmentée définie dans les équations 59 et 60.

Tableau 2.4. : FSM Augmenté

	a	b	c	d	y_1	y_2	u
<i>RRA</i> ₁	1	1	1	0	1	1	1
<i>RRA'</i> ₁	1	1	1	0	0	1	1
<i>RRA</i> ₂	0	1	0	1	1	1	0
<i>RRA'</i> ₂	0	1	0	1	1	0	0
FS	S_a	S_b	S_a	S_d	S_{y_1}	S_{y_2}	S_a
Db	1	1	1	1	1	1	1
Ib	0	1	0	1	1	1	0

Notez qu'avant que les variables b, y_1 et y_2 aient partagé la même signature de défauts $FS = S_2$ (voir les **Tableaux 2.2 et 2.3**). Dans la FSM augmentée, chacun de ces éléments est associé à sa propre signature, désignée respectivement par S_b, S_{y_1}, S_{y_2} . Comme le montre le **Tableau 2.3** il y avait auparavant 3 signatures de défauts associées à 7 variables. La FSM relative à la *RRA* augmentée dans le **Tableau 2.4** indique 5 *FS* associés aux mêmes 7 variables.

En conséquence, en utilisant la RRA augmentée, la DGI passe de 3/7 à 5/7, ce qui indique une amélioration de la plage d'isolabilité de FDI.

La **figure 2.20** montre l'architecture des éléments nécessaires à l'évaluation du RRA augmenté. Le modèle de référence, tout en partageant la même entrée avec le système réel, fournit la sortie correspondant aux conditions saines. Cette sortie sert de comportement de référence artificiel et est injectée dans le bloc RRA augmentée avec l'entrée et la sortie du système réel. L'ensemble des points permet de suivre la ligne droite en utilisant uniquement le contrôleur PID pour chaque moteur à courant continu du système réel (Robotino). Ce contrôleur est utilisé pour contrôler la vitesse de rotation de chaque moteur sur Robotino. Ces RRA augmentées, obtenues en utilisant un mixage des sorties du modèle et du système réel par l'évaluation de RRA classique, conduisent à des signatures de défauts plus isolées et améliorent ainsi l'isolation.

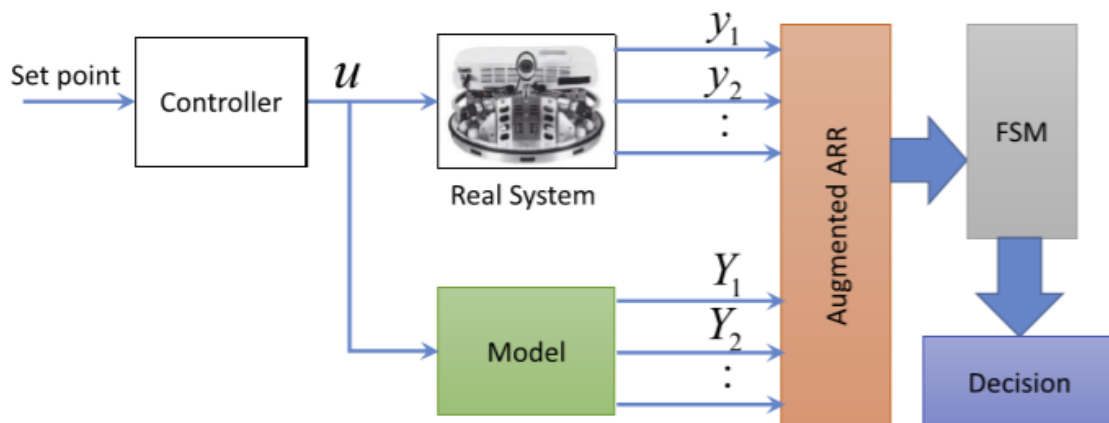


Figure 2.20 : Procédure de RRA augmentée.

5.2.5 Exemple

Afin de montrer l'efficacité de la technique proposée, nous considérons un exemple pédagogique représenté par la **figure 2.21**. Le système est composé de deux réservoirs T_1 et T_2 qui communiquent entre eux à l'aide d'une vanne V_3 . Le réservoir T_1 est alimenté en eau à l'aide d'une pompe P_1 à vitesse variable commandé par un bloc PID. Le débit Q_p délivré par cette pompe est alors proportionnel à la commande délivrée par régulateur (en volt).

Grâce à une vanne à trois voies, V_4 , l'eau fournie par la pompe peut passer soit par un serpentin pour simuler un retard pur τ , $Q_{ps}(t-\tau)$, soit **passé** directement vers le réservoir.

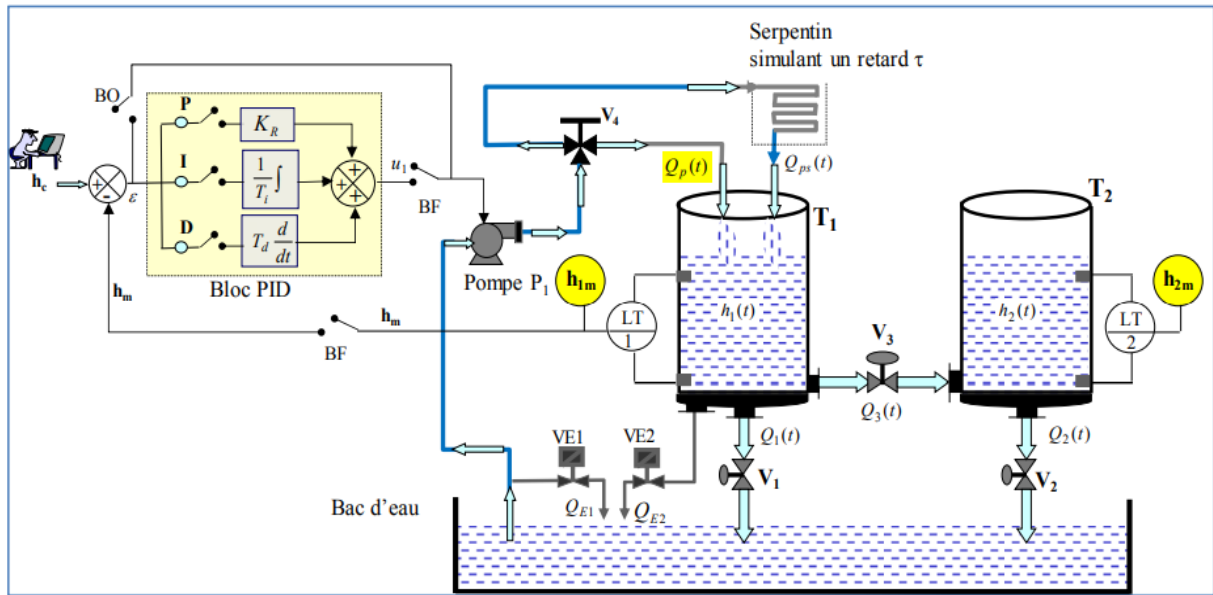


Figure 2.21 : Système hydraulique de deux réservoirs.

5.2.5.1 Modélisation

Le modèle Bond Graph en causalité intégrale du la **figure 2.21** est donné par la **figure 2.22**. Le réservoir est représenté par l'élément C : CR. La pompe est représentée par une source de flux MSf : $Q_p(t)$. La vanne est modélisée par un élément résistif R (coefficient de perte de charge R_v). Les deux capteurs (niveau d'eau) sont représentés par des détecteurs d'effort De : h_1 et De : h_2 , à partir du modèle Bond Graph présenté dans la figure, on peut générer les équations d'état en se basant sur l'ensemble des contraintes $C = \{CB\} \cup \{CS\} \cup \{CM\} \cup \{CU\} \cup \{CA\}$.

Les contraintes structurelles de système hydraulique sont générées à partir de modèle Bond Graph intégrale de la façon suivante :

$$junction O_1 : \begin{cases} f_4 = f_2 - f_3 - f_5 \\ e_4 = e_2 = e_3 = e_5 \end{cases} \quad (2.61)$$

$$junction O_2 : \begin{cases} f_8 = f_7 - f_9 \\ e_8 = e_7 = e_9 \end{cases} \quad (2.62)$$

Les équations de comportement de ce système sont générées ci-dessous de telle sorte que le modèle Bond Graph respecte les règles d'affectation de causalité :

$$\begin{aligned} R_3 : f_4 &= \frac{e_4}{R_3}; C_1 : e_2 = \frac{1}{C_1} \int f_2 dt \\ R_4 : f_{10} &= \frac{e_{10}}{R_4}; C_2 : e_8 = \frac{1}{C_2} \int f_8 dt \\ R_2 : f_6 &= \frac{e_5 - e_7}{R_2}; \end{aligned} \quad (2.63)$$

Après avoir remplacé les équations 2.63 dans l'équation 2.61 et 2.62, les équations d'état peuvent être obtenu dans l'équation 2.64.

$$\begin{bmatrix} \dot{V}_1 \\ \dot{V}_2 \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} -\left(\frac{1}{C_1 \cdot R_{v3}} + \frac{1}{C_1 \cdot R_{v1}}\right) & \frac{1}{C_2 \cdot R_{v3}} \\ \frac{1}{C_1 \cdot R_{v3}} & -\left(\frac{1}{C_2 \cdot R_{v3}} + \frac{1}{C_2 \cdot R_{v2}}\right) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} V_1 \\ V_2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} Q_p \\ 0 \end{pmatrix} \quad (2.64)$$

Chaque paramètre utilisé dans l'équation d'état est représenté dans le **Tableau 2.5**.

Tableau 2.5 : Description des paramètres de système hydraulique

Symbole	Description
A_i	Superficie de la section transversale des deux réservoirs avec réservoir i ($i = 1,2$)
g	Accélération due à la gravité
ρ	Masse volumique de l'eau
C_{v_1}	Coefficient de débit (inverse de résistance) vanne 1
C_{v_2}	Coefficient de débit (inverse de résistance) vanne 2
C_{v_3}	Coefficient de débit (inverse de résistance) vanne 3
$R_{v_1} = \frac{1}{C_{v_1}}$	Résistance de la 1 ^{ère} vanne
$R_{v_2} = \frac{1}{C_{v_2}}$	Résistance de la 2 ^{ème} vanne
$R_{v_3} = \frac{1}{C_{v_3}}$	Résistance de la 3 ^{ème} vanne
$C_1 = \frac{A_1}{\rho \cdot g}$	Capacité du 1 ^{er} réservoir
$C_2 = \frac{A_2}{\rho \cdot g}$	Capacité du 2 ^{ème} réservoir

Le système hydraulique est représenté dans la **figure 2.21**, pour avoir un modèle dynamique proche de système réel, nous prenons en considération la racine carrée de la pression provoquée par les réservoirs 1 et 2, donc après avoir remplacé V_1 et V_2 par h_1 et h_2 respectivement en utilisant les deux formules suivante $h_1=v_1/A_1$ et $h_2=V_2/A_2$, l'équation d'état devient :

$$\begin{bmatrix} \dot{h}_1 \\ \dot{h}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{\sqrt{\rho g} \cdot \sqrt{|h_1 - h_2|}}{A_1 \cdot r_{12}} \cdot \text{sign}(h_1 - h_2) - \frac{\sqrt{\rho g} \cdot \sqrt{|h_1|}}{A_1 \cdot r_1} + \frac{Q_p}{A_1} \\ \frac{\sqrt{\rho g} \cdot \sqrt{|h_1 - h_2|}}{A_2 \cdot r_{12}} \cdot \text{sign}(h_1 - h_2) - \frac{\sqrt{\rho g} \cdot \sqrt{|h_2|}}{A_2 \cdot r_2} \end{bmatrix} \quad (2.65)$$

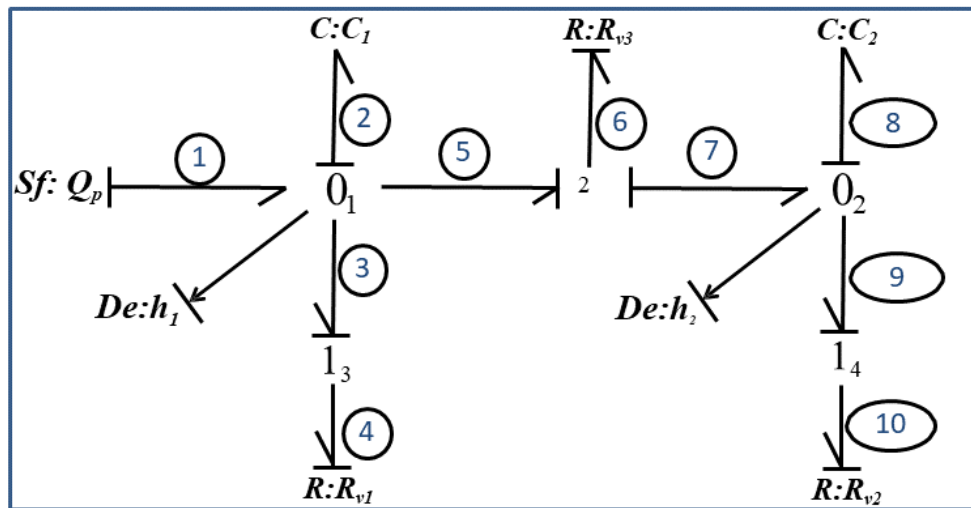


Figure 2.22 : Modèle Bond Graph du système hydraulique.

5.2.5.2 Génération des RRAs

Les propriétés causales et structurelles du Bond Graph sont utilisées pour générer les relations de redondances analytiques, où l'effort e_n et le flow f_n représentent les variables associées à la puissance dans chaque liaison de puissance. Afin d'expliquer la méthode de génération des RRAs, considérons le Bond Graph du système hydraulique en causalité dérivé (**Figure 2.23**).

5.2.5.2.1 RRAs classiques

Après la dualisation des capteurs, en appliquant la procédure de génération des RRAs, deux RRAs classiques peuvent être obtenus directement à partir du modèle bond graph en utilisant la loi de conservation de l'énergie dans l'équation ci-dessous :

$$\begin{aligned}
 RRA_1 : Q_p - A_1 \frac{dh_1}{dt} - \frac{\sqrt{\rho g} \cdot \sqrt{|h_1|}}{r_1} - \frac{\sqrt{\rho g} \cdot \sqrt{|h_1 - h_2|}}{r_{12}} \\
 RRA_2 : \frac{\sqrt{\rho g} \cdot \sqrt{|h_1 - h_2|}}{r_{12}} - A_2 \frac{dh_2}{dt} - \frac{\sqrt{\rho g} \cdot \sqrt{|h_2|}}{r_2}
 \end{aligned} \quad (66)$$

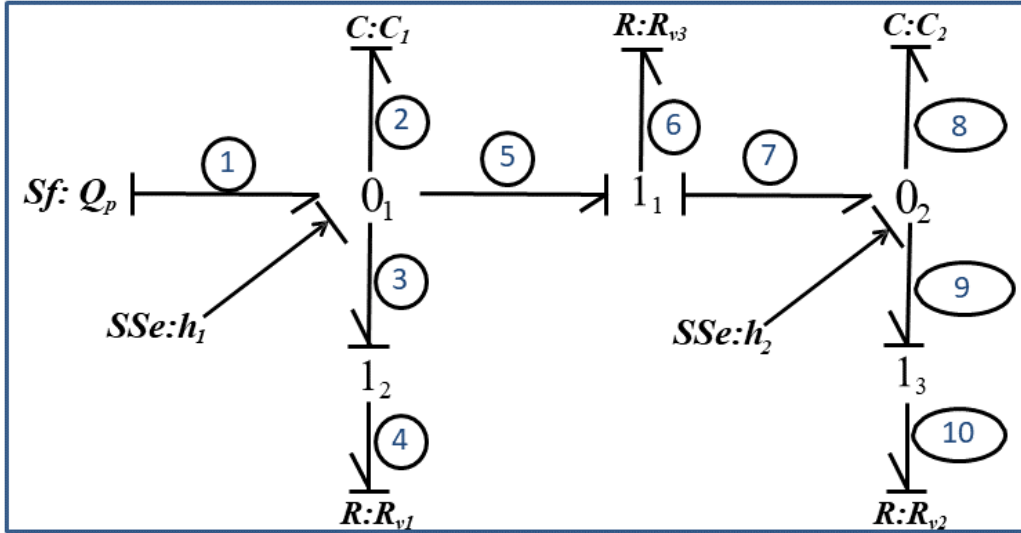


Figure 2.23 : Modèle Bond Graph du système hydraulique en causalité dérivée

5.2.5.2.2 RRA augmentée

Dans la **figure 2.24**, la source de signal de l'eau mesurée du système réel $SSe : h_1$ est remplacé par la source du signal $SSe : h_{1\text{estimé}}$. Cette dernière était estimée par le modèle dynamique de système et dualisé pour devenir une source de signal de la hauteur de l'eau dans le réservoir V_1 . En écrivant les lois de conservation de l'énergie sur les jonctions dualisées, deux nouvelles RRAs peuvent être déduites comme suit :

$$\begin{aligned}
 RRA_3 : Q_p - A_1 \frac{dh_{1\text{estimé}}}{dt} - \frac{\sqrt{\rho g} \cdot \sqrt{|h_{1\text{estimé}}|}}{r_1} - \frac{\sqrt{\rho g} \cdot \sqrt{|h_{1\text{estimé}} - h_2|}}{r_{12}} \\
 RRA_4 : \frac{\sqrt{\rho g} \cdot \sqrt{|h_{1\text{estimé}} - h_2|}}{r_{12}} - A_2 \frac{dh_2}{dt} - \frac{\sqrt{\rho g} \cdot \sqrt{|h_2|}}{r_2}
 \end{aligned} \quad (2.67)$$

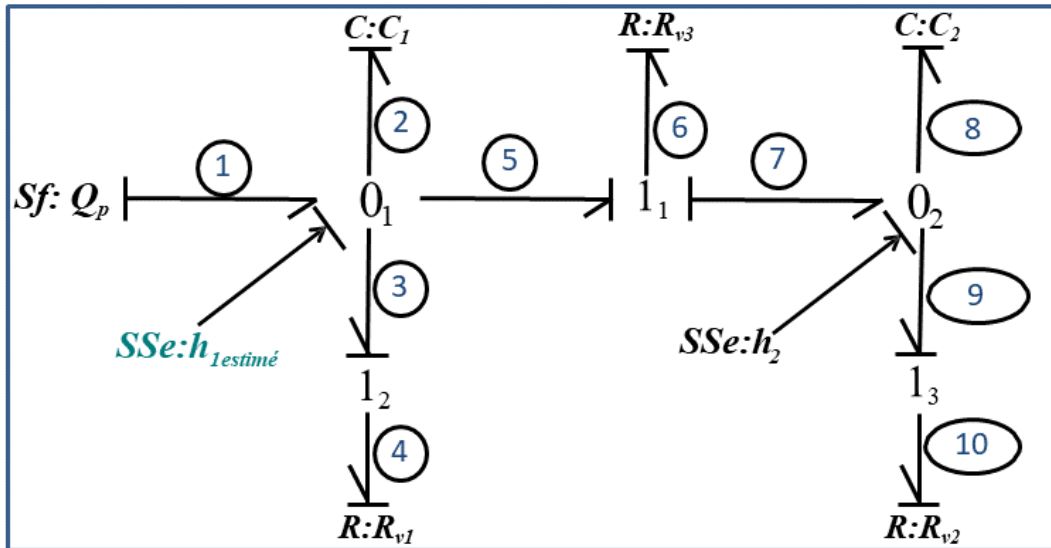


Figure 2.24 : Couplage RRA augmentée en $h_{1_estimé}$.

