

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE

SCIENTIFIQUE

UNIVERSITÉ DE TLEMCEM

FACULTÉ DE TECHNOLOGIE

THÈSE

En vue d'obtention du grade de

DOCTEUR ES SCIENCES



Préparée par :

Madame BENALLEL Mounira

**PLACEMENT DE CAPTEURS POUR LA SURVEILLANCE DES
SYSTÈMES MODÉLISÉS PAR LES BOND-GRAPHS**

M. BRAHIM CHERKI ,	Professeur,	Président
M. HAFID HAFFAF ,	Professeur	Directeur de thèse
M. ABDELMADJID MEGHABBAR ,	MCA	Directeur de thèse
M ^{me} . AMEL CHOUKCHOU-BRAHAM,	MCA	Examinatrice
M. ABDELHAKIM AIT ZAI,	MCA	Examineur
M. LARBI SEKHRI,	Professeur	Examineur

Dédicaces

Je dédie mon travail,

A la mémoire de mon grand-père (Sidou), Allah yerrahmou, qui grâce à lui, j'ai appris les principes de la vie, la correction et l'honnêteté dans les gestes de la vie courante ainsi que la persévérance dans le travail. Repose en paix Sidou.

A mes parents, à qui je souhaite une longue vie en bonne santé,

A ma grand-mère (mémé),

A ma petite famille, mon époux Nouredine, et à mes enfants : Yasmine, Merouane et Youcef.

A ma belle famille,

A mes tantes et oncles.

A mes amis et collègues de travail.

A ceux qui se sont consacrés à la science

Remerciements

A l'issue de la rédaction de ce mémoire de thèse, je n'aurai jamais pu réaliser ce travail doctoral sans le soutien d'un grand nombre de personnes

En premier lieu, je tiens à remercier mon directeur de thèse, monsieur Hafid Haffaf, pour la confiance qu'il m'a accordée en acceptant d'encadrer ce travail doctoral, pour ces conseils et pour tout le temps qu'il m'a accordé à diriger cette recherche.

Je tiens à remercier mon co-directeur de thèse, monsieur Abdelmadjid Meghabbar, pour sa générosité, j'ai été extrêmement sensible à ses qualités humaines d'écoute tout au long de ce travail doctoral.

Je souhaite exprimer ma grande gratitude à monsieur Brahim Cherki pour m'avoir donné envie de réaliser ce travail de thèse, et ma grande reconnaissance pour ses conseils et son encouragement en m'accueillant dans son laboratoire.

Mes remerciements vont aussi à madame Amel Choukhou-Braham, amie et sœur, pour avoir accepté de participer au jury. Je la remercie pour ses conseils, ses recommandations et son accompagnement durant mon travail de thèse.

Je remercie vivement monsieur Hakim Aït Zai de ne pas avoir hésité un instant à faire parti du jury. Malgré ses nombreuses tâches et bien que le sujet de ma thèse était pour lui, jusque là quasiment inconnu. Merci encore.

Je remercie monsieur Larbi Sekhri d'avoir accepté de juger mon travail de thèse.

Ces remerciements seraient incomplets si je n'en adressais pas à l'ensemble des membres du laboratoire LAT mes remerciements, pour leur soutien logistique et moral ainsi que pour la très bonne ambiance que j'ai toujours trouvée au bureau. Je remercie plus particulièrement monsieur Boumedién Benyahia de m'avoir beaucoup aidée dans la mise en forme du rapport et pour nos nombreuses discussions et la confiance qu'il a manifestée à l'égard de mon travail. Je voudrais aussi remercier monsieur Amine Hadj-AbdelKader pour ses nombreux conseils. Ma reconnaissance va à ceux qui ont plus particulièrement assuré le soutien affectif de ce travail doctoral : mes remerciements vont particulièrement à tous les membres de ma famille, avec la question récurrente : "quand est-ce que tu soutiens ta thèse ?", bien qu'angoissante en période fréquente de doutes, m'ont permis de ne jamais dévier de mon objectif final.

je remercie également mon cher époux pour son soutien quotidien indéfectible et son enthousiasme contagieux à l'égard de mes travaux comme de la vie en général. Notre couple a grandi en même temps que mon projet scientifique, le premier servant de socle solide à l'épanouissement du second.

Ces remerciements ne peuvent s'achever, sans une pensée pour mes premiers fans : mes parents. Leur présence et leurs encouragements sont pour moi les piliers fondateurs de ce que je suis et de ce que je fais.

Résumé

La conception de l'architecture d'instrumentation d'un système est cruciale pour la vérification de la propriété de surveillabilité des processus industriels modélisés par Bond Graph. En effet, la position des capteurs et leurs nombre jouent un rôle très important dans la surveillance du système. Cette thèse présente une nouvelle approche de placement de capteurs afin de surveiller les défaillances des éléments définis dans les spécifications. Elle repose sur l'analyse du degré d'observabilité des variables. Ce degré est déterminé par le nombre de chemins liant les variables à surveiller aux différents capteurs par des chemins causaux distincts. Grâce à son architecture graphique, le modèle bond graph permet un placement explicite de capteurs. On peut soit représenter le modèle Bond-Graph par un graphe biparti et déterminer le couplage adéquat pour la satisfaction du bon degré d'observabilité des variables, ou par une représentation par graphe triparti par la détermination du bon linkage liant les variables à surveiller aux capteurs déjà existant dans le modèle. Si pour chacune des deux représentations, une des variables n'est pas assez bien observée, un placement d'un ou de nouveau (x) capteur (s) permettra d'augmenter le degré de la variable considérée. Des procédures systématiques ont été développées pour le problème de placement de capteurs dans chacune des représentations. Ce travail a été validé par une application réelle d'un système hydraulique à deux réservoirs au niveau du LAT.

Mots clés

Surveillabilité, degré d'observabilité, Bond Graph, degré de redondance, graphe biparti, graphe triparti.

Abstract

The design of the instrumentation architecture of a system is crucial to the audit of the monitorability property in industrial process modeled by Bond Graph. Indeed, the position of the sensors and their number play a very important role in the monitoring system. This thesis presents a new investment approach sensors to monitor failures of the elements defined in the specifications. It is based on the analysis of the observability degree of variables. Systematic procedures have been developed for the sensor placement problem after translation model Bond Graph first by bipartite graph, then we took the same bond graph model to represent it by a tripartite graph to avoid combinatorial problem we met in the study by the bipartite graph. This work was validated by a real application on a two-tank system in the LAT.

Keywords

Monitorability, observability degree, Bond Graph, redundancy degree, bipartite, tripartite.
graph

Glossaire des notations

<i>I</i>	Élément inertiel
<i>C</i>	Élément de capacité
<i>R</i>	Élément résistif
<i>TF</i>	Transformateur
<i>MTF</i>	Transformateur modulé
<i>GY</i>	Gyrateur
<i>MGY</i>	Gyrateur modulé
<i>MSF</i>	Matrice de signature des fautes
<i>RN</i>	Réseaux de neurones
<i>AG</i>	Algorithmes génétiques
<i>RS</i>	Algorithmes de recuit Simulé
<i>I/D</i>	Algorithmes itératifs d'insertion/Détection
<i>IHM</i>	Interface Homme-Machine
<i>BG</i>	Bond Graph
<i>FDI</i>	Fault Detection and Isolation
<i>FTC</i>	Fault Tolerant Control
<i>RRA</i>	Relation de Redondance Analytique
<i>DM</i>	Dulmage Mondelsohn
<i>RBH</i>	Réseaux Bayésiens Hybrides
<i>De</i>	Détecteur d'effort
<i>Df</i>	Détecteur de flux
<i>Se</i>	Source d'effort
<i>Sf</i>	Source de flux
<i>e(t)</i>	l'effort
<i>f(t)</i>	le flux
<i>SCAP</i>	Sequential Causality Assignment Procedure
<i>PID</i>	Piping and Instrumentation Diagrams (Plan d'Instrumentation Détaillé)
<i>ToR</i>	Tout ou Rien
<i>COMP</i>	Composant
<i>D_b</i>	DéTECTABILITÉ
<i>I_b</i>	ISOLABILITÉ
<i>IA</i>	Intelligence Artificielle

Publications et communications scientifiques liées à la thèse

Publications

M. Benallel, H. Haffaf, and A. Meghebbar. *Sensor Placement for Monitoring Systems Modeled by Bond Graph*. *Electrotechnica, Electronica, Automatica Journal*, 64(1) :105 - 116, 2016.

Communication dans des conférences internationales

M. Benallel, and H. Haffaf. *Monitoring Systems by Sensor placement*. In ACECS'16, Hammamet, Tunisia, 2016.

M. Benallel, and H. Haffaf. *Bipartite Graph Sensor placement For Monitoring Systems modeled by Bond Graph Approach*. In CIAM'15, Oran, Algérie, 2015.

M. Benallel, and H. Haffaf. *Systems Monitoring by Sensor placement*. In CNMQ'16, Oran, Algeria, 2016.

M.I. Rahal, A. Meghebbar and **M. Benallel**. *Application de la Méthode FDI Basée sur le Modèle Bond Graph pour la Détection et l'isolation des Fautes*. In CIMGLE'12, Oran, Algérie, 2012.

Table des matières

Introduction générale	1
1 État de l'art sur le diagnostic et placement de capteurs	5
1.1 Introduction	5
1.2 Diagnostic	7
1.2.1 Détection de défauts et diagnostic	9
1.3 Différentes méthodes de Placement de capteurs	12
1.3.1 Méthodes basées sur la décomposition Dulmage-Mendelsohn	14
1.3.2 Méthodes basées sur l'addition ou le retrait consécutif de capteurs	14
1.3.3 Méthode basée sur les graphes	15
1.4 Limites des méthodes de placement de capteurs existantes	22
1.5 Conclusion	22
2 Bond-Graph et méthodes de surveillance	25
2.1 Introduction	25
2.2 Éléments de base du langage Bond-Graph	26
2.3 Causalité et chemins causaux	27
2.4 Analyse structurelle	29
2.4.1 Test De Mode	30
2.4.2 Contrôlabilité	32
2.4.3 Observabilité structurelle	33
2.4.4 Surveillabilité	34
2.5 Contraintes générées par les chemins causaux	35
2.5.1 Contraintes structurelles	35
2.5.2 Contraintes comportementales	35
2.5.3 Contraintes différentielles	36
2.5.4 Contraintes de mesure	36
2.6 Décomposition	37
2.7 Méthodes de surveillance par les Bond-graphs	39
2.7.1 Par Matrice de signature de fautes	44

2.7.2	Couplage	45
2.7.3	Graphiquement	46
2.8	Conclusion	49
3	Degré d'observabilité à partir d'un modèle bond graph pour le placement de capteurs	51
3.1	Introduction	51
3.2	Classification des variables	51
3.3	Degré d'observabilité (degré de redondance)	52
3.4	Graphe biparti à partir d'un modèle bond graph	54
3.4.1	Représentation par graphe biparti	54
3.4.2	Construction du graphe biparti	54
3.4.3	Calcul du Degré d'observabilité par graphe biparti	56
3.4.4	Analyse de la surveillabilité par graphe biparti	58
3.4.5	Placement de capteurs par graphe biparti	65
3.5	Graphe Triparti à partir d'un modèle bond graph	69
3.5.1	Représentation par graphe Triparti	69
3.5.2	Construction d'un graphe triparti	70
3.5.3	Calcul du degré d'observabilité et surveillabilité	72
3.5.4	Analyse de la Surveillabilité	75
3.5.5	Méthodologie de placement de capteurs proposée	75
3.6	Conclusion	79
4	Application : Système hydraulique à deux réservoirs	81
4.1	Introduction	81
4.2	Description et modélisation du système	81
4.3	Représentation par graphe biparti	83
4.4	Représentation par graphe triparti	87
4.5	Conclusion	90
5	Conclusion générale	93
	Conclusion générale	93
A	Construction de modèles Bond graphs	95
A.1	Introduction	95
A.2	Domaine électrique	95
A.3	Domaine hydraulique	96
A.4	Domaine mécanique	96

B Causalité dans les Bond graphs	101
B.1 Introduction	101
B.2 Contraintes causales	101
B.3 Affectation de la causalité	102

Table des figures

1.1	Classification des méthodes de placement de capteurs et de surveillance	6
1.2	les différents types de défauts	11
1.3	Méthodes de placement de capteurs à base de modèle	16
1.4	Graphe d'un processus	19
1.5	Un graphe biparti	20
2.1	Modèle Bond-Graph	26
2.2	Éléments de base du langage Bond Graph	28
2.3	Description des éléments de base du langage Bond Graph	28
2.4	Modèle Bond-Graph causal	29
2.5	Boucle causale , Chemin causal	30
2.6	Décomposition des systèmes	38
2.7	Système de surveillance par Bond graph	40
2.8	Graphe biparti contraintes-variables	43
2.9	Couplage dans un graphe biparti	46
2.10	système sous-déterminé sans capteur	47
2.11	apparition d'un conflit	47
2.12	système surdéterminé avec un capteur	48
2.13	non apparition de conflit	48
2.14	Modèle bond graph en causalité dérivée avec conflit de causalité après inversion de capteur	48
2.15	Modèle bond graph en causalité dérivée sans apparition de conflit après inversion de capteur	48
2.16	Graph triparti avec non existence de circuit fermé	49
2.17	Ajout d'un nouveau capteur dans l'ensemble K pour créer un circuit fermé	49
3.1	Graphe biparti	55
3.2	Chemins causaux C_2 et C_{10}	56
3.3	Chemins causaux C_3 et C_9	57
3.4	Chemins causaux C_1 et C_6	58

3.5	Chemins causaux C_7 , C_5 et C_{11}	59
3.6	Graphe biparti du Moteur	61
3.7	Graphe biparti	62
3.8	Graphe biparti étiqueté du modèle du moteur	63
3.9	Ajout d'un capteur	67
3.10	Graphe triparti	71
3.11	Graphe triparti du modèle Bond Graph du moteur	73
3.12	Exemple de graphe triparti	74
3.13	Ajout d'un capteur par graphe triparti	78
3.14	Ajout d'un capteur dans le modèle Bond-Graph	79
4.1	Système réel de deux réservoirs	82
4.2	Système hydraulique à deux réservoirs	82
4.3	Bond graph causal du système à deux réservoirs à courant continu	83
4.4	Visualisation des différents chemins causaux simples	83
4.5	Graphe biparti étiqueté du système à deux réservoirs	85
4.6	Les chemins causaux simples	85
4.7	Ajout d'un nouveau capteur De_2	86
4.8	Bond Graph avec un nombre minimum de capteur pour la surveillance du système	87
4.9	Graphe triparti du système à deux réservoirs	88
4.10	Chaine d'action entre Sf_1 et De_1	89
4.11	Ajout d'un capteur par graphe triparti	90
4.12	Ajout de 2 capteur par graphe triparti	91
4.13	Ajout de 5 capteurs et linkage dans le graphe triparti	91
4.14	Ajout de 5 capteurs dans le modèle Bond-Graph	92
A.1	Circuit électrique	96
A.2	Bond graph du Circuit électrique	97
A.3	Système hydraulique	97
A.4	(1)	98
A.5	(2)	98
A.6	Système mécanique : masse-ressort-amortisseur	98
A.7	Modèle Bond graph du Système mécanique : masse-ressort-amortisseur	99
B.1	Contraintes causales	102
B.2	Procédure <i>SCAP</i>	103
B.3	Causalité intégrale des éléments énergétiques	104

Liste des tableaux

1.1	Tableau récapitulatif des avantages et des inconvénients des méthodes de placement de capteurs graphiques existantes	23
2.1	Variables de puissances pour différents domaines physiques	26
2.2	Variables d'énergie pour différents domaines physiques	27
2.3	Matrice structurelle	39
2.4	Décomposition Dulmage-Mendelshon	39
2.5	Vecteurs de signature des composants	44
2.6	Matrice de signature des fautes (MSF)	45
3.1	1 ^{ière} itération de l'algorithme du calcul de la table des successeurs	60
3.2	Table des successeurs des éléments et la longueur des chemins	61
4.1	Variables du système et leurs 1 ^{iers} successeurs	84
4.2	1 ^{ière} itération de l'algorithme du calcul des successeurs	84
4.3	2 ^{ième} itération de l'algorithme de calcul des successeurs	84
4.4	3 ^{ième} itération et fin de l'algorithme du calcul des successeurs	86

Introduction générale

Le domaine de contrôle de procédés a particulièrement explosé dans les 30 dernières années avec l'automatisation des processus complexes. Grâce aux progrès réalisés dans la commande distribuée, à la possibilité d'effectuer des prédictions basées sur des modèles (commande prédictive), les bénéfices acquis par l'industrie telles que, chimiques, pétrochimique, de l'acier de l'énergie ont été énormes. Toutefois une tâche importante au sein des unités industrielles demeure une activité manuelle effectuée par l'opérateur humain. Surveiller le bon fonctionnement d'un système physique est une tâche devenue de nos jours indispensable. Cette dernière est généralement assurée par un système informatisé appelé *système de diagnostic*. Le principe de fonctionnement d'un système de diagnostic est basé sur une comparaison entre le comportement réel d'un système avec un comportement de référence en fonctionnement normal. Cette procédure permet dans une première étape à détecter les défauts en changements dans le comportement du système puis une deuxième phase à isoler le défaut qui a causé ce changement. Ce genre de procédure est appelé FDI (Fault Detection and Isolation). Dans la littérature, il existe deux grandes familles de méthodes pour le diagnostic : celles basées sur l'historique du système et celles basées sur un modèle.

Les méthodes qui ne sont pas basées sur un modèle, se basent sur l'historique du système, elles sont également appelées les méthodes à base de données (Data-based methods). Elles font intervenir des outils de l'intelligence artificielle tels les réseaux de neurones (RN) [136], [50], les algorithmes génétiques (AG) [12], les systèmes bayésiens [141], les algorithmes de recuit simulé (RS) [137] et l'algorithme itératif d'insertion / détection (I/D) [137] ou à l'intelligence humaine comme les systèmes experts [109]. L'avantage de ces méthodes réside dans le fait qu'elles font abstraction de la connaissance analytique et structurelle du système puisqu'elles reposent uniquement sur les informations collectées dans la base de données. Par ailleurs, leur inconvénient consiste en leur besoin d'une étape d'apprentissage du modèle.

En revanche, les méthodes à base de modèles s'appuient sur la connaissance physique du processus à surveiller, un modèle analytique ou graphique décrivant le système en fonctionnement normal est mis au point. Le diagnostic à base de modèle peut être de nature *qualitative* ou *quantitative*. Le diagnostic consiste en une comparaison entre le comportement réel du système (fourni par les capteurs) et un comportement de référence (fourni par le modèle prééta-

bli). Cette comparaison donne lieu à un *résidu*, qui est nul en mode de fonctionnement normal et a une valeur différente de zéro en présence de défaillance. Plusieurs méthodes existent pour le calcul de résidus, on peut en citer : les observateurs [103], [58], les filtres [47, 59], à base de redondance analytique [29, 53, 122, 12, 19, 118]. Les performances du système de surveillance dépendent de l'architecture du système, et la mise en œuvre de ces méthodes nécessite une modélisation physique précise [11].

Les algorithmes de placement de capteurs sont principalement basés sur des heuristiques.

Dans le diagnostic, un système de supervision est efficace lorsqu'il est capable de recueillir un nombre maximal d'informations sur les grandeurs pertinentes. Si ces informations sont insuffisantes, le système de diagnostic devient peu précis, il serait judicieux, dans ce cas, de placer de nouveaux capteurs afin de recueillir des informations supplémentaires. C'est la tâche de répondre aux événements anormaux qui surviennent sur le procédé. Ceci implique la détection à temps d'un événement anormal, en diagnostiquant ses causes et une prise de décision en retour, qui soit appropriée de sorte à ramener le procédé dans un état normal et sécurisé (supervision). L'homme a été victime de problèmes survenus à cause des erreurs de conception, de perturbations externes diverses ou encore, à cause d'un manque d'entretien de mécanismes. Longtemps, l'observation humaine directe, c'est-à-dire sans utiliser d'instrumentations dédiées ou de capteurs spécifiques, a été le seul moyen pour détecter des déviations par rapport à l'état normal de fonctionnement. Les sensations perçues directement par l'opérateur humain (bruit, température, odeurs, vibrations) étaient, et dans certains cas, le sont encore, les éléments de base de l'étape de détection des dysfonctionnements et de surveillance des installations. Par la suite sont apparus les capteurs et les moyens d'enregistrement ce qui lui a permis de percevoir la dimension dynamique de phénomènes qu'il observait. Les systèmes industriels (nucléaire, chimique, pétrochimie) sont également devenus de plus en plus complexes avec l'automatisation de boucle de régulation, l'introduction des microprocesseurs à différents niveaux et, plus récemment, l'information hiérarchisée et distribuée. De fait, cette évolution a complexifié la tâche de diagnostic des installations industrielles. Étant données ces difficultés, l'opérateur peut commettre des erreurs décisives et prendre de mauvaises actions. Des statistiques industrielles montrent que 70% des accidents industriels sont causés par des erreurs humaines. Ces événements anormaux ont eu des impacts d'ordre économique, mais surtout des impacts sur la sécurité et l'environnement, malgré les avancées effectuées sur les commandes par ordinateur. De plus, des statistiques industrielles ont montré que de petits accidents sont très fréquents tous les jours, occasionnant des pertes économiques importantes. Les procédés complexes sont très difficiles à appréhender, il arrive souvent que beaucoup de variables importantes du procédé ne soient pas accessibles à la mesure en ligne (compositions). De même, de nombreux paramètres sont mal connus et/ou susceptibles de varier au cours du temps. Les capteurs permettant d'accéder aux mesures de composition sont très coûteux et demandent souvent une maintenance lourde et onéreuse. Néan-

moins, lors de cycle de vie d'un processus, il faut gérer le procédé face à divers problèmes de fonctionnement, qu'il s'agisse de dysfonctionnements ou de pannes de capteurs, d'actionneurs (vannes, pompes, agitateurs). Cette problématique fait appel à toutes les informations sur le procédé (qu'il s'agisse de celles qui proviennent de la modélisation, des capteurs physiques et logiciels ou de la commande). L'objectif du diagnostic est de constater l'apparition d'un défaut, d'en trouver la cause puis d'en déduire la marche à suivre afin d'assurer la sûreté de fonctionnement du procédé. La conception de l'architecture d'un système d'instrumentation est une étape fondamentale de la conduite automatique d'un procédé. En effet, de la position des capteurs et de leur nombre dépend de la possibilité d'observer un processus et d'estimer son état. La tâche de placement de capteurs pour le diagnostic consiste à étudier où placer les capteurs de manière à ce qu'ils soient un ensemble minimal pour le diagnostic de certaines fautes. Les principes de diagnostic révèlent que la surveillabilité des fautes repose sur des capteurs adéquats de sorte que les écarts de prédiction et d'observations peuvent être détectés.

Objectif de la thèse

Le travail présenté dans ce manuscrit est une continuité et extension du travail réalisé dans le cadre du sujet de magistère, où l'on a étudié la propriété de surveillabilité des systèmes modélisés par les Bond graphs. Le travail de ce sujet de thèse porte sur le placement optimal de capteurs pour la surveillance d'un système donné. Plusieurs travaux antérieurs avaient abordé ce sujets, faisant intervenir plusieurs calculs complexes. Notre méthode vient palier ce problème combinatoire de calcul, ne considérant que le parcours des chemins causaux. Nous avons testé notre algorithme sur un système réel se trouvant au Laboratoire d'Automatique de l'Université de Tlemcen. Il s'agit d'un système à deux réservoirs.

Présentation du mémoire

Ce mémoire de thèse est constitué de quatre chapitres. Dans le premier chapitre, nous présentons un état de l'art des travaux sur le placement de capteurs dans le cas général. La méthode graphique par les Bond Graphs sera un peu plus détaillée dans le second chapitre où nous présentons une synthèse des travaux qui ont traité le problème de placement de capteurs par les Bond graphes. Dans le troisième chapitre, nous allons le commencer par une caractérisation des variables. Nous allons ensuite représenter le système de l'étude dans un premier temps, par un graphe biparti, en suite nous allons le représenter par un graphe triparti. Nous allons pour les deux représentations donner la signification des degrés d'observabilité. La satisfaction ou l'augmentation du degré d'observabilité est possible par ajout éventuel de nouveaux capteurs. Un exemple d'application sera donné dans le quatrième chapitre afin d'illustrer et éclaircir les notions précédentes.

A la fin du manuscrit, une conclusion générale et des perspectives seront dressées.

Chapitre 1

État de l'art sur le diagnostic et placement de capteurs

1.1 Introduction

Les systèmes conçus en génie des procédés sont des systèmes de plus en plus complexes. Cette complexité est due au grand nombre de composants constituant ces systèmes. Malgré les besoins de haute sécurité, la réduction des coûts d'exploitation et la maîtrise de la disponibilité des équipements, ces systèmes ne sont pas à l'abri de défaillances. C'est pourquoi les activités de surveillance, diagnostic (détection, localisation, identification de défaillances), réparation ou reconfiguration sont très importantes. Ces activités permettent de détecter et localiser les défauts, de minimiser le temps de réparation, et de fournir un diagnostic fiable et facilement interprétable malgré la complexité des équipements. De nos jours, l'implémentation des systèmes automatisés suppose la mise en place d'outils importants pour le diagnostic et la surveillance, pour aider les entreprises dans leur recherche permanente d'un meilleur fonctionnement de leurs systèmes à moindre coût.

Le principe de fonctionnement d'un système de diagnostic est basé sur une comparaison entre le comportement réel du système avec un comportement de référence en fonctionnement normal. Cette procédure permet dans une première phase de détecter les changements de comportement (détection) dus à l'apparition de défaut au sein du système puis de localiser dans une deuxième phase les composants défectueux (isolation). Plusieurs méthodes ont été développées pour résoudre les différents problèmes de diagnostic de défaut (Fault Detection and Isolation, FDI et Fault Tolerant Control, FTC) une étude comparative sur ces deux méthodes est donnée dans [14, 118]. Comme il existe d'autres auteurs qui ont auparavant travaillé sur le même domaine, nous pouvons en citer par exemple [49, 62].

L'efficacité d'un système de diagnostic dépend grandement des informations recueillies sur le système à diagnostiquer. Si ces informations ne sont pas suffisantes, le système de diagnostic

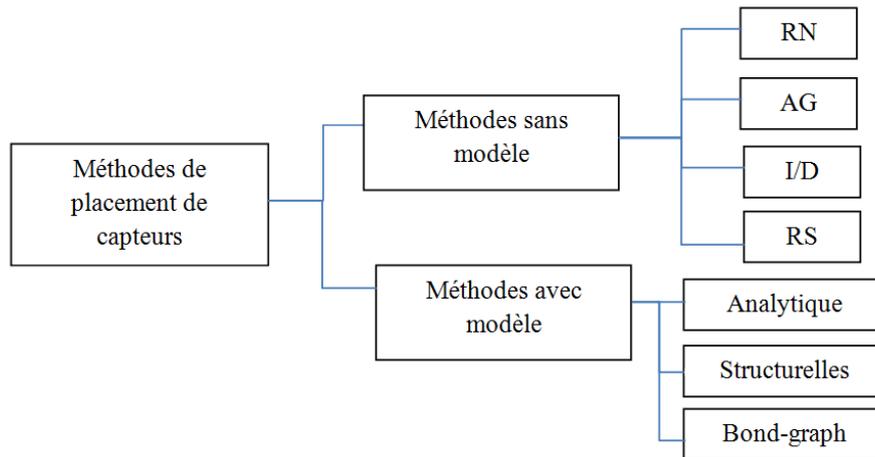


FIGURE 1.1 – Classification des méthodes de placement de capteurs et de surveillance

devient moins efficaces. pour recueillir ces informations, des capteurs mesurant les variables du système doivent être installés. Dans le problème de placement de capteurs, deux types de méthodes sont à distinguer : celles qui sont basées sur un modèle et celles qui ne sont pas basées sur un modèle (Fig. 1.1). Pour le premier type de méthodes, un modèle mathématique basé sur des lois physiques est utilisé. Ce modèle peut être sous forme analytique, sous forme structurelle ou sous forme de modèle graphique (tel que les bond-graph). Ces méthodes considèrent un modèle de comportement du système basé sur des principes physiques fondamentaux. Ces modèles peuvent être de type quantitatif exprimés sous forme d'équations mathématiques (contraintes) ou bien de type qualitatifs, exprimés par exemple sous forme de relations logiques. Pour le second type de méthodes, elles ne sont pas basées sur un modèle, elles sont appelées méthodes à base de données (Data-based methods), elles reposent sur la connaissance des observations antérieures et archivées du système. Ces méthodes font appel à des outils de l'intelligence artificielle. Selon les travaux antérieurs, on peut citer : les réseaux de neurones (RN)[136], les algorithmes génétiques (GA)[60], l'algorithme du recuit simulé (RS) [137] et l'algorithme itératif d'insertion / délétion (I / D) [137]. Les méthodes à base de reconnaissance de formes [45] visent à identifier les zones d'un espace de valeurs qui correspondent à des états défailants. Les méthodes à base de réseaux bayésiens [105] sont des méthodes probabilistes qui peuvent aider au diagnostic. Les méthodes à base d'arbre de décision consistent à construire un arbre à questions successives. Selon la réponse, cet arbre peut être construit et il permet de réaliser le diagnostic. Les méthodes à base de cas consistent à enregistrer dans une base de connaissances les effets observés des défauts qui se sont produits dans le passé, puis, lorsqu'un fait anormal se produit, on cherche des cas similaires dans la base de connaissances pour trouver les diagnostics possibles.

Les méthodes qui ne sont pas basées sur un modèle requièrent des connaissances sur le système. Ces informations ne peuvent être obtenues sans phase d'apprentissage, la connaissance physique est également supprimée, et les algorithmes de placement de capteur sont principalement basés sur des heuristique.

L'inconvénient du diagnostic basé sur un modèle est la nécessité d'un modèle fiable, qui suppose l'utilisation de l'ensemble des connaissances du système, ce qui rend la procédure de conception plus difficile. Toutefois, la précision du modèle est la principale limite de ces approches. L'approche basée sur modèle utilise les relations de redondance analytique (RRAs), pour lesquelles un algorithme de placement de capteur est appliqué. Le modèle analytique utilisé peut être donné sous forme structurelle ou sous forme d'équation d'état. Pour les méthodes citées, le placement de capteur ne peut pas être défini de manière explicite. En outre, en plus du problème de l'étape de modélisation, la génération des RRAs n'est pas triviale et nécessite une théorie d'élimination complexe des variables inconnues.

La redondance analytique vise à trouver les relations entre les variables connues du système. Ces relations sont satisfaites dans le mode normal et ne le sont pas en présence de défaillance. Le placement de capteurs a différents objectifs ; parmi lesquels, la vérification de la propriété d'observabilité ainsi que la décomposition du système en parties redondantes et inobservables à l'aide de la matrice d'incidence qui fait l'objet de nombreux travaux. Pour quantifier la redondance d'une variable, deux concepts peuvent être utilisés : le degré de redondance et le degré de calculabilité. L'approche matricielle a été utilisée pour résoudre ce problème.

1.2 Diagnostic

Avant d'introduire la notion de diagnostic de défauts, il est nécessaire de commencer par donner quelques définitions :

- *Défaillance* : un défaut qui implique l'altération d'une ou de plusieurs fonctions du système dans des conditions d'opération spécifiées.
- *Perturbation* : une entrée inconnue et non contrôlée agissant sur un système.
- *Symptôme* : signe comportant une information révélatrice de l'état réel du système.
- *Détection de défauts* : action de générer des symptômes.
- *Localisation de défauts* : action de déterminer l'état d'un système à partir des symptômes. Elle se nomme aussi analyse diagnostique.
- *Diagnostic de défauts* : action générique regroupant la détection et la localisation de défauts.
- *Résidu* : indicateur de la présence d'un défaut basé sur la déviation entre les mesures et le calcul basé sur un modèle. Un résidu est un signal porteur de symptômes.

- *Défaut de composant* : un comportement non conforme au comportement normal d'un composant.

La surveillance (on dit encore Diagnostic) regroupe l'ensemble des algorithmes de détection et de localisation des défaillances (Fault Detection and Isolation - FDI). Elle fournit l'ensemble des informations nécessaires d'une part à la maintenance (palliative ou curative) et d'autre part aux algorithmes de commande. Le problème de la conception des algorithmes de surveillance peut se formuler comme suit : en utilisant les données disponibles en temps réel, et la connaissance que l'on a du système, il s'agit de produire des décisions les meilleurs possibles relatives à l'état de santé du système. Les données disponibles sont les valeurs des variables mesurées (signaux) et des paramètres connus du système (sorties, valeurs des consignes mesurées, entrées calculées, paramètres nominaux). Les décisions produites (et donc les procédures de décision correspondantes) se situent à deux niveaux :

- La production d'alarmes(s) correspond à une décision qui stipule le fonctionnement anormal d'au moins une partie du système et qui, le cas échéant, est capable de dater la transition normal/anormal.
- L'interprétation des alarmes caractérise la (ou les) cause(s) possible(s) du fonctionnement anormal.

On peut noter que la finesse des décisions de ce deuxième niveau peut être essentiellement variable. Elle doit en tout cas répondre au cahier des charges qui définit ce que l'on entend par connaître l'état de santé du système :

1. Il s'agit d'abord de désigner la partie anormale (localisation des défaillances), et ceci peut se faire à différents niveaux : sous-système, équipement, composants,

2. On peut ensuite, si des modèles de défaillance sont disponibles (biais d'un capteur par exemple), souhaiter identifier la valeur de leurs paramètres.

D'autres décisions concernent la possibilité ou non pour le système de poursuivre sa mission, les risques liés à la nouvelle situation, les mesures à prendre pour la contrôler, etc. Ces décisions relèvent de la tolérance aux fautes.

Optimiser les procédures de décision suppose qu'on ait défini des critères permettant d'évaluer leurs performances. Dans le contexte de la surveillance, il s'agit de décider sans erreur et de décider vite.

- Les erreurs de décision résultent du fait que les données utilisées sont d'une part plus ou moins sensibles aux défaillances et d'autre part, en général, sensibles aux perturbations et bruits de mesure. Par ailleurs, la connaissance disponible au sujet du fonctionnement normal est bien souvent incomplète et imprécise. Les erreurs de décision comprennent les fausses alarmes, les non-détections, la localisation incomplète, les erreurs de localisation.

— Les retards à la détection (localisation) résultent du caractère dynamique du processus de décision. Comme souvent, qualité et délai de décision sont des critères incompatibles. La connaissance à priori que l'on a du système caractérise son fonctionnement en mode normal et éventuellement dans différents modes défaillants. Elle peut revêtir différentes formes et se situer à différents niveaux dans la hiérarchie épistémologique des systèmes.

Dans un système de surveillance, deux niveaux sont distingués [124] voire la figure 1.1 :

1. La connaissance est constituée d'un certain nombre de résultats expérimentaux associant évolutions des signaux et états de fonctionnement du système. On parle de méthodes sans modèle. Le problème de surveillance est celui de la conception d'algorithmes qui analysent les données et les signaux produits par le système, de reconnaître par induction, le type de fonctionnement dont ils sont issus, et cela, par analyse de tous les types observés dans le passé ainsi que le nouveau type qui en est déduit. Les méthodes de surveillance sans modèle font l'objet de nombreux travaux au sein des communautés Automatique et Traitement du Signal.

2. La connaissance est constituée par un (ou plusieurs) modèle(s) de comportement. On parle de méthodes avec modèle. Le problème de surveillance est celui de la conception d'algorithmes qui analysent les données (traitent les signaux) produit(e)s par le système pour reconnaître (par déduction) le modèle qui les caractérise le plus vraisemblablement. Ces méthodes se situent principalement au sein des communautés Automatique de l'Intelligence Artificielle (suivant le type de modèle utilisé), et Traitement du Signal (pour les algorithmes de décision).

Il est possible que le problème de conception d'algorithmes de surveillance n'ait pas de solution : Les défaillances spécifiées ne peuvent pas être détectées et localisées avec la qualité et dans les délais souhaités, en utilisant les données et la connaissance disponibles. Il faut alors relâcher certaines des spécifications : considérer un ensemble plus réduit de défaillances, accepter une détection et/ou une localisation moins performante(s) (plus d'erreurs, plus de délais), considérer plus de données en entrée (ajouter des capteurs), acquérir plus de connaissance sur le système (expérimenter, développer des modèles).

1.2.1 Détection de défauts et diagnostic

L'objectif de la maintenance préventive est de déterminer l'ensemble des actions à exercer sur le procédé afin de ne pas subir l'effet d'une défaillance. On peut à cet effet distinguer deux approches possibles : la maintenance préventive systématique et la maintenance préventive conditionnelle[94].

Dans le premier cas, les activités de maintenance sont planifiées et ont lieu selon un échéancier basé sur le temps ou l'unité d'usage. Lors de ces interventions, les éléments sont remplacés même s'ils ne sont pas défaillants.

Dans le deuxième cas, les activités de maintenance sont déclenchées en fonction d'informations reflétant l'état de dégradation de l'équipement considéré. Dans ce deuxième cas, les éléments ne sont remplacés que si nécessaire.

Nous allons dans la suite utiliser le terme de défaillance, il serait important donc de donner une définition précise de celle-ci et de la distinguer d'autres notions avec lesquelles elle est souvent confondue.

Fonctionnement normal d'un système : Un système est dit dans un état de fonctionnement normal lorsque les variables le caractérisant (variables d'état, variables de sortie, variables d'entrée, paramètres du système) demeurent au voisinage de leurs valeurs nominales. Il devra répondre à ce que l'on attend de lui. L'apparition d'un défaut sur l'un de ces composants, peut conduire à un dysfonctionnement et le système ne répondrait plus convenablement, le système sera dit dans ce cas défaillant.

Dans la littérature, un défaut est défini comme :

Définition 1.2.1. *Un défaut est une déviation non autorisée et imprévue d'au moins une variable observée ou d'un paramètre du système calculé par rapport à sa valeur fixée dans les caractéristiques attendues du processus lui-même, des capteurs, des actionneurs ou de tout autre équipement*[63, 11, 100].

Un défaut peut survenir dans un système à n'importe quel endroit. Lors de son apparition dans un système, ce dernier n'est plus en mesure de répondre aux besoins attendus, il est dit en mode fonctionnement défaillant, et un arrêt du système est envisagé si le défaut est jugé critique.

