



HAL
open science

Modélisation de causalité et diagnostic des systèmes complexes de grande dimension.

Ahmed Faghraoui

► **To cite this version:**

Ahmed Faghraoui. Modélisation de causalité et diagnostic des systèmes complexes de grande dimension.. Automatique / Robotique. Université de Lorraine, 2013. Français. NNT : 2013LORR0235 . tel-01750529v2

HAL Id: tel-01750529

<https://theses.hal.science/tel-01750529v2>

Submitted on 10 Apr 2014

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

UFR Sciences et Techniques Mathématiques Informatique Automatique
Ecole Doctorale IAEM Lorraine
Commission de mention Automatique et Production Automatisée

THÈSE

présentée pour l'obtention du

Doctorat de l'Université de Lorraine

(Spécialité Automatique, Traitement du Signal et Génie Informatique)

par

Ahmed FAGHRAOUI

Modélisation de causalité et diagnostic des systèmes complexes de grande dimension.

Soutenue publiquement le 11 Décembre 2013 devant la commission d'examen :

<i>Rapporteurs :</i>	Rochdi MERZOUKI	Professeur à l'Université de Lille 1
	Boutaib DAHHOU	Professeur à l'Université de Toulouse 3
<i>Examineurs :</i>	Benoît MARX	Maître de conférences à l'Université de Lorraine
	Maxime MONNIN	Responsable Projets R&D à PrédicT
	Nadhir MESSAI	Maître de conférences à l'Université de Reims
<i>Directeurs de thèse :</i>	Dominique SAUTER	Professeur à l'Université de Lorraine
	Taha BOUKHOBZA	Professeur à l'Université de Lorraine

A la mémoire de mon père ;
A ma mère ;
A toutes mes soeurs.
(Merci pour tous vos sacrifices)

Remerciements

Je tiens à remercier avant tout, les membres du jury qui me font l'honneur de participer à l'examen de ce travail. Je tiens à exprimer ma gratitude à M. Boutaib DAHHOU, Professeur à l'Université de Toulouse 3, pour avoir accepté de rapporter sur ce manuscrit et d'avoir examiné minutieusement ce travail. Je remercie également M. Rochdi MERZOUKI, Professeur des universités à l'école Polytechnique Universitaire de Lille (Université de Lille1), pour avoir bien voulu être rapporteur et pour ses remarques constructives. J'adresse mes remerciements à M. Nadir Messai, Maître de conférence à l'université de Reims, pour avoir accepté d'apporter son regard critique à ce travail. Je tiens à exprimer ma gratitude à M. Benoit MARX, Maître de conférence à l'Université de Lorraine, pour sa participation au jury. Je remercie également M. Maxime MONNIN, Responsable Projets R&D à PrédicT, d'avoir accepté d'examiner ce travail.

Je tiens à remercier vivement mon directeur de thèse Monsieur Dominique SAUTER, Professeur à l'Université de Lorraine, pour ses directives scientifiques, pédagogiques et même personnelles pour lesquelles je lui suis hautement redevable. Ses compétences ont été un atout indéniable à la réussite de ces travaux. De même, je lui suis extrêmement reconnaissant pour son soutien humain et moral et son aide précieuse durant ces années de thèse.

Mes remerciements les plus sincères vont également à mon co-directeur de thèse Monsieur Taha BOUKHOBZA, Professeur à l'Université de Lorraine, pour son aide inestimable, sa patience et ses encouragements tout au long de ce travail. Ses compétences ont été un atout important à la réussite de ces travaux.

Je remercie également mes amis du 4-ième étage : Manal DAKIL, Florian

Dary-Louis Mohamed-Ghassane KABADI, Amine SID, Shaikshavali CHITRAGANTI, Tushar JAIN, Abdelhamid BENNIS, Leila BELMERHANIA pour tous les moments qu'on a passé ensemble. Mes vifs remerciements s'adressent aussi à tous les membres permanents du Groupe "CID", et surtout notre secrétaire administrative Sabine HURAUX pour sa disponibilité et sa sympathie. Enfin je remercie tout spécialement ma famille, feu mon père, ma mère, mes soeurs par leur présence affectueuse et les nobles valeurs morales qu'ils n'ont cessé de me prodiguer.

Table des matières

Table des matières	ix
Table des figures	xiii
Abréviations	xv
Introduction générale	1
1 Projet PAPYRUS	5
1.1 Présentation du projet	5
1.1.1 Architecture du système adoptée	7
1.1.2 Décomposition des objectifs du projet en lots	9
1.2 Travaux de thèse dans le cadre du projet PAPYRUS	11
2 Modélisation de la causalité pour des systèmes complexes de grande dimension	13
2.1 Introduction	13
2.2 Graphe de causalité d'un système	14
2.2.1 Définition de la causalité	14
2.2.2 Mesures de causalité	15
2.2.3 Définition d'un modèle graphique associé	16
2.3 Identification du graphe de causalité	17
2.3.1 Méthode d'identification basée sur l'inter-corrélation	17
2.3.2 Méthode d'identification basée sur le transfert d'entropie	21
2.4 Étude de cas	34

2.4.1	Description du système banc d'essai	34
2.4.2	Identification du modèle de causalité du système banc d'essai	38
2.5	Conclusion	43
3	Diagnostic et pronostic de système à base de graphe de causalité	45
3.1	Introduction	45
3.2	Indicateurs des performances	46
3.2.1	Définition des Indicateurs des Performances	47
3.2.2	Analyse de l'impact d'un défaut sur PPI/LPI	49
3.3	Approche Top-down pour un objectif de diagnostic	51
3.3.1	Cas d'un défaut à effet non-oscillatoire	52
3.3.2	Cas d'un défaut à effet oscillatoire	64
3.4	Approche Bottom-up pour un objectif de pronostic	73
3.4.1	Réseau bayésien	74
3.4.2	Méthode de prédiction de la dégradation des PPIs	77
3.5	Conclusion	86
4	Application industrielle BM4	89
4.1	Introduction	89
4.2	Génération du modèle de causalité	90
4.3	Analyse des causes du défaut (Root cause analysis)	99
4.3.1	Validation 103	
4.4	Conclusion	104
	Conclusions et Perspectives	105
A	Board machine 4 description	109
A.1	System description	109
A.1.1	Short circulations	109
A.1.2	Wire section	111
A.1.3	Press section	111

A.1.4	Drying section	112
A.1.5	Calendering and reeling	113
A.2	Control strategy of the BM4	114
A.2.1	Supervisory control	114
A.2.2	Stabilizing control	117
A.2.3	Basic Controls	117

Table des figures

1.1	Système d'exécution des fabrications/Plant Assent Managment	8
1.2	Représentation conceptuelle de l'approche PAPHYRUS	10
1.3	Les différentes actions du projet PAPHYRUS	11
1.4	Le modèle structurel en tant que modèle pivot	12
2.1	(a) Un graphe orienté. (b) un graphe orienté bidirectionnel	17
2.2	Coefficients d'Inter-Corrélation (CIC) de l'exemple illustratif : (a) CIC entre y et x , (b) CIC entre z et y , (c) CIC entre z et x	21
2.3	Procédure de test statistique	29
2.4	Transfert d'entropie en fonction du retard de l'exemple illustratif	33
2.5	Transfert d'entropie multivariable de x vers z connaissant y	34
2.6	Le système à trois cuves	36
2.7	Transfert d'entropie en fonction du retard	39
2.8	Le modèle de causalité des variables du sous-système cuve II	40
2.9	Transfert d'entropie multivariable de Q_{02sp} vers T_{2sp} sachant Q_{02}	41
2.10	Grappe de causalité du benchmark : (a) graphe de causalité théorique. (b) graphe de causalité générée à base du transfert d'entropie.	42
3.1	Indicateurs des performances associées aux niveaux de décom- position du système	47
3.2	Boucle de régulation avec correcteur PI	49
3.3	Approche Top-down	52
3.4	Régions de performances d'un système	53
3.5	Modèle d'abstraction	59

3.6	Modèle de causalité LPI PPI	59
3.7	Les différents PPIs du système	60
3.8	SPRT appliqué aux PPI_{T_2} et $PPI_{Q_{20}}$	61
3.9	SPRT appliqué au $PPI_{k_{ratio}}$	62
3.10	SPRT appliqué aux $LPI_{Q_{32}}$, $LPI_{Q_{12}}$ et $LPI_{Q_{12}}$	63
3.11	L'ordre chronologique de détection de la déviation	64
3.12	Le chemin de propagation du défaut	65
3.13	Fonction d'auto covariance pour un bruit blanc et pour signal sinusoidal plus un bruit blanc	66
3.14	La FAC et La FAC filtrée d'une série temporelle comportant deux oscillations	67
3.15	Les indicateurs des performances procédés et les fonctions d'auto-corrélations associées	71
3.16	Détection d'oscillation au niveau du PPI_{T_2}	71
3.17	Chemin de propagation d'oscillation	72
3.18	Chemin de propagation d'oscillation	73
3.19	Approche Bottom-up	77
3.20	La règle des trois sigmas appliquée aux indicateurs des perfor- mances	79
3.21	Algorithme de prédiction de déviation	82
3.22	Les mesures des différents PPI/LPIs du système	83
3.23	PPI_{T_2} dans le cas d'un fonctionnement nominal	83
3.24	$P(PPI_{T_2,F} PPI_{T_2,P}^{B_0}, LPI_{T_1,P})$	84
3.25	Les chemins liant LPI_{H_1} aux $PPIs$	85
3.26	Le chemin liant $LPI_{Q_{03}}$ aux PPI_{T_2}	87
3.27	La probabilité de dégradation du $PPI_{k_{ratio}}$	88
4.1	section de séchage (drying section)	92
4.2	Mesures BM4	95
4.3	Le transfert d'entropie de LPI_{PC0660} vers LPI_{PC0674}	96
4.4	La matrice de causalité de la section de séchage	97
4.5	graphe de causalité de la section de séchage	98
4.6	Procédure de génération et de mise à jour du modèle	99

4.7	Fréquence d'occurrence de liens de causalité affectant l'humidité	100
4.8	Mesures de l'humidité $XM1009$ et la consigne $XM1010$	100
4.9	Le test statistique SPRT appliqué au PPI_{XM1009}	101
4.10	Analyse de cause pour l'humidité	102
4.11	Le test statistique SPRT appliqué au PPI_{PC0654}	102
4.12	L'ordre chronologique de la détection du défaut	103
4.13	Évaluation des algorithmes implémentés	104
A.1	BM4 board machine process	110
A.2	BM4 Short circulation, top layer of BM4	111
A.3	BM4 press section	112
A.4	Steam and drying groups of the drying section of BM4	113
A.5	Calendering and reeling of the BM4	113
A.6	Overview of the QCS in the BM4	115
A.7	Transformation from a profile measurement to control action	116
A.8	Headbox controllers	118
A.9	Control of the steam and condensate system for a single steam group (PC=Steam pressure controller, PDC=Pressure difference Controller, LC=Level controller)	120

Liste des tableaux

2.1	Liste des variables mesurées du système.	35
2.2	Matrice des coefficients de TE (maximum) et les retards estimés entre les paires de variables	40
2.3	Performance de la méthode de modélisation à base de transfert d'entropie	42
3.1	Liste des paramètres statistiques.	84
4.1	Liste des variables de la section de séchage.	95

Abréviations

FTC	:	Fault Tolerant Control
PAM	:	Plant Asset Management
DCS	:	Distributed Control System
QCS	:	Quality Control System
SOA	:	Service Oriented Architecture
FDD	:	Fault Detection and Diagnosis
FDI	:	Fault Detection and Isolation
KPI	:	Key Performance Indicator
LPI	:	Local Performance Indicator
PPI	:	Process Performance Indicator
DAG	:	Directed Acyclic Graph
CIC	:	Coefficients d'Inter-Corrélation
TE	:	Transfert d'Entropie
MTE	:	Multivariable Transfer entropy
SPRT	:	Sequential Probability Ratio Test

Introduction générale

Les systèmes industriels sont devenus de plus en plus complexes et de grande dimension, ceci afin de répondre aux exigences de production et du marché économique. Ces procédés industriels sont, cependant, souvent soumis à une faible productivité due à l'apparition des défauts causant la dégradation des performances du système.

Contrairement à la modélisation et à la détection de défauts des systèmes classiques dont les modèles mathématiques sont disponibles, la modélisation et la détection de défauts des systèmes complexes de grande dimension est particulièrement difficile en raison du degré élevé d'interconnexion dans de tels systèmes et aussi de la complexité de modéliser certains phénomènes physiques.

Un simple défaut dans ces systèmes peut donc se propager dans tout le système et provoquer ainsi une dégradation des performances du système (qualité du produit, stabilité, etc.).

Cette thèse s'inscrit dans le cadre d'un projet européen (Projet Papyrus), ce projet a été initié afin de répondre aux problématiques liées aux développements de nouvelles méthodes adaptées aux systèmes complexes de grande dimension nécessitant des outils de modélisation, et de diagnostic adaptés. Les notions de diagnostic que nous définirons plus tard, se basent sur une étape préliminaire nécessaire qui est la modélisation du système, c'est à dire une représentation mathématiques de la structure et du comportement du système. Cependant, la modélisation des systèmes complexes, dont les phénomènes physiques sont souvent complexes, rend l'aptitude de la représentation mathématique de ces phénomènes fastidieuse. Le problème principal peut être relaxé en

envisageant l'utilisation de modèles de système simple mais suffisamment précis pour décrire la structure/comportement du système [6]. Une des contraintes du Projet Papyrus est l'obtention d'un modèle graphique exhibant les liens de causalité entre les variables du système à partir des grandeurs mesurées, le modèle de causalité obtenu représente la topologie du système [30].

De nombreuses méthodes ont été développées pour mesurer la causalité entre une paire de variables, basé sur [16] la causalité de Granger, [46, 15] l'inter-covariance et [32] le transfert d'entropie.

Le modèle considéré par notre étude, est un modèle de causalité qui représente les liens de causalité [23] entre des indicateurs de performances du système de production. Ces indicateurs sont hiérarchisés principalement en deux niveaux : le haut niveau est constitué d'indicateurs de performances clés économique, qualité et disponibilité du système et le bas niveau est constitué d'indicateurs de performances locales représentant le bon fonctionnement de chaque sous-système. Le modèle obtenu représente ainsi les interconnexions entre les différentes entités du système qui ont un impact sur ces indicateurs de performances clés et sera donc dédié à la phase de diagnostic de fonctionnement du système [24].

Le but du diagnostic, consiste à évaluer le système en comparant ses données courantes aux données provenant d'un fonctionnement nominal. Ces indicateurs permettent en général, de déterminer des symptômes amenant à la détection et l'isolation de la ou les partie(s) défaillante(s) du système, le modèle de causalité permettra d'évaluer la cause du défaut ainsi que son impact sur les sous-systèmes dont les performances sont associées aux indicateurs de performances [12, 2].

Dans le cadre du diagnostic, deux approches sont proposées ; l'approche Top-down a pour but d'évaluer les performances du système en se basant sur les indicateurs de performances (Indicateur de performance haut niveau). Lors d'un défaut (oscillatoire ou non-oscillatoire), l'approche permet la détection et l'isolation de la cause de dégradation des performances du système ; la deuxième approche Bottom-up consiste à prédire la dégradation des performances de haut niveau à partir des dégradations des performances locales.

Ce présent mémoire s'articule autour de quatre chapitres :

- Chapitre 1 : Ce chapitre sera consacré à la présentation du projet européen PAPYRUS, son contexte et les différents lots de travaux affectés aux différents partenaires intervenant dans ce projet.
- Chapitre 2 : Dans ce chapitre, des outils de modélisation de causalité proposés dans le cadre du projet sont présentés. La première méthode se base sur l'analyse d'inter-corrélation et la seconde méthode se base sur le transfert d'entropie qui permet de quantifier la quantité d'informations transférées d'une entité à une autre. Le modèle de causalité obtenu est associé à un graphe orienté représentant les liens de causalité entre les entités du système étudié.
- Chapitre 3 : Ce chapitre aura pour objectif la présentation des travaux effectués dans le cadre de l'approche de diagnostic basée sur le graphe de causalité. Deux approches pour le diagnostic du système sont proposées (approche Top-down et Bottom-up).
- Chapitre 4 : Enfin, le dernier chapitre aura pour objectif d'appliquer les différentes approches développées sur une application industrielle proposée par le projet.

Nous clôturons cette thèse par une conclusion générale qui réunit les différents résultats obtenus et qui ouvre de nouvelles perspectives pour d'autres travaux de recherche.

Chapitre 1

Projet PAPHYRUS

1.1 Présentation du projet

Les industries ont toujours joué un rôle important dans l'économie européenne. De nombreux progrès technologiques et des produits de haute technologie ont été mis au point pour maintenir la compétitivité industrielle. Cependant, la mondialisation et la concurrence durant la récession économique actuelle ont imposé plus d'exigences en matière d'efficacité dans les procédés industriels. Cela a obligé les entreprises à concentrer leurs efforts sur la rentabilité en optimisant la production, tout en sous-traitant l'automatisation et les services de maintenance. Les exigences de rendement pour les utilisateurs finaux ont augmenté, ainsi que les exigences pour les fournisseurs d'équipements des procédés. Ainsi, il y a une demande pour de nouveaux concepts de services pour la gestion. Au même moment, cela a ouvert des nouvelles opportunités commerciales pour les fournisseurs des systèmes d'automatisation et les sociétés de maintenance.

Ces dernières années, les ingénieurs en contrôle ont atteint une plus grande efficacité économique dans les systèmes d'optimisation des procédés avec des méthodes de contrôle avancées. Néanmoins, nous savons que la prochaine étape économique majeure est l'augmentation de la disponibilité du système. Cela aura un impact encore plus grand sur l'amélioration de l'efficacité économique. L'augmentation de la disponibilité des installations et de la fiabilité est direc-

tement conséquente de l'amélioration de la gestion en ligne des systèmes/sous-systèmes, y compris l'instrumentation : les capteurs et les actionneurs. Ceci peut être réalisé grâce à la détection précoce des anomalies (écarts ou irrégularités dans l'équipement), et en optant pour une stratégie de commande tolérante aux défauts (FTC) et / ou assurer une maintenance prédictive et en temps réel.

Les exigences basées sur la disponibilité et la fiabilité sont d'une importance particulière dans les systèmes distribués de grande dimension, où un défaut local peut provoquer une diminution de la performance globale, voire conduire à un effondrement total de l'ensemble du système. Par conséquent, le développement de méthodes réactives aux défauts et de reconfiguration automatique des composants devient un enjeu majeur pour l'industriel. Les systèmes de grande dimension peuvent comprendre jusqu'à plusieurs dizaines de milliers de noeuds répartis et communicants, ce qui conduit à l'élaboration d'outils spécifiques pour la mise à l'échelle, la conception, la configuration, la distribution, les services de diagnostic et de test en utilisant le concept plug& play pour les systèmes complexes de grande dimension.

Le Projet PAPHYRUS (**Plug and Play monitoring and control architecture for optimization of large scale production processes**) concerne des nouvelles applications pour les systèmes d'automatisation. L'objectif du projet est de développer un système d'exécution des fabrications "**Plant Asset Management**" pour les installations industrielles qui permet d'améliorer la performance du système d'un point de vue économique.

Le projet de collaboration est sponsorisé par l'Union européenne au sein du "**7th European Framework programme**". Le projet est composé de sept partenaires industriels (Predict, ABB Allemagne, ABB Finlande et Stora enso) et universitaires (université de Lorraine, université de Duisburg Essen et université d'Aalto). Le projet de 30 mois a été lancé le 1er septembre 2010.

Papyrus a pour but d'améliorer et ou maintenir les performances du système en bon fonctionnement sans augmenter les coûts d'exploitation. La finalité du projet est de développer de nouvelles méthodes, algorithmes et outils informatiques, en tenant compte de l'efficacité du système entier. Les logiciels développés doivent prendre en considération ces contraintes pour un système

d'exécution des fabrications **PAM**. Les managers du système seront alors en mesure d'évaluer l'état de fonctionnement actuel du système au moyen d'indicateurs définis, et d'éliminer le problème en fonction de ces systèmes d'aide à la décision. Il sera ainsi possible d'améliorer ou stabiliser l'état du système à un coût supplémentaire nul ou minime.

Le système développé est testé sur une machine à papier dans une usine papetière finlandaise appartenant à l'entreprise Stora Enso. Le nouveau système devrait permettre d'exploiter le procédé de manière plus efficace.

1.1.1 Architecture du système adoptée

Face à l'évolution de l'automatisation des processus, il est proposé de développer une architecture modulaire pour le projet PAPHYRUS. Dans un environnement industriel, l'architecture orientée services permet l'intégration d'applications existantes telles que les systèmes de contrôle distribués (DCS) et les systèmes de contrôle de la qualité (QCS) dans la planification des ressources d'entreprise (ERP).

La plate-forme modulaire PAPHYRUS est basée sur la SOA. Ces avancées technologiques, ainsi que la future architecture OPC unifiée (OPC-UA) dans les systèmes d'automatisation, ouvre une nouvelle voie pour la collecte des données de procédés dans chaque niveau de la hiérarchie technologique. Cela nous permet aussi de développer plus les systèmes orientés entreprises et services pour le fonctionnement efficace du système industriel complexe. De tels systèmes sont appelés systèmes d'exécution des fabrications (PAM Plant Asset Managment) Figure 1.1.

Développer un PAM avec une architecture modulaire est l'objectif principal du projet PAPHYRUS. Le schéma de fonctionnement du système PAPHYRUS PAM est représenté dans la Figure 1.1, qui montre les principaux blocs de l'architecture proposée. Initialement, le système fonctionne sous le contrôle nominal, tandis que le module FDD (Module de détection et diagnostic du défaut) inclue des algorithmes de diagnostic et d'évaluation des performances du système, surveille le système en continu afin de détecter d'un ou plusieurs modes de défaillance. Une fois qu'un défaut est détecté, ou une dégradation

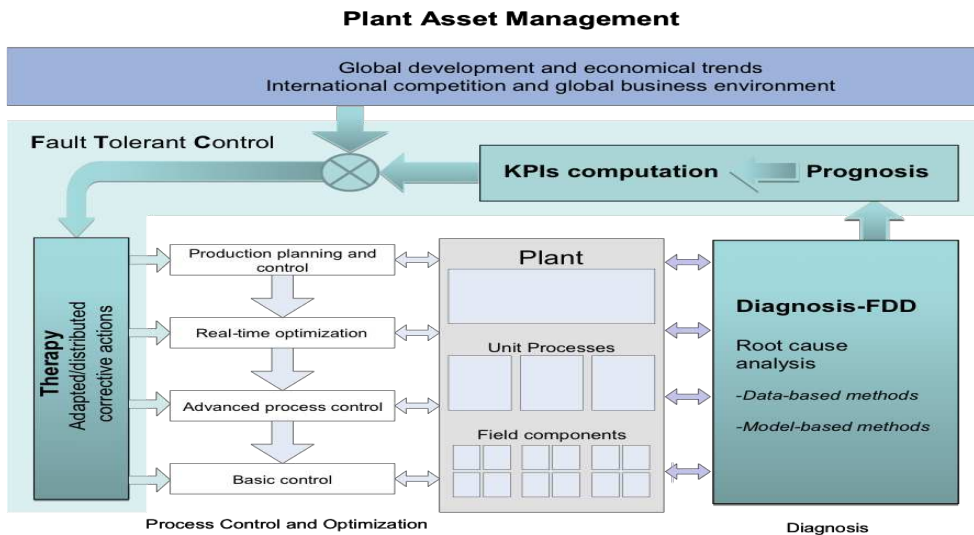


FIGURE 1.1 – Système d'exécution des fabrications/Plant Assent Management

des performances est confirmée, le module de calcul et de pronostic estime les valeurs KPI (indicateurs de performance clés), qui évaluent la performance du système sous différents aspects techniques et économiques. Les KPI estimés sont ensuite comparés aux indicateurs de performance attendus et une décision est prise quant à savoir si une thérapie (action corrective) est possible et pertinente pour retrouver les performances nominales ou non. Si la thérapie en ligne est possible et pertinente, le régulateur doit être reconfiguré (au niveau bas : compensation du défaut ou à un niveau supérieur : la reconstruction du système) sinon les composants en panne doivent par ailleurs être réparés.

La figure 1.2 est une représentation conceptuelle de l'approche PAPHYRUS. Un système peut être considéré comme un réseau distribué des noeuds fonctionnant sous contrôle décentralisé. Comme il est illustré à la figure 1.2, l'approche proposée est une procédure en deux étapes :

- La première étape est l'analyse des causes : l'objectif est de développer une méthodologie et des outils associés afin d'assurer le fonctionnement de l'architecture PAM du système en ligne. La solution proposée est représentée dans la Figure 1.2, dans laquelle la structure du superviseur est reliée à un arbre de fonctionnalités caractérisant le processus

spécifique partiel. Les blocs noirs dans l'arborescence sur la gauche de la figure illustrent les fonctionnalités dégradées. Le graphe montre la structure de propagation de défauts dans le système. Dans ce contexte, les modèles doivent être rapidement construits pour permettre l'analyse et la prise de décision.

- La deuxième étape est la mise en oeuvre et le déploiement du FDI (détection et localisation des défauts) et FTC (commande tolérante aux défauts) dans le système PAM. En mode exécution, le système fonctionne initialement sous la commande nominale, tandis que les routines d'évaluation des performances et de diagnostic surveillent en permanence le système pour un ou plusieurs modes de défaillance. Lorsque la dégradation des performances est détectée et le défaut est isolé par des modules FDI, le module de pronostic évalue les KPI (indicateur de performance clé). En fonction du défaut et les conditions de fonctionnement, un processus de décision est alors déclenché afin de savoir si le contrôleur peut être reconfiguré ou il doit être réparé. Le bloc générateur d'actions correctives agit comme un "sélecteur" des fonctionnalités reconfigurables en fonction de l'estimation de mode de défaillance.

1.1.2 Décomposition des objectifs du projet en lots

Les travaux dans le cadre de PAPHYRUS sont décomposés en plusieurs lots de recherche, de mise en oeuvre et d'application industrielle (WP2-WP11) et de gestion de projet (WP1). La Figure 1.3 présente la vision de PAPHYRUS avec les différentes activités.

- WP1 traite des gestions administrative, financière, scientifique et technique, ainsi que la gestion des connaissances, des risques et de la qualité.
- WP2 décrit les exigences des solutions à développer pour les applications industrielles. Ce lot de taches est au centre de la réussite économique du projet. Il concerne principalement les exigences de tous les partenaires industriels ainsi que des commentaires d'utilisateurs industriels externes.

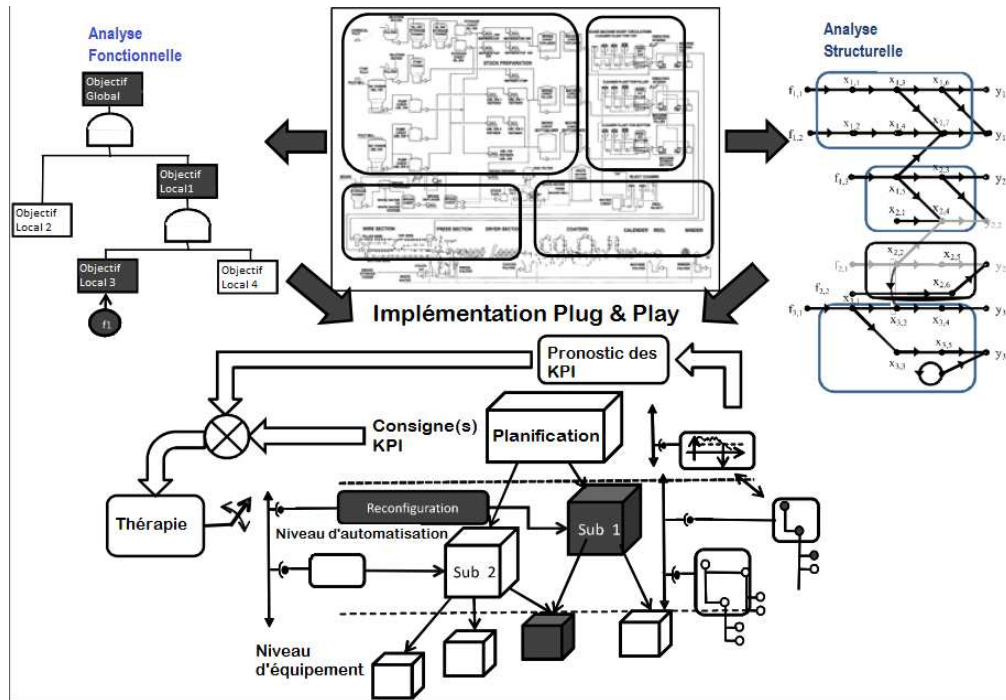


FIGURE 1.2 – Représentation conceptuelle de l'approche PAPHYRUS

- WP3 spécifie la plate-forme logicielle de base qui sert à l'implémentation de tous les développements du projet. La plate-forme logicielle servira pour les simulations et les tests ainsi que pour l'application industrielle (la machine à papier) (WP10).
- WP4 traite l'élaboration des méthodes pour la modélisation à la fois fonctionnelle et structurelle. Ce lot de travail est une étape principale afin de répondre aux contraintes des systèmes de grande dimension.
- WP5 prend en compte tous les aspects de la détection de défauts et de diagnostic ainsi que leur agrégation ultérieure vers les systèmes à grandes dimensions.
- WP6 consiste à développer des méthodes et techniques pour la prédiction des performances.
- WP7 consiste à déterminer l'action corrective appropriée au système.
- WP8 développer la plate-forme logicielle qui implémente les principaux résultats des lots de travaux précédents.

- WP9 Intégration des résultats dans la plate-forme logicielle PAPHYRUS.
- WP10 Évaluation industrielle des résultats de la recherche scientifique dans une application constituée d'une machine à papier en se basant sur la plate-forme logicielle spécifiée dans le WP2.
- WP11 Validation et commercialisation des résultats obtenus.

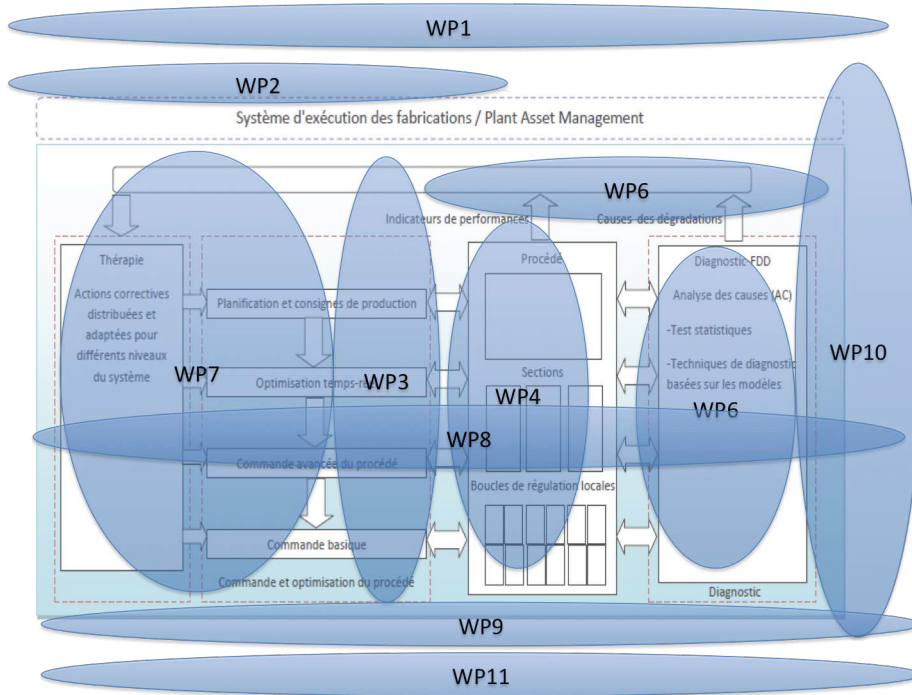


FIGURE 1.3 – Les différentes actions du projet PAPHYRUS

1.2 Travaux de thèse dans le cadre du projet PAPHYRUS

Le travail fait dans le cadre de la thèse concerne principalement le développement des approches permettant de générer un modèle de causalité décrivant la structure du système étudié (WP4). Ce modèle doit respecter les exigences formulées dans le projet PAPHYRUS, Notamment :

- ▷ Le modèle doit permettre une très simple visualisation (graphique) de la structure, et l'architecture du système,
- ▷ Le modèle doit permettre de manipuler des modèles incertains avec des paramètres inconnus, pour des systèmes complexes de grande dimension,
- ▷ la génération du modèle doit être conforme au principe du plug & play, et à l'architecture SOA (architecture orientée services).