La même procédure est appliquée à $SSe : h_2$ qui est remplacé par $SSe : h_{2_estimé}$ (la source de signal du modèle actuelle) dans la **figure 2.25**. On obtient de cette manière deux RRAs supplémentaire RRA_5 et RRA_6 :

$$\begin{aligned}
 RRA_5 &: Q_p - A_1 \frac{dh_1}{dt} - \frac{\sqrt{\rho g} \cdot \sqrt{|h_1|}}{r_1} - \frac{\sqrt{\rho g} \cdot \sqrt{|h_1 - h_{2_estimé}|}}{r_{12}} \\
 RRA_6 &: \frac{\sqrt{\rho g} \cdot \sqrt{|h_1 - h_{2_estimé}|}}{r_{12}} - A_2 \frac{dh_{2_estimé}}{dt} - \frac{\sqrt{\rho g} \cdot \sqrt{|h_{2_estimé}|}}{r_2}
 \end{aligned}
 \quad (2.68)$$

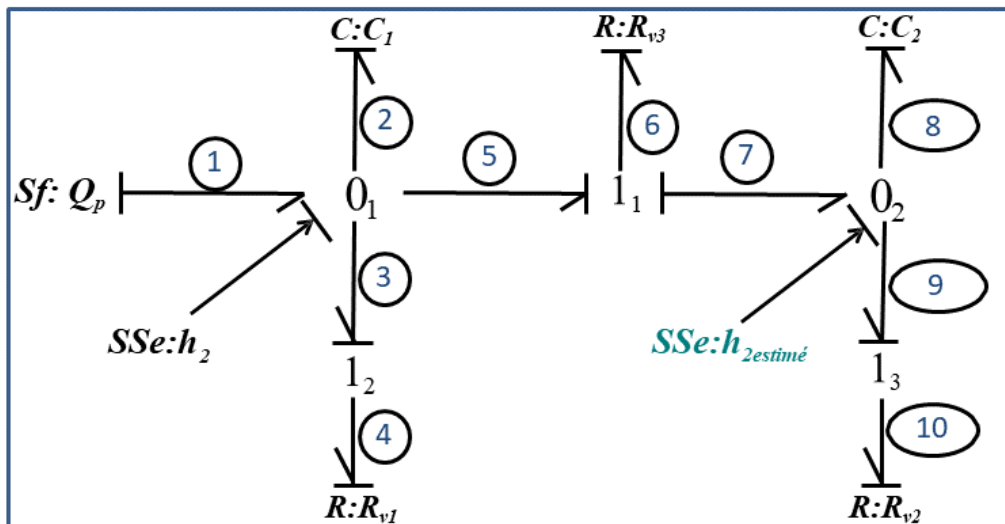


Figure 2.25 : Couplage RRA augmentée en $h_{2_estimé}$

Toutefois, cette approche génère des RRAs supplémentaires qui ne sont pas nécessaires à l'amélioration de l'insolvabilité. En effet, la sélection de la RRA supplémentaire pour construire un ensemble optimal des RRAs augmentées peut-être optimiser en fonction du FSM augmenté. Pour chaque couple de RRA précédent, il est préférable de ne choisir que la RRA supplémentaire correspondant aux jonctions connectées avec la source de signal représentant la mesure du système réel. Cela étant dit, les RRAs augmentées peuvent être exprimées comme suit :

$$\begin{aligned}
 RRA_4 &: \frac{\sqrt{\rho g} \cdot \sqrt{|h_{1\text{estimé}} - h_2|}}{r_{12}} - A_2 \frac{dh_2}{dt} - \frac{\sqrt{\rho g} \cdot \sqrt{|h_2|}}{r_2} \\
 RRA_5 &: Q_p - A_1 \frac{dh_1}{dt} - \frac{\sqrt{\rho g} \cdot \sqrt{|h_1|}}{r_1} - \frac{\sqrt{\rho g} \cdot \sqrt{|h_1 - h_{2\text{estimé}}|}}{r_{12}}
 \end{aligned} \tag{2.69}$$

Il est clair que cette technique applique une procédure combinatoire, ce qui entraîne une augmentation de sa complexité de calcul. Cette déclaration soutient l'intérêt de trouver des conditions structurelles qui peuvent être directement vérifiées sur le Bond Graph, assurant la génération des RRAs non redondants par des combinaisons de détecteurs. Une fois que tous les RRAs sont obtenus, on obtient un nouveau FSM présenté comme **tableau 2.6**.

Tableau 2.6 : Matrice de signature de défauts de système hydraulique

	RRA_1	RRA_2	RRA'_1	RRA'_2	Db	Ib
$De : h_1$	1	1	1	0	1	1
$De : h_2$	1	1	0	1	1	1
$Se : Q_p$	1	0	1	0	1	0
$R : R_1$	1	0	1	0	1	0
$R : R_2$	1	1	1	1	1	1
$R : R_3$	1	0	1	0	1	0
$R : R_4$	0	1	0	1	1	0
$C : C_1$	1	0	1	0	1	0
$C : C_2$	0	1	0	1	1	0

Notez que, la zone qui est encadrée en rouge dans le tableau (**Tableau 2.6**) présente l'approche RRA classique, par contre l'autre zone qui est encadrée en bleu montre les deux RRA supplémentaires générées par la méthode proposée, l'approche RRA classique ne permet pas d'identifier la source du défaut, car les deux résidus sont sensibles à aucun défaut. En d'autres termes, on remarque que tous les composants ont la même signature. En utilisant l'approche RRA augmentée, on remarque que cette approche permet de spécifier une signature de défaillance unique pour les deux capteurs et le paramètre R_2 , augmentant de ce fait l'isolabilité du système.

6 Conclusion

Dans ce chapitre, dans la première section on a entamé une procédure d'intégration de la fonction linéaire sur l'outil Bond Graph afin d'améliorer la détection de certains défauts non détectables par les seuils (faible valeur). Ensuite, dans la deuxième section, un problème de l'isolation des défauts a été étudié afin d'améliorer l'étape d'insolvabilité de la matrice de signature de défauts. Une nouvelle méthode basée sur la modélisation du Bond Graph a été proposée. Les RRAs sont obtenus directement à partir du modèle bond graph en utilisant ses propriétés structurelles et causales. Une forme spécifique des RRAs augmentées est utilisée pour améliorer l'isolabilité des défauts. La méthode développée est appliquée à un système hydraulique de deux réservoirs pour isoler trois défauts (deux défauts capteurs et un défaut physique). La méthode proposée permet de mieux isoler les défauts, sans utiliser de capteurs supplémentaires.

Chapitre 3

Etude de cas Robotino

1	Introduction.....	76
2	Présentation de Robotino	76
3	Modélisation	78
3.1	Modèle Bond Graph de système électromécanique.....	80
3.2	Génération de blocs-diagramme pour la simulation.....	81
4	Détection des défauts à l'aide des RRAs.....	83
4.1	Générations des RRAs classiques	83
4.2	Générations des seuils adaptatifs.....	84
4.3	Génération des RRAs avec la fonction lineaire.....	85
4.4	Génération des seuils adaptative avec la fonction lineaire.....	87
5	Isolation des défauts à l'aide des RRAs	88
5.1	RRAs classiques	88
5.2	RRAs augmentées.....	90
5.3	Résultats expérimentaux	94
5.3.1	Partie 1 : Amélioration de détection des défauts	94
5.3.1.1	Scenario 1 : RRAs classiques en mode de fonctionnement normal	94
5.3.1.2	Scenario 2 : RRAs classiques en affectant le défaut capteur et actionneur.....	95
5.3.1.3	Scenario 3 : Défaut capteur et actionneur en appliquant la fonction lineaire.....	97
5.3.1.4	Discussion.....	98
5.3.1.5	Conclusion.....	98
5.3.2	Partie 2 : Amélioration de l'isolabilité des défauts.....	99
5.3.2.1	Scénario 1 : Comportement normal	99
5.3.2.2	Scénario 2 : Capteur de courant défectueux	101
5.3.2.3	Scénario 3 : Capteur de vitesse défectueux	103
5.3.2.4	Discussion.....	104
5.3.2.5	Conclusion.....	104

1 Introduction

Ce chapitre vise à appliquer toutes les connaissances et algorithmes décrits précédemment sur un système électromécanique (Robotino). Ce dernier est constitué de plusieurs capteurs permettant d'exprimer des relations de redondances analytiques, RRA, et par conséquent, de détecter et d'isoler le composant défectueux dans le système. Afin de montrer l'efficacité de l'outil Bond Graph pour la détection et l'isolation des défauts entrées/sorties et physiques, une procédure basée sur l'augmentation du nombre des relations de redondances analytiques est proposée dans ce travail. L'objectif principal sera d'augmenter le nombre de défauts isolables en augmentant parallèlement le nombre de la RRA afin d'améliorer l'isolabilité sans l'ajout de capteurs supplémentaires. La validation de ce travail est vérifiée à partir d'une plateforme MATLAB/SIMULINK basée sur les schémas-blocs. Ces derniers peuvent être générés directement à partir de l'outil Bond Graph. Dans le but de montrer l'usage de cet outil, un logiciel nommé « 20 Sim » est proposé pour la détection et l'isolation graphique en temps réel.

2 Présentation de Robotino

Un robot autonome nommé Robotino® est considéré dans la **figure 3.1**. Il a été développé par Festo®. Ce robot comporte trois roues omnidirectionnelles lui permettant de se déplacer dans toutes les directions et de tourner sur lui-même. Chaque roue est entraînée par un moteur à courant continu équipé de deux capteurs de courant et de vitesse angulaire. Chaque sous-système comprend trois parties : un moteur électrique, un réducteur et une roue (**figure 3.3**). Le type de roue omnidirectionnelle permet de minimiser les forces de contacts lors de déplacements complexes. Robotino® dispose de nombreux capteurs, d'une webcam ainsi que d'une puissante unité de commandes conférant au système l'intelligence nécessaire pour résoudre de façon autonome les problèmes qui lui sont posés. La webcam est connectée à l'unité centrale par connexion USB1. Ainsi, le traitement d'images devient possible et par conséquent, le suivi, l'orientation de l'objet et la faisabilité de l'asservissement visuel également.

Le robot est muni de 3 unités de déplacement implantées à 120° l'une de l'autre sur un châssis circulaire. Elles permettent au robot de se déplacer selon trois axes (3 degrés de liberté) :

- Mouvement selon l'axe longitudinal ;
- Mouvement selon l'axe latéral ;
- Mouvement du le lacet.

La vitesse réelle du moteur peut être comparée à la vitesse désirée grâce au codeur incrémental et peut être régulée avec un contrôleur PID. Le déplacement du robot s'effectue avec l'asservissement en parallèle des trois unités.

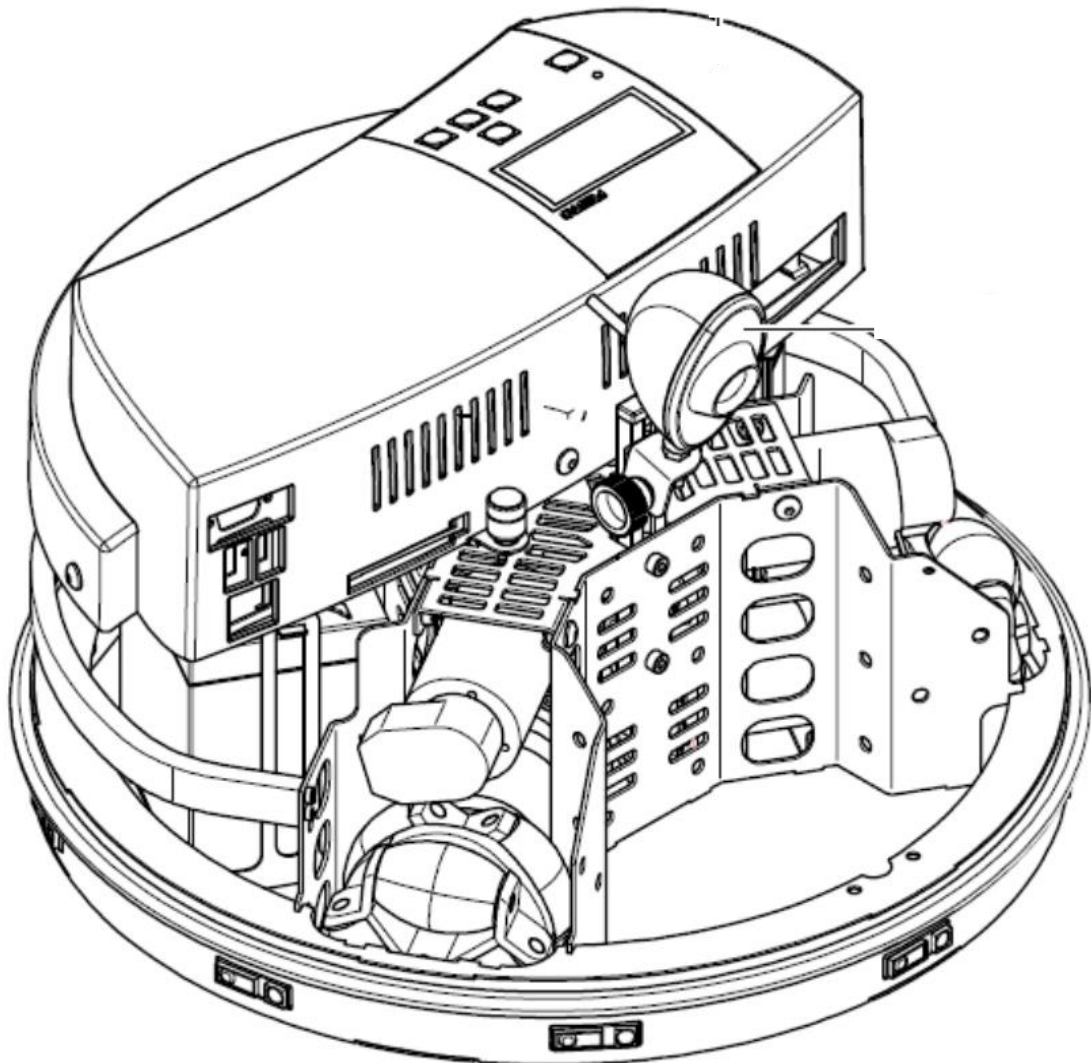


Figure 3.1 : Structure de Robotino.

3 Modélisation

Au vu des connaissances portant sur les caractéristiques de Bond Graph en termes d'échange d'énergie entre les composantes d'un système mécatronique (**figure 3.2.**), nous abordons la modélisation du Bond Graph à mots d'un système électromécanique (**figure 3.3**) décrivant les différents composants et le sens des échanges énergétiques de ce système.

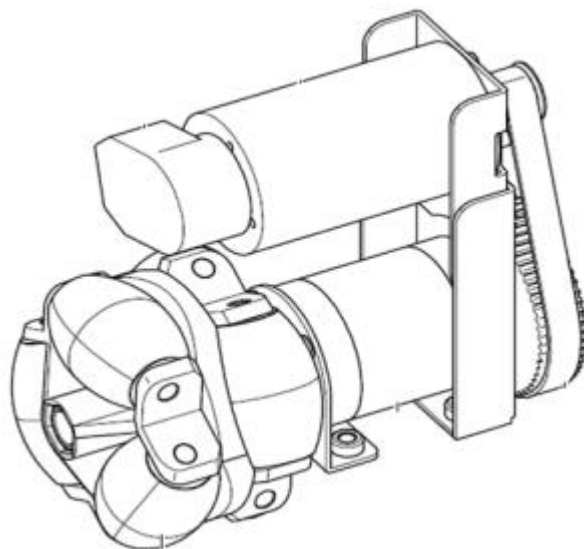


Figure 3.2 : Système électromécanique (DC moteur).

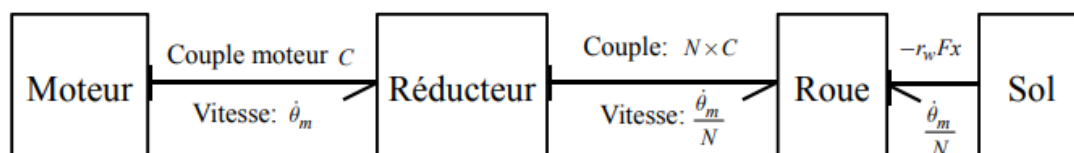


Figure 3.3 : Modélisation du Bond Graph à mots.

Le système électromécanique considéré dans la **figure 3.4** est composé de trois parties:

- La partie électrique est composée d'une source d'effort représentant la tension d'entrée $Se : UA$; les éléments de résistance et de l'inertie sont représentés respectivement par $R : Ra$ et $I :$

- La partie mécanique est modélisée par un élément de résistance représentant le frottement visqueux $R : R_m$ et un élément de stockage d'énergie représentant l'inertie I du rotor : J_m . Le phénomène d'échange d'énergie entre la partie électrique et la partie mécanique du sous-système électromécanique est représenté par un Gyrator $GY : K_e$, et le réducteur entre la partie mécanique et la roue est modélisé par un élément TF. Le sous-système étudié est équipé de deux capteurs : le courant i qui circule dans la partie électrique est mesuré par $Df : i_m$, et le capteur de vitesse angulaire représenté par $Df : \theta_m$.