Types de défauts : On peut recenser plusieurs types de défauts (voire la figure 1.2 :

- *Défaut actionneur* : incohérence entre les commandes et la sortie (ex. la pompe délivre un débit incohérent avec sa caractéristique hydraulique).

- *Défaut contrôleur* : se caractérise par un écart entre la valeur réelle de la sortie du contrôleur et sa mesure.

- *Défaut physique* : défaillance dues à des modifications de la structure ou des paramètres du modèle.

- *Défaut capteur* : écart entre la valeur réelle de la grandeur et sa mesure.

On peut schématiser ces défauts

Il ne faut pas confondre entre un "défaut" et une "panne". Une panne est une interruption permanente de la capacité du système à réaliser sa fonction requise.

Par ailleurs, une erreur est un écart entre une valeur mesurée d'une variable et la vraie valeur spécifiée par un capteur, jugée théoriquement correcte.

Un défaut peut rester caché un certain temps avant de provoquer une défaillance [134]. Il représente une déviation en dehors d'un intervalle acceptable, d'une variable observée ou d'un paramètre associé au procédé. C'est un processus anormal ou symptôme, tel que la hausse de température dans un réacteur ou la baisse de qualité du produit.

Défaillance : Une défaillance est définie comme la cessation de l'aptitude d'un système à accomplir la mission pour laquelle il a été conçu. C'est la cause d'une anomalie, telle qu'une panne d'une pompe de refroidissement ou d'un régulateur. La défaillance est donc une modification suffisante et permanente des caractéristiques physiques d'un système ou d'un composant pour que sa mission ne soit plus assurée dans les conditions prévues. Cette définition montre bien le lien entre la disponibilité du système et défaillance. En cas de défaillance l'intégrité du système n'est plus assurée. Une défaillance d'un composant peut être générée par un défaut survenu à tout moment du cycle de vie d'un processus, par conséquent, ce composant défectueux ne sera plus en mesure d'accomplir sa tâche requise. Dans de telles circonstances, le système sera en mode de fonctionnement *défaillant*, et un arrêt du système sera envisageable dans le cas où le défaut est jugé critique. Par exemple, si un défaut se produit sur un des capteurs sur le système (1.2), la mesure acquise par ce capteur n'est plus sûre ; la tâche associée à ce capteur n'est plus assurée, ceci pourrait être nuisible pour le bon fonctionnement du système [11].

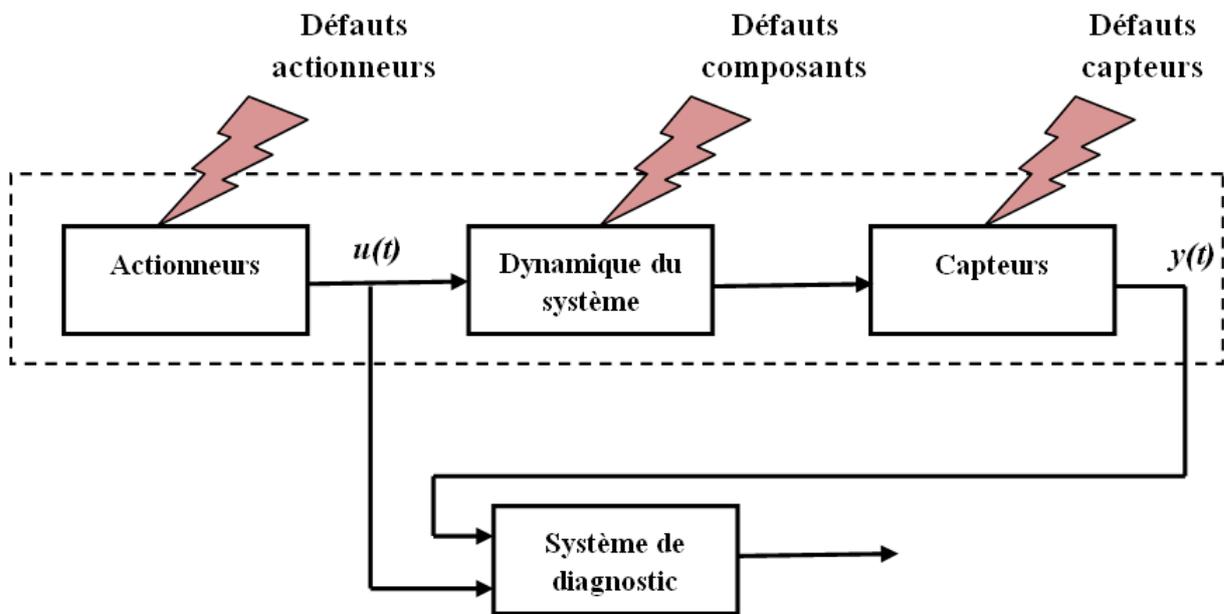


FIGURE 1.2 – les différents types de défauts

Une panne : une panne est l'incapacité d'un système à accomplir la mission pour laquelle il a été conçu. La panne résulte toujours d'une défaillance et elle introduit en plus la notion d'arrêt accidentel du fonctionnement du système.

Détection de défauts : la détection d'un défaut consiste à décider si le système se trouve ou non dans un état de fonctionnement normal.

Localisation d'un défaut : à l'issue de la détection d'un défaut, il s'agit de déterminer le ou les éléments à l'origine du défaut.

L'ensemble des caractéristiques souhaitées qu'un système de diagnostic devrait posséder [48] est :

1. Détection en temps réel.
2. Isolation, c'est l'habileté pour différencier les défauts.
3. Robustesse vis-à-vis de certains bruits et d'incertitudes.
4. Identification de nouveauté, on se réfère à la capacité de décider si le processus est en état normal ou anormal. Dans le cas d'anomalie, il faut identifier s'il s'agit d'un défaut connu ou d'un nouveau défaut.
5. Estimation de l'erreur de classification du défaut (diagnostic) en vue de sa fiabilité.
6. Adaptabilité : le système de diagnostic devrait être adaptable aux changements de conditions du processus (perturbations, changements d'environnement).
7. Facilité d'explication de l'origine des défauts et de la propagation de celui-ci. Ceci est important pour la prise de décision en ligne.
8. Conditions de modélisation : pour le déploiement rapide et facile des classificateurs de diagnostic en temps réel, l'effort de modélisation devrait être aussi minimal que possible.
9. Facilité de mise en œuvre informatique (faible complexité dans les algorithmes et leur implémentation) et capacité de stockage.
10. Identification de multiples défauts : pour de grands processus, l'énumération combinatoire de multiples défauts est trop importante et ils ne peuvent être explorés de manière exhaustive.

1.3 Différentes méthodes de Placement de capteurs

Les décisions de placement de capteurs dépendent des objectifs attendus. Par exemple, en théorie de la commande, le placement de capteurs est utilisé pour fournir des informations suffisantes pour la commande des systèmes. Les critères dépendent de l'observabilité, la contrôlabilité et la surveillabilité des variables. Dans [81], les auteurs ont proposé une méthode de placement de capteurs, qui traite un système linéaire. Cette méthode fait usage à l'élimination de Gauss-Jordan pour trouver un ensemble minimal de variables à mesurer, cela garantit l'observabilité des variables tout en minimisant le coût des capteurs. Dans cette théorie, les variables observables incluent les variables mesurées ainsi que les variables non mesurées mais déductibles. Un outil original pour la conception d'un placement de capteurs minimal est proposé dans [79]. L'objectif de cette méthode est de concevoir un système de mesure prenant en compte les contraintes suivantes : l'observabilité des variables requises pour le contrôle et la maintenance,

la satisfaction de différents degrés de redondance imposés pour quelques variables et la satisfaction de critères de coût et de fiabilité de capteurs. L'algorithme proposé est basé sur l'analyse des cycles du graphe associé avec le système.

Une méthode de placement de capteurs pour l'analyse de monitorabilité est proposée dans [69]. Un système est monitorable s'il peut être déterminé en utilisant seulement les trajectoires des flots de données (mesures, commandes connues), si les contraintes du système sont satisfaites ou non [12]. Cette méthode est basée sur l'outil Bond Graph. Le but de cette méthode est de satisfaire des contraintes de monitorabilité pour tous les composants. En utilisant cette méthode, la position des capteurs physiques apparaît explicitement dans le modèle graphique. L'idée générale consiste à analyser les combinaisons de placements, qui est un ensemble de vecteurs binaires afin d'obtenir simplement les lignes de la matrice de signature. Intuitivement, cette méthode est une heuristique qui se traduit par un ensemble de règles appliquées lors des combinaisons de placement. Une idée similaire a été reprise dans les travaux de [10] où ils ont supposé que toutes les variables du système sont mesurées, et ils ont procédé par éliminations successives de capteurs jusqu'à la satisfaction totale du cahier de charges. Ils ont appliqué leur algorithme sur un système de véhicule hybride. Le nombre de capteurs a été réduit considérablement tout en garantissant la monitorabilité du système.

Une autre méthode de placement de capteurs a été proposée dans [86]. Cette méthode vise à garantir la détectabilité et l'isolabilité de défaillances de capteurs. La méthode proposée est basée sur le concept de degré de redondance d'une variable et l'analyse structurelle du système. Le placement de capteurs peut être résolu avec l'analyse d'une matrice de cycles utilisant la technique de la programmation linéaire mixte. Une méthode structurelle pour le placement de capteurs dans le problème de détection et localisation de défauts (FDI) est proposée dans [32], [33]. Cette méthode améliore l'observabilité des systèmes où ils définissent une nouvelle série de séparateurs (Irreducible Input Separators) qui génère des ensembles de variables système dans lequel des capteurs supplémentaires doivent être implémentés pour résoudre le problème considéré. Toutefois, dans le diagnostic de fautes, l'objectif de placement de capteur doit satisfaire les propriétés de détectabilité et de surveillabilité. La détectabilité est la possibilité de détecter une panne d'un composant et la surveillabilité est la possibilité d'identifier une faute d'un composant sans aucune ambiguïté avec une autre faute. Par ailleurs, [130] ont proposé une méthode basée sur des ajouts consécutifs de capteurs, qui prend en compte les critères de surveillabilité. Le principe de cette méthode est d'analyser le modèle physique du système d'un point de vue structurel.

Cette approche est basée sur des relations de redondance analytique (RRA) [123], qui peuvent être obtenues à partir des contraintes système en utilisant le graphe bipartite [15] ou l'élimination des règles [106], et à partir de la table de signature [26]. Dans une table de signature, les lignes et les colonnes représentent respectivement, l'ensemble des relations de redon-

dance analytique et l'ensemble des fautes considérées. Cependant, cette méthode nécessite une conception a priori de toutes les RRA pour un ensemble de capteurs donné.

Dans [51], les auteurs ont proposé un algorithme pour déterminer les capteurs qu'il faut ajouter pour obtenir la détectabilité et la localisabilité maximales de défauts spécifiés. Cet algorithme permet de trouver tous les ensembles minimaux de capteurs satisfaisant les contraintes de détectabilité et de localisabilité en prenant en compte le coût associé à chaque capteur. Cette méthode est basée sur la représentation structurelle du système (décomposition Dulmage-Mendelshon [46], [107] représentée par la figure [fig :Décomposition-canonique]). Comme la plupart des approches structurelles, elle peut manipuler les modèles très diverses : non linéaires et algébriques différentiels d'une façon efficace. La méthode consiste à déterminer l'ensemble des variables à mesurer afin de rendre toutes les fautes détectables. Le travail présenté dans [139] propose d'apporter sa contribution au domaine du diagnostic de défauts. Dans ce travail, les auteurs ont présenté une approche structurelle pour la conception des sous-systèmes testables permettant de détecter les défauts dans les systèmes à diagnostiquer. Cette approche vise d'une part à étendre les possibilités des approches existantes et d'autre part à diminuer l'ordre de complexité des méthodes existantes. Ils ont également présenté une approche structurelle pour le placement de capteurs en prenant en compte les spécifications de diagnosticabilité. Cette approche a permis de trouver le meilleur placement de capteurs sans nécessiter la conception préalable des relations de redondance analytique.

1.3.1 Méthodes basées sur la décomposition Dulmage-Mendelsohn

Dans [51], les auteurs ont proposé un algorithme pour déterminer les capteurs qu'il faut ajouter pour obtenir la détectabilité et la localisabilité des défauts spécifiés. Cet algorithme permet de trouver tous les ensembles minimaux de capteurs satisfaisant les contraintes de détectabilité et de localisabilité en prenant en compte le coût associé à chaque capteur. Cette méthode est basée sur la représentation structurelle du système (décomposition Dulmage-Mendelshon ([46, 107]). Comme la plupart des approches structurelles, elle peut manipuler des modèles très divers : non linéaires , algébriques très efficacement [139].

1.3.2 Méthodes basées sur l'addition ou le retrait consécutif de capteurs

Les travaux présentés dans [130] ont proposé une méthode de placement consécutif de capteurs jusqu'à la satisfaction de la propriété de diagnosticabilité structurelle d'un système donné. Cette approche structurelle est basée sur les relations de redondances analytiques (**RRA**) [25] qui peuvent être obtenues en combinant entre les contraintes constitutives des équations du système, en utilisant des règles d'élimination [106]. Une autre méthode de placement de capteurs

est proposée dans [131]. Cette méthode généralise celle proposée dans [130] où les travaux ne considèrent qu'une interprétation causale, qui ne permettent pas de trouver toutes les relation de redondances analytiques (RRAs), ce qui n'est pas le cas des travaux de [131] qui eux, considèrent toutes les interprétations causales du système, par conséquent, toutes les RRAs possibles sont générées. Dans cette méthodes, au début de l'analyse, les variables du systèmes sont supposées toutes être mesurées , puis l'on procède à l'élimination successive de capteurs, jusqu'à la satisfaction du cahier de charges en question. (Mais, dans cette méthode, le choix du capteur à éliminer est combinatoire) . Une autre méthode a été proposée dans [120] qui consiste à trouver une combinaison de capteurs la plus adaptée de telle sorte à vérifier un certain degré de surveillabilité (que l'on retrouve appelée diagnosticabilité, sur certains ouvrages), ceci en appliquant un certain nombre d'itérations qui dépend de la complexité du problème, jusqu'à aboutir à une solution du problème considéré.

1.3.3 Méthode basée sur les graphes

Le problème de la détermination du nombre optimal de capteurs pour des applications particulières, ainsi que leurs meilleurs emplacements possibles a reçu une attention considérable. Toutefois, une grande partie des travaux récents sur le placement de capteurs a été dans le domaine de la dynamique des structures, et bien que peu ont été spécifiquement consacrés à la détection de fautes, les différentes méthodes partagent une base commune. Les méthodes ne diffèrent que dans le choix de leur fonction objective et l'algorithme d'optimisation. Parmi les méthodes basées sur les graphes, dans la littérature, nous avons rencontré les méthodes à base de la théorie des graphes (comme les digraphes), celles qui sont à base de graphes bipartis, et un grand nombre d'entre elles sont à base des bond-graphs (voire la figure 1.3). Pour ces dernières, la majorité d'entre elles, sont des combinaisons entre les bond-graphs et un des outils de la théorie des graphes.

Les approches graphiques représentent graphiquement la structure du système et/ou sa dynamique à partir du modèle analytique du système comme le Digraphe [41] ou Graphe Biparti [12], ou bien à partir des connaissances de la physique du système comme le Bond Graph (BG) [67]. Ces approches sont bien adaptées pour l'analyse des propriétés structurelles du système, parce que la structure du modèle graphique est indépendante des valeurs numériques des paramètres du système.

1.3.3.1 Placement de capteurs avec la théorie des graphes

Les méthodes de la théorie des graphes ont été utilisées pour la réconciliation, la détectabilité et l'emplacement de capteurs. L'utilité de l'observabilité et la redondance dans la caractérisation de la performance des estimateurs des systèmes de données est proposé dans [121].

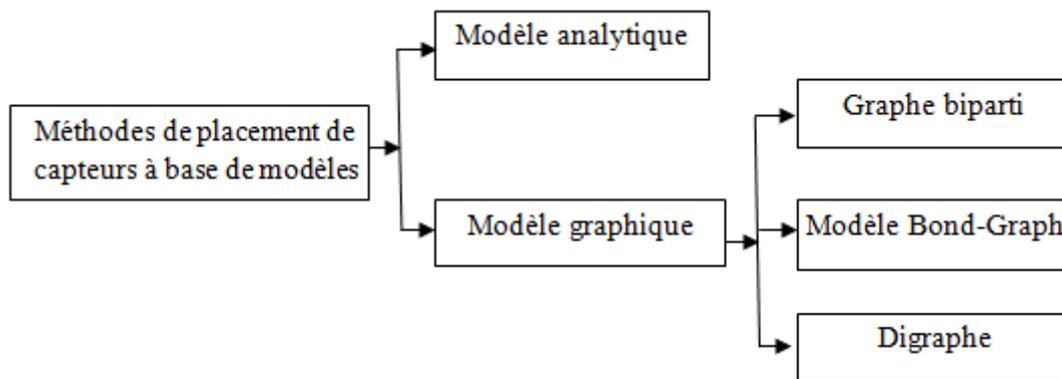


FIGURE 1.3 – Méthodes de placement de capteurs à base de modèle

Une classification d’algorithmes pour l’évaluation de l’observabilité globale et locale, et la redondance des variables individuelles et des mesures dans les réseaux de processus mondiaux et locaux est développé. A cet effet, la théorie des graphes est exploitée pour modéliser la structure de traitement. L’observabilité est associée à des cycles d’arcs d’écoulement ayant au moins une mesure. De la même manière, la redondance est présentée dans les cycles d’arcs d’écoulement ayant au moins deux mesures. Enfin, les critères de cycles sont également appliquées lorsque les bilans énergétiques sont considérées dans les réseaux de processus. Cependant, étant donné que les bilans énergétiques sont non linéaires, le concept d’observabilité locale et mondiale se distingue.

Si le nombre d’équations redondantes n’est pas suffisant pour réaliser le diagnostic du processus et des spécifications techniques fixées, il est important de décider, parmi les variables non mesurées, lesquelles d’entre elles doivent être liées à un capteur : ce problème concerne la théorie de placement optimal d’un capteur. Ce problème couvre différents aspects (le nombre, l’emplacement, le type, l’ordonnancement, etc.). En raison de la hausse de la demande de la précision et de la contrainte financière, une large gamme d’articles publiés a été consacrée au problème de placement de capteurs.

Malheureusement, en raison des multiples contraintes et la complexité d’un tel problème combinatoire, aucune méthode générale pour résoudre ce problème n’a encore été trouvée.

Dans de nombreuses situations de diagnostic, les changements dans l’emplacement des capteurs peuvent améliorer l’observabilité [71] et les conditions de diagnosticabilité.

Ceci modifie par conséquent la structure et les performances du système d’observation. Dans le cas linéaire, dans lequel une redondance est présente, une décomposition systématique peut être formée. En effet, tous les systèmes linéaires à travers quelques transformations simples

peuvent être réduits à une représentation unique de structure :

$$MZ = 0 \quad (1.1)$$

où :

- M est la matrice d'incidence du processus qui est supposée être de rang complet et,
- Z est le vecteur des variables du processus qui se compose de variables connues (mesurées) et des variables inconnues.

Si la matrice d'incidence est de rang déficient (càd petit ou faible) , alors le nombre de contraintes peut être réduit pour éviter cette lacune. Les résultats classiques de décomposition du système basé sur l'observabilité [71] peuvent être appliqués à un tel système. Elle conduit à la forme canonique de la matrice M qui présente explicitement les parties déductibles et redondantes (diagnostiquées) du système. Un concept basé sur la fiabilité de l'estimation des variables en présence de défaillance de capteurs est introduit dans [4]. Ceci est la probabilité avec laquelle il peut être estimé lorsque les capteurs risquent de donner des valeurs erronées.

L'objectif est de concevoir le meilleur emplacement de capteur afin de maximiser la probabilité avec laquelle une variable peut être estimée dans une situation défectueuse tout en minimisant le nombre de capteurs nécessaires pour rendre toutes les variables observables .

Un algorithme de la théorie des graphes, SENNETT, développé à cet effet, a montré la performance robuste et donné des solutions optimales à l'échelle mondiale pour les processus réalistes.

La probabilité de défaillance de capteurs est considérée comme connue (la valeur de cette probabilité dépend de l'existence de la redondance du capteur considéré). L'auteur utilise une feuille de flux de processus pour représenter un processus sous forme graphique.

1.3.3.2 Méthodes basées sur le digraphe

Les méthodes d'analyses structurelles basées sur le graphe orienté reposent sur une représentation graphique d'un système linéaire structuré. Une caractéristique intéressante des systèmes structurés est la généralité de leurs propriétés structurelles par rapport aux paramètres du système. En général, dans la littérature, un graphe orienté, est l'outil graphique le plus utilisé pour représenter graphiquement un système structuré.

En utilisant le graphe orienté, plusieurs problèmes ont été abordés comme par exemple : l'observabilité, la commandabilité [41], découplage par retour d'état [42], réjection de perturbation [31] et l'observabilité des entrées inconnues [21]. Ces problèmes ont été résolus graphiquement en utilisant la notion du chemin et du cycle. Quant au problème de placement de capteurs, il a été également étudié en utilisant le graphe orienté dans [3] .

La conception de l'architecture d'un système d'instrumentation est décisive dans l'amélioration de la sûreté de fonctionnement des processus industriels. En effet, de la position des capteurs et de leur nombre dépend la possibilité d'observer un processus, d'estimer son état et, par conséquent, de déterminer le type de commande à appliquer. De façon plus générale, le problème posé est celui du diagnostic de fonctionnement qui consiste à estimer l'état d'un système, décider s'il est normal ou anormal, juger de la gravité de l'état anormal et en fonction de cette appréciation, décider d'une action à entreprendre pour essayer de maintenir les performances de ce système [86]. De nombreux travaux ont déjà été publiés sur l'analyse de l'observabilité des systèmes en régime statique. Les premiers ont porté sur l'étude des systèmes linéaires ; par la suite, ils ont largement contribué à développer cette analyse. Les algorithmes d'observabilité qui ont été proposés sont généralement basés sur la théorie des graphes ou sur une classification des variables à partir d'une matrice de projection. Après la phase d'analyse qui met en évidence les redondances mais aussi les éventuelles faiblesses du système d'instrumentation, il convient de proposer des modifications à la position des capteurs existants ou même d'éventuels ajouts de capteurs. Ces modifications sont étudiées compte tenu d'objectifs précis : rendre observable une variable particulière, accroître le degré de redondance d'une autre, augmenter la précision de l'estimation d'une variable particulièrement utile à la conduite du processus, tolérer la défaillance d'un capteur. Il n'existe à ce jour que très peu de travaux visant à la conception d'un système d'instrumentation et respectant des contraintes telles que celles énoncées précédemment. Citons les travaux de [81] qui proposent une solution basée sur l'analyse de la matrice d'incidence du graphe associé au processus, ceux de [61] qui formalisent le problème en termes de programmation linéaire mixte, c'est-à-dire dont les variables d'optimisation peuvent être entières, ce qui permet de prendre en compte l'occurrence et la position des mesures dans l'optimisation. Les travaux les plus élaborés sont sans doute ceux présentés par [4] et [79], basées sur l'analyse des cycles du graphe associé au processus, ces études, d'inspiration commune, prennent simultanément en compte l'observabilité des variables et la fiabilité des capteurs qui les mesurent afin de proposer une architecture d'instrumentation optimale par rapport à certains critères. Les résultats de l'application de l'une de ces méthodes sur un exemple industriel sont présentés dans [87].

En fait, notre idée sur les placements de capteurs a été initialement inspirée par le travail de [86] que nous avons appliqué aux systèmes modélisés par les bond-graphs. Nous jugeons donc, nécessaire de présenter leur théorie, dans ce qui suit, et nous allons voire dans un chapitre plus loin, comment nous l'avons appliquée.

Commençons par présenter les processus considérés dans leur analyse. Ceux sont des processus pouvant être décrits par un graphe orienté, comme celui de la figure 1.4.

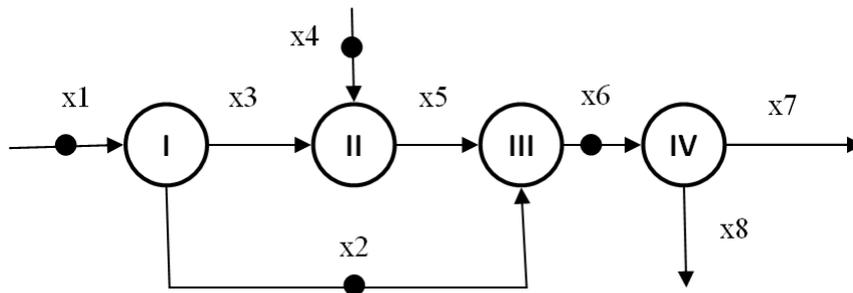


FIGURE 1.4 – Graphe d'un processus

Un tel processus peut être décrit par le système d'équations linéaires :

$$\begin{cases} x_1 - x_2 - x_3 = 0 & (1) \\ x_3 + x_4 - x_5 = 0 & (2) \\ x_2 + x_5 - x_6 = 0 & (3) \\ x_6 - x_7 - x_8 = 0 & (4) \end{cases}$$

Le processus est supposé être équipé de capteurs mesurant différentes variables ; ces capteurs sont schématisés par un point sur les arcs du graphe, par conséquent, les variables mesurées sont x_1, x_2, x_4 et x_6 . La somme des équations (1), (2) et (3) permet de déduire une relation de redondance : $x_1 + x_4 - x_6 = 0$, c'est-à-dire une équation ne faisant intervenir que les variables mesurées. Les équations (1) et (3) nous permettent de calculer respectivement les grandeurs non mesurées x_3 et x_5 . Par ailleurs, les variables x_7 et x_8 interviennent dans une seule équation (4), il n'est pas possible de les mesurer, elles sont par conséquent, inobservables.

La classification basée sur l'observabilité consiste à mettre en évidence deux catégories de variables : les variables observables dont on peut connaître la valeur (par mesure directe ou par déduction) et les variables inobservables [110].

Cette analyse nous conduit à déduire quatre catégories de variables :

1. Mesurée et estimable, comme pour x_1, x_4, x_6 ;
2. Mesurée et non estimable, comme pour le cas de x_2 ;
3. Non mesurée et estimable, le cas de x_3 et x_5 .
4. Non mesurée et non estimable, comme pour x_7 et x_8 .

A partir de là, la notion de degré de redondance a été donnée par :

Définition 1.3.1. Une variable est redondante de degré 0 (observabilité minimale) s'il existe au moins une configuration telle que la panne d'un seul capteur rend cette variable inaccessible.

C'est par exemple le cas des variables qui sont mesurées et non estimables.

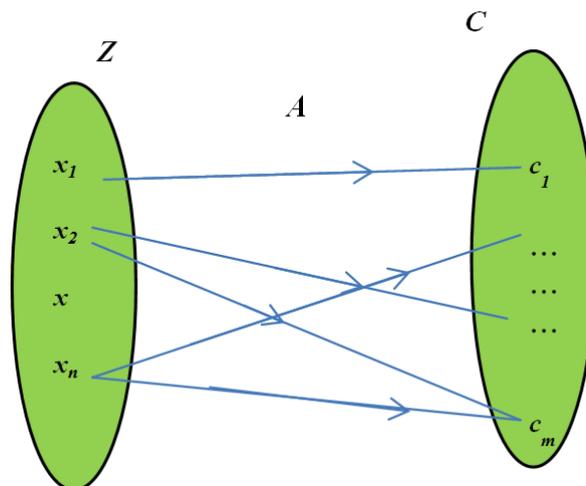


FIGURE 1.5 – Un graphe biparti

La notion de degré de redondance de degré 0 a été ensuite généralisée pour une redondance d'un degré k , k quelconque, comme suit :

Proposition 1.3.1. *Une variable redondante de degré k , est une variable observable dont la valeur reste déductible lors de la défaillance de k capteurs quelconque du processus [86].*

Les définitions précédentes ont permis de caractériser une variable quelconque du processus à l'aide de son degré de redondance qui traduit sa disponibilité au regard de capteurs.

1.3.3.3 Méthodes basées sur le graphe biparti

Un graphe biparti $G(S, A)$ (figure 1.5), est une représentation graphique de la structure d'un système. S est composé (ou plutôt l'union) de deux ensembles de nœuds Z et C et A est un ensemble d'arcs. L'ensemble Z comprend les variables qui définissent le comportement dynamique du système. Cet ensemble est divisé en deux sous-ensembles : l'ensemble des variables connues K et l'ensemble des variables inconnues X . Les variables d'entrée u et de sorties y sont considérées comme des variables connues.

$$K = U \cup Y \quad (1.2)$$

L'ensemble C peut représenter dans un certain cas, les relations analytiques (contraintes) entre les variables de l'ensemble $Z = K \cup X$. Les contraintes de l'ensemble C sont liées par des arcs vers tous les éléments de Z qui interviennent dans cette contrainte. L'analyse structurelle à base de graphe biparti est basée sur la notion de couplage entre l'ensemble des variables et celui des contraintes

1.3.3.4 Méthodes basées sur les bond-graphs

L'utilisation des Bond-Graphs comme outil unifié et intégré est la puissance principale de cet outil dans la conception du système de supervision. En outre, sa topologie et les propriétés fonctionnelles permettent une visualisation claire de l'instrumentation et du matériel architecture du système à surveiller [117]. Ceci est la raison pour laquelle les RRAs sont systématiquement associées à des défauts qui peuvent affecter le processus physique afin de former la Matrice de Signature des Fautes (MSF). Cependant, la méthodologie Bond Graph est limitée à la modélisation formelle et des étapes de génération d'alarme (en utilisant un couplage particulier). Même, en quelques années plus-tard, les auteurs dans [142] ont proposé d'améliorer la méthode binaire classique de l'étape de prise de décision dans les étapes du FDI basé sur le modèle Bond-Graph par l'intermédiaire d'un modèle basé sur des réseaux bayésiens hybrides (RBH). Cette approche traite les signatures inconnues et identiques associant les résidus mesurés et les données des composants de fiabilité (représentés par des éléments BG) pour construire un réseau bayésien hybride. Mais ces travaux reposent toujours sur le calcul des RRAs que jusqu'à présent reste un problème de la détermination de toutes les RRAs possibles d'un système donné, ainsi que la matrices MSF générée à partir de ces dernières.

Par ailleurs, dans [1, 116, 2], les auteurs ont présenté une méthode de placement de capteurs par analyse d'existence ou non d'un circuit fermé dans la représentation par graphe triparti du modèle Bond Graph modélisant le système considéré. Dans cette méthode, la modélisation Bond Graph a été combinée avec la théorie des graphes. Dans leurs travaux, ils ont représenté le modèle Bond-graph par un graphe triparti, composé de l'ensemble des variables connues (les entrées et les sorties lues par les capteurs) du système, un ensemble de relations, et un ensemble de variables inconnues du système, qui interviennent dans toutes ces relations. Avec cette représentation, il a été question de trouver un circuit fermé démarrant du premier ensemble vers lui-même, et si il n'est pas possible d'y revenir, ils rajoutent un capteur de façon optimale qui permettra de fermer le circuit.

Dans [69], les auteurs ont utilisé une méthode basée sur une heuristique, pour le placement de capteurs, sans nécessité de calcul des RRAs. Leur travail a été plus tard repris par [10], où ils ont supposé que toutes les variables sont mesurées ensuite ils ont procédé par retraits successifs de capteurs jusqu'à la satisfaction du cahier de charge. Dans cette méthode, le choix du capteur à éliminer est aléatoire.

Dans [44], les auteurs ont proposé une méthode d'ajout de capteurs graphiquement directement sur le modèle Bond-Graph sous vérification des différentes contraintes générées à partir du modèle, en utilisant les chaînes alternées.

Plus récemment, dans [3], les auteurs ont proposé de combiner également, entre les Bond-Graph et la théorie des graphes. Dans leur méthode, ils ont converti le modèle Bond-Graph en digraphe, et trouvé l'emplacement optimal de capteur en utilisant uniquement des informations

graphiques et structurelles du système. Ils ont montré comment le digraphe peut être utilisé pour détecter et isoler les défauts, par le fait que le digraphe illustre la propagation des défauts dans le système. Seulement, dans leur théorie, à partir de la matrice de signatures des fautes des différents résidus du système, ils calculent la matrice de contiguïté de structure, qui est une matrice carrée constituée des éléments du système en lignes et en colonnes. Cette matrice de contiguïté structurelle illustre la propagation de l'information et les flux à travers le système.

1.4 Limites des méthodes de placement de capteurs existantes

Dans cette partie, nous avons présenté des méthodes de placement de capteurs. Nous nous sommes concentrés particulièrement sur les méthodes satisfaisant des critères de diagnosticabilité. La méthode proposée dans [130] est basée sur l'addition consécutive des capteurs jusqu'à la satisfaction du critère de diagnosticabilité. Le degré de complexité de cette méthode est très grand parce que nous devons chercher les relations de redondance analytique pour chaque ensemble de capteurs ajouté. Le nombre de RRAs résultant de chaque ensemble de capteurs est exponentiel avec la redondance du système. Cela suppose que l'on soit capable de trouver toutes ces RRAs. La méthode proposée dans [131] est basée sur le retrait consécutif des capteurs jusqu'à la satisfaction du critère de diagnosticabilité. Cette méthode conduit aussi à une très grande complexité parce que le nombre de RRAs croît exponentiellement avec la redondance d'un système, et notamment avec son nombre de capteurs. Le fait de mesurer toutes les variables du système dans une première étape conduit à une redondance maximale. [51] propose une méthode de placement de capteurs basée sur la représentation structurelle du système (décomposition Dulmage-Mendelshon). La complexité de cette méthode est inférieure à la complexité des méthodes ci-dessus et elle n'exige pas la conception de RRAs au préalable. Mais cette méthode n'est pas générale dans le sens où elle ne prend en compte que les systèmes juste-déterminés qui ne contiennent pas de partie sous-déterminée. Nous avons remarqué que chacune de ces méthodes a des avantages et des inconvénients. Nous avons synthétisé le tableau 1.1 qui résume les avantages et les inconvénients de chacune de ces méthodes.

1.5 Conclusion

Nous avons commencé la première partie de ce chapitre par présenter des notions de base sur le diagnostic. Nous avons vu qu'il y avait deux types de diagnostic, le premier est à base de connaissance et le second est à base de modèle. Parmi les modèles, il en existe sous forme analytique, sous forme graphique, comme les graphes bipartis, les digraphes ou alors les bond

Méthodes	Avantages	Inconvénients
Couplage	* prend en compte la notion de déductibilité * facile à construire	* beaucoup de redondance dans les calculs * calcul des RRAs
Retrait consécutif des capteurs	* prend en compte la notion de causalité	* complexité exponentielle par rapport aux variables * méthode heuristique * calcul des RRAs
Décomposition Dulamge-Mendelsohn	* pas de redondance dans les calculs * degré de complexité faible	* ne prend pas en compte la notion de déductibilité * ne s'applique qu'aux systèmes juste-déterminés * calcul des RRAs
Digraphe	* intuitive * simple * graphique	* Représente uniquement les équations d'états * actionneurs/capteurs
Graphe biparti	* simple	* problème du choix du couplage * calcul des RRAs
MSF	* simple à comprendre	* calcul des RRAs

TABLE 1.1 – Tableau récapitulatif des avantages et des inconvénients des méthodes de placement de capteurs graphiques existantes

graphs. Dans une deuxième partie, nous avons passé en revue les différentes méthodes de placement de capteurs, parmi lesquelles celles basées sur les digraphes. Nous avons ensuite cité les limites des ces méthodes, ce qui constitue une motivation pour proposer notre contribution dans un chapitre plus loin, après avoir un peu plus détailler certaines techniques et leurs manières de procéder dans le chapitre suivant.

Chapitre 2

Bond-Graph et méthodes de surveillance

2.1 Introduction

Lorsqu'on parle de surveillance ou de diagnostic d'un système à base de modèle, on doit d'abord choisir le modèle adéquat pour représenter au mieux notre système. Ce modèle est une représentation abstraite du système et prend en considération ses propriétés physiques, statique, dynamique et technologique. Il existe plusieurs types de modèles : analytiques et graphiques.

Dans notre travail, nous avons opté pour une méthode à base de modèle en utilisant l'outil Bond graph. L'outil bond graph, fondé par [104], et formalisé par [67], [129] a été initialement utilisé pour la modélisation des systèmes physiques. Il a été développé depuis 1961 à MIT, Boston, USA par Payter [104]. Des travaux plus récents sont référencés par [36]. Le langage Bond graph est un langage graphique conçu spécialement pour la description des processus divers. Il modélise les transferts d'énergie [16, 135] au sein d'un système physique par des liens de puissances appelés *bonds*. Un bond est un trait étiqueté dont l'extrémité est une demi flèche. Le sens de la demi flèche indique le sens de transfert de la puissance, alors que les entités $e(t)$ et $f(t)$ portées sur le bond, sont les variables *effort* et *flux* respectivement. Ces deux variables vont s'appeler *les variables de puissance* parce que leur produit a une grandeur de puissance : $e(t) * f(t) = P(t)$.

Lorsque deux systèmes **A** et **B** sont en interaction (figure 2.1, **A** applique à **B** un effort $e(t)$. **B** réagit en envoyant un flux $f(t)$). L'effort imposé par **A** est une "donnée" (aussi appelée "entrée") pour **B**.

Les entités $e(t)$ et $f(t)$ changent d'un domaine à un autre, le tableau

Par définition, l'énergie se calcule par intégration de la puissance par rapport au temps :

$$E(t) = \int_0^t P(\tau) d\tau + E(0) \quad (2.1)$$

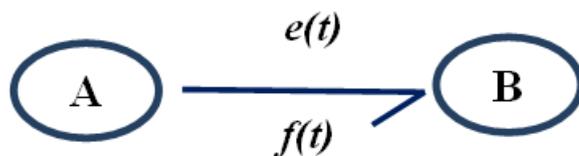


FIGURE 2.1 – Modèle Bond-Graph

Domaine	effort e	flux f
Mécanique (Translation)	Force F	Vitesse v
Mécanique (Rotation)	Couple τ	Vit. ang. ω
Électrique	Tension u	Courant i
Hydraulique	Pression p	Débit vol. \dot{V}
Magnétique	Force magnéto- mot	Dérivée flux ma- gnétique
Chimique	Potentiel chi- mique	Flux molaire
Thermique	Température	Flux d'entropie
Économique	Prix unitaire P_u	Flux de com- mande f_c

TABLE 2.1 – Variables de puissances pour différents domaines physiques

De façon similaire, nous avons :

$$p(t) = \int_0^t e(\tau) d\tau + p(0) \quad (2.2)$$

$$q(t) = \int_0^t f(\tau) d\tau + q(0) \quad (2.3)$$

$p(t)$ et $q(t)$ sont les variables d'énergie, elles sont appelées respectivement, "moment généralisé" et "déplacement (ou flux) généralisé". On donne leurs significations dans le tableau 2.2.