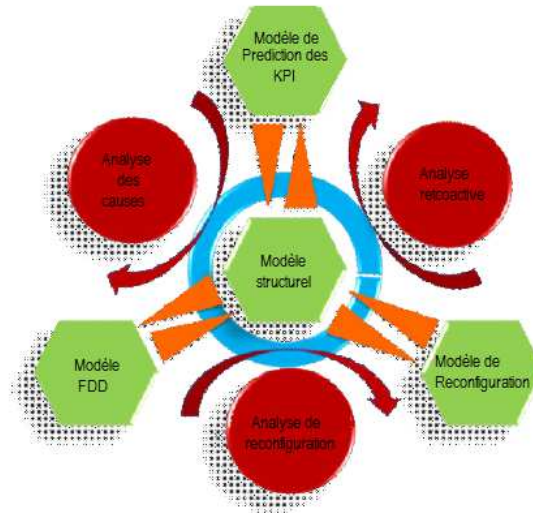


FIGURE 1.4 – Le modèle structurel en tant que modèle pivot

Le modèle structurel est considéré comme étant un modèle pivot (Figure 1.4) supportant l'ensemble des lots (WP5, WP6 et WP7). Ce modèle sera adapté aux contraintes de chaque lot qui seront détaillées dans les sections suivantes.

Chapitre 2

Modélisation de la causalité pour des systèmes complexes de grande dimension

2.1 Introduction

Aujourd'hui, un système complexe de grande dimension peut être considéré comme un ensemble de sous-systèmes en interaction. Ces sous-systèmes peuvent avoir une influence les uns sur les autres. Une modélisation des interactions des sous-systèmes est nécessaire [23]. Ce chapitre concerne des algorithmes permettant l'identification automatique des modèles causaux à partir de données pour les systèmes complexes de grandes dimensions. Un modèle causal permet de présenter graphiquement les relations de causalité entre les variables d'intérêt. Il reflète la dynamique et la structure du système [24]. L'analyse de l'inférence causale permet, d'exhiber les relations de causalités entre les variables pertinentes. Ceci permet, en analysant le modèle de causalité du système, de représenter des informations qualitatives et d'évaluer l'influence d'une variable pertinente sur la performance du système. Ce format de représentation qualitatif a été développé par Judea Pearl dans le cadre de la théorie des modèles de causalité [29].

Comme précisé dans le chapitre 1, l'un des objectifs de cette thèse est de dé-

velopper une méthode de modélisation de causalité des systèmes complexes de grande dimension en respectant les contraintes exigées par le projet.

Ce chapitre est organisé comme suit. Dans la Section 2 la définition de la mesure et le graphe de causalité seront présentés. La Section 3 est consacrée à l'identification du graphe de causalité. Afin d'illustrer la méthode proposée, une étude de cas est fournie en Section 4.

2.2 Graphe de causalité d'un système

2.2.1 Définition de la causalité

La détection et la clarification des relations de cause à effet entre des variables ou des événements ont été les questions fondamentales de la plupart des sciences naturelles et sociales dans l'histoire de la connaissance humaine. Quelques philosophes des mathématiques comme B. Russell [31] (1872-1970) ont essayé de nier l'existence du phénomène de la causalité en mathématiques et en physique, en affirmant que les relations causales et les équations physiques sont incompatibles. La causalité est une notion difficile à définir. Celle-ci a été étudiée dans de nombreuses disciplines différentes, y compris la physique, la philosophie, les statistiques et l'informatique. La causalité peut être comprise en termes de flux entre les processus et exprimée en langage mathématique. Les statistiques actuelles incluent l'inférence causale, considérée comme l'un des problèmes les plus importants à étudier.

Une définition de la causalité est notoirement difficile à donner. En toute généralité, la causalité est une relation qui s'établit entre des événements, des variables ou des états. Il est généralement présumé que l'ordre chronologique de la cause précède l'effet.

La théorie des probabilités semble être le "langage mathématique" le plus utilisée dans la plupart des disciplines scientifiques utilisant la modélisation de causalité. L'objectif d'une modélisation de causalité est non seulement de détecter une relation de cause à effet mais aussi de mesurer ou de quantifier l'intensité de cette relation.

2.2.2 Mesures de causalité

Comme mentionné précédemment, il n'y a pas de définition universelle de la causalité (voir Granger, 1980 [16]), il serait donc vain de chercher une mesure de causalité unique. Cependant, nous citons ici brièvement les principales caractéristiques de cette mesure. La plupart des travaux de recherche tente de discuter des causes uniques dans des situations déterministes. Deux conditions sont importantes pour la causalité déterministe : Un événement X est une cause de l'événement Y si

- (i) la nécessité : si X se produit, alors Y doit se produire ;
- (ii) la suffisance : si Y se produit, alors X doit avoir eu lieu.

Toutefois, la formulation déterministe, quoique attrayante et analytiquement simple, n'est pas conforme à la réalité, car aucun système réelle n'est strictement déterministe (i.e. ses résultats ne peuvent pas être prédits avec une certitude absolue). Donc, une formulation en terme de probabilité est mieux adaptée (i.e. si X se produit, alors la probabilité que Y se produit augmente). Ceci peut être illustré par une simple déclaration telle que, si le prix du pétrole augmente, les émissions de carbone ne diminuent pas nécessairement, mais il y a de bonnes chances que cela arrive.

La notion probabiliste de la causalité est bien décrite par Suppes (1970) [38] comme suit : Un événement X est une cause de l'événement Y si :

- (i) X se produit avant Y ;
- (ii) la probabilité de X est non nulle ;
- (iii) la probabilité de Y sachant X est supérieure à la probabilité de Y seul.

Jusqu'à 1970, la modélisation causale a été principalement utilisée dans les sciences sociales. Ceci est principalement dû à un travail intéressant accompli par Selltitz et al (1959) [33], qui précise trois conditions de l'existence d'un lien de causalité :

- 1 Il doit y avoir une covariance entre X et Y ;
- 2 Il doit y avoir une asymétrie temporelle ou un décalage temporel entre les deux séquences observées X et Y ;
- 3 La covariance entre X et Y ne doit pas disparaître lorsque les effets de

toute variable de confusion sont supprimés.

La première condition implique une corrélation entre une cause et son effet. Cependant on doit explicitement se rappeler qu'une corrélation parfaite entre deux variables observées n'implique nullement une relation de cause à effet. La deuxième condition est intuitive basée sur le retard entre la cause et l'effet. La troisième condition est problématique car elle nécessite l'exclusion de tous les autres facteurs de causalité possibles.

Théoriquement, il existe potentiellement un nombre infini de variables de confusion (variables ayant un effet sur X et Y) non observées disponibles, alors que l'ensemble des variables mesurées est fini, ce qui conduit à l'indétermination de l'approche de modélisation causale. Afin d'éviter cela, une structure est imposée sur le schéma de modélisation adopté, qui devrait aider à définir le modèle considéré. La façon dont la structure est imposée est cruciale dans la définition ainsi que pour quantifier la causalité.

La première définition de la causalité qui pourrait être quantifiée et mesurée, mais très générale, a été donnée en 1956 par N. Wiener [45] : (Y) est causé par (X) si les valeurs retardées de (X) permettent de prédire les valeurs de (Y) mieux que les valeurs passées de (Y) seules, et vice versa.

2.2.3 Définition d'un modèle graphique associé

Un graphe $\mathcal{G}(\mathcal{V}, \mathcal{E})$ est constitué d'un ensemble \mathcal{V} de sommets et un ensemble \mathcal{E} d'arcs représentant la relation entre ces sommets. Les sommets dans nos graphiques correspondent à des variables et les arcs noteront une certaine relation entre des paires de variables, dont l'interprétation varie en fonction de l'application. Deux variables reliées par un arc sont appelées adjacentes. Chaque arc dans un graphe peut être orienté (marqué par une seule flèche sur l'arc), ou non-orienté (liens non marqués). Dans certaines applications, nous utiliserons également des arcs "bidirectionnels" pour désigner l'existence de causes communes non observées (parfois appelées facteurs de confusion). Ces arcs sont marqués comme des courbes en pointillés avec deux flèches (Figure 2.1.b). Si tous les arcs sont orientés, on a alors un graphe orienté (Figure 2.1.a). Si on supprime les flèches à partir des arcs dans un graphe \mathcal{G} , le graphe non

orienté obtenu est appelé le squelette de \mathcal{G} . Un chemin dans un graphe est une séquence d'arcs formant une route disjointe reliant deux sommets. Si chaque arc d'un chemin est une flèche qui pointe du premier au deuxième sommet de la paire, on a un chemin orienté. S'il existe un chemin entre deux sommets dans un graphe, les deux sommets sont dits connectés. Les graphes orientés peuvent inclure des cycles orientés (par exemple, $X \rightarrow Y, Y \rightarrow X$), ce qui représente une causalité mutuelle ou des processus de rétroaction. Un graphe qui ne contient pas de cycles orientés est appelé acyclique. Un graphique qui est à la fois orienté et acyclique est appelé un graphe acyclique orienté (DAG).

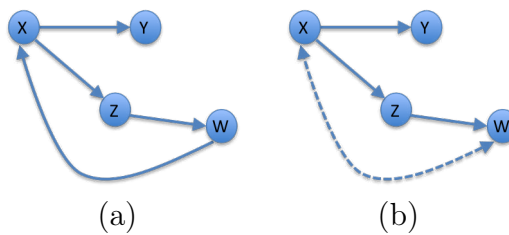


FIGURE 2.1 – (a) Un graphe orienté. (b) un graphe orienté bidirectionnel

2.3 Identification du graphe de causalité

2.3.1 Méthode d'identification basée sur l'inter-corrélation

La fonction d'inter-corrélation [5] décrit les propriétés statistiques d'un processus stationnaire bidimensionnel en quantifiant leur similitude dans le temps. La fonction d'inter-corrélation est calculée en fonction du retard. Pour deux séries x et y saisies à des moments discretes i pour $i = 1 \dots N$, où N est le nombre d'échantillons, la fonction d'inter-corrélation est estimée par :

$$\Phi_{xy}(k) = \frac{E[(x_i - \mu_x)(y_{i+k} - \mu_y)]}{\sigma_x \sigma_y} \quad (2.1)$$

Où μ_x , μ_y sont les moyennes et σ_x , σ_y sont les écarts-types de x et y respectivement. Une valeur maximale de la fonction $\phi_{xy}(k)$ et statistiquement significative, représente la présence d'une relation entre x et y . Le retard et le sens de cette relation est estimée à partir du \hat{k} avec $\hat{k} = \arg(\max(\Phi_{xy}(k)))$. Cette méthode a été utilisée pour estimer les retards pour les signaux radar réfléchis par Vénus dans un test de la théorie de la relativité générale [35]. D'autres travaux incluent des applications radar, sonar et acoustique [21], la vitesse d'écoulement du sang et des applications de contrôle à ultrasons [22], et l'analyse des tremblements volcaniques [43]. Tabaru et al. [39] ont utilisé la fonction d'inter-corrélation afin d'identifier la cause d'une perturbation d'un système de grande dimension. Une perturbation persistante résultant à un endroit dans un processus se propage à travers un procédé le long du flux de produits ou par les effets des contrôleurs. L'origine de la perturbation peut être détectée par l'analyse des retards estimés entre les variables mesurées dans le processus. Une valeur significative d'inter-corrélation, par rapport à un seuil prédéfini [46], peut être considérée comme une preuve de causalité. Puisque les retards proviennent d'un procédé physique, ils sont dûs au phénomène physique étudié (causalité physique). Certaines mesures sont sensibles au changement de point de fonctionnement, ce qui rend les retards estimés biaisés.

Ainsi, le retard estimé permet d'identifier le sens du lien de causalité par l'intermédiaire de son signe et non par sa valeur absolue.

2.3.1.1 Sens de causalité par estimation du retard

Supposons que x et y sont deux séries temporelles de n observations la fonction d'inter-corrélation définie par 2.1 peut être estimée par :

$$\hat{\Phi}_{xy}(k) = \begin{cases} \frac{\sum_{i=1}^{n-k} (x_i - \mu_x)(y_{i+k} - \mu_y)}{(n-k)\sigma_x\sigma_y} & k > 0 \\ \frac{\sum_{i=1-k}^n (x_i - \mu_x)(y_{i+k} - \mu_y)}{(n+k)\sigma_x\sigma_y} & k < 0 \end{cases} \quad (2.2)$$

La valeur absolue maximale de la fonction d'inter-corrélation peut être considérée comme le coefficient véritable de corrélation et le décalage correspondant au retard estimé(s) entre ces deux variables. Dans le cas général, chacune des valeurs maximales locales de la valeur absolue de la fonction d'inter-corrélation peut expliquer un retard entre deux séries temporelles. Pour une description mathématique, on peut calculer le vecteur de maxima entre deux séries temporelles $x(t)$ et $y(t)$ sur un horizon fini par :

$$\max_k \{|\Phi_{xy}(k)|\} \quad (2.3)$$

k^{max} l'argument correspondant, qui représente le retard entre x et y . Si k^{max} est inférieur à zéro, cela signifie que le retard actuel est de y vers x . Donc le signe de k^{max} permet d'identifier le sens de la relation entre x et y .

Selon cette définition, k^{max} est une estimation statistique inévitablement sujette à une certaine incertitude en raison de perturbations, dues au bruit et à la taille des fenêtres de données. Par conséquent, sa valeur doit être jugée avec prudence. Même si les deux séries temporelles ne sont pas corrélées, k^{max} est probablement différent de zéro. Par conséquent, la valeur de l'inter-corrélation entre deux variables doit être statistiquement significative. Si la corrélation entre deux séries est très faible, c'est alors l'effet du bruit qui domine le résultat.

Pour résumer, sur la base d'estimation des maxima locaux de la fonction d'inter-corrélation définie comme coefficient de corrélation linéaire retardée, et les arguments correspondants définis comme étant les retards entre x et y , ont identifiés la cause et l'effet [5]. La corrélation de Pearson est basée sur les statistiques, d'où la nécessité du test d'hypothèses pour déterminer les valeurs significatives. Même si les estimations des coefficients de corrélation ne sont pas exactes, les indications sont crédibles pour la plupart des cas [5]. Cette méthode est pratique et facile à mettre en oeuvre. Cependant, elle comporte de nombreux inconvénients, dont certains sont expliqués ci-dessous.

- La relation non linéaire de cause à effet ne peut potentiellement pas être détectée par l'analyse de corrélation. Par exemple, si $y = x^2$ avec un retard d'une période d'échantillonnage. Alors, sur la base du temps

de retard à l'inter-corrélation, cette causalité évidente peut ne pas être trouvée. Cela peut s'expliquer par le fait que le coefficient de corrélation est relativement faible.

- Une corrélation parfaite entre deux variables n'implique en aucune manière une relation de cause à effet.

2.3.1.2 Exemple illustratif

Considérons le système décrit par les équations suivantes :

$$\begin{aligned}
 x(t) &= 0.1x(t-1) + u(t) + \eta(t) \\
 y(t) &= 0.2y(t-1) + \sin(x(t-3)) + \eta(t) \\
 z(t) &= 0.2z(t-1) + 0.7y(t-10) + \eta(t)
 \end{aligned}
 \tag{2.4}$$

A partir de ces équations, nous voyons clairement que x affecte y avec un retard de 3 périodes d'échantillonnage. De même y affecte z avec un retard de 10 périodes d'échantillonnage. Il existe aussi une relation indirecte entre x et z avec un retard de 13 périodes d'échantillonnage. Pour construire un graphe de causalité qui représente les relations entre les variables x , y et z , l'inter-corrélation a été calculée pour chaque paire de variables. Les résultats sont présentés dans les Figures 2.2.

On constate que le coefficient de corrélation est maximal entre z et y avec un niveau significatif lorsque le retard de y à z est à 10 périodes d'échantillonnage (Figure 2.2.b). Ce qui permet d'identifier le lien de causalité entre y et z . Par contre, dans les cas de relation de causalité de x à y et de x à z la valeur maximale du coefficient de corrélation (Figure 2.2.a-c) reste très faible (valeur de coefficient proche de zéro) et ne permet pas d'identifier la relation entre ces signaux.

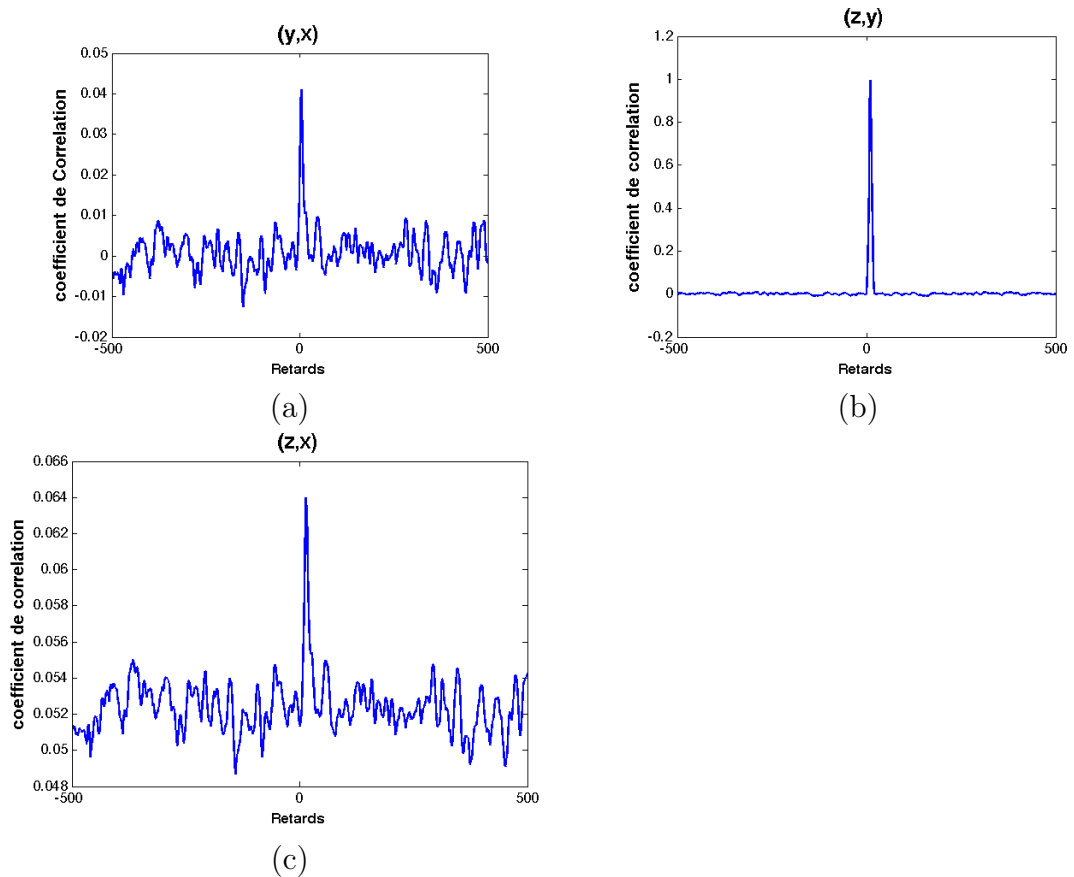


FIGURE 2.2 – Coefficients d’Inter-Corrélation (CIC) de l’exemple illustratif : (a) CIC entre y et x, (b) CIC entre z et y, (c) CIC entre z et x

2.3.2 Méthode d’identification basée sur le transfert d’entropie

2.3.2.1 Théorie de l’information

Dans cette section, nous examinons dans quelle mesure les informations théoriques peuvent être utiles dans le processus de construction de graphe de causalité d’un système complexe de grande dimension à partir des données. L’idée sous-jacente est que les quantités basées sur l’entropie relative (par exemple, l’information mutuelle, le transfert d’entropie) fournissent une vue macroscopique sur les distributions de probabilité qui conduisent à des

contraintes testables sur les données. Quantifier les dépendances stochastiques en utilisant la théorie de l'information s'avère également être utile comme mesure de la force de lien de causalité (flux d'informations).

Considérons par exemple deux variables dépendantes observées A et B dans lesquelles il est impossible de distinguer à l'aide des informations de dépendance si A cause B, ou B cause A, ou s'il y a une cause commune aux deux événements. Pour décider, parmi ces cas, les règles d'inférence ont été employées et nous avons utilisé des méthodes basées sur la théorie de l'information pour la distinction de ces dépendances.

2.3.2.1.1 Information mutuelle

L'entropie différentielle pour une variable aléatoire continue est introduite en 1948 par Shannon [34].

Soit X un vecteur aléatoire avec la fonction de densité de probabilité (pdf) $p(x)$, alors son entropie différentielle est définie par :

$$H(x) = - \int p(x) \ln(p(x)) dx \quad (2.5)$$

Où \ln est le logarithme népérien.

On peut définir la version discrète de l'entropie différentielle comme suit : Soit S une variable aléatoire discrète dont les valeurs possibles s_1, \dots, s_m , chaque probabilité correspondant à $p_i = p(s_i), i = 1, \dots, m$. La quantité moyenne d'information obtenue à partir d'une mesure qui indique une valeur particulière s_i est donnée par l'entropie $H(S)$:

$$H(S) = - \sum_{i=1}^m p_i \ln p_i \quad (2.6)$$

L'entropie de S peut être considérée comme l'incertitude de S .

L'entropie jointe $H(X, Y)$ de deux variables aléatoires discrètes X et Y est

définie de manière analogue :

$$H(X, Y) = - \sum_{i=1}^{m_X} \sum_{j=1}^{m_Y} p(x_i, y_j) \ln p(x_i, y_j) \quad (2.7)$$

Où $p(x_i, y_j)$ est la probabilité conjointe que X est dans l'état x_i et Y dans l'état y_j (m_X et m_Y correspondent au nombre d'états possibles de X et Y respectivement). Si les variables aléatoires X et Y sont statistiquement indépendantes, l'entropie jointe $H(X, Y)$ devient $H(X, Y) = H(X) + H(Y)$. En général, l'entropie conjointe peut être exprimée en termes d'entropie conditionnelle $H(X | Y)$ comme suit :

$$H(X, Y) = H(X | Y) + H(Y) \quad (2.8)$$

Où

$$H(X, Y) = - \sum_{i=1}^{m_X} \sum_{j=1}^{m_Y} p(x_i, y_j) \ln p(x_i | y_j) \quad (2.9)$$

Et $p(x_i | y_j)$ est la probabilité conditionnelle. L'entropie jointe exprime le taux d'incertitude dans X sachant Y .

L'information mutuelle $I(X, Y)$ entre deux variables aléatoires X et Y est alors définie comme [32] :

$$I(X, Y) = H(X) + H(Y) - H(X, Y) \quad (2.10)$$

L'information mutuelle de deux variables reflète la réduction mutuelle dans l'incertitude d'une variable en connaissant l'autre. Cette mesure est non-négative puisque $H(X, Y) \leq H(X) + H(Y)$, l'égalité a lieu si et seulement si X et Y sont statistiquement indépendants. L'information mutuelle (MI) mesure la force de la dépendance dans le sens où :

- (1) $I(X, Y) = 0$ si et seulement si X est indépendant de Y ,
- (2) pour les distributions bivariantes normales,

$$I(X, Y) = -\frac{1}{2} \log(1 - \rho^2(X, Y)) \quad (2.11)$$

où ρ est le coefficient de corrélation entre X et Y [17].

L'information mutuelle conditionnelle entre les variables aléatoires X et Y , étant donnée Z , est défini comme :

$$I(X, Y | Z) = H(X | Z) + H(Y | Z) - H(X, Y | Z) \quad (2.12)$$

Pour Z indépendant de X et Y on a :

$$I(X, Y | Z) = I(X, Y) \quad (2.13)$$

2.3.2.1.2 Transfert d'entropie

La principale mesure utilisée par Palus et al. [27] pour déduire les relations de causalité, à savoir la directionnalité de couplage entre les processus $\{X(t)\}$ et $\{Y(t)\}$, est la MI conditionnelle $I(Y(t), X(t+\tau) | X(t))$ et $I(X(t), Y(t+\tau) | Y)$.

Si les processus $\{X(t)\}$ et $\{Y(t)\}$ sont substitués par des systèmes dynamiques évoluant dans des espaces de dimensions mesurables m et n , respectivement, les variables X et Y dans $I(Y(t), X(t+\tau) | X(t))$ et $I(X(t), Y(t+\tau) | Y)$ doivent être considérées comme vecteurs de dimension $n \times m$. L'information mutuelle conditionnelle peut être aussi définie comme :

$$\begin{aligned} & I(\vec{Y}(t), \vec{X}(t+\tau) | \vec{X}(t)) \\ & = I((y(t), y(t-1), \dots, y(t-(m-1))), x(t+\tau) | (x(t), x(t-1), \dots, x(t-(n-1)))) \end{aligned} \quad (2.14)$$

L'information mutuelle conditionnelle dans l'autre direction $I(\vec{X}(t), \vec{Y}(t+\tau) | \vec{Y}(t))$ est définie par analogie complète.

La même formulation peut être utilisée pour les processus de Markov d'ordres finis m et n . En utilisant l'idée des processus de Markov d'ordres finis, Schreiber [32] a introduit une mesure permettant de quantifier le transfert d'informations de causalité entre les systèmes évoluant dans le temps, en se basant sur les probabilités conditionnelles appropriées.

En supposant que le système étudié peut être représenté par un processus de Markov stationnaire d'ordre k , les probabilités de transition décrivant l'évolution du système sont $p(x_{n+1} | x_n, \dots, x_{n-k+1})$.

Si deux processus X et Y sont indépendants, alors la propriété de Markov généralisée devient

$$p(x_{n+1} | x_n, \dots, x_{n-k+1}) = p(x_{n+1} | x_n^{(k)}, y_n^{(l)}) \quad (2.15)$$

où $x_n^{(k)} = (x_n, \dots, x_{n-k+1})$, $y_n^{(l)} = (y_n, \dots, y_{n-l+1})$ et l est le nombre d'états de conditionnement de processus J . Schreiber a proposé d'utiliser la divergence de Kullback-Leibler [32] pour mesurer la déviation des probabilités de transition de la propriété de Markov généralisée. Il en résulte le transfert d'entropie défini par :

$$T_{Y \rightarrow X} = \sum p(x_{n+1}, x_n^{(k)}, y_n^{(l)}) \log \frac{p(x_{n+1} | x_n^{(k)}, y_n^{(l)})}{p(x_{n+1} | x_n^{(k)})} \quad (2.16)$$

L'équation (2.16), d'une façon générique, peut être représentée sous la forme :

$$T_{Y \rightarrow X} = \sum p(x_{n+h}, x_n^{(k)}, y_n^{(l)}) \log \frac{p(x_{n+h} | x_n^{(k)}, y_n^{(l)})}{p(x_{n+h} | x_n^{(k)})} \quad (2.17)$$

Où h représente le retard existant entre les processus X et Y . Le numérateur de l'expression logarithmique, décrivant la probabilité de x_{n+h} si les valeurs passées de x_n et y_n sont connues, est comparé au dénominateur, décrivant la probabilité de x_{n+h} si uniquement x_n est connue.

Si $T_{Y \rightarrow X} = 0$, aucune information n'est transférée de Y à X . En terme de probabilité c'est le cas si x_{n+h} est indépendante de x_n et y_n .

Le transfert d'entropie est explicitement non symétrique dans l'échange entre X et Y (une expression similaire est définie pour $T_{X \rightarrow Y}$). Le transfert entropie peut donc être utilisé pour détecter la direction du couplage entre deux séries chronologiques. En d'autres termes, le transfert d'entropie représente l'information sur une observation future du processus x_{n+h} obtenue à partir de l'observation simultanée des valeurs passées x_n et y_n respectives des processus X et Y , après avoir écarté les informations sur l'observation future de x_{n+h} obtenues seulement à partir des valeurs passées de x_n .

2.3.2.2 Estimation du transfert d'entropie par méthode des histogrammes

Considérons une paire de variables aléatoires x et y à valeurs dans l'espace mesurable X et Y , respectivement. Leur transfert d'entropie $T_{y \rightarrow x}$ est :

$$T_{y \rightarrow x} = \sum p(x_{i+h}, x_i, y_i) \log \frac{p(x_{i+h}, x_i, y_i)p(x_i)}{p(x_{i+h}, x_i)p(x_i, y_i)} \quad (2.18)$$

L'une des méthodes non paramétrique la plus simple et largement utilisée pour cette estimation (2.18) est l'approximation par histogramme des distributions de probabilités $p(x_{i+h}, x_i, y_i), p(x_i, y_i), p(x_i)$ et $p(x_{i+h}, x_i)$ [17]. La plage d'une variable, disons x , est divisée en classes m_X discrets $a_i \in A$ chacun avec une largeur h_X . Soit k_i désignant le nombre de mesures qui se trouvent dans la classe a_i . La probabilité $p(x_i)$ est approchée par des fréquences relatives d'occurrence $p_X(a_i) = k_i/N$, où N est la taille (le nombre de points) de l'ensemble de données. De manière analogue, nous estimons la probabilité $p(y_j)$ en utilisant des éléments b_j de la largeur h_y appartenant à la partition B ainsi $p_Y(b_j) = k_j/N$. La probabilité conjointe $p(x_i, y_j)$ est alors estimée à l'aide du produit de partition $A \times B : p_{X,Y}(a_i \times b_j) = k_{i,j}/N$. Les autres probabilités jointes dans l'expression (2.18) sont estimées de la même façon. Cette méthode est aussi appelée décomposition en classes équidistantes, comme toutes les classes de l'histogramme ont la même taille.

Il peut être démontré que l'estimation du transfert d'entropie (TE) en utilisant cette méthode fluctue autour de la vraie valeur, ou qu'elle est systématiquement surestimée. De plus, ces méthodes ne sont pas adaptées à des dimensions supérieures (estimation de densité de probabilité de plus de 3 variables). Une quantité insuffisante de données, survenant surtout dans des dimensions supérieures, conduit à une occupation limitée de nombreuses classes de l'histogramme donnant lieu à des estimations biaisées des distributions de probabilités, par conséquent une mesure surestimée du transfert d'entropie.

Daub et al. [14] ont développé une méthode d'estimation multidimensionnelle de l'information mutuelle en utilisant des B-splines. Dans les approches classiques de l'histogramme, les points de données près des frontières d'une classe

peuvent passer à la classe voisine à cause du bruit ou des fluctuations, et de cette façon ils introduisent une variance supplémentaire dans l'estimation calculée. Même pour des ensembles de taille moyenne, cet écart n'est pas négligeable. Pour résoudre ce problème, Daub et al. [14] ont proposé une méthode par histogramme généralisée, qui utilise des fonctions B-splines pour attribuer des points de données à des classes. L'espace d'échantillon est divisé en classes de taille égale, comme dans la décomposition de classes équidistantes. La principale différence entre les méthodes d'histogramme classiques et de la décomposition de classes généralisées, est qu'un point de données est affecté à des classes multiples simultanément avec des poids donnés par fonctions B-splines qui sont implicitement normalisées. La forme des fonctions B-spline est déterminée par leur ordre k , qui est un paramètre de la méthode.

Lorsque les B-splines d'ordre 1 sont sélectionnées, chaque point est attribué à une classe unique et la méthode est équivalente à une décomposition de classes équidistantes simples. La méthode proposée est donc une décomposition de classes fixes prolongées par une étape de prétraitement pour réduire la variance.