- La roue en interaction avec le sol représente la charge. Il est caractérisé par un élément $I : J_s$ qui représente l'inertie mécanique et un élément résistif $R : R_s$ qui représente la friction (frottement) visqueuse sur l'axe de la roue. Enfin, le couple mécanique obtenu par l'effort de contact longitudinal F_x est modélisé par la source modulée $MSe : (F_x)$, le rayon est défini par r . Les valeurs nominales des paramètres du modèle utilisé pour simuler le système sont fournies par le **Tableau 3.1**.

Tableau 3.1 : Paramètres d'incertitudes relatives et absolues du système électromécanique

Paramètre i	Valeur nominale θ_n	Incertitude absolue $\Delta\theta$	Incertitude relative $\delta i = (\Delta\theta/\theta_n) \times 100$
R_A	$R_{An} = 8,13 \Omega$	$\Delta R_A = 0,4065$	$\delta_{RA} = 5 \%$
L_A	$L_{An} = 0,0089 \text{ H}$	$\Delta L_A = 0,445 * 10^{-3}$	$\delta_{LA} = 5 \%$
R_M	$R_{Mn} = 0,47 * 10^{-4}$ (Nm.s/rad)	$\Delta R_M = 0,235 * 10^{-5}$	$\delta_{RM} = 5 \%$
J_M	$J_{Mn} = 0,795 * 10^{-5} \text{ kg} \cdot \text{m}^2$	$\Delta J_M = 0,3975 * 10^{-6}$	$\delta_{JM} = 5 \%$
R_S	$R_{Sn} = 0,2 * 10^{-4}$	$\Delta R_S = 0,1 * 10^{-5}$	$\delta_{RS} = 5 \%$
J_S	$J_{Sn} = 0,0036(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$	$\Delta J_S = 0,18 * 10^{-3}$	$\delta_{JS} = 5 \%$

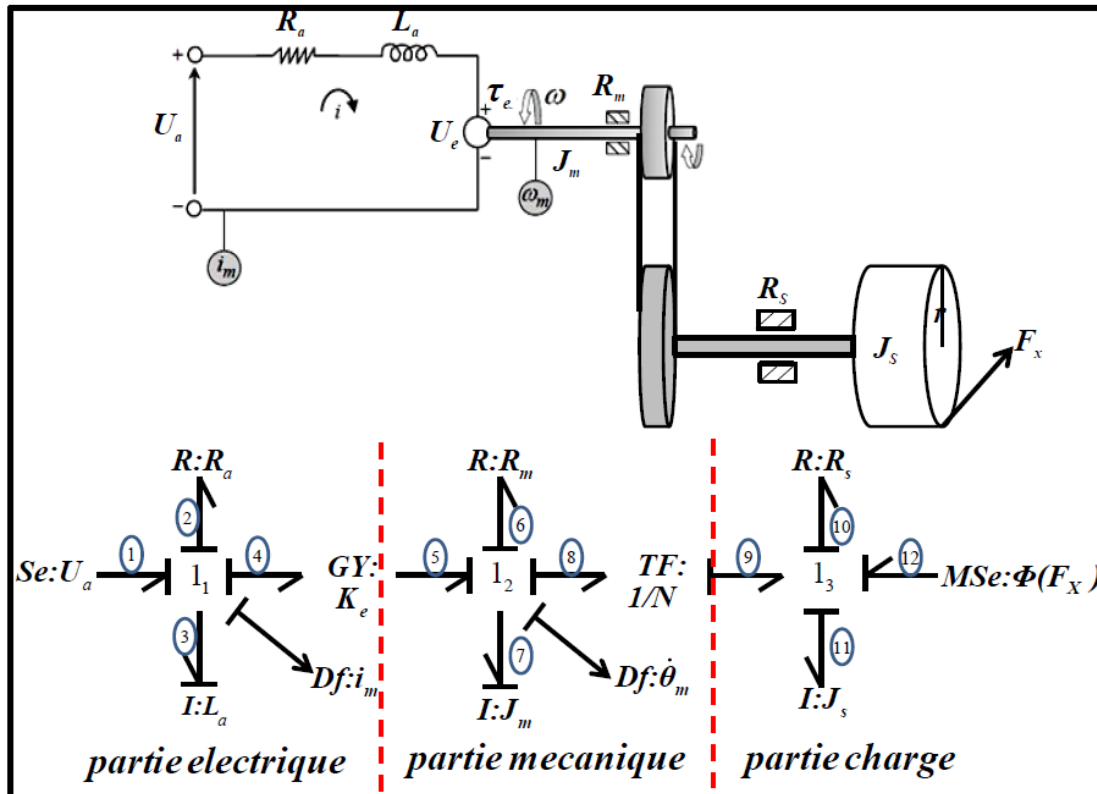


Figure 3.4 : Modèle Bond Graph du système électromécanique

3.1 Modèle Bond Graph de système électromécanique

Les propriétés causales et structurelles du Bond Graph sont utilisées pour générer le modèle comportemental dynamique où l'effort e_n et le débit f_n représentent les variables de puissance associées dans chaque liaison de puissance.

À partir du modèle Bond Graph de la **figure 3.4**, les relations constitutives des jonctions sont générées par les équations suivantes :

$$jonction 1_1 : \begin{cases} e_3 = e_1 - e_2 - e_4 \\ f_3 = f_1 = f_2 = f_4 \end{cases} \quad (3.1)$$

$$jonction 1_2 : \begin{cases} e_7 = e_5 - e_6 - e_8 \\ f_7 = f_5 = f_6 = f_8 \end{cases} \quad (3.2)$$

Le Bond Graph introduit les équations comportementales suivantes :

$$\begin{aligned}
 R_a : e_2 &= R_a f_2; L_a : f_3 = \frac{1}{L_a} \int e_3 dt \\
 R_m : e_6 &= R_m f_6; J_m : f_7 = \frac{1}{J_m} \int e_7 dt \\
 R_s : e_{10} &= R_s f_{10}; J_s : e_{11} = J_s \frac{d}{dt} f_{11}
 \end{aligned}
 \tag{3.3}$$

Les sources et les capteurs sont les variables connues présentées dans les équations suivantes :

$$Sources : \begin{cases} Se : U_a \\ MSE : r.F_x \end{cases}; Capteurs \begin{cases} Sf : i_m \\ Sf : \dot{\theta}_m \end{cases}
 \tag{3.4}$$

En se basant sur les équations précédentes, le Bond Graph nous permet de générer l'équation d'état suivante :

$$\begin{cases} \dot{P}_3 = U_a - \frac{R_a}{L_a} P_3 - \frac{K_e}{J_m + \frac{1}{N^2} J_s} P_7 \\ \dot{P}_7 = \frac{K_e}{L} P_3 - \frac{R_m + \frac{1}{N^2} R_s}{J_m + \frac{1}{N^2} J_s} P_7 + r.F_x \end{cases}
 \tag{3.5}$$

Où : P_3 et P_4 sont les déplacements généralisés associés aux éléments dynamiques I : L_a et I : J_m , respectivement.

3.2 Génération de blocs-diagramme pour la simulation

Vu les propriétés causales du modèle Bond Graph, la génération de schémas-blocs est très facile de tel sorte que le sens du signal est déterminé par la causalité. On remplace les éléments Bond Graph par des éléments de schémas-blocs et les signes des différentes liaisons sont déduits par le sens de demi-flèches des liaisons Bond Graphs comme présenté dans la **figure 3.5**.

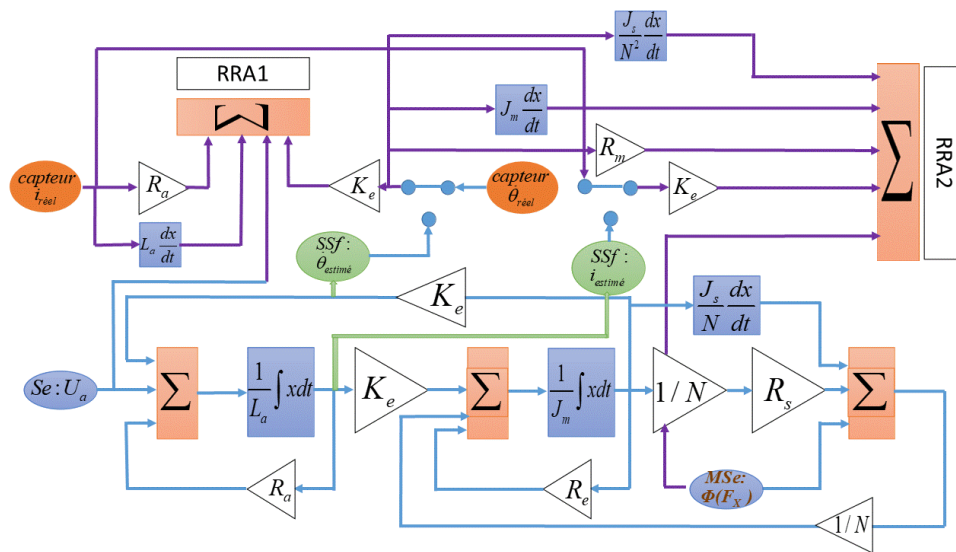


Figure 3.5 : Bloc-diagramme du système électromécanique.

4 Détection des défauts à l'aide des RRAs

4.1 Générations des RRAs classiques

Le modèle BG-LFT du système électromécanique en causalité dérivée est donné à la **figure 3.5**. Ces incertitudes multiplicatives sont représentées par des sources virtuelles modulées d'efforts et de flux représentées respectivement par MSe^* et MSf^* .

On applique le modèle Bond Graph en causalité dérivée sur le sous-système illustré dans la **figure 3.6**, afin d'expliquer la méthode de génération des RRAs.

Après l'affectation des règles de causalité et la dualisation des capteurs, deux RRAs peuvent être générés d'une façon systématique à partir de modèle Bond Graph en utilisant la loi de conservation de l'énergie pour chaque jonction, illustrés dans la **figure 3.6**, les RRAs générés peuvent être facilement déduits à partir de Bond Graph en causalité dérivée de la façon suivante :

$$\begin{aligned} C_{J1_1} : U_{A_n} - U_{R_n} - U_{L_n} - U_{e_n} + w_{RA} + w_{LA} + w_{y_{Am}} &= 0 \\ C_{J1_2} : -\tau_{L_r} - \tau_{R_n} - \tau_{J_n} - \tau_{e_n} + w_{JM} + w_{RM} + w_{JS} + w_{RS} + w_{y_{Mm}} &= 0 \end{aligned} \quad (3.6)$$

Les variables inconnues sont éliminées en utilisant le chemin causal couvrant des variables inconnues vers les variables connues. On obtient ainsi les ARR robustes suivantes :

$$\begin{aligned} RRA_1 : U_A - R_{An} \dot{i} - L_{An} \frac{di}{dt} - K \dot{\theta}_m - \delta_{RA} R_{An} \dot{i} - \delta_{RA} L_{An} \frac{di}{dt} \\ + R_{An} \zeta_i + L_{An} \frac{d\zeta_i}{dt} + k_e \zeta_{\dot{\theta}_m} = ARR_{n1} + w_1 + w_{y_{1m}} \\ RRA_2 : -\tau_{L_r} - R_{Mn} \dot{\theta}_m - J_{Mn} \frac{d\dot{\theta}_m}{dt} + K_e \dot{i} - \delta_{RM} R_{Mn} \dot{\theta}_m - \delta_{JM} J_{Mn} \frac{d\dot{\theta}_m}{dt} \\ + R_{Mn} \zeta_{\dot{\theta}_m} + J_{Mn} \frac{d\zeta_{\dot{\theta}_m}}{dx} + k_e \zeta_i = ARR_{n2} + w_2 + w_{y_{2m}} \end{aligned} \quad (3.7)$$

$$\begin{aligned} \text{Avec : } \tau_{L_r} = \left(\frac{J_{Sn}}{N^2} \frac{d\dot{\theta}_m}{dt} + \frac{R_{Sn}}{N^2} \dot{\theta}_m + \frac{F_x}{N} \right) + \frac{\delta_{RS} R_{Sn}}{N^2} \dot{\theta}_m \\ + \frac{\delta_{JS} J_{Sn}}{N^2} \frac{d\dot{\theta}_m}{dt} + \frac{R_{Sn}}{N^2} \zeta_{\dot{\theta}_m} + \frac{J_{Sn}}{N^2} \frac{d\zeta_{\dot{\theta}_m}}{dt} \end{aligned}$$

δ_i sont les incertitudes paramétriques relatives et leurs valeurs numériques sont indiquées dans le **Tableau 3.1**.

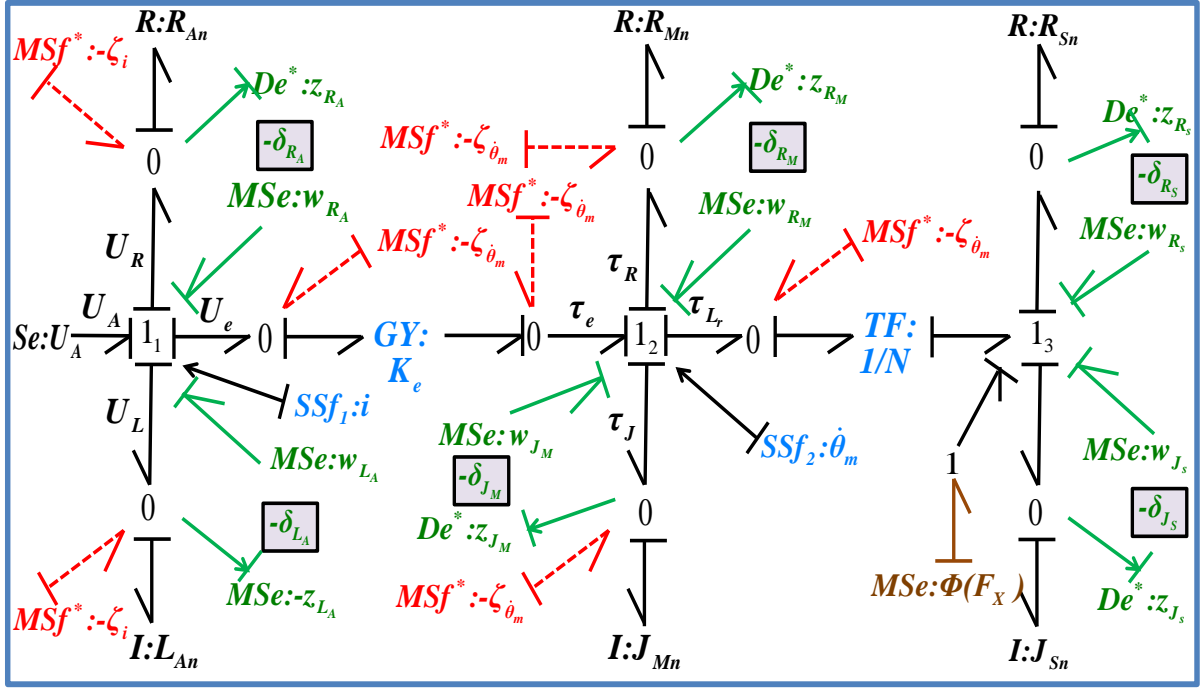


Figure 3.6 : Modèle Bond Graph incertain en causalité dérivée.

4.2 Générations des seuils adaptatifs

Le RRA se compose d'une partie nominale et d'une partie incertaine. La partie incertaine peut être considérée comme un seuil adaptatif et exprimée par les expressions suivantes :

$$\begin{aligned}
 a_1 &= \left| \delta_{RA} R_{An} i \right| + \left| \delta_{LA} L_{An} \frac{di}{dt} \right| + \left| R_{An} \zeta_i \right| + \left| L_{An} \frac{d\zeta_i}{dt} \right| + \left| k \zeta_{\dot{\theta}_m} \right| \\
 &= |w_1| + |y_{1m}| \\
 a_2 &= \left| \delta_{RM} R_{Mn} \dot{\theta}_m \right| + \left| \delta_{JM} J_{Mn} \frac{d\dot{\theta}_m}{dt} \right| + \left| \frac{\delta_{RS} R_{Sn}}{N^2} \dot{\theta}_m \right| + \left| \frac{\delta_{JS} J_{Sn}}{N^2} \frac{d\dot{\theta}_m}{dt} \right| \\
 &\quad + \left| R_{Mn} \zeta_{\dot{\theta}_m} \right| + \left| J_{Mn} \frac{d\zeta_{\dot{\theta}_m}}{dt} \right| + \left| k_e \zeta_i \right| + \left| \frac{R_{Sn}}{N^2} \zeta_{\dot{\theta}_m} \right| + \left| \frac{J_{Sn}}{N^2} \frac{d\zeta_{\dot{\theta}_m}}{dt} \right| \\
 &= |w_2| + |y_{2m}|
 \end{aligned} \tag{3.8}$$

Le résidu est compris entre des seuils adaptatifs, qui sont générés sous la forme d'une enveloppe : $-a \leq r \leq a$

À partir de la structure de ces RRAs, la matrice de signature des défauts présentée dans le **Tableau 3.2** est déduite.

Tableau 3.2 : Matrice de signature des défauts (FSM)

	$Se : U_a$	$Df : i_m$	R_A	L_A	K_e	$Df : \dot{\theta}_m$	R_M	L_M	$Se : F_x$	R_S	J_S
RRA_1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0
RRA_2	0	1	0	0	1	1	1	1	1	1	1
Db	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Ib	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0

La FSM montre que les défauts qui peuvent affecter les 10 composants sont délectables. Pour évaluer les résidus obtenus, on procède à la simulation sur MATLAB/SIMULINK. Les résultats expérimentaux représentés dans la section de simulation montrent que certains défauts sont non détectables à cause des erreurs de mesures engendrées par les capteurs. Pour diminuer l'effet des erreurs de mesures, on introduit une fonction linéaire qui joue le rôle d'un filtre afin de les diminuer.

4.3 Génération des RRAs avec la fonction linéaire

En appliquant la procédure de génération des RRAs sur une jonction de type "1" après introduction de la fonction linéaire F, chaque variable de flux est multipliée par F. Également, pour la variable d'effort si la jonction considérée est de type 0. L'intégration de la fonction linéaire sur un modèle BG-LFT d'un système électromécanique est donnée par la **figure 3.7**.