2.2 Éléments de base du langage Bond-Graph

Les éléments du langage Bond-Graph vont être représentés par des nœuds, ils sont de deux types :

Domaine	Moment p	Déplacement q
Mécanique (Translation)	Impulsion p	Élongation x
Mécanique (Rotation)	Impul. ang. h	angle θ
Électrique	Flux magn. ϕ	Charge q
Hydraulique	Impul.pres	Volume V
Magnétique		Flux magnétique
Chimique		Masse molaire
Thermique		Entropie
Économique	Accumulation de commande qe	Dynamique économique Pe

TABLE 2.2 – Variables d'énergie pour différents domaines physiques

1. les éléments de base (I, C, R, TF, GY) qui représentent un élément inertiel, de capacité ou résistif, éléments transformateur et gyrateur ;
2. les nœuds de jonction qui représentent les lois de conservation de puissance. Il existe deux jonctions, la jonction 0 appelée jonction de l'effort et la jonction 1 appelée jonction du flux.

Le langage Bond graph vient accentuer la structure du modèle, faisant un tracé entre le modèle et le système assez intuitif. Les Bond graphs représentent une description concise du processus entier à un niveau d'abstraction plus élevé que les équations décrivant les transferts d'énergie entre les éléments. Les phénomènes de dissipation d'énergie, de stockage et d'inertie sont représentés en Bond graph et cela, indépendamment de leur nature physique.

Les éléments constituant le langage Bond graph sont résumés dans la figure 2.2 et décrits dans le tableau 2.3.

2.3 Causalité et chemins causaux

Les relations de cause à effet au sein d'un système sont mises en évidence par l'ajout d'un trait causal, mis perpendiculairement au lien, il indique par défaut le sens où l'effort est connu.

Dans le cas de la figure 2.4, le système A applique un effort $e(t)$ au système B , ce dernier réagit en envoyant à A un flux $f(t)$.

Les Bond graphs sont des graphes dans lesquels sont définis des boucles causales et des chemins causaux, parcourus en suivant la propagation de l'information effort ou flux, et cela indépendamment du sens des demi-flèches. Une procédure qui permet l'affectation de la causalité d'une façon séquentielle existe, c'est la procédure SCAP (pour Sequential Affectation Causality

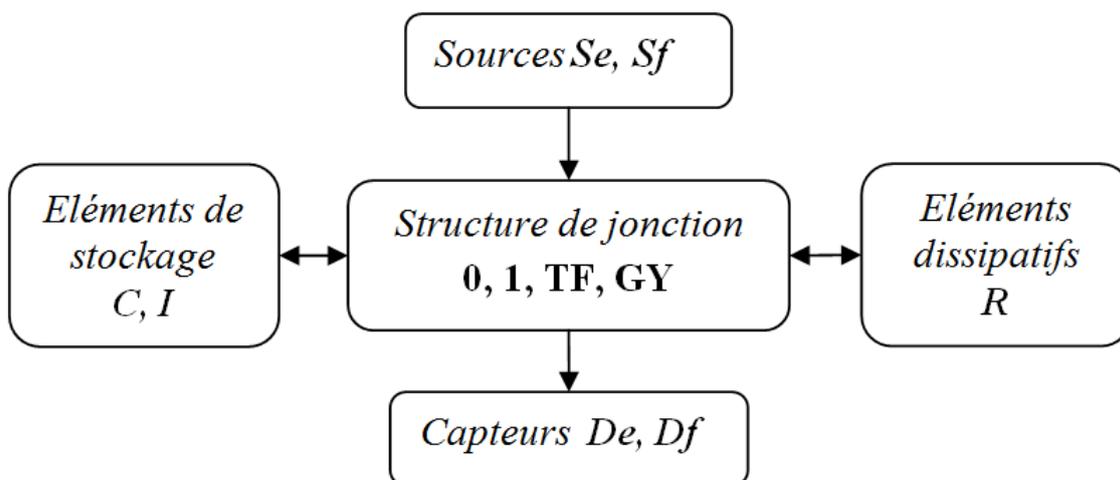


FIGURE 2.2 – Éléments de base du langage Bond Graph

Symbole	Définition	Nom
$\text{Se} \begin{array}{c} \xrightarrow{e} \\ \xrightarrow{f} \end{array}$	$e = e(t)$	Source d'effort
$\text{Sf} \begin{array}{c} \xrightarrow{e} \\ \xrightarrow{f} \end{array}$	$f = f(t)$	Source de flux
$\begin{array}{c} \xrightarrow{e} \\ \xrightarrow{f} \end{array} \text{R}$	$\Phi_R(e, f) = 0$	Résistance
$\begin{array}{c} \xrightarrow{e} \\ \xrightarrow{f} \end{array} \text{C}$	$\Phi_C(e, q) = 0$ $\Phi_C(e, \int f(t) dt) = 0$	Capacité
$\begin{array}{c} \xrightarrow{e} \\ \xrightarrow{f} \end{array} \text{I}$	$\Phi_I(f, p) = 0$ $\Phi_I(f, \int e(t) dt) = 0$	Inertie
$\begin{array}{c} \textcircled{1} \xrightarrow{\text{TF}} \textcircled{2} \\ : 1/m \end{array}$	$e_1 = m \cdot e_2$ $f_2 = m \cdot f_1$	Transformateur
$\begin{array}{c} \textcircled{1} \xrightarrow{\text{GY}} \textcircled{2} \\ : r \end{array}$	$e_1 = r \cdot f_2$ $e_2 = r \cdot f_1$	Gyrateur
$\begin{array}{c} \textcircled{2} \\ \downarrow \\ \textcircled{1} \xrightarrow{\text{0}} \textcircled{3} \end{array}$	$f_1 + f_2 - f_3 = 0$ $e_1 = e_2 = e_3$	Jonction de l'effort
$\begin{array}{c} \textcircled{2} \\ \downarrow \\ \textcircled{1} \xrightarrow{\text{1}} \textcircled{3} \end{array}$	$e_1 + e_2 - e_3 = 0$ $f_1 = f_2 = f_3$	Jonction du flux

FIGURE 2.3 – Description des éléments de base du langage Bond Graph

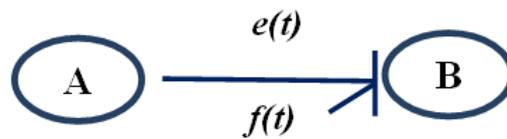


FIGURE 2.4 – Modèle Bond-Graph causal

Procédure) , elle a été définie dans [68] [133]. Nous donnons dans ce qui suit des définitions relatives aux chemins causaux et boucles causales.

Définitions

Définition 2.3.1. *Chemin causal.* Un chemin causal est une alternation d'éléments et de bonds tels que deux bonds adjacents à un même sommet ont une orientation causale opposée. La variable suivie le long du chemin causal est soit l'effort ou soit le flux. Afin de changer de variable, on pourrait passer par un gyrateur ou par un élément passif (I, C ou R).

Définition 2.3.2. Un chemin causal est simple si il est parcouru en suivant toujours la même variable. Il existe donc, une même séquence de lien set de nœuds, deux chemins, soit en suivant le flux, ou en suivant l'effort.

Définition 2.3.3. Un chemin causal est mixte si il faut changer de variable lors du parcours.

Définition 2.3.4. Une boucle causale est une succession de jonctions et de liens formant un chemin causal fermé , on démarre avec une variable, et on y revient avec une autre.

Remarque 2.3.1. On retrouve des chemins causaux mixtes dans le cas de présence de gyrateur GY où le chemin est appelé mixte direct, ou lorsqu'il faut traverser un élément R, C ou I , dans ce cas il sera appelé un chemin mixte indirect.

Considérons l'exemple du Bond graph de la figure 2.5, nous avons :

- Un chemin causal simple entre Se et I ;
- Un chemin causal mixte direct entre I et R en passant par GY ;
- Un chemin causal mixte indirect entre Se et R
- Une boucle causale entre I et R .

2.4 Analyse structurelle

Pour un système linéaire numériquement spécifié, un grand nombre de caractéristiques dépendent plus de la structure du système que des valeurs numériques des différents paramètres

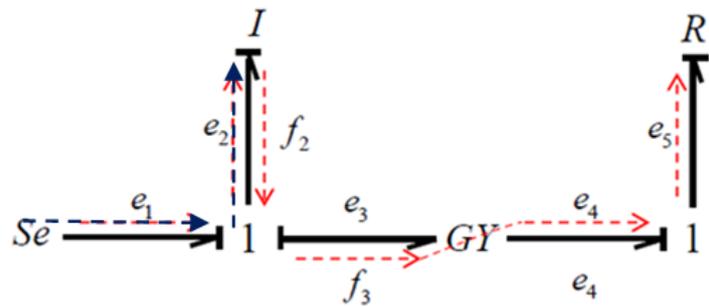


FIGURE 2.5 – Boucle causale , Chemin causal

constituant les matrices de représentation d'état par exemple. Il est alors judicieux d'étudier ces propriétés en considérant sans valeur numérique précise des paramètres. L'étude de ce type de système dits structurés ne nécessite alors que la connaissance de la répartition des éléments nuls/non-nuls dans les diverses matrices de sa représentation. Il est alors possible de traiter et d'étudier les systèmes non-spécifiés numériquement ou non complètement spécifiés, en phase de conception ou encore les systèmes incertains, par exemple. Ce type d'étude permet de mieux dégager les propriétés structurelles en se concentrant non plus sur une réalisation donnée par une combinaison numérique fixe des paramètres mais sur la structure du système définie en grande partie par l'existence ou non des interactions entre les variables qui le caractérisent. Avant de concevoir un système pour la surveillance, le choix des sources et des capteurs joue un rôle essentiel. Souvent, la configuration peut mener à un paradigme incontrôlable ou inobservable et le système pourra avoir besoin d'être restructuré.

Cependant, à partir d'un modèle en représentation Bond Graph d'un système en question comportant des actionneurs et des observateurs, les stratégies de commande peuvent être vérifiées pour assurer la praticabilité basée sur l'analyse structurelle des propriétés du modèle. Les propriétés structurelles dépendent seulement de la structure du modèle (structure de jonction) et de ses éléments (composants), elle est indépendante des valeurs numériques des paramètres [8, 37]

2.4.1 Test De Mode

Considérons un système représenté par le modèle d'espace d'état suivant

$$\begin{cases} \dot{x} = A.x + B.u \\ y = C.x + D.u \end{cases}$$

Où x est le vecteur d'état, u est le vecteur d'entrée de commande et la variable de sortie y est le vecteur d'observateur. Si n est le nombre d'états (c.à.d. taille de la matrice A est $n \times n$) alors

le polynôme caractéristique du système, ou le dénominateur de toutes les fonctions de transfert d'entrée de commande aux sorties observées est en général donné par :

$$D(s) = |sI - A| = s^n + a_{n-1}s^{n-1} + a_{n-2}s^{n-2} + \dots + a_0$$

Dans les bond-graphs, le modèle peut être mis en causalité intégrale ou en causalité dérivée. Si l'on considère p le nombre des éléments énergétiques (I/C) afin d'effectuer le diagnostic sur le système' on est amené à réaffecter la causalité dérivée aux éléments I/C , nous obtenons q éléments (I/C) qui peuvent passer en causalité dérivée. Le polynôme caractéristique dans les bond-graph peut donc être écrit par :

$$D(s) = |sI - A| = s^p(s^q + a_{q-1}s^{q-1} + \dots + a_1s + a_0)$$

où, $p + q = n$, et les coefficients $a_{q-1} \dots a_0$ sont des fonctions des paramètres du système. Le nombre de modes structurellement nuls dans le système est ' p '. Cependant, les modes nuls réels dans le système peuvent être plus grands dû à la dépendance de paramètre, par exemple lorsque $a_0 = 0$, le nombre de modes nuls est $p + 1$. Le but de l'étude qui a été présentée à cet égard était de découvrir le nombre de modes structurellement nuls ' p ' et du rang structurel ' q '. Puisque le terme s^p peut être mis en facteur dans $|sI - A|$, la matrice $sI - A$ contient donc p lignes dont les éléments diagonaux contiennent s et d'autres éléments de ces lignes n'interviennent pas dans le calcul du déterminant. Ainsi, pour $s = 0$, ou $sI - A = -A$, ces rangées sont des fonctions linéairement dépendantes des autres lignes. Ceci implique que la matrice A peut être apportée à une forme, où les lignes de p contiennent tous les éléments égaux à zéro. Ainsi, le rang structurel de la matrice A est $n - p = q$. Pour trouver ' q ', les équations du système n'ont pas besoin d'être dérivées et examinées. Elles peuvent être obtenues en utilisant les règles simples suivantes basées uniquement le modèle bond graph :

1. L'ordre d'un système (dimension de la matrice A ou du nombre d'états) est le nombre des éléments de stockage (I et C) en causalité intégrale, quand une causalité intégrale est assignée au modèle.
2. Le rang structurel du modèle (rang de la matrice A sans dépendance de paramètre) est le nombre (q) d'éléments de stockage de (I et C) qui peut être apporté à la causalité différentielle (appelée causalité dérivée), quand une causalité différentielle (dérivée) est assignée au modèle bond graph.
3. Le nombre de modes structurellement nuls est le nombre $p = n - q$ d'éléments de stockage (I et C) qui ne peuvent pas être apportés à la causalité différentielle, quand une causalité différentielle est assignée au modèle.

2.4.2 Contrôlabilité

La méthode numérique pour déterminer la contrôlabilité d'un système est de calculer le rang de la matrice de contrôlabilité. La matrice de contrôlabilité est définie comme :

$$C_s = [B \quad AB \quad \dots \quad A^{n-1}B]$$

Le rang de la matrice de contrôlabilité dépend des valeurs numériques des paramètres et par conséquent ne peut être considéré comme mesure de robustesse de la stratégie de contrôle. De plus, cette méthode n'identifie pas les modes du système qui ne sont pas contrôlables. La méthode numérique alternative est par l'injection d'entrée de rétroaction, où la variation dans les valeurs propres de la matrice $A - BF$ (F est une matrice de gain de petites valeurs aléatoires) des valeurs propres de A est considérée comme mesure de contrôlabilité des modes particuliers (valeurs propres). Cette méthode est aussi dépendante des paramètres et ne peut être une mesure robuste de contrôlabilité. La contrôlabilité structurelle basée sur la structure des bond graphs est cependant robuste et indépendante des paramètres. Les conditions requises pour qu'un modèle bond graph soit structurellement contrôlable sont :

1. Chaque élément de stockage (I et C) lié par une causalité intégrale dans le modèle bond graph assigné par une causalité intégrale doit avoir au moins un chemin causal le liant à une source de contrôle (Se ou Sf)
2. Chaque élément de stockage (I et C) en causalité intégrale dans le modèle bond graph en une causalité intégrale peut être transformé en causalité dérivée quand la causalité dérivée est assignée au modèle bond graph sans violation de contraintes causales. Si certains éléments en causalité intégrale en mode de causalité intégrale ne peuvent pas être assignés à la causalité dérivée en mode de causalité dérivée et la dualisation de certaines ou de toutes les sources de contrôle (source de contrôle Se vers une source de contrôle Sf et vice versa) leur permet d'accepter la causalité dérivée, alors la condition se tient.

Le point 1 est la condition d'atteignabilité, tandis que le point 2 concerne le rang structurel. Si la condition 2 se tient, alors le rang de la matrice A est n et le système est contrôlable. En d'autres termes, l'analyse de la contrôlabilité permet de vérifier l'existence ou non d'un chemin causal entre une source du système (représentant l'entrée) et les éléments dynamiques à contrôler. Le théorème 2.4.1 donne la possibilité de la contrôlabilité.

Théorème 2.4.1. *Un système modélisé par les Bond-Graphs, est structurellement contrôlable si et seulement si tous les éléments $I - C$ en causalité intégrale dans le modèle Bond-Graph en causalité préférentielle intégrale sont causalement liés aux sources par des chemins causaux distincts.*

[8] D'une manière duale, l'observabilité structurelle a été définie dans [125]

2.4.3 Observabilité structurelle

L'analyse de l'observabilité par la méthode numérique est réalisée par le calcul du rang de la matrice d'observabilité qui est définie comme suit :

$$O = \begin{bmatrix} C \\ CA \\ \vdots \\ CA_n^{-1} \end{bmatrix}$$

Le rang de la matrice d'observabilité dépend des valeurs numériques des paramètres et par conséquent ne peut être dépendant et ne peut être considéré comme une mesure robuste de l'observabilité. L'observabilité structurelle robuste est basée sur la satisfaction des conditions suivantes :

1. Chaque élément de stockage (I et C) en causalité intégrale dans un modèle bond graph en causalité intégrale doit avoir au moins un chemin causal le liant à un capteur (observateur) ;
2. Chaque élément de stockage (I et C) en causalité intégrale dans un modèle bond graph en causalité intégrale peut s'assigner la causalité dérivée quand le modèle bond graph est assigné à la causalité dérivée, sans violation de contraintes causales au niveau des jonctions. Si certains éléments ne peuvent s'assigner la causalité dérivée et dualisation de certains ou de tous les capteurs leur permet d'accepter la causalité dérivée causalité, alors la condition se tient.

Si le rang de la matrice A est n , alors seulement 1 capteur convenablement placé (déterminé par la condition d'atteignabilité en partie 1) est suffisant pour garantir l'observabilité. Si le rang de A est q , alors le nombre $p = n - q$ de capteurs additionnels sont nécessaires pour assurer l'observabilité et leur position doit être déterminée par les considérations de l'atteignabilité. Considérons le théorème général de l'observabilité structurelle d'un modèle Bond Graph qui a été donné dans [125].

Théorème 2.4.2. *Un modèle est structurellement observable si et seulement si, les propriétés suivantes sont vérifiées :*

1. *tous les éléments dynamiques en causalité intégrale sont liés par un chemin causal à une source d'énergie ;*
2. *le rang de du modèle Bond Graph est égal à n ;*

Du théorème 2.4.2 et de la structure matricielle du modèle bond graph, le théorème 2.4.3 a été déduit, ce dernier est le dual du théorème 2.4.1.

Théorème 2.4.3. *Un modèle bond graph est localement observable si et seulement si, tous les éléments $I - C$ en causalité intégrale dans le modèle bond graph en causalité préférentielle intégrale, sont liés à tous les capteurs par des chemins causaux disjoints.*

Le système entier est observable si et seulement si, tous les éléments dynamiques I et C sont observables.

2.4.4 Surveillabilité

L'observabilité d'une variable est une condition nécessaire mais qui n'est pas suffisante pour la surveillabilité.

Définition 2.4.1. *Une variable est dite surveillable si et seulement si, il est possible de détecter et de localiser toute faute pouvant l'affecter.*

En utilisant l'approche Bond Graph, il est possible de détecter graphiquement, si les variables à surveiller sont surveillables ou pas, sans avoir à générer les RRAs. Quelques propositions ont été données dans [127]

Proposition 2.4.1. *Un système est dit surveillable si les deux conditions suivantes sont vérifiées :*

1. *il est observable,*
2. *les vecteurs de signature des éléments du cahier de charge sont deux à deux disjoints (indépendants).*

La proposition ci-dessus signifie que pour dire qu'un système est surveillable, il faudra non seulement qu'il soit observable mais il faudra de plus que tous les éléments du cahier de charge disposent de vecteurs de signature différents. Si deux éléments ont même vecteur de signature, il ne sera pas possible de les surveiller. Dans ce cas, il faudra ou restructurer le système, ou placer de nouveaux capteurs liants ces éléments.

2.4.4.1 Surveillabilité des capteurs

Proposition 2.4.2. *Si il y a plus d'un capteur dans un modèle Bond Graph, alors tous ces capteurs sont surveillables. De plus, s'il y a n capteurs, alors il y a n RRAs indépendantes [126].*

2.4.4.2 Surveillabilité des sources de contrôle

Proposition 2.4.3. *Deux sources de contrôle S_i et S_j dans un modèle bond graph sont non surveillables si et seulement si :*

1. *la chaîne du chemin causal liant la source S_i à n'importe quel détecteur D_l contient la chaîne du chemin causal de la source S_j vers le même détecteur D_l ,*

2. le chemin causal entre les éléments $S_j - D_l$ qui ne sont pas listés dans $S_i - D_l$ n'ont été mentionnés dans aucun chemin causal ou boucle causale lorsque le chemin causal est tiré d'un bond graph surveillable.

Ces propositions ont été tirées du travail de [8].

2.5 Contraintes générées par les chemins causaux

Dans le parcours des différents chemins causaux d'un modèle bond graph, nous pouvons obtenir plusieurs relations entre les éléments du graphe, ces relations qui doivent être vérifiées sont appelées contraintes. Nous avons différentes sortes de contraintes [44] :

2.5.1 Contraintes structurelles

Les contraintes structurelles représentent les équations des structures de jonctions. Il va y contenir $2 * n_i$ équations, avec n_i est le nombre de jonctions J_1, J_0, TF, GY . Où k et p représentent respectivement, le nombre de sources constantes et de sources modulées connectées aux jonctions 0 et 1.

$$\begin{aligned}
C_{TF}^* : \quad & \Phi_{f_{TF}}(f_{1_{TF}}, f_{2_{TF}}) = 0 \\
& \Phi_{e_{TF}}(e_{1_{TF}}, e_{2_{TF}}) = 0 \\
C_{GY}^* : \quad & \Phi_{f_{GY}}(f_{1_{GY}}, f_{2_{GY}}) = 0 \\
& \Phi_{e_{GY}}(e_{1_{GY}}, e_{2_{GY}}) = 0 \\
C_{J_1}^* : \quad & \Phi_{J_1}(\sum e_i, \sum S e_k, \sum M S e_p) = 0 \\
C_{J_0}^* : \quad & \Phi_{J_0}(\sum f_i, \sum S f_k, \sum M S f_p) = 0
\end{aligned} \tag{2.4}$$

Où k et p représentent respectivement, le nombre de sources constantes et de sources modulées connectées aux jonctions 0 et 1.

2.5.2 Contraintes comportementales

Les contraintes comportementales rassemblent les relations algébriques et différentielles des lois des phénomènes physiques, elles concernent des éléments R, C et I . Il y a autant de

relations que de composants.

$$\begin{aligned} C_R^* : \Phi_R(f_R, e_R) &= 0 \\ C_C^* : \Phi_C(e_C, f_C) &= 0 \\ C_I^* : \Phi_I(e_I, f_I) &= 0 \end{aligned} \quad (2.5)$$

2.5.3 Contraintes différentielles

Ces contraintes ne sont pas directement liées au système physique, elles n'apparaissent donc pas explicitement sur le modèle bond graph. Elles sont utilisées pour calculer la dérivée des efforts et des flux connus.

$$\begin{aligned} C_{df}^* : \Phi_{\frac{df}{dt}}(f, \dot{f}) &= 0 \implies \dot{f} = \frac{df}{dt} \\ C_{de}^* : \Phi_{\frac{de}{dt}}(e, \dot{e}) &= 0 \implies \dot{e} = \frac{de}{dt} \end{aligned} \quad (2.6)$$

2.5.4 Contraintes de mesure

Les contraintes de mesure décrivent les moyens de mesure sur le système. Elles expriment la manière dont les capteurs transforment certaines variables d'état du processus en signaux de sortie qui peuvent être utilisés pour la commande du système et le diagnostic. La sortie du capteur représente la variable de puissance commune à toutes les entrées et sorties de la jonction. Les contraintes de mesure sont définies comme suit :

$$\begin{aligned} C_{mf}^* : \Phi_{mf}(Df, f_{J_1}) &= 0 \\ C_{me}^* : \Phi_{me}(De, e_{J_0}) &= 0 \end{aligned} \quad (2.7)$$

Avec f_{J_1} est le flux sur la jonction 1 donné par le détecteur de flux Df , et e_{J_0} est l'effort sur la jonction 0 lu par le détecteur d'effort De .

La possibilité de détection et de localisation de défauts pouvant affecter un système qui est nommé par la surveillabilité (monitoring en anglais), dépend sur l'architecture d'instrumentation. C'est pour cette raison, avant même de concevoir un système de supervision industrielle, la détermination sur la possibilité de surveillabilité est très importante. Les méthodes à base de modèle utilisées dans la littérature reposent sur la comparaison entre les données du modèle et celles récoltées du système réel. Au cours de ces dernières décennies, plusieurs travaux se sont développés afin d'assurer une architecture d'instrumentation optimale.

À partir de l'ensemble des contraintes, une multitude de travaux ont surgis dans le domaine de diagnostic et de la supervision, également dans les problèmes de placement de capteurs. Les contraintes ont été utilisées dans la conception des RRAs pour le diagnostic des défauts. De

différentes méthodes pour, nous pouvons en citer la décomposition Dulmage-Mendelshon [73, 75] pour déterminer laquelle des parties du systèmes qui est sur-déterminée ou juste-déterminée ou alors sous-déterminée, comme il y a eu certains qui se sont mis à la recherche de couplage dans un graphe biparti [12, 14], les variables qui ne sont prises par aucun des couplages ne sont donc pas surveillables, d'autres auteurs ont utilisé les RRAs pour le calcul de la matrice de signature des fautes [101, 113, 90] afin de déterminer lesquelles des variables qui ne sont pas surveillables. Comme il existe aussi d'autres travaux qui portent sur le retrait consécutif de capteurs [131] et plus récemment [10].

2.6 Décomposition

La décomposition Dulmage-Mendelshon [46, 107] notée décomposition DM est un outil très intéressant pour l'analyse structurelle des systèmes à diagnostiquer. Nous proposons quelques définitions pour illustrer le principe de base de la décomposition DM. Considérant K un ensemble de contraintes, sur un ensemble de variables X .

Définition 2.6.1. *Grappe sur-déterminé (ou sur-contraintes)* Un graphe biparti $G(K, X, A)$ est considéré sur-déterminé (ou sur-contraintes) si il existe un couplage complet par rapport aux variables X et non pas par rapport aux contraintes K

Cela signifie que la cardinalité de l'ensemble K est plus grande que celle de l'ensemble X .

Définition 2.6.2. *Grappe juste-déterminé (ou juste-contraintes)* Un graphe biparti $G(K, X, A)$ est considéré comme juste-déterminé (ou juste-contraintes) si il existe un couplage complet par rapport aux variables X et aux contraintes K

En d'autre termes, c'est lorsque les deux ensembles K et X on la même cardinalité.

Définition 2.6.3. *Grappe sous-déterminé (ou sous-contraintes)* Un graphe biparti $G(K, X, A)$ est considéré sous-déterminé (ou sous-contraintes) si il existe un couplage complet par rapport aux contraintes K et non pas par rapport aux variables X .

Autrement dit, lorsque la cardinalité de l'ensemble X est supérieure à celle de l'ensemble K . Une matrice S est générée, dont les lignes représentent les contraintes et les colonnes forment l'ensemble Z composé de l'ensemble des variables connues K et de l'ensemble des variables inconnues X , $Z = X \cup K$. Pour tout élément de la matrice S , $S(c_i, z_j) = 1$ signifie que la variable $z_j \in Z$ intervient dans la contrainte $c_i \in C$ ($S(c_i, z_j) = 0$ sinon).

Tout système représenté par cette matrice, peut être décomposé d'une façon unique en trois sous-systèmes voire la figure 2.6 :

- Sur-contraintes,

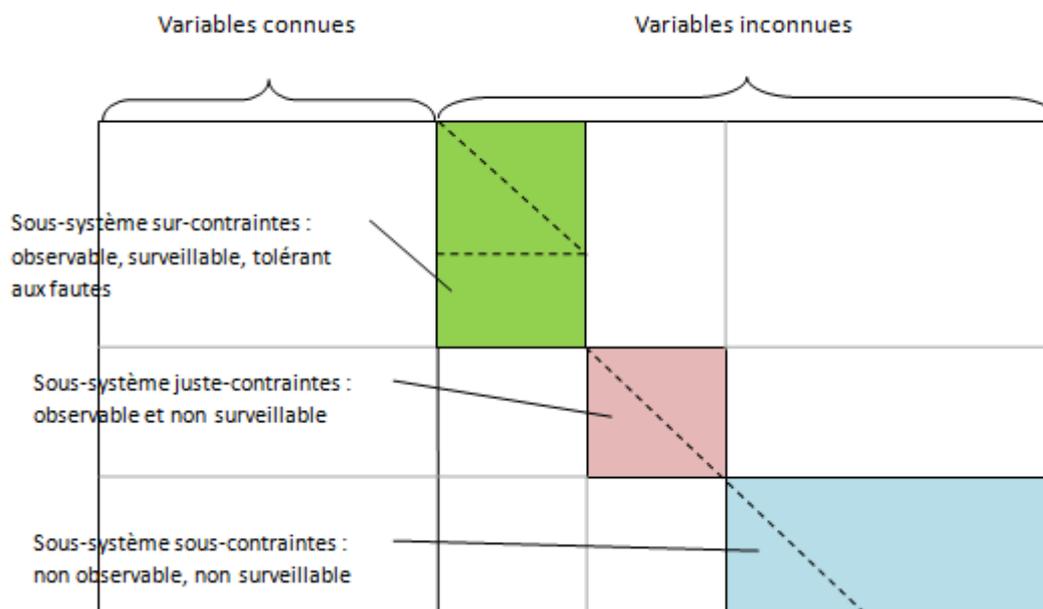


FIGURE 2.6 – Décomposition des systèmes

- Juste-contraintes,
- Sous-contraintes

Un sous-système est *sur-contraintes* (aussi appelé *sur-déterminé*) lorsque la cardinalité de l'ensemble des contraintes est supérieure à celle des variables, ce qui signifie qu'il y a plus de contraintes que de variables dans le système. Les variables inconnues peuvent être calculées de différentes façons à partir de variables connues et des contraintes ;

Un système est *juste-contraintes* (également appelé *juste-déterminé*) lorsqu'il y a autant de contraintes que de variable, ainsi la cardinalité de l'ensemble des contraintes est égale à celle de l'ensemble des variables. Les variables inconnues peuvent être calculées de façon unique à partir des variables connues et des contraintes ;

Enfin, un système est *sous-contraintes* (appelé *sous-déterminé*), lorsqu'il ne dispose pas d'autant de contraintes que de variables, c.à.d., la cardinalité de l'ensemble des contraintes est inférieure à celle de l'ensemble des variables. Ceci peut être dû au fait qu'il n'y a pas eu assez d'équations pour déterminer certaines variables, ou le fait de la non unicité des solutions, ou alors par faute d'une modélisation insuffisante du système ou de la non observabilité de certaines variables. Du point de vue diagnostic, un système surdéterminé est un système qui est observable et surveillable, un système juste-déterminé est seulement observable mais pas surveillable et un système sous-déterminé n'est ni observable, ni surveillable.

La décomposition DM représente un outil très important pour la conception des placements de capteurs [74, 51].

Considérons l'exemple d'un système représenté par la matrice structurelle 2.3.

TABLE 2.3 – Matrice structurale

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6
k_1	1	0	0	0	0	1
k_2	0	1	0	0	0	1
k_3	0	0	1	1	1	1
k_4	1	0	0	1	0	0
k_5	0	1	0	0	1	0
k_6	0	0	1	0	0	1
k_7	0	0	0	0	0	1

Ce système contient six sous-blocs, un sous-bloc sur-déterminé ($k_3, k_5, x_2, x_3, x_4, x_5$) et quatre sous-blocs juste-déterminés (k_4, x_1, x_4), (k_6, x_3, x_6), (k_2, x_2, x_6), (k_1, x_1, x_6) et (k_7, x_6). La décomposition DM est présentée dans la matrice structurale tab2.4.

TABLE 2.4 – Décomposition Dulmage-Mendelshon

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6
k_3	1	1	1	0	0	1
k_5	1	0	0	1	0	0
k_4	0	1	0	0	1	0
k_6	0	0	1	0	0	1
k_2	0	0	0	1	0	1
k_1	0	0	0	0	1	1
k_7	0	0	0	0	0	1

2.7 Méthodes de surveillance par les Bond-graphs

La surveillance et la supervision d'un système concernent la collecte et la visualisation d'information à tout moment du cycle de vie de ce système. Les méthodes de surveillance industrielle sont divisées en deux catégories : celles avec modèle et celles qui sont sans modèle. Dans le cas de la deuxième catégorie, les méthodes font appel à des procédures d'apprentissage et de reconnaissance de forme ou à l'intelligence artificielle [5, 65]. La communication homme-machine est aussi un volet de la surveillance [93, 27] où on tient compte des problèmes d'ergonomie. Notre contribution concerne les méthodes à base de modèle en utilisant l'outil Bond graph.

L'outil Bond graph a été initialement utilisé pour la modélisation des systèmes physiques. L'idée d'utiliser une seule représentation (le Bond Graph) pour la modélisation, l'analyse et

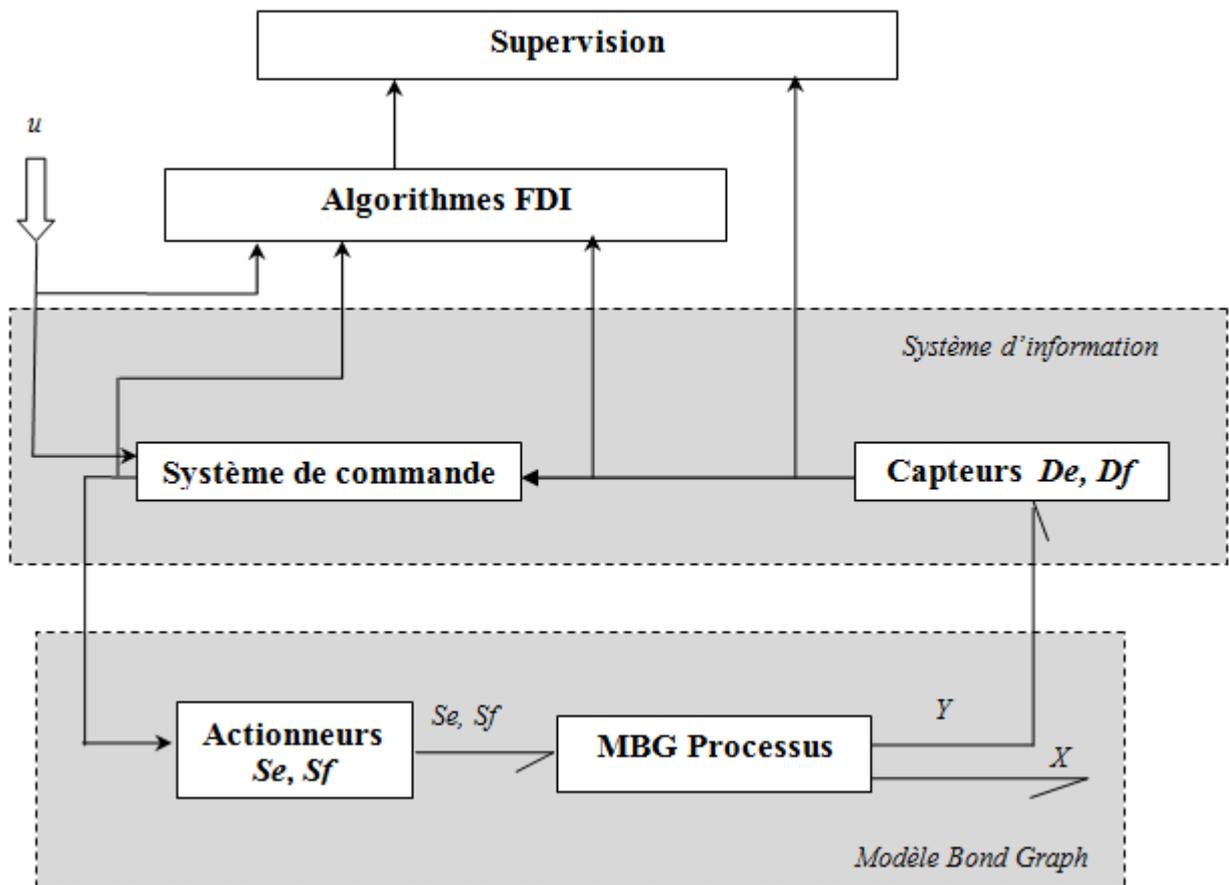


FIGURE 2.7 – Système de surveillance par Bond graph

la synthèse des lois de commande en exploitant la causalité sont apparues au cours des dix dernières années. Plusieurs travaux ont été développés dans ce domaine. La surveillance, avec ses aspects détection et localisation des défaillances, mais aussi le choix et le placement de capteurs, trouve aussi un intérêt à l'existence d'un tel modèle. L'idée des Bond graph, était d'utiliser un seul outil pour la modélisation, l'analyse structurelle et le placement de capteurs.

Un système de surveillance par Bond Graph peut être représenté par le schéma de la figure 2.7. Deux parties sont essentielles distinguées : le modèle Bond graph et le système d'information. Le modèle Bond Graph représente la partie énergétique du processus physique, il comporte le processus et l'ensemble des actionneurs ou sources (Se, Sf). Par contre, par contre, le système d'information comportera les capteurs (De, Df) et le système de commande (PID, ToR, etc.) [91]. Dans le premier système (énergétique), la puissance échangée est représentée par une demi-flèche (lien ou Bond) qui traduit les variables de puissance (l'effort et le flux). Dans le second système (système d'information), la puissance échangée est négligeable, elle est représentée par un lien d'information.

Plusieurs volets se sont ouverts sur la surveillance par les Bond graphs. les premiers travaux avaient commencé par la génération des Relations de Redondance Analytiques (RRA) [101, 28], en suite, ils ont été poursuivis par la méthode de couplage [8, 9, 28], des travaux encore plus récents ceux par chaînes alternées [44]. Une relation de redondance analytique (RRA) est une contrainte calculée à partir d'un sous-système surdéterminé et observable, elle est exprimée en termes de variables connues du processus. Elle a la forme symbolique suivante :

$$F(K) = 0 \quad (2.8)$$

Le but de la redondance analytique est de trouver les relations entre les variables connues du système. Ces relations sont satisfaites dans le mode normal et ne le sont pas en présence de défaillances. Les RRAs expriment toutes les variables inconnues de l'ensemble X , celles des liens de puissances dans les éléments R , C et I , en fonction des variables connues de l'ensemble K (celles qui sont lues par les capteurs, ou celles qui sont introduites en entrée par les sources). Sur un modèle Bond graph, l'observabilité peut être vérifiée en utilisant les propriétés structurelles vues dans la section 2.4 [125, 38]. L'élimination des variables inconnues est systématique sur un modèle Bond Graph grâce à ses propriétés causales et au parcours des chemins causaux.