La probabilité $p(a_i)$ de chaque classe est estimée par :

$$p(a_i) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N B_{i,k}(\hat{x}_j) \quad (2.19)$$

Où $B_{i,k}$ est une fonction B-spline d'ordre k évaluée à la classe i , \hat{x}_j est un échantillon d'échelle appropriée à des données en correspondance avec les valeurs de x dans le domaine des fonctions B-spline. Dans le cas de deux dimensions la densité de probabilité jointe est calculée par :

$$p(a_i, b_j) = \frac{1}{N} \sum_{l=1}^N B_{i,k}(\hat{x}_l) \times B_{j,k}(\hat{y}_l) \quad (2.20)$$

2.3.2.3 Estimation du transfert d'entropie : méthode du noyau

Les méthodes d'estimation des densités de probabilités jointes à base de noyau se sont avérées supérieures aux méthodes classiques des histogrammes

pour les raisons suivantes [37] :

- Elles ont un meilleur taux d'erreur quadratique moyenne de la convergence de l'estimation de la densité,
- Les formes de fenêtres ne sont pas limitées à la fenêtre rectangulaire.

L'estimateur de la densité à base de noyau dans une dimension introduit par Silverman [36] est défini par :

$$f(x) = \frac{1}{Nh} \sum_{i=1}^N K\left(\frac{x - x_i}{h}\right) \quad (2.21)$$

Où h est le paramètre de largeur du noyau. La fonction noyau $K(x)$ est nécessaire pour avoir une fonction (normalisée) de densité de probabilité [28]. Il s'ensuit que f elle-même est également une densité de probabilité. Le choix de h est crucial, Silverman suggère, comme largeur h optimale en se basant sur une minimisation de l'erreur moyenne intégrée carrée, en supposant que la distribution sous-jacente est gaussienne :

$$h_{opt} = 1.06\sigma N^{-1/5} \quad (2.22)$$

Où σ désigne l'écart type des données. Pour deux dimensions, nous utilisons un estimateur à noyau gaussien de deux dimensions.

$$f_g(x, y) = \frac{1}{2\pi Nh^2} \sum_{i=1}^N \exp(-d_i(x, y)^2/2h^2) \quad (2.23)$$

Où $d_i(x, y)$ est la distance euclidienne de (x, y) à partir de (x_i, y_i) . En supposant que la densité de f_g est gaussienne [36], une valeur approchée de l'optimale est donnée par

$$h_{opt} \approx \sigma \left(\frac{4}{d+2}\right)^{1/(d+4)} N^{-1/(d+4)} \quad (2.24)$$

Après une estimation du transfert d'entropie, un test statistique est nécessaire afin d'évaluer la valeur obtenue par rapport à un seuil de tolérance prédéfini, la section suivante présente la procédure d'évaluation de la valeur du transfert d'entropie.

2.3.2.4 L'évaluation de la causalité par test statistique

La mesure du transfert d'entropie présentée ci-dessus entre deux variables uniques ou des ensembles de variables, représente la force d'une relation de causalité. Cependant, Les valeurs faibles du transfert d'entropie suggèrent l'absence d'une relation de causalité, tandis que la présence d'une relation de causalité est représentée par des valeurs élevées du transfert d'entropie. D'où le besoin d'un test statistique pour évaluer cette mesure et détecter la présence ou l'absence d'un lien de causalité. Nous considérons le test statistique de degré de signification (importance) décrit dans [42] pour évaluer la mesure de la fonction de transfert d'entropie $T_{Y \rightarrow X}$. L'hypothèse nulle H_0 de ce test est que Y n'a pas d'effet causal sur X .

Nous avons d'abord estimé la distribution de la mesure $T_{Y \rightarrow X}$ sous l'hypothèse H_0 (voir Figure 2.3). Cela se fait par la génération de plusieurs substituts de la série temporelle source Y (en permutant les éléments de la source de Y pour obtenir chaque substitut Y_P), puis en utilisant chaque Y_P pour calculer TE : $T_{Y_P \rightarrow X}$. Ces substituts sont calculés à partir du même nombre d'observations,

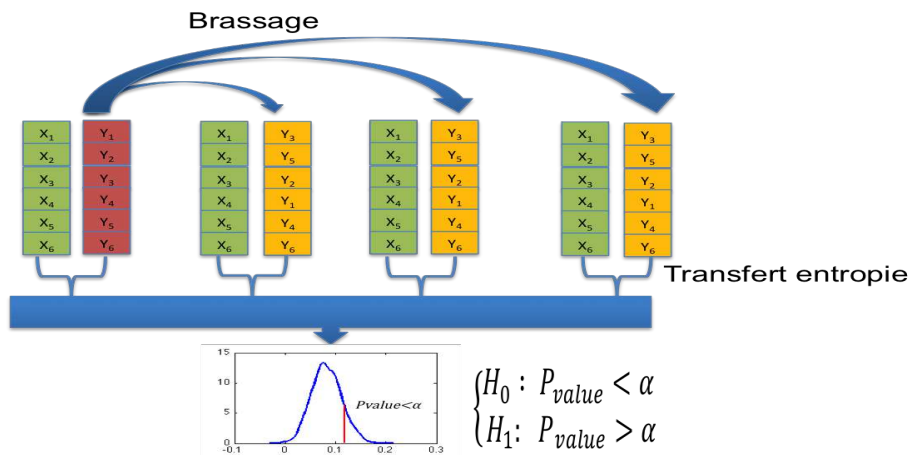


FIGURE 2.3 – Procédure de test statistique

et les mêmes distributions $P(y_n)$ et $P(x_{n+1}|x_n)$; la seule différence est que la dépendance temporelle $P(x_{n+1}|x_n, y_n)$ des changements d'état de la source sur la destination a été détruite. Ainsi, la distribution du $T_{Y_P \rightarrow X}$ décrit notre espérance pour $T_{Y \rightarrow X}$ sous H_0 . On peut alors déterminer un seuil unilatéral

p-valeur de la probabilité de notre observation de $T_{Y \rightarrow X}$, étant $T_{Y \rightarrow X}$ répartis comme $T_{Y_p \rightarrow X}$, c'est à dire la probabilité d'observer $T_{Y_p \rightarrow X}$ est supérieure à celle effectivement mesurée en supposant H_0 . Cela peut se faire soit directement en comptant la proportion où $T_{Y_p \rightarrow X} > T_{Y \rightarrow X}$, ou en supposant une distribution normale de $T_{Y_p \rightarrow X}$ et calculer la p-valeur sous un z-test. Pour une valeur de α donnée, qui est souvent 0,05 ou 0,01, indiquant que les résultats observés sont très peu probables sous l'hypothèse nulle H_0 , nous rejetons H_0 lorsque $p < \alpha$, en concluant l'existence d'une relation de causalité entre la source et la destination.

2.3.2.5 Transfert d'entropie multivariable

Dans les sections précédentes, nous avons décrit les aspects théoriques de la construction d'une mesure de causalité à base du transfert d'entropie entre deux signaux, en considérant l'hypothèse que les deux processus peuvent interagir seulement entre eux. Toutefois, si deux systèmes couplés sont une partie d'un réseau d'interaction, l'estimation des liens de causalités peut englober non seulement les interactions directes entre les deux processus, mais aussi les interactions indirectes possibles.

L'interconnexion indirecte peut renforcer ou affaiblir notre estimation de la causalité entre deux signaux d'intérêt. Pour estimer la force de couplage direct entre deux systèmes donnés, nous devons nous débarrasser de l'influence de l'environnement (l'environnement ici représente les autres noeuds du réseau d'interaction). Considérons le graphe orienté suivant :

$$x \longrightarrow y \longrightarrow z \tag{2.25}$$

Où x influe indirectement sur z à travers y . Par définition l'influence directe de x sur y est validée par les valeurs positives de $T_{x \rightarrow y}$. Fait intéressant, les valeurs $T_{x \rightarrow z}$ sont également positives, bien qu'il n'existe pas de couplage direct de x à z . Par conséquent, il est nécessaire d'étendre la formule de transfert d'entropie

(2.17) au cas multivariable comme suit :

$$T_{(x \rightarrow z/y)} = \sum_{z_{i+h}, z_i, x_i, y_j} P(z_{i+h}, z_i, x_i, y_j) \log \frac{P(z_{i+h} | z_i, x_i, y_j)}{P(z_{i+h} | z_i, y_j)} \quad (2.26)$$

L'idée derrière cette formule étendue est de mesurer le flux d'informations entre x et z connaissant le passé de z et y (y ici peut représenter plus d'une variable), ce qui permettra d'éliminer le lien de causalité. Si c'est un lien indirect, les informations provenant de x à z sont déjà incluses dans y .

2.3.2.6 Méthode proposée

Considérons une application industrielle avec matrice de mesures $X = [x^1, \dots, x^n]$ où chaque colonne est une série temporelle représentant une variable mesurée x^k avec $k = 1 \dots n$, n le nombre de variables mesurées du système. Afin de mesurer la causalité entre les différentes variables du système, on calcule le transfert d'entropie $T_{x^k \rightarrow x^l}(h)$ en fonction du retard h , pour chaque paire de variables comme défini en (2.17), avec $k, l = 1, \dots, n, k \neq l$. On considère $\hat{T}_{x^k \rightarrow x^l}$ et h_{kl} la mesure de causalité et le retard estimé de x^k à x^l respectivement par :

$$\begin{aligned} \hat{T}_{x^k \rightarrow x^l} &= \max\{T_{x^k \rightarrow x^l}(h)\} \\ h_{kl} &= \arg(\max\{T_{x^k \rightarrow x^l}(h)\}) \end{aligned} \quad (2.27)$$

Les résultats peuvent être regroupés dans une matrice de causalité et une matrice de retard comme suit :

$$CM = \begin{pmatrix} 0 & \hat{T}_{x^2 \rightarrow x^1} & \cdots & \hat{T}_{x^N \rightarrow x^1} \\ \hat{T}_{x^1 \rightarrow x^2} & 0 & \cdots & \hat{T}_{x^N \rightarrow x^2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \hat{T}_{x^1 \rightarrow x^N} & \hat{T}_{x^2 \rightarrow x^N} & \cdots & 0 \end{pmatrix}. \quad (2.28)$$

$$del = \begin{pmatrix} 0 & h_{21} & \cdots & h_{N1} \\ h_{12} & 0 & \cdots & h_{N2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{N1} & h_{N2} & \cdots & 0 \end{pmatrix}. \quad (2.29)$$

Les lignes représentent les variables de cause, tandis que les colonnes représentent les variables d'effet. La tâche consiste à générer une matrice causale qui montre les relations entre toutes les variables du système étudié de manière automatisée. Toutes les relations avec des valeurs de transfert d'entropie significative (test statistique section 2.3.2.4) sont considérées comme des liens de causalité, tandis que celles avec des valeurs moins significatives sont ignorées. Ce traitement donne une matrice constituée de 1 et de 0, dans lequel le 1 signifie que la variable de colonne influence la variable de ligne.

Comme expliqué dans la section 2.3.2.5, le calcul de la mesure de causalité en utilisant le transfert d'entropie entre chaque paire de variables n'indique pas seulement les liens de causalité directs mais aussi indirects. D'où la nécessité de raffiner la matrice de causalité en éliminant les liens indirects. Pour cela, on évalue le transfert d'entropie multivariable $T_{x^k \rightarrow x^l / x^m}(h_{kl}, h_{ml})$ où les mesures de causalité $\hat{T}_{x^k \rightarrow x^l}$, $\hat{T}_{x^m \rightarrow x^l}$ et $\hat{T}_{x^k \rightarrow x^m}$ ont un niveau significatif et aussi $h_{kl} > h_{ml}$ avec h_{kl} et h_{ml} sont les retards détectés de x^k et x^m à x^l respectivement.

2.3.2.7 Exemple illustratif

Afin d'illustrer la méthode d'identification présentée dans la section précédente (2.3.2.6), considérons le système décrit par les équations (2.30).

$$\begin{aligned} x(t) &= 0.1x(t-1) + u(t) + \eta(t) \\ y(t) &= 0.2y(t-1) + \sin(x(t-3)) + \eta(t) \\ z(t) &= 0.2z(t-1) + 0.7y(t-10) + \eta(t) \end{aligned} \quad (2.30)$$

Pour générer un graphe de causalité orienté qui représente les relations entre les variables x , y et z , le transfert d'entropie en fonction du retard a été calculé pour ces variables (Figure 2.4), afin d'identifier les liens de causalité entre

chaque paire de variables. On peut voir clairement dans la Figure (2.4.b) que

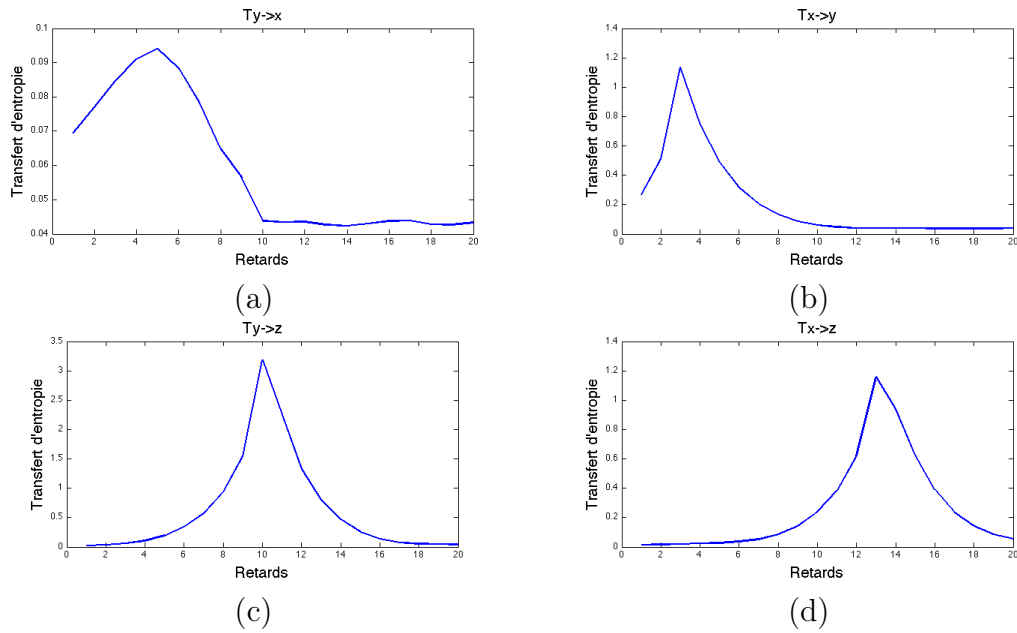


FIGURE 2.4 – Transfert d'entropie en fonction du retard de l'exemple illustratif

le transfert d'entropie de x vers y est maximal pour un retard égal à 3 périodes d'échantillonnages, avec un niveau significatif. Par contre la valeur maximale du transfert d'entropie de y vers x est relativement faible (Figure 2.4.a). Cela coïncide bien avec le fait que x influence y et pas le contraire. De la même façon, on confirme la relation de causalité de y vers z (Figure 2.4.c). La relation de x vers z représente une relation de causalité indirecte à travers y . On voit clairement à partir de la Figure 2.4.d qu'on arrive à détecter cette relation avec un retard de 13 périodes d'échantillonnages ($h_{xy} + h_{yz} = 10 + 3$). Afin d'avoir un modèle de causalité qui représente la structure du système il est nécessaire d'éliminer les liens de causalité indirects du graphe (le cas de x vers z). Ainsi on calcule le transfert d'entropie multivariable de x vers z en tenant compte de l'information venant de y ($\hat{T}_{z \rightarrow z/y}$) avec $h_{xz} = 13s$ et $h_{yz} = 10s$. Le résultat est présenté dans la Figure 2.5. On a la valeur du transfert d'entropie de x vers z (Figure 2.4.d) on obtient une valeur de transfert d'entropie de x vers z significative ($\hat{T}_{x \rightarrow z} = 1.2$). Après le calcul du transfert d'entropie en tenant compte de l'information issue du y (Figure 2.5) on constate que la

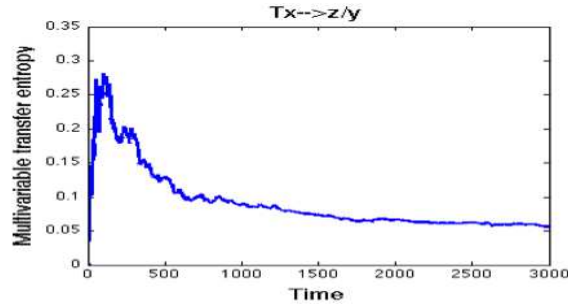


FIGURE 2.5 – Transfert d’entropie multivariable de x vers z connaissant y

fonction du transfert d’entropie multivariable converge vers une valeur plus faible ($\widehat{T}_{z \rightarrow z/y} = 0.05$). Ce qui indique que la relation de x vers y est une relation de causalité indirecte qui passe à travers y . L’application du transfert entropie sur l’exemple ci-après permet d’identifier les liens de causalité entre les variables du système (2.30) considéré. Dans un premier temps, le transfert entropie bi-variable est appliqué sur chaque paire de variables. Cette première étape de la procédure permet d’identifier les relations directes ($x \rightarrow y$ et $y \rightarrow z$) et indirectes ($x \rightarrow z$) qui peuvent exister entre les variables du système. Dans un second temps, le transfert d’entropie multivariable, présenté dans 2.3.2.5, est appliqué afin d’éliminer les liens indirects.

L’application de la procédure en deux étapes est liée à la réduction de la complexité algorithmique.

2.4 Étude de cas

2.4.1 Description du système banc d’essai

Le schéma du système à trois cuves est donné à la Figure 2.6, où l’on peut voir que le système utilise la cuve I pour chauffer le liquide 1 et la cuve II comme unité de mélange du liquide provenant des cuves I et III. Notons que le liquide provenant de la cuve III passe à travers des vannes, d’où son débit limité (du moins par rapport aux flux possibles de la cuve I). Dans la Table 2.4.1 les mesures disponibles du système sont décrites. Le système physique

Nom du Variable	Unité	Description
L_1	m	Niveau de cuve 1
L_2	m	Niveau de cuve 2
L_3	m	Niveau de cuve 3
k_{ratio}	%	Rapport entre le flux du liquide à partir du cuve 1 et cuve 3
T_1	°C	La température dans la cuve 1
T_2	°C	La température dans la cuve 2
Q_{00}	l/min	Débit d'entrée de la pompe 1
Q_{01}	l/min	Débit d'entrée de la pompe 1 vers la cuve 1
Q_{02}	l/min	Débit d'entrée de la pompe 1 vers la cuve 2
Q_{12}	l/min	Débit d'entrée de la cuve 1 (liquide chauffé 1) dans la cuve 2
Q_{20}	l/min	Débit de sortie du produit final de la cuve 2
Q_{03}	l/min	Débit d'entrée de la pompe 4 vers la cuve 3
Q_{30}	l/min	Débit de sortie de la cuve 3
Q_{32}	l/min	Débit du liquide de la cuve 2 dans la cuve 3
Q'_{32}	l/min	Débit du liquide de la cuve 2 dans la cuve 3 (seconde fonction)

TABLE 2.1 – Liste des variables mesurées du système.

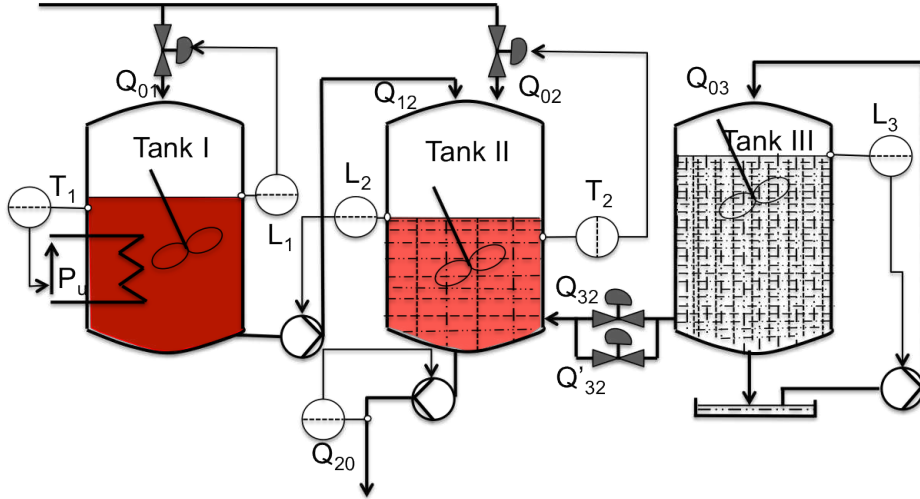


FIGURE 2.6 – Le système à trois cuves

peut être modélisé à l'aide des équations de bilan de masse et calorifique.

- Équations de bilan des volumes : les équations physiques décrivant l'évolution des variables d'état L_1 , L_2 et L_3 (les niveaux de fluide dans les trois cuves) sont les suivantes :

$$\begin{aligned}
 S_1 \dot{L}_1 &= Q_{01} - Q_{12} \\
 S_2 \dot{L}_2 &= Q_{12} + Q_{02} - Q_{20} + (Q_{32} + Q'_{32}) \\
 S_3 \dot{L}_3 &= Q_{03} - Q_{30} - (Q_{32} + Q'_{32})
 \end{aligned} \tag{2.31}$$

Les relations linéaires connues :

$$\begin{aligned}
 Q_{01} &= k_1(U_1) \\
 Q_{02} &= k_2(U_2) \\
 Q_{12} &= \varphi_{12}(U_{12}) \\
 Q_{03} &= \varphi_3(U_3) \\
 Q_{32} &= \varphi_{32} \sqrt{(|L_3 - L_2|)} \text{sign}(L_3 - L_2) \\
 Q_{20} &= \varphi_{20}(U_{20}) \\
 Q_{30} &= \varphi_{30}(U_{30})
 \end{aligned} \tag{2.32}$$

Les équations 2.32 représentent les flux des pompes et des vannes en

fonction des tensions d'entrées correspondantes (U_i) et les niveaux de fluide, où k_i est un coefficient d'amplification de la vanne i , φ_i coefficient de débit de la pompe i et S_i sont les sections du réservoir i . En régime permanent, ces équations donnent :

$$\begin{cases} Q_{20} = Q_{12} + Q_{02} + (Q_{32} + Q'_{32}) \\ Q_{30} = Q_{03} - (Q_{32} + Q'_{32}) \end{cases} \quad (2.33)$$

- L'évaluation de l'énergie calorifique : l'énergie calorifique apportée par la résistance du chauffage est utilisée pour régler les températures T_1 , T_2 et T_3 . On suppose qu'il n'y a aucune dispersion d'énergie calorifique dans l'environnement. Par conséquent, les températures sont liées aux débits Q_1 , Q_2 et Q_3 par les équations :

$$\begin{aligned} S_1 H_1 \dot{T}_1 &= Q_{01} T_0 - Q_{12} T_1 + \frac{P_w}{\rho} \\ S_2 H_2 \dot{T}_2 &= Q_{12} T_1 + (Q_{32} + Q'_{32} + Q_{02}) T_0 - Q_{02} T_2 \end{aligned} \quad (2.34)$$

où P_w est la puissance de chauffage et ρ est la densité de liquide. En régime permanent, ces équations deviennent :

$$\begin{aligned} Q_{01} T_0 - Q_{12} T_1 + \frac{P_w}{\rho} &= 0 \\ Q_{12} T_1 + (Q_{32} + Q'_{32} + Q_{02}) T_0 - Q_{02} T_2 &= 0 \end{aligned} \quad (2.35)$$

L'objectif principal du système de contrôle est de maintenir un rapport constant entre les liquides venant des cuves I et III. Il faut réguler la température du liquide de la cuve II selon certaines spécifications et contraintes. Les objectifs de contrôle principaux sont les suivants :

- Maintenir un ratio constant entre les liquides en entrée à partir des cuves I et III : $Q_{02} + Q_{12} = k_{ratio}(Q_{32} + Q'_{32})$;
- Contrôler la température T_2 du mélange (produit final) ;
- Maintenir le flux de sortie Q_{20} du produit final à partir de la cuve II ;
L'objectif secondaire :
- maintenir un niveau de liquide suffisant dans le réservoir I : $L_1 > 0,75m$

(sinon, le système de chauffage est désactivé).

Description du système de contrôle

Le système de contrôle du système entier peut grossièrement être regroupé en trois sous-systèmes :

- 1- La régulation de flux, est constitué des contrôleurs en cascade des niveaux dans les cuves et des contrôleurs de régulation des débits (soit par des vannes ou des pompes), en outre, un dispositif de commande unique PI (Proportionnel - Intégrateur) est utilisé pour contrôler l'écoulement du produit final à partir du réservoir II.
- 2- Le ratio des flux venant des cuves I et III, l est contrôlé par le régulateur de rapport, qui pilote les deux vannes de raccordement de la cuve I et la cuve II.
- 3- La régulation de la température, utilise un correcteur PI (Proportionnel - Intégrateur) pour contrôler la résistance de chauffage dans la cuve I, qui permet une réponse plus rapide aux changements de consigne de température, alors que la boucle de la température dans la cuve II est pilotée par la vanne contrôlant le flux Q_{02} .

2.4.2 Identification du modèle de causalité du système banc d'essai

Dans cette section, la méthode d'identification, présentée dans la section 2.3.2.6, est appliquée afin de générer le graphe de causalité orienté du système des 3 cuves. Par souci de simplicité, on considère d'abord la modélisation d'une partie du système. Un ensemble réduit de variables du sous-système cuve II est considéré, et le graphe de causalité est généré pour les variables décrivant le sous-système de la cuve II :

- T_2 : température du liquide dans la cuve II.
- T_{2sp} : consigne de température du liquide dans la cuve II.
- Q_{02} : arrivée d'eau froide dans la cuve II.
- Q_{02sp} : point de consigne de l'arrivée d'eau froide dans la cuve II.

En utilisant les données historiques du système, le transfert d'entropie en fonction du retard est calculé pour chaque paire de variables (Figure 2.7) . La Figure

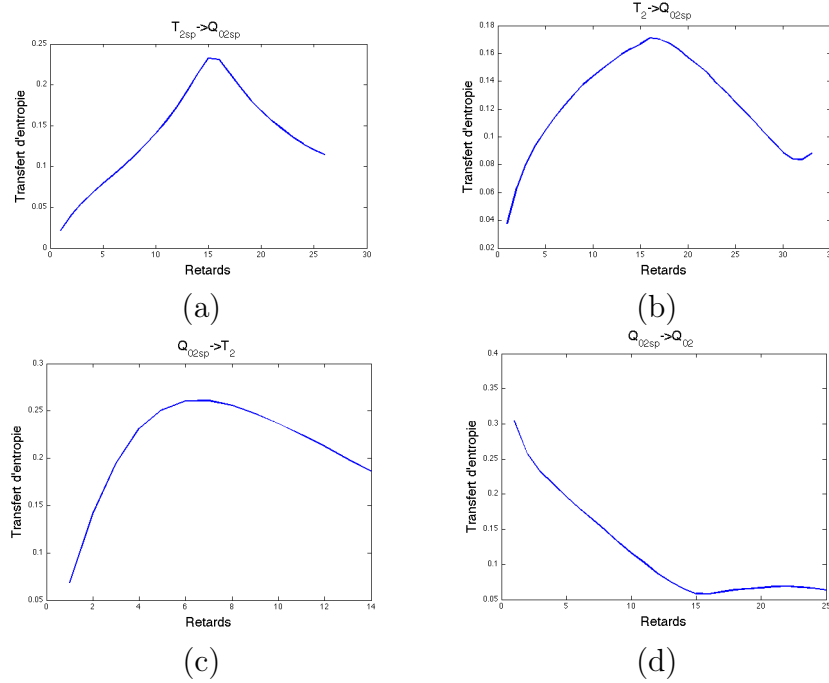


FIGURE 2.7 – Transfert d'entropie en fonction du retard

2.7.a présente le transfert d'entropie calculé de T_{2sp} vers Q_{02sp} en fonction du retard. Il présente une valeur maximale de $\hat{T}_{T_{2sp} \rightarrow Q_{02sp}} = 0,23$ avec un retard de $h_{T_{2sp}Q_{02sp}} = 15s$, ce qui indique la présence d'un lien de causalité entre ces deux variables. Le même raisonnement est appliqué pour les autres paires de variables. La Table 2.2 ci-dessous résume les coefficients de transfert d'entropie et les retards détectés. Après le calcul de la matrice des maximums de transfert d'entropie, on applique le test statistique (section 2.3.2.4), afin de générer la matrice d'incidence du système. Figure 2.8.a présente le graphe orienté associé à la matrice d'incidence identifiée. Après avoir identifié le modèle basé sur l'estimation du transfert d'entropie, nous affinons le modèle préliminaire en retirant les liens indirects par l'utilisation du transfert d'entropie multivariable tel que présenté dans la section (2.3.2.6). La figure 2.9 présente le transfert d'entropie multivariable de Q_{02sp} vers T_{2sp} , nous pouvons voir que $\hat{T}_{Q_{02sp} \rightarrow T_{02sp}/Q_{02}}$ converge vers une valeur faible (0,015) ce qui indique que le lien détecté est un lien de causalité indirecte à travers Q_{02} . En appliquant

	T_{2sp}		T_2		Q_{02sp}		Q_{02}	
	TE	d	TE	d	TE	d	TE	d
T_{2sp}	0	0	0.05	50	0.11	30	0.11	30
T_2	0.66	15	0	0	0.26	7	0.23	6
Q_{02sp}	0.23	15	0.17	16	0	0	0.12	26
Q_{02}	0.23	15	0.17	0	0.30	1	0	0

TABLE 2.2 – Matrice des coefficients de TE (maximum) et les retards estimés entre les paires de variables

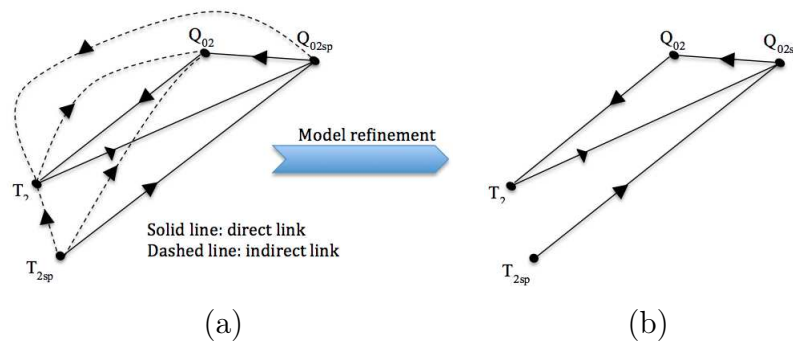


FIGURE 2.8 – Le modèle de causalité des variables du sous-système cuve II

la même procédure sur les autres variables, on obtient le modèle de causalité (voir Figure 2.8.b). La procédure de modélisation basée sur le transfert

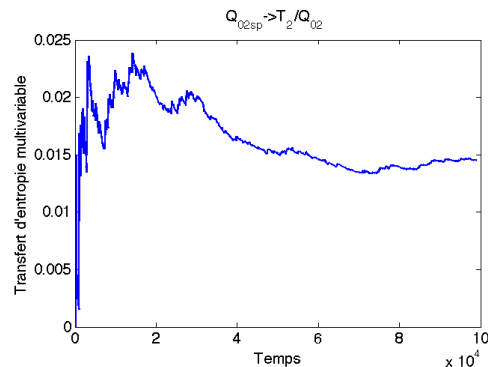


FIGURE 2.9 – Transfert d’entropie multivariable de Q_{02sp} vers T_{2sp} sachant Q_{02}

d’entropie est appliquée à toutes les variables mesurées du système. La matrice des coefficients de transfert d’entropie a été calculée pour chaque paire de variables. De la même manière que dans l’exemple précédent, nous générons un modèle de causalité préliminaire en appliquant le critère d’évaluation de signification (section 2.3.2.4). Ce modèle contient des liens directs et indirects. D’où la nécessité d’affiner le modèle en éliminant les liens indirects en utilisant le transfert d’entropie multivariable. Le modèle structurel global identifié est présenté dans la Figure 2.10.b. En comparant ce modèle avec celui théorique (Figure 2.10.a), nous pouvons voir qu’il y a des liens manquants (par exemple le lien de Q_{32} à T_2) et quelques faux liens qui ont été détectés (exemple de lien de Q_{30} à Q_{01}). Cette différence entre le modèle identifié et celui théorique peut être dû à une excitation insuffisante dans le système pour le cas de liens manqués, ou à une estimation biaisée des densités de probabilité dans le cas d’une fausse détection. Pour évaluer les performances de cette méthode, nous utilisons une mesure de sensibilité et de précision [13], où la sensibilité est le ratio entre le nombre d’arcs présumés et le nombre de vrais arcs. Tandis que la précision représente le rapport entre le nombre d’arcs correctement inférés et le nombre de ceux déduits. La Table 2.3 montre la sensibilité et la précision du modèle de causalité préliminaire et un modèle raffiné. Nous pouvons clairement voir que la performance de la méthode est améliorée de manière significative

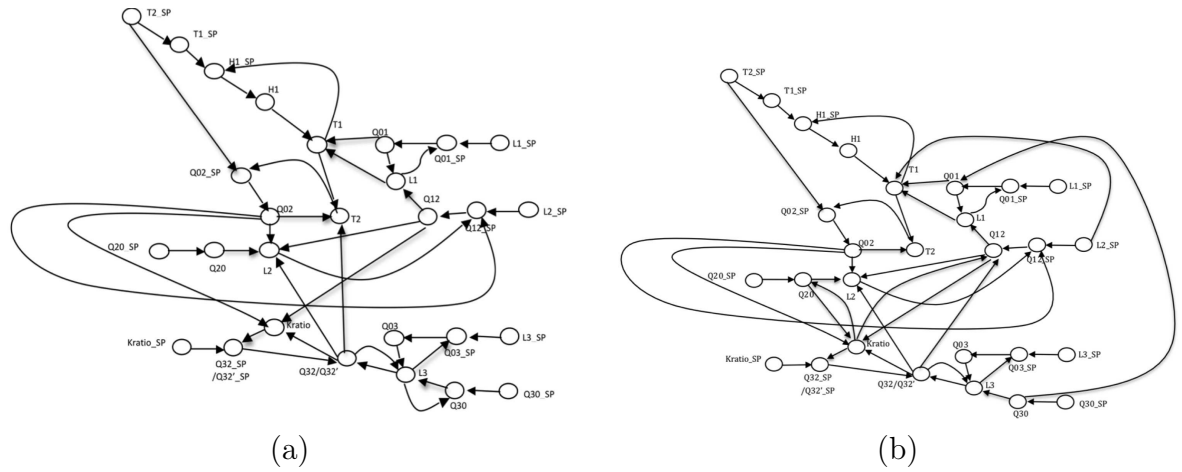


FIGURE 2.10 – Graphe de causalité du benchmark : (a) graphe de causalité théorique. (b) graphe de causalité générée à base du transfert d'entropie.