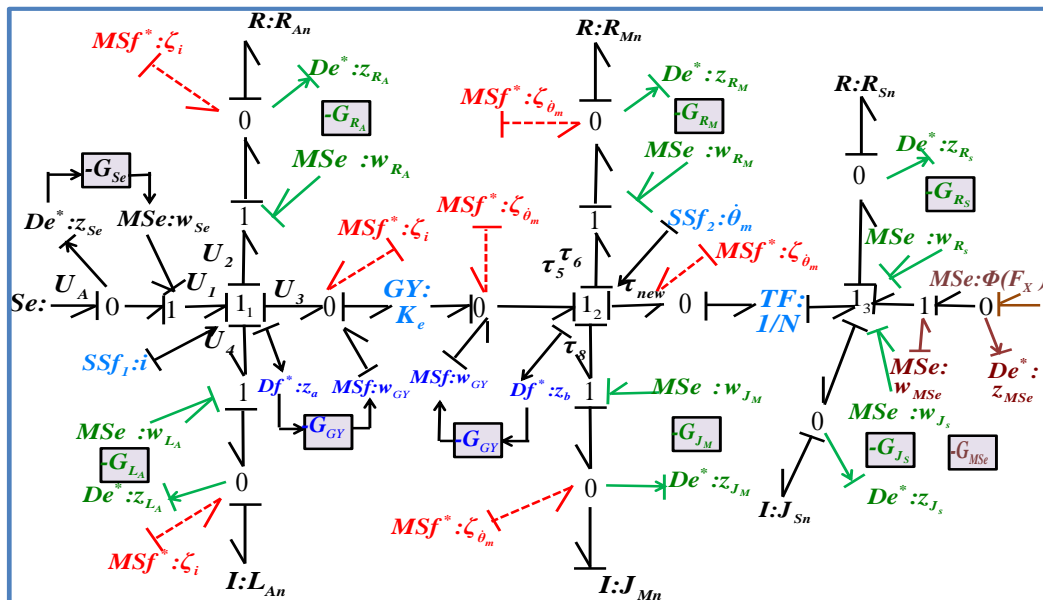


Figure 3.7 : Modèle Bond Graph incertain et la fonction linéaire en causalité dérivée.

Le cas illustré ci-dessus concerne la présence d'incertitudes paramétriques et de mesures affectant tous les éléments BG à l'exception des éléments GY et TF où δ_{GY} et δ_{TF} sont nuls dans les blocs G_{GY} et G_{TF} . Les valeurs de ces éléments sont considérées comme déterministes.

Les RRAs sont systématiquement générées à partir des équations de la loi de conservation de l'énergie représentée par la jonction 1 dans la partie électrique et mécanique :

$$\begin{aligned} C_{J1_1} : U_1 - U_2 - U_3 - U_4 &= 0 \\ C_{J1_2} : -\tau_7 - \tau_6 - \tau_8 - \tau_5 &= 0 \end{aligned} \quad (3.9)$$

En s'appuyant sur le chemin causal couvrant pour l'élimination des variables inconnues, les dernières équations se traduisent de la manière suivante :

$$\begin{aligned} RRA_1 : U_A + G_{Se} \cdot U_A - (R_{An} \dot{i} + G_R \cdot R_{An} \dot{i}) - (L_{An} \frac{d\dot{i}}{dt} + G_L \cdot L_{An} \frac{d\dot{i}}{dt}) - (K \dot{\theta}_m + G_L \cdot K \dot{\theta}_m) \\ = F \cdot U_A - F \cdot R_{An} \dot{i} - F \cdot L_{An} \frac{d\dot{i}}{dt} - F \cdot K \dot{\theta}_m - F \cdot \delta_{RA} R_{An} \dot{i} - F \cdot \delta_{RA} L_{An} \frac{d\dot{i}}{dt} + F \cdot R_{An} \zeta_i \\ + F \cdot L_{An} \frac{d\zeta_i}{dt} + F \cdot k_e \zeta_{\dot{\theta}_m} = F \cdot RRA_{n1} + F \cdot w_1 + F \cdot w_{y1m} \\ RRA_2 : -\tau_{Lr_new} - (R_{An} \dot{\theta}_m + G_R \cdot R_{Mn} \dot{\theta}_m) - (J_{Mn} \frac{d\dot{\theta}_m}{dt} + G_L \cdot J_{Mn} \frac{d\dot{\theta}_m}{dt}) + (K_i + G_L \cdot K_i) \\ = -F \cdot \tau_{Lr} - F \cdot R_{Mn} \dot{\theta}_m - F \cdot J_{Mn} \frac{d\dot{\theta}_m}{dt} + F \cdot K_e \dot{i} - F \cdot \delta_{RM} R_{Mn} \dot{\theta}_m - F \cdot \delta_{JM} J_{Mn} \frac{d\dot{\theta}_m}{dt} \\ + F \cdot R_{Mn} \zeta_{\dot{\theta}_m} + F \cdot J_{Mn} \frac{d\zeta_{\dot{\theta}_m}}{dx} + F \cdot k_e \zeta_i \\ = F \cdot RRA_{n2} + F \cdot w_2 + F \cdot w_{y2m} \end{aligned} \quad (3.10)$$

$$\begin{aligned} Avec : \tau_{Lr_new} = F \cdot \left(\frac{J_{Sn}}{N^2} \frac{d\dot{\theta}_m}{dt} + \frac{R_{Sn}}{N^2} \dot{\theta}_m + \frac{F_x}{N} \right) + F \cdot \frac{\delta_{RS} R_{Sn}}{N^2} \dot{\theta}_m \\ + F \cdot \frac{\delta_{JS} J_{Sn}}{N^2} \frac{d\dot{\theta}_m}{dt} + F \cdot \frac{R_{Sn}}{N^2} \zeta_{\dot{\theta}_m} + F \cdot \frac{J_{Sn}}{N^2} \frac{d\zeta_{\dot{\theta}_m}}{dt} \end{aligned}$$

Les deux RRAs présentées dans l'équation 10 se composent de deux parties bien distinctes : la partie nominale et la partie incertaine.

$$\begin{aligned} RRA_1 = F \cdot ARR_{n1} + F \cdot w_1 + F \cdot w_{y1m} \\ RRA_2 = F \cdot ARR_{n2} + F \cdot w_2 + F \cdot w_{y2m} \end{aligned} \quad (3.11)$$

$$Par\ cons\u00e9quent, \quad RRA : F \cdot (P_n) + F \cdot (P_m) = 0 \quad (3.12)$$

Remarquez que pour la TF, la fonction linéaire intégrée n'est pas considérée. Néanmoins, une représentation BG-LFT est considérée. L'évaluation de la partie nominale représente le résidu.

Dans le cas où les incertitudes paramétriques sont présentes, le bloc fonction linéaire G remplace le bloc des incertitudes.

4.4 Génération des seuils adaptative avec la fonction linéaire

Les seuils des deux RRAs sont déduits de la manière représentée dans l'équation suivante :

$$\begin{aligned}
 a_1 &= F \cdot |\delta_{RA} R_{An} \dot{i}| + F \cdot \left| \delta_{LA} L_{An} \frac{d\dot{i}}{dt} \right| + F \cdot |R_{An} \zeta_i| \\
 &+ F \cdot \left| L_{An} \frac{d\zeta_i}{dt} \right| + |k \zeta_{\dot{\theta}_m}| = F \cdot |w_1| + F \cdot |y_{1m}| \\
 a_2 &= F \cdot |\delta_{RM} R_{Mn} \dot{\theta}_m| + F \cdot \left| \delta_{JM} J_{Mn} \frac{d\dot{\theta}_m}{dt} \right| + F \cdot \left| \frac{\delta_{RS} R_{Sn}}{N^2} \dot{\theta}_m \right| \\
 &+ F \cdot \left| \frac{\delta_{JS} J_{Sn}}{N^2} \frac{d\dot{\theta}_m}{dt} \right| + F \cdot |R_{Mn} \zeta_{\dot{\theta}_m}| + F \cdot \left| J_{Mn} \frac{d\zeta_{\dot{\theta}_m}}{dt} \right| \\
 &+ F \cdot |k_e \zeta_i| + F \cdot \left| \frac{R_{Sn}}{N^2} \zeta_{\dot{\theta}_m} \right| + F \cdot \left| \frac{J_{Sn}}{N^2} \frac{d\zeta_{\dot{\theta}_m}}{dt} \right| \\
 &= F \cdot |w_2| + F \cdot |y_{2m}|
 \end{aligned} \tag{3.13}$$

5 Isolation des défauts à l'aide des RRAs

5.1 Les RRAs classiques

Afin d'expliquer la méthode de génération des RRAs, considérons le Bond Graph pour le diagnostic du sous-système électromécanique (**Figure 3.8**). Une causalité dérivée lui est attribuée et les détecteurs sont remplacés par des sources de flux de signal, comme expliqué aux étapes de la section 2.4.

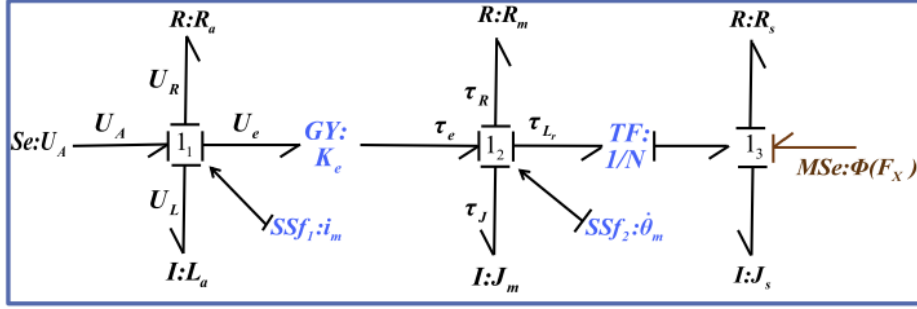


Figure 3.8 : Modèle de Bond Graph en causalité dérivée.

Les RRAs sont obtenus directement à partir du modèle Bond Graph en utilisant la loi de conservation de l'énergie à la jonction dualisée. En appliquant la procédure de génération des RRAs, deux RRAs classiques peuvent être obtenues :

$$RRA_1 : U_A - R_{An} i_m - L_{An} \frac{di_m}{dt} - K \dot{\theta}_m + a_1 \quad (3.14)$$

$$RRA_2 : K_e i_m - R_{Mn} \dot{\theta}_m - J_{Mn} \frac{d\dot{\theta}_m}{dt} - \tau_{Lr} + a_2 \quad (3.15)$$

$$\text{Où } \tau_{Lr} = \left(\frac{J_{Sn}}{N^2} \frac{d\dot{\theta}_m}{dt} + \frac{R_{Sn}}{N^2} \dot{\theta}_m + \frac{F_x}{N} \right)$$

Où a_1 et a_2 représentent les seuils de détection. Ils peuvent être définis de deux manières :

- statique : en utilisant une approche statistique, par exemple 3 fois la moyenne du signal [Djeziri, 2007].
- dynamique : en utilisant les incertitudes sur les paramètres pour un LFT robuste [Djeziri, 2007, Touati 2012].

Les seuils ci-dessous peuvent être générés directement à partir du Bond Graph en causalité dérivée de la façon suivante :

$$\begin{aligned} a_1 &= \max \left(-R_{an} \zeta_{im} - L_{an} \frac{d\zeta_{im}}{dt} - k \zeta_{\dot{\theta}_m} \right) \\ &= R_{an} \max(\zeta_{im}) + L_{an} \max \left(\frac{d\zeta_{im}}{dt} \right) + k \max(\zeta_{\dot{\theta}_m}) \end{aligned} \quad (3.16)$$

$$\begin{aligned} a_2 &= \max \left(K_e i_m - R_{Mn} \dot{\theta}_m - J_{Mn} \frac{d\dot{\theta}_m}{dt} - \frac{J_{Sn}}{N^2} \frac{d\dot{\theta}_m}{dt} - \frac{R_{Sn}}{N^2} \dot{\theta}_m \right) \\ &= K_e \max(i_m) + R_{Mn} \max \left(\frac{d\zeta_{\dot{\theta}_m}}{dt} \right) + J_{Mn} \max \left(\frac{d\zeta_{\dot{\theta}_m}}{dt} \right) \\ &\quad + \frac{J_{Sn}}{N^2} \max \left(\frac{d\zeta_{\dot{\theta}_m}}{dt} \right) + \frac{R_{Sn}}{N^2} \max \left(\frac{d\zeta_{\dot{\theta}_m}}{dt} \right) \end{aligned} \quad (3.17)$$

Où ζ_m et ζ_{im} sont respectivement les erreurs de mesure de capteur de vitesse et du courant.

Le maximum de l'erreur déterminé sur la mesure de la dérivée est estimé en [Touati, 2012] comme suit :

$$\max \left(\frac{d\zeta_{im}}{dt} \right) = \frac{2 \cdot \max(\zeta_{im})}{\Delta t} \quad (3.18)$$

$$\max \left(\frac{d\zeta_{\dot{\theta}_m}}{dt} \right) = \frac{2 \cdot \max(\zeta_{\dot{\theta}_m})}{\Delta t} \quad (3.19)$$

Où Δt représente le temps d'échantillonnage.

À partir de la structure de ces RRAs, la matrice de signature de défauts (FSM) présentée dans le **Tableau 3.2** est déduite. La FSM montre que les défauts sur 10 composants sont détectables. Cependant, les trois premiers composants partagent les mêmes FS, pareille. Pour améliorer l'isolabilité des défauts sur ces composants, l'approche proposée dans les sections précédentes est appliquée. Par souci de simplicité, considérons comme exemple les trois premiers composants.

5.2 RRAs augmentées

La méthode présentée précédemment permet d'augmenter l'isolabilité du système en utilisant les RRAs augmentées. Considérez la **figure 3.9** où l'élément de dualisation $SSf : \dot{\theta}_m$ reçoit la vitesse mesurée du système réel θ_m est remplacé par la source du signal $SSf : \dot{\theta}_{mod}$ qui reçoit le signal de la valeur de vitesse θ_{mod} du modèle du système. En appliquant la loi de conservation de l'énergie sur les jonctions dualisées, deux nouvelles RRAs peuvent être générées comme suit :

$$RRA_3 : U_A - R_{An} i_m - L_{An} \frac{di_m}{dt} - K \dot{\theta}_{mod} + a_3 \quad (3.20)$$

$$RRA_4 : K_e i_m - R_{Mn} \dot{\theta}_{mod} - J_{Mn} \frac{d\dot{\theta}_{mod}}{dt} - \tau_{Lr} + a_4 \quad (3.21)$$

Où $\tau_{Lr} = \left(\frac{J_{Sn}}{N^2} \frac{d\dot{\theta}_{mod}}{dt} + \frac{R_{Sn}}{N^2} \dot{\theta}_{mod} + \frac{F_x}{N} \right)$

Dans ce cas, les seuils adaptatifs peuvent être exprimés par les expressions suivantes :

$$\begin{aligned} a_3 &= \max \left(-R_{an} \zeta_{im} - L_{an} \frac{d\zeta_{im}}{dt} \right) \\ &= R_{an} \max(\zeta_{im}) + L_{an} \max \left(\frac{d\zeta_{im}}{dt} \right) \end{aligned} \quad (3.22)$$

$$\begin{aligned} a_4 &= \max(K_e \zeta_{im}) \\ &= K_e \max(\zeta_{im}) \end{aligned} \quad (3.23)$$

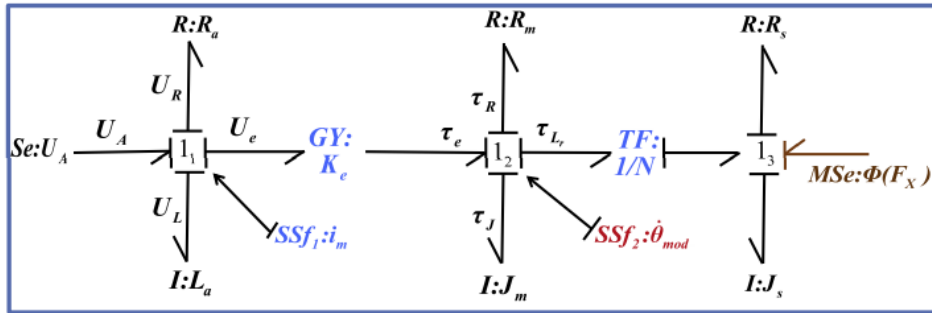


Figure 3.9 : Génération du deuxième ensemble du RRA augmentée.

La même procédure est appliquée à $SSf : i_m$ qui est remplacé par la source de signal du modèle actuel $SSf : i_{mod}$ dans la **figure 3.9**. De la même façon, on obtient les deux RRAs suivants :

$$RRA_5 : U_A - R_{An} i_{mod} - L_{An} \frac{di_{mod}}{dt} - K \dot{\theta}_m + a_5 \quad (3.24)$$

$$RRA_6 : K_e i_m - R_{Mn} \dot{\theta}_m - J_{Mn} \frac{d\dot{\theta}_m}{dt} - \tau_{Lr} + a_6 \quad (3.25)$$

$$\text{Où : } \tau_{Lr} = \left(\frac{J_{Sn}}{N^2} \frac{d\dot{\theta}_m}{dt} + \frac{R_{Sn}}{N^2} \dot{\theta}_m + \frac{F_x}{N} \right)$$

Dans ce cas, les seuils peuvent être obtenus comme suit :

$$\begin{aligned} a_5 &= \max \left(K_e \zeta_{\dot{\theta}_m} \right) \\ &= K_e \max \left(\zeta_{\dot{\theta}_m} \right) \end{aligned} \quad (3.26)$$

$$\begin{aligned} a_6 &= \max \left(R_{Mn} \dot{\theta}_m - J_{Mn} \frac{d\dot{\theta}_m}{dt} - \frac{J_{Sn}}{N^2} \frac{d\dot{\theta}_m}{dt} + \frac{R_{Sn}}{N^2} \dot{\theta}_m \right) \\ &= KR_{Mn} \max \left(\frac{d\zeta_{\dot{\theta}_m}}{dt} \right) + J_{Mn} \max \left(\frac{d\zeta_{\dot{\theta}_m}}{dt} \right) \\ &\quad + \frac{J_{Sn}}{N^2} \max \left(\frac{d\zeta_{\dot{\theta}_m}}{dt} \right) + \frac{R_{Sn}}{N^2} \max \left(\frac{d\zeta_{\dot{\theta}_m}}{dt} \right) \end{aligned} \quad (3.27)$$

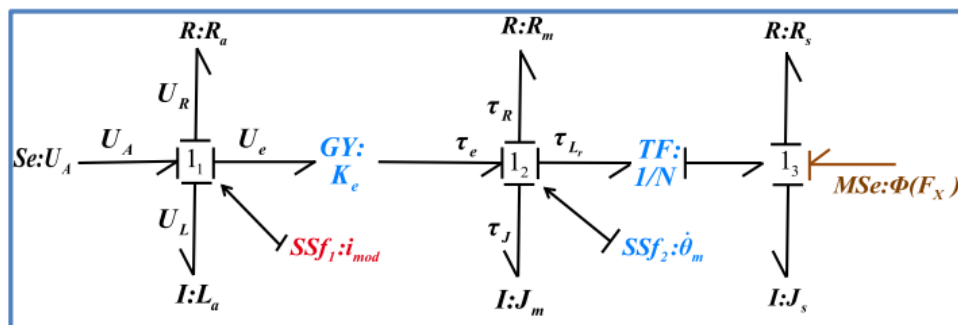


Figure 3.10 : Génération du troisième ensemble de la RRA augmentée.