Les étapes de calcul des RRAs à partir d'un modèle Bond graph peuvent être résumées comme suit :

Algorithm 1 Génération des RRAs. *Entrée* : Structure du modèle Bond Graph, *Sortie* : ensemble des RRAs

1. Mettre le modèle BG en causalité dérivée préférentielle (en inversant la causalité des détecteurs (capteurs) si possible ;
 2. écrire les équations du modèle obtenu : de comportement, des jonctions, de mesure, des sources et de commande ;
 3. Pour toute équation de jonction 0 et 1 contenant au moins un détecteur :
 - éliminer les variables inconnues en parcourant les chemins causaux sur le modèle bond graph,
 - pour tout détecteur dont la causalité est inversée une RRA est déduite,
 - pour tout détecteur dont la causalité ne peut être inversée, une RRA est déduite en mettant à égalité sa sortie avec la sortie d'un autre détecteur de même nature (redondance matérielle)
 4. une RRA est obtenue à partir de chaque régulateur en comparant sa sortie mesurée avec la sortie prédite par son algorithme de commande,
 5. refaire les étapes 3 et 4,
 - si les RRAs obtenues sont strictement différentes de celles déjà existantes alors les garder, sinon continuer jusqu'à ce que les équations de jonctions et celles des régulateurs soient toutes explorées.
-

Remarque 2.7.1. *Pour tout système observable, nous avons :*

- * *le nombre des RRAs est égal au nombre de capteurs,*
- * *Les résidus obtenus sont structurellement indépendants*

L'évaluation numérique d'une RRA conduit à un résidu $r : r - F(K) \simeq 0$ dont la valeur numérique en l'absence de défaillances doit être nulle. Dans une représentation par Bond graph, la relation d'une RRA devient :

$$F(De, Df, Se, Sf, MSe, MSf, \Theta) = r \simeq 0 \quad (2.9)$$

avec Θ représente l'ensemble des paramètres mesurés ou estimés du système. Ce résidu ou indicateur de faute exprime l'incohérence entre les informations disponibles et les informations théoriques fournies par un modèle (supposées décrire correctement le processus) [113, 101, 92]. Les procédures de détection et d'isolation de fautes qui ont été développées dans [24, 20].. sont basées uniquement sur les résidus générés par les RRAs. En comparaison avec les méthodes de génération de résidus basées sur les observateurs [64, 82], la méthode basée sur les relations de redondance analytique présente quelques caractéristiques intéressantes :

- elles sont simples à comprendre, puisqu'elles correspondent à des relations et des variables qui sont affichées par modèle bond graph image du processus physique,
- ces relations sont déduites directement de la représentation graphique,
- elles peuvent être générées sous forme symbolique et donc adaptées à une implémentation informatique

Depuis les premiers travaux sur la génération des RRAs initiés par Potter et Suman [108], le problème de génération des RRAs a fait l'objet de nombreux travaux principalement, dans le cas linéaire [62]. Dans le cas linéaire, seule la théorie d'élimination basée sur la théorie d'élimination des systèmes algébriques [119, 43, 35], valable pour les modèles polynômiaux, propose une méthodologie de génération des RRAs sous forme symbolique.

En plus de ses propriétés causales, le modèle bond graph possède des propriétés structurelles permettant de représenter un système par différents graphes bipartis : $G_2(\Phi, A, Z)$ où

- Φ représente l'ensemble des contraintes,
- Z est l'ensemble des variables (connues et inconnues), et
- A est l'ensemble des arcs, tels que $(\Phi_i, z_j) \in A$ si la variable z_j apparaît dans la contrainte Φ_i

L'ensemble des contraintes Φ va rassembler toutes les contraintes vues dans 2.5. Ces contraintes vont s'appliquer à l'ensemble des variables Z , constitué d'un ensemble de variables connues (K) et d'un ensemble de variables inconnues (X).

$$Z = X \cup K \quad (2.10)$$

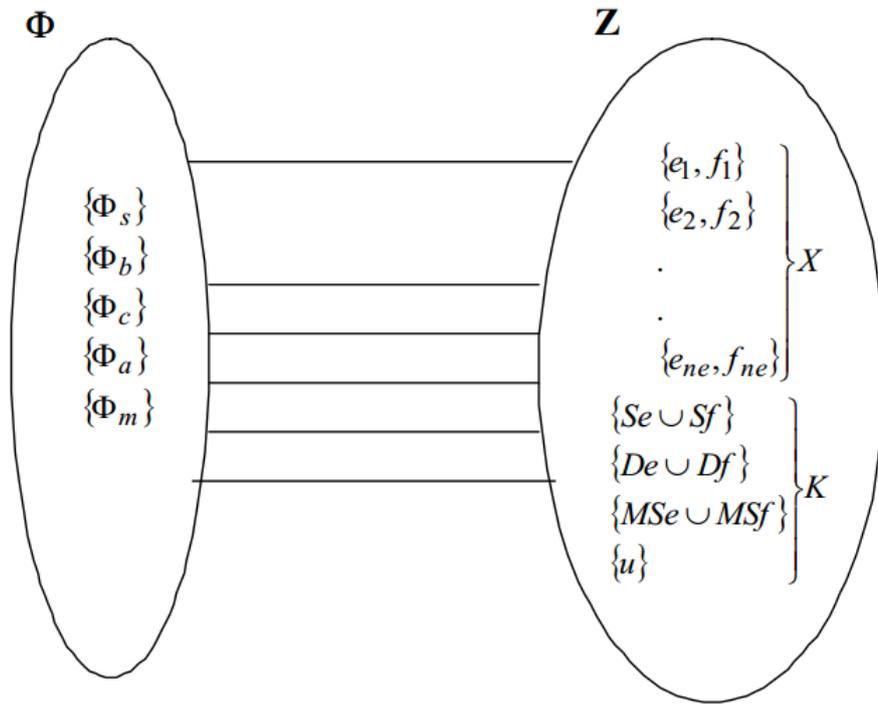


FIGURE 2.8 – Graphe biparti contraintes-variables

L'ensemble des variables inconnues X va rassembler les variables de puissance (*flux* et *effort*) supportées par le lien de puissance du bond graph. Le vecteur X contenant toutes les variables de puissance est donné par :

$$X(t) = \{e_1(t), f_1(t)\} \cup \{e_2(t), f_2(t)\} \dots \cup \{e_{n_e}(t), f_{n_e}(t)\} \quad (2.11)$$

où n_e est le nombre de composants (R, C, I). Le sous-ensemble K des variables connues contient les variables de commande u , les variables dont les valeurs sont mesurées par les capteurs De et Df , ou données en entrée, par les sources (Se, Sf) :

$$K = Se \cup Sf \cup De \cup Df \cup u \quad (2.12)$$

Il existe encore quelques autres entités, mais qui ne sont pas visibles dans le modèle Bond Graph, ceux sont les paramètres. Dans le modèle Bond Graph, les paramètres sont associés aux caractéristiques des éléments R, C et I, TF, GY . Ceux sont les coefficients d'échange de chaleur, les valeurs de capacité (qui peuvent être variables), les coefficients de débit. Ces paramètres peuvent être constants ou variables. A partir de ces contraintes, nous pouvons effectuer deux sortes de surveillances que nous citons dans ce qui suit.

2.7.1 Par Matrice de signature de fautes

De l'ensemble des contraintes, des RRAs sont générées. La structure RRA forme une matrice de signature de fautes (MSF) binaire S_{ij} qui nous renseigne sur la sensibilité des résidus r_i aux défaillances des composants physiques j (capteurs, actionneurs, régulateurs, éléments physiques). Les éléments de la matrice sont définis comme suit :

$$S_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{si } r_j \text{ est sensible au défaut } i \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.13)$$

La matrice de signature des fautes (MSF) fournit la logique pour la localisation des défaillances détectées pendant le fonctionnement du système [91]. L'objectif de la procédure d'isolation est de fournir à l'opérateur la liste des composants défaillants. Chaque composant a un vecteur de signature. L'ensemble des composant va former la matrice 2.5 des vecteurs de signatures des composants. A partir de l'ensemble de ces vecteur de signature, la matrice MSF

	Défaillances affectant les composants				
	$COMP_1$...	$COMP_j$...	$COMP_n$
RRA_1	S_{11}	...	S_{1j}	...	S_{1n}
....
RRA_i	S_{i1}	...	S_{ij}	...	S_{in}
....
RRA_i	S_{i1}	...	S_{ij}	...	S_{in}

TABLE 2.5 – Vecteurs de signature des composants

est générée par ajout de deux lignes supplémentaires. Chaque colonne de la MSF va s'appeler vecteur de signature de l'élément $COMP_j$. Deux lignes supplémentaires sont rajoutées : détectabilité (Db) et isolabilité (Ib). $D_b(j) = 1$ si et seulement si, la variable $COMP_j$ apparait dans au moins une des RRAs, autrement dit, il existe une relation qui contient cette variable et à laquelle elle est sensible.

$I_b(j) = 1$ si et seulement si, le vecteur de signature correspondant à la variable de rang j est unique, il diffère des autres vecteurs de signature. Lorsque cette variable tombe en panne, il est possible de la déterminer et la localiser immédiatement. La matrice MSF est un outil très puissant dans l'analyse de la surveillabilité (ou monitorabilité) lorsque les vecteurs de signature des composants sont tous différents les uns des autres. Beaucoup de travaux ont porté sur le diagnostic par la MSF , notamment, nous pouvons en citer ceux de [90, 91, 113, 28]. La non-détectabilité et la non-isolabilité des défaillances d'un composant, correspondent à $D_b = 0$ et $I_b = 0$.

	Défaillances affectant les composants				
	$COMP_1$...	$COMP_j$...	$COMP_n$
RRA_1	S_{11}	...	S_{1j}	...	S_{1n}
...
RRA_i	S_{i1}	...	S_{ij}	...	S_{in}
...
RRA_m	S_{m1}	...	S_{mj}	...	S_{mn}
Db	0	...	1	...	1
Ib	1	...	0	...	0

TABLE 2.6 – Matrice de signature des fautes (MSF)

2.7.2 Couplage

Un modèle Bond graph peut également être représenté par un graphe biparti $G = (E, A, \Phi)$, où :

- E est l'ensemble des éléments Bond graph à surveiller,
- A est l'ensemble des arcs liant un sommet de Φ à un sommet de E , et
- Φ est l'ensemble de toutes les contraintes déjà vues dans 2.5

Dans cette méthode, il est question de trouver une relation de couplage maximum englobant toutes les variables du système à surveiller entre les deux ensembles E et Φ , d'après [9, 8].

Définition 2.7.1. $G' = (E, A', \Phi)$ est un couplage sur $G = (E, A, \Phi)$ si et seulement si,

- $A' \subseteq A$,
- $\forall (a_1, a_2) \in A \times A / a_1 \neq a_2 \Rightarrow \Phi(a_1) \neq \Phi(a_2)$ et $E(a_1) \neq E(a_2)$

Autrement dit, un couplage dans un graphe biparti est un ensemble d'arcs $A' \subseteq A$, tel que deux arcs quelconques de A_1 n'ont aucun sommet en commun, comme illustré dans la figure 2.9.

Proposition 2.7.1. Un système est surveillable, si et seulement si :

- tous les éléments du cahier de charge sont liés à au moins un détecteur (pour l'observabilité), et
- il existe un couplage entre l'ensemble des variables mentionnées dans le cahier des charges et l'ensemble des détecteurs.[9, 8]

Le problème qui se pose dans ce cas est choix du couplage à prendre qui considéré comme un problème combinatoire.

Dans ce qui suit, nous allons présenter notre contribution qui porte uniquement sur le modèle Bond graph, sans recours aux calculs.

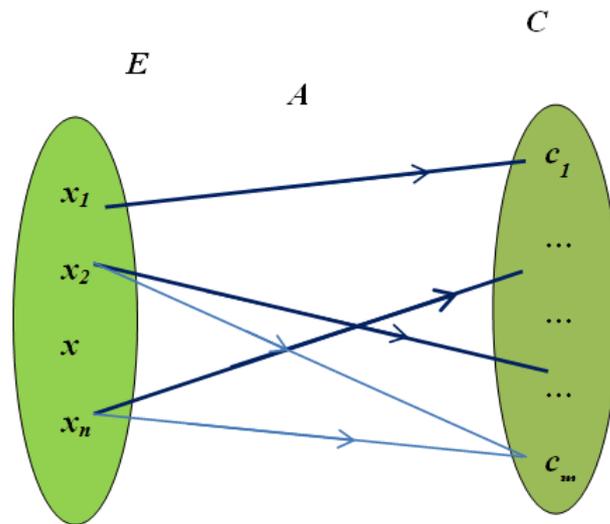


FIGURE 2.9 – Couplage dans un graphe biparti

2.7.3 Graphiquement

En plus de leurs propriétés structurelles et comportementales, les Bond graphs disposent d'un point très fort qui est la notion de causalité ainsi que le parcours de chemins causaux. Au début, la causalité a été utilisée pour l'obtention du système d'équations ou système d'état à partir du modèle bond graph, ensuite, on a constaté que le parcours de chemins causaux pouvait résoudre un grand nombre de problèmes : il est possible de vérifier les propriétés structurelles d'un système graphiquement, en parcourant simplement les chemins causaux, sans avoir à passer par des équations et d'énormes calculs [8, 9]. Pour le cas de la propriété de surveillabilité, elle est vérifiée sous la condition de trouver des chemins causaux indépendants ou disjoints vers les éléments de capteurs. La notion de chemins causaux disjoints est définie par :

Définition 2.7.2. *Chemins causaux disjoints.*

Deux chemins causaux sont qualifiés de disjoints si et seulement si, ils ne passent par aucune variable commune [95, 98, 11].

Un système est surveillable, si et seulement si, tous les éléments du cahier de charge à surveiller ont des chemins causaux disjoints les uns aux autres, vers les détecteurs du modèle bond graph modélisant ce système.

Pour déterminer si un élément est surveillable par la méthode de parcours des chemins causaux, nous appliquons l'algorithme 2.

Dans le travail de [44], les auteurs ont proposé une méthode de placement de capteurs graphique, directement sur le modèle Bond Graph d'un système, mais après transformation du modèle Bond Graph en causalité dérivée et dualisation des sources. Ils ont montré que sur un

Algorithm 2 Surveillabilité par parcours de chemins causaux

1. Citer tous les chemins causaux liants les éléments à surveiller (du cahier de charge) à tous les détecteurs ;
2. Ne garder que les chemins causaux disjoints (qui n'ont pas de variable commune) ;
3. Les éléments ayant un chemin causal disjoint des autres vers au moins un détecteur, sont surveillables ;
4. Ceux qui ne sont liés à aucun détecteur ne sont pas surveillables.

système sous-déterminé (ou sous-contraintes) un conflit de contraintes causales apparaît clairement, ce qui n'est pas le cas d'un système sur-déterminé (ou sur-contraintes).

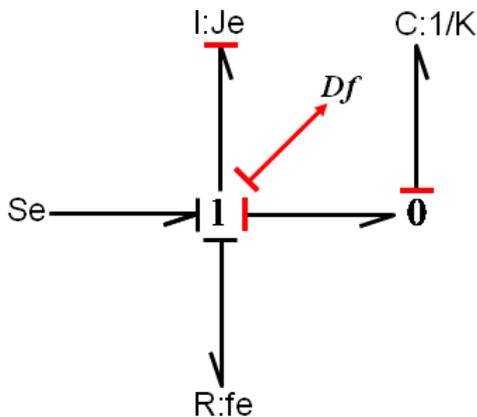


FIGURE 2.10 – système sous-déterminé sans capteur

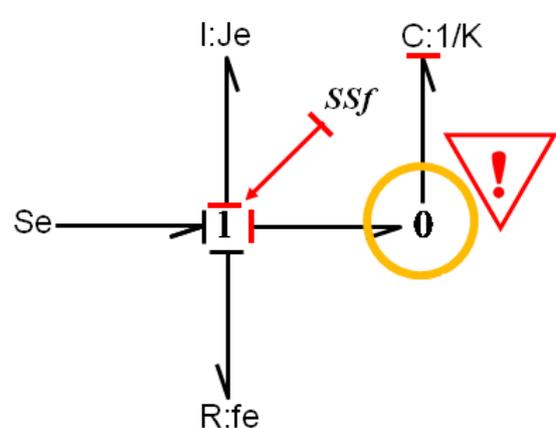


FIGURE 2.11 – apparition d'un conflit

Dans le travail de [44], il a été question de trouver un placement optimum de capteurs pour le diagnostic. Ils ont utilisés la génération des RRAs, ce qui les a poussé à mettre le modèle Bond graph en causalité dérivée, d'après le point 1 de l'algorithme 1. Mais ils ont montré que lorsque le système est sous-déterminé cela pourrait engendrer un conflit de contraintes causale dans le modèle. Leur idée a été basée sur la proposition qu'ils ont donnée dans le même papier, et que nous présentons dans ce qui suit.

Proposition 2.7.2. *Lorsqu'un élément I (resp. un élément C) est à l'origine de problème de causalité dans un modèle Bond Graph en causalité dérivée après inversion des sources, un détecteur de flux (resp. un détecteur d'effort) doit être rajouté à la jonction 1 (resp. la jonction 0) liant l'élément en question afin de satisfaire la propriété de surveillabilité.*

Les figures 2.14 et 2.15 illustrent bien cette proposition.

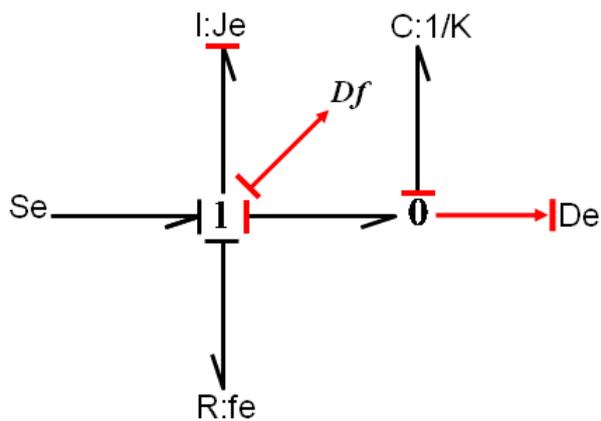


FIGURE 2.12 – système surdéterminé avec un capteur

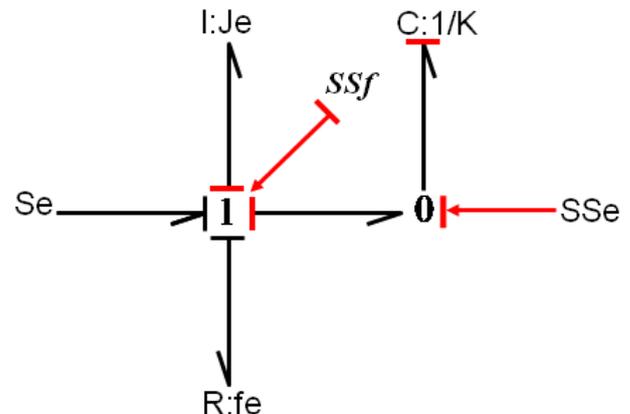


FIGURE 2.13 – non apparition de conflit

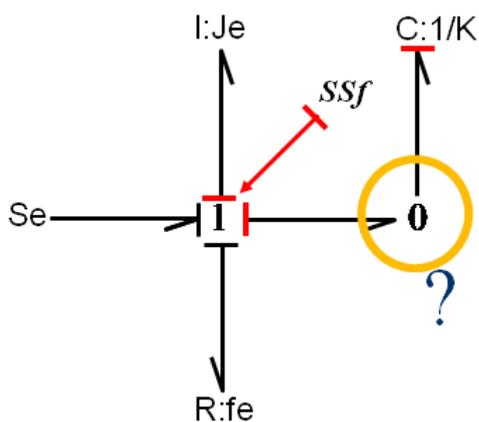


FIGURE 2.14 – Modèle bond graph en causalité dérivée avec conflit de causalité après inversion de capteur

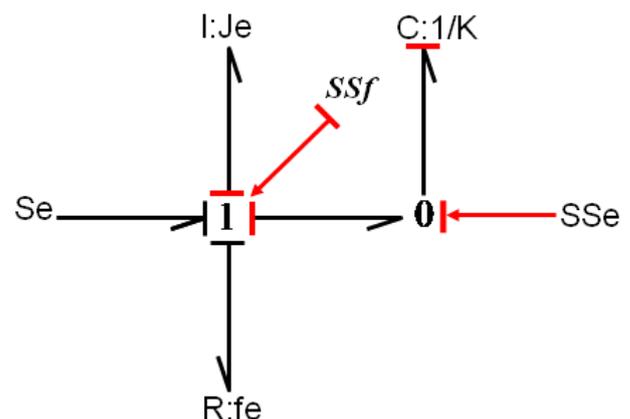


FIGURE 2.15 – Modèle bond graph en causalité dérivée sans apparition de conflit après inversion de capteur

Dans [116, 2], les auteurs ont proposé une méthode de placement de capteurs par transformation du modèle bond graph en graph triparti $G = (K, R, X, A)$ où :

- K : représente l'ensemble des variables connues, englobant les sources et les capteurs,
- R : est l'ensemble des relations (contraintes),
- X : est l'ensemble des variables inconnues (paramètres des éléments du base du langage bond graph),
- A : est subdivisé en deux sous ensembles :
 - A_1 : va lier les éléments de K à ceux de l'ensemble R ,
 - A_2 : va lier les éléments de l'ensemble R à ceux de l'ensemble X .

Le principe de cette méthode est de démarrer de l'ensemble K , par une source et y revenir vers un capteur, en passant un nombre quelconque de fois par les ensembles R et X . Dans leur méthode, il est question de trouver un circuit fermé [57] entre les ensembles K , R et X . Mais dans le cas où il n'est pas possible de revenir à l'ensemble K , l'ajout d'un nouveau capteur s'avère nécessaire.

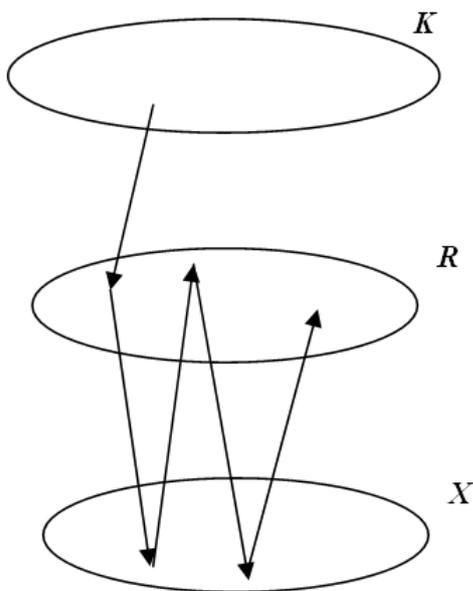


FIGURE 2.16 – Graph tripartite avec non existence de circuit fermé

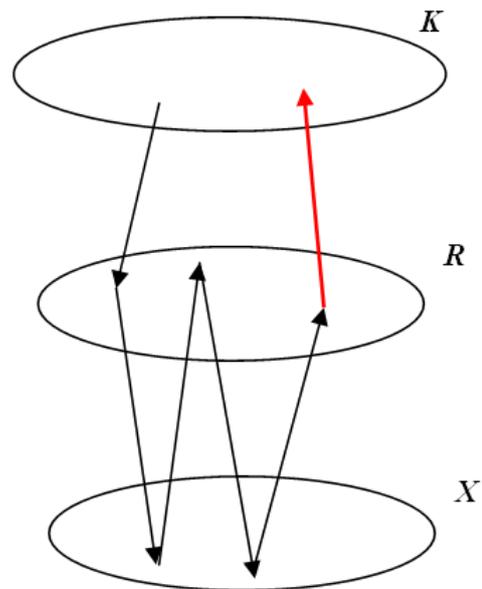


FIGURE 2.17 – Ajout d'un nouveau capteur dans l'ensemble K pour créer un circuit fermé

2.8 Conclusion

La mise en œuvre d'un système de surveillance à base de modèles est une opération coûteuse nécessitant plusieurs étapes complexes. L'outil Bond graph, par ses aspects génériques et ses propriétés structurelles, grâce à son aspect graphique et comportemental, par son architecture fonctionnelle est bien adapté pour la conception de tels systèmes. Enfin, cet outil par son aspect causal et parcours de chemins causaux permet de donner des résultats très rapidement et bien efficaces sans nécessité de calculs ce qui permet de diminuer le coût de la conception des systèmes de surveillance. Dans ce chapitre, nous avons présenté le langage Bond graph, nous avons ensuite exposé la représentation structurelle des systèmes physiques en vue de leur utilisation dans le contexte du diagnostic par placement de capteurs. Nous avons également donné toutes les contraintes générées par les bond graphs et vu comment qu'elles ont été utilisées par de différentes méthodes (décomposition de Dulmage-Mendelsohn, couplage, matrice de signature

des fautes...) . Nous avons terminé ce chapitre en présentant les méthodes qui se rapprochent à la notre, celles graphiques, par parcours des chemins causaux.

Chapitre 3

Degré d'observabilité à partir d'un modèle bond graph pour le placement de capteurs

3.1 Introduction

L'outil Bond graph a été initialement utilisé pour la modélisation des systèmes physiques. L'idée d'utiliser une seule représentation (le Bond graph) pour la modélisation, l'analyse et la synthèse des lois de commande en exploitant la causalité est récente. Plusieurs travaux ont été développés dans ce domaine. La surveillance, avec ses aspects de détection et de localisation des défaillances trouve un énorme intérêt dans le choix d'un tel modèle.

Les performances du système à surveiller dépendent principalement de l'architecture d'instrumentation. Elle est constituée d'un ensemble de composants à surveiller se trouvant dans le cahier de charge.

3.2 Classification des variables

L'observabilité basée sur la classification des variables met en évidence deux catégories de variables : les variables mesurées et les variables déductibles. Les variables mesurées sont celles qu'on peut lire leur valeurs directement, elles sont liées aux capteurs par des chemins causaux directs. Les variables déductibles sont par contre, les variables dont on ne peut connaître leur valeur que par l'intermédiaire d'autre(s) variable(s), elles sont par conséquent, liées aux capteurs, par des chemins causaux indirects, ce qui signifie qu'elles doivent essentiellement passer par au moins un des éléments R , C ou I . Pour les deux types de variables, elles sont observables, sinon elles considérées comme des variables inobservables.

L'idée de distinguer entre les variables a été inspirée par les travaux de [79, 86, 87, 112], dans la théorie des graphes que nous avons appliquée aux systèmes modélisés par les Bond-Graphs.

Nous présentons dans ce qui suit les règles qui permettent de distinguer entre les variables.

Règle 1. Une variable mesurée est estimable (redondante) si elle appartient à au moins deux chemins causaux directs qui mènent à deux capteurs différents ;

Règle 2. Une variable mesurée est non estimable (également appelée de degré d'observabilité 0) si elle appartient à un chemin causal unique conduisant à un détecteur ;

Règle 3. Une variable non mesurée est déductible si elle appartient à au moins deux chemins causaux indirects (passant par un élément (R, C ou I) vers un capteur (détecteur) ;

Règle 4. Une variable non mesurée est non déductible si et seulement si, elle n'appartient à aucun chemin causal (ni direct, ni indirect) qui mène à un détecteur.

Nous allons voir un peu plus loin, une autre règle, qui n'est en fait rien d'autre qu'une extension de la règle 1, mais cela après la définition du degré d'observabilité, aussi appelé *degré de redondance*.

3.3 Degré d'observabilité (degré de redondance)

Dans cette section, nous allons introduire la notion de degré d'observabilité qui est très importante dans la distinction des variables observables des non observables.

Ce concept a initialement été défini dans la théorie des graphes, dans [83], où les auteurs ont proposé des algorithmes d'observabilité. Dans ces algorithmes, ils proposent la modification de position des capteurs déjà existants dans le système ou l'ajout de nouveaux capteurs, mais cela après la phase d'analyse qui met en évidence les faiblesses possibles du système d'instrumentation. Ces changements ont été étudiés pour des objectifs bien précis : rendre observable une variable particulière, augmenter le degré d'observabilité d'une autre, améliorer la précision de l'estimation d'une variable particulière, ou alors de tolérer la défaillance d'un capteur [87]. Jusqu'à ce jour, il y a très peu de travaux sur la conception des systèmes englobant l'ensemble des contraintes citées précédemment [86, 112].

En ce qui concerne notre travail, nous présentons et définissons la notion de redondance multiple (degré de redondance, également appelée degré d'observabilité) qui peut tolérer les défaillances sans nuire à mener à bien le processus considéré. Nous proposons également un procédé pour l'ajout et la mise en place de capteurs de façon fiable. La classification basée sur l'observabilité, comme a été mentionné précédemment, est de mettre en évidence deux catégories de variables : les variables observables que l'on peut connaître la valeur (par mesure directe ou par déduction) et les variables non observables [110]. Cette analyse est effectuée de manière intuitive.

Nous allons commencer cette partie par donner quelques définitions, afin d'éclaircir la signification de la notion de degré d'observabilité.

Degré d'observabilité. Le degré d'observabilité d'une variable, également appelé *degré de redondance*, est déterminé par le nombre de capteurs auxquels cette variable est liée et moins un.

Lorsqu'on dit qu'une variable est observable, c'est qu'elle est liée par au moins un capteur (par un chemin causal direct ou indirect), mais de plus, le degré de redondance nous informe sur le nombre de capteurs auxquels est liée cette variable par des chemins causaux disjoints. On peut retrouver dans la littérature deux degrés de redondances qui sont :

Observabilité minimum. Une variable est redondante de degré 0 (également considérée d'observabilité minimum), s'il existe au moins une configuration dans laquelle la défaillance d'un seul capteur dans le système rend cette variable inaccessible. C'est le cas des variables non estimables. Certaines variables non mesurables peuvent posséder cette propriété [112, 86].

Observabilité de degré k , k quelconque. Par extension de la notion précédente, une variable est redondante de degré k (ou observable de degré k) est une variable observable dont la valeur reste déductible même lors de la défaillance simultanée de k capteurs quelconques du système [86, 112].

La détermination du degré de redondance d'une variable est effectuée par application de la règle 5 suivante qui n'est en fait rien d'autre qu'une extension de la règle 1 données précédemment.

Règle 5. Une variable est redondante de degré k , si et seulement si, elle appartient à au moins $k + 1$ variables mesurées, (c-à-d) connectée à $k + 1$ chemins causaux disjoints.

Le degré de redondance d'une variable est calculé simplement en comptant le nombre minimum de variables mesurées dans les chemins causaux où cette variable appartient.

Lemme 3.3.1. *Une variable de degré d'observabilité 0 est une variable observable, et une variable dont le degré d'observabilité = k ($k > 0$) est une variable surveillable.*

Ces concepts peuvent être généralisés à un système quelconque comportant plusieurs variables de différents degrés d'observabilités.

En effet, le degré d'observabilité d'un ensemble est égal au minimum des degrés de ses composants. Par conséquent, nous pouvons dire qu'un système observable a un degré d'observabilité égale à zéro (degré = 0) et qu'un système dont le degré observable est égale à un k (degré = k , $k > 0$) est un système surveillable.

Les définitions précédentes sont utilisées pour caractériser une variable avec le degré de redondance qui reflète sa disponibilité par rapport au positionnement des capteurs.

Proposition 3.3.1. *Toutes les variables qui appartiennent à un chemin causal menant à un capteur redondant sont au moins de degré 0.*

Proposition 3.3.2. *Une variable mesurée non-redondant est de degré 1 si et seulement si elle appartient à au moins un chemin causal où toutes les variables sont redondantes de degré 1.*

Le cahier de charge de surveillance

Le cahier de charge va comporter toutes les variables à surveiller. Il doit être rédigé en collaboration avec l'industrie qui peut être considéré comme une contribution de l'expert. L'élément principal du cahier de charge est de définir le sous-ensemble des composants du système à surveiller, et les sous-ensembles de variables à connaître à tout moment pour des raisons de contrôle et de commande. Cette information est utilisée pour établir l'ensemble de base des relations de connaissances nécessaires à la conduite du système. Les spécifications devraient aussi déterminer le sous-ensemble de variables inconnues qui ne sont pas physiquement mesurables, et que nous pouvons rendre mesurables par une éventuelle mise en place de nouveaux capteurs.

3.4 Graphe biparti à partir d'un modèle bond graph

3.4.1 Représentation par graphe biparti

Le cahier de charges va contenir l'ensemble des données (variables) à surveiller. Pour cela, nous allons représenter le modèle bond graph par un graphe biparti $G = (E, D, C)$ où :

- E est un ensemble qui va contenir tous les éléments à surveiller ;
- D est un second ensemble qui contiendra les capteurs existants dans le système ;
- et $C = E \times D$ est l'ensemble de tous les arcs liants les éléments de E aux éléments de D

3.4.2 Construction du graphe biparti

Pour la construction du graphe biparti à partir d'un modèle bond graph, nous allons suivre les étapes de l'algorithme 3 :

Exemple. Si on reprend l'exemple du modèle Bond-Graph du moteur à courant continu présenté dans le chapitre précédent, en appliquant l'algorithme 3, nous obtenons : un graphe biparti $G = (E, D, C)$, où :

- $E = Se : U_0, I : L_e, R : R_e, R : f_M, Mse : \tau_L, I : J_M$;
- $D = Df : i_m, Df : \omega_m$;
- C : est l'ensemble de tous les chemins causaux existants dans le modèle bond-graph modélisant le système.

L'ensemble C est donné par :

$$C = \{ C_1 : Se : U_0 \rightarrow Df : i_m, \}$$

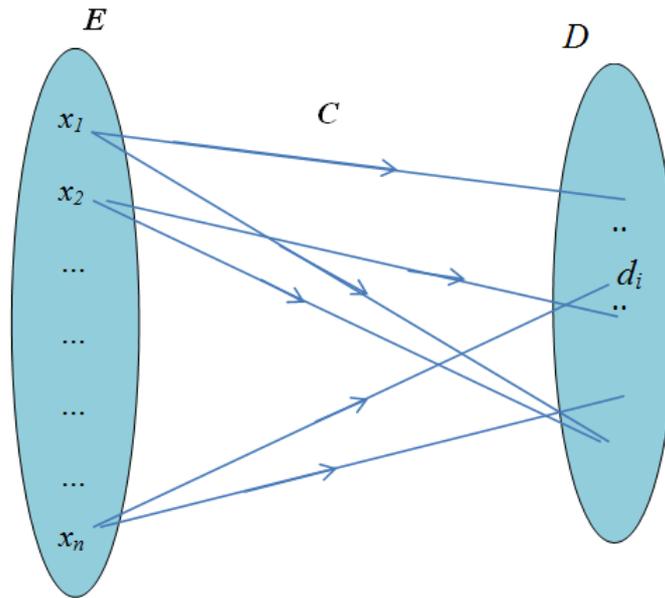


FIGURE 3.1 – Graphe biparti

$$\begin{aligned}
C_2 &: I : L_e \rightarrow Df : i_m, \\
C_3 &: I : L_e \rightarrow Df : \omega_m, \\
C_4 &: R : R_e \rightarrow Df : \omega_m, \\
C_5 &: R : R_e \rightarrow Df : i_m, \\
C_6 &: MSe : \tau_L \rightarrow Df : \omega_m, \\
C_7 &: MSe : \tau_L \rightarrow Df : i_m, \\
C_8 &: Se : U_0 \rightarrow Df : \omega_m, \\
C_9 &: I : J_M \rightarrow Df : i_m, \\
C_{10} &: I : J_M \rightarrow Df : \omega_m, \\
C_{11} &: R : f_M \rightarrow Df : \omega_m, \\
C_{12} &: R : f_M \rightarrow Df : i_m, \\
C_{13}, C_{14} &: I : L_e \leftrightarrow R : R_e \text{ boucle causale,} \\
C_{15}, C_{16} &: I : J_M \leftrightarrow R : f_M \text{ boucle causale } \}
\end{aligned}$$

Pour mieux clarifier les choses, nous allons visualiser quelques chemins causaux.

A partir de l'ensemble C , nous allons appliquer l'algorithme 8 pour le calcul des successeurs des éléments du cahier de charge jusqu'à arriver aux capteurs.

Nous allons re-itérer l'algorithme 8 jusqu'est ce qu'on n'ait comme successeurs que des capteurs. Nous obtenons finalement, la table des successeurs des éléments avec la longueur des chemins causaux.