	Modèle préliminaire	Modèle raffiné
Sensibilité	$103/50 = 206\%$	$53/50 = 106\%$
Précision	$50/102 = 49\%$	$47/53 = 88\%$

TABLE 2.3 – Performance de la méthode de modélisation à base de transfert d'entropie

en affinant le modèle en utilisant le transfert d'entropie multivariable, que l'on peut expliquer par le fait que la plupart des faux arcs sont en fait des liens indirects.

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons traité la question de la modélisation de la causalité. Dans ce contexte deux méthodes de mesure de causalité ont été présentées :

- La première méthode proposée est basée sur l'inter-corrélation entre deux variables mesurées, en effet, l'analyse d'inter-corrélation permet facilement de reconnaître les relations linéaires de causes à effets en introduisant des retards dans les séries temporelles (mesures) et en cherchant le maximum de corrélation correspondant, bien que la corrélation n'implique pas nécessairement une causalité.

Cependant, cette méthode présente quelques inconvénients, lorsqu'il s'agit des systèmes non linéaires ou des oscillations pures, la mesure de causalité basée sur l'inter-corrélation n'est plus crédible. En outre, l'analyse par paire de variables ne peut pas distinguer entre les influences directes ou indirectes. Un exemple flagrant est que la causalité entre X et Z (influence indirecte) peut être le résultat combiné des relations de causalité de X vers Y (influence directe) et de Y vers Z (influence directe).

- La deuxième méthode basée sur le transfert entropie est plus générale. La mesure du transfert d'entropie permet de quantifier la quantité d'information transférée d'un signal à un autre et vice versa (mesure de causalité asymétrique). Le transfert d'entropie est basé sur les estimations de la fonction de densité de probabilité qui nécessite une grande quantité de données. Toutefois, l'historique des données d'un processus sont facilement disponibles de nos jours. En outre, cette méthode est très dépendante de l'estimation des PDFs dont la charge de calcul est élevée.

En comparaison avec la méthode basée sur l'analyse d'inter-corrélation, cette méthode peut être appliquée à des cas plus généraux tels que les systèmes non linéaires. Cette méthode est en mesure d'exhiber les liens de causalité essentiels, même si le retard est peu explicite.

Les résultats obtenus sur le benchmark nous permettent de conclure que la complexité et la dimension du système, produisent un modèle de causalité contenant de faux liens (liens indirects) ne reflétant pas les véritables connexions entre les variables. Afin de palier ce problème, nous proposons l'utilisation du transfert d'entropie multivariable (MTE). L'idée principale derrière le MTE est d'évaluer le transfert d'informations d'une variable à une autre en tenant compte des variables intermédiaires.

Chapitre 3

Diagnostic et pronostic de système à base de graphe de causalité

3.1 Introduction

Depuis ces dernières années, l'industrie joue un rôle majeur dans l'économie mondiale, ce qui nécessite une amélioration incessante d'outils de production afin d'assurer sa pérennité. Cependant, cette modernisation liée à l'utilisation de nouvelles technologies, qui certes a pour but d'améliorer considérablement la productivité des systèmes industriels et aussi d'améliorer durablement la qualité des produits, rend les systèmes de plus en plus complexes et sophistiqués. De plus, un système de production est contraint de produire différents types de recettes (produits) afin de satisfaire les besoins des différents clients. Ceci mène bien souvent vers un système de production de grande dimension induisant une complexité supplémentaire. Ces aspects rendent le système vulnérable aux défauts ce qui nécessite des outils de diagnostic dans le but de satisfaire une demande accrue de fiabilité, disponibilité, reconfigurabilité et de sûreté de fonctionnement du système en question.

Nous nous intéressons précisément aux approches de diagnostic des systèmes complexes basées sur des modèles graphiques, on cite [7, 10, 12, 11].

Dans un système complexe de grande dimension, la propagation d'un défaut peut provoquer une dégradation des performances. De plus, les interactions

entre les sous-systèmes rendent la détection et l'isolation de la cause de cette dégradation une tâche à la fois difficile et importante [12, 2].

Dans le cadre du projet Papyrus, l'idée du diagnostic, en considérant l'aspect système complexe de grande dimension, se base sur l'analyse du graphe de causalité [15] qui interconnecte l'ensemble des indicateurs des performances du système. L'utilisation d'un tel modèle avec des méthodes et algorithmes de détection adaptés permet d'identifier la cause de dégradation des performances de haut niveau (globales) affectées par la dégradation des performances de bas niveau (locales).

Ce chapitre est principalement divisé en trois sections. La première concerne la définition des Indicateurs des performances. La deuxième section concerne l'approche Top-down, qui consiste à évaluer les performances du système en se basant sur les indicateurs de performances (Indicateur de performance haut niveau). Lors d'un défaut (oscillatoire ou non-oscillatoire), l'approche permet la détection et l'isolation de la cause de dégradation des performances du système. La dernière section concerne l'approche Bottom-up, qui consiste à prédire la dégradation des performances de haut niveau à partir d'une dégradation de performance de bas niveau.

3.2 Indicateurs des performances

Les indicateurs de performances utilisés en industrie jouent un rôle essentiel dans la surveillance et l'évaluation des performances du système par rapport aux objectifs fixés (coût, disponibilité, qualité etc.).

Dans cette section, différentes définitions d'indicateurs de performances associés aux niveaux de décomposition du système sont introduites. Les différences entre ces indicateurs dépendent intrinsèquement de la nature du service rendu à l'utilisateur ou à l'exploitant de cette information. Ainsi, un indicateur clé de performance économique est un indicateur global de rentabilité économique de l'entreprise dont l'information peut être exploitée pour améliorer les performances économiques de l'entreprise.

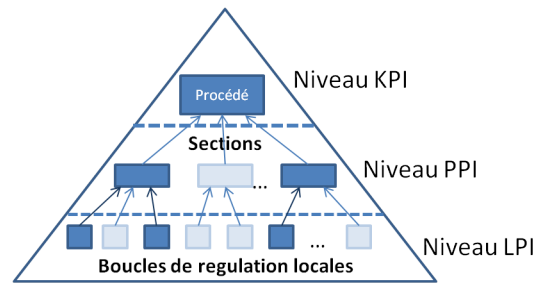


FIGURE 3.1 – Indicateurs des performances associées aux niveaux de décomposition du système

3.2.1 Définition des Indicateurs des Performances

Le système peut être décomposé principalement en trois niveaux distincts. Le haut niveau correspond à un objectif de performance à atteindre en termes de rendement économique. Le niveau intermédiaire est relatif aux indicateurs de qualité du produit. Enfin, le bas niveau est associé aux indicateurs de performance en termes de régulation/asservissement de grandeurs affectant les indicateurs adjacents.

Afin d'illustrer nos propos, la Figure 3.1 permet d'associer un type d'indicateur à chaque niveau de la décomposition du système.

A chacun de ces niveaux du système, les indicateurs de performances s'intitulent respectivement indicateurs de performance clé (Key Performance Indicators : KPI) , indicateurs de performance procédé (Plant Performance Indicators : PPI) et indicateurs de performance locales (Local Performance Indicators : LPI).

Nous commencerons par définir le niveau bas (LPI) et le niveau intermédiaire (PPI). Les variables manipulées dans ces deux niveaux de décomposition sont mesurées directement à partir des sections (niveau intermédiaire) et des sous-systèmes sous-jacents (niveau bas). Les sous-systèmes considérés sont des boucles de régulations. Les indicateurs de performances associés à ces deux niveaux dépendent des consignes et des sorties mesurées (Figure 3.2).

- **Indicateur de performance local** : peut être défini comme l'écart entre la sortie et la consigne de chaque boucle de régulation. Cet écart permet d'évaluer l'aptitude de la boucle de régulation à poursuivre la référence.

• **Indicateur de performance procédé** : peut être défini comme étant un cas particulier des LPI. Il évalue l'écart entre la consigne et la mesure des variables liées à la qualité du produit.

Considérons un vecteur de mesures de dimension m contenant les écarts entre chaque mesure et consigne des variables contrôlées du procédé.

Les indicateurs des performances procédés sont classés dans un vecteur de dimension n . Dans le contexte de système de grande dimension, le nombre de PPI qui représente souvent la qualité du produit, est restreint par rapport au nombre de variables contrôlées (boucles de régulation de bas niveau) et donc $m \gg n$.

Les indicateurs des performances locaux normalisés sont définis par :

$$\forall i = 1, \dots, m, LPI_i(k) = \frac{Consigne_i(k) - Mesure_i(k)}{Consigne_i(k)} \quad (3.1)$$

Les indicateurs des performances procédés normalisés sont définis par :

$$\forall i = 1, \dots, n, PPI_i(k) = \frac{Consigne_i(k) - Mesure_i(k)}{Consigne_i(k)} \quad (3.2)$$

L'indicateur de performance de haut niveau est défini comme une fonction dépendante des indicateurs des performances procédés.

Une définition générique de cet indicateur est donnée par :

◆ **le taux de rendement synthétique** : est un indicateur de haut niveau permettant de mesurer l'efficacité et la performance globale d'un système de production. Ceci à des fins de quantification des pertes de productions et sa répercussion sur le profit économique.

Cet indicateur se décompose principalement en trois taux :

- **le taux de disponibilité** : est une mesure de disponibilité du système de production. Il est influencé par les pannes et les changements de produits qui engendrent des arrêts de production et rendent le système de production indisponible.

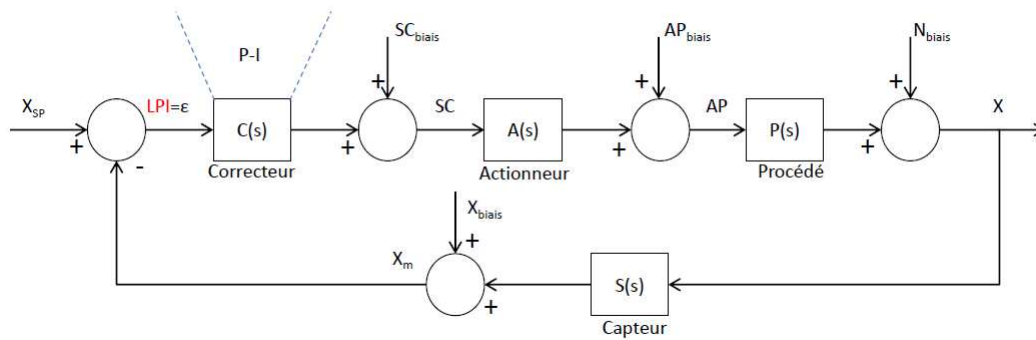


FIGURE 3.2 – Boucle de régulation avec correcteur PI

- **le taux de production** : est calculé à partir de l'indicateur de performance procédé lié au taux de production du système (PPI).
- **le taux de qualité** : est calculé à partir de l'indicateur de qualité du produit. Il correspond à l'évaluation du PPI à chaque instant.

3.2.2 Analyse de l'impact d'un défaut sur PPI/LPI

Dans cette partie, on va s'intéresser à l'analyse de dégradation d'un indicateur de performance en considérant différents types de défauts pouvant affecter le système/sous-système.

Ceci permettra, de comprendre l'effet du défaut au niveau des entités du système/sous-système et la capacité de celui-ci à rejeter le défaut/perturbation en régime établi.

Afin d'illustrer nos propos, l'analyse se portera sur une boucle de régulation (sous-système) dont le contrôleur est de type proportionnel-intégral répandu dans le domaine industriel et notamment présent dans l'architecture de commande du système proposé dans le cadre du projet Papyrus.

La Figure 3.2 illustre une boucle de régulation avec les différentes perturbations qui l'affectent.

Considérons la boucle de régulation représentée dans la Figure 3.2. Les défauts sont des biais sur la mesure, le signal de commande, la position de l'actionneur

et la consigne (la consigne peut être modifiée par un agent externe : une boucle de régulation en amont). Les défaillances sont aussi considérées sur le capteur, le correcteur et l'actionneur.

Les biais au niveau de la mesure, du signal de la commande, du flux de sortie de l'actionneur et de la perturbation sur le procédé sont notés respectivement X_{biais} , SC_{biais} , PA_{biais} et N_{biais} .

Les défaillances capteur, correcteur et actionneur sont représentées respectivement par $X_{m,def}$, SC_{def} et PA_{def} .

En régime permanent, le système atteint la consigne quand les éléments de la boucle de régulation fonctionnent correctement, ceci implique un écart $\epsilon=0$ ($LPI = 0$). Dans ce cas, la correction PI est dite efficace.

Les origines des défauts peuvent être externes ou internes à la boucle de régulation, donc l'analyse de l'impact du défaut suivant son origine peut être comme suit :

Perturbation externe à la boucle de régulation :

Quand la perturbation externe est faible (ne cause pas une saturation de l'actionneur), l'action intégrale du correcteur permet de maintenir la mesure à sa consigne. Le changement de consigne peut être aussi considéré comme perturbation externe et donc traité de façon similaire.

En revanche, si la perturbation est très grande, ceci peut engendrer une saturation du correcteur et donc l'action du correcteur peut se modéliser par une action proportionnelle (gain), ce qui induit un écart $\epsilon \neq 0$.

Biais ou défaillance interne à la boucle de régulation :

Dans ce cas, on peut subdiviser le problème suivant en trois catégories :

- Biais et défaillance du capteur :

Un biais capteur est traité par le correcteur comme une perturbation externe. Fondamentalement, l'effet de l'action intégrale est de maintenir la poursuite de la sortie de la boucle de régulation par rapport à sa consigne, c.à.d. $\epsilon = 0$, cependant si on considère de façon qualitative que X_{biais} est un biais additif, la valeur du flux réel X contrôlé ne peut plus atteindre X_{SP} et l'écart entre X et X_{SP} est donc proportionnel à l'amplitude du biais.

Dans le cas d'une défaillance du capteur, c.à.d. $X_{m,def}$ la valeur indiquée par le capteur sera constante, ceci engendre inéluctablement la saturation du cor-

recteur et donc l'écart $\epsilon \neq 0$.

- Biais et défaillance du correcteur :

Dans le cas d'un biais constant au niveau du signal de commande du correcteur, l'action intégrale rejette cette perturbation et donc l'écart $\epsilon \neq 0$.

En revanche, dans le cas d'une défaillance au niveau du correcteur, la valeur de $X_{m,def}$ ne dépendra que de SC_{biais} et donc l'écart $\epsilon \neq 0$.

- Biais et défaillance d'actionneur :

En présence d'un biais mineur au niveau du flux de sortie de l'actionneur c.à.d. $AP_{biais} \neq 0$, le correcteur s'en accommodera afin que X_m suive la consigne, en revanche, si le biais est très grand, les limites physiques de l'actionneur sont atteintes et en conséquence, $\epsilon \neq 0$.

Cette analyse permet d'illustrer qualitativement l'impact d'un défaut qui apparaît au niveau du *LPI/PPI* (ϵ) seulement si le régulateur de la boucle associée au *LPI/PPI* ne permet de s'en accommoder.

3.3 Approche Top-down pour un objectif de diagnostic

Quand un défaut survient dans les systèmes industriels de grande dimension, il peut se propager à travers les boucles de régulation et provoque une dégradation des performances du système. La détection de défauts dans les systèmes complexes de grande dimension est particulièrement difficile en raison du degré de connectivité dans ces systèmes. De plus, l'identification de la boucle de régulation causant la dégradation des performances par les ressources humaines est généralement longue, difficile et coûteuse. Une des approches usuelles dans le diagnostic des systèmes complexes est l'approche Top-down. Le principe de cette approche est d'évaluer les performances du système en surveillant les indicateurs des performances procédé *PPI* (Figure 3.1).

Lors de la détection d'une déviation (effet de propagation d'un défaut sur les *PPIs*), on applique un algorithme d'analyse des causes de défaut afin de remonter vers la boucle de régulation qui a causé la déviation du *PPI*. Dans cette

étude, on distingue deux types de déviations : non-oscillatoire (Section 3.3.1) et oscillatoire (Section 3.3.2).

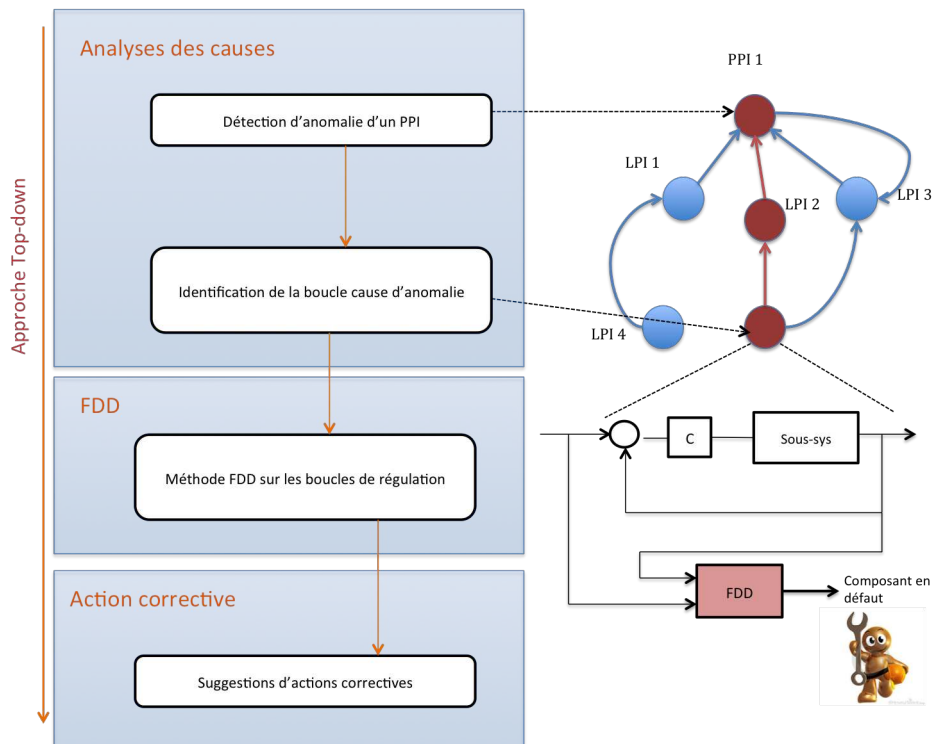


FIGURE 3.3 – Approche Top-down

3.3.1 Cas d'un défaut à effet non-oscillatoire

Pour chaque type d'indicateur, des régions de fonctionnement peuvent être associées, ces régions permettent de caractériser le bon fonctionnement du système et /ou sous-systèmes. Ainsi, la notion de performances du système est un terme générique reflétant le comportement du système, à travers les mesures disponibles, sous ses différents états et sous différents points de vue. Supposons qu'on peut représenter la performance à partir d'un Indicateur π et en fonction d'une variable PPI ou LPI (cette variable contient implicitement les objectifs et les commandes). La figure 3.4 ci-dessous montre les

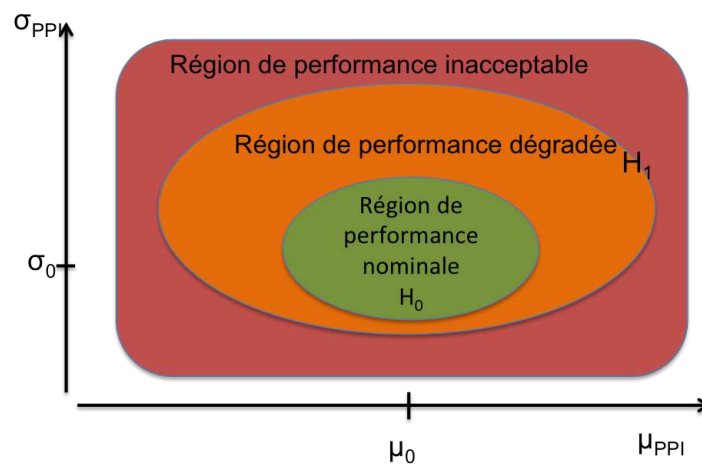


FIGURE 3.4 – Régions de performances d'un système

différentes régions de fonctionnement d'un système qui s'exprime en termes de performances (Blanke 2006) [8].

Afin de détecter la dégradation d'un indicateur de performance, et donc identifier la région de fonctionnement prédéfinie du système, différents tests statistiques peuvent être appliqués à ces indicateurs.

Le but de ces tests statistiques est de détecter un saut inter-région et d'estimer le temps d'occurrence du saut. Sous l'hypothèse l'occurrence d'un défaut, on peut considérer intuitivement deux types de changement abrupts (sauts) :

- une déviation de la valeur moyenne nominale μ_0 vers une valeur moyenne μ_1 , avec un écart-type constant. En d'autres termes, ce type de changement est une erreur systématique.
- augmentation de l'écart type de σ_0 à σ_1 , avec moyenne constante. Ce type de changement est une erreur aléatoire.

Dans le cas le plus simple, l'ensemble des paramètres (μ_0 et σ_0) est supposé connu. Dans [4] plusieurs algorithmes ont été proposés dans le cadre de la surveillance de qualité afin de détecter les changements abrupts. La section suivante concerne le test séquentiel du rapport de vraisemblance développé par Walds [44] afin de détecter les sauts inter-région des indicateurs de performances.

3.3.1.1 Test séquentiel d'hypothèse : Saut de variance

Les tests d'hypothèse classiques ont pour but de tester une hypothèse H_0 par rapport à l'hypothèse alternative H_1 . Le principe du test séquentiel du rapport de vraisemblance est basé sur les tests d'hypothèse classiques et le théorème de Neyman-Pearson mais adapté de façon séquentielle par Wald afin de minimiser la quantité des échantillons de test.

Considérant les densités de probabilité conditionnelles sachant chacune des deux hypothèses. Pour un échantillon de taille n , $X_n = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, on définit le rapport de vraisemblance (RV) comme le rapport entre les deux probabilités conditionnelles :

$$RV = \frac{P(X_n|H_0)}{P(X_n|H_1)} \quad (3.3)$$

L'objectif de ce test séquentiel est de considérer les données échantillon par échantillon, en ajoutant un échantillon supplémentaire à chaque étape du test séquentiel à l'ensemble des données utilisées afin de prendre une décision le plus tôt possible, c'est-à-dire avec le moins de données possibles.

Pour cela, Wald a défini une zone d'incertitude autour des deux hypothèses (H_0 et H_1) par deux seuils k_0 et k_1 . Ces deux seuils définissent l'acceptation ou le rejet de H_0 à chaque étape, la zone entre les deux valeurs correspondant à une zone d'incertitude (option de rejet) qui demande l'ajout d'une donnée supplémentaire.

Le test séquentiel du rapport de vraisemblance (SPRT) est défini par deux critères d'arrêt à chaque étape. A l'étape k , on accepte H_0 si :

$$\frac{P(x_1, x_2, \dots, x_k|H_0)}{P(x_1, x_2, \dots, x_k|H_1)} \geq k_1 \quad (3.4)$$

On rejette H_0 (et on accepte H_1) si :

$$\frac{P(x_1, x_2, \dots, x_k|H_0)}{P(x_1, x_2, \dots, x_k|H_1)} \leq k_0 \quad (3.5)$$

Si $k_0 < \frac{P(x_1, x_2, \dots, x_k|H_0)}{P(x_1, x_2, \dots, x_k|H_1)} < k_1$, alors on ajoute l'exemple $k+1$ et on recalcule le rapport de vraisemblance correspondant.

Dans [44] Wald a proposé de déterminer simplement ces seuils en les reliant aux probabilités de fausse alarme α et de non-détection β par les formules :

$$k_0 = \frac{\alpha}{1 - \beta} \text{ et } k_1 = \frac{1 - \alpha}{\beta} \quad (3.6)$$

En supposant que les observations soient indépendantes, on a le rapport de vraisemblance à l'échantillon k est :

$$\frac{P(x_1, x_2, \dots, x_k|H_0)}{P(x_1, x_2, \dots, x_k|H_1)} = \frac{P(x_1, x_2, \dots, x_k - 1|H_0) P(x_k|H_0)}{P(x_1, x_2, \dots, x_k - 1|H_1) P(x_k|H_1)} = \prod_{i=1}^k \frac{P(x_i|H_0)}{P(x_i|H_1)} \quad (3.7)$$

En prenant le logarithme du rapport de vraisemblance, le test séquentiel à l'étape k peut alors se résumer par l'équation :

$$\log\left(\frac{\alpha}{1 - \beta}\right) < \sum_{i=1}^k \log \frac{P(x_i|H_0)}{P(x_i|H_1)} < \log\left(\frac{1 - \alpha}{\beta}\right) \quad (3.8)$$

Un Indicateur de performance peut être considéré comme une variable aléatoire, dont le fonctionnement dans le mode nominal est caractérisé par une variance σ_0^2 , une dégradation se caractérisant par une augmentation de variance ($\sigma_1 > \sigma_0$) :

- H_0 : x est de variance σ_0^2
- H_1 : x est de variance σ_1^2 ($\sigma_1 > \sigma_0$)

Écrivons le rapport de vraisemblance pour le i^{me} observation

$$\lambda_i = \frac{P(x_i|H_1)}{P(x_i|H_0)} = \frac{\frac{1}{\sigma_1\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_1^2}(x_i - \mu_0)^2\right]}{\frac{1}{\sigma_0\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma_0^2}(x_i - \mu_0)^2\right]} \quad (3.9)$$

Soit

$$\lambda_i = \frac{P(x_i|H_1)}{P(x_i|H_0)} = \frac{\sigma_0}{\sigma_1} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{1}{\sigma_1^2} - \frac{1}{\sigma_0^2}\right)(x_i - \mu_0)^2\right] \quad (3.10)$$

Après k observations, le rapport de vraisemblance s'écrit :

$$\Lambda_k = \prod_{i=1}^k \lambda_i = \left(\frac{\sigma_0}{\sigma_1}\right)^k \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{1}{\sigma_1^2} - \frac{1}{\sigma_0^2}\right) \sum_{i=1}^k (x_i - \mu_0)^2\right] \quad (3.11)$$

À partir de l'équation 3.8, on a :

$$\log\left(\frac{\alpha}{1-\beta}\right) < k \log \frac{\sigma_0}{\sigma_1} - \frac{1}{2}\left(\frac{1}{\sigma_1^2} - \frac{1}{\sigma_0^2}\right) \sum_{i=1}^k (x_i - \mu_0)^2 < \log\left(\frac{1-\alpha}{\beta}\right) \quad (3.12)$$

$$TH_0(k) \stackrel{H_0}{<} \sum_{i=1}^k (x_i - \mu_0)^2 \stackrel{H_1}{<} TH_1(k) \quad (3.13)$$

Avec :

$$TH_0(k) = \frac{\log\left(\frac{\alpha}{1-\beta}\right) + \frac{k}{2} \log \frac{\sigma_1}{\sigma_0}}{\frac{1}{2}\left(\frac{1}{\sigma_0^2} - \frac{1}{\sigma_1^2}\right)} \quad (3.14)$$

$$TH_1(k) = \frac{\log\left(\frac{1-\alpha}{\beta}\right) + \frac{k}{2} \log \frac{\sigma_1}{\sigma_0}}{\frac{1}{2}\left(\frac{1}{\sigma_0^2} - \frac{1}{\sigma_1^2}\right)} \quad (3.15)$$

On dit qu'une dégradation est détectée si $\sum_{i=1}^{k_d} (x_i - \mu_0)^2 = TH_1(k_d)$ avec k_d qui désigne le temps de détection de la dégradation.

3.3.1.2 Analyse des causes : cas d'un défaut à effet non-oscillatoire

Le principe de cette approche (Figure 3.3) est d'abord d'identifier la boucle de régulation causant la dégradation, en se basant sur le graphe de causalité représentant les relations {LPI, PPI} et le test statistique (SPRT). Ceci est illustré dans les 3 étapes ci-dessous. Ensuite, un module FDD adapté est utilisé pour identifier le composant en défaut.

- 1- Afin de détecter une dégradation des performances du système, on évalue les PPIs en appliquant le test statistique (SPRT) sur l'ensemble des PPIs. Considérant $PPI_n(k)$ indicateur de performance procédé du

système, nous évaluons la qualité du produit, avec le signal de test associé est :

$$TPPI_n(k) = \sum_{i=1}^k (PPI_n(i) - \mu_0)^2$$

Lors d'une dégradation du PPI on a :

$$TPPI_n(k) \geq TH_1(k)$$

t_d le temps de détection de la dégradation avec $td_{PPI_n} = k$ tel que $TPPI_n(k) = TH_1(k)$

- 2- Considérons le graphe de causalité $\mathcal{G}(\mathcal{V}, \mathcal{E})$ représentant les relations de causalité entre $PPIs$ et $LPIs$ du système étudié. Lors de la détection d'une dégradation d'un PPI on applique le test statistique sur l'ensemble des $LPIs$, qui affectent le PPI dégradé, présenté par le sous ensemble $\mathcal{V}_n \in \mathcal{G}$ avec $\mathcal{V}_n = Pred(PPI_n)$.

$Pred(x_i)$ est l'ensemble de tous les sommets x_j tel qu'il existe un arc qui relie x_j vers x_i .