Au total, nous obtenons trois couples d'équations des RRAs, soit six RRAs augmentées.

Remarque : Pour la détection des défauts, seule l'équation RRA classique (**Eq3.21**) est importante. Les nouvelles équations RRA ajoutées (**Eq3.20**) et (**Eq3.25**) n'aident que dans l'isolement des défauts. Cependant, en raison de la redondance, toutes les nouvelles RRAs générées ne sont pas nécessairement requises.

La sélection des RRAs nécessaires pour l'amélioration de l'isolabilité des systèmes permet d'éviter les redondances pour construire un ensemble optimal de RRAs augmentées. Cette redondance peut apparaître dans la FSM augmentée.

Pour chaque couple de RRAs, il est préférable de choisir uniquement la RRA correspondant aux jonctions liées à une source de signal de mesure réelle et non de modèle. En appliquant cette sélection, quatre RRAs augmentées peuvent être écrites comme suit :

$$RRA_1 : U_A - R_{An} i_m - L_{An} \frac{di_m}{dt} - K \dot{\theta}_m + a_1$$

$$RRA_2 : K_e i_m - R_{Mn} \dot{\theta}_m - J_{Mn} \frac{d\dot{\theta}_m}{dt} - \tau_{Lr} + a_2$$

$$RRA_3 : U_A - R_{An} i_m - L_{An} \frac{di_m}{dt} - K \dot{\theta}_{mod} + a_3$$

$$RRA_6 : K_e i_m - R_{Mn} \dot{\theta}_m - J_{Mn} \frac{d\dot{\theta}_m}{dt} - \tau_{Lr} + a_6$$

$$\text{Avec } \tau_{Lr} = \left(\frac{J_{Sn}}{N^2} \frac{d\dot{\theta}_m}{dt} + \frac{R_{Sn}}{N^2} \dot{\theta}_m + \frac{F_x}{N} \right)$$

Une fois les RRAs augmentées optimales obtenues, la nouvelle FSM est présentée dans le **Tableau 3.3**.

Notez que la FSM générée à l'aide du **Tableau 3.3** a plus de signatures de défauts que celle générée en utilisant uniquement les RRAs classiques (**Tableau 3.2**).

Tableau 3.3. : Matrice de signature de défauts (FSM) de Robotino.

Résidus/Fautes	ARR_1	ARR_2	Db	Ib	FS
$Df: i_m$	1	1	1	0	S_1
$Df: \dot{\theta}_m$	1	1	1	0	
$GY: Ke$	1	1	1	0	
$Se: U_A$	1	0	1	0	S_2
$R : Ra$	1	0	1	0	
$I: La$	1	0	1	0	
$R: Rm$	0	1	1	0	S_3
$I: Jm$	0	1	1	0	
$R: Rs$	0	1	1	0	
$I: Js$	0	1	1	0	
Fx	0	1	1	0	

Tableau 3.4 : Matrice de signature de défauts augmentée (FSM augmentée) de Robotino.

Résidus/Fautes	ARR_1	ARR_2	ARR_3	ARR_4	Db	Ib	FS
$Df: i_m$	1	1	1	0	1	1	S_{11}
$Df: \dot{\theta}_m$	1	1	0	1	1	1	S_{12}
$GY: Ke$	1	1	1	1	1	1	S_{13}
$Se: U_A$	1	0	1	0	1	0	S_2
$R : Ra$	1	0	1	0	1	0	
$I: La$	1	0	1	0	1	0	
$R: Rm$	0	1	0	1	1	0	S_3
$I: Jm$	0	1	0	1	1	0	
$R: Rs$	0	1	0	1	1	0	
$I: Js$	0	1	0	1	1	0	
Fx	0	1	0	1	1	0	

5.3 Résultats expérimentaux

5.3.1 Partie 1 : Amélioration de détection des défauts

Dans cette première partie, l'approche proposée est appliquée au dispositif expérimental précédent. Afin d'illustrer et de comparer les résultats obtenus avec la génération des RRAs classiques, plusieurs scénarii de fonctionnement défectueux sont testés sur les deux approches : l'approche classique et l'approche proposée.

5.3.1.1 Scenario 1 : RRAs classiques en mode de fonctionnement normal

Les signaux de mesures expérimentales $i(t)$ et $w(t)$ en mode de fonctionnement normal sont donnés à la **figure 3.11**. Les deux RRAs sont évaluées dans le mode de fonctionnement normal. D'après la théorie des seuils adaptatifs, ces résidus restent à l'intérieur des seuils.

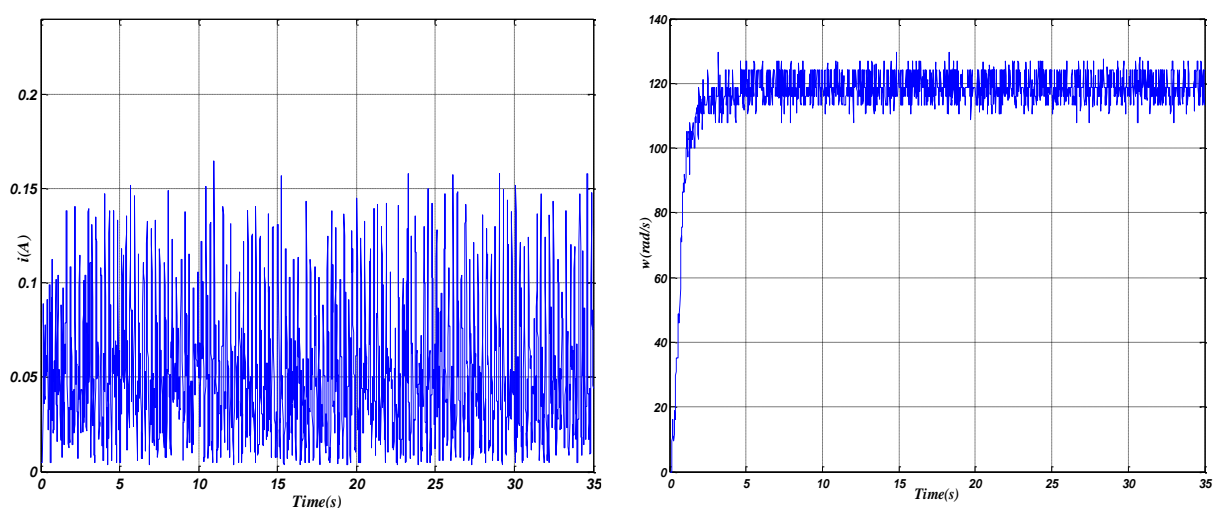


Figure 3.11 : Sorties expérimentales du système en fonctionnement normal.

Les évolutions des résidus r_1 et r_2 en fonctionnement normal sont présentées sur la **figure 3.11**. Dans ce cas, ces résidus restent à l'intérieur des seuils, ce qui indique l'absence des défauts.

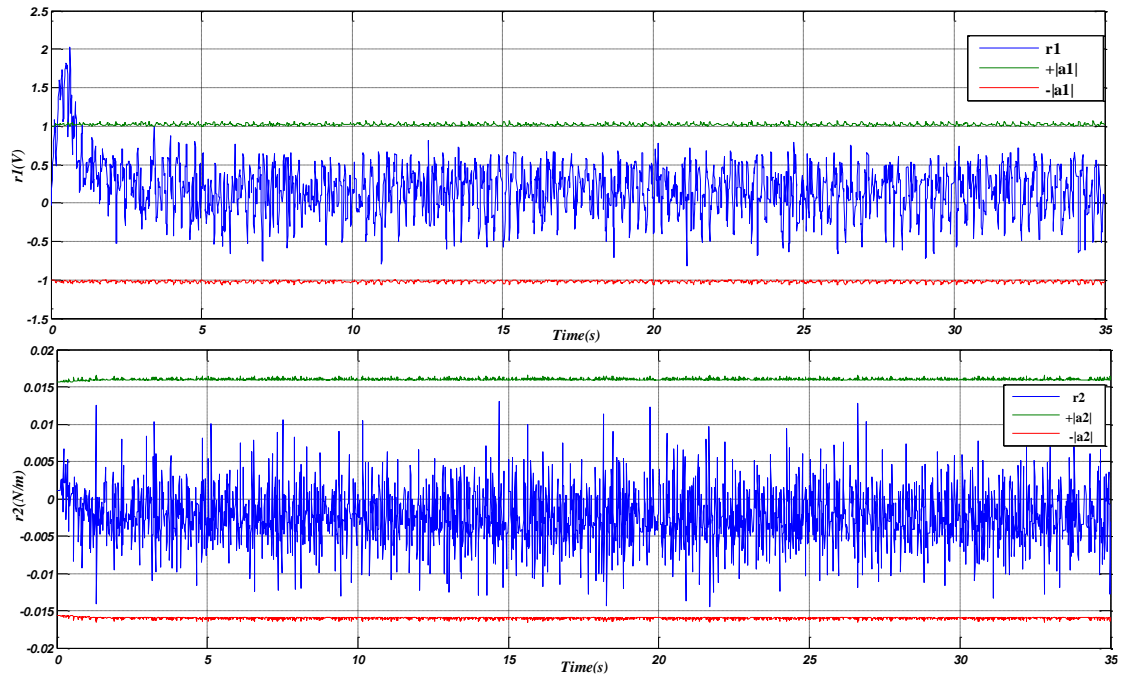


Figure 3.12 : r_1 et r_2 avec des certitudes en mode de fonctionnement normal.

5.3.1.2 Scenario 2 : RRAs classiques en affectant le défaut capteur et actionneur

Deux défauts additifs sont appliqués à l'actionneur (Se:UA) et à la mesure du courant (Df : im) respectivement aux intervalles de temps [20s-30s] et [10s-25s] illustrés à la **figure 3.13**. La tension d'entrée est estimée hors ligne à partir de la vitesse mesurée et de la vitesse souhaitée.

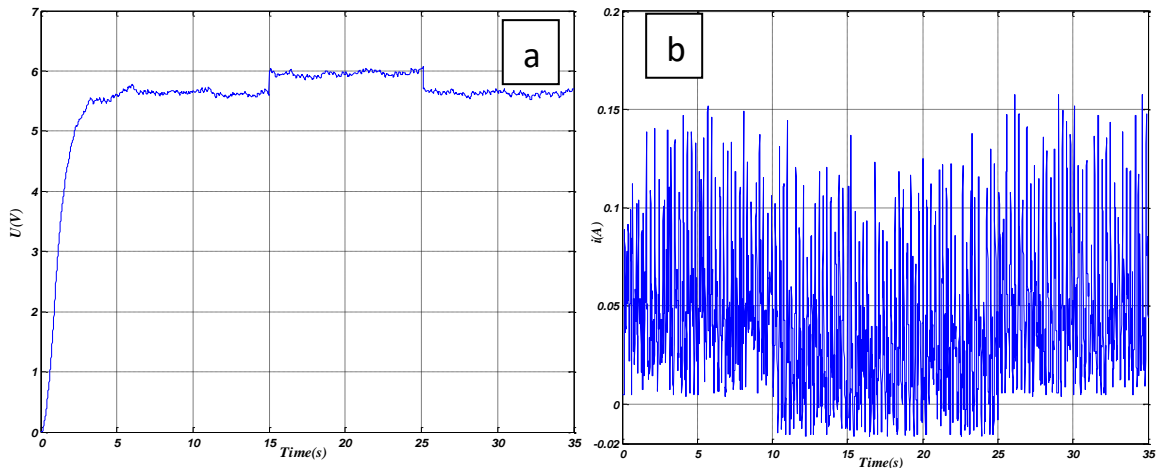


Figure 3.13 : Données expérimentales d'entrée (a) et de sortie (b) en situation défectueuse.

Un défaut additif d'une amplitude égale à 12 % de la valeur nominale de la mesure $i(t)$ pendant l'intervalle de temps [10s-25s] est introduit.

Les résultats expérimentaux sont donnés à la **figure 3.14**. Les résidus ne sont pas sensibles à ce défaut de capteur. Ce problème est dû à une surestimation des seuils a_1 et a_2 .

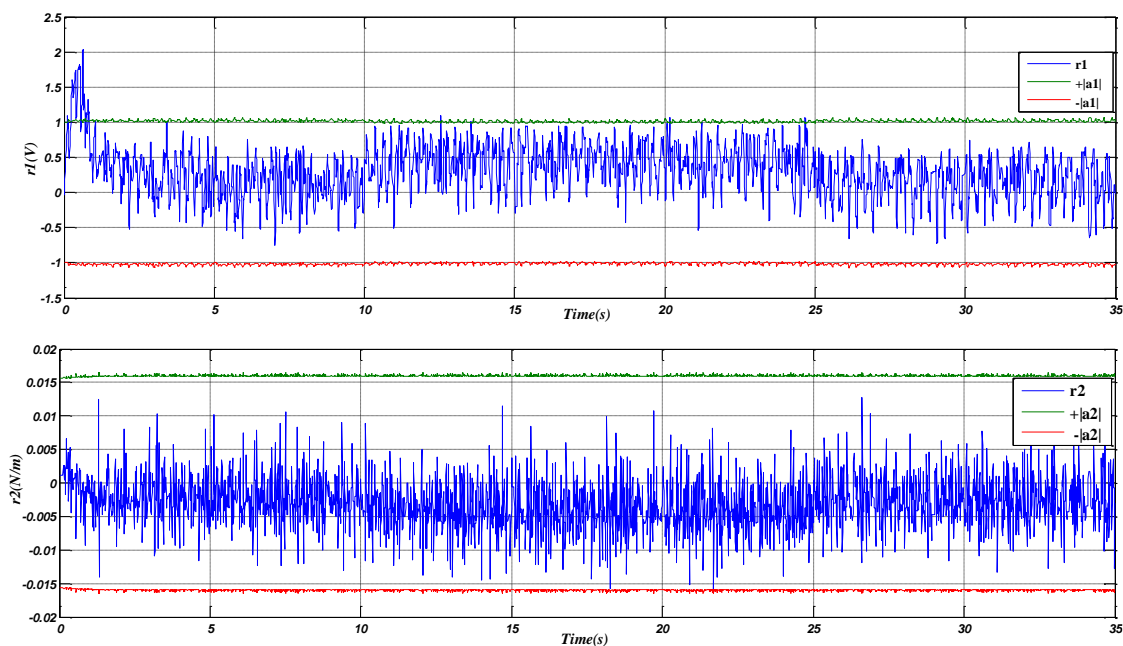


Figure 3.14 : r_1 et r_2 avec des incertitudes en cas de défaut capteur.

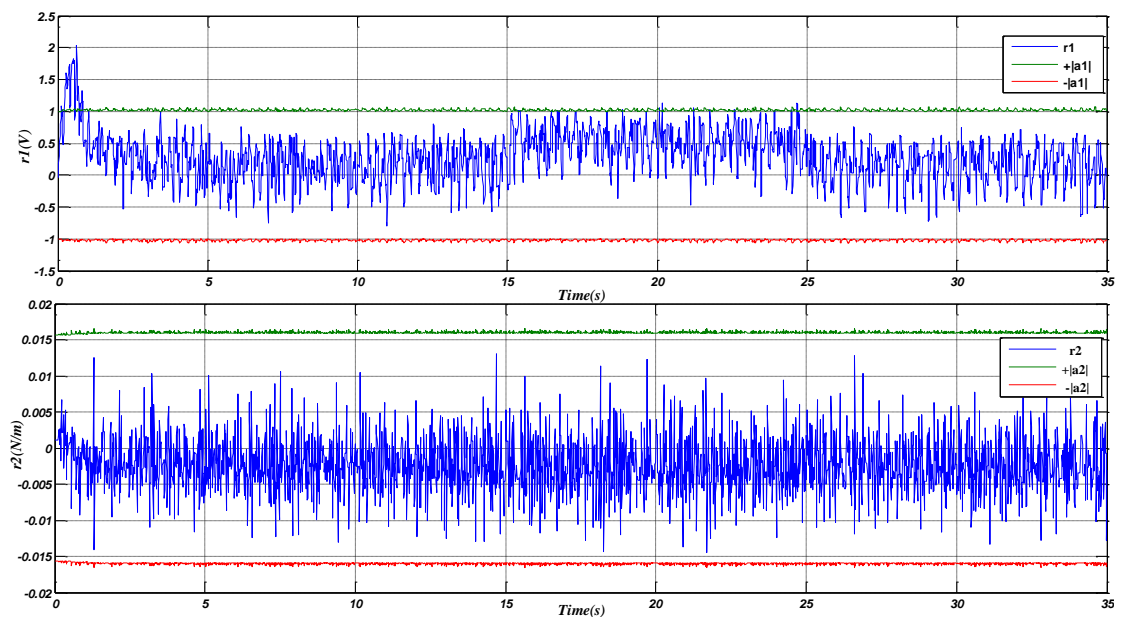


Figure 3.15 : r_1 et r_2 avec des incertitudes en cas de défaut actionneur.

Après avoir introduit le défaut dans l'actionneur (Se : UA), les deux résidus sont proches de zéro et restent à l'intérieur des seuils (voir la **figure 3.15**). Le résidu r_2 ne détecte pas ce défaut car il n'y est pas sensible, ce qui semble être le cas d'après la matrice de signature des défauts (**Tableau 3.3**) mais le résidu r_1 n'a pas une sensibilité élevée en raison de la présence de la dérivée des incertitudes de mesure.