Finalement, le graphe biparti représentant le modèle Bond Graph du moteur est donné par la figure 3.6

Algorithm 3 Construction d'un graphe biparti : à partir d'un modèle Bond-Graph, cet algorithme permet de générer le graphe biparti correspondant

1. Énumérer tous les chemins causaux existants dans le modèle bond graph, les placer dans un ensemble C ;
 2. Placer les éléments du cahier de charge à surveiller dans un ensemble E , et les différents capteurs (De, Df) dans un autre ensemble D .
 3. Soit $x, x \in E$, éditer tous les capteurs aux quels x est lié par un chemin causal simple. Les chemins menant à ces capteurs vont être étiquetés par 0 (car ce sont des chemins causaux directs) ;
 - (a) Soit $y, y \in E$, si x est lié à y (y est un voisin de x) par un chemin causal, alors rajouter l'ensemble des voisins de y à celui de x . Les chemins menant à ces capteurs vont être étiquetés par l (car ce sont des chemins indirects) $l \neq 0$.
 - (b) Réitérer le point (a) précédant pour tous les éléments $y, y \in E, y \neq x$.
 4. Reprendre pour tous les éléments de E .
 5. Si tous les éléments de E sont traités, aller à fin, sinon Revenir au point 3.
fin.
-

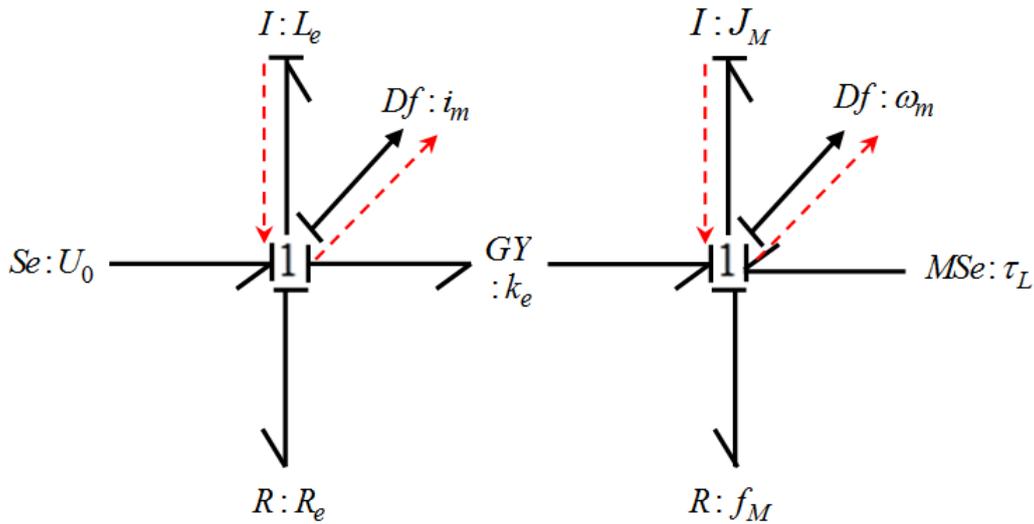


FIGURE 3.2 – Chemins causaux C_2 et C_{10}

3.4.3 Calcul du Degré d'observabilité par graphe biparti

Étant donné un modèle bond graph modélisant un système donné, il va être représenté par un graphe biparti. Le degré d'observabilité des variables appartenant au cahier de charge est calculé comme indiqué dans l'algorithme 4.

Lemme 3.4.1. *Nous constatons que le degré d'observabilité d'une variable peut aisément être exprimé à l'aide de la fonction suivante :*

$$\text{Degré}(x) = \text{nbr} - \text{arc} - \text{sortant}(x) - 1$$

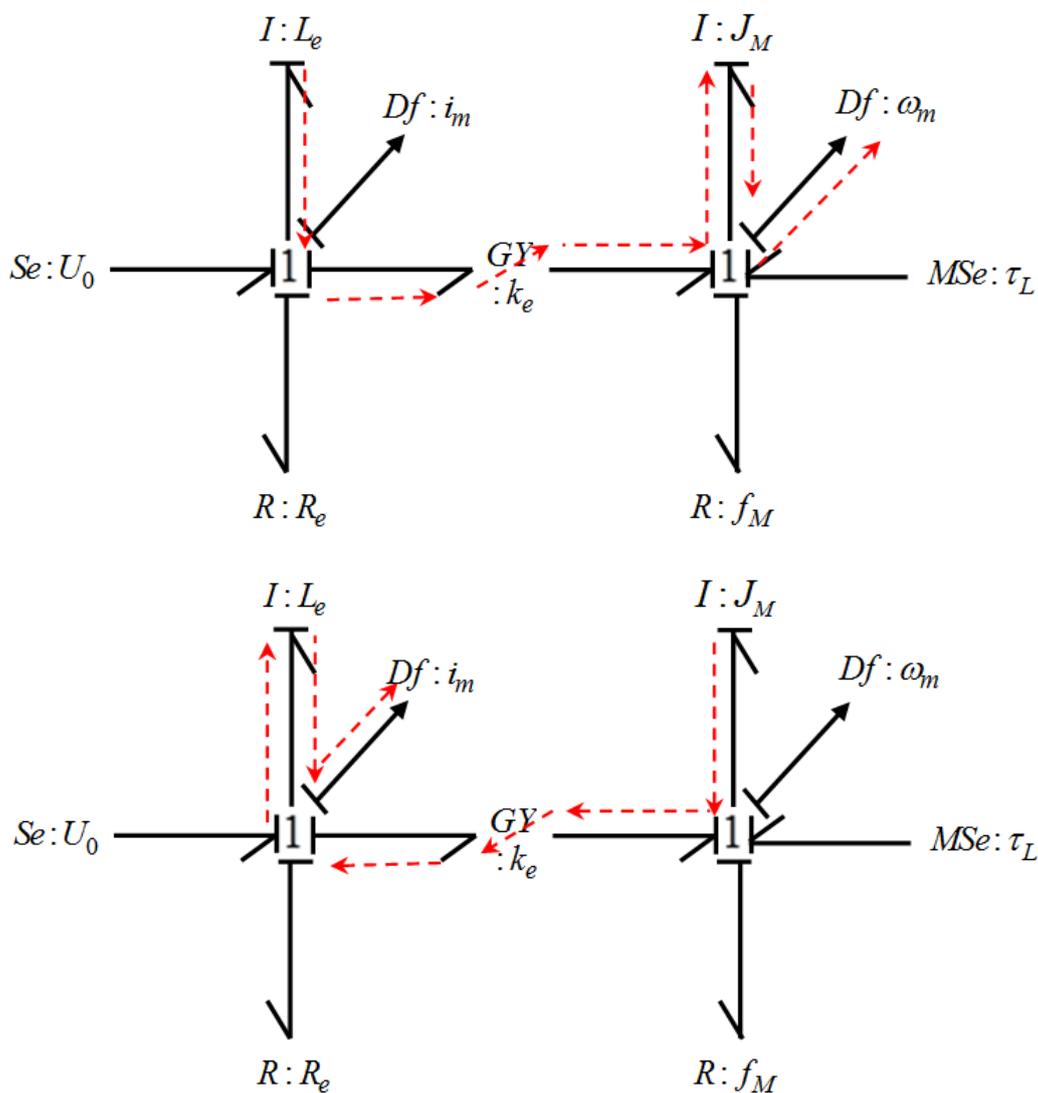
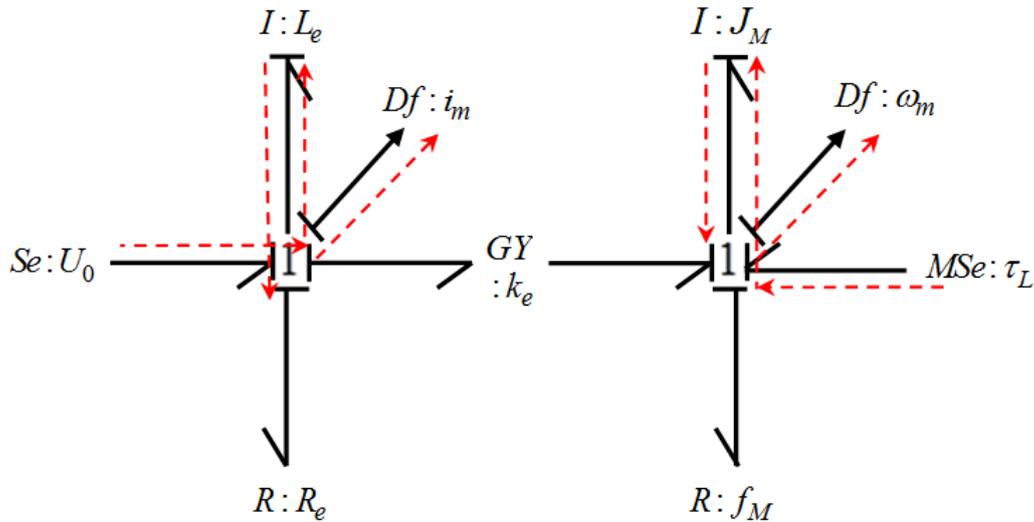


FIGURE 3.3 – Chemins causaux C_3 et C_9

Pour le graphe biparti donné dans la figure 3.7, nous avons :

- L'élément x_4 est lié par un seul arc sortant (donc par un seul chemin causal) vers un capteur de l'ensemble D , par conséquent, la variable x_4 est de degré 0.
- Les éléments x_2 et x_1 sont liés par deux arcs (deux chemins causaux) vers deux capteurs de l'ensemble D , ainsi ces éléments sont de degré 1.
- L'élément x_3 n'est lié à aucun capteur de l'ensemble D , par conséquent son degré est égal à -1.

FIGURE 3.4 – Chemins causaux C_1 et C_6

Algorithm 4 Calcul du degré d'observabilité : cet algorithme permet de donner après calcul, le degré d'observabilité de toute variable lue en entrée

Soit $x, x \in E$, (où E représente l'ensemble des éléments du cahier de charge)

1. Si x a n arcs sortants vers des capteurs différents de l'ensemble D , $n > 0$ alors $\text{degré}(x) = n - 1$, x sera donc de $\text{degré}(x) \geq 0$;
 2. Si x a un seul arc sortant, alors $\text{degré}(x) = 0$;
 3. Si x n'a aucun arc sortant, alors $\text{degré}(x) = -1$;
-

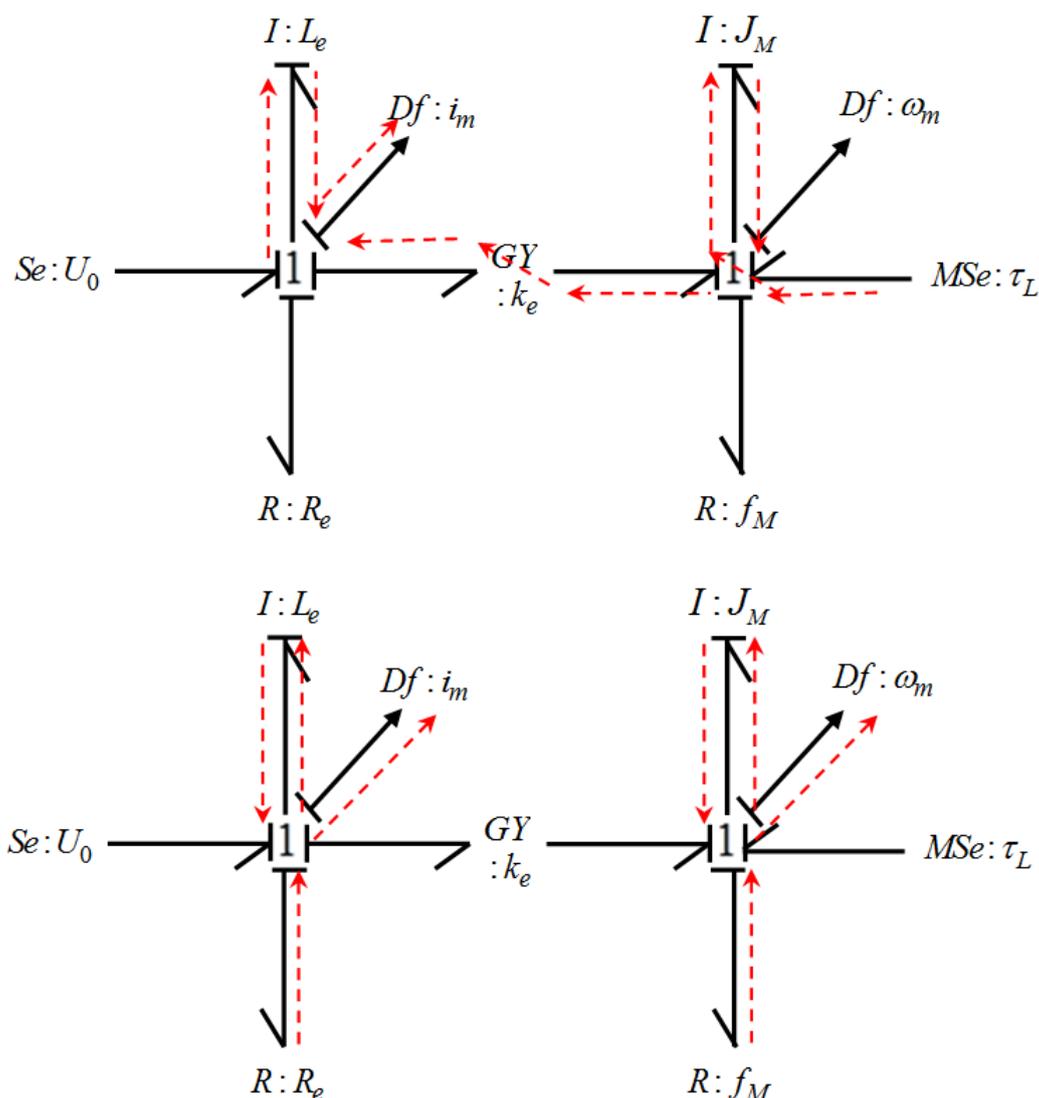
3.4.4 Analyse de la surveillabilité par graphe biparti

L'analyse de la surveillabilité d'un ensemble de variables, par parcours de chemins causaux dans un modèle Bond-Graph, consiste à trouver et à étudier l'ensemble des chemins causaux liants ces variables aux capteurs. Avant de donner l'algorithme général de la surveillabilité d'un ensemble de variables, nous jugeons bénéfique de donner quelques propriétés .

Proposition 3.4.1.

- * Une variable peut avoir plusieurs chemins causaux différents vers un même capteur ;
- * Une variable peut avoir plusieurs chemins causaux différents vers plusieurs capteur différents ;
- * Une variable peut avoir un seul chemin causal vers un capteur ;
- * Une variable peut ne pas avoir de chemin causal du tout vers aucun des capteurs ;

Pour l'analyse de la surveillabilité d'un système, nous suivons les étapes de l'algorithme 5.

FIGURE 3.5 – Chemins causaux C_7 , C_5 et C_{11}

3.4.4.1 Étiquetage des arcs du graphe biparti

Comme seconde représentation de notre système est de le représenter toujours par un graphe biparti $G = (E, D, C)$, où

- E représente l'ensemble des variables à surveiller,
- D est l'ensemble des capteurs (De , Df) et
- C représente l'ensemble des chemins causaux. Seulement que chaque arc liant un élément de E à un élément de D va être étiqueté par une étiquette qui portera la longueur de ce chemin (nombre d'éléments I et C en causalité intégrale, traversés dans le chemin)

Exemple. Les arcs du graphe biparti donné dans la figure 3.6 vont être étiquetés comme suit :

Élément	Successeurs	Longueur
$Se : U_0$	$I : L_e, Df : i_m$	1
	$I : L_e, I : J_M$	2
	$I : L_e, R : R_e$	1
$MSe : \tau_L$	$I : J_M, I : L_e$	2
	$I : J_M, Df : \omega_m$	1
	$I : J_M, R : f_M$	1
$I : L_e$	$Df : i_m$	0
	$I : J_M, Df : \omega_m$	1
	$I : J_M, I : L_e$	1
	$I : J_M, R : f_M$	1
	$R : R_e$	0
$I : J_M$	$I : L_e, Df : i_m$	1
	$I : L_e, I : J_M$	2
	$I : L_e, R : R_e$	1
	$R : f_M$	0
	$Df : \omega_m$	0
$R : R_e$	$I : L_e, Df : i_m$	1
	$I : L_e, I : J_M$	2
	$I : L_e, R : R_e$	1
$MSe : \tau_L$	$I : J_M, I : L_e$	2
	$I : J_M, Df : \omega_m$	1
	$I : J_M, R : f_M$	1

TABLE 3.1 – 1^{ière} itération de l'algorithme du calcul de la table des successeurs

- C_1 : étiqueté par 1, il passe par $I : L_e$,
 C_2 :, étiqueté par 0,
 C_3 : étiqueté par 1, il passe par $I : J_M$,
 C_4 : étiqueté par 2, il en passe par $I : L_e$ et $I : J_M$,
 C_5 : étiqueté par 1, il passe par $I : L_e$,
 C_6 : étiqueté par 1, il passe par $I : J_M$,
 C_7 : étiqueté par 2, il passe par $I : J_M$ et $I : L_e$,
 C_8 : étiqueté par 2, il passe par $I : L_e$ et $I : J_M$,
 C_9 : étiqueté par 1, il passe par $I : L_e$,
 C_{10} :, étiqueté par 0,
 C_{11} : étiqueté par 1, il passe par $I : J_M$, ,
 C_{12} : étiqueté par 2, il passe par $I : J_M$ et $I : L_e$,
 C_{13}, C_{14} : boucle causale, étiquetée par 1,
 C_{15}, C_{16} : boucle causale, étiquetée par 1 }

Le graphe biparti étiqueté obtenu est donné dans la figure 3.8.

Élément	Successeurs	Longueur
$Se : U_0$	$Df : i_m$	1
	$Df : \omega_m$	2
$MSe : \tau_L$	$Df : i_m$	2
	$Df : \omega_m$	1
$I : L_e$	$Df : i_m$	0
	$Df : \omega_m$	1
$I : J_M$	$Df : i_m$	1
	$Df : \omega_m$	0
$R : R_e$	$Df : i_m$	1
	$Df : \omega_m$	2
$R : f_M$	$Df : i_m$	2
	$Df : \omega_m$	1

TABLE 3.2 – Table des successeurs des éléments et la longueur des chemins

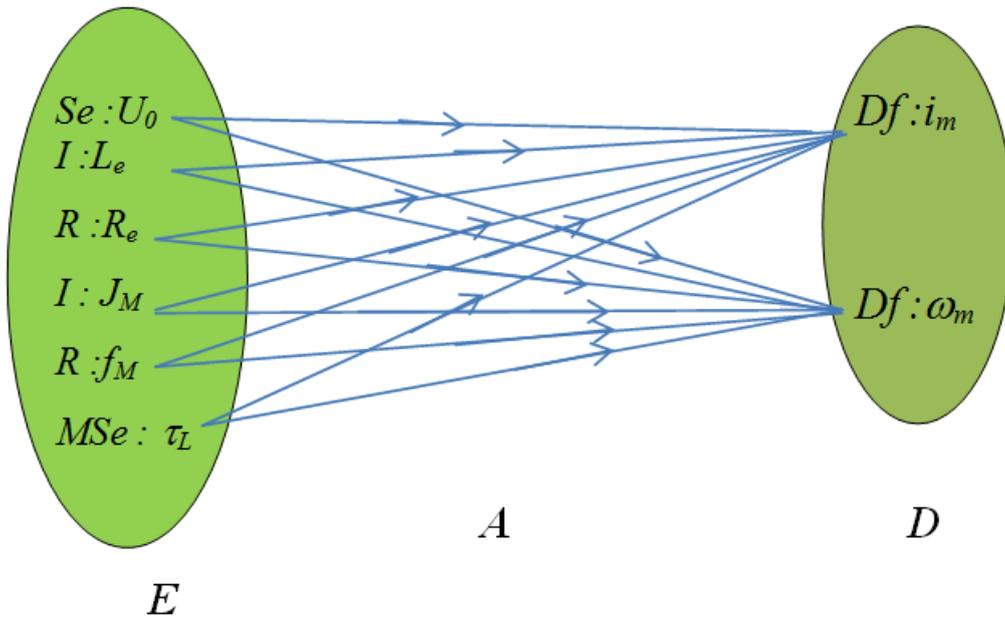


FIGURE 3.6 – Graphe biparti du Moteur

Nous allons donner dans ce qui suit, une nouvelle définition des variables en tenant compte de cette notion d'étiquetage des arcs du graphe biparti.

Définition 3.4.1. Une variable *mesurée* est liée à au moins un détecteur par un arc qui porte une étiquette 0 (ie) par un chemin causal direct.

Définition 3.4.2. Une variable *déductible* est liée à au moins un détecteur par un arc qui porte une étiquette de valeur non nulle car elle passe par un chemin causal indirect (ie par un élément I et/ou C)

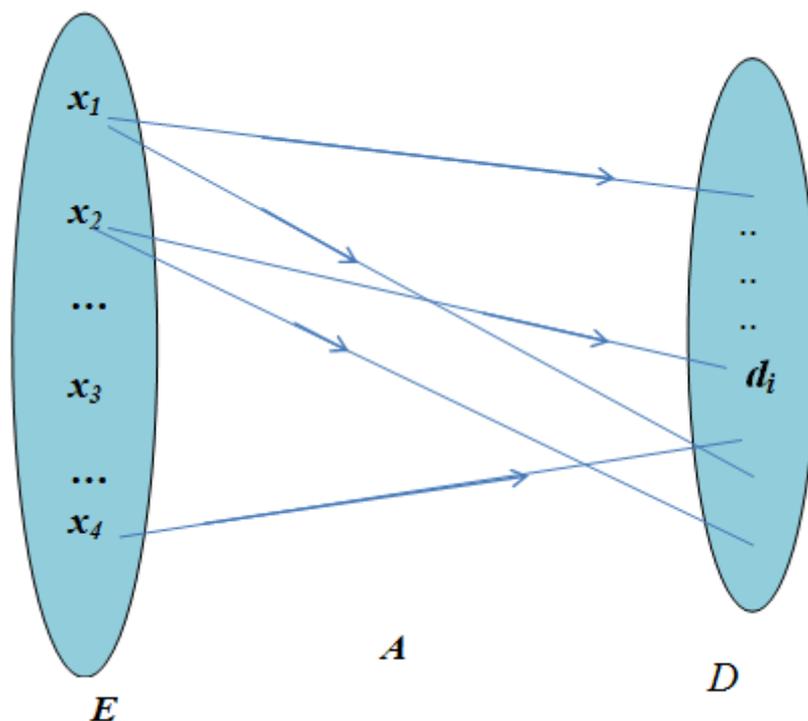


FIGURE 3.7 – Graphe biparti

Algorithm 5 Surveillabilité par graphe biparti : Ayant un graphe biparti en entrée, cet algorithme détermine si le système est surveillable sinon il donne en sortie l'ensemble des variables qui ne sont pas surveillables dans le cas contraire

1. Représenter le modèle bond graph du système par un graphe biparti ;
2. Calculer le degré d'observabilité de chacune des variables à surveiller ;
3. Appliquer la procédure suivante :

Pour tout $x, x \in E$,

- **Si** $\text{degré}(x) = 0$, **alors** la variable x est **observable** mais **non surveillable** ;
- **Si** $\text{degré}(x) = n, (n > 0)$, **alors** la variable x est **observable** et **surveillable** ;
- **Si** $\text{degré}(x) = -1$, **alors** la variable x est **non observable**, et **non surveillable** ;

Finpour ;

Si $\forall x, x \in E \text{ degré}(x) > 0$

Alors cela signifie que toutes les variables sont surveillables, ce qui conclue que tout le système est surveillable,

Sinon, les variables dont la valeur $\text{degré}(x) \leq 0$ ne sont pas surveillables.

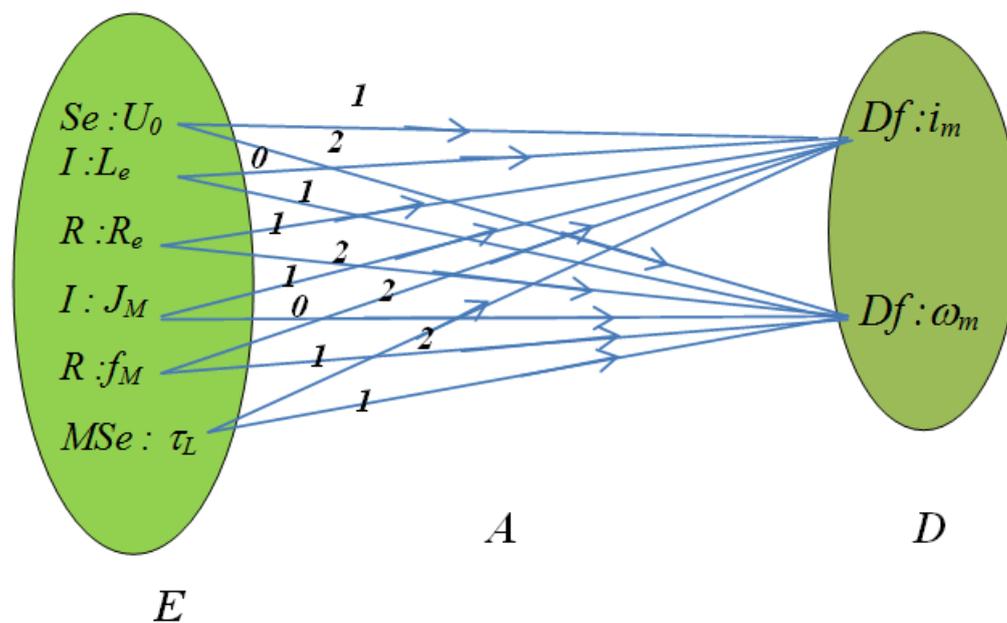


FIGURE 3.8 – Graphe biparti étiqueté du modèle du moteur

Pour la caractérisation des variables dans cette nouvelle représentation, nous procédons comme mentionné dans l'algorithme 6.

Algorithm 6 Caractérisation des variables : Ayant une variable en entrée, cet algorithme permet de caractériser cette variable selon l'étiquette portée sur l'arc sortant de cette variable

Étant donné que le modèle Bond Graph soit représenté par un graphe biparti. Soit x un élément de E ,

1. Compter le nombre d'arcs sortants de x portant l'étiquette 0,
 - si ce nombre est strictement supérieur à 1, cela signifie que la variable x est **mesurable** et **estimable** donc **surveillable** ;
 - sinon, si ($nbre = 1$) cela signifie que x est **mesurable** mais **non estimable** (dans ce cas, elle est seulement **observable**).
 - **fsi**
 2. Maintenant, pour la même variable x , compter le nombre d'arcs sortants de x portant une étiquette >0 (nbr),
 - si** ce nombre est strictement positif ($nbr > 0$) **alors**, cela signifie que x est **mesurable** par déduction, dans ce cas
 - **Si** $nbr = 1$ **Alors** x est seulement **observable** ;
 - **Sinon** x est **surveillable**, car dans ce cas x est **déductible**, par plusieurs chemins causaux différents ;
 - **fsi** ;
 - fsi**
 3. Par contre, si x n'a aucun arc sortant, cela signifie qu'elle n'est **ni mesurable, ni déductible** (elle portera donc un degré égal à -1).
-

Démonstration. Étant donnée une variable x du cahier de charges, nous allons commencer par compter le nombre d'arcs sortants de x portant l'étiquette 0, si ce nombre est strictement supérieur à 1, cela signifie que la variable x est liée par des chemins causaux vers plus d'un détecteur, ainsi la défaillance de l'un d'eux garde la variable x toujours mesurable et estimable donc x est surveillable.

Par ailleurs, si ce nombre est égal à 1, cela signifie que la variable x est liée par un chemin causal vers un seul détecteur, elle est donc mesurable mais dans le cas de la défaillance de ce détecteur, il n'y a plus moyen de la mesurer, elle est donc non estimable (elle est dans ce cas seulement observable).

Maintenant, pour la même variable x , nous allons compter le nombre d'arcs sortant de x portant une étiquette différente de zéro, si ce nombre est strictement positif cela signifie que x est liées à des détecteurs par des chemins causaux indirects, elle est donc mesurée par déduction (par l'intermédiaire d'autres variables). Par contre, si x n'a aucun arc sortant, c'est qu'elle n'est liée à aucun capteur, cela signifie qu'elle n'est ni mesurable, ni déductible. \square

Remarque 3.4.1. *Nous pouvons constater que toutes les variables ont deux arcs sortants vers l'ensemble D , elles sont donc toutes de degré ≥ 0 , (au moins de degré degré = 1).*

Remarque 3.4.2. *La longueur étiquetée sur les arcs indique si le chemin parcouru est un chemin causal direct, dans le cas où l'étiquette vaut 0, ou indirect si la valeur de l'étiquette est différente de 0.*

D'après la table du graphe biparti obtenu et de ce qui a précédé, nous pouvons déduire que :

$Se : U_0$	déductible calculée en fonction de $I : L_e$ ou ($I : L_e$ et $I : J_M$)
$MSe : \tau_L$	déductible calculée en fonction de $I : J_M$ ou $I : L_e$ et $I : J_M$
$I : L_e$	mesurable, déductible (lié par un chemin causal direct vers $Df : i_m$ et par un chemin causal indirect vers $Df : \omega_m$ en passant par ($I : L_e$ et $I : J_M$))
$I : J_M$	mesurable, déductible (lié par un chemin causal direct vers $Df : \omega_m$ et par un chemin causal indirect vers $Df : i_m$ en passant par ($I : L_e$ et $I : J_M$))
$R : R_e$	déductible parce qu'elle est calculée en fonction de $I : L_e$ ou ($I : L_e$ et $I : J_M$)
$R : f_M$	déductible parce qu'elle est calculée en fonction de $I : J_M$ ou ($I : L_e$ et $I : J_M$)

3.4.5 Placement de capteurs par graphe biparti

Lorsque le "degré d'observabilité" de l'ensemble des variables est jugé insuffisant, il convient de mesurer des variables supplémentaires en plaçant judicieusement un certain nombre de capteurs.

Étant donné un système modélisé par un bond graph, il va être représenté par un graphe biparti. Pour le placement adéquat de capteurs, nous allons suivre les étapes de l'algorithme 7.

Calcul des successeurs Pour le calcul des successeurs d'un élément donné, il faut suivre les étapes de l'algorithme 8

Exemple.

Si l'on veut accroître le degré d'observabilité de l'élément $R : R_e$ par exemple, pour la rendre mesurable, on rajoute un nouveau capteur qui permettra de mesurer directement cette variable, par application de l'algorithme 7. Ceci peut être modélisé dans le modèle bond graph par la figure 3.9.

Par l'ajout du nouveau capteur De , l'élément $R : R_e$ est devenu mesurable et déductible. On pourra faire de même pour l'élément $R : f_M$. Ainsi, l'élément $R : f_M$ pourra devenir mesurable et déductible, si l'on rajoute un capteur qui permettra de le mesurer directement, sans passer par aucune autre variable intermédiaire.

L'outil Bond graph a initialement été utilisé pour la modélisation des systèmes physiques. L'idée d'utiliser une seule représentation (le Bond graph) pour la modélisation, l'analyse et la

Algorithm 7 Placement de capteurs par graphe biparti : Cet algorithme permet d'insérer un De ou un Df selon l'emplacement de la variable à surveiller

1. Déterminer tous les successeurs des éléments du cahier de charge, à surveiller par l'algorithme 8.
2. Calculer le degré d'observabilité de chaque élément de l'ensemble E , en fonction de la longueur dans chaque chemin ;
3. Caractériser les variables en fonction du degré d'observabilité calculé ;
4. **Pour** tout $x \in E$
si x est estimable
Alors aller à la fin de l'algorithme
Sinon
 - **Si** x est lié à une jonction 0
Alors
— rajouter un De
 - **Si** une violation de contrainte causale apparaît
Alors
— rajouter une jonction 1
— rajouter un Df à la jonction 1 rajoutée, ce Df va mesurer directement x
 - Sinon**¹
— rajouter un Df
— **Si** une violation de contrainte causale apparaît
Alors
— rajouter une jonction 0
— rajouter un De à la jonction 0 rajoutée, ce De va mesurer directement x**FinPour**
5. revenir au point 2. pour le calcul de nouveau du degré d'observabilité ;

FinAlgorithme

Algorithm 8 Calcul des successeurs : Cet algorithme a en entrée un ensemble de variables à surveiller ainsi que leurs premiers successeurs, il donne en sortie l'ensemble des capteurs auxquels chaque variable est connectée ainsi que la longueur du chemin

Pour tout élément x de l'ensemble E :

- Lister tous les premiers successeurs de x dans un ensemble L ;
 - **Pour** tout élément y de l'ensemble L ,
Si y n'est pas un capteur,
Alors
 - tous les successeurs de y vont être rajoutés à L , (ils deviennent des successeurs de x ,)
 - et la longueur des chemins va être augmentée de 1 à chaque passage par un élément I ou C en causalité intégrale.
- fsi**

FinPour

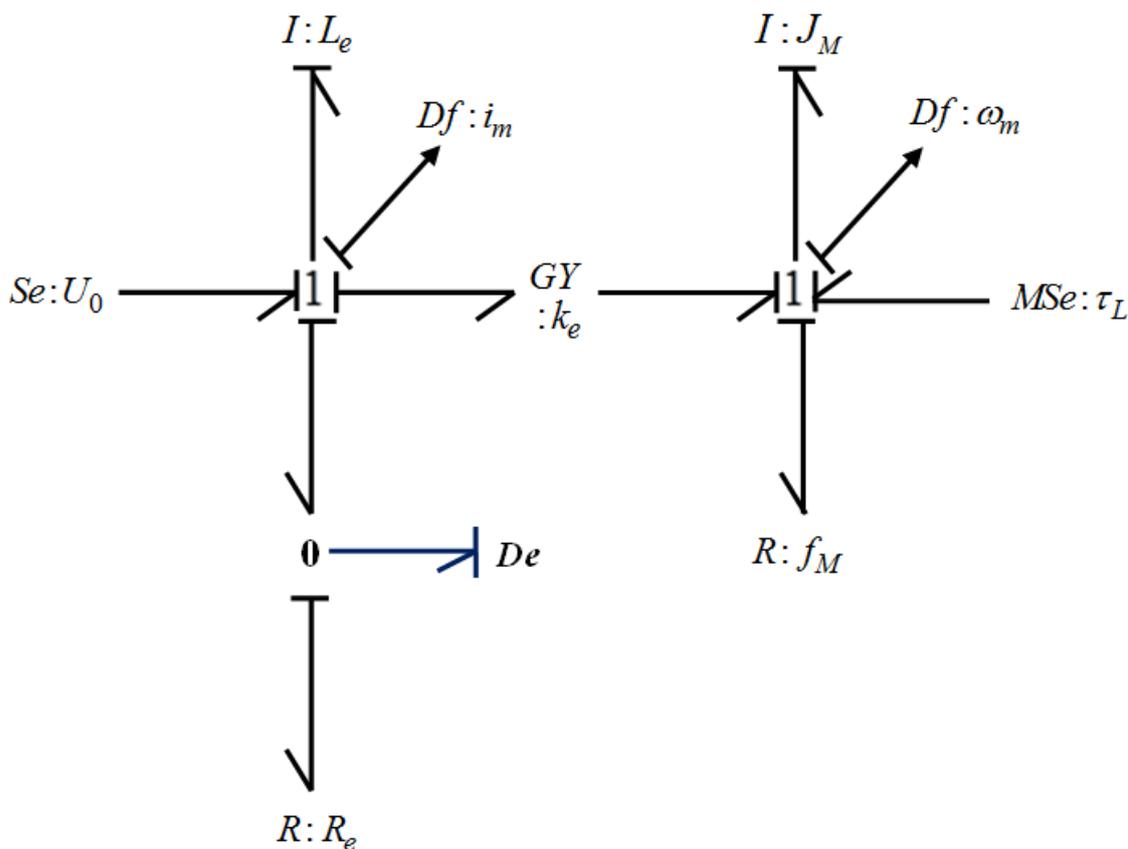


FIGURE 3.9 – Ajout d'un capteur

synthèse des lois de commande en exploitant la causalité est apparue il y a quelques années seulement.

La surveillance mais aussi le choix de placement des capteurs, trouvent aussi un intérêt à l'existence d'un tel modèle. Le langage bond graph est un outil de modélisation très bénéfique dans le fait où il représente à la fois la structure et le comportement du système. L'avantage principal dans la propriété de surveillabilité est que le placement de capteur a une signification physique. Contrairement aux descriptions classiques utilisant les modèles basés sur des équations, l'emplacement du capteur correspondant à un emplacement physique sur le processus est explicitement affiché sur le modèle Bond Graph. En effet, le placement d'un capteur sur une jonction 0 ou 1 correspond à un composant physique (réservoir, pompe) où l'énergie est toujours conservée.

Dans les Bond graphs, il existe deux types de détecteurs : détecteur d'effort De (capteur de pression, capteur de température) et détecteur de flux Df (flux de masse, flux volumique). Le détecteur d'effort De est placé à la jonction 0 et mesure l'énergie stockée par le composant physique associé à cette jonction. Un détecteur de flux Df est mis près de la jonction 1 puisqu'il mesure le flux dans cette jonction. Dans [70], la modélisation bond graph est utilisée non seulement pour déterminer les fautes causées par les défaillances, mais aussi dans le but de quantifier ou mesurer les effets de fautes de composants en utilisant la description qualitative du système.

Lors de l'ajout d'un nouveau capteur dans le modèle bond graph, de nouveaux chemins causaux vont être générés, ceci va entraîner une augmentation dans la cardinalité de l'ensemble des chemins causaux, il va changer aussi dans les valeurs des étiquettes des arcs du graphe biparti, comme il va augmenter le degré de redondance de certaines variables.

Le choix du capteur à rajouter est selon l'emplacement de l'élément que l'on veut surveiller. On rajoute un Df si cet élément est connecté à une jonction 1, ou on place un nouveau De si cet élément est lié à une jonction 0 dans le modèle bond graph. Mais dans le cas d'apparition d'une violation de contrainte causale, il serait judicieux de rajouter une autre jonction qui va lier directement l'élément à surveiller au capteur rajouté.

Dans un premier temps, nous avons proposé une méthode de placement de capteurs par la représentation par un graphe biparti afin de surveiller les éléments d'un système modélisé par les bond-graphs. Notre méthode est inspirée des résultats des travaux de la théorie des graphes que nous avons appliqués aux bond-graphes. Nous avons mis en évidence la notion de degré d'observabilité des variables qui est une notion très importante dans l'analyse de la surveillabilité des systèmes. En effet si le degré d'observabilité est jugé insuffisant il sera judicieux de rajouter de nouveaux capteurs afin d'augmenter la valeur du degré. Le problème de la représentation par un graphe biparti est le choix du meilleur couplage qui est considéré comme un problème combinatoire. Dans notre contribution, on n'aura pas à choisir le meilleur couplage,

puisque ce couplage sera implicitement créé par notre algorithme de placement de capteurs qui consiste à créer les liens entre les ensembles relations/variables de façon à satisfaire au mieux les contraintes qui répondent aux degrés d'observabilité de chaque variable. Comme seconde représentation est de le représenter plutôt par un graphe triparti.

3.5 Graphe Triparti à partir d'un modèle bond graph

L'avantage de l'analyse structurelle est que la structure du système est indépendante de la connaissance détaillée des valeurs des paramètres du système. Nous définissons deux types de variables : les variables connues qui correspondent aux variables de mesure ainsi qu'aux variables de contrôle, et aux variables inconnues qui sont les variables d'état internes. Le problème de placement de capteurs consiste en la quantité de capteurs à rajouter pour la surveillance ainsi qu'au lieu de leur emplacement, ceci peut être déterminé par la variables d'état à mesurer. Ce problème est souvent soumis à des contraintes. Celles-ci sont liées à des considérations physiques et un ordre de priorité dans la classification de surveillance. Le cahier de charge va contenir toutes les variables à surveiller ainsi que le degré de chacune d'entre elles.