Considérons $TLPI_i$ le signal de test associé au $LPI_i \in \mathcal{V}_n$ avec le temps de détection de la dégradation estimé par td_{LPI_i} tel que $TLPI_i(td_{LPI_i}) = TH_1(k)$. Le sous ensemble $\mathcal{V}d_n \in \mathcal{V}_n$ représente l'ensemble des LPI_i où $0 < td_{LPI_i} < td_{PPI_n}$. Cet ensemble représente les boucles de régulations candidates à la déviation du PPI_n .

- 3- Pour chaque $LPI_k \in \mathcal{V}d_n$, soit le sous ensemble $\mathcal{V}_k = Pred(LPI_k)$. On applique le test statistique sur l'ensemble des $LPI_i \in \mathcal{V}_k$. L'ensemble $\mathcal{V}d_k = \{LPI_i \in \mathcal{V}_k \mid td_{LPI_i} < td_{LPI_k}\}$ représente les boucles de régulations candidates à la déviation du LPI_k . La même procédure doit être appliquée sur l'ensemble des $LPI_i \in \mathcal{V}d_k$; Cette procédure s'arrête quand le test statistique appliqué aux prédécesseurs $Pred(LPI_i)$ ne détecte pas de déviation. Dans ce cas le LPI_i représente la cause de déviation du PPI_n , ainsi le chemin de propagation du défaut est défini par $\mathcal{P}_d : \{LPI_i\} - \{PPI_n\}$.

3.3.1.3 Exemple

Considérons le système à trois cuves étudié dans la section 2.4.1 représenté par la figure 2.6. Comme précisé précédemment, afin de commander ce système, on s'est fixé trois principaux objectifs. Les deux premiers objectifs sont liés à la qualité du produit. Ils consistent à maintenir le taux entre les flux des liquides constituant le produit final constant, et de réguler la température du produit final en respectant certaines contraintes. Le troisième objectif est lié au taux de production, il consiste à réguler le flux de sortie du système. Afin d'évaluer les performances du système, on considère les deux indicateurs de performances procédés $PPI_{k_{ratio}}$ et PPI_{T_2} associés aux deux premiers objectifs et donnés par les équations 3.16 et 3.17, et l'Indicateur de performance $PPI_{Q_{20}}$ donné par l'équation 3.18 associé au 3ème objectif.

$$PPI_{k_{ratio}} = \frac{k_{ratio} - k_{ratioSP}}{k_{ratioSP}} \quad (3.16)$$

$$PPI_{T_2} = \frac{T_2 - T_{2SP}}{T_{2SP}} \quad (3.17)$$

$$PPI_{Q_{20}} = \frac{Q_{20} - Q_{20SP}}{Q_{20SP}} \quad (3.18)$$

On définit comme indicateurs de performances locales $LPIs$ les écarts entre la mesure et la consigne des autres boucles de régulation. On considère le graphe de causalité modélisant les relations de causalité entre les différentes mesures et consignes du système présenté dans la section 2.4.2. Afin de modéliser les relations de causalité entre les $PPIs$ et $LPIs$, on remplace chaque paire de sommets {Mesure, Consigne} par un sommet représentant l'indicateur de performance associé à la paire {Mesure, Consigne} (voir l'exemple Figure 3.5).

Le graphe de causalité final représentant les relations de causalités entre $LPIs$ et $PPIs$ est présenté dans la figure 3.6. Afin de tester la méthode de détection et d'identification de la cause d'une déviation non-oscillatoire au niveau des $PPIs$ présenté précédemment, on considère qu'une fuite s'est produite au niveau du flux d'entrée Q_{02} de la deuxième cuve à l'instant 29900s.

Comme expliqué dans l'algorithme présenté précédemment, on applique le

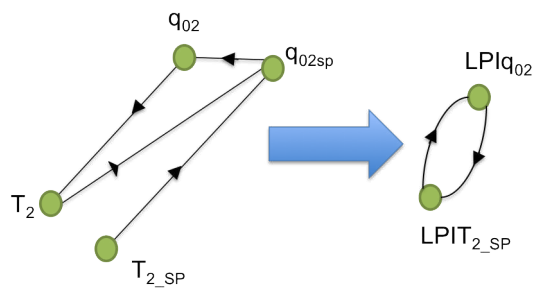


FIGURE 3.5 – Modèle d’abstraction

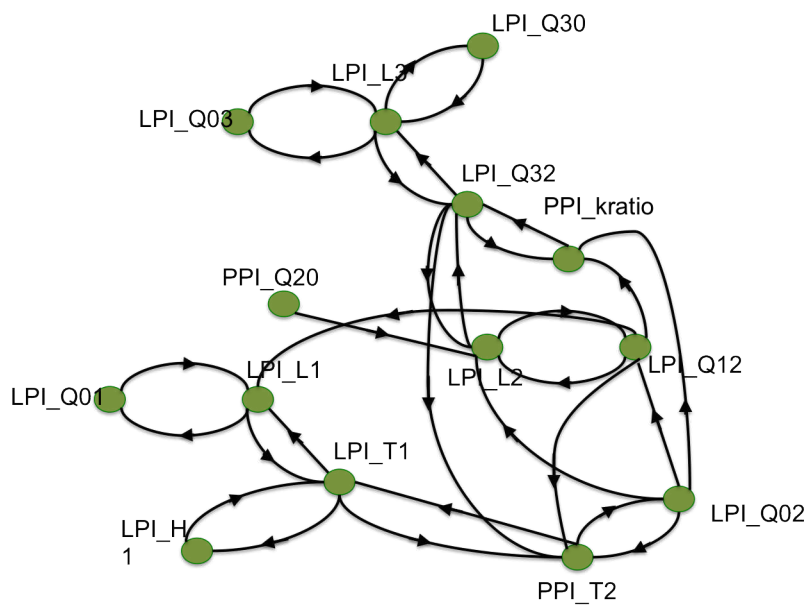


FIGURE 3.6 – Modèle de causalité LPI PPI

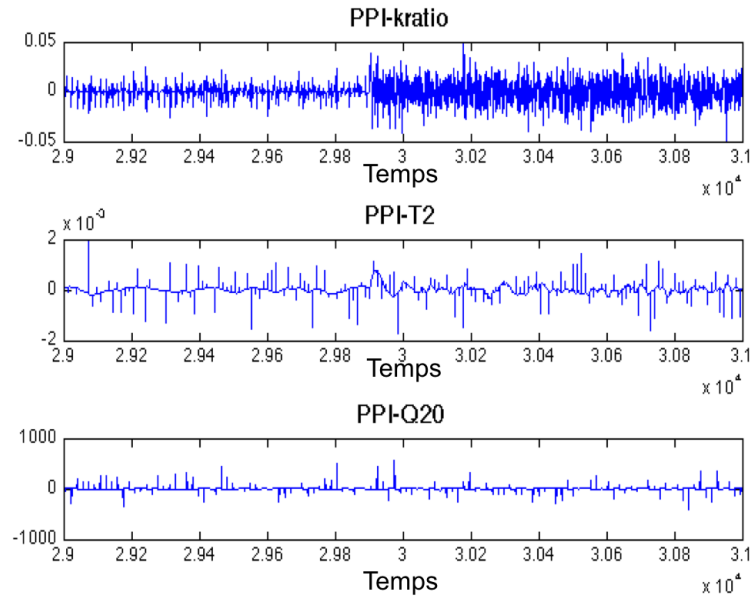
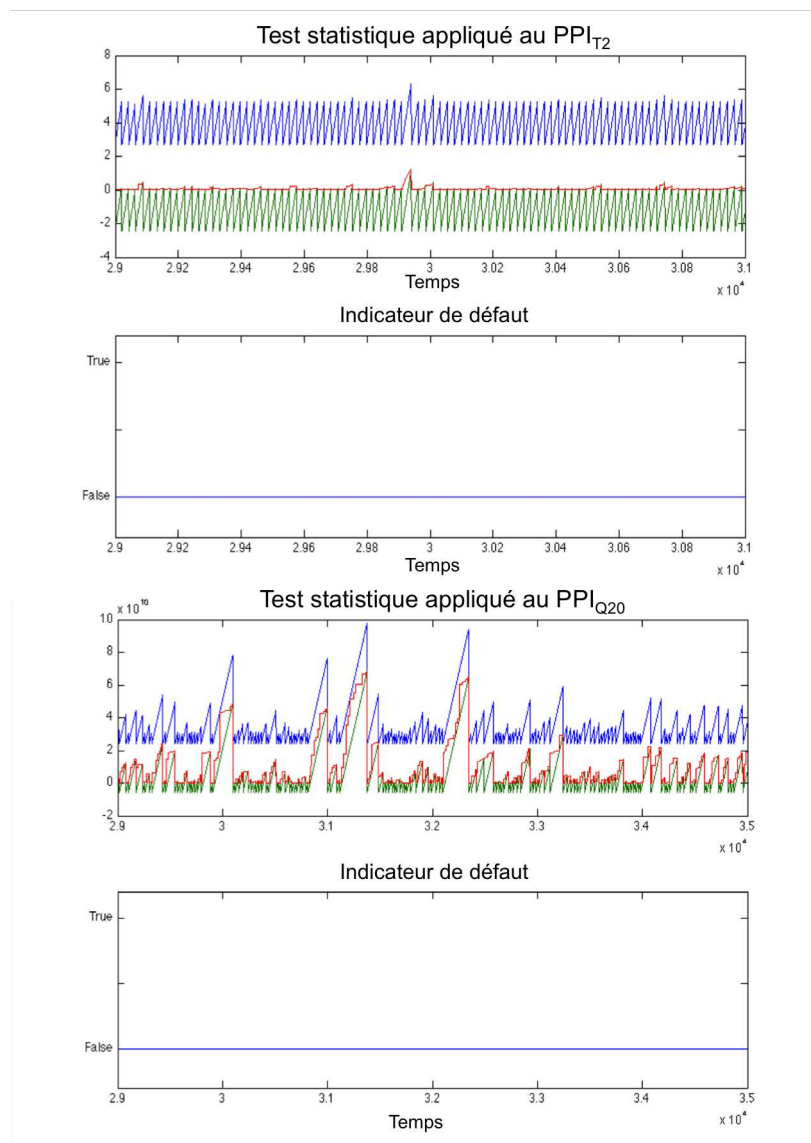


FIGURE 3.7 – Les différents PPIs du système

test statistique sur l'ensemble des $PPIs$ (Figure 3.7) pour évaluer les performances du système. On remarque qu'aucune déviation n'a été détectée sur les indicateurs des performances liées à la température du produit PPI_{T_2} et au taux de production $PPI_{Q_{20}}$ (Voir Figure 3.8). Par contre le test statistique appliqué au $PPI_{k_{ratio}}$ détecte une déviation à l'instant $TdPPI_{k_{ratio}} = 29983s$ (Figure 3.9). Pour identifier la cause de cette déviation on applique le test statistique sur l'ensemble des sommets $\mathcal{V}_{k_{ratio}}$ ($LPIs$ affectons $PPI_{k_{ratio}}$). Avec $\mathcal{V}_{k_{ratio}} = Pred(PPI_{k_{ratio}}) = \{LPI_{Q_{32}}, LPI_{Q_{12}}, LPI_{Q_{02}}\}$ Les figures 3.10 représentent les résultats du test statistique appliqué à l'ensemble des sommets $\mathcal{V}_{k_{ratio}}$. On remarque qu'une déviation a été détectée sur l'ensemble des $LPI \in \mathcal{V}_{k_{ratio}}$. En se basant sur l'ordre chronologique de détection de la déviation (Figure 3.11) et sur le principe que la cause précède l'effet on peut déduire que les déviations détectées au niveau du $LPI_{Q_{32}}$ et $LPI_{Q_{12}}$ ne peuvent pas être la cause de la déviation détectée au niveau du $PPI_{k_{ratio}}$. Alors que la déviation détectée au niveau du $LPI_{Q_{02}}$ représente une cause probable

FIGURE 3.8 – SPRT appliqué aux PPI_{T_2} et $PPI_{Q_{20}}$

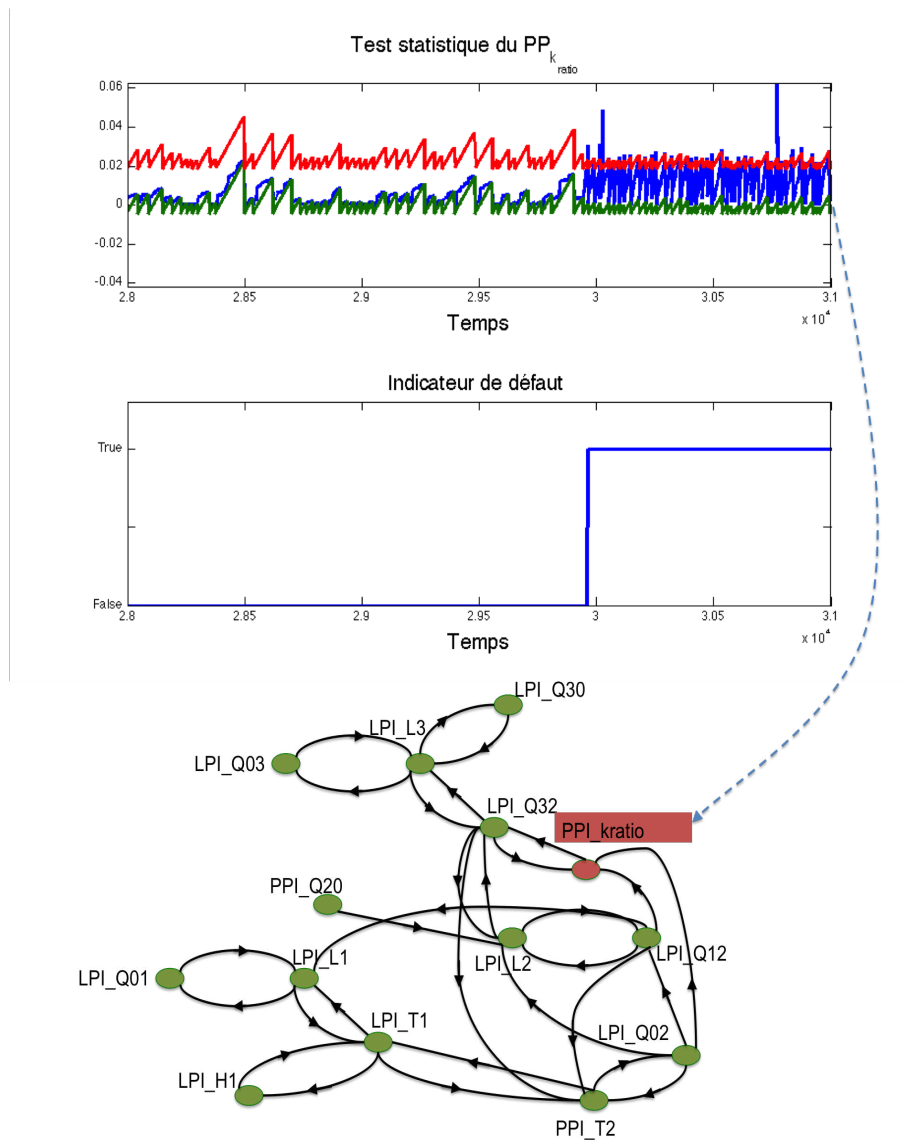
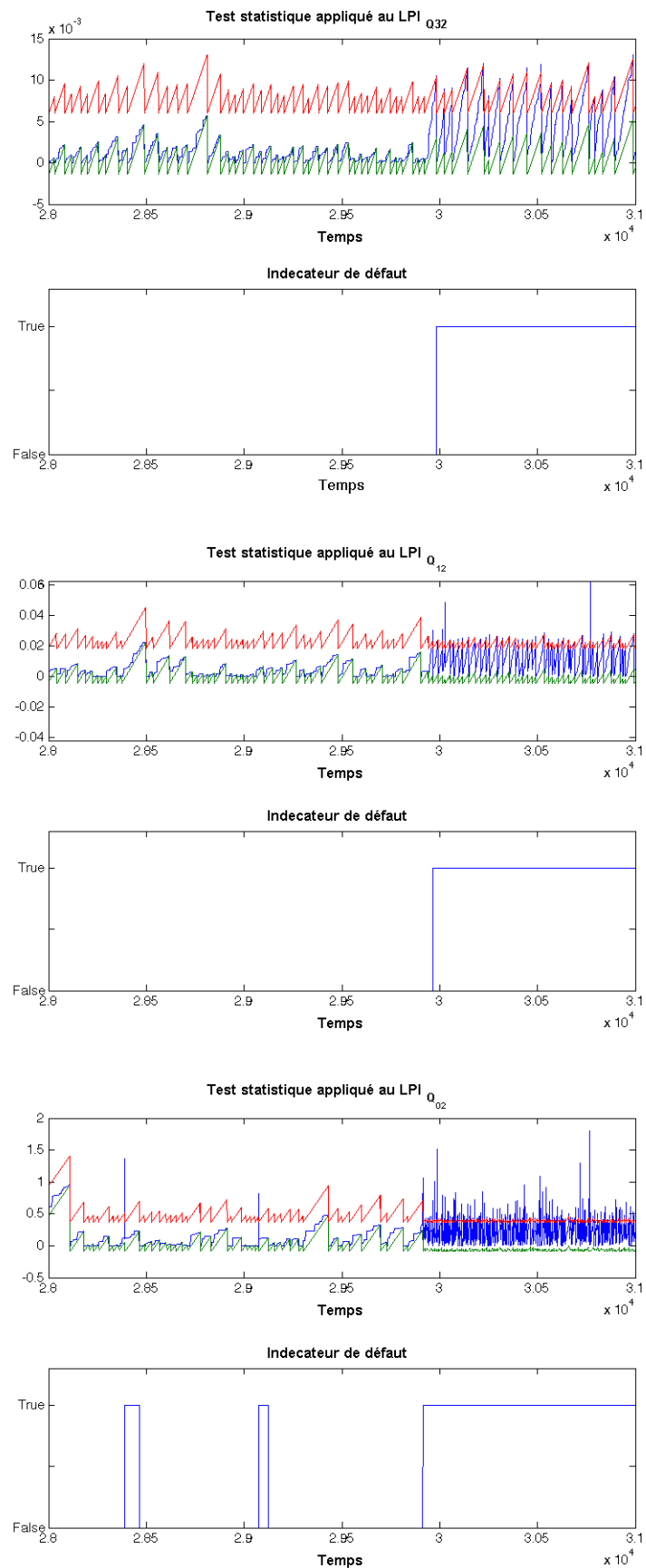


FIGURE 3.9 – SPRT appliqué au $PPI_{k_{ratio}}$

FIGURE 3.10 – SPRT appliqué aux $LPI_{Q_{32}}$, $LPI_{Q_{12}}$ et $LPI_{Q_{02}}$

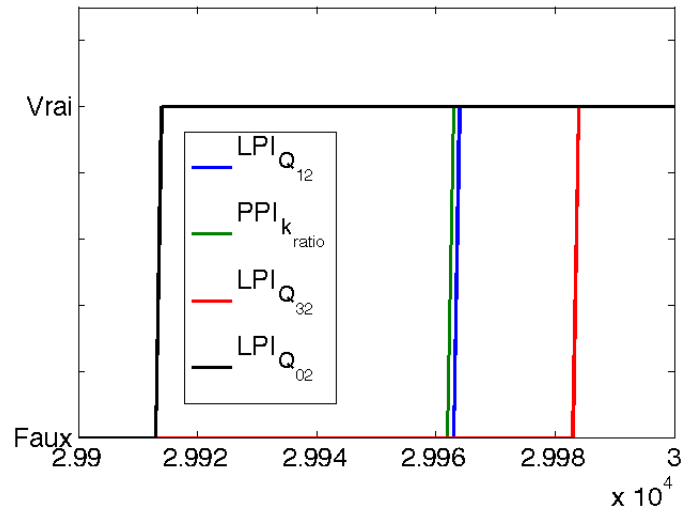


FIGURE 3.11 – L'ordre chronologique de détection de la déviation

de la déviation au niveau du $PPI_{k_{ratio}}$. Dans cet exemple, la procédure d'analyse des causes s'arrête quand le test statistique appliqué aux prédécesseurs directs n'a pas détecté de déviation sur ces prédécesseurs. Ces prédécesseurs sont dans l'ensemble $\mathcal{V}_{Q_{02}} = Pred(LPI_{Q_{02}}) = \{PPI_{T_2}\}$. On conclut dans ce cas que le défaut a commencé au niveau de la boucle de régulation du Q_{02} avant de se propager vers Q_{12} et k_{ratio} , et de k_{ratio} vers Q_{32} (voire Figure 3.12).

3.3.2 Cas d'un défaut à effet oscillatoire

Les méthodes de détection des oscillations se répartissent en trois grandes catégories à savoir celles qui utilisent le domaine temporel ; celles qui utilisent la fonction d'auto-covariance (FAC), et la détection de pic spectral. Une étape de filtrage ou une autre façon de traiter le bruit est généralement nécessaire dans le domaine temporel. Un avantage de l'utilisation de la FAC, est que la FAC d'un bruit aléatoire apparaît à zéro retard laissant un signal propre pour l'analyse des autres retards. Plusieurs auteurs se sont intéressés à la détection des mesures oscillatoires à partir des données. Hagglund [18] a proposé une théorie pour la détermination des comportements oscillatoires à partir des passages par zéro d'une série temporelle. Thornhill et Hagglund [40] utilisent

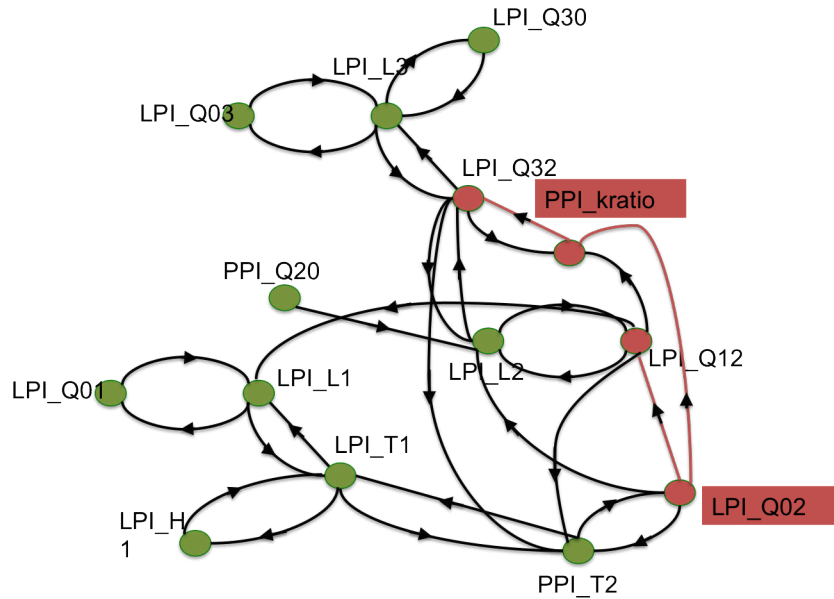


FIGURE 3.12 – Le chemin de propagation du défaut

la détection des passages par zéro du signal d'erreur dans une boucle de commande et le calcul de l'erreur absolue intégrée (EAI) entre les passages par zéro successifs pour détecter la présence d'oscillations. Une série temporelle oscillatoire a des valeurs de l'EAI plus grandes qu'une série temporelle avec des passages par zéro aléatoires. La présence d'une oscillation a été déduite lors d'une régularité haute et une estimation du rapport signal sur bruit de l'oscillation a été donnée. Pryor [9] a mis en évidence l'utilité des fonctions d'auto-covariance et des spectres afin de détecter et isoler une oscillation.

3.3.2.1 Détection d'oscillation basée sur les passages par zéro de la fonction d'auto-covariance

Les intervalles entre les passages par zéro d'une série temporelle $X(t)$ oscillatoire sont réguliers et peuvent être exploités pour la détection des oscillations. Dans des travaux antérieurs, il a été constaté, que le bruit provoque des faux passages par zéro [40].

Soit $CC_X(\tau) = E[(X(t) - \mu)(X(t - \tau) - \mu)]$ et la fonction d'auto-covariance

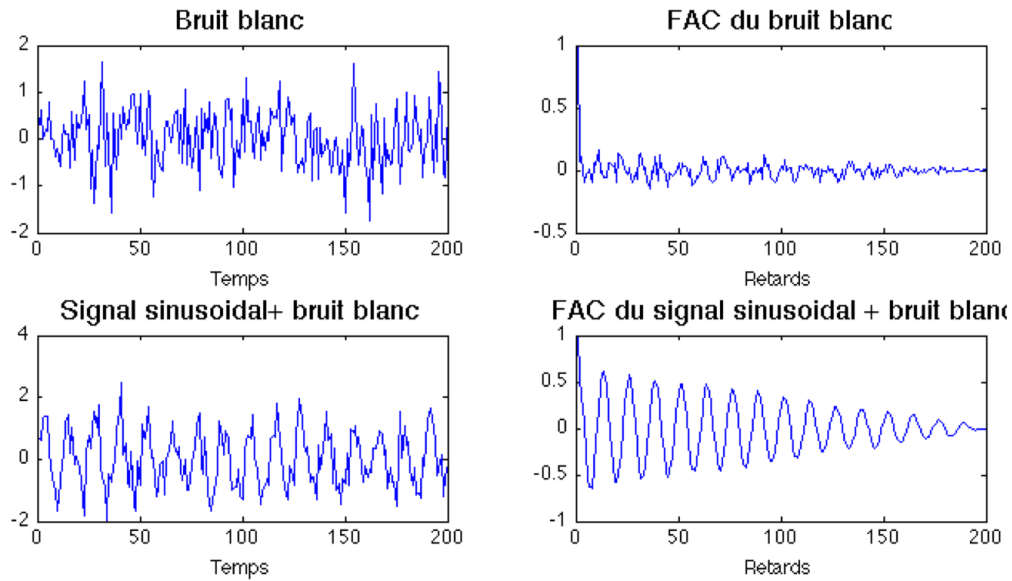


FIGURE 3.13 – Fonction d’auto covariance pour un bruit blanc et pour signal sinusoidal plus un bruit blanc

de la série temporelle $X(t)$. La FAC d’un signal oscillant est lui-même oscillant à la même période de l’oscillation. L’avantage de la FAC pour la détection d’oscillation est que l’impact du bruit est réduit, puisque le bruit blanc a une FAC qui est théoriquement nulle pour les retards supérieurs à zéro (voir Figure 3.13). Les passages par zéro de la FAC révèlent donc la présence d’une oscillation plus clairement que les passages par zéro de l’évolution dans le temps.

Soit une série temporelle comportant deux oscillations à deux fréquences différentes $X(t) = \sin(0.5t) + \sin(2t) + \eta$ avec η un bruit blanc. Les passages par zéro de la FAC $CC_X(\tau)$ ne reflètent aucune oscillation parce que les passages par zéro d’une oscillation détruisent la régularité du motif de l’autre. Le problème peut être abordé par un filtrage fréquentiel [41] (Figure 3.14). On considère $FCC_X(f) = \mathcal{F}(CC_X(\tau))$ la transformée de Fourier de la FAC $CC_X(\tau)$. Le filtre fréquentiel règle la puissance dans les canaux fréquentiels indésirables à zéro. Soit

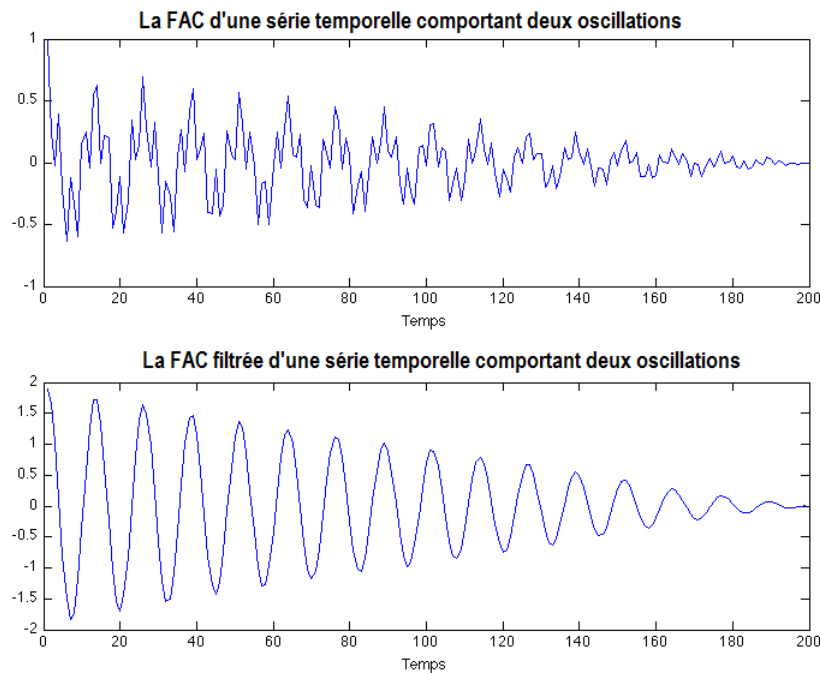


FIGURE 3.14 – La FAC et La FAC filtrée d’une série temporelle comportant deux oscillations

$$FFCC_X(f) = \begin{cases} 0 & f < f_1 \text{ ou } f > f_2 \\ FCC_X(f) & f_1 < f < f_2 \end{cases}$$

Avec $[f_1 \ f_2]$ représente la bande passante du filtre tel que la fréquence d’oscillations $f_o \in [f_1 \ f_2]$. Il n’est donc pas nécessaire pour la localisation dans le domaine temporel, alors qu’il existe un besoin de localisation précise du filtre dans le domaine fréquentiel. Une FAC filtrée $FCC_X(\tau)$ est calculée à partir de la transformée de Fourier inverse du spectre de puissance filtré.

$$FCC_X(\tau) = \mathcal{F}^{-1}(FFCC_X(f)).$$

Les passages par zéros de la FAC filtrée reflètent mieux la présence d’oscillations (Figure 3.14). Le compromis de la simplification est que la puissance dans la bande de fréquence désirée ne peut être attribuée uniquement à une oscillation présente.

3.3.2.1.1 Évaluation de la période et de la régularité de l'oscillation

Considérons une série temporelle oscillatoire, chaque oscillation comporte deux passages par zéro, avec les intervalles entre ces passages sont :

$$\delta t_o = \frac{1}{2}(\bar{T}_o \pm \delta T_o) \quad (3.19)$$

\bar{T}_o est le double de la moyenne des intervalles et l'écart-type de la période est $\sigma_{T_o} = 2\sigma_{\delta t_o}$. Une oscillation est considérée comme normale [3], si l'écart-type de la durée est inférieur à un tiers de la valeur moyenne. L'indice de régularité est défini par :

$$r = \frac{1}{3} \frac{\bar{T}_o}{\sigma_{T_o}} \quad (3.20)$$

On suppose que dans le cas des passages aléatoires par zéro, la loi de probabilité de deux passages par zéro est une loi exponentielle. L'écart type d'une distribution exponentielle est égal à sa moyenne. Par conséquent, l'hypothèse nulle, dans le cas des passages par zéro aléatoires $\bar{T}_o = \sigma_{T_o}$. Une valeur d'indice de régularité supérieure à 1 ($r > 1$) rejette l'hypothèse d'intervalles aléatoires, puisque la valeur observée de l'écart type est inférieure à un tiers de sa valeur attendue sous l'hypothèse nulle, c'est à dire :

$$\sigma_{T_o} < \frac{1}{3}\bar{T}_o \quad (3.21)$$

Pour une détection en ligne d'oscillation, on calcule dans une fenêtre glissante $r(t) = \frac{1}{3} \frac{\bar{T}_o(t)}{\sigma_{T_o}(t)}$ avec $\bar{T}_o(t)$ et $\sigma_{T_o}(t)$ sont respectivement le double de la moyenne et l'écart type des intervalles entre les passages par zéro dans l'intervalle $[(t-h) \ t]$ où h est la largeur de la fenêtre glissante. On détecte la présence d'oscillation si $r(t) > 1$.