5.3.1.3 Scenario 3 : Défaut capteur et actionneur en appliquant la fonction linéaire

Afin d'améliorer la détectabilité de ce défaut, une procédure de génération directe des résidus linéaires à partir de modèle est présentée dans la **figure 3.16**. Cette génération est basée sur le recalcul des seuils de détection.

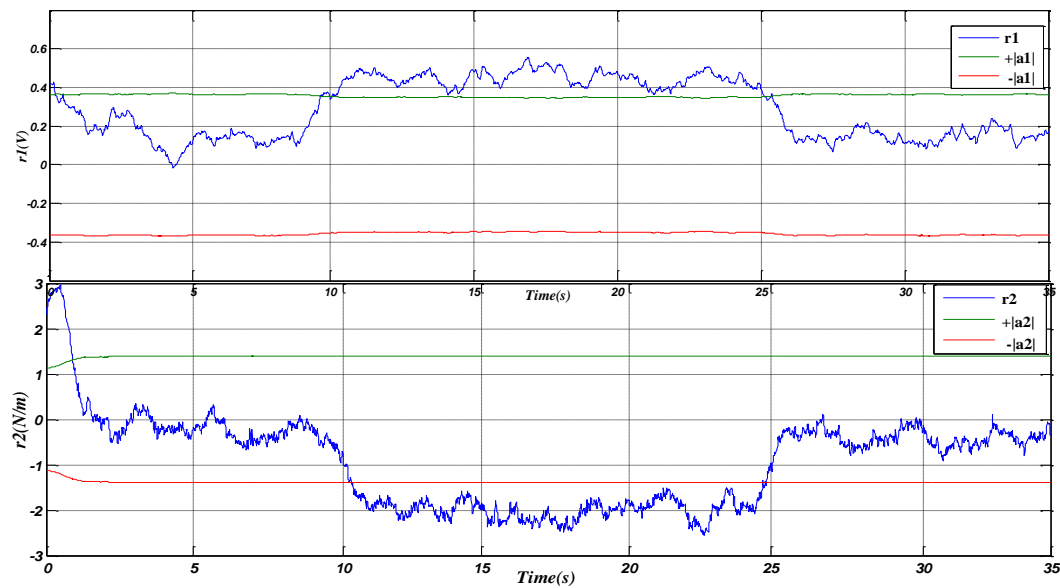


Figure 3.16 : r_1 et r_2 en défaut après la procédure de génération des RRAs.

Après avoir utilisé la fonction linéaire (moyenne tronquée) qui est démontrée en **Annexe 2**, le résidu dans ce cas dépasse les nouveaux seuils. Cependant, comme le montre la **figure 3.17**, les résidus dépassent le seuil de $t = 10s$ à $t = 25s$ pour lequel une alarme est générée.

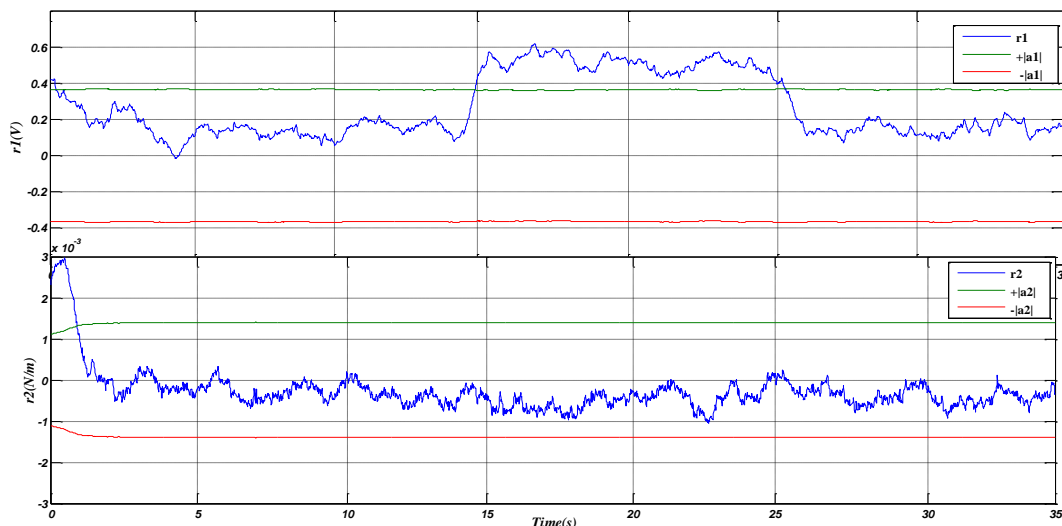


Figure 3.17 : r_1 et r_2 avec un défaut actionneur après procédure de génération des RRAs.

Afin d'éviter les fausses décisions présentées dans la **figure 3.14**, nous avons appliqué la fonction linéaire. Comme le montre la **figure 3.17**, le résidu r_1 détecte le défaut de l'actionneur considéré, ce qui est vérifié par la matrice de signature des défauts.

5.3.1.4 Discussion

D'après les résultats ci-dessus concernant les différentes situations de défaut, et les résidus générés par la suite en utilisant l'algorithme suggéré, il est évident que la détection des défauts peut être résolue en utilisant la méthode proposée pour améliorer la détectabilité des défauts dans le système. Ainsi, cet algorithme proposé nous permet d'éviter les fausses décisions pour obtenir une indication similaire dans la matrice de signature des défauts.

5.3.1.5 Conclusion

Dans ce travail, une méthode de diagnostic robuste par rapport aux incertitudes paramétriques et de mesure basée sur l'approche du Bond Graph est développée. Une approche BG-LFT est utilisée pour générer les résidus robustes et les seuils

adaptatifs. La comparaison avec les travaux publiés, où les résidus robustes générés introduisent des seuils surévalués conduit à une mauvaise détection. Une fonction linéaire " trimmed mean " est utilisée dans le présent travail afin de détecter les défauts cachés dus aux incertitudes de mesure et aux effets du bruit.

L'intérêt innovant est l'utilisation de Bond Graph pour générer de manière automatique les nouveaux résidus avec leurs seuils linéaires et détecter certains défauts masqués par le bruit et les perturbations.

5.3.2 Partie 2 : Amélioration de l'isolabilité des défauts

Afin d'illustrer et de comparer les résultats obtenus avec la génération RRA classique, un ensemble de scénarii de fonctionnement défectueux est testé avec l'approche classique et la nouvelle approche.

5.3.2.1 Scénario 1 : Comportement normal

Dans ce scénario, aucune erreur n'est introduite dans le système. La **figure 3.18** illustre le comportement normal de l'entrée du système : la tension du moteur électrique indiquée par U (V) et ses sorties, à savoir le courant du moteur désigné par I (A) et la vitesse de rotation w (rad / s).

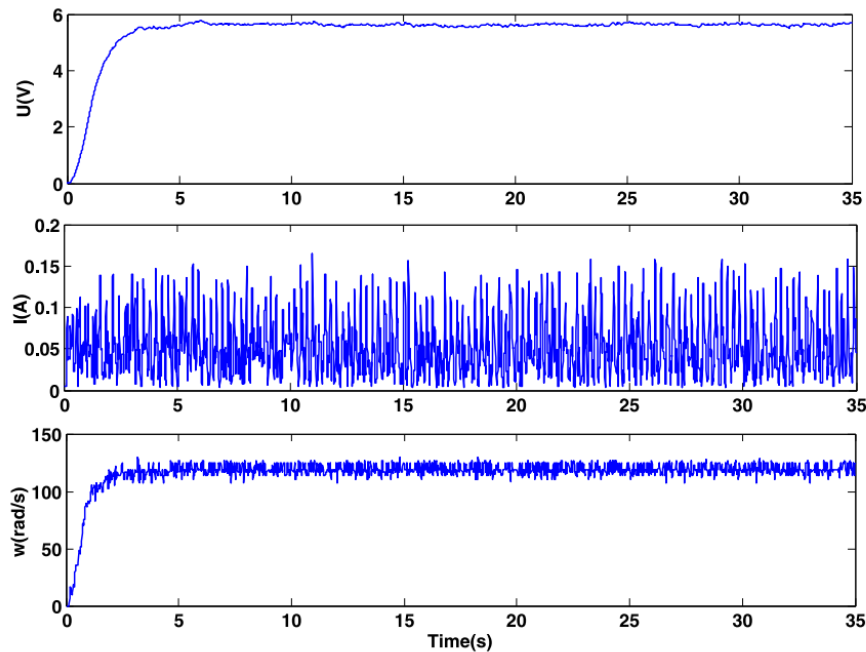


Figure 3.18 : Entrées-sorties d'un comportement sain.

En utilisant l'approche classique RRA, deux résidus sont générés. Dans un comportement sain, ces résidus conservent des valeurs proches de zéro, comme indiqué sur la **figure 3.19**. Le même cas est valable pour les résidus de la RRA augmentée, comme indiqué sur la **figure 3.20**. Les seuils statiques sont utilisés pour éviter la détection erronée.

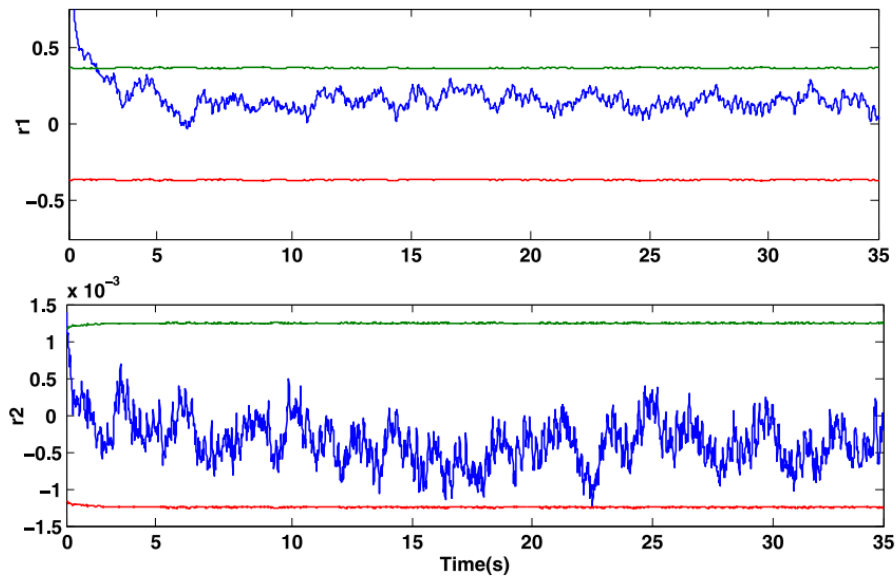


Figure 3.19 : Cas normal : approche RRA classique.

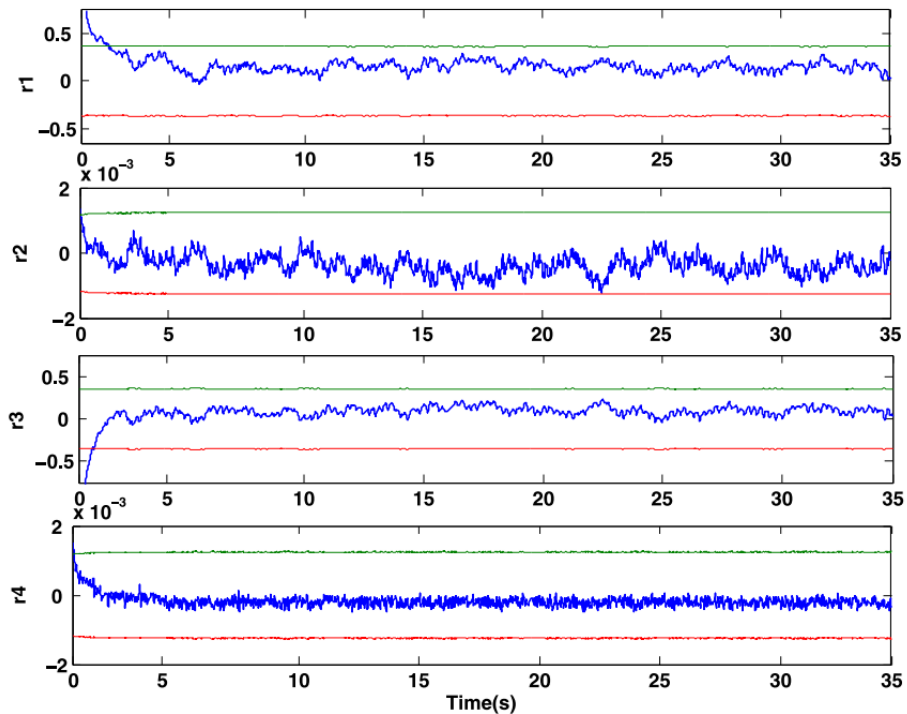


Figure 3.20 : Cas normal : approche RRA augmentée.

Les résidus du scénario 1 sont illustrés aux **figures 3.19 et 3.20**. La **figure 3.19** représente les résultats de la RRA classique, tandis que la **figure 3.19** représente les résultats de la technique proposée. Comme tous les résidus se situent dans les limites de seuil définis, aucun défaut n'est détecté. Par conséquent, la situation d'absence de défaut est correctement identifiée à la fois par la technique classique et par la technique proposée.

5.3.2.2 Scénario 2 : Capteur de courant défectueux

Dans ce scénario, un défaut additif sur le capteur de courant est introduit entre $t = [10\ 25]$ s. La **figure 3.21** illustre le comportement défectueux du capteur de courant du système.

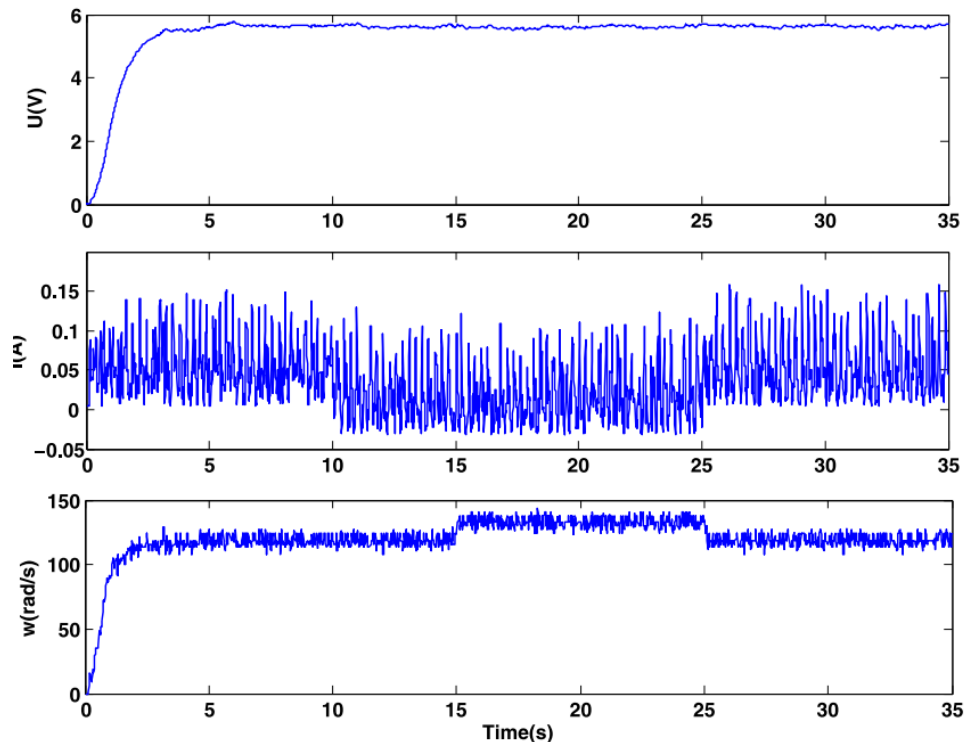


Figure 3.21 : Sorties dans les scénarii de défauts 2 et 3.

Les deux résidus générés à l'aide de l'approche RRA classique sont illustrés à la **figure 3.22**. Les deux résidus dépassent leurs seuils de détection du défaut. Les résidus générés par la RRA augmentée, représentée sur la **figure 3.23**, indiquent également la détection d'un défaut. Les deux premiers résidus sont les mêmes que dans l'approche classique, les autres sont les résidus ajoutés. Le premier résidu ajouté est sensible à la faute alors que le second ne l'est pas.

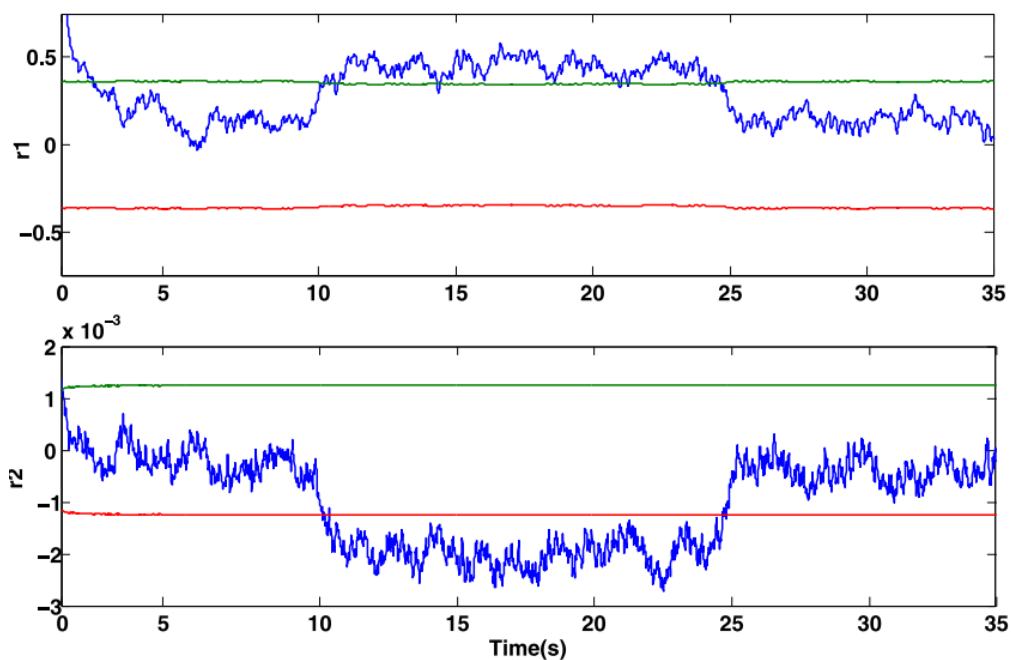


Figure 3.22 : Capteur de courant défectueux : approche RRA classique.