Dans la section précédente, nous avons proposé de représenter un système à surveiller par un graphe biparti, dans l'arrière pensée que c'est une représentation assez conquise. En fait, au début, nous étions restés dans le même esprit de nos travaux antécédents [8, 9], mais au fil des jours d'autres idées nous sont surgies, comme pour la représentation d'un système par un graphe triparti.

3.5.1 Représentation par graphe Triparti

Commençons par donner une définition d'un graphe triparti.

Définition 3.5.1. *Un graphe triparti $G = (E, C, D, A)$ est composé de trois ensembles E, C et D disjoints, qui n'ont pas d'éléments en commun, reliés par des arcs de l'ensemble A .*

Nous allons à présent proposer une méthode de génération d'un graphe triparti à partir d'un modèle bond graph.

Considérons $G = (E, C, D, A)$

où :

- E : représente l'ensemble des élément à surveiller ;
- C : l'ensemble de tous les chemins causaux existants dans le modèle bond graph ;
- D : l'ensemble des capteurs ;

- A est l'ensemble des arcs, il est constitué de deux ensembles disjoints A_1 et A_2
- A_1 : est l'ensemble des arcs liants les éléments de E à ceux de l'ensemble C ;
- A_2 : est un autre ensemble d'arcs liants les éléments de l'ensemble C à ceux de l'ensemble D .

Remarque 3.5.1. *Il est à noter que les éléments des deux ensembles E et C vérifient certaines propriétés :*

- Un élément $x, x \in E$ peut intervenir dans plusieurs chemins causaux de C , (ie. x de E peut avoir plusieurs arcs sortants vers C , il peut intervenir dans plusieurs chemins causaux) ;
- Un élément $c \in C$ peut avoir plusieurs prédécesseurs de E (car un chemin causal peut passer par plusieurs éléments de E) ;
- Un élément $c, c \in C$ ne doit avoir qu'une image **au plus** dans l'ensemble D (chaque chemin causal aboutit au plus à un détecteur) ;
- Un élément $d, d \in D$ peut avoir plusieurs prédécesseurs de C (un capteur appartient à au moins un chemin causal).

Définition 3.5.2. . *Un graphe triparti $G' = (E, C, D, A)$ est constitué de trois ensembles, où chaque paire est un graphe biparti. L'ensemble des arcs A est partitionné en deux sous ensembles disjoints A_1 et A_2 , le premier va lier les éléments de l'ensemble E à ceux de l'ensemble C , $A_1 = E \times C$ et le second va lier les éléments de l'ensemble C à ceux de l'ensemble D , $A_2 = C \times D$.*

Remarque 3.5.2. *Le graphe triparti $G' = (E, C, D, A)$ peut être considéré comme étant deux graphes bipartis disjoints : $G_{A_1} = (E, C, A_1)$ et $G_{A_2} = (C, D, A_2)$.*

3.5.2 Construction d'un graphe triparti

Pour la génération d'un graphe triparti à partir d'un modèle bond-graph, nous construisons trois ensembles E , C et D où

- E contiendra tous les éléments à surveiller,
- C comprendra tous les chemins causaux existants dans le modèle bond-graph et,
- D contiendra tous les capteurs se trouvant dans le système.

Nous allons pour cela suivre les étapes de l'algorithme 9

Remarque 3.5.3. *Un arc de $e, e \in E$ vers $c, c \in C$ signifie que e fait partie du chemin causal c , ou encore que c passe par l'élément e . Un arc d'un chemin causal de l'ensemble C vers un capteur d de l'ensemble D signifie que le chemin c conduit au capteur d .*

Pour les chemins causaux, il en existe deux types, chemins causaux directs et chemins causaux indirects. Pour le premier type, un chemin causal direct c de C liant un élément x de

Algorithm 9 Construction de graphe triparti : cet algorithme a en entrée une description du modèle bond graph donné, il donne en sortie le graphe triparti correspondant

1. Lister tous les chemins causaux existants dans le modèle bond graph, les placer dans un ensemble C ;
 2. Placer tous les éléments du cahier de charge à surveiller dans un ensemble E , ainsi que les différents capteurs (De, Df) dans un autre ensemble D .
 3. **Pour** chaque élément $e, e \in E$, lier e par des arcs vers tous les chemins causaux auxquels il appartient ;
 4. **Pour** tout chemin causal $c, c \in C$, lier c au capteur par lequel il termine ;
-

l'ensemble E à un capteur d de l'ensemble D , c ne peut avoir qu'un seul arc entrant de l'ensemble E et qu'un seul arc sortant vers l'ensemble D . Par contre, dans le second type de chemins causaux, les indirects, un élément x de l'ensemble E va être lié à un capteur d de l'ensemble D en passant par un autre (au moins) élément de E , on parle de boucles causales (si bien évidemment, x n'est pas une source).

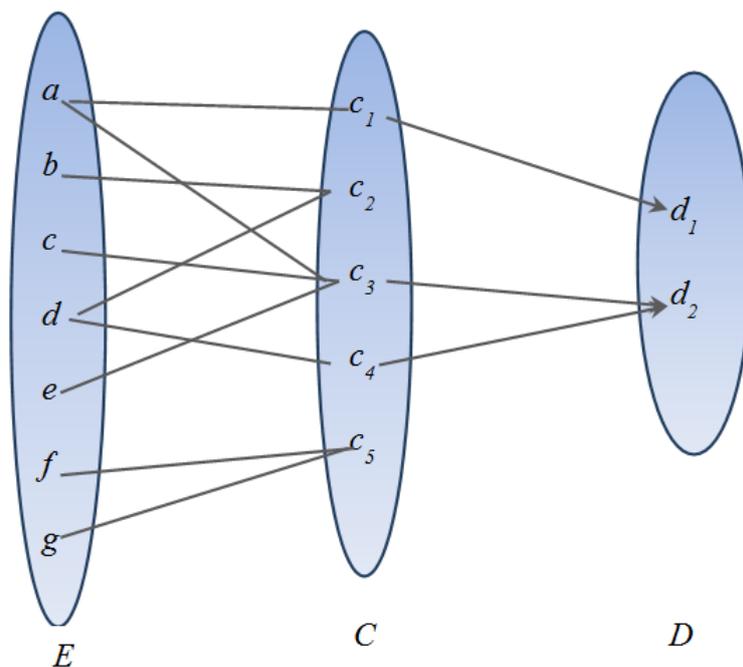


FIGURE 3.10 – Graphe triparti

Proposition 3.5.1. *Un chemin causal **direct** c entre un élément x et capteur d , ne peut avoir qu'un arc entrant de l'ensemble E et qu'un arc sortant vers l'ensemble D .*

Proposition 3.5.2. *Un chemin causal **indirect** c' , peut avoir plusieurs prédécesseurs de l'ensemble E et qu'un seul successeur au plus vers l'ensemble D .*

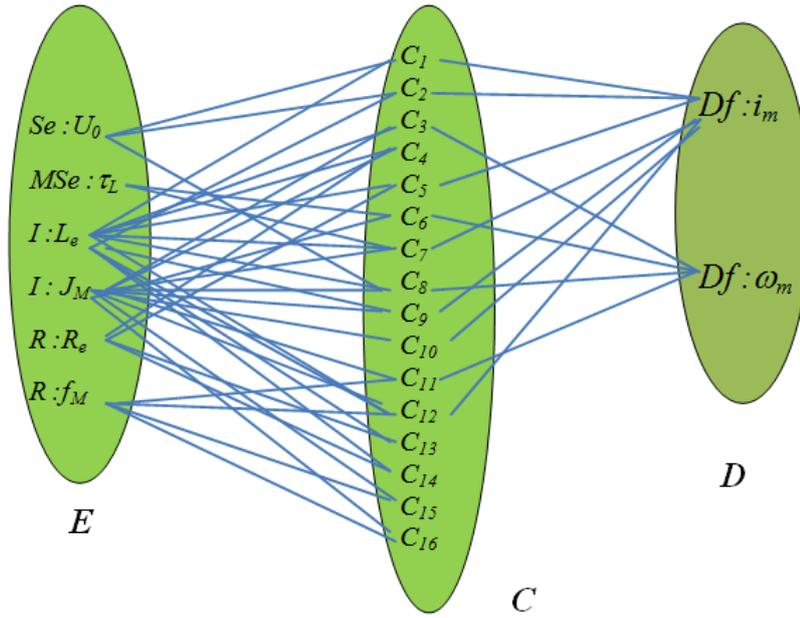


FIGURE 3.11 – Graphe triparti du modèle Bond Graph du moteur

Par conséquent, les arcs de A_1 sont bidirectionnels, ils peuvent être représentés par une ligne et ceux de A_2 , sont unidirectionnels, ils se termineront par une flèche.

Exemple Reprenons l'exemple du moteur, d'après son modèle Bond-Graph, nous pouvons générer le graphe triparti comme suit : $G = (E, C, D, A)$ où :

- $E = \{R : f_M, R : R_e, Se : U_0, MSe : \tau_L, I : L_e, I : J_M\}$
- $D = \{Df : i_m, Df : \omega_m\}$
- $C = \{ C_1 : \text{lie } I : L_e, Se : U_0, \text{ à } Df : i_m$
 $C_2 : \text{lie } I : L_e, Se : U_0, \text{ à } Df : i_m$
 $C_3 : \text{lie } I : L_e, I : J_M, \text{ à } Df : \omega_m$
 $C_4 : \text{lie } R : R_e, I : L_e \text{ et } I : J_M \text{ à } Df : \omega_m$
 $C_5 : \text{lie } R : R_e \text{ et } I : L_e \text{ à } Df : i_m$
 $C_6 : \text{lie } MSe : \tau_L \text{ et } I : J_M \text{ à } Df : \omega_m,$
 $C_7 : \text{lie } MSe : \tau_L, I : L_e \text{ et } I : J_M \text{ à } Df : i_m,$
 $C_8 : \text{lie } I : L_e, Se : U_0, \text{ et } I : J_M \text{ à } Df : \omega_m,$
 $C_9 : \text{lie } I : L_e \text{ et } I : J_M \text{ à } Df : i_m,$
 $C_{10} : \text{lie } I : J_M \text{ à } Df : \omega_m,$
 $C_{11} : \text{lie } R : f_M \text{ et } I : J_M \text{ à } Df : \omega_m,$
 $C_{12} : \text{lie } R : f_M, I : J_M \text{ et } I : L_e \text{ à } Df : i_m$
 $C_{13}, C_{14} : I : L_e \leftrightarrow R : R_e \text{ boucle causale,}$
 $C_{15}, C_{16} : I : J_M \leftrightarrow R : f_M \text{ boucle causale } \}$

Pour les quatre derniers chemins causaux, à savoir C_{13} , C_{14} et C_{15} , C_{16} , ceux sont deux boucles causales :

boucle1 ($I : L_e, R : R_e$) et
 boucle2 ($I : J_M, R : f_M$).

Le graphe triparti obtenu est présenté dans la figure 3.11.

3.5.3 Calcul du degré d'observabilité et surveillabilité

Avant de procéder au calcul du degré d'observabilité des éléments, il sera judicieux de les caractériser en premier.

3.5.3.1 Caractérisation des variables

- Si $e, e \in E$ a plusieurs arcs sortants vers différents capteurs passant par des chemins causaux disjoints de l'ensemble C , signifie que e est **observable** et **surveillable** ;
- Si $c, c \in C$ a un seul arc entrant de $e, e \in E$ et un arc sortant vers D , signifie que e est mesurable (parce qu'il est connecté à un capteur par un chemin causal direct) ;
- Si $c, c \in C$ a plusieurs arcs entrant de l'ensemble E et un arc sortant vers l'ensemble D , signifie que c est un chemin causal indirect qui passe par plusieurs éléments de l'ensemble E et chemine vers un (seul) détecteur, par conséquent, tous ses prédécesseurs de l'ensemble E sont déductibles.
- Si des éléments de l'ensemble E sont liés par un chemin de l'ensemble C qui n'a pas d'arc sortant vers l'ensemble D , signifie que ces éléments vont être déduits par l'intermédiaire des autres éléments du même chemin causal liés à d'autres capteurs via d'autres chemins causaux.
- Si $c, c \in C$ a plus d'un arc entrant et n'a pas d'arc sortant vers l'ensemble D , et que ses prédécesseurs n'ont pas d'arcs vers d'autres chemins causaux signifie que c est un chemin causal indirect qui lie plusieurs éléments mais n'aboutissant pas à un capteur. Ses prédécesseurs sont par conséquent **ni mesurables**, **ni déductibles**.

En d'autres termes, :

- Si certains élément de l'ensemble E sont liés entre eux par un seul chemin causal qui ne mène pas à un capteur signifie que ces éléments ne sont **ni mesurable**, **ni déductibles**.

Exemple

Dans le graphe triparti de la figure 3.12, nous avons trois sortes de variables :

- c, e, d et a : variables mesurables et surveillables ;
- b : variable déductible ;
- f et g : variables ni mesurables ni déductibles.

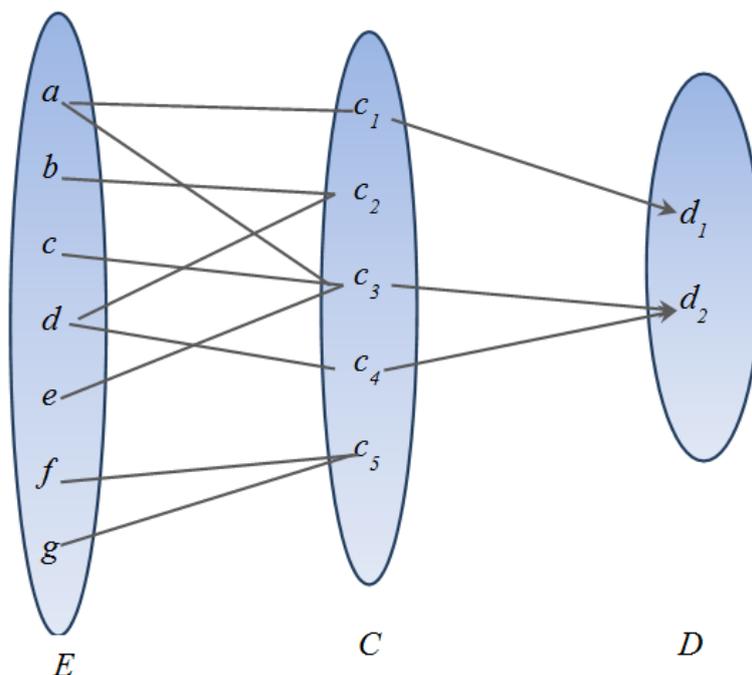


FIGURE 3.12 – Exemple de graphe triparti

Remarque 3.5.4. *Une condition nécessaire pour la propriété de surveillabilité par parcours de chemins causaux dans un modèle Bond Graph, est que les chemins causaux qui lient les variables de spécification soient disjoints.*

3.5.3.2 Calcul du degré d'observabilité

Étant donné un modèle bond graph modélisant un système donné, il va être représenté par un graphe triparti. Le degré d'observabilité des variables appartenant au cahier des charges est calculé par l'algorithme 10 comme suit :

Lemme 3.5.1. *Le degré d'observabilité d'une variable peut s'exprimer par la fonction suivante :*

$$\text{degr}(x) = \begin{cases} \text{nbarcssor}(x) - 1 & \text{si les arcs sortant de } x \text{ sont liés à des chemins qui mènent à } D \\ -1 & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.1)$$

Informellement parlant, le degré d'une variable x est égal au (nombre d'arcs sortant de x vers des chemins causaux aboutissants à l'ensemble D) -1.

Algorithm 10 Calcul du degré d'observabilité par graphe triparti : calcule le degré d'observabilité des variables de spécification en comptant le nombre des arcs sortant de chaque variable

Soit $x, x \in E$

1. **Si** x a au moins un arc sortant vers un élément $c, c \in C$ et que c a un arc sortant vers l'ensemble D ,
alors $\text{degré}(x) = 0$;
 2. **Si** x n' a qu'un seul arc sortant vers l'ensemble C , qui chemine vers l'ensemble D ,
alors $\text{degré}(x) = 0$;
 3. **Si** x n' a aucun arc sortant, **alors** $\text{degré}(x) = -1$;
 4. **Si** x a $n, n \neq 0$ arcs sortants vers l'ensemble C et qui cheminent vers l'ensemble D ,
alors $\text{degré}(x) = n - 1$;
 5. **Si** x est lié à une boucle causale dont il n'y a aucun linkage qui permet de lier un des éléments de la boucle à un capteur de l'ensemble D ,
alors $\text{degré}(x) = -1$.
-

3.5.4 Analyse de la Surveillabilité

L'outil Bond graph a été initialement utilisé pour la modélisation des systèmes physiques, mais quelques années plus tard, il a été constaté qu'on pouvait utiliser une seule représentation (le Bond graph) pour la modélisation, l'analyse et synthèse des lois de contrôle par l'exploration de la causalité. Plusieurs travaux ont été développés dans ce domaine. Surveillance, avec des aspects de la détection et la localisation des défauts sont généralement basées sur un modèle.

Pour l'analyse de la surveillabilité des systèmes, et après la génération de graphe triparti, nous procédons en suivant les instructions de l'algorithme 11.

Algorithm 11 Surveillabilité par degré d'observabilité : Vérifie la propriété de surveillabilité des variables et décider si l'ensemble les englobant est surveillable ou pas

Pour tout $x, x \in E$

- **Si** $\text{degré}(x) = 0$,
alors la variable x est observable mais pas surveillable ;
- **Si** $\text{degré}(x) = n, (n \neq 0)$
alors la variable x est observable et surveillable ;
- **Si** $\text{degré}(x) = -1$,
alors la variable x n'est ni observable, ni surveillable ;

FinPour ;

3.5.5 Méthodologie de placement de capteurs proposée

Lorsque le "degré d'observabilité" des variables est jugé insuffisant, il est nécessaire de mesurer des variables supplémentaires en plaçant judicieusement un nombre adéquat de cap-

teurs. Le placement d'un nouveau capteur entraîne l'ajout de nouveaux chemins causaux dans l'ensemble C . Ce nouveau capteur va augmenter dans le degré d'observabilité de certaines variables, lorsque que son emplacement est choisi de telle sorte d'avoir un chemin causal indépendant des autres contenant les variables à surveiller et ne contenant pas d'autres. Dans un graphe triparti, la propriété de surveillabilité est vérifiée sous les deux conditions suivantes :

Lemme 3.5.2. $\forall e, e \in E, \exists \Gamma(e, d), d \in D$

où $\Gamma(e, d)$ est un linkage entre l'élément e à surveiller et un capteur d de l'ensemble D .

Informellement, le lemme signifie que tous les éléments à surveiller doivent être liés par au moins un linkage menant vers au moins un capteur.

Lemme 3.5.3. *Le linkage est vérifié si tous les chemins causaux de l'ensemble C liés par ce linkage sont disjoints.*

Cette condition garantit l'existence d'un linkage qui lie tous les éléments à surveiller aux capteurs par des chemins causaux indépendants. E est surveillable signifie que tous ses éléments sont liés à l'ensemble D de capteurs par des chemins causaux disjoints. Pour cela, il faudra trouver un linkage qui soit maximal, qui englobera tous les éléments de E à l'ensemble D , en passant par des chemins de causaux distincts de l'ensemble C .

Pour la stratégie de placement de capteurs, nous supposons que initialement, aucun capteur n'est placé dans le modèle bond graph. Pour leur placement, nous allons suivre les étapes de l'algorithme 12.

Le point 4 de l'algorithme 12 signifie que si un élément de l'ensemble E n'est lié à aucun capteur, il n'y a aucun moyen de mesurer cet élément, dans ce cas, il faudra rajouter un nouveau capteur D_e ou D_f dans l'ensemble D , selon où est placé l'élément en question afin de le rendre mesurable. Dans le modèle bond graph, ce capteur va être connecté soit à une jonction 0 ou une jonction 1 liant la variable ou l'élément à surveiller. La méthode de placement de capteur que nous proposons est entièrement graphique, elle ne nécessite aucun calcul.

Remarque 3.5.5. *Par l'ajout d'un nouveau capteur dans le modèle, de nouveaux chemins causaux vont être générés, ceci va augmenter dans la cardinalité de l'ensemble C , comme cela par conséquent, va également augmenter dans le degré d'observabilité de certaines variables particulières.*

Le bond graph est un outil de modélisation très intéressant et avantageux car il présente à la fois la structure et le comportement du système étudié. De plus l'avantage principal de cet outil est que en ce qui concerne la propriété de surveillabilité, le placement de capteurs a une signification physique.

Contrairement aux méthodes classiques qui sont basées sur des systèmes d'équations, la localisation de capteur à un emplacement physique dans le système est explicitement affiché sur le modèle Bond Graph. En effet, la position du capteur sur une jonction $n0z$ ou $n1z$ correspond

Algorithm 12 Placement de capteurs par graphe triparti : donne les étapes à suivre pour le placement de capteurs

Soit un modèle Bond graph donné :

1. Générer le graphe triparti $G = (E, C, D, A)$ du Bond graph ;
 2. Calculer le linkage maximum englobant le nombre maximum des éléments de E ;
 3. **Si** tous les éléments de E sont pris par le linkage, aller à la **fin** ;
 4. **Pour** tout $x, x \in E, x$ non pris par aucun linkage
faire
 - **Si** x est lié à une jonction 0 dans le modèle bond graph
Alors
Rajouter un De ,
Si une violation de contrainte apparaît dans le bond graph,
alors placer plutôt un Df au lieu d'un De en insérant une jonction 1 qui va connecter ce nouveau capteur à l'élément x à surveiller ;
 - **Sinon**
Si x est lié à une jonction 1
Alors rajouter un Df ;
 - **Si** une violation de contrainte causale apparaît dans le modèle Bond Graph,
Alors rajouter plutôt un De au lieu d'un Df qui va être connecté à une nouvelle jonction 0 rajoutée devant l'élément x à surveiller.**fsi**
 - finPour**
 5. Recalculer le linkage ;
 6. Revenir au point 3 ;
 7. **fin**
-

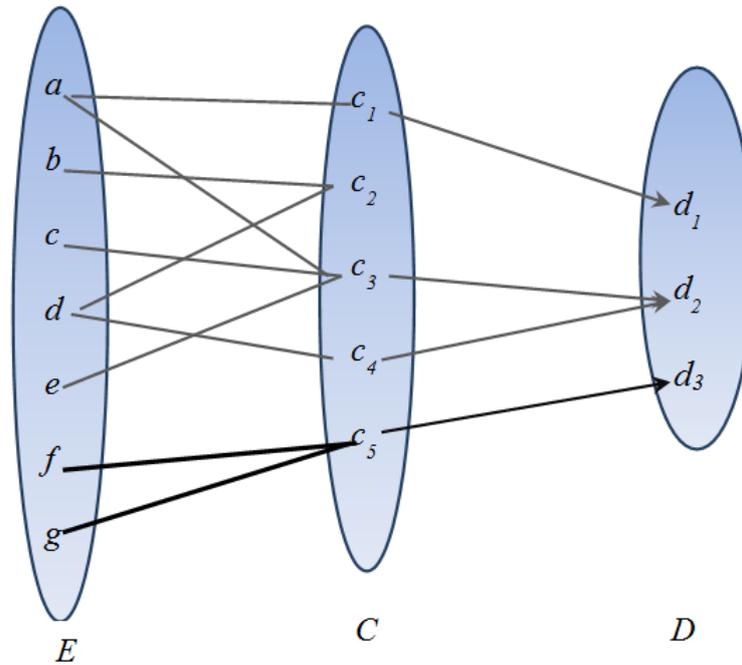


FIGURE 3.13 – Ajout d'un capteur par graphe triparti

à un composant physique où l'énergie est conservée. Dans les bond graphs, deux types de capteurs sont utilisés : détecteur d'effort De (capteur de pression, capteur de température, ...) et détecteur de flux Df (flux de masse, flux de volume, ...). Un détecteur d'effort De est placé devant une jonction "0", il permet de mesurer l'énergie (déplacement) mémorisée par la composante physique associée à cette jonction. Par contre, un détecteur de flux Df placé devant une jonction 1, mesure le flux traversant cette jonction [69].

Par l'ajout du nouveau capteur d_3 , dans la figure 3.5.5, les éléments f et g de l'ensemble E deviennent mesurables/déductibles sans passer par un autre chemin causal ou une variable intermédiaire.

Exemple. Si on souhaite rendre la variable $R : R_e$ du Bond Graph modélisant le moteur, estimable, c'est-à-dire accroître son degré de redondance, on devra rajouter un nouveau capteur lié directement à cette variable afin de la mesurer directement, sans faire intervenir une autre variable intermédiaire. Cela va être représenté sur le modèle Bond-Graph par la figure 3.5.5 .

On aurait pu faire de même pour n'importe quel autre élément au quel on veut augmenter le degré d'observabilité.

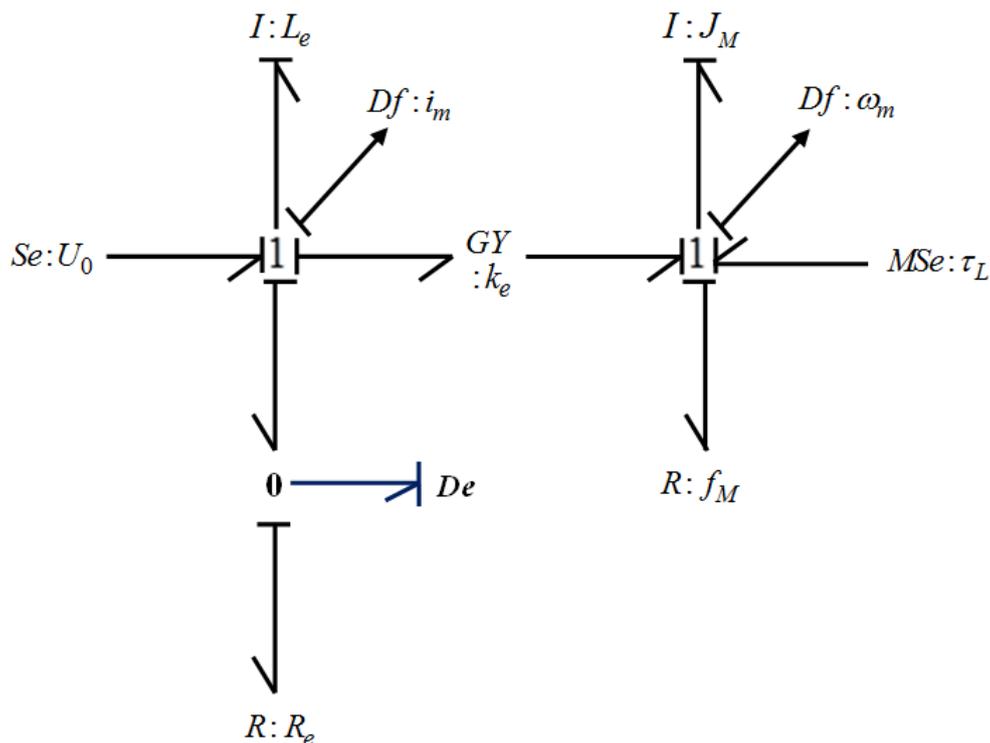


FIGURE 3.14 – Ajout d'un capteur dans le modèle Bond-Graph

3.6 Conclusion

Nous avons commencé ce chapitre, par donner une classification des variables à surveiller, cela nous informe si une variable donnée est estimable ou déductible ou non, par calcul de son degré de redondance. Ce dernier reflète la disponibilité de ces variables par rapport au positionnement des capteurs, c'est un facteur crucial qui permet de nous guider dans le diagnostic.

Comme première idée que nous avons eu au début, était de transformer le modèle Bond Graph en graphe biparti et explorer les résultats de la théorie des graphes pour l'analyse de la surveillabilité et de placement de capteur. Mais pour cette représentation, il y a un problème du choix de couplage dans les graphe biparti, ce choix est considéré comme un problème combinatoire. Pour remédier à ce problème, nous est apparue l'idée de représenter plutôt le modèle Bond-Graph par un graphe triparti, cette représentation est bien plus riche, elle montre bien les chemins par lesquels passent les variables, pas besoin de calcul des successeurs des éléments, elle est plus explicite. elle sépare les ensembles de variables tout en indiquant dans le troisième ensemble, l'ensemble des capteurs D , les capteurs à placer directement liés au chemin qui est à l'origine du manque de degré d'observabilité.

Nous avons donné quelques exemples dans ce chapitre pour clarifier notre marche. Nous allons présenter dans le prochain chapitre, le système réel sur lequel nous avons appliqué nos algorithmes.

Chapitre 4

Application : Système hydraulique à deux réservoirs

4.1 Introduction

Ce chapitre est réservé à la validation de notre méthodologie de placement de capteurs à l'aide de l'analyse du degré d'observabilité, développée dans le cadre de notre travail de thèse que nous avons appliquée sur un système réel se trouvant au niveau du laboratoire d'automatique de l'université de Tlemcen.

4.2 Description et modélisation du système

Le système sur lequel nous avons appliqué nos algorithmes, entre autres, notre algorithme de placement de capteurs, est un système hydraulique composé de deux réservoirs T_1 et T_2 connectés par une vanne, comme montré dans la figure 4.1 (du système réel) . Considérons dans la figure 4.2, une représentation réduite d'un système à deux réservoirs ainsi que son modèle bond-graph donné qui va être donné dans la figure 4.3. Le premier réservoir T_1 est alimenté par une pompe P_1 . La quantité d'eau en sortie vers un consommateur est simulée par une vanne qui est ouverte en régime nominal. Le tuyau de liaison entre les réservoirs est placé au fond des réservoirs.

Après la modélisation du système par les Bond-Graphs, nous allons en premier temps le représenter par un graphe biparti et l'analyser avec, ensuite, nous allons le représenter par un graphe triparti et voire comment est aisé le placement de capteurs par cet outil graphique qui est les Bond-Graphs.



FIGURE 4.1 – Système réel de deux réservoirs

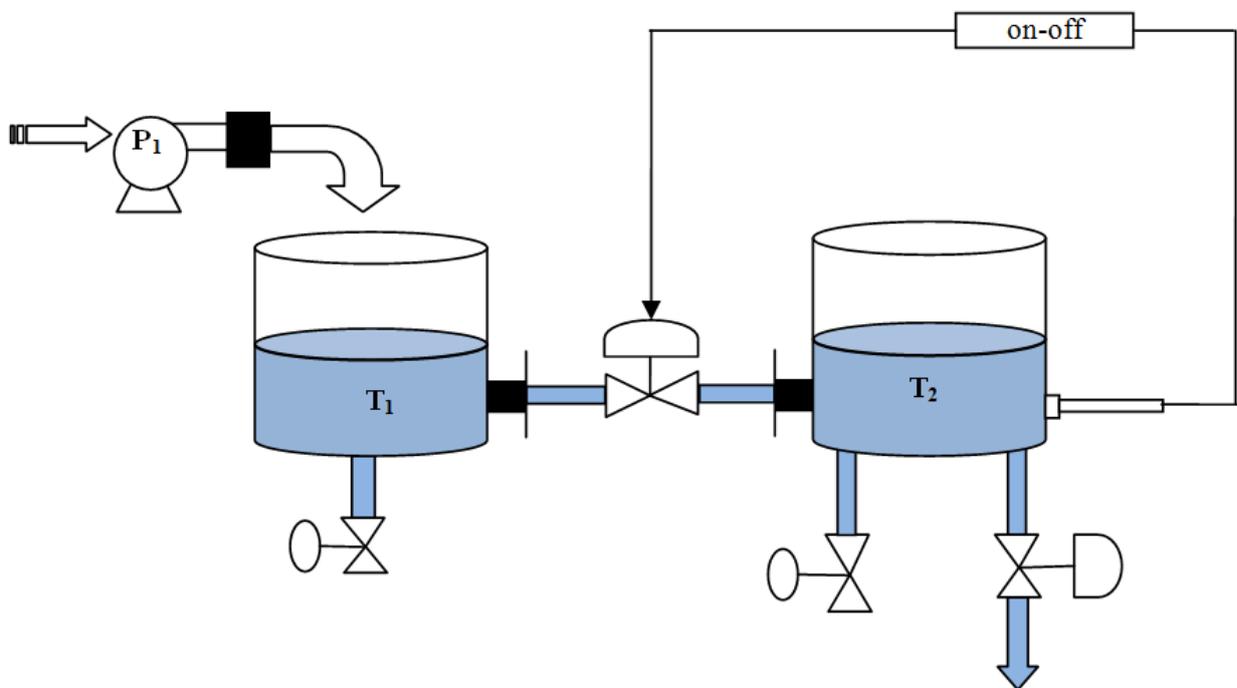


FIGURE 4.2 – Système hydraulique à deux réservoirs

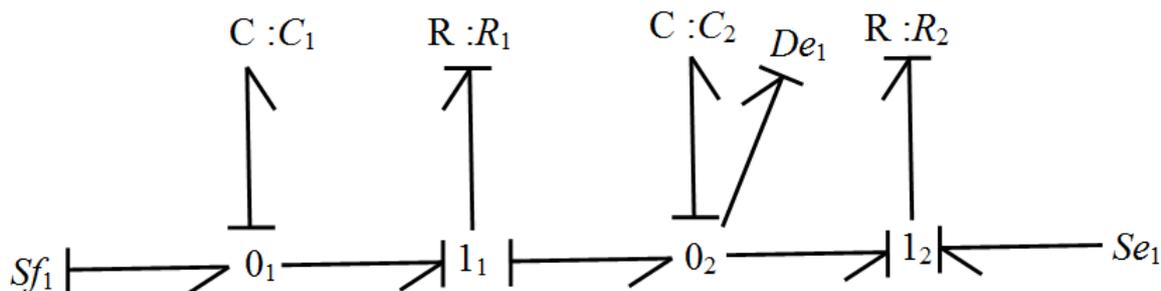


FIGURE 4.3 – Bond graph causal du système à deux réservoirs à courant continu

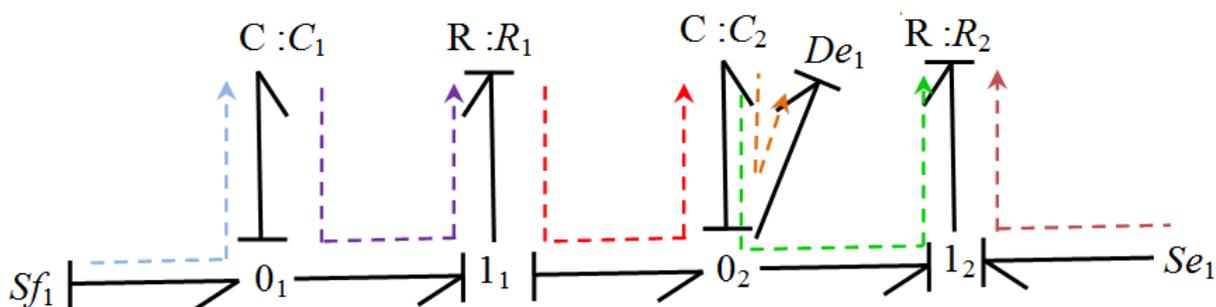


FIGURE 4.4 – Visualisation des différents chemins causaux simples

4.3 Représentation par graphe biparti

Pour un premier temps, nous allons représenter le système par un graphe biparti $G = (E, D, A)$, où :

- E : représente l'ensemble des éléments du cahier de charge ;
- D : est l'ensemble des capteurs déjà existants dans le système ;
- A : est l'ensemble de tous les chemins causaux existants dans le modèle bond-graph liant un élément de l'ensemble E vers un élément de l'ensemble D .

L'ensemble A peut être donné en détail, plus loin, après application de l'algorithme de calcul des successeurs des éléments donné dans le chapitre 3. Nous commençons par montrer dans la figure 4.4 les différents chemins causaux simples par lesquels nous allons démarrer l'algorithme de calcul des successeurs des éléments.

Nous allons appliquer l'algorithme vu au chapitre 3 pour le calcul de l'ensemble A . Nous allons commencer par placer les éléments à surveiller ainsi que leurs premiers successeurs dans un tableau 4.1, et appliquer dessus l'algorithme du calcul des successeurs pas à pas.

Élément	Successeur	Longueur
$Se : Se_1$	$R : R_2$	0
$C : C_1$	$R : R_1$	0
$R : R_1$	$C : C_2$	1
$C : C_2$	$De : De_1$	0
$C : C_2$	$R : R_2$	0
$Sf : Sf_1$	$C : C_1$	0

TABLE 4.1 – Variables du système et leurs 1^{iers} successeurs

On réitère l'algorithme jusqu'à ce qu'on n'aboutisse à la deuxième colonne que des capteurs.

Élément	Successeur	Longueur
$Se : Se_1$	$C : C_2$	1
$C : C_1$	$C : C_2$	1
$R : R_1$	$De : De_1$	1
$C : C_2$	$De : De_1$	0
$R : R_2$	$De : De_1$	0
$Sf : Sf_1$	$R : R_1$	1

TABLE 4.2 – 1^{ère} itération de l'algorithme du calcul des successeurs

On réitère encore une fois l'algorithme, on obtient finalement la table 4.3.

Élément	Successeur	Longueur
$Se : Se_1$	$De : De_1$	1
$C : C_1$	$De : De_1$	1
$R : R_1$	$De : De_1$	1
$C : C_2$	$De : De_1$	0
$R : R_2$	$De : De_1$	1
$Sf : Sf_1$	$C : C_2$	2

TABLE 4.3 – 2^{ème} itération de l'algorithme de calcul des successeurs

La dernière table 4.4 n'est rien d'autre que la numérisation du graphe biparti 4.5 du modèle Bond Graph du système à deux réservoirs.