3.3.2.1.2 L'évaluation de la force d'une oscillation

Considérons le spectre de puissance normalisé d'une série temporelle oscillatoire $\int P_{f_i} = 1$ avec P_{f_i} est la puissance spectrale à la fréquence f_i . Un filtrage fréquentiel est appliqué à la FAC de la série temporelle afin de détecter l'oscillation, le filtre a pour bande passante $[f_{hi} \ f_{lo}]$ incluant la fréquence d'oscillation

f_o . La puissance spectrale du signal filtré $\int_{f_{lo}}^{f_{hi}} P_{f_i}$ comprend la puissance de l'oscillation et le bruit présent a la même gamme de fréquences. Cependant, s'il y a une oscillation régulière ayant $r > 1$ la somme de puissance dans le spectre filtré serait dominée par la puissance du signal oscillant et peut être utilisée comme une approximation de la puissance de l'oscillation.

Cette estimation de la puissance d'oscillation permet, lors de l'identification du chemin de propagation du défaut de type oscillatoire, d'identifier l'origine de l'oscillation.

3.3.2.2 Analyse des causes

Dans cette partie la procédure de détermination de(s) cause(s) candidate(s) de déviation (défaut oscillatoire) d'un indicateur de performance de haut niveau est introduite. La procédure se base sur la détection d'oscillation d'un indicateur de performance procédé et sur le parcours de graphe de causalité pour déterminer la boucle de régulation causant la déviation.

- 1- Soit CC_{PPI_n} la fonction d'auto-covariance (FAC) de l'indicateur de performance procédé PPI_n dans une fenêtre glissante $[(t-h) t]$. Afin d'évaluer la présence d'oscillation, on calcule l'indice de régularité d'oscillation $r(t)$ du signal CC_{PPI_n} . Si $r(t) > 1$ une oscillation est détectée, avec la période d'oscillation $T_0 = (\bar{T}_o \pm \delta T_o)$.
- 2- Considérons le graphe de causalité $\mathcal{G}(\mathcal{V}, \mathcal{E})$ représentant les relations de causalité entre $PPIs$ et $LPIs$ du système étudié. Lors de la détection d'une oscillation d'un PPI , on applique un filtrage fréquentiel sur la fonction d'auto-covariance de l'ensemble des $LPIs$, affectant le PPI_n dégradé, présenté par le sous ensemble $\mathcal{V}_n \in \mathcal{G}$ avec $\mathcal{V}_n = Pred(PPI_n)$. La bande passante du filtre utilisé est $[f_{lo} f_{hi}]$ tel que $f_{lo} < f_o < f_{hi}$, f_o la fréquence d'oscillation. Afin d'identifier le LPI indicateur de performance locale associé à la boucle de régulation à l'origine du défaut, on évalue l'indice de régularité $r_i(t)$ de tous les $LPI_i \in \mathcal{V}_n$. L'ensemble $\mathcal{V}_{dn} = \{LPI_i \in \mathcal{V}_n | r_i(t) > 1\}$ représente les $LPIs$ candidats à la déviation du PPI_n .

Soit $\mathcal{P}_i = \int_{f_{lo}}^{f_{hi}} \mathcal{P} df$ la puissance du $LPI_i \in \mathcal{V}_{dn}$ et $\mathcal{P}_n = \int_{f_{lo}}^{f_{hi}} \mathcal{P} df$ la puissance du PPI_n .

Généralement un système physique se comporte comme un filtre passe bas, on peut dire donc que le LPI qui a causé l'oscillation au niveau du PPI_n est $LPI_m \in \mathcal{V}_{dn}$ avec $\mathcal{P}_m = \max(\mathcal{P}_i)$ et $\mathcal{P}_m > \mathcal{P}_n$.

- 3- Soit $\mathcal{V}_m = \text{Pred}(LPI_m)$. On applique les mêmes procédures de l'étape précédente (filtrage et évaluation d'indice de régularité $r_i(t)$) sur l'ensemble des $LPI \in \mathcal{V}_m$. Soit $\mathcal{V}_{dm} = \{LPI_i \in \mathcal{V}_m | r_i(t) > 1 \text{ et } \mathcal{P}_i > \mathcal{P}_m\}$ l'ensemble des prédécesseurs du LPI_m ayant la même oscillation.

L'algorithme s'arrête si $\mathcal{V}_{dm} = \emptyset$, avec LPI_m est la boucle de régulation cause de cette déviation. Le chemin de propagation du défaut est défini par $\mathcal{P}_d : \{LPI_m\} - \{PPI_n\}$. Si $\mathcal{V}_{dm} \neq \emptyset$. On applique les mêmes procédures de l'étape 3 sur $\mathcal{V}_{mi} = \text{Pred}(LPI_{mi})$ avec $LPI_{mi} \in \mathcal{V}_{dm}$ et $\mathcal{P}_{mi} = \max(\mathcal{P}_i)$.

3.3.2.3 Exemple

On considère le système des trois cuves présenté dans la section 3.3.1.3. Le scénario de défaut considère dans ce cas qu'un frottement statique de la vanne du flux d'entrée de la cuve I (Q_{01}) s'est produit à l'instant $t_f = 8000s$ causant des oscillations dans différentes boucles de régulation du système. La figure 3.15 montre les différentes PPI du système ainsi que ces fonctions d'autocovariance.

Afin d'évaluer les performances du système en présence de ce défaut on calcule l'indice de régularité d'oscillation de la FAC de l'ensemble des $PPIs$ (Figure 3.16) du système comme présenté dans la section précédente. Une oscillation a été détectée au niveau du PPI_{T_2} à l'instant $t_d = 8500s$ avec la moyenne et la variance de la période d'oscillation respectivement $\bar{T}_o = 518s$ et $\sigma_{T_o} = 59.5$.

Pour identifier la cause de cette oscillation on applique un filtrage fréquentiel sur l'ensemble des $LPIs$ affectant PPI_{T_2} ($\text{Pred}(PPI_{T_2}) = \{LPI_{T_1}, LPI_{Q_{02}}, LPI_{Q_{12}}, LPI_{Q_{32}}\}$), avec la bande passante du filtre est $[0.025 \ 0.032] \text{ Hz}$. Après l'étape du filtrage on évalue l'indice de régularité

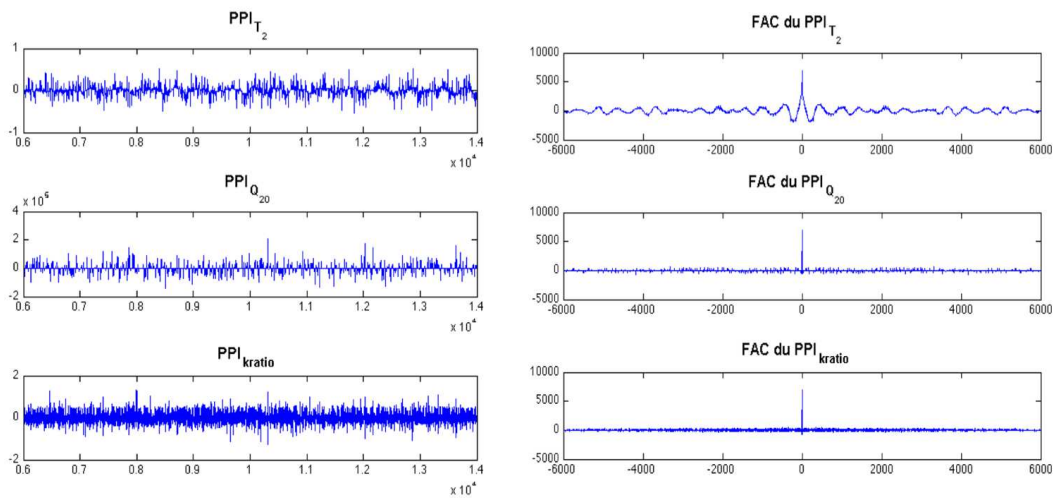


FIGURE 3.15 – Les indicateurs des performances procédés et les fonctions d’auto-corrélations associées

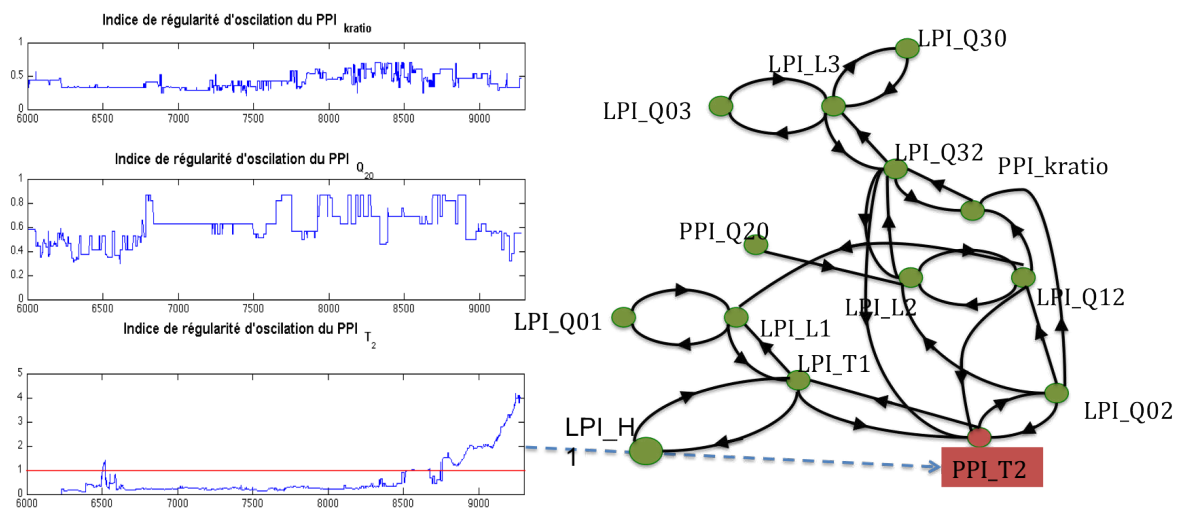


FIGURE 3.16 – Détection d’oscillation au niveau du PPI_{T_2}

Nom de la variable	Période d'oscillation	Variance de la période d'oscillation	Puissance d'oscillation	Indice de régularité
LPI_{T_1}	517	15.23	0.8906	6.7929
LPI_{L_1}	516	13.3	0.8990	7.747
$LPI_{Q_{01}}$	516	18.04	0.9232	5.72
LPI_{T_2}	518	59.5	0.69	2.3

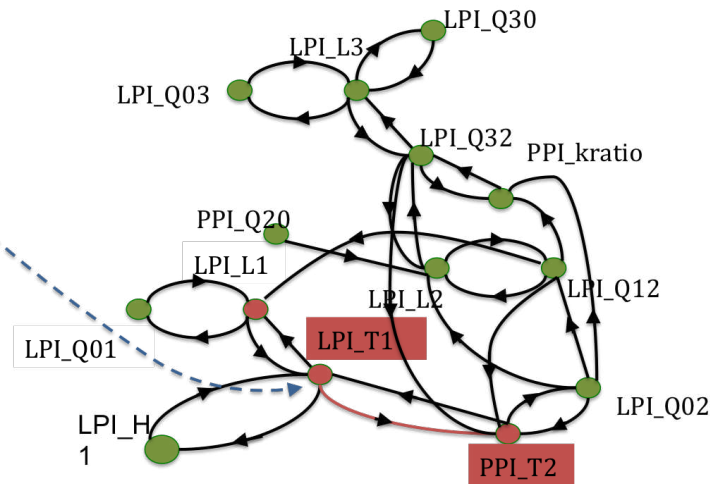


FIGURE 3.17 – Chemin de propagation d'oscillation

d'oscillation pour ces différentes $LPIs$, les résultats sont illustrés dans la Figure 3.17.

On constate qu'une oscillation a été détectée au niveau du LPI_{T_1} avec la même période d'oscillation détectée au niveau du PPI_{T_2} et une puissance d'oscillation plus grande, ce qui indique que le LPI_{T_1} est une cause candidate de cette oscillation.

De même, la procédure est itérée sur l'ensemble des prédécesseurs du LPI_{T_1} jusqu'à ce que l'algorithme ne détecte plus d'oscillation. La figure 3.18 illustre le résultat de la procédure itérative d'analyse des causes jusqu'à l'atteinte de la boucle de régulation Q_{01} qui est la cause de l'oscillation du PPI_{T_2} . L'arrêt de la procédure est régi par l'absence des prédécesseurs oscillants qui affectent $LPI_{Q_{01}}$. On conclut que l'oscillation a commencé au niveau de la boucle de régulation de flux d'entrée Q_{01} à cause du frottement statique de la vanne,

Nom de la variable	Période d'oscillation	Variance de la période d'oscillation	Puissance d'oscillation	Indice de régularité
LPI_{T1}	517	15.23	0.8906	6.7929
LPI_{L1}	516	13.3	0.8990	7.747
LPI_{Q01}	516	18.04	0.9232	5.72
LPI_{T2}	518	59.5	0.69	2.3

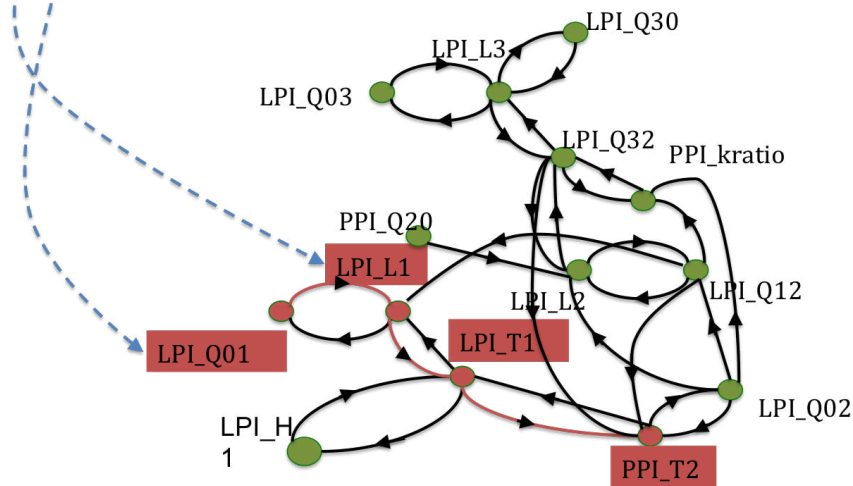


FIGURE 3.18 – Chemin de propagation d'oscillation

puis il s'est propagé jusqu'à ce qu'il atteigne la boucle de régulation de la température du produit T_2 . Le chemin de propagation du défaut est donné par $\{LPI_{Q01}, LPI_{L1}, LPI_{T1}, LPI_{T2}\}$.

3.4 Approche Bottom-up pour un objectif de pronostic

Dans la section précédente, l'approche Top-down, dont l'objectif est d'identifier la cause d'une dégradation des performances globales du système, a été présentée.

Un inconvénient de cette approche est que la procédure se déclenche après la dégradation des performances globales du système (KPI), ce qui signifie des

pertes de production. Du point de vue de la stratégie de production, ces pertes devraient être réduites au maximum. Donc, la détection précoce d'une éventuelle dégradation des *KPI* est hautement souhaitable. Plusieurs travaux ont été réalisés considérant le pronostic des pannes dans les systèmes complexes. Dans cette section on présente l'approche Bottom-up.

Le but de cette approche est de prédire la dégradation des performances globales du système *KPI* à partir d'une dégradation de performance locale *LPI*. Les *PPIs* jouent ici un rôle important car ils sont directement raccordés aux indicateurs de performances clé *KPIs* du système. La dégradation de l'indicateur de performance clé du système peut être prédite en fonction de la prédiction des dégradations des indicateurs procédé *PPIs*. La dégradation du *KPI* correspond directement à une perte financière induite par un fonctionnement dégradé du système.

Cette approche se base sur l'analyse du graphe de causalité reliant les différents indicateurs de performances du système et les probabilités que le système à surveiller est dans un certain mode de fonctionnement (mode de fonctionnement nominal ou mode de fonctionnement dégradé). En intégrant l'information de la structure du système représentée par le graphe de causalité, les chemins de propagation de la dégradation des *LPI* vers les *PPI/KPI* peuvent être exploités et utilisés pour des fins de calcul de probabilités à posteriori.

Dans le prochain paragraphe, nous allons présenter un état de l'art sur les réseaux bayésiens qui constituent une formulation intéressante dans le cadre du pronostic se basant sur les graphes orientés.

3.4.1 Réseau bayésien

Le réseau bayésien a la structure d'un graphe de causalité ordinaire, mais avec des probabilités, où les noeuds désignent des défauts ou des variables de processus et les arcs désignent les probabilités conditionnelles. Les réseaux bayésiens ont été développés au début des années 80 pour faciliter la tâche de prédiction. Mathématiquement, la tâche consiste à calculer la probabilité conditionnelle $P(y|x)$ où x est un ensemble d'observations et y est un ensemble de variables qui sont jugés importantes pour la prévision ou le diagnostic.

Le graphe orienté représentant l'indépendance conditionnelle est appelé le modèle naïf de Bayes.

Les graphes et les probabilités :

Le graphe orienté probabiliste (GOP) modifie les relations déterministes en probabilités conditionnelles et construit un graphe ou un réseau. La notion de base de GOP est similaire au GO, mais les significations des noeuds et les arcs sont mises à jour ou étendues. Dans un GOP, les noeuds représentent des modes de défaillance ainsi que les variables de processus et les arcs représentent les probabilités conditionnelles. La définition du GOP est la suivante : GOP est un groupe de (G, P) , si

1. Un graphe orienté acyclique $G = (V, E)$ dont l'ensemble des noeuds $V = F \cup A$ (F désigne les types des défauts et les modes et A désigne les variables du système), un ensemble E d'arcs $E \subseteq (F \times F) \cup (F \times A) \subseteq V \times V$ désigne les relations de probabilités conditionnelles entre deux pannes ou défauts et variables.
2. Chaque élément de F est évalué par '1' ou '0'. '1' Signifie l'apparition d'un défaut et '0' signifie non-occurrence d'un défaut. En outre, chaque élément de A est évalué par '1' ou '0', comme dans les graphes orientés.
3. Soit les distributions de probabilité P , pour tout $a \subseteq V$, soit π_a l'ensemble des parents de a dans G , soit x_a la variable de processus correspondante de a , l'état du système exprimé par G est :

$$p(x_1, \dots, x_{|V|}) = \prod_{a \subseteq V} p(x_a | x_{\pi_a}) \quad (3.22)$$

Les types de défauts dans le GOP comprennent les erreurs de fonctionnement, les défaillances d'équipement, les écarts des paramètres et autres dysfonctionnements divers. Dans les GOPs, les défauts sont représentés par des noeuds tandis que les noeuds des variables représentent l'état de ces derniers. Une relation de causalité signifie une condition suffisante mais pas nécessaire, ce qui signifie que les probabilités conditionnelles ne sont pas entièrement '0' ou '1'. Par exemple, un arc de A à B où '1' désigne l'occurrence d'un défaut et

'0' représente l'absence d'un défaut. Par conséquent, $p(B = '1'|A = '1') = 1$, mais $p(B = '1'|A = '0')$ et $p(B = '0'|A = '0')$ peuvent prendre des valeurs comprises entre 0 et 1 puisque B lui-même peut aussi être à l'origine de la panne. L'approche qui nous intéresse se base sur une structure d'apprentissage à partir des données expérimentales [1].

Détection de défaut basée sur le modèle GOP

Le modèle GOP comporte des informations quantitatives, les résultats d'origine des défauts sont classés en fonction de leur probabilité à fournir un diagnostic plus précis [19].

L'inférence de défaut sur la base de GOP implique le calcul des probabilités de chaque défaut en utilisant le modèle de mesure. Puisque le modèle GOP utilise les probabilités conditionnelles, on peut utiliser à plusieurs reprises la formule de probabilité conditionnelle de l'origine de défaut possible pour détecter des noeuds de défaillance et les trier.

En outre, il est possible d'utiliser l'inférence bayésienne pour calculer les probabilités (méthode directe) : Supposons que l'ensemble de noeuds d'un graphe orienté probabiliste est : $V = E \cup F \cup H$, où E est le sous-ensemble des noeuds dont les valeurs de probabilités sont connues, F est le sous-ensemble de noeuds dont les probabilités doivent être calculées et H est le sous-ensemble de noeuds qui n'affectent pas l'inférence. L'équation utilisée pour calculer la probabilité conditionnelle de x_f , selon x_e connu est :

$$p(x_F|x_E) = \frac{p(x_E|x_F)p(x_F)}{p(x_E)} = \frac{p(x_F, x_E)}{p(x_E)} = \frac{\sum_{x_H} p(x_F, x_E, x_H)}{\sum_{x_H} p(x_F, x_E)} \quad (3.23)$$

Le graphe orienté probabiliste représente les variables de processus et des défauts comme des noeuds et les relations causales par des arcs orientés. Il a la structure d'un graphe orienté mais avec l'ajout des probabilités conditionnelles de défauts pour décrire les causes et les effets des variables par rapport à la probabilité du défaut. Ainsi, il prend les avantages du graphe orienté et les améliore en utilisant des informations probabilistes. Le modèle est applicable à la description et l'analyse des défauts des systèmes complexes à grande échelle.

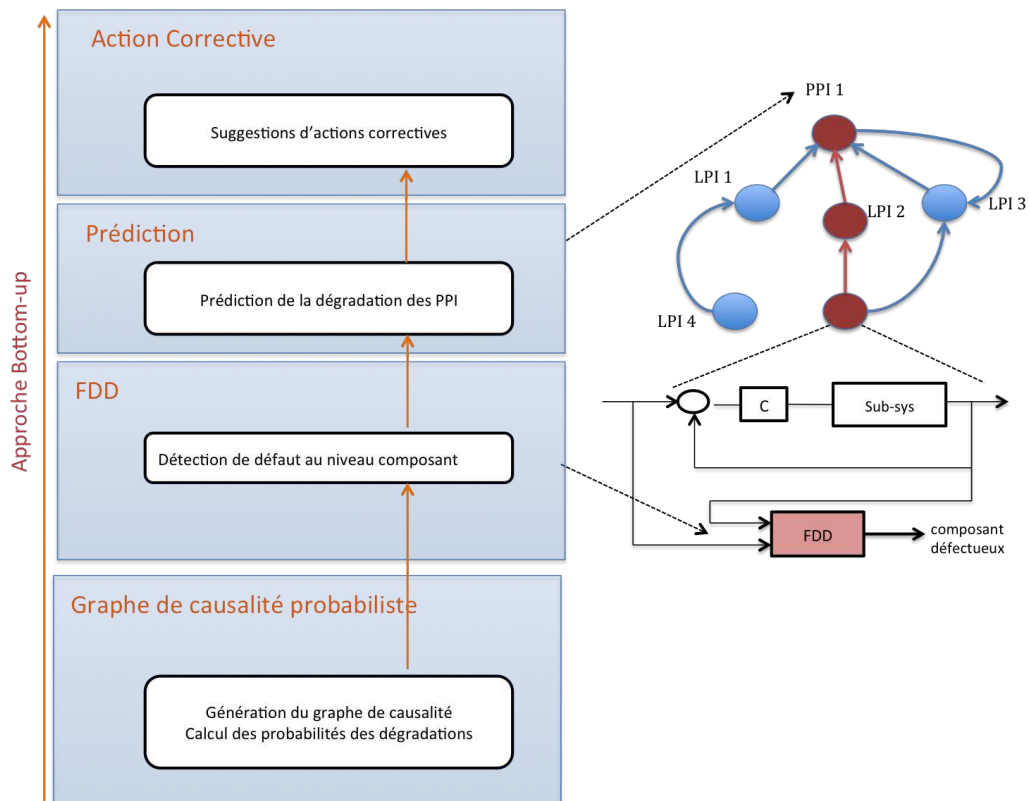


FIGURE 3.19 – Approche Bottom-up

3.4.2 Méthode de prédiction de la dégradation des PPIs

Lors de l'apparition d'un défaut dans un système on constate la dégradation des performances locales de la boucle de régulation liée au défaut. Cette dégradation peut être évaluée en utilisant l'indice de performance locale associé (*LPI*). En raison de la propagation de ce défaut aux autres boucles de régulation une dégradation globale du système peut être constatée. Le but de cette partie est de proposer un algorithme capable de prédire la dégradation de la performance globale du système lors de l'apparition d'un défaut en se basant sur une approche Bottom-up (Figure 3.19).

Soit $\mathcal{G}(\mathcal{V}, \mathcal{E})$ est un graphe de causalité où l'ensemble des noeuds \mathcal{V} représentent les différents Indicateurs des performances du système $\{LPI, PPI\}$ et les arcs \mathcal{E} représentent les différents liens de causalité entre ces noeuds.

On considère que chaque LPI (PPI) peut être caractérisé par différentes zones de fonctionnement. Dans le cas le plus simple, on considère deux zones de fonctionnement :

- Zone de performance nominale qui englobe les valeurs du LPI (PPI) indiquant un fonctionnement acceptable.
- Zone de performance dégradée qui englobe les valeurs du LPI (PPI) en cas de présence d'un défaut.

Les différentes zones de fonctionnement peuvent être déterminées par un expert ou d'une façon automatique en utilisant la règle des trois sigmas [25] puisque les Indicateurs de performances dans notre cas sont définis par une erreur normalisée de la boucle de régulation.

On associe à chaque arc $\mathcal{E}_{ij} \in \mathcal{E}$ du graphe de causalité \mathcal{G} la probabilité (3.24) que les valeurs futures de l'indice de performance \mathcal{V}_i soient dans la zone de fonctionnement dégradé en tenant compte de son état actuel, ainsi que de son prédécesseur \mathcal{V}_j .

$$P_{ij} = P(\mathcal{V}_{j,F} | \mathcal{V}_{j,P} \mathcal{V}_{i,P}) \quad (3.24)$$

Dans le cas de la dégradation de la performance LPI_j d'une boucle de régulation, suite à un défaut, P_{ij} exprime la probabilité que ce défaut soit propagé vers la boucle de régulation LPI_i (ou PPI_i). En évaluant les probabilités tout au long des chemins qui relient LPI_i et PPI , on peut exprimer la probabilité que le défaut, qui a affecté la boucle de régulation LPI_i , aura un impacte sur la performance globale du système est donc prédire une dégradation des performances procédé du système.

3.4.2.1 Probabilité de dégradation

Pour un ensemble de $PPI_j, j = 1, \dots, m_{PPI}$. Nous cherchons la probabilité qu'un PPI_j soit dans un certain mode de fonctionnement, compte tenu de l'état de fonctionnement du $LPI_i \in Pred(PPI_j)$.

$$P(PPI_j | LPI_i) \quad (3.25)$$

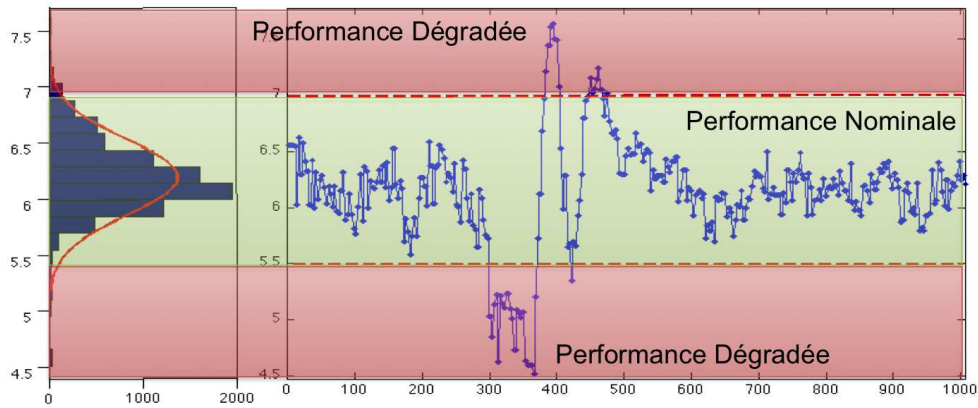


FIGURE 3.20 – La règle des trois sigmas appliquée aux indicateurs des performances

On discrétise les mesures (observations). Par conséquent on définit des classes pour chaque $LPI_i^{B_l}$, $l = 1, \dots, n$ et $PPI_j^{B_k}$, $k = 1, \dots, n$. Par exemple dans le cas le plus simple on peut considérer deux classes :

- Le cas du bon fonctionnement $LPI_i^{B_0}(PPI_i^{B_0})$, $(LPI_i(PPI_i))$ appartient à la région de la performance nominale voir Figure 3.4).
- Le cas d'une déviation $LPI_i^{B_1}(PPI_i^{B_1})$, $(LPI_i(PPI_i))$ appartient à la région de la performance dégradée).

Dans le cas général n classes sont utilisées, ces classes doivent être adaptées pour chaque indicateur de performance, soit en utilisant les connaissances des experts (par exemple pour les indicateurs de qualité), ou génériquement suivant la règle des 3 sigmas (Figure 3.20) [26].

La probabilité 3.25 à posteriori peut être déduite en utilisant la règle de Bayes :

$$P(PPI_i^{B_k} | LPI_j^{B_l}) = \frac{P(LPI_j^{B_l} | PPI_i^{B_k})P(PPI_i^{B_k})}{\sum_{h=1}^n P(LPI_j^{B_l} | PPI_i^{B_h})P(PPI_i^{B_h})} \quad (3.26)$$

Le but réel de cette procédure est le pronostic/prédiction de la dégradation des performances du système dans le temps, on utilise les observations courantes comme un moyen de prédiction du comportement futur des indicateurs de

performances du système. Afin de différencier entre ces probabilités, la notation suivante sera utilisée $PPI_{i,F}$ et $PPI_{i,P}$ où F représente le future et P pour le présent. Par conséquent, (3.25) devient :

$$P(PPI_{i,F}^{B_k} | PPI_{i,P}^{B_h}, LPI_{j,P}^{B_l}) \quad (3.27)$$

Reste une question : Comment choisir le bon délai ?, il n'existe pas de réponse facile à cette question, sauf que le retard minimum (qui est le temps que LPI_j défectueux affecte PPI_i) peut être obtenu à partir du graphe de causalité décrivant le processus. Cependant, généralement un délai plus long sera utilisé. Par conséquent, le retard (ou en d'autres termes la fenêtre de prédiction) doit être choisi de telle manière qu'il donne suffisamment de temps pour une réaction précoce, alors qu'un retard trop grand (par exemple plusieurs heures / jours) doit être évité, car il peut conduire à une erreur de prédiction importante.

3.4.2.2 Algorithme de prédiction de la dégradation des PPIs

La figure 3.21 décrit l'algorithme proposé, cet algorithme permet de mettre en oeuvre la prédiction de la dégradation des performances du système. L'algorithme est composé de deux processus (hors-ligne et en ligne). Le processus hors ligne permet l'apprentissage des densités de probabilités de déviation pour chaque arc du graphe de causalité G . Ce processus se décrit comme suit :

- Calcul des paramètres statistiques (écart-type σ_i et moyenne μ_i) de chaque noeud \mathcal{V}_i (LPI_i, PPI_i) du graphe de causalité dans le cas d'un fonctionnement nominal.
- Identification des densités des probabilités de déviation P_{ij} pour toute paire de noeuds $\{\mathcal{V}_i, \mathcal{V}_j\} \in \mathcal{V}$ où \mathcal{V}_j est un prédécesseur direct de \mathcal{V}_i . L'identification des densités de probabilités est faite à partir des données historiques par la méthode d'histogramme, où les classes sont choisies en appliquant la règle des 3 sigmas pour chaque noeud. Par exemple, dans le cas de 3 classes on a $B_0 = [\mu_i - 3\sigma_i \ \mu_i + 3\sigma_i]$, $B_1 =]\infty \ \mu_i - 3\sigma_i[$ et $B_2 =]\mu_i + 3\sigma_i \ \infty[$.

Le processus en-ligne permet d'évaluer la probabilité qu'un défaut, affectant la performance d'une boucle de régulation LPI , se propage vers d'autres boucles de régulation en causant une dégradation des performances globales du système.