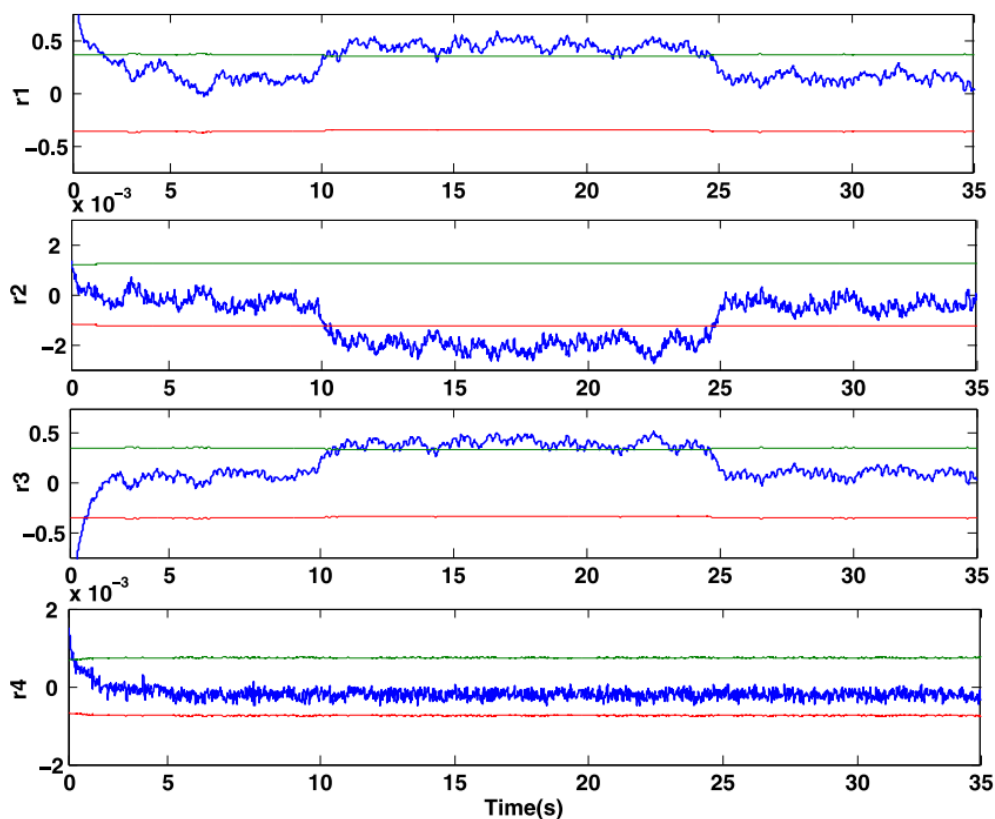


Figure 3.23 : Capteur de courant défectueux : approche RRA augmentée.

5.3.2.3 Scénario 3 : Capteur de vitesse défectueux

Dans ce scénario, un défaut additif sur le capteur de vitesse est introduit entre $t = [10, 25]$ s. La **figure 3.20** illustre le comportement défectueux du capteur de vitesse du système.

Les deux résidus générés à l'aide de l'approche RRA classique sont illustrés à la **figure 3.24**. Les deux résidus dépassent leurs seuils indiquant l'occurrence du défaut. Cependant, la même signature d'erreur est partagée avec le scénario 2 précédent. Les résidus générés par la RRA augmentée sont illustrés à la **figure 3.25**, ils détectent également l'erreur. Cependant, en raison de la multiplication des RRA générées par la technique proposée, l'identification et l'isolement des défauts sont possibles.

En se référant à la matrice de signatures de défaut (**Tableau 3.2**), les résultats indiquent un capteur de courant défectueux qui correspond au défaut réel. Ainsi, la technique proposée peut isoler correctement le capteur de courant défectueux.

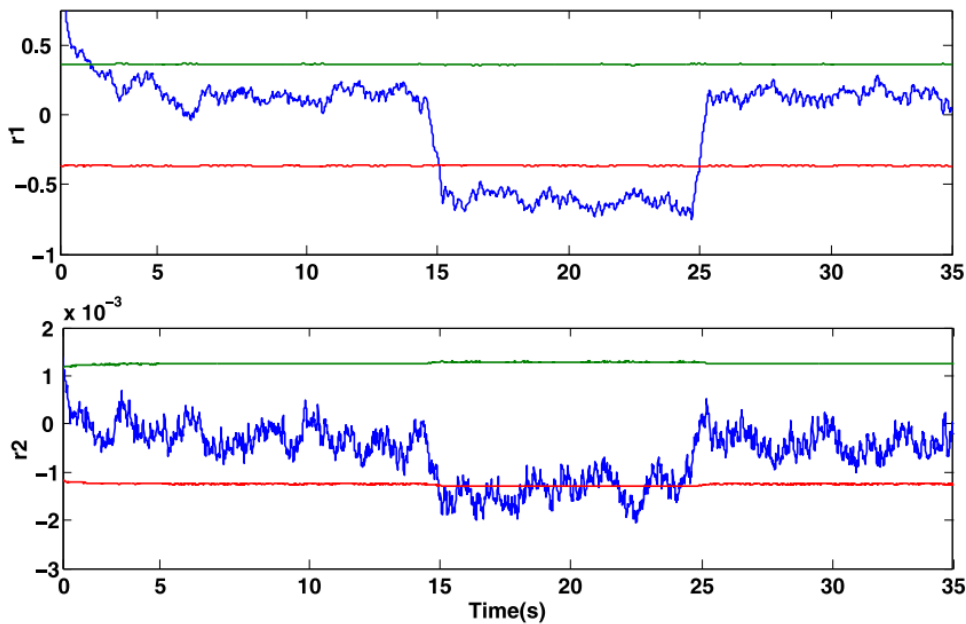


Figure 3.24 : Capteur de vitesse défectueux : approche RRA classique.

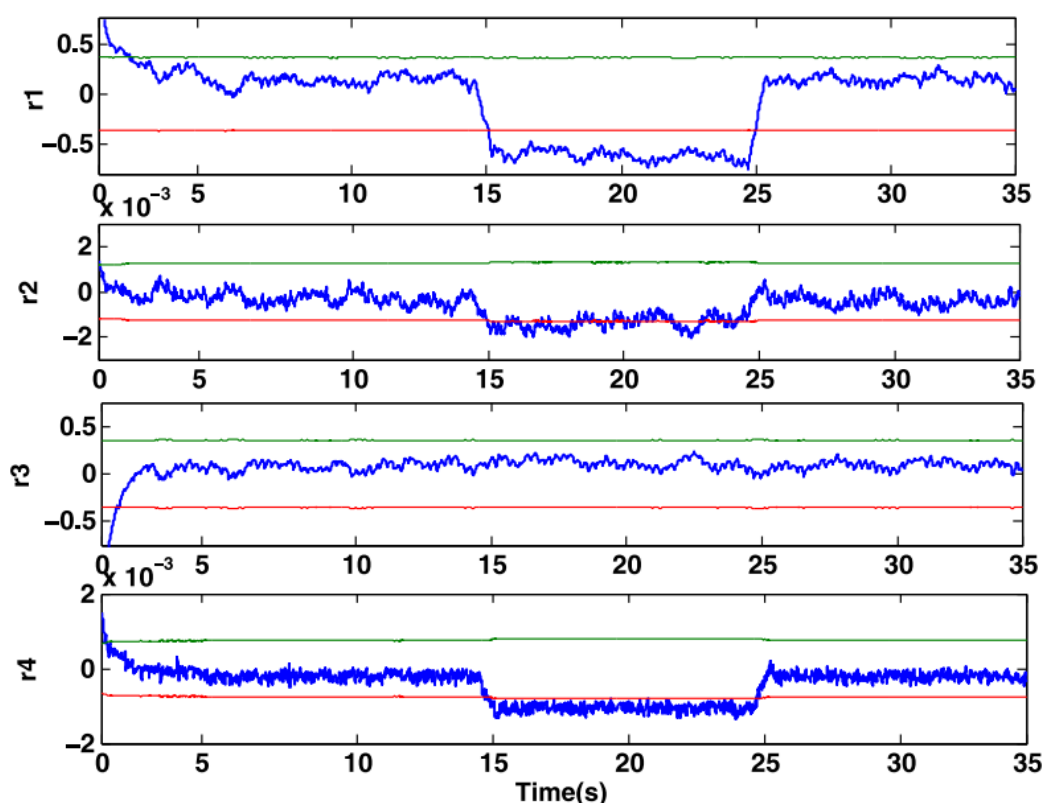


Figure 3.25 : Capteur de vitesse défectueux : approche RRA augmentée.

5.3.2.4 Discussion

Notez que, comme le montrent les **figures 3.22 et 3.24**, l'approche RRA classique ne permet pas d'identifier la source du défaut, car les deux résidus sont sensibles aux différents scénarii de défaut.

En d'autres termes, la même signature d'erreur est associée aux deux cas (scénario 2, 3 et autres ; voir le **Tableau 3.4**). En utilisant l'approche RRA augmentée, les **figures 3.23 et 3.25** montrent que cette approche permet de spécifier une signature de défaillance unique pour chaque scénario défaillant, augmentant de ce fait l'isolabilité du système.

5.3.2.5 Conclusion

Dans ce travail, le problème de l'isolation robuste des défauts a été étudié afin d'améliorer l'isolement des défauts des résidus. Une nouvelle méthode basée sur la modélisation des Bond Graph et des RRAs augmentées est proposée. Les RRAs sont obtenues directement à partir du modèle Bond Graph en utilisant ses propriétés

structurelles et causales. Une forme spécifique des RRAs augmentées est utilisée pour améliorer l'isolement des défauts dans les résidus.

La méthode développée est appliquée à un robot mobile nommé Robotino pour améliorer la tâche d'isolation des défauts. Les deux techniques ont ensuite été exposées à différentes conditions de défauts. La méthode proposée permet de mieux isoler les défauts, sans utiliser de capteurs supplémentaires. Nous avons montré l'efficacité de la méthode diagnostic par Bond Graph à travers des simulations sur MATLAB/SIMULINK et 20SIM. Après la simulation, nous avons bien constaté que le résultat de la méthode d'amélioration de l'isolabilité des défauts par la génération des RRAs augmentées est positif car elle a permis d'isoler deux défauts de capteurs et un défaut de composant.

Conclusion générale

Ce travail de recherche se base sur l'utilisation de l'outil Bond Graph en vue de comprendre les transferts de puissance entre les parties de système puis la modélisation et l'obtention du modèle dynamique à l'aide des propriétés spécifique de Bond Graph.

La génération des relations de redondances analytiques (RRAs) par l'approche Bond Graph présente quelques caractéristiques intéressantes : elles sont simples à comprendre. Ces relations sont déduites directement de la représentation graphique sous forme des relations analytiques et injectées sur l'interface graphique (MATLAB/SIMULINK, 20SIM). Après avoir exécuté cette tâche, la détection et l'isolation des défauts peuvent être vérifiées à partir de la matrice de signature des défauts.

La représentation incertaine du modèle Bond Graph sous la forme de transformation linéaire fractionnelle a été exploitée pour la génération des expressions des seuils robustes de détection du défaut par rapport aux incertitudes de mesures. Afin d'améliorer la robustesse de décision, une méthode d'évaluation basée sur l'intégration de la fonction linéaire sur la représentation de modèle Bond Graph pour éviter le problème de la surestimation des seuils.

L'opération sur le système Robotino a paru très efficace du fait de sa simplicité et de ses supports de modélisation et de simulation à l'exception de la matrice de signature des défauts qui n'a pas été assez efficace pour l'isolation de défauts. Ce problème a été résolu par l'amélioration d'isolation par les relations des redondances analytique augmentées.

Enfin, pour valider les résultats structurels obtenus, les procédures développées dans le cadre de cette thèse ont été vérifiées dans un Robot autonome nommé Robotino. Nous avons décrit un modèle simplifié du Robotino, avec 3 sous-systèmes électromécaniques de traction. Chaque sous-système de traction est composé de trois capteurs, qui sont exploités pour la génération des RRAs. L'analyse du diagnostic est ensuite utilisée pour évaluer la détection et l'isolation sur un sous-système électromécanique. Une fois les résultats structurels obtenus, des résultats expérimentaux ont été réalisées afin de les valider.

Ainsi, le travail présenté dans cette thèse a permis d'enrichir les travaux précédents, pour le diagnostic robuste à partir de modèle Bond Graph en présence d'incertitudes paramétriques et de mesures, en isolant cette fois tous les types de défauts (composants, actionneurs et capteurs).

Perspective :

Nous allons proposer une implémentation informatique de la fonction linéaire sur un logiciel dédié aux Bond Graphs (20SIM, symboles2000), allant de la modélisation jusqu'à la génération des relations de redondance analytiques, afin d'améliorer la détectabilité de certains défauts.

Les travaux sur le diagnostic robuste vis-à-vis des RRAs augmentées peuvent être élargis aux systèmes hybrides. Ce dernier est modélisé par Bond Graph hybride avec jonctions contrôlées en tenant compte du changement de mode. Les RRAs augmentées peuvent être utilisées afin d'isoler les défauts affectant les composants de système de chaque mode de fonctionnement.

En présence des défauts paramétriques, Robotino peut avoir une déviation en dehors de sa trajectoire. Ainsi, comme perspective de notre travail, nous proposons de traiter le problème de la commande tolérante aux fautes qui sert à corriger la trajectoire même en présence de défauts. Le Bond Graph bicausal permet de calculer les commandes en présence de défauts qui est bien isolé à l'aide de RRAs augmentées, ce qui permet d'éviter des fausses prises de décision sur la localisation de certains défauts. Ces commandes peuvent compenser la puissance générée par le défaut dans certains cas.

ANNEXE 1 : Procédure de la méthode Bond Graph

Les étapes **1** et **2** concernent l'identification des domaines physiques et des éléments :

- 1.** Déterminer les domaines physiques du système étudié et rechercher tous les éléments de base : $C, I, R, S_e, S_f, TF \text{ et } GY$. Donner à chaque élément un nom distinct.
- 2.** Introduire une valeur de référence pour les efforts, les vitesses, les pressions, ... dans chacun des domaines.

Les étapes **3** à **6** décrivent la génération des connexions de la structure :

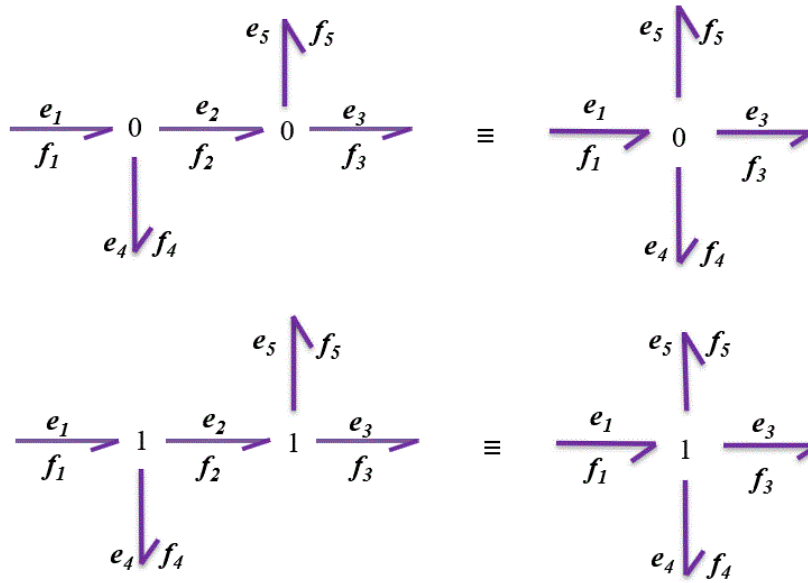
- 3.** Identifier tous les autres efforts (vitesses, ...) et leur attribuer un nom propre.
- 4.** Tracer pour ces efforts des 0-jonctions et des 1-jonctions.
- 5.** Rechercher toutes les différences entre efforts nécessaires pour relier les ports de tous les éléments déterminés à l'étape 1. Leur donner un nom unique marquant cette différence (exemple : e_{12} pour une différence entre l'effort e_1 et l'effort e_2).
- 6.** Construire les différences entre efforts en utilisant soit une 1-jonction soit une 0-jonction et les représenter.

Les éléments peuvent être maintenant connectés :

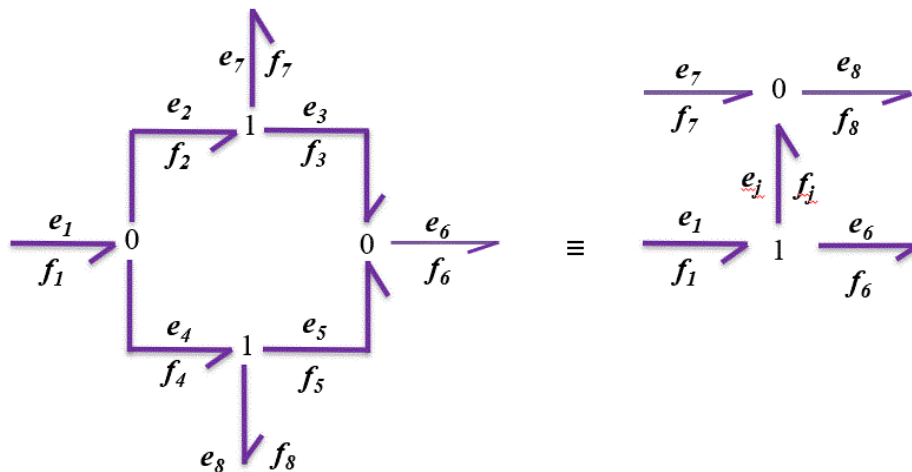
- 7.** Relier les ports de tous les éléments trouvés à l'étape **1** avec des 0-jonctions des efforts correspondants ou des différences entre efforts.
- 8.** Simplifier le graphe obtenu en appliquant les règles de simplification suivantes :
 - Une jonction entre deux liens peut être simplifiée si les liens représentent une direction de la puissance unique :

$$\begin{array}{c} \frac{e_1}{f_1} \rightarrow 0 \frac{e_2}{f_2} \rightarrow \equiv \frac{e}{f} \rightarrow \\ \frac{e_1}{f_1} \rightarrow 1 \frac{e_2}{f_2} \rightarrow \equiv \frac{e}{f} \rightarrow \end{array}$$

- Un lien entre deux jonctions identiques peut être simplifié et les jonctions peuvent être simplifiées en une seule :



- Deux efforts ou flux identiques construits séparément peuvent être simplifiés en une différence entre deux efforts ou deux flux :



ANNEXE 2 : Détermination de la causalité sur un Bond Graph

La procédure pour déterminer la causalité sur un Bond Graph est basée sur les remarques suivantes :

- Les éléments sources (S_e et S_f) impose une causalité unique. Pour S_e , l'effort est imposé du côté de la flèche ; pour S_f , c'est l'inverse.