D'après le graphe biparti 4.5 obtenu et de l'algorithme 6 du chapitre 3, nous pouvons déduire que :

Si l'on veut accroître le degré d'observabilité de l'élément $C : C_1$ par exemple, pour la rendre mesurable et estimable, on rajoute un nouveau capteur qui permettra de mesurer directement cette variable, par application de l'algorithme 7. Ceci peut être modélisé dans le modèle

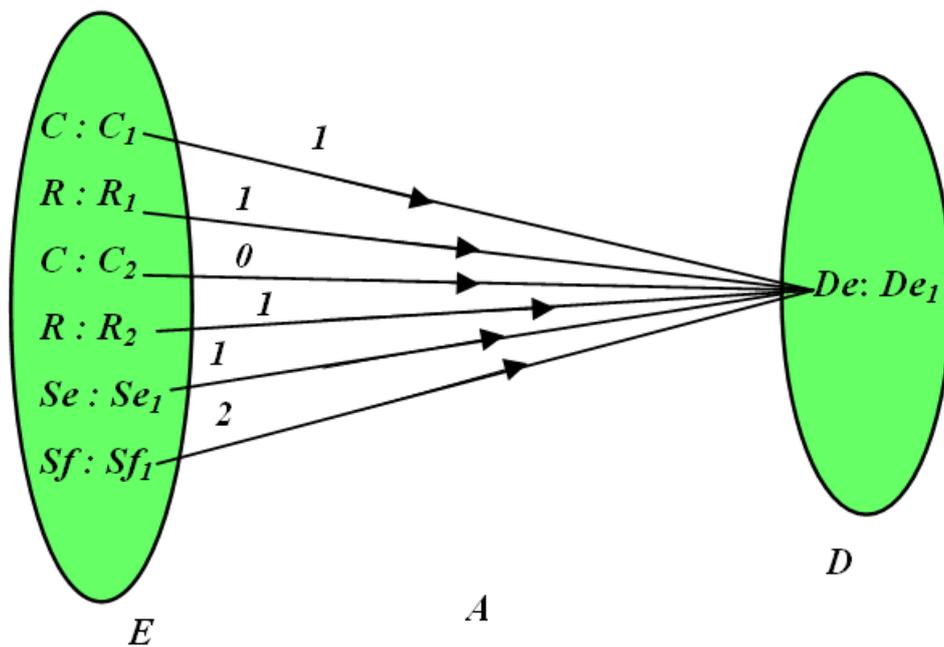


FIGURE 4.5 – Graphe biparti étiqueté du système à deux réservoirs

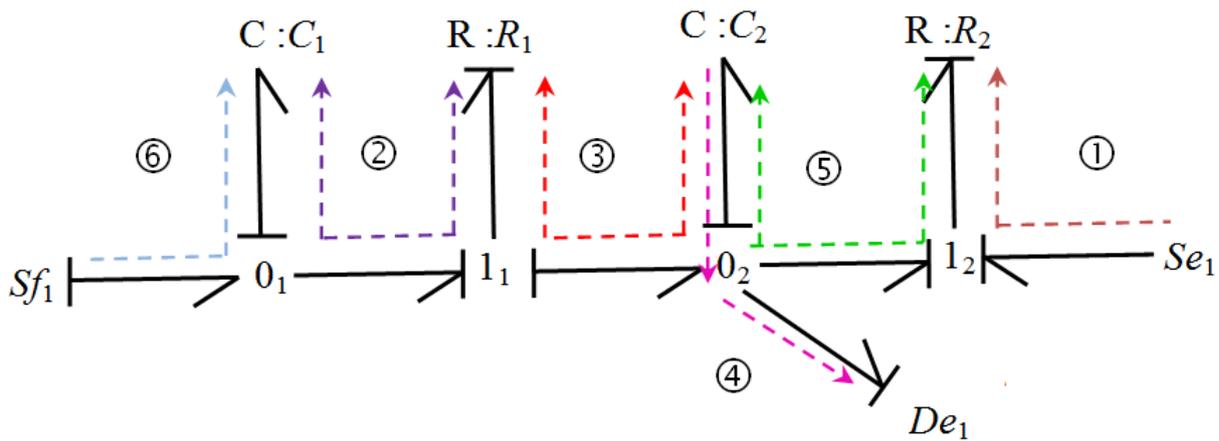


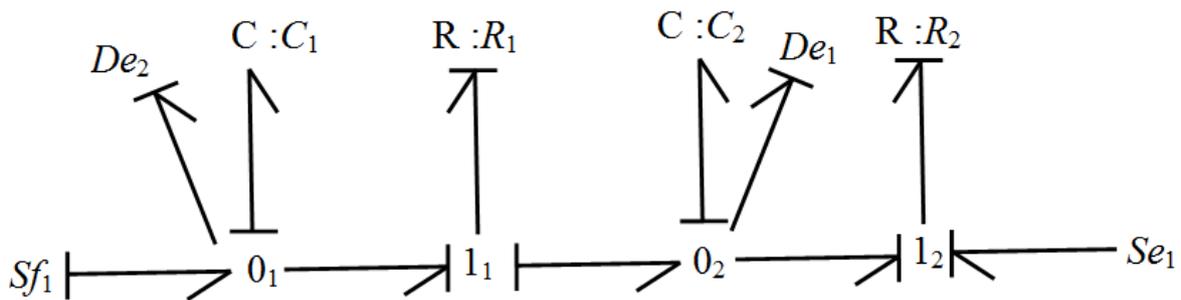
FIGURE 4.6 – Les chemins causaux simples

Élément	Successeur	Longueur
$Se : Se_1$	$De : De_1$	1
$C : C_1$	$De : De_1$	1
$R : R_1$	$De : De_1$	1
$C : C_2$	$De : De_1$	0
$R : R_2$	$De : De_1$	1
$Sf : Sf_1$	$De : De_1$	2

TABLE 4.4 – 3^{ème} itération et fin de l'algorithme du calcul des successeurs

$C : C_2$ **mesurable** car il est lié par un chemin causal direct vers un capteur De_1 , mais **non estimable**, car il n'a qu'un seul arc sortant vers l'ensemble D ;

$C : C_1, R : R_2, R : R_1, Se : Se_1$ et $Sf : Sf_1$ **déductibles**, car ils sont liés par des chemins causaux indirects vers un capteur De_1 mais **non estimables** car ils n'ont chacun qu'un seul arc sortant vers l'ensemble D

FIGURE 4.7 – Ajout d'un nouveau capteur De_2

bond graph par la figure 4.7.

Par l'ajout du nouveau capteur De_2 , l'élément $C : C_1$ est devenu non seulement mesurable et déductible mais aussi, il est devenu **estimable (surveillable)**, c'est également le cas de l'élément $C : C_2$ qui est devenu de même estimable. On pourra faire pareil pour les autres éléments restants. Maintenant, si l'on veut surveiller tous les éléments du système, il faudra placer un nombre optimal de capteurs à des emplacements adéquats de telle sorte à est-ce qu'ils permettent de surveiller tous les éléments, tout en étant liés par des chemins causaux distincts. Le modèle Bond Graph de la figure 4.3, illustre bien le cas de placement de capteurs demandé.

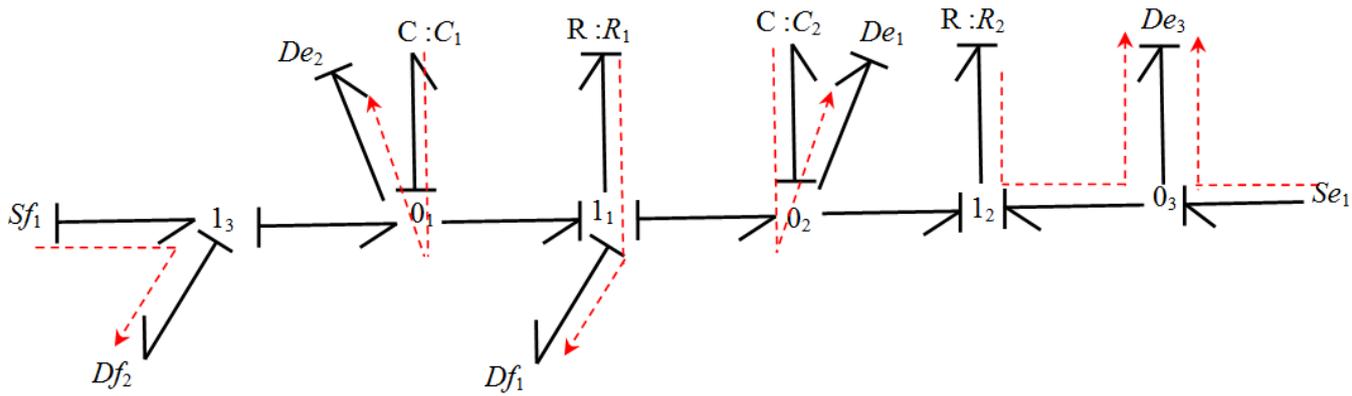


FIGURE 4.8 – Bond Graph avec un nombre minimum de capteur pour la surveillance du système

4.4 Représentation par graphe triparti

Comme seconde représentation de notre système est celle par un graphe triparti $G = (E, C, D, A_1, A_2)$, où :

- E : représente l'ensemble des éléments à surveiller ;
- C : est l'ensemble de tous les chemins causaux existants dans les modèle Bond-Graph ;
- D : est l'ensemble des capteurs existants ;
- A_1 : est l'ensemble des arcs liant les éléments de l'ensemble E à ceux de l'ensemble C ;
- A_2 : est un autre ensembles des arcs qui vont lier les éléments de l'ensemble C à ceux de l'ensemble D .

Pour le cas de notre exemple, nous avons :

- $E = \{R : f_M, R : R_e, Se : U_0, MSe : \tau_L, I : L_e, I : J_M\}$
- $D = \{Df : i_m, Df : \omega_m\}$
- $C =$
 - { ① va lier $Se : Se_1$ et $R : R_2$;
 - ② va lier $C : C_1$ à $R : R_1$;
 - ③ va lier $R : R_1$ à $C : C_2$;
 - ④ va lier $C : C_2$ à $De : De_1$;
 - ⑤ va lier $C : C_2$ à $R : R_2$;
 - ⑥ va lier $Sf : Sf_1$ à $C : C_1$;

Le graphe triparti du système à deux réservoirs généré est donné par la figure 4.9.

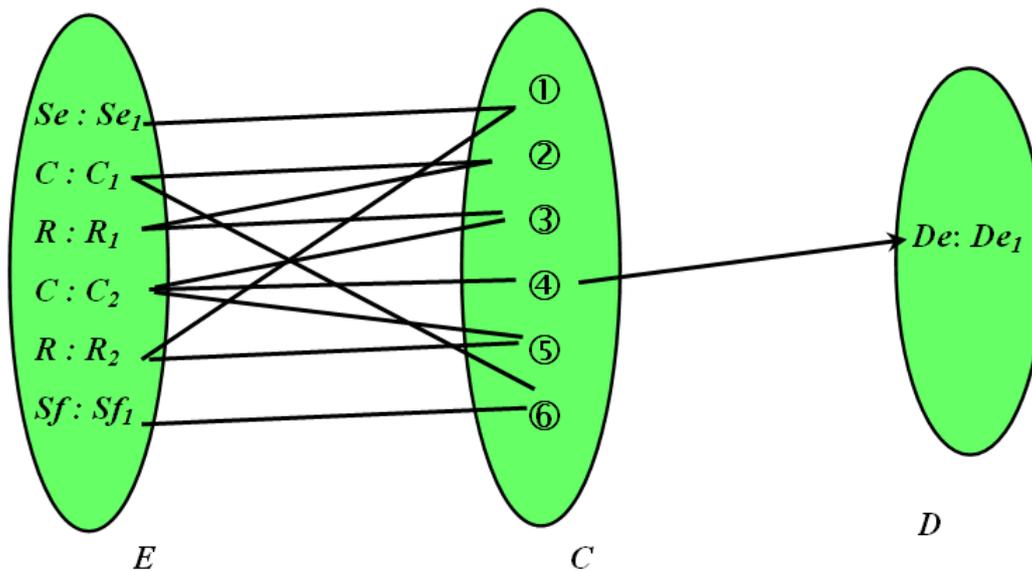


FIGURE 4.9 – Graphe triparti du système à deux réservoirs

Dans l'ensemble C , nous n'avons considéré que les chemins causaux simples. Il ne fait que traduire le modèle Bond Graph. Les chemins qui vont lier les éléments aux capteurs vont être des chemins mixtes, ceux sont une concaténation de chemins causaux simples ou mixtes, c'est ce que l'on appelle le *linkage*.

Le graphe triparti 4.9 interprète bien le modèle Bond-Graph donné dans la figure 4.3 du système représenté dans la figure 4.2. On peut clairement voir les chemins entre les éléments et les capteurs.

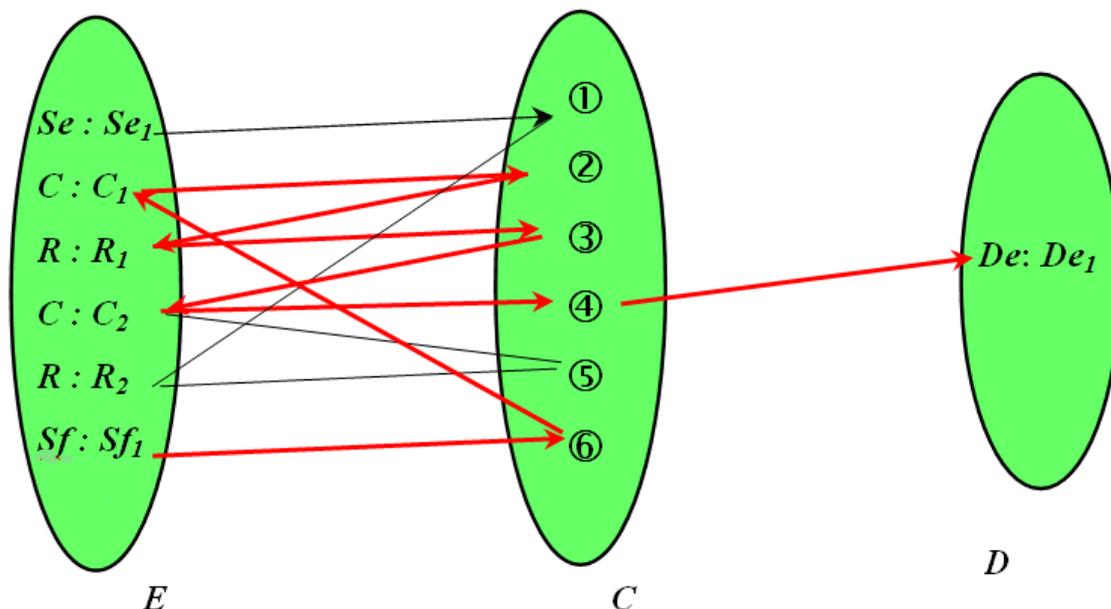
Par exemple, le chemin entre la source $Sf : Sf_1$ et le capteur $De : De_1$ est illustré dans la figure 4.10. On va dire que le chemin entre ces deux éléments est : $Sf : Sf_1 \textcircled{6} + \textcircled{2} + \textcircled{3} + \textcircled{4} De : De_1$. Où, ici le "+" joue le rôle d'un opérateur binaire de concaténation entre deux chemins.

Avant de procéder à l'analyse de la monitorabilité (ou surveillabilité), nous donnons la caractérisation des variables du système.

D'après le graphe triparti, toutes les variables ont un chemin et un seul, vers le capteur existant De_1 , mais si ce dernier tombe en panne, il ne serait plus possible de mesurer une de ces variables. Ceci est la définition typique de la propriété d'observabilité (redondance de degré 0). Cela signifie que toutes les variables sont de degré zéro (0-degré redondantes).

Ainsi, aucune des variables n'est surveillable, elles sont uniquement observables.

Pour rendre surveillable une variable donnée, il faut impérativement rajouter de nouveaux capteurs. Pour le choix de l'emplacement d'un nouveau capteur, cela dépend de ce que l'on veut surveiller. Si le cahier contient tous les éléments du système, c'est qu'on doit surveiller la

FIGURE 4.10 – Chaîne d'action entre Sf_1 et De_1

totalité des éléments, dans ce cas, l'ajout d'un autre capteur ne suffira pas. Il faudra rajouter des capteur de telle sorte à est-ce que :

- ils vont surveiller tous les éléments, en ce point précis, on penserait immédiatement à placer autant de capteur que d'éléments existants dans le système,
- l'on obtienne un chemin indépendant des autres chemins existants, cette condition est nécessaire dans la surveillabilité. d'après le lemme 3.5.2

Dans la figure 4.7, on présente le graphe triparti représentant le modèle Bond-Graph . Si on choisit de surveiller les éléments C_1 , R_1 , C_2 et R_2 , par exemple, il faudra trouver un linkage qui englobe toutes ces variables, il faudrait que toutes ces variables soient liées par des chemins causaux disjoints vers des capteurs. Avec les deux capteurs rajoutés dans le modèle Bond-Graph (figure 4.12) , il n'est pas possible de trouver un linkage qui englobe toutes ces variables. L'élément R_1 doit, avec cette configuration, impérativement passer par l'élément C_1 ou l'élément C_2 . C'est pareil pour le cas de l'élément R_2 , il doit absolument passer par l'élément C_2 , comme montré dans la figure 4.12. Avec un raisonnement identique, on parvient à surveiller l'ensemble des variables, tout en étant connectés à un nombre minimum de capteurs par des chemins causaux disjoints. Nous donnons dans la figure 4.13 le graphe triparti illustrant l'ajout des capteurs et les linkages liants l'ensemble des variables à surveiller. Dans la figure 4.14, on donne le modèle Bond-Graph après ajout de ce nombre optimal de capteurs.

Remarque 4.4.1. *Lors de l'ajout d'un nouveau capteur dans le modèle Bond Graph, la cardinalité de l'ensemble C va être augmentée.*

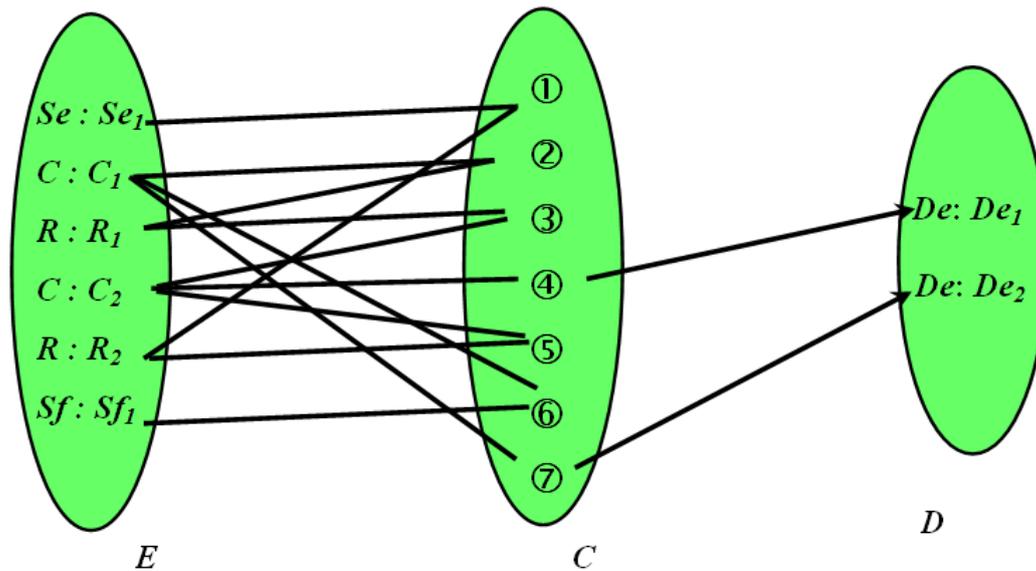


FIGURE 4.11 – Ajout d'un capteur par graphe triparti

Remarque 4.4.2. Avec les Bond Graph, il est très facile de rajouter ou de supprimer certains composants (les capteurs, par exemple). Cela se fait de manière graphique, sans toucher aux valeurs des composants ou des variables du système.

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la méthodologie d'analyse de placement de capteur pour la monitorabilité d'un système modélisé par un Bond-Graph, et ceci par calcul du degré d'observabilité des variables à surveiller ainsi que la caractérisation de ces dernières. Nous avons appliqué cette analyse sur un système réel se trouvant au niveau du laboratoire d'automatique de l'université de Tlemcen. C'est un système hydraulique, composé de deux réservoirs séparés par une vanne manuelle. Nous avons représenté en premier temps notre système, par un graphe biparti, et appliqué l'étude effectuée dans la première partie. Ensuite, nous l'avons représenté par un graphe triparti tout en lui appliquant la même étude. Nous avons vu comment la représentation par graphe triparti était très appropriée pour l'étude du diagnostic (dans le cas général) des systèmes modélisés par les Bond-Graphs, comme nous avons vu que l'ajout de nouveaux capteurs se fait de façon très aisée avec un tel modèle.

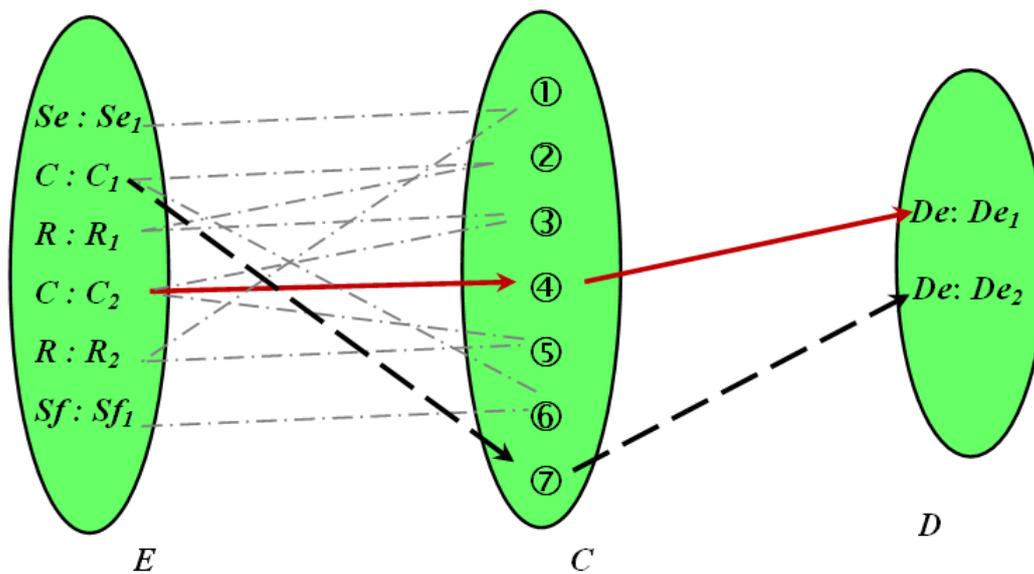


FIGURE 4.12 – Ajout de 2 capteur par graphe triparti

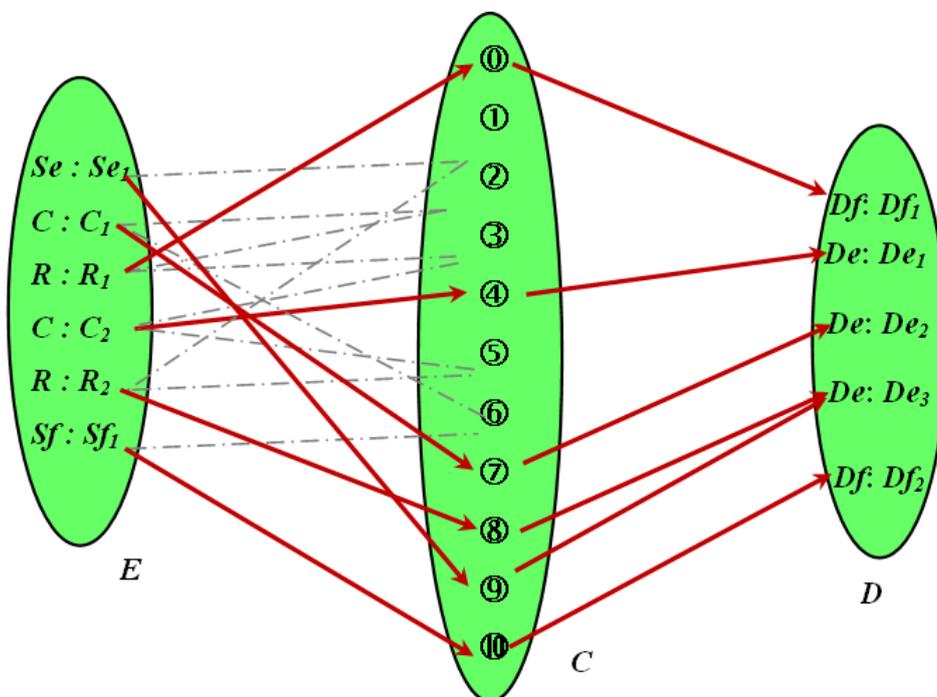


FIGURE 4.13 – Ajout de 5 capteurs et linkage dans le graphe triparti

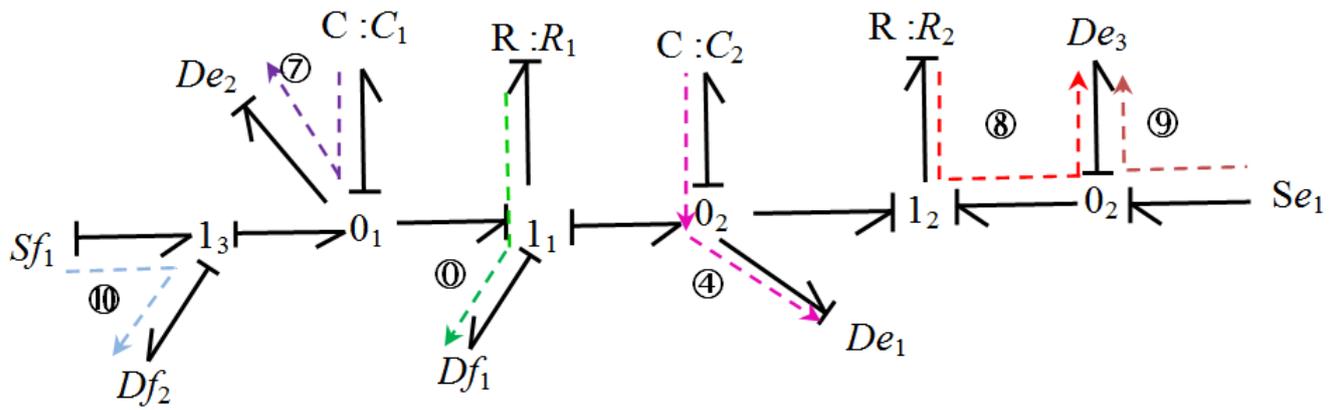


FIGURE 4.14 – Ajout de 5 capteurs dans le modèle Bond-Graph

Chapitre 5

Conclusion générale

Dans notre thèse, nous nous sommes intéressés au problème de diagnostic, en particulier, à l'étude de la propriété structurelle de surveillabilité par placement de capteurs sur un modèle Bond-Graph (BG). En se basant sur des résultats donnés dans la théorie des graphes, nous sommes arrivés à étendre et à appliquer ces résultats sur des systèmes modélisés par les BG.

A partir d'une représentation ou d'une modélisation d'un système par BG, le calcul du degré d'observabilité de chacune des variables à surveiller nous optimise l'emplacement et le nombre de capteurs à rajouter si l'un des degrés de ces variables est jugé insuffisant. Nous avons donné une signification de la notion de degré d'observabilité pour des systèmes modélisés par les Bond-Graphs et comme nous avons rajouté la valeur de -1 au degré des variables pour lesquelles il n'y a aucun moyen de les mesurer, c'est-à-dire qu'elles ne sont connectées à aucun capteur ou détecteur.

Synthèse

Dans un premier temps, nous nous sommes intéressés à la caractérisation des variables par définition de leur degré de redondance.

Ce travail a permis d'enrichir les travaux pour l'analyse de la surveillabilité des systèmes physiques modélisés par les Bond-Graphs. En exploitant la définition de la longueur d'un chemin causal, et la notion de chemins causaux disjoints, une stratégie de placement de capteurs a été élaborée.

Ensuite, dans une deuxième partie, nous avons cherché une représentation de notre système afin de bien l'étudier et l'analyser. Nous avons commencé par le représenter par un graphe biparti et voire comment analyser la surveillabilité et le placement de nouveaux capteurs par cette représentation, mais avec la représentation par graphe biparti, au début, nous avons retrouvé le problème du choix du couplage qui est considéré comme un problème combinatoire, c'est pour cette raison que nous avons pensé par la suite, à représenter plutôt notre modèle par un

graphe triparti, et nous avons constaté que cette représentation reflétait fidèlement le modèle Bond Graph du système à surveiller. De plus, on voit clairement la signification de la surveillabilité ou non d'un élément donné, ainsi que l'ajout d'un capteur dans le modèle s'effectue très aisément. Mais, avec l'information supplémentaire que nous avons rajoutée par la suite, qui est le degré d'observabilité, le problème du choix de couplage dans le graphe biparti ou le choix du bon linkage dans le graphe triparti n'avait plus lieu d'être. Le placement de capteurs devient explicite. Nous avons appliqué notre méthode sur un système réel hydraulique composé de deux réservoirs séparés par un vanne. Ce système se trouve au niveau du laboratoire automatique de Tlemcen. Nous avons constaté que par application de notre approche de placement de capteurs, nous obtenons un nombre optimal de capteurs dans un système donné et à des emplacements adéquats bien explicites.

Perspectives

Nous avons considéré dans ce travail, le diagnostic des systèmes modélisés par les Bond-Graphs, en particulier leur surveillance par rajout optimal de capteurs, si le degré d'observabilité de certaines variables est jugé insuffisant. Pour ce fait, il a été question de mesurer tous les degrés d'observabilité (ou de redondance) des variables du schéma de spécification. Nous avons considéré comme variable, les composants (de types R, C, I) et les sources. Mais le problème qui pourrait se poser est que les mesures relevées des capteurs soient erronées, c'est-à-dire la survenue d'un défaut dans un capteur, cela n'a pas été pris en compte dans notre analyse. Comme solution à ce problème est de dupliquer les capteurs près d'un élément donné. Nous avons laissé l'étude de ce point comme perspective.

Comme deuxième perspective, l'idée est apparue lors de la représentation d'un modèle Bond-Graph par un graphe triparti. La notion d'ensemble des chemins causaux nous a ouvert des horizons sur une multitude de travaux futurs, entre autres, pourquoi ne pas définir une notion de chemins causaux colorés qui attribuerait à chaque famille de chemins causaux non disjoints une couleur. Avec une représentation pareille (les chemins causaux colorés), ça aurait été bien plus facile, dans le cas de notre travail, de régler le problème de linkage dans le graphe triparti pour la surveillance et le placement de capteurs.

Annexe A

Construction de modèles Bond graphs

A.1 Introduction

Pour l'obtention de modèles Bond graphs, des procédures ont été données pour les différents domaines de la physique. Dans cette annexe, nous donnons brièvement quelques unes d'entre elles.

A.2 Domaine électrique

Pour la construction d'un modèle Bond graph d'un système électrique, la procédure est très simple, elle est donnée de la façon donnée dans l'algorithme 13.

Algorithm 13 Procédure de construction de modèle bond graph d'un circuit électrique

1. identifier tous les éléments du système étudié;
 2. identifier et nommer les points du système dont les variables d'*effort* diffèrent. Pour toutes ces valeurs d'*effort* (tension) placer une jonction 0.
 3. Placer des jonctions 1 entre les jonctions 0 afin de prendre en compte les relations existant entre les *flux* (courant).
 4. Relier les jonctions par des liens en respectant le sens de transfert de la puissance.
 5. Placer les éléments de base présents dans le circuit, soit l'extrémité du lien libre associé, ou sur la jonction concernée.
 6. éliminer tous les liens dont le potentiel correspond au potentiel choisi comme référence, puis éliminer toutes les jonctions 0 et 1 relatives à deux liens n'introduisant pas de changement de signe.
-

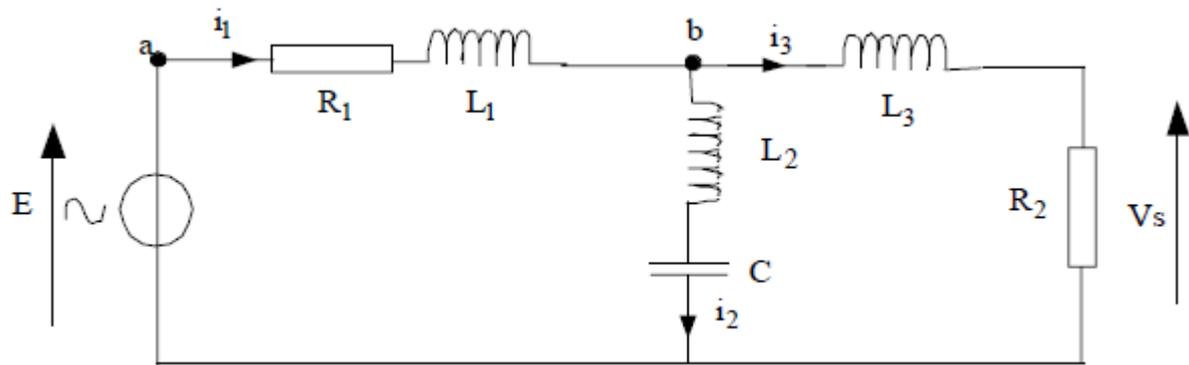


FIGURE A.1 – Circuit électrique

Remarque A.2.1. Les jonctions 1 correspondent aux flux constants (courant), les éléments de la jonction correspondent à ceux qui sont en série. De la même manière, la jonction 0 est à force ou effort constant (tension), elle va lier les éléments qui sont dans le circuit électrique en parallèles.

A.3 Domaine hydraulique

Les systèmes hydrauliques vont être modélisés par Bond graph en suivant les étapes de l'algorithme 14.

Algorithm 14 Procédure de construction de modèle Bond Graph d'un système hydraulique

1. Fixer un sens de circulation pour le fluide, il sera pris comme sens de transfert de la puissance ;
 2. Rechercher tous les nœuds de pressions différentes, placer une jonction 0 par nœud ;
 3. Placer une jonction 1 entre deux jonctions 0 et y attacher les éléments soumis à la différence de pression correspondante ;
 4. Relier les jonctions par des liens, en respectant le sens de transfert de la puissance.
-

A.4 Domaine mécanique

La procédure de construction du modèle bond graph d'un système mécanique est semblable à celle du domaine électrique, à quelques détails près, elle est donnée en suivant les instructions de l'algorithme 15. Exemple. Considérons l'exemple d'un système mécanique composé d'une masse M , d'un ressort et d'un amortisseur, attractés par une force F , donné dans la figure A.6 ainsi que son modèle Bond graph donné dans la figure A.7.

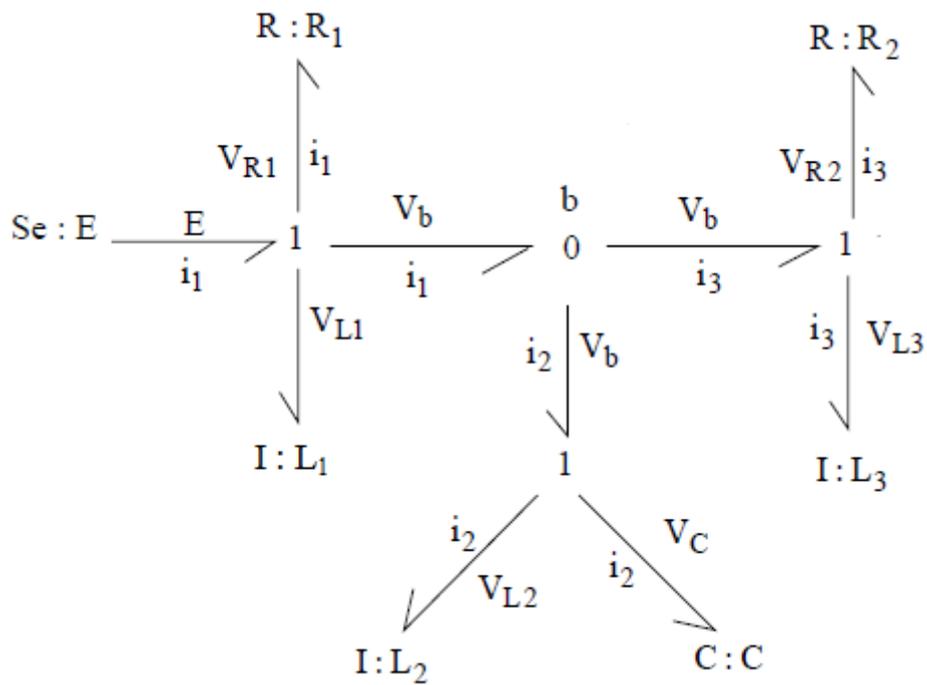


FIGURE A.2 – Bond graph du Circuit électrique

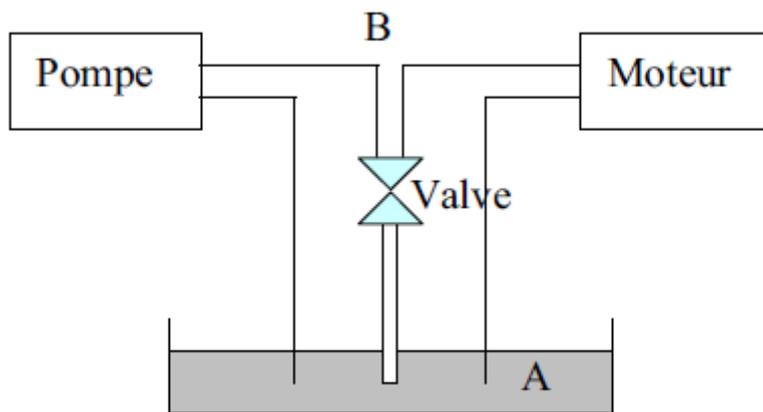


FIGURE A.3 – Système hydraulique

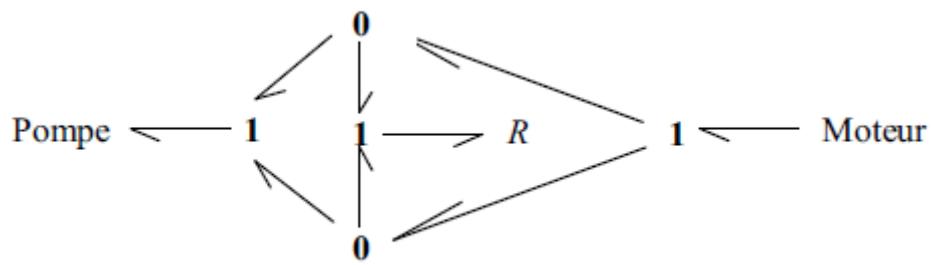


FIGURE A.4 - (1)

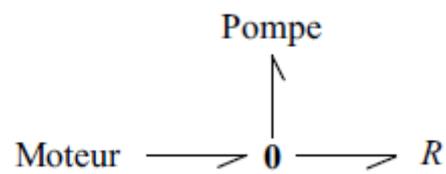


FIGURE A.5 - (2)

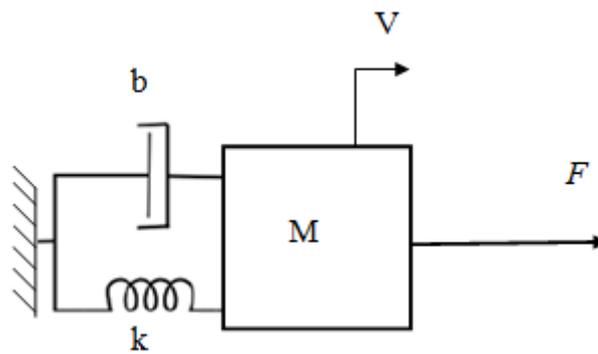


FIGURE A.6 - Système mécanique : masse-ressort-amortisseur

Algorithm 15 Algorithme de construction de modèle Bond graph pour un système mécanique

1. Identifier tous les éléments du système étudié ;
 2. Identifier et nommer le point du système dont les variables de *flux* diffèrent (vitesse, courant). Pour toutes les valeurs du *flux* placer une jonction 1. Fixer un axe de référence pour le *flux* (vitesse).
 3. Placer une jonction 0 entre les jonctions 1 afin de prendre en compte les relations existant entre les *efforts* (tension, force).
 4. Relier les jonctions par des liens en respectant le sens de transfert de la puissance.
 5. Placer les éléments de base présents dans le système, soit sur l'extrémité du lien libre associé, soit sur la jonction concernée.
 6. éliminer tous les liens dont le potentiel correspond au potentiel choisi comme référence, puis éliminer toutes les jonctions 0 et 1 relatives à deux liens n'introduisant pas de changement de signe.
-

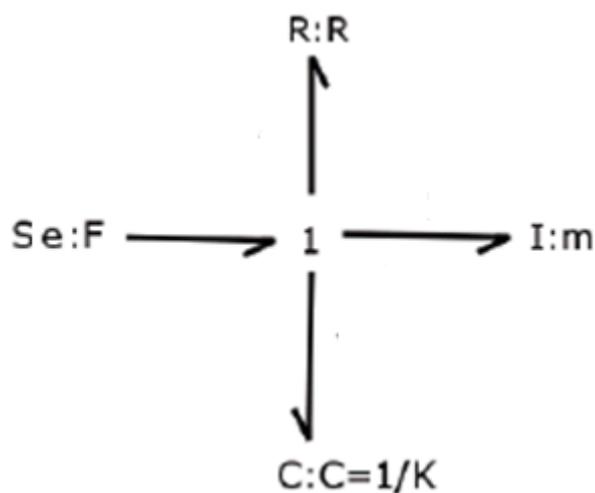


FIGURE A.7 – Modèlle Bond graph du Sytème mécanique : masse-ressort-amortisseur

Annexe B

Causalité dans les Bond graphs

B.1 Introduction

Le concept de causalité est central pour la résolution systématique des bond graphs dans une forme mathématique choisie par le concepteur. L'affectation d'une orientation causale d'un bond donné dans un graphe signifie que ou la variable d'effort ou la variable de flux sur le bond est connue, et valeur pourra être propagée le long du graphe afin d'arriver à un modèle mathématique complet. Les contraintes causales permettent d'augmenter le modèle bond graph, en lui permettant d'ordonner automatiquement le système d'équations afin d'aboutir à une solution que ce soit manuellement ou à l'aide d'un logiciel informatique. Dans l'approche graphique, la causalité est représentée par un trait causal qui est mis, par convention, perpendiculairement au bond, il indique par défaut le sens où l'effort est connu. L'intérêt de la causalité est d'augmenter le modèle bond graph afin d'obtenir un ensemble d'équations orientées sous forme d'entrée/sortie (connues/inconnues).