En ligne : On considère un défaut affectant la performance locale LPI_i . Soit $LPI_j \in \mathcal{P}_{ik}$ tel que $\mathcal{P}_{ik} : LPI_i - PPI_k$ et $LPI_j \in \text{succes}_d(LPI_i)$, on évalue en ligne la probabilité :

$$P_{ji}(t) = P_t(LPI_{j,t+d}^{B_1} | LPI_{j,t}, LPI_{i,t}) \quad (3.28)$$

Si $P_{ji}(t) \geq Th$ on dit que le défaut va se propager vers la boucle de régulation associée au LPI_j . Pour prédire la propagation du défaut vers les indicateurs de performances du procédé, on évalue en ligne la probabilité de dégradation du PPI_k sachant que tous les $LPI_l \in \mathcal{P}_{ik}$ seront en fonctionnement dégradé :

$$P_{ki}(t) = P(PPI_{k,t+d}^{B_1} | PPI_{k,t}, LPI_{l,t+d}^{B_1}) P(LPI_{l,t+d}^{B_1} | LPI_{l,t}, LPI_{m,t+d}^{B_1}) \dots P(LPI_{n,t+d}^{B_1} | LPI_{n,t}, LPI_{i,t}) \quad (3.29)$$

Si $P_{ki}(t) \geq Th$ on dit que le défaut va affecter les performances du procédé tout au long du chemin $\mathcal{P}_i : LPI_i - PPI_k$.

3.4.2.3 Exemple

On considère le système des trois cuves présenté dans la section 3.3.1.3. Soit $\mathcal{G}(\mathcal{E}, \mathcal{V})$ le graphe de causalité du système représentant les relations de causalité entre les différents Indicateurs des performances du système $\{LPI, PPI\}$.

Soit la figure 3.22 qui montre les mesures des différents Indicateurs de performances du système.

Comme expliqué dans la section précédente, on calcule les paramètres statistiques à partir des données historiques (écart-type σ_i et moyenne μ_i) des différents indicateurs de performances en mode de fonctionnement nominal (Voir tableau 3.4.2.3).

La Figure 3.23 représente le PPI_{T_2} en mode de fonctionnement nominal, c'est-à-dire le PPI_{T_2} est entre $[-3\sigma_{T_2} + \mu_{T_2} \quad 3\sigma_{T_2} + \mu_{T_2}]$.

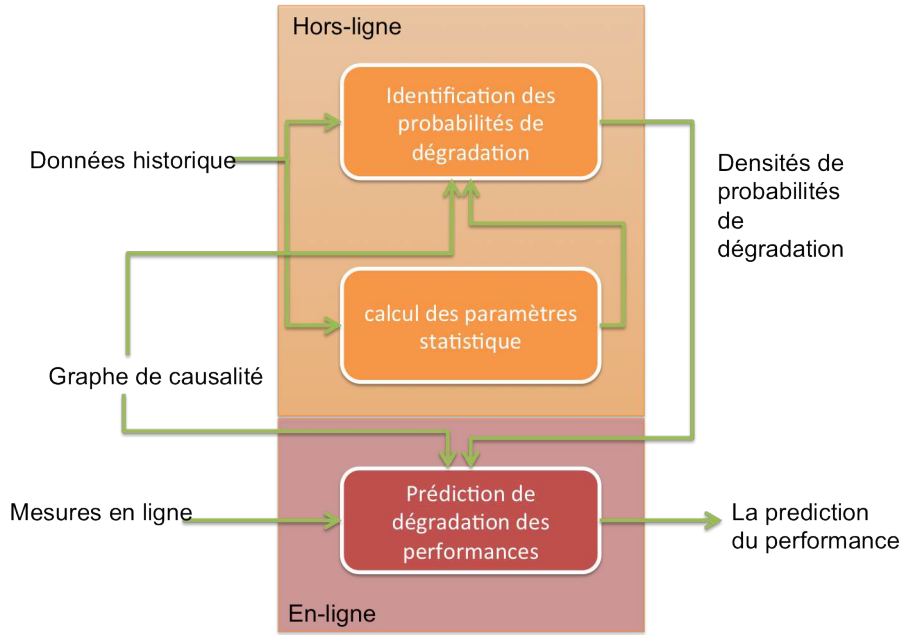


FIGURE 3.21 – Algorithme de prédiction de déviation

Pour identifier les densités des probabilités pour chaque arc \mathcal{V}_{ij} du graphe \mathcal{G} , on considère trois classes. Le choix de ces classes se fait en se basant sur les paramètres statistiques en utilisant la règle des 3 sigmas comme suit :

- B_0 : Caractérise le fonctionnement nominal $B_0 = [-3\sigma_i + \mu_i \quad 3\sigma_i + \mu_i]$.
- B_1, B_2 : Caractérisent le fonctionnement dégradé $B_1 =]-\infty \quad -3\sigma_i + \mu_i]$,
 $B_2 =]3\sigma_i + \mu_i \quad \infty[$.

Après le choix des classes, on identifie par la méthode d'histogramme la densité de probabilité de dégradation P_{ij} pour chaque arc \mathcal{E}_{ij} du graphe de causalité \mathcal{G} .

$$P_{ij} = P(\mathcal{V}_{i,F} | \mathcal{V}_{i,p}, \mathcal{V}_{j,p}) \quad (3.30)$$

Avec $\mathcal{V}_i, \mathcal{V}_j \in \mathcal{V}$ et $\mathcal{V}_j \in \text{Pred}_d(\mathcal{V}_i)$ (Pred_d représente les prédécesseurs directs). La figure 3.24 représente la probabilité pondérant l'arc liant LPI_{T_1} à PPI_{T_2} . Pour des raisons de clarté de représentation de la probabilité $P(PPI_{T_2,F} | PPI_{T_2,P}, LPI_{T_1,P})$, cette probabilité sera présentée en trois dimensions en considérant que $PPI_{T_2,P} = PPI_{T_2,P}^{B_0}$.

On considère qu'un défaut est survenu au niveau de la résistance de chauffe

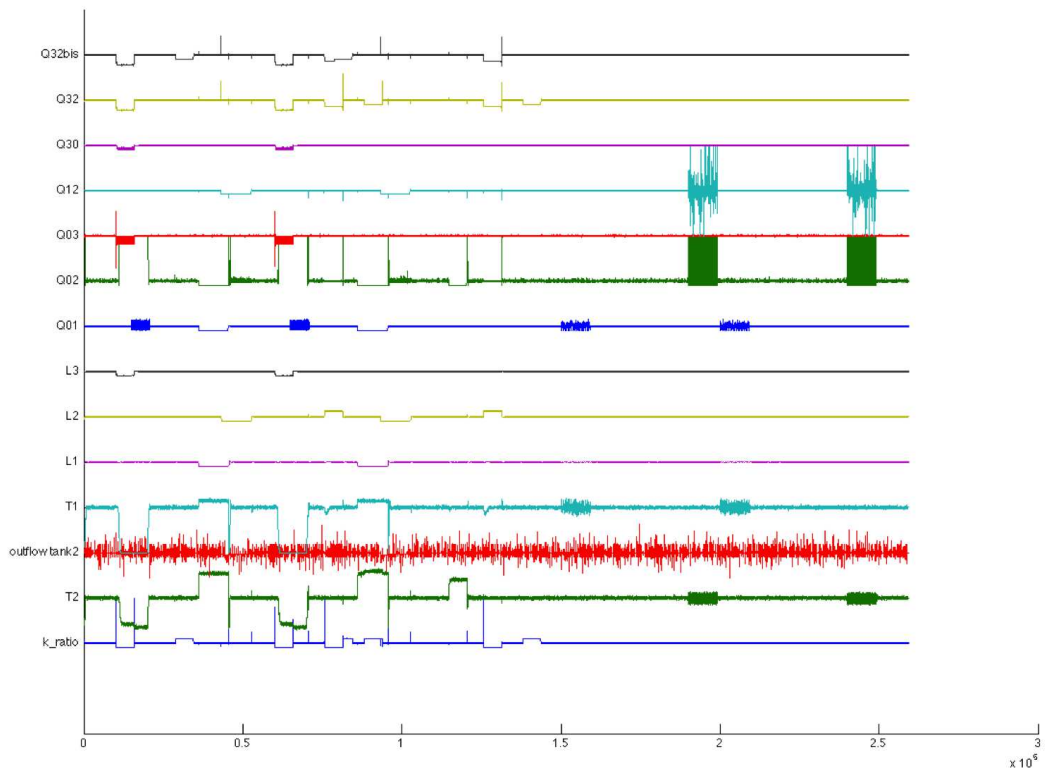
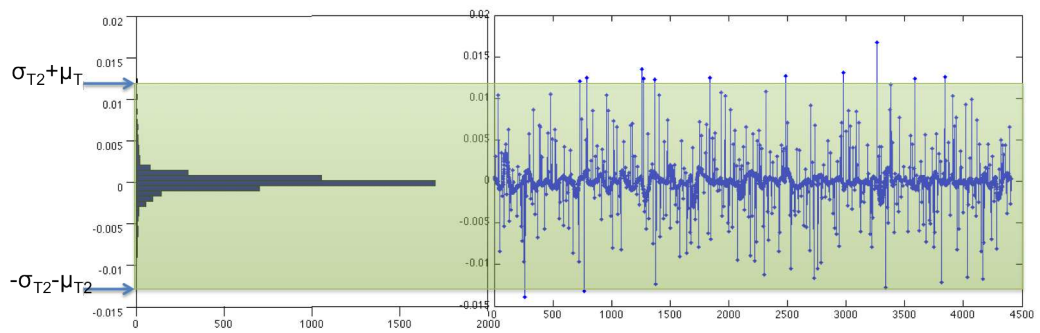
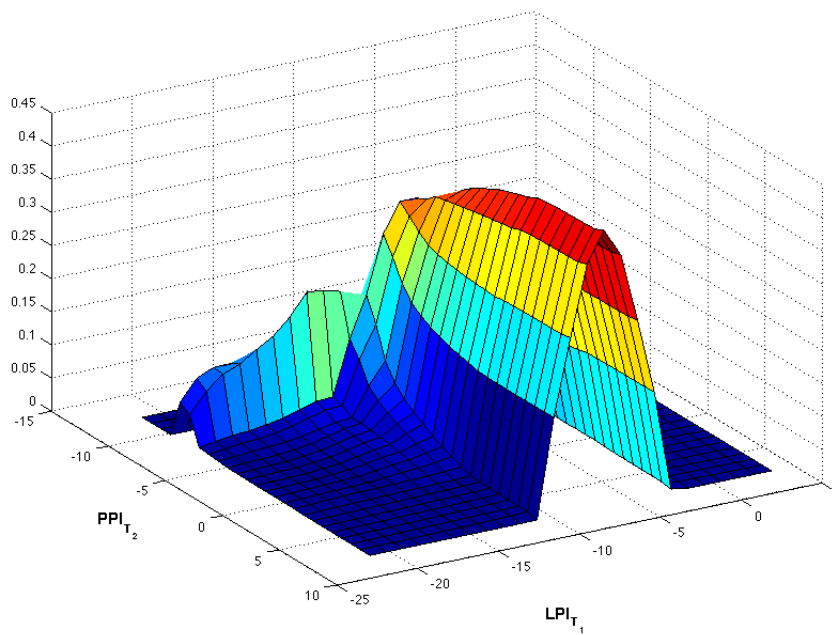


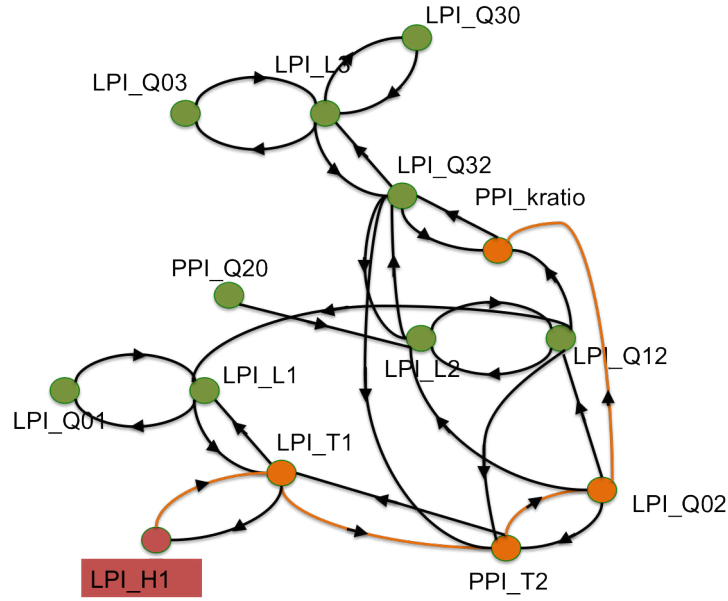
FIGURE 3.22 – Les mesures des différents PPI/LPIs du système

FIGURE 3.23 – PPI_{T_2} dans le cas d'un fonctionnement nominal

Nom du Variable	σ_i	μ_i
k_{ratio}	0.3593	0.0029
T_2	0.4435	0.0010
Q_{20}	14.6980	-0.0005
T_1	1.0269	0.0132
$H1$	0.6871	1.7369
L_1	0.0329	0
L_2	0.0255	0.0005
L_3	0.0011	0
Q_{01}	0.5055	0.0040
Q_{02}	10.8317	-0.0048
Q_{03}	0.1347	-0.0001
Q_{12}	2.9681	0.0019
Q_{30}	0.0003	0
Q_{32}	0.0444	-0.0001
Q'_{32}	0.0444	-0.0001

TABLE 3.1 – Liste des paramètres statistiques.

FIGURE 3.24 – $P(PPI_{T_2,F} | PPI_{T_2,P}^{B_0}, LPI_{T_1,P})$

FIGURE 3.25 – Les chemins liant LPI_{H_1} aux $PPIs$

de la cuve I (perte d'efficacité de 80%). Ce défaut commence à l'instant $t_f = 10000s$ jusqu'à $t_n = 40000s$ où la température de la 1 ère cuve chute considérablement. Afin de prédire si ce défaut aura un impact sur la performance globale du système, on évalue les probabilités de propagation de ce défaut vers les indicateurs des performances procédé $PPIs$ (PPI_{kratio} , PPI_{Q20} et PPI_{T_2}) (voir Figure 3.25) :

$$\mathcal{P} : LPI_{H_1} - PPI_i / PPI_i \in \{PPI_{kratio}, PPI_{Q20} \text{ et } PPI_{T_2}\} \quad (3.31)$$

On a

$$\begin{aligned} \mathcal{P} &= \{\mathcal{P}_1, \mathcal{P}_2\} \\ \text{avec : } \mathcal{P}_1 &: LPI_{H_1} \rightarrow LPI_{T_1} \rightarrow PPI_{T_2}, \\ \mathcal{P}_2 &: LPI_{H_1} \rightarrow LPI_{T_1} \rightarrow PPI_{T_2} \rightarrow LPI_{Q02} \rightarrow PPI_{kratio}, \end{aligned} \quad (3.32)$$

Soit $\mathcal{V}_{H_1T_1} \in \mathcal{P}_1$ est l'arc qui lie LPI_{H_1} au LPI_{T_1} . La probabilité pondérant cet arc est notée, $P_{H_1T_1}(t) = P(PPI_{T_1,t+d}^{B_i} | PPI_{T_1,t}, LPI_{H_1,t})$, celle-ci exprime la probabilité de dégradation du LPI_{T_1} en prenant en compte l'état de LPI_{H_1}

(Voir Figure 3.26) . On remarque à partir de la Figure 3.26, que la probabilité d'un fonctionnement dégradé du LPI_{T_1} augmente une fois que le défaut est apparu au niveau de la résistance de chauffe (LPI_{H_1}). Cette probabilité représente le risque de propagation de ce défaut vers LPI_{T_1} .

De même, pour prédire l'effet de ce défaut sur le PPI_{T_2} , on évalue en ligne la probabilité de dégradation du PPI_{T_2} sachant que LPI_{T_1} sera dégradé :

$$P_{H_1 T_2}(t) = P(PPI_{T_2,t+d}^{B_1} | PPI_{T_2,t}, LPI_{T_1}^{B_1}) * P(LPI_{T_1,t+d}^{B_1} | LPI_{T_1,t+d}, LPI_{H_1,t}) \quad (3.33)$$

Cette probabilité exprime le risque que ce défaut se propage vers PPI_{T_2} après avoir affecté le LPI_{T_1} . (voir Figure 3.27).

On remarque à partir de la Figure 3.27 qu'une fois que le défaut apparaît sur H_1 la probabilité de dégradation du $PPI_{k_{ratio}}$ augmente jusqu'à 74% avant l'apparition du défaut sur T_2 , ce qui permet une prédiction de la dégradation du PPI_{T_2} ainsi que le chemin de propagation probable \mathcal{P}_1 .

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, deux stratégies complémentaires de diagnostic et de prédiction de dégradation ont été proposées :

- La stratégie Top-down met en relief deux types de méthodes permettant la détection de défaut de type oscillatoire qui se base sur l'estimation d'indice de régularité, l'analyse des causes est lancée en se basant sur le graphe de causalité afin d'identifier la cause d'une déviation de l'indice de performance procédé.

La seconde méthode pour la détection de défaut non oscillatoire se base sur le test statistique séquentiel SPRT dont le but est de détecter la dégradation des Indicateurs des performances (saut abrupte de moyenne ou de variance), l'analyse des causes est ainsi lancée en se basant sur le graphe de causalité et les instants de détection de défaut afin d'identifier le chemin de propagation de défaut depuis la cause de dégradation jusqu'à son apparition sur l'indicateur de performance procédé.

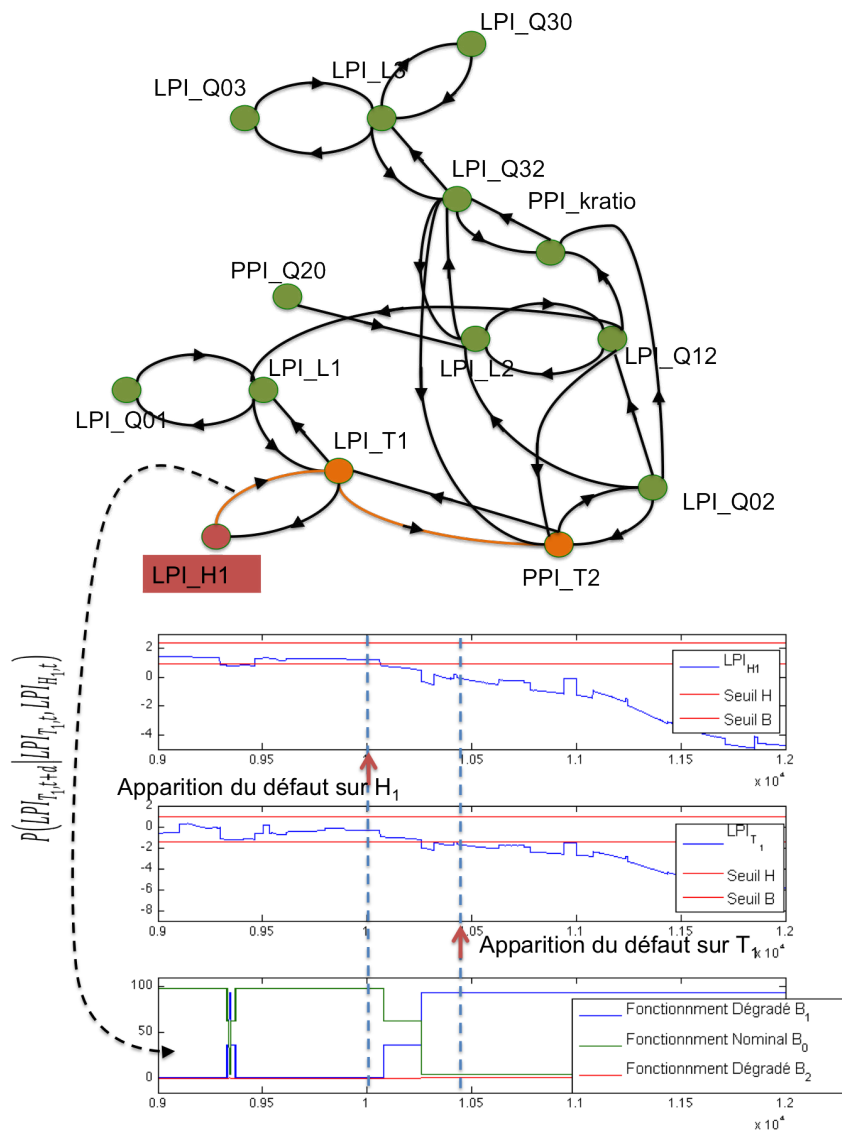


FIGURE 3.26 – Le chemin liant LPI_{Q03} aux PPI_{T2}

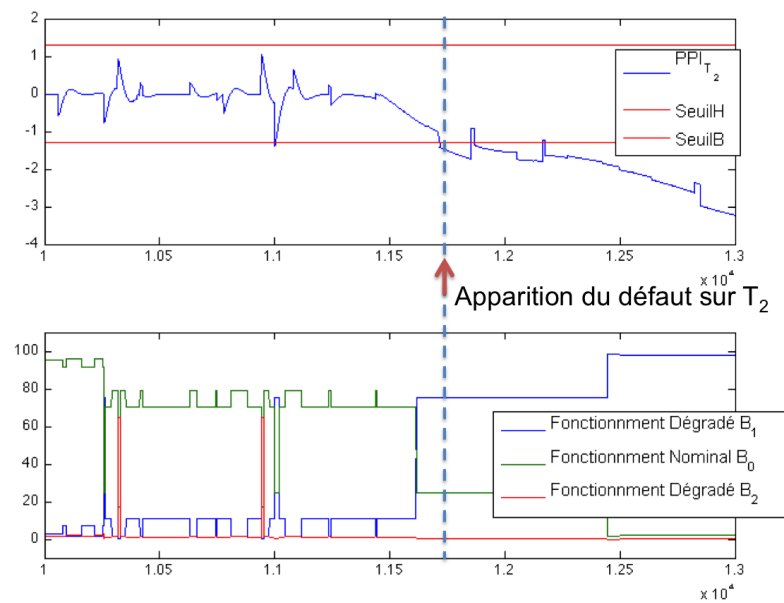


FIGURE 3.27 – La probabilité de dégradation du $PPI_{k_{ratio}}$

- La stratégie Bottom-up permet de mettre en oeuvre les méthodes probabilistes utilisant le graphe de causalité afin de prédire la dégradation d'un indicateur de performance procédé. Ceci permettra de quantifier la sévérité du défaut avant son apparition sur l'indicateur de performance. Cette approche est semblable à l'approche de graphe orienté probabiliste.

Afin de vérifier les performances des algorithmes présentés, ces méthodes ont été appliquées sur le benchmark. Une validation des méthodes proposées a été faite, dans le cadre du projet POPYRUS, sur une application industrielle BM4 présenté dans le chapitre 4 .

Chapitre 4

Application industrielle BM4

4.1 Introduction

Le but de cette partie expérimentale est de mettre en application les méthodes présentées dans les sections précédentes. Nous allons utiliser, dans un premier lieu, la méthode de mesure de transfert entropie afin d'identifier les relations causales entre les variables de processus (séries temporelles). Le résultat obtenu est un modèle de causalité représenté graphiquement par graphe orienté, décrivant ainsi les influences entre les variables du système.

A cet effet, une étude de cas d'une machine de fabrication de papier de grande dimension BM4 (board machine 4) est analysée. Afin d'illustrer simplement, les résultats obtenus, l'analyse est limitée sur la partie séchage de la machine (Drying section voir [A.1.4](#)). En raison de la grande connectivité entre les boucles de régulation dans cette section, nous allons, en second lieu, mettre en oeuvre la procédure d'analyse de cause(s) présenté dans le chapitre 3. En effet, les défauts peuvent facilement se propager à travers les unités de traitement ; donc l'analyse des dépendances entre les variables du système dans cette section peut fournir des informations précieuses sur ses caractéristiques dynamiques (les relations de causalités entre variables du système). En outre, l'étude de cas (machine de fabrication de papier) BM4, révèle de multiples oscillations dans les mesures de processus, le chemin de propagation de la perturbation et sa cause peuvent, donc, être déduits du graphe orienté associé au

modèle de causalité construit en appliquant le test statistique récursivement sur les variables affectant le PPI dégradé.

Ce chapitre est organisé comme suit : d'abord, le modèle de causalité du système étudié (BM4) représentant les relations de causalité entre les différents indicateurs de performances (*LPI* et *PPI*) est généré. Enfin, un scénario de diagnostic, pour illustrer les résultats obtenus est aussi présentés. Une description détaillée de la machine de fabrication du papier (en anglais) et la stratégie de commande du processus sont données en Annexe [A](#).

4.2 Génération du modèle de causalité

Le système BM4 comprend 550 boucles de régulation qui influencent la qualité du papier. Les mesures, pour chaque boucle de régulation, sont disponibles et stockées dans la plate-forme RTDB (Real-Time Data Base).

Afin de simplifier la représentation du modèle de causalité du BM4, on ne présente, dans cette partie, que la modélisation de la section de séchage (Drying Section) en raison de son importance et de son effet sur la qualité du produit. La Table [4.1](#) liste les variables (mesures, Consigne) des boucles de régulation de la section de séchage. La Figure [4.1](#) illustre le schéma de la section de séchage et de ses vannes de régulation. Les deux tubes horizontaux, en haut de la figure sont les collecteurs de vapeur 5 et 10 bars, qui fournissent de la vapeur aux cylindres de séchage.

PC651, PC653, PC1652, PC654, PC659, PC660 sont des régulateurs de pression qui sont utilisés pour contrôler la pression de la vapeur dans chaque groupe. SG1 utilise uniquement la source de la vapeur 5 bars tandis que la pression de vapeur des autres groupes est contrôlée par deux vannes de commande, l'une reliée à chaque collecteur de vapeur, en fonction de la demande de pression. Si la demande de pression est faible, seule la barre vapeur 5 bars est utilisée ; la source de vapeur de 10 bars n'est utilisée que si une pression plus élevée est nécessaire.

PC165, PC652, PC670, PC671, PC672, PC673 et PC674 sont des régulateurs de la différence de pression entre la vapeur et réservoir de condensation de

vapeur. Le contrôle de la différence de pression est obtenu en ajustant les deux soupapes de commande à la sortie de vapeur du réservoir de condensation, le principe est similaire à celui des soupapes de commande de pression de la vapeur.

LC661, LC651, LC652, LC653, LC654, LC657 et LC658 sont les régulateurs de niveau qui sont utilisés pour contrôler le niveau des réservoirs de condensation par la manipulation d'une soupape de commande située dans les conduites de sortie des réservoirs de condensation. PC660 (situé dans SG8) est le contrôleur de pression de la vapeur, PC660 reçoit la valeur de consigne à partir du système QCS (XM1009). Le contrôleur PC668 fournit la commande de la soupape de la source de vapeur 10 et PI667 est un indicateur de pression relié à la source la vapeur 5 bars.

Pour ce système, l'indicateur de performance procédé PPI de la section de séchage est l'erreur normalisée de la boucle de régulation de l'humidité.

$$PPI_{humidit} = \frac{XM1009 - XM1010}{XM1010} \quad (4.1)$$

Les indicateurs de performances locales sont définis de la même façon pour les autres boucles de régulation de la section de séchage.

Afin de générer le graphe orienté associé au modèle de causalité, on identifie les liens de causalité entre les différentes mesures LPI et PPI à partir des données historiques, en se basant sur le transfert d'entropie. La Figure 4.2 illustre les différentes mesures des LPI et PPI (10 jours de mesures) utilisées pour identifier le graphe orienté associé au modèle de causalité de la section séchage.

Comme expliqué dans l'algorithme présenté dans la section 2.3.2, le transfert d'entropie a été estimé pour chaque paire de mesures afin d'identifier les liens de causalité.