Liens et causalités	Schémas de calculs	Type de causalité
	$e(t) := \varphi_c^{-1}(q(t))$	Causalité intégrale
	$f(t) := \frac{d}{dt} [\varphi_c(e(t))]$	Causalité dérivée
	$f(t) := \varphi_I^{-1}(p(t))$	Causalité intégrale
	$e(t) := \frac{d}{dt} [\varphi_I(f(t))]$	Causalité dérivée

- Pour les 0-jonctions, les 1-jonctions, les transformateurs et les gyrateurs, une contrainte de causalité est imposée.

Liens et causalités	Schémas de calculs	Type de causalité
	$\begin{cases} e_1(t) := m e_2(t) \\ f_2(t) := m f_1(t) \end{cases}$	Causalité directe
	$\begin{cases} e_2(t) := \frac{1}{m} e_1(t) \\ f_1(t) := \frac{1}{m} f_2(t) \end{cases}$	Causalité inverse
	$\begin{cases} e_1(t) := r f_2(t) \\ f_2(t) := r f_1(t) \end{cases}$	Causalité directe
	$\begin{cases} e_2(t) := \frac{1}{r} e_1(t) \\ f_1(t) := \frac{1}{r} e_2(t) \end{cases}$	Causalité inverse

Jonctions	Liens et causalités	Schémas de calculs	Type de causalité
0-jonction		$\begin{cases} e_1 = e_2 = e_3 \\ f_1 + f_2 + f_3 = 0 \end{cases}$	Loi des nœuds, contrainte cinématique
1-jonction		$\begin{cases} e_1 + e_2 + e_3 = 0 \\ f_1 = f_2 = f_3 \end{cases}$	Loi de Newton, loi des mailles

- Pour les éléments de stockage C et I, le choix de causalité intégrale est préférable au choix de la causalité différentielle.
- Pour l'élément de dissipation R, il n'y a aucune préférence.

Liens et causalités	Schémas de calculs	Type de causalité
	$e(t) := \varphi_R(f(t))$	Causalité résistance
	$f(t) := \varphi_R^{-1}(e(t))$	Causalité conductance

Fonction linéaire :

Une moyenne tronquée est une mesure statistique de la centralité, appelée estimateur tronqué (parfois appelé moyenne tronquée) dérivée d'un autre estimateur en excluant certaines des valeurs extrêmes. La version tronquée est obtenue en écartant les P%, où P représente le pourcentage total de valeurs retirées des limites supérieure et inférieure. Par exemple, dans le cas de la moyenne ajustée à 20 %, 20 % des valeurs inférieures et 20 % des valeurs s

Comment calculer une moyenne tronquée

- Trouvez d'abord n= nombre d'observations
- Tronquez ce nombre d'observations des deux extrémités de la distribution (lorsqu'elles sont listées dans l'ordre).
- Trouvez la minuscule : proportion rognée.

- Multipliez le pourcentage à rogner par n , $R = n - 2 * K$. Soit $K = n * s$ et rogner K observations aux deux extrémités.
- Calculez la moyenne rognée par l'équation suivant:

$$F = \frac{1}{R} \sum_{i=1}^{n-2k} X_{K+i}$$

ANNEXE 3 : Principe de la causalité

- Les règles d'affectation de la causalité :

La procédure d'affectation de causalités est effectuée comme suit :

- 1^{ère} étape : affecter les causalités imposées par les éléments sources d'effort et de flux et les propager aussi loin que possible en prenant en compte les contraintes imposées par les transformateurs, gyrateurs, 0-jonctions et 1-jonctions.
- 2^{ème} étape : affecter la causalité intégrale (de préférence) aux éléments de stockage I et C et la propager dans le Bond Graph.
- 3^{ème} étape : affecter une causalité arbitraire aux éléments dissipatifs R et la propager dans le Bond Graph.
- 4^{ème} étape : si le Bond Graph n'est pas complet d'un point de vue causal, affecter une causalité arbitraire aux éléments non traités et la propager au sein du Bond Graph.

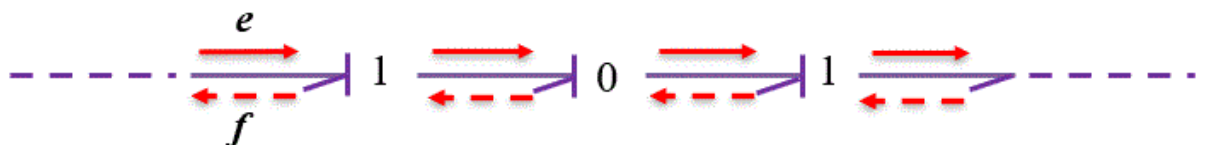
Si, lors des étapes 2 et 4, il existe un conflit, il faut alors utiliser une causalité différentielle pour les éléments C et I de manière à lever le conflit.

- Les chemins causaux :

Le Bond Graph est un graph où l'on définit par des boucles causales le chemin causal parcouru en suivant la propagation de l'information effort /flux. Un parcours de chemin causal permet de déterminer par exemple les conditions d'observabilité (chemin d'une variable d'état à un capteur) et d'atteignabilité ou commandabilité (chemin d'une source à une variable d'état) [Dauphin,2000].

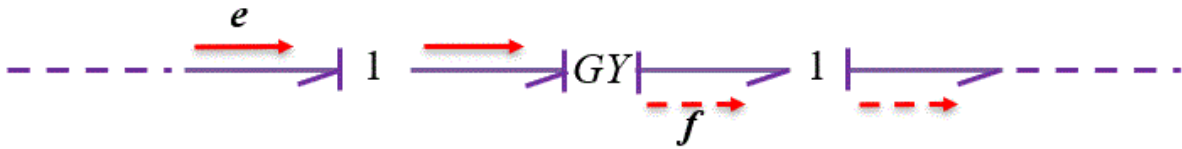
- Chemin causal simple

Un chemin causal est dit simple s'il est parcouru en suivant toujours la même variable. Il existe donc pour une même séquence de liens et de nœuds, deux chemins en suivant soit l'effort soit le flux.

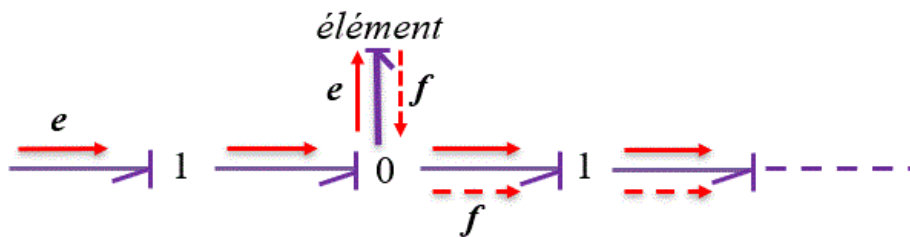


○ Chemin causal mixte

Un chemin causal est mixte s'il faut changer de variable lors du parcours : le chemin est appelé mixte direct en présence d'un GY.



Lorsqu'il faut traverser un élément R, C ou I, le parcours correspond à un chemin mixte indirect.



Références

- [Abdallah, 2017] Abdallah, Ibrahim. Event-driven hybrid bond graph: Application: hybrid renewable energy system for hydrogen production and storage. Diss. 2017.
- [Alkaya, 2011] Alkaya, A., & Eker, İ. "Variance sensitive adaptive threshold-based PCA method for fault detection with experimental application." *ISA transactions* 50.2 (2011):287-302.
- [Bai, 2006] Bai, L., Tian, Z., & Shi, S. "Design of H_∞ robust fault detection filter for linear uncertain time-delay systems." *ISA transactions* 45.4 (2006): 491-502.
- [Barakat, 2011] Barakat, M., Druaux, F., Lefebvre, D., Khalil, M., & Mustapha, O. "Self adaptive growing neural network classifier for faults detection and diagnosis." *Neurocomputing* 74.18 (2011): 3865-3876.
- [Blanke, 2006] Blanke, M, et al. *Diagnosis and fault-tolerant control*. Vol. 2. Berlin: springer, 2006.
- [Bouamama, 2003] Bouamama, B. O., et al. "Derivation of constraint relations from bond graph models for fault detection and isolation." *SIMULATION SERIES* 35.2 (2003): 104-109.
- [Bouamama, 2005] Bouamama, B. O., et al. "Model builder using functional and bond graph tools for FDI design." *Control Engineering Practice* 13.7 (2005): 875-891.
- [Bouamama, 2013] Bouamama, B. O. *Conception intégrée pour la surveillance robuste des systèmes*. *Techniques de l'ingénieur* 2013; 2013: AG3550.
- [Boukhari, 2017] Boukhari, M. R., Chaibet, A., Boukhnifer, M., & Glaser, S. (2017). A review on fault-tolerant control for vehicle dynamics. *International Journal of Digital Signals and Smart Systems*, 1(3), 181-203.
- [Castaldi, 2017] Castaldi, P., Mimmo, N., & Simani, S. (2017). Avionic air data sensors fault detection and isolation by means of singular perturbation and geometric approach. *Sensors*, 17(10), 2202.
- [Chen, 2012] Chen, J., & Patton, R. J. *Robust model-based fault diagnosis for dynamic systems*. Vol. 3. Springer Science & Business Media, 2012.
- [Ding, 2000] Ding, S. X., et al. "A unified approach to the optimization of fault detection system-s." *International journal of adaptive control and signal processing* 14.7 (2000): 725-745.
- [Ding, 2008] Ding, S. *Model-based fault diagnosis techniques: design schemes, algorithms, and tools*. Springer Science & Business Media, 2008.

- [Ding, 2010] Ding, S., Zhang, P., Ding, E., Yin, S., Naik, A., Deng, P., & Gui, W. "On the application of PCA technique to fault diagnosis." *Tsinghua Science & Technology* 15.2 (2010): 138-144.
- [Djeziri, 2007] Djeziri, M. A., Merzouki, R., Bouamama, B. O., & Dauphin-Tanguy, G. "Robust fault diagnosis by using bond graph approach." *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics* 12.6 (2007): 599-611.
- [Dong, 2012] Dong J , Verhaegen M , Gustafsson F . Robust fault isolation with statistical uncertainty in identified parameters. *IEEE Trans Signal Process* 2012;60(10):5556–61 .
- [El Koujok, 2010] El Koujok, M. Contribution au pronostic industriel: intégration de la confiance à un modèle prédictif neuro-flou. 2010. Thèse de doctorat.
- [Escobar, 2011] Escobar, R. F., et al. "Sensor fault detection and isolation via high-gain observers: Application to a double-pipe heat exchanger." *ISA transactions* 50.3 (2011): 480-486.
- [Frank, 1990] Frank, P. M. "Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledge-based redundancy: A survey and some new results." *automatica* 26.3 (1990): 459-474.
- [Frank, 1997] Frank, P. M., & Ding, X. "Survey of robust residual generation and evaluation methods in observer-based fault detection systems." *Journal of process control* 7.6 (1997): 403-424.
- [Gertler, 1997] Gertler, J. "Fault detection and isolation using parity relations." *Control engineering practice* 5.5 (1997): 653-661.
- [Gómez-Peñate, 2018] Gómez-Peñate S, López-Estrada F, Valencia-Palomo G, Osornio-Ríos R, Zepeda-Hernández J, Ríos-Rojas C, Camas-Anzueto J. Sensor fault diagnosis observer for an electric vehicle modeled as a takagi-sugeno system. *Journal of Sensors* 2018.
- [Han, 2005] Han, Z., Li, W., & Shah, S. L. "Fault detection and isolation in the presence of process uncertainties." *Control engineering practice* 13.5 (2005): 587-599.
- [Henry, 2006] Henry, D., & Zolghadri, A. "Norm-based design of robust FDI schemes for uncertain systems under feedback control: comparison of two approaches." *Control engineering practice* 14.9 (2006): 1081-1097.
- [Jha, 2015] Jha, Mayank Shekhar. Diagnostic et Pronostic de Systèmes Dynamiques Incertains dans un contexte Bond Graph. Diss. Ecole centrale de Lille, 2015.
- [Kam, 2005] Kam, C. S., & Dauphin-Tanguy, G. "Bond graph models of structured parameter uncertainties." *Journal of the Franklin Institute* 342.4 (2005): 379-399.

- [Kamopp, 1990] Karnopp, D. C., Margolis, D. L., & Rosenberg, R. C. "System dynamics: a unified approach." (1990).
- [Kempowsky-Hamon, 2004] Kempowsky-Hamon, Tatiana. Surveillance de procédés à base de méthodes de classification: conception d'un outil d'aide pour la détection et le diagnostic des défaillances. Diss. INSA de Toulouse, 2004.
- [Kumar, 2015] Kumar, P., Merzouki, R., Bouamama, B. O., & Koubeissi, A. (2015, May). Bond graph modeling of a class of system of systems. In System of Systems Engineering Conference (SoSE), 2015 10th (pp. 280-285). IEEE.
- [Lo, 2004] Lo, C. H., Wong, Y. K., & Rad, A. B. "Model-based fault diagnosis in continuous dynamic systems." *ISA transactions* 43.3 (2004): 459-475.
- [Meseguer, 2010] Meseguer, J., et al. "Observer gain effect in linear interval observer-based fault detection." *Journal of Process Control* 20.8 (2010): 944-956.
- [Messad, 2000] Meesad, P., & Yen, G. G. "Pattern classification by a neurofuzzy network: application to vibration monitoring." *ISA transactions* 39.3 (2000): 293-308.
- [Narasimhan, 2008] Narasimhan S , Vachhani P , Rengaswamy R . New nonlinear residual feedback ob- server for fault diagnosis in nonlinear systems. *Automatica* 2008;44(9):2222–9 .
- [Odendaal, 2014] Odendaal HM , Jones T . Actuator fault detection and isolation: an optimised parity space approach. *Control Eng Pract* 2014;26:222–32 .
- [Puig, 2003] Puig, V., et al. "Robust fault detection using linear interval observers." *Proceedings of the 5th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes, SAFEPROCESS 2003*. 2003.
- [Qian, 2008] Qian, Y., Xu, L., Li, X., Lin, L., & Kraslawski, A. "LUBRES: An expert system development and implementation for real-time fault diagnosis of a lubricating oil refining process." *Expert Systems with Applications* 35.3 (2008): 1252-1266.
- [Rahmoune, 2012] Rahmoune, Chemseddine, and Djamel Benazzouz. "Early detection of pitting failure in gears using a spectral kurtosis analysis." *Mechanics & Industry* 13.4 (2012): 245-254.
- [Redheffer, 1960] Redheffer, R. M. "On a certain linear fractional transformation." *Journal of Mathematics and Physics* 39.1 (1960): 269-286.
- [Samantaray, 2006] Samantaray, A. K., et al. "Diagnostic bond graphs for online fault detection and isolation." *Simulation Modelling Practice and Theory* 14.3 (2006): 237-262.

- [Samantaray, 2008] Samantaray, A. K., & Bouamama, B. O. Model-based process supervision: a bond graph approach. Springer Science & Business Media, 2008.
- [Sueur, 1989] Sueur, C., & Dauphin-Tanguy, G. "Structural controllability/observability of linear systems represented by bond graphs." *Journal of the Franklin Institute* 326.6 (1989): 869-883.
- [Termeche, 2018] Termeche, A., Benazzouz, D., Bouamama, B. O., & Abdallah, I. (2018). Augmented analytical redundancy relations to improve the fault isolation. *Mechatronics*, 55, 129-140.
- [Thirumarimurugan, 2016] Thirumarimurugan M, Bagyalakshmi N, Paarkavi P. Comparison of fault detection and isolation methods: a review, in: intelligent systems and control (ISCO). In: 2016 10th International Conference on, IEEE, 2016. p. 1–6.
- [Thoma, 1975] Thoma, J. "Introduction to bond graphs and their applications. sl." (1975).
- [Thoma, 2013] Thoma, J., & Bouamama, B. O. Modelling and simulation in thermal and chemical engineering: A bond graph approach. Springer Science & Business Media, 2013.
- [Theilliol, 2002] Theilliol, D., Noura, H., & Ponsart, J. C. "Fault diagnosis and accommodation of a three-tank system based on analytical redundancy." *ISA transactions* 41.3 (2002): 365-382.
- [Touati, 2012] Touati, Y., Merzouki, R., & Bouamama, B. O. "Bond graph model based for fault estimation and isolation." *Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes*. Vol. 8. No. 1. 2012.
- [Touati, 2012] Touati, Y., Merzouki, R., & Bouamama, B. O. "Robust diagnosis to measurement uncertainties using bond graph approach: application to intelligent autonomous vehicle." *Mechatronics* 22.8 (2012): 1148-1160.
- [Venkatasubramanian, 2003] Venkatasubramanian, V., Rengaswamy, R., & Kavuri, S. N. "A review of process fault detection and diagnosis: Part II: Qualitative models and search strategies." *Computers & Chemical Engineering* 27.3 (2003): 313-326.
- [Wang, 2017] Wang, Z., Anand, D. M., Moyne, J., & Tilbury, D. M. (2017). Improved sensor fault detection, isolation, and mitigation using multiple observers approach. *Systems Science & Control Engineering*, 5(1), 70-96.
- [Zhang,1996] Zhang, J., & Morris, J. "Process modelling and fault diagnosis using fuzzy neural networks." *Fuzzy Sets and Systems* 79.1 (1996): 127-140.
- [Zhu, 2011] Zhu, Z., et al. "Fault detection and identification: serial form versus simultaneous form." *IFAC Proceedings Volumes* 44.1 (2011): 2827-2832.