B.2 Contraintes causales

La causalité exige certaines règles qui sont :

- 1 seul trait causal prêt de la jonction 0, qui impose cette valeur aux autres efforts.
- 1 seul trait causal en dehors de la jonction 1, tous les autres doivent être proche de la jonction 1.
- 1 seul trait causal prêt du Transformateur,
- 2 traits causaux prêts de l'un Gyrateur, ou aucun.

Les seuls éléments qui peuvent forcer la causalité sont les sources d'effort ou d'énergie, et les éléments e structure.

La figure **B.1** montre les positions possibles du trait causal près des éléments de jonction, des sources et des dissipateurs. Du moment où l'effort au niveau de la jonction 0 est commun

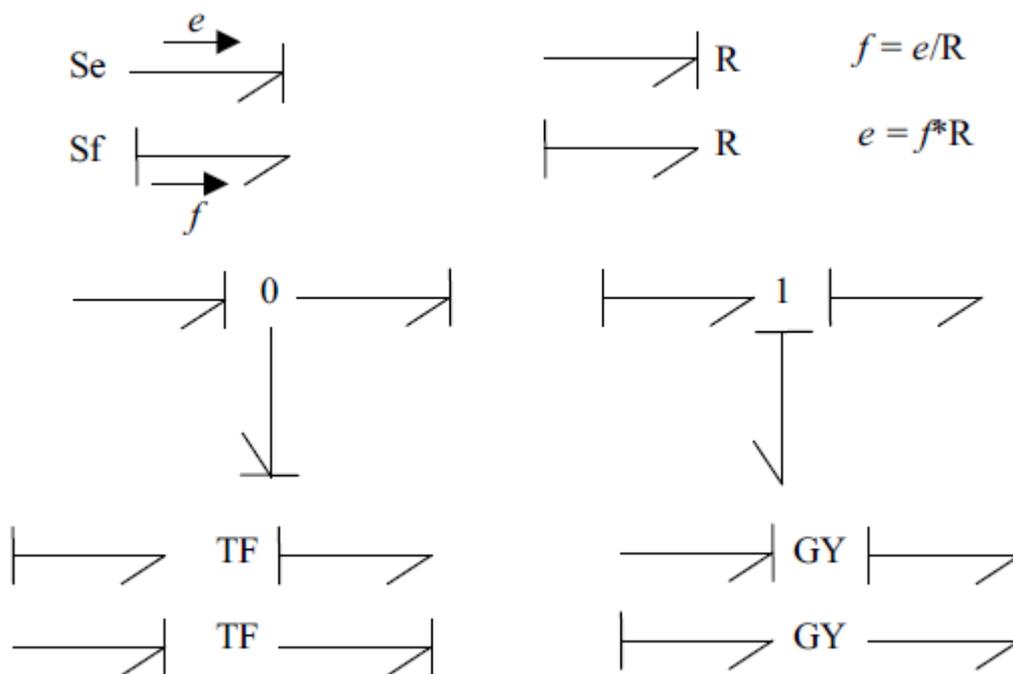


FIGURE B.1 – Contraintes causales

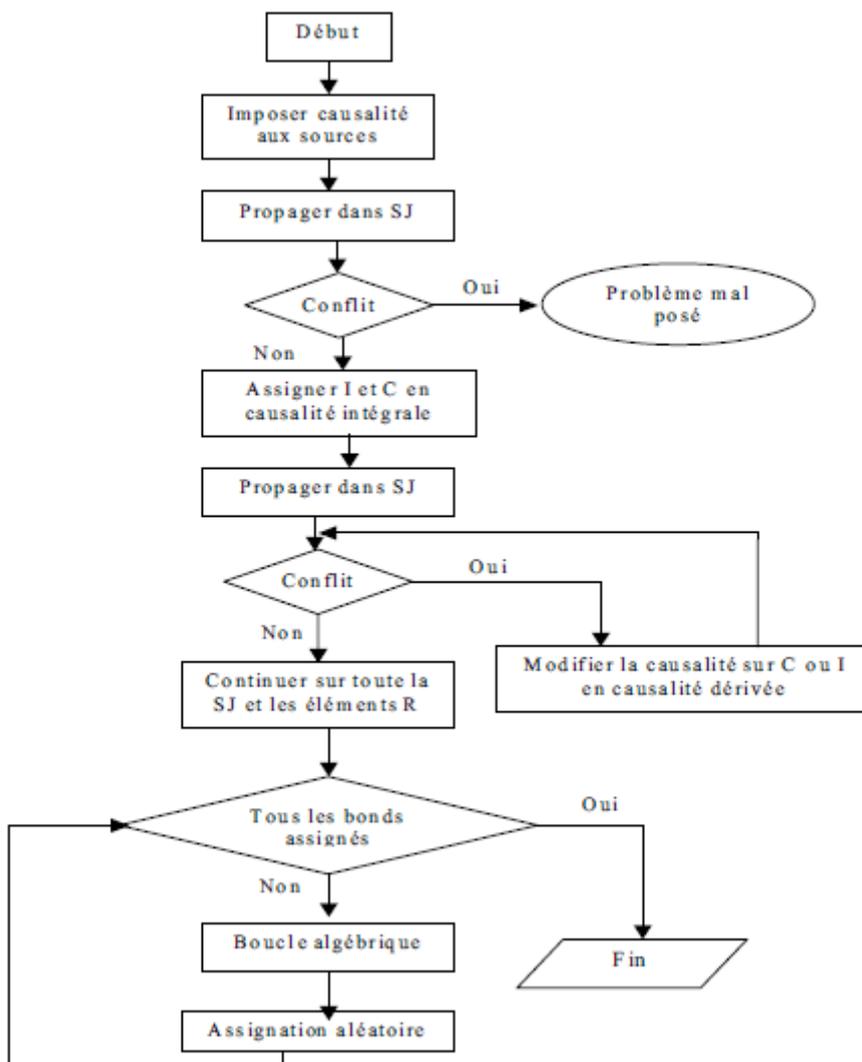
à tous les bonds liés à cette jonction, un bond seulement impose la valeur de son effort entrant aux autres efforts des autres bonds dont les efforts sortent avec la valeur de l’effort donnée en entrée. De même, seulement un bond détermine le flux sur une jonction 1. Le transformateur TF garde le même sens de la causalité, ce qui n’est pas le cas pour les gyrateurs GY , qui eux, inversent le sens de la causalité. Les autres éléments bond graph n’imposent pas la causalité sur le système, mais il pourra y avoir des cas de causalité préférentielle pour de différentes raisons, en particulier, lorsque l’on n’a pas les valeurs initiales du système.

B.3 Affectation de la causalité

Pour affecter la causalité dans un modèle bond graph donné, il faut appliquer dessus la procédure $SCAP$ (pour Sequential Causality Assignment Procedure) donnée par l’organigramme donné dans la figure B.3.

Cet organigramme peut être résumé par l’algorithme 16. Après chaque étape de cette procédure, il faut propager au maximum dans la structure de jonction.

Remarque B.3.1. *Les éléments I et C peuvent être en causalité intégrale ou dérivée. La causalité préférentielle intégrale à ces deux éléments est donnée dans la figure B.3.*

FIGURE B.2 – Procédure *SCAP*

Algorithm 16 Instruction d'affectation de la causal dans un modèle Bond graph en entrée

1. Affecter la causalité obligatoire aux sources et aux détecteurs ;
 2. Affecter la causalité préférentielle intégrale aux éléments énergétiques I et C ;
 3. Affecter la causalité arbitraire aux éléments R restants
-



FIGURE B.3 – Causalité intégrale des éléments énergétiques

Bibliographie

- [1] Sabrina Abid and Hafid Haffaf. Optimal sensors placement for failures detection and isolation. In *Proceedings of the Third international conference on Verification and Evaluation of Computer and Communication Systems*, pages 1–10. British Computer Society, 2009.
- [2] Sabrina Abid and Hafid Haffaf. Optimisation d’un schéma d’instrumentation d’une installation pour la surveillance. In *CIIA*, 2009.
- [3] Saïd Alem and Djamel Benazzouz. Bond graph to digraph conversion : A sensor placement optimization for fault detection and isolation by a structural approach. *Sadhana*, 39(5) :1151–1164, 2014.
- [4] Yaqoob Ali and Shankar Narasimhan. Sensor network design for maximizing reliability of linear processes. *AIChE Journal*, 39(5) :820–828, 1993.
- [5] Mounia Badis-Kadri. *Etude de la reconnaissance moléculaire dans les films de Langmuir formés par des cristaux liquides thermotropes et des dérivés macrocycliques amphiphiles en vue de l’élaboration de matériaux fonctionnels*. PhD thesis, Nancy 1, 2005.
- [6] Yu-long BAI and Zhi-min YANG. Simulation software 20-sim based on bond graph methods [j]. *Journal of System Simulation*, 22 :010, 2007.
- [7] M Basseville, A Benviniste, G Moustakides, and A RougÃl’e. Optimal sensor location for directing changes in dynamical behavior. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 32(12) :1067–1075, 1987.
- [8] Mounira Benallel. *Surveillance des Systèmes Thermodynamiques Modélisés par des Bond-Graphs Mutli-énergies*. PhD thesis, 2005.
- [9] Mounira Benallel and Hafid Haffaf. Surveillance des systè thermodynamiques modélisés par des bond-graphs mutli-énergies. *Conférence internationale sur la production*, 2005.
- [10] M Benghenima, M Arouri, and M Benallel. Placement de capteurs par l’approche bond graph. *Automatic Laboratory , Département GEE UABB, Tlemcen, Algeria, HDR Thesis*, 2012.

- [11] Samir Benmoussa. *Approche Bond Graph pour la détectabilité et lâ€™isolation algébriques de défauts composants*. PhD thesis, Lille 1, 2013.
- [12] M Blanke, Mj Kinnaert, and J Lunze. Staroswiecki, diagnosis and fault-tolerant control, 2003.
- [13] Mogens Blanke, Michel Kinnaert, Jan Lunze, and Marcel Staroswiecki. Structural analysis. *Diagnosis and Fault-Tolerant Control*, pages 109–188, 2006.
- [14] Mogens Blanke and Torsten Lorentzen. Satool-a software tool for structural analysis of complex automation systems. *6th IFAC SAFEPROCESSâ€™2006*, 2006.
- [15] Mogens Blanke and Jochen Schröder. *Diagnosis and fault-tolerant control*, volume 2. Springer, 2006.
- [16] Pierre Borne and Jean-Pierre Richard. *Modélisation et identification des processus*, volume 1. Editions Technip, 1992.
- [17] B Ould Bouamama, G Biswas, R Loureiro, and R Merzouki. Graphical methods for diagnosis of dynamic systems : Review. *Annual Reviews in Control*, 38(2) :199–219, 2014.
- [18] B Ould Bouamama, AK Samantaray, K Medjaher, M Staroswiecki, and G Dauphin-Tanguy. Model builder using functional and bond graph tools for fdi design. *Control Engineering Practice*, 13(7) :875–891, 2005.
- [19] B Ould Bouamama, AK Samantaray, M Staroswiecki, and G Dauphin-Tanguy. Derivation of constraint relations from bond graph models for fault detection and isolation. *SIMULATION SERIES*, 35(2) :104–109, 2003.
- [20] Belkacem Ould Bouamama. Modélisation et supervision des systèmes en génie des procédés—approche bond graphs. *Laboratoire dâ€™Automatique et Informatique Industrielle USTL, Lille, France, HDR Thesis*, 2002.
- [21] Taha Boukhobza, Frédéric Hamelin, and Sinuhé Martinez-Martinez. State and input observability for structured linear systems : A graph-theoretic approach. *Automatica*, 43(7) :1204–1210, 2007.
- [22] Jan F Broenink. 20-sim software for hierarchical bond-graph/block-diagram models. *Simulation Practice and Theory*, 7(5) :481–492, 1999.
- [23] Jan F Broenink. Introduction to physical systems modelling with bond graphs. *SiE Whitebook on Simulation Methodologies*, pages 1–31, 1999.
- [24] Frédéric Busson. *Les bond graphs multiénergies pour la modélisation et la surveillance en génie des procédés*. PhD thesis, Lille 1, 2002.
- [25] J Ph Cassar and M Staroswiecki. A structural approach for the design of failure detection and identification systems. *IFAC Control of Industrial Systems*, 1997.

- [26] Jie Chen, Ron J Patton, and Hong-Yue Zhang. Design of unknown input observers and robust fault detection filters. *International Journal of Control*, 63(1) :85–105, 1996.
- [27] Elyes Cherifi. *Analyse fonctionnelle et structurelle des systèmes hommes machines pour la supervision*. PhD thesis, 1998.
- [28] Imane Chikh and Mounira Benallel. Surveillance des systèmes thermiques par l’approche bond-graph. *Automatic Laboratory , Departement GEE UABB, Tlemcen, Algeria, HDR Thesis*, 2011.
- [29] Edward Y Chow and Alan S Willsky. Analytical redundancy and the design of robust failure detection systems. *Automatic Control, IEEE Transactions on*, 29(7) :603–614, 1984.
- [30] C Commault and JM Dion. Optimal sensor location for fault detection and isolation in linear structured systems. In *Proc. of the European Control Conference ECC*, volume 3, 2003.
- [31] C Commault, JM Dion, and A Perez. Disturbance rejection for structured systems. *Automatic Control, IEEE Transactions on*, 36(7) :884–887, 1991.
- [32] Christian Commault, Jean-Michel Dion, and Sameh Yacoub Agha. Location of additional sensors for fdi. In *4th Workshop on Advanced Control and Diagnosis*, 2006.
- [33] Christian Commault, Jean-Michel Dion, and Sameh Yacoub Agha. Structural analysis for the sensor location problem in fault detection and isolation. In *Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes*, volume 6, pages 896–901, 2006.
- [34] Christian Commault, Jean-Michel Dion, and Sameh Yacoub Agha. Structural analysis for the sensor location problem in fault detection and isolation. *Automatica*, 44(8) :2074–2080, 2008.
- [35] David Cox, John Little, and Donal O’shea. *Ideals, varieties, and algorithms*, volume 3. Springer, 1992.
- [36] G Dauphin-Tanguy. *Les Bond-Graphs*. Systèmes Automatisés : Information - Commande - Communication. 2000.
- [37] G Dauphin-Tanguy, A Rahmani, and C Sueur. Formal determination of controllability/observability matrices for multivariable systems modelled by bond graph. In *International IMACS/SILE Symposium on Robotics, Mechatronics and Manufacturing Systems*, volume 92, pages 573–578, 1992.
- [38] Geneviève Dauphin-Tanguy, Ahmed Rahmani, and Christophe Sueur. Bond graph aided design of controlled systems. *Simulation Practice and Theory*, 7(5) :493–513, 1999.

- [39] Santpal S Dhillon, Kisbnendu Chakrabarty, and SS Iyengar. Sensor placement for grid coverage under imprecise detections. In *Information Fusion, 2002. Proceedings of the Fifth International Conference on*, volume 2, pages 1581–1587. IEEE, 2002.
- [40] Santpal Singh Dhillon and Krishnendu Chakrabarty. *Sensor placement for effective coverage and surveillance in distributed sensor networks*, volume 3. IEEE, 2003.
- [41] Jean-Michel Dion, Christian Commault, and Jacob Van Der Woude. Generic properties and control of linear structured systems : a survey. *Automatica*, 39(7) :1125–1144, 2003.
- [42] JM Dion and C Commault. Feedback decoupling of structured systems. *IEEE Transactions on automatic control*, 38(7) :1132–1135, 1993.
- [43] Sette Diop. Elimination in control theory. *Mathematics of control, signals and systems*, 4(1) :17–32, 1991.
- [44] Mohand Arab Djeziri, Belkacem Ould Bouamama, Rochdi Merzouki, and G Dauphin-Tanguy. Optimal sensor placement for fault diagnosis. In *Mechatronics, 2009. ICM 2009. IEEE International Conference on*, pages 1–6. IEEE, 2009.
- [45] Bernard Dubuisson. *Diagnostic, intelligence artificielle et reconnaissance des formes*. Hermès science publications, 2001.
- [46] AL Dulmage and NS Mendelsohn. A structure theory of bi-partite graphs. *Trans. Royal Society of Canada. Sec. 3.*, 53 :1–13, 1959.
- [47] András Edelmayer, József Bokor, and László Keviczky. An hâŁ filtering approach to robust detection of failures in dynamical systems. In *Decision and Control, 1994., Proceedings of the 33rd IEEE Conference on*, volume 3, pages 3037–3039. IEEE, 1994.
- [48] John Eterno, Jerold Weiss, Douglas Looze, and Alan Willsky. Design issues for fault tolerant-restructurable aircraft control. In *1985 24th IEEE Conference on Decision and Control*, number 24, pages 900–905, 1985.
- [49] Paul M Frank. Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledge-based redundancy : A survey and some new results. *Automatica*, 26(3) :459–474, 1990.
- [50] Paul M Frank and Birgit Köppen-Seliger. Fuzzy logic and neural network applications to fault diagnosis. *International Journal of Approximate Reasoning*, 16(1) :67–88, 1997.
- [51] Erik Frisk and Mattias Krysander. Sensor placement for maximum fault isolability. In *18th International Workshop on Principles of Diagnosis (DX-07)*, pages 106–113. Citeseer, 2007.

- [52] Huidong Gao and Joseph L Rose. Sensor placement optimization in structural health monitoring using genetic and evolutionary algorithms. In *Smart Structures and Materials*, pages 617410–617410. International Society for Optics and Photonics, 2006.
- [53] Janos Gertler. Fault detection and isolation using parity relations. *Control engineering practice*, 5(5) :653–661, 1997.
- [54] Hong Guo, Lindsay B Jack, and Asoke K Nandi. Feature generation using genetic programming with application to fault classification. *Systems, Man, and Cybernetics, Part B : Cybernetics, IEEE Transactions on*, 35(1) :89–99, 2005.
- [55] HY Guo, L Zhang, LL Zhang, and JX Zhou. Optimal placement of sensors for structural health monitoring using improved genetic algorithms. *Smart Materials and Structures*, 13(3) :528, 2004.
- [56] Pengfei Guo, Xuezhi Wang, and Yingshi Han. The enhanced genetic algorithms for the optimization design. In *Biomedical Engineering and Informatics (BMEI), 2010 3rd International Conference on*, volume 7, pages 2990–2994. IEEE, 2010.
- [57] H Haffaf and B Ould Bouamama. Enumerating cycles algorithm in tripartite graph for fdi, 2008.
- [58] Hassan Hammouri, Michel Kinnaert, and EH El Yaagoubi. Observer-based approach to fault detection and isolation for nonlinear systems. *Automatic Control, IEEE Transactions on*, 44(10) :1879–1884, 1999.
- [59] David Henry, Ali Zolghadri, Fabien Castang, and M Monsion. A new multi-objective filter design for guaranteed robust fdi performance (i). In *IEEE Conference on Decision and Control*, volume 1, pages 173–178. IEEE ; 1998, 2001.
- [60] John H Holland. Adaptation in natural and artificial system : an introduction with application to biology, control and artificial intelligence. *Ann Arbor, University of Michigan Press*, 1975.
- [61] PJ Immonen. Classification and placement of measurements through lp/mip algorithms. In *Proc. of IFAC/IMACS Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes Safeprocess' 94*, pages 13–15, 1994.
- [62] Rolf Isermann. Process fault detection based on modeling and estimation methods—a survey. *Automatica*, 20(4) :387–404, 1984.
- [63] Rolf Isermann. *Fault-diagnosis systems : an introduction from fault detection to fault tolerance*. Springer Science & Business Media, 2006.
- [64] P Kabore, P Staroswiecki, and H Wang. On parity space and observer-based approaches for fdi in state affine systems(fault detection and isolation). In *IEEE Conference on Decision and Control, 38 th, Phoenix, AZ*, page 1999, 1999.

- [65] Ouahab KADRI, Hayet MOUSS, Adel ABDELHADI, and Rafik MAHDAOUI. Un algorithme efficace de colonie de fourmis pour le diagnostic industriel.
- [66] Ouahab Kadri, Med Djamel Mouss, LH Mouss, and Adel Abdelhadi. Contribution au diagnostic des systèmes industriels par des approches basées sur des algorithmes de colonie de fourmis.
- [67] Dean Karnopp, R Rosenberg, and Alan S Perelson. System dynamics : a unified approach. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 10(6) :724–1976, 1976.
- [68] Dean Karnopp and Roland Rosenberg. Introduction to physical system dynamics. 1983.
- [69] M Khemliche, B Ould Bouamama, and H Haffaf. Sensor placement for component diagnosability using bond-graph. *Sensors and Actuators A : Physical*, 132(2) :547–556, 2006.
- [70] Takehisa Kohda, Hideaki Katsube, Hiroshi Fujihara, and Koichi Inoue. Identification of system failure causes using bond graph models. In *Systems, Man and Cybernetics, 1993.'Systems Engineering in the Service of Humans', Conference Proceedings., International Conference on*, pages 269–274. IEEE, 1993.
- [71] A Kretsovalis and RSH Mah. Observability and redundancy classification in generalized process networks's theorems. *Computers & chemical engineering*, 12(7) :671–687, 1988.
- [72] Alexandros Kretsovalis and Richard SH Mah. Effect of redundancy on estimation accuracy in process data reconciliation. *Chemical Engineering Science*, 42(9) :2115–2121, 1987.
- [73] Mattias Krysander, Jan Aslund, and Mattias Nyberg. An efficient algorithm for finding minimal overconstrained subsystems for model-based diagnosis. *Systems, Man and Cybernetics, Part A : Systems and Humans, IEEE Transactions on*, 38(1) :197–206, 2008.
- [74] Mattias Krysander and Erik Frisk. *Some theoretical results on sensor placement for diagnosis based on fault isolability specifications*. Department of Electrical Engineering, Linköpings universitet, 2007.
- [75] Mattias Krysander and Erik Frisk. Sensor placement for fault diagnosis. *Systems, Man and Cybernetics, Part A : Systems and Humans, IEEE Transactions on*, 38(6) :1398–1410, 2008.
- [76] KB Lim. Method for optimal actuator and sensor placement for large flexible structures. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 15(1) :49–57, 1992.
- [77] Jan Lunze and Jan H Richter. Reconfigurable fault-tolerant control : a tutorial introduction. *European Journal of Control*, 14(5) :359–386, 2008.

- [78] M Luong. Conception de l'architecture d'un système d'instrumentation sous contraintes de diagnostic, de fiabilité et de disponibilité. *Thèse de Doctorat de l'Institut National Polytechnique de Lorraine, NANCY, France*, 1996.
- [79] Marie Luong, Didier Maquin, Chang Trung Huynh, and José Ragot. Observability, redundancy, reliability and integrated design of measurement systems. In *2nd IFAC Symposium on Intelligent Components and Instruments for Control Applications, SICICA'94*, 1994.
- [80] Blaise Madeline. *Algorithmes évolutionnaires et résolution de problèmes de satisfaction de contraintes en domaines finis*. PhD thesis, Université Nice Sophia Antipolis, 2002.
- [81] František Madron and Vladimir Veverka. Optimal selection of measuring points in complex plants by linear models. *AIChE journal*, 38(2) :227–236, 1992.
- [82] Jean-François Magni and Philippe Mouyon. On residual generation by observer and parity space approaches. *Automatic Control, IEEE Transactions on*, 39(2) :441–447, 1994.
- [83] Richard S Mah, Gregory M Stanley, and Dennis M Downing. Reconciliation and rectification of process flow and inventory data. *Industrial & Engineering Chemistry Process Design and Development*, 15(1) :175–183, 1976.
- [84] Samir W Mahfoud and David E Goldberg. Parallel recombinative simulated annealing : a genetic algorithm. *Parallel computing*, 21(1) :1–28, 1995.
- [85] Didier Maquin, Mohamed Darouach, and José Ragot. Observability and data validation of bilinear systems. *Congrès IFAC AIPAC*, 89, 1989.
- [86] Didier Maquin, Marie Luong, and José Ragot. Sûreté de fonctionnement et redondance analytique. *1er congrès Pluridisciplinaire Qualité et sûreté de fonctionnement, Compiègne, France*, 1994.
- [87] Didier Maquin, Marie Luong, and José Ragot. Observability analysis and sensor placement. In *IFAC/IMACS Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes, SAFEPROCESS'94*, pages 754–759, 1994.
- [88] Didier Maquin, Marie Luong, and Jose Ragot. Fault detection and isolation and sensor network design. *Journal européen des systèmes automatisés*, 31(2) :393–406, 1997.
- [89] Didier Maquin, G Mourot, and JOSE Ragot. Design of measurement system. application to a petro-chemical process. *IEEE Trans. On Control Systems Technology*, 1994.
- [90] K Medjaher, AK Samantaray, B Ould Bouamama, and M Staroswiecki. Supervision of an industrial steam generator. part ii : Online implementation. *Control engineering practice*, 14(1) :85–96, 2006.

- [91] Kamal Medjaher. *Contribution de l'outil bond graph pour la conception de systèmes de supervision des processus industriels*. PhD thesis, Lille 1, 2005.
- [92] Kamal Medjaher. A bond graph model-based fault detection and isolation. *Maintenance Modelling and Applications. Chapter 6 : Fault Diagnostics.*, pages 503–512, 2011.
- [93] P Millot. *Supervision des processus automatisés et ergonomie*. 1988.
- [94] Antonio ORANTES MOLINA. *Méthodologie pour le placement des capteurs à base de méthodes de classification en vue du diagnostic*. PhD thesis, INSA de Toulouse, 2005.
- [95] David Mosiek. *Processus graphiques pour l'analyse structurelle de systèmes physiques modélisés par Bond-Graphs*. PhD thesis, 2000.
- [96] Amalendu Mukherjee and AK Samantaray. System modelling through bond graph objects on symbols 2000. *Simulation Series*, 33(1) :164–170, 2001.
- [97] Patrenahalli M Narendra and Keinosuke Fukunaga. A branch and bound algorithm for feature subset selection. *Computers, IEEE Transactions on*, 100(9) :917–922, 1977.
- [98] RF Ngwompo, Serge Scavarda, and Daniel Thomasset. Physical model-based inversion in control systems design using bond graph representation part 1 : theory. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part I : Journal of Systems and Control Engineering*, 215(2) :95–104, 2001.
- [99] B Ould Bouamama, G Dauphin-Tanguy, M Staroswiecki, and D Amo-Bravo. Bond graph analysis of structural fdi properties in mechatronic systems. In *1st IFAC Conference on Mechatronic Systems, Dramstadt (Germany)*, volume 3, pages 18–20, 2000.
- [100] Belkacem Ould Bouamama. Conception intégrée des systèmes de supervision industrielle. approche bond graph. *REE. Revue de l'électricité et de l'électronique*, (4), 2009.
- [101] Belkacem Ould Bouamama. Diagnostic en ligne à base de modèle bond graph. *REE. Revue de l'électricité et de l'électronique*, (2), 2010.
- [102] Sharon L Padula and Rex K Kincaid. *Optimization strategies for sensor and actuator placement*. Citeseer, 1999.
- [103] RJ Patton and J Chen. Observer-based fault detection and isolation : robustness and applications. *Control Engineering Practice*, 5(5) :671–682, 1997.
- [104] Henry M Paynter. *Analysis and design of engineering systems*. MIT press, 1961.
- [105] Judea Pearl and Stuart Russell. *Bayesian networks*. Computer Science Department, University of California, 1998.

- [106] Stéphane Ploix, Matthieu Désinde, and Samir Touaf. Automatic design of detection tests in complex dynamic systems. In *16th IFAC World Congress, Prague, Czech Republic, 2005*.
- [107] Alex Pothén and Chin-Ju Fan. Computing the block triangular form of a sparse matrix. *ACM Transactions on Mathematical Software (TOMS)*, 16(4) :303–324, 1990.
- [108] James E Potter and MC Suman. Extension of the midvalue selection technique for redundancy management of inertial sensors. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 9(1) :37–44, 1986.
- [109] Yu Qian, Liang Xu, Xiuxi Li, Li Lin, and Andrzej Kraslawski. Lubres : An expert system development and implementation for real-time fault diagnosis of a lubricating oil refining process. *Expert Systems with Applications*, 35(3) :1252–1266, 2008.
- [110] José Ragot, Mohamed Darouach, Didier Maquin, and Gérard Bloch. Validation de données et diagnostic. 1990.
- [111] José Ragot, Didier Maquin, and Mohamed Darouach. Analysis of generalized bilinear systems. application to diagnosis. In *IMACS Symposium on Modelling and Control of Technological Systems, MCTS'91*, volume 2, pages 528–535, 1991.
- [112] José Ragot, Didier Maquin, and Frédéric Kratz. Observability and redundancy decomposition application to diagnosis. In *Issues of Fault Diagnosis for Dynamic Systems*, pages 51–85. Springer, 2000.
- [113] Mohammed Rahal, Abdelmadjid Meghebbar, and Mounira Benallel. application de la méthode fdi basée sur le modèle bond-graph pour la détection et l'isolation des fautes". In *CIMGLE*, volume 3, 2012.
- [114] Anne M Raich and Tamas R Liskai. Multi-objective optimization of sensor and excitation layouts for frequency response function-based structural damage identification. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 27(2) :95–117, 2012.
- [115] Peter J Ramadge and W Murray Wonham. Supervisory control of a class of discrete event processes. *SIAM journal on control and optimization*, 25(1) :206–230, 1987.
- [116] ABID Sabrina and HAFFAF Hafid. Sensor placement optimization for fdi : Graph tripartite approach. *International Journal of Systems Control*, 3(1), 2012.
- [117] Arun K Samantaray, K Medjaher, B Ould Bouamama, Marcel Staroswiecki, and Geneviève Dauphin-Tanguy. Component-based modelling of thermofluid systems for sensor placement and fault detection. *Simulation*, 80(7-8) :381–398, 2004.
- [118] Arun Kumar Samantaray and Belkacem Ould Bouamama. *Model-based process supervision : A bond graph approach*. Springer Science & Business Media, 2008.
- [119] Abraham Seidenberg. An elimination theory for differential algebra. 1956.

- [120] Stefan Spanache, Teresa Escobet, and Louise Travé-Massuyès. Sensor placement optimisation using genetic algorithms. In *15th International Workshop on Principles of Diagnosis (DX'04)*, pages 179–184. Citeseer, 2004.
- [121] GM Stanley and RSH Mah. Observability and redundancy classification in process networks : Theorems and algorithms. *Chemical Engineering Science*, 36(12) :1941–1954, 1981.
- [122] M Staroswiecki. Quantitative and qualitative models for fault detection and isolation. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 14(3) :301–325, 2000.
- [123] M Staroswiecki and JP Cassar. Approche structurelle pour la conception des systèmes de surveillance. *Ecole d'été d'automatique, Grenoble, France*, 1996.
- [124] M Staroswiecki. Surveillance le cadre linéaire et quelques extensions. In *Proceedings of the 1ere Conférence Internationale Francophone Automatique, Lille*, 2000.
- [125] C Sueur and G Dauphin-Tanguy. Bond-graph approach for structural analysis of mimo linear systems. *Journal of the Franklin Institute*, 328(1) :55–70, 1991.
- [126] M Tagina, J Ph Cassar, G Dauphin-Tanguy, and M Staroswiecki. Monitoring of systems modelled by bond-graphs. *Simulation Series*, 27 :275–275, 1994.
- [127] M Tagina, J.P Cassar, G Dauphin-Tanguy, and M Staroswiecki. La surveillance à partir d'un modèle bond graph. In *15ième Journé Tunisienne d'Electrotechnique et d'Automatique JTEA '95*, volume 1, 1995.
- [128] Moncef Tagina. *L'application de la modélisation bond graph à la surveillance des systèmes complexes*. PhD thesis, 1995.
- [129] Jean Ulrich Thoma. Simulation by bondgraphs. *Berlin and New York, Springer-Verlag, 1990, 194 p.*, 1, 1990.
- [130] Louise Travé-Massuyès, Teresa Escobet, and Robert Milne. Model-based diagnosability and sensor placement application to a frame 6 gas turbine subsystem. In *Proceedings of the 17th international joint conference on Artificial intelligence-Volume I*, pages 551–556. Morgan Kaufmann Publishers Inc., 2001.
- [131] Louise Travé-Massuyès, Teresa Escobet, and Xavier Olive. Diagnosability analysis based on component-supported analytical redundancy relations. *Systems, Man and Cybernetics, Part A : Systems and Humans, IEEE Transactions on*, 36(6) :1146–1160, 2006.
- [132] Louise Travé-Massuyès, Liliana Ironi, and Philippe Dague. Mathematical foundations of qualitative reasoning. *AI magazine*, 24(4) :91, 2003.

- [133] Johannes van Dijk. *On the role of bond graph causality in modelling mechatronic systems*. 1994.
- [134] Venkat Venkatasubramanian, Raghunathan Rengaswamy, Kewen Yin, and Surya N Kavuri. A review of process fault detection and diagnosis : Part i : Quantitative model-based methods. *Computers & chemical engineering*, 27(3) :293–311, 2003.
- [135] Michel Verge and Daniel Jaume. *Modélisation structurée des systèmes avec les Bond Graphs*, volume 12. Editions Technip, 2004.
- [136] K Worden, AP Burrows, and GR Tomlinson. A combined neural and genetic approach to sensor placement. In *Proceedings of the 13th International Modal Analysis Conference*, volume 2460, page 1727, 1995.
- [137] Keith Worden and AP Burrows. Optimal sensor placement for fault detection. *Engineering Structures*, 23(8) :885–901, 2001.
- [138] Abed Yassine, Stéphane Ploix, and Jean-Marie Flaus. A method for sensor placement taking into account diagnosability criteria. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, 18(4) :497–512, 2008.
- [139] Abed Alrahim Yassine. *Génération des tests et placement de capteurs pour le diagnostic des systèmes physiques s’ appuyant sur une modélisation structurée*. PhD thesis, Université Joseph-Fourier-Grenoble I, 2008.
- [140] Abed Alrahim Yassine, Albert Rosich, and Stéphane Ploix. An optimal sensor placement algorithm taking into account diagnosability specifications. In *Automation Quality and Testing Robotics (AQTR), 2010 IEEE International Conference on*, volume 2, pages 1–6. IEEE, 2010.
- [141] Zhu Yongli, Huo Limin, and Lu Jinling. Bayesian networks-based approach for power systems fault diagnosis. *Power Delivery, IEEE Transactions on*, 21(2) :634–639, 2006.
- [142] Abdelaziz Zaidi, Moncef Tagina, and Belkacem Ould Bouamama. Reliability data for improvement of decision-making in analytical redundancy relations bond graph based diagnosis. In *Advanced Intelligent Mechatronics (AIM), 2010 IEEE/ASME International Conference on*, pages 790–795. IEEE, 2010.