On rappelle la formule du transfert entropie entre paire de variables LPI_i et

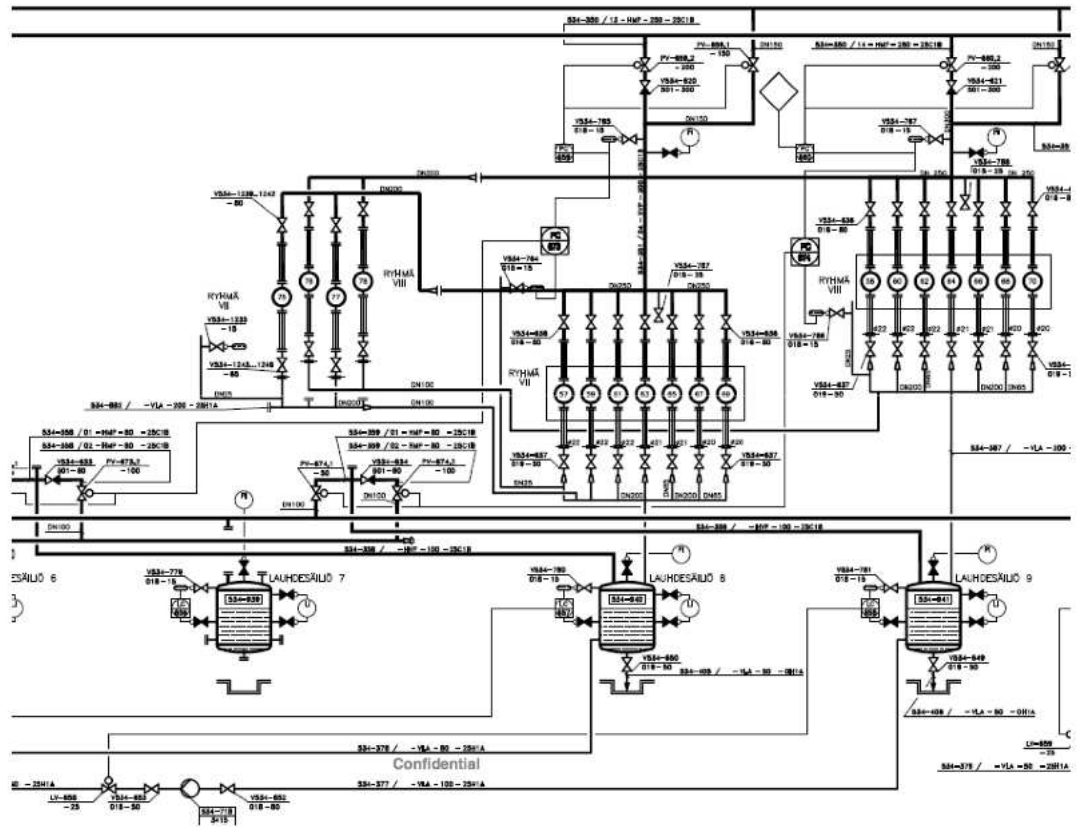


FIGURE 4.1 – section de séchage (drying section)

Nom de la Variable	Description
KA4_FI0657	Steam 0.5MPa drying section flow
KA4_FI0658	Steam 1.0 MPa flow
KA4_FI0661	Steam flow pocket ventilation
KA4_TI0652	Steam 0.5MPa temperature
KA4_PI0667	0.5 MPa steam pressure
KA4_PC0668	1.0 MPa steam pressure
KA4_PC0668_SP	1.0 MPa steam pressure setpoint
KA4_HI0651	0.5 MPa main steam valve
KA4_HI0651_SP	0.5 MPa main steam valve setpoint
KA4_HI0650	1.0 MPa main steam valve
KA4_HI0650_SP	1.0 MPa main steam valve setpoint
KA4_PC0660	Steam group 8 pressure
KA4_PC0660_SP	Steam group 8 pressure setpoint
KA4_PC0674	Steam group 8 pressure difference
KA4_PC0674_SP	Steam group 8 pressure difference setpoint
KA4_LC0658	Condensate tank 9 level
KA4_LC0658_SP	Condensate tank 9 level setpoint
KA4_WC1410	5th drying group upper felt tension
KA4_WC1410_SP	5th drying group upper felt tension setpoint
KA4_WC1411	5th drying group lower felt tension
KA4_WC1411_SP	5th drying group lower tension setpoint
KA4_PC0659	Steam group 7 pressure
KA4_PC0659_SP	Steam group 7 pressure setpoint
KA4_PC0673	Steam group 7 pressure difference
KA4_PC0673_SP	Steam group 7 pressure difference setpoint
KA4_LC0652	Condensate tank 3 level
KA4_LC0652_SP	Condensate tank 3 level setpoint
KA4_PC0654	Steam group 4 pressure
KA4_PC0654_SP	Steam group 4 pressure setpoint
KA4_PC0672	Steam group 4 pressure difference
KA4_PC0672_SP	Steam group 4 pressure difference setpoint
KA4_LC0657	Condensate tank 8 level
KA4_LC0657_SP	Condensate tank 8 level setpoint
KA4_WC1408	4th drying group upper felt tension
KA4_WC1408_SP	4th drying group upper felt tension setpoint
KA4_WC1409	4th drying group lower felt tension
KA4_WC1409_SP	4th drying group lower felt tension setpoint
KA4_PC1652	Steam group 3 pressure
KA4_PC1652_SP	Steam group 3 pressure setpoint
KA4_PC0671	Steam group 3 pressure difference
KA4_PC0671_SP	Steam group 3 pressure difference setpoint
KA4_LC0653	Condensate tank 4 level
KA4_LC0653_SP	Condensate tank 4 level setpoint
KA4_WC1404	3rd drying group lower felt tension
KA4_WC1404_SP	3rd drying group lower felt tension setpoint
KA4_WC1406	3rd drying group upper felt tension
KA4_WC1406_SP	3rd drying group upper felt tension setpoint

KA4_PC0653	Steam group 2 pressure
KA4_PC0653_SP	Steam group 2 pressure setpoint
KA4_PC0670	Steam group 2 pressure difference
KA4_PC0670_SP	Steam group 2 pressure difference setpoint
KA4_LC0652	Condensate tank 3 level
KA4_LC0652_SP	Condensate tank 3 level setpoint
KA4_WC1403	2nd drying group lower felt tension
KA4_WC1403_SP	2nd drying group lower felt tension setpoint
KA4_WC1405	2nd drying group upper felt tension
KA4_WC1405_SP	2nd drying group upper felt tension setpoint
KA4_PC0651	Steam group 1 pressure
KA4_PC0651_SP	Steam group 1 pressure setpoint
KA4_PC0652	Steam group 1 pressure difference
KA4_PC0652_SP	Steam group 1 pressure difference setpoint
KA4_PC1653	Condensate tank 2 pressure
KA4_PC1653_SP	Condensate tank 2 pressure setpoint
KA4_WC1407	1st drying group upper felt tension
KA4_WC1407_SP	1st drying group upper felt tension setpoint
KA4_LC0651	Condensate tank 2 level
KA4_LC0651_SP	Condensate tank 2 level setpoint
KA4_LC0659	Condensate tank 10 level
KA4_LC0659_SP	Condensate tank 10 level setpoint
KA4_LC0651	Condensate tank 2 level
KA4_LC0651_SP	Condensate tank 2 level setpoint
KA4_TC0651	Surface condenser temperature
KA4_TC0651_SP	Surface condenser temperature setpoint
KA4_PC0666	Condensate system underpressure
KA4_PC0666_SP	Condensate system underpressure setpoint
KA4_TC0461	Pocket ventilation air 1 temperature
KA4_TC0461_SP	Pocket ventilation air 1 temperature setpoint
KA4_TC0462	Pocket ventilation air 2 temperature
KA4_TC0462_SP	Pocket ventilation air 2 temperature setpoint
KA4_TC0463	Pocket ventilation air 3 temperature
KA4_TC0463_SP	Pocket ventilation air 3 temperature setpoint
KA4_TC0464	Pocket ventilation air 4 temperature
KA4_TC0464_SP	Pocket ventilation air 4 temperature setpoint
KA4_PC0451	Frontal hood 0-level
KA4_PC0451_SP	Frontal hood 0-level setpoint
KA4_PC0452	Secondary hood 0-level
KA4_PC0452_SP	Secondary hood 0-level setpoint
KA4_MC0451	Frontal dry section exhaust air humidity
KA4_MC0451_SP	Frontal dry section exhaust air humidity setpoint
KA4_MC0452	Secondary dry section exhaust air humidity
KA4_MC0452_SP	Secondary dry section exhaust air humidity setpoint
KA4_MH0451	Exhaust air plates 1-4 positioning
KA4_MH0451_SP	air plates 1-4 positioning setpoint

KA4_XM1003	BM4 production rate
KA4_XM1009	Moisture measurement
KA4_XM1010	Moisture setpoint
KA4_XM1011	Dry basis weight measurement
KA4_XM1012	Dry basis weight setpoint
KA4_534_625_S	Machine speed (Bottom layer wire drawing roll)
KA4_534_625_S_SP	Machine speed setpoint (Bottom layer wire drawing roll)
KA4_LC0661	Condensate tank 1 level
KA4_LC0661_SP	Condensate tank 1 level setpoint
KA4_LC0654	Condensate tank 1 level
KA4_LC0654_SP	Condensate tank 1 level setpoint

TABLE 4.1 – Liste des variables de la section de séchage.

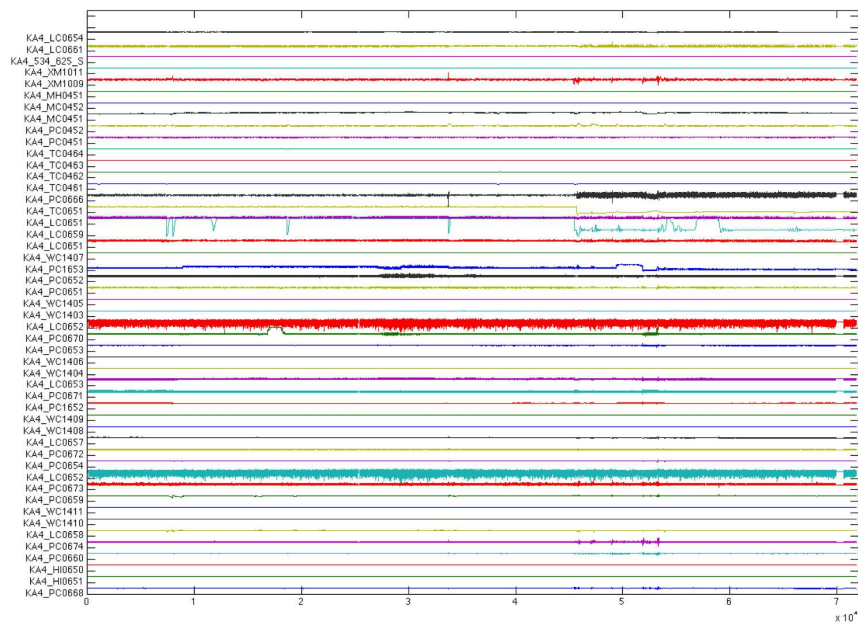


FIGURE 4.2 – Mesures BM4

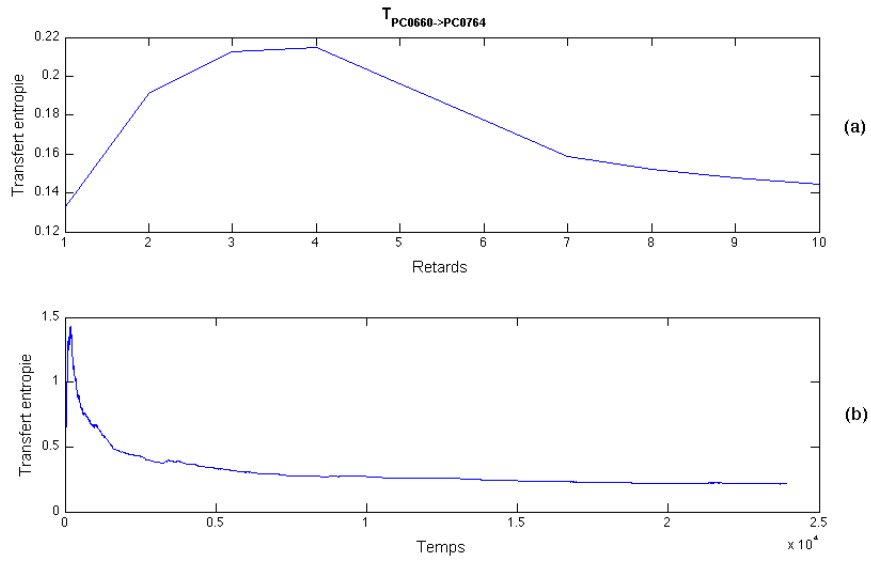


FIGURE 4.3 – Le transfert d’entropie de LPI_{PC0660} vers LPI_{PC0674}

LPI_j s’écrit comme :

$$T_{LPI_j \rightarrow LPI_i} = \sum p(LPI_{i_{n+1}}, LPI_{i_n}, LPI_{j_n}) \log \frac{p(LPI_{i_{n+1}} | LPI_{i_n}, LPI_{j_n})}{p(LPI_{i_{n+1}} | LPI_{i_n})} \quad (4.2)$$

La Figure 4.3.(a) illustre l’estimation du transfert entropie entre (LPI_{PC0660} vers LPI_{PC0674}) en fonction du retard, le maximum de TE a été identifié pour un retard $\tau = 4$ échantillon.

La Figure 4.3.(b) représente le transfert d’entropie calculé récursivement et évalué à un retard $\tau = 4$, cette mesure converge vers une valeur constante $TE = 0.21$ représentant la présence d’un lien de causalité de $PC0660$ vers $PC0674$.

La Figure 4.4 illustre la matrice de causalité de la section de séchage. Cette matrice représente les valeurs de transfert entropie estimées pour chaque paire de variables.

Le graphe de causalité, de la section de séchage, est généré en évaluant les valeurs de transfert entropie de chaque paire de variables. La Figure 4.5 illustre le graphe de causalité obtenu. Ce graphe a été raffiné en utilisant le transfert

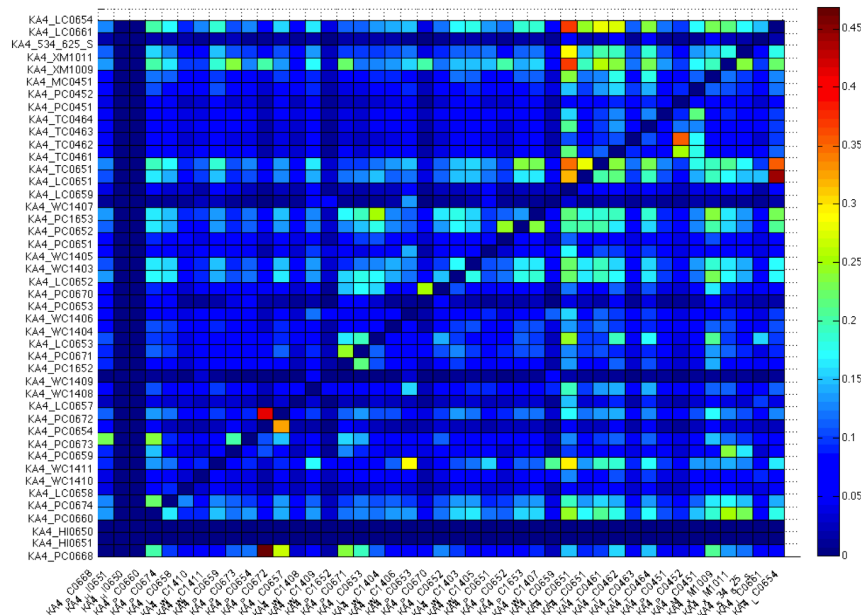


FIGURE 4.4 – La matrice de causalité de la section de séchage

d'entropie multi-variable afin d'éliminer les liens de causalité indirects comme expliqué dans la section 2.3.2.5.

Quelques liens identifiés, par la méthode proposée, peuvent être aisément vérifiés en analysant le schéma P&I (voir Figure 4.1).

A titre d'exemple, le lien entre LPI_{PC0660} (la pression du groupe 8) et LPI_{PC0674} (la différence de pression du groupe 8).

En industrie, les degrés de liberté pour l'identification d'un modèle du système sont très limités. En effet le système est contraint par une stratégie de production imposant certaines contraintes sur l'excitation des signaux. Par conséquent, il est difficile d'avoir des excitations suffisantes pour identifier les liens de causalité, entre toutes les variables du système en même temps. Ce qui conduit à la non-détection de plusieurs liens de causalité. Pour remédier à ce problème, un algorithme d'auto-apprentissage a été proposé afin de mettre à jour le modèle, en rajoutant les nouveaux liens détectés et raffiner le modèle du système (Voir la Figure 4.6). La Figure 4.7 illustre l'évolution du modèle de causalité, en montrant les fréquences d'occurrences des liens de causalité

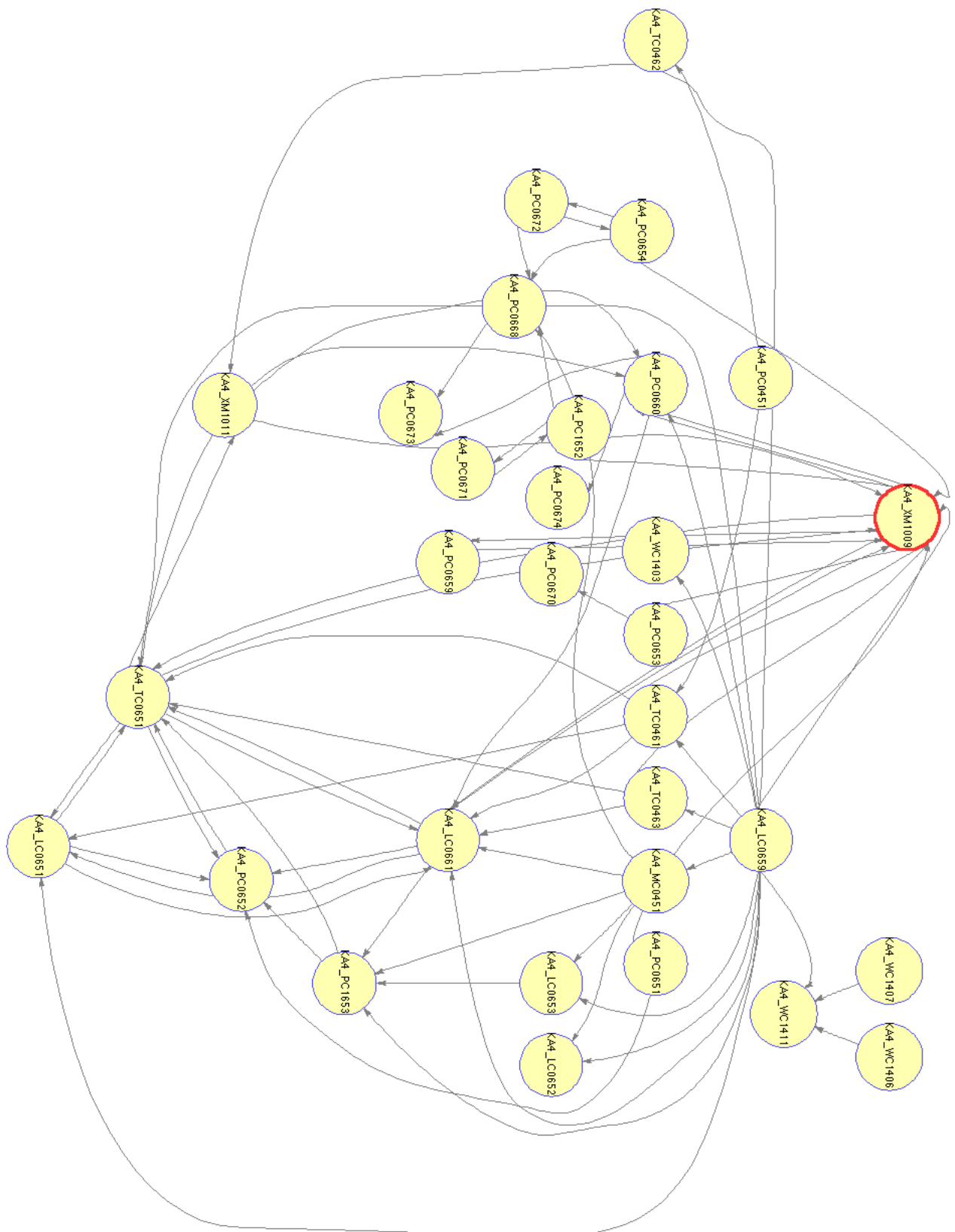


FIGURE 4.5 – graphe de causalité de la section de séchage

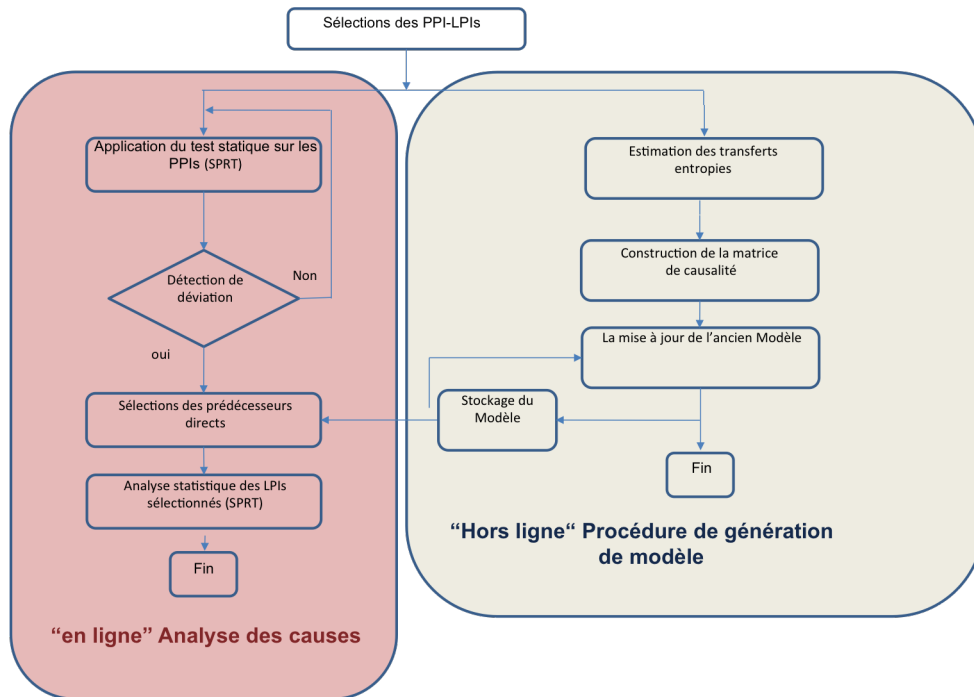


FIGURE 4.6 – Procédure de génération et de mise à jour du modèle

affectant l'humidité après plusieurs mises à jours du modèle.

4.3 Analyse des causes du défaut (Root cause analysis)

Afin de tester l'algorithme d'analyse des causes (Approche Top-down), présenté dans la section 3.3.1.2, on procède à un test à l'aveugle (la cause de défaut n'est pas connue a priori).

On considère une journée de mesure de la section de séchage. La Figure 4.8 montre la mesure de l'humidité pendant cette journée. En appliquant le test statistique SPRT, sur l'indicateur de performance procédé lié à la régulation de l'humidité PPI_{XM1009} , une déviation a été détectée à $t_1 = 9h49$ (Voir la Figure 4.9).

Pour identifier la cause de cette déviation, on applique le test statistique

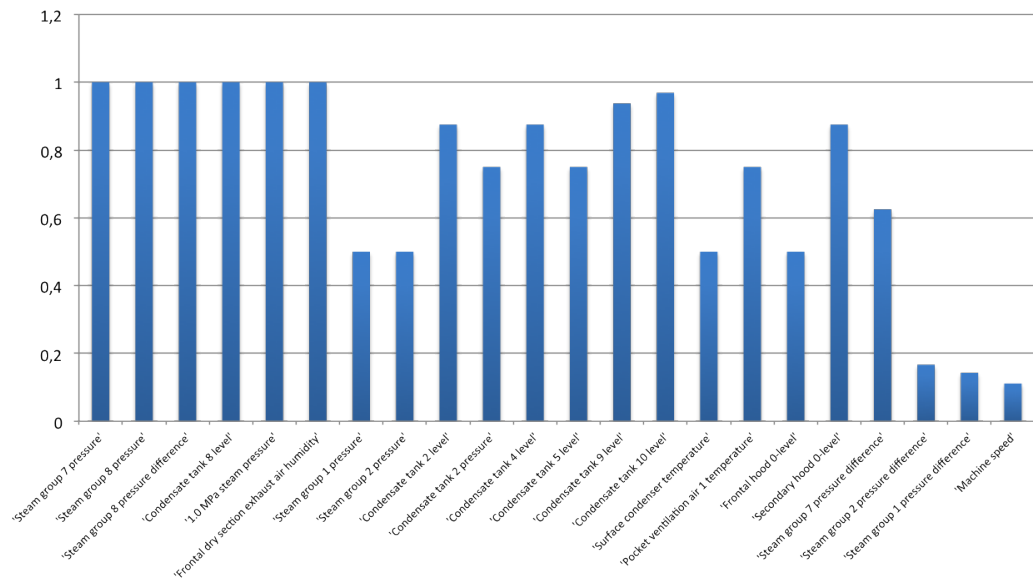


FIGURE 4.7 – Fréquence d'occurrence de liens de causalité affectant l'humidité

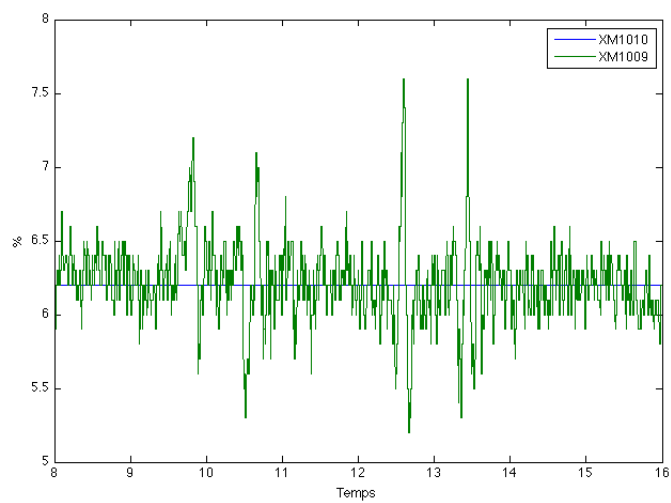


FIGURE 4.8 – Mesures de l'humidité $XM1009$ et la consigne $XM1010$

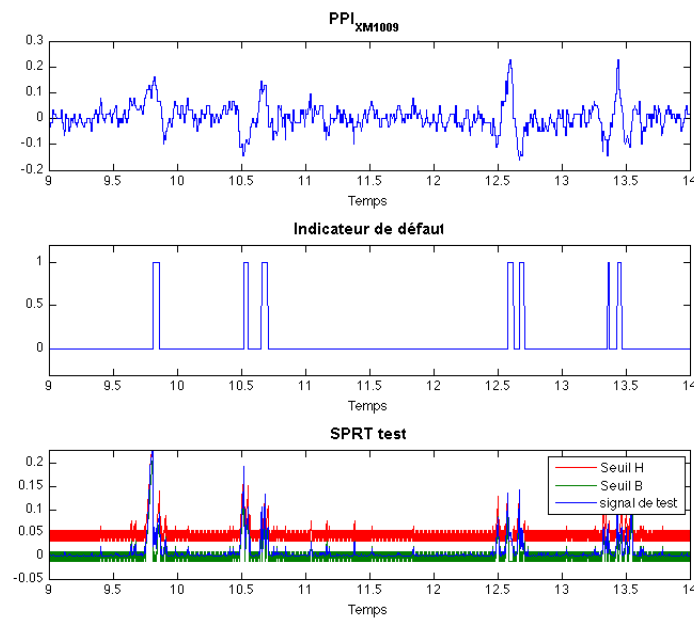


FIGURE 4.9 – Le test statistique SPRT appliqué au PPI_{XM1009}

sur tous les prédécesseurs directs de l'indicateur de performance procédé PPI_{XM1009} . La Figure 4.10 illustre les prédécesseurs directs du PPI_{XM1009} . Un de ces prédécesseurs a été détecté en défaut (pression du groupe 4 LPI_{PC0654}) à l'instant $t = 9h48$ (Voir Figure 4.11).

La procédure se réitère sur les prédécesseurs directs du sommet en défaut ; l'arrêt de cette procédure est conditionné par la non-détection de dégradation de ses prédécesseurs, ce qui est le cas pour cet épisode (voir la Figure 4.10). En se basant sur l'ordre chronologique des détections de défauts sur les différentes variables (Voir Figure 4.12), on conclue que le défaut est commencé au niveau de la boucle de régulation de la pression du groupe 4 ($PC0654$). Les autres épisodes de déviation ont été aussi analysés de la même façon.

Ces résultats ont été validés par les industriels, l'origine du premier défaut détecté est un blocage de la vanne au niveau de la boucle de régulation de la pression du groupe 4, ce défaut est apparu à 9h45, confirmant ainsi les résultats obtenus.

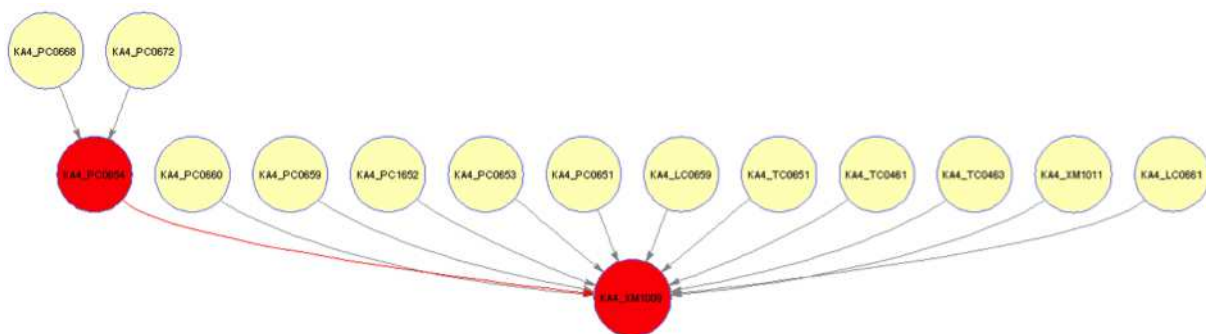
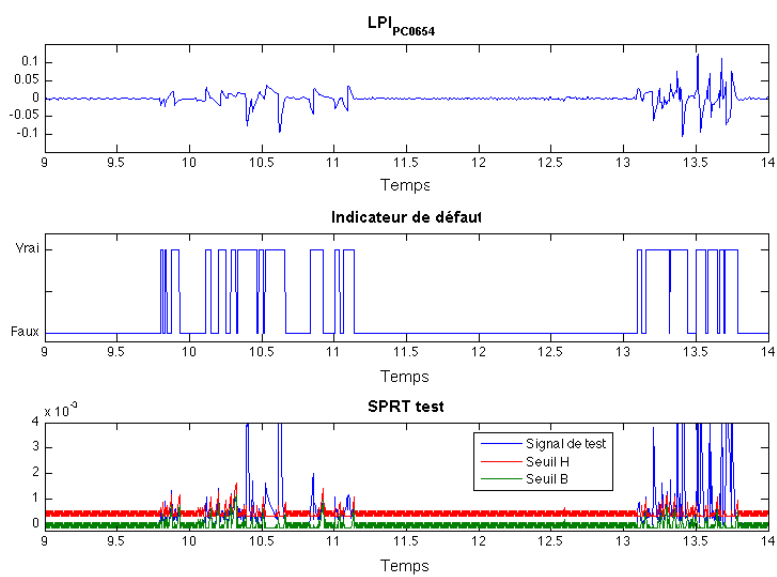


FIGURE 4.10 – Analyse de cause pour l'humidité

FIGURE 4.11 – Le test statistique SPRT appliqué au PPI_{PC0654}

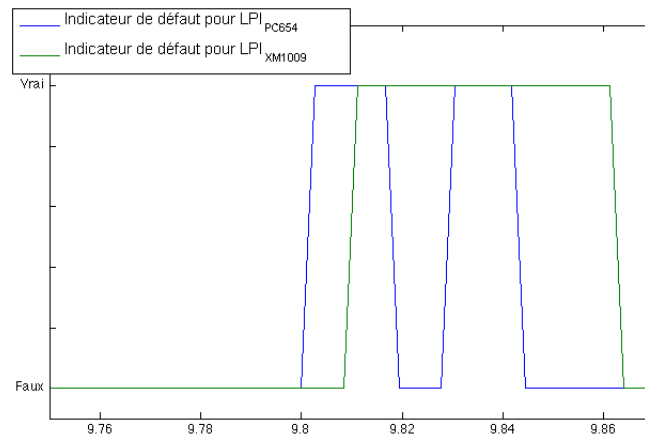


FIGURE 4.12 – L'ordre chronologique de la détection du défaut

4.3.1 Validation

Les trois épisodes de défaut et les causes correspondantes de l'anomalie au niveau de l'humidité sont correctement identifiés. L'interprétation visuelle a été impliquée dans la détection des causes.

Le résultat de l'évaluation est illustré dans la Figure 4.13. Les notes vont de 1 à 5. La note maximale reflète une meilleure performance des critères. L'évaluation montre que le modèle de causalité permet une représentation simple et intuitive des interactions entre les entités du système et un grand potentiel d'évolutivité.

La possibilité de l'application des modèles de causalité à des systèmes plus complexes a été discutée dans le cadre du projet européen. La discussion met l'accent sur le potentiel de l'évolutivité de l'algorithme de modélisation. Selon l'aperçu des utilisateurs, le modèle de causalité pourrait être un bon outil pour la modélisation de systèmes à grande échelle.

L'intégration des connaissances d'experts est aussi nécessaire pour le raffinement du modèle obtenu. Après la période de mise en oeuvre et des essais, la mise à jour en ligne est un élément important pour la consolidation du modèle. Le résultat du modèle de causalité est compréhensible et peut être bien

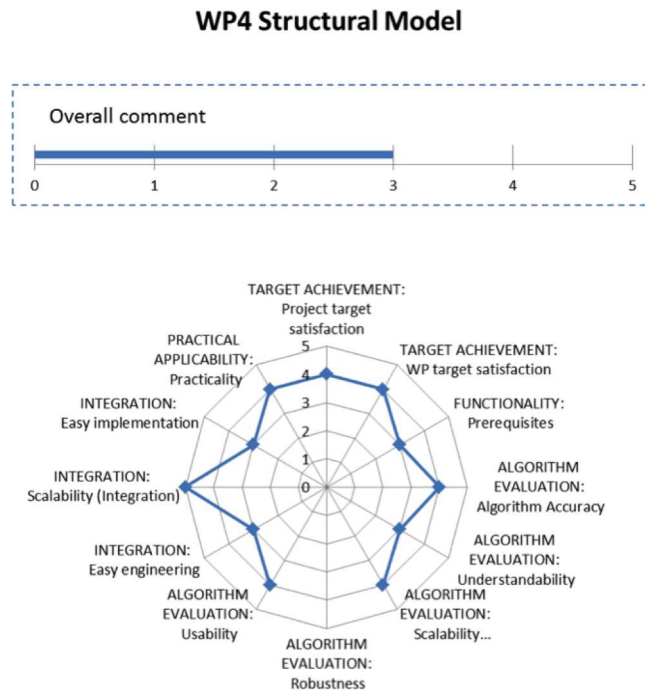


FIGURE 4.13 – Évaluation des algorithmes implémentés

visualisé.

4.4 Conclusion

Dans ce chapitre, les résultats des méthodes proposées est appliquées au système industriel BM4, dans le cadre du projet PAPYRUS, ont été présentés. Dans un premier lieu, un modèle de causalité a été généré à partir des données en utilisant une méthode basée sur le transfert d'entropie (section 2.3.2.6). Dans un deuxième temps, la procédure d'analyse des causes, présentée dans la section 3.3, a été appliquée sur des épisodes issus du système de production BM4 assujettis à l'occurrence d'un défaut. En dernier lieu, les différents résultats ont été évalués et validés par le partenaire industriel. Cette validation faisant partie d'un lot de tache WP10.

Conclusions et Perspectives

Les travaux présentés dans ce manuscrit s'inscrivent dans le cadre de la modélisation et du diagnostic des systèmes complexes de grandes dimensions avec prise en considération de la dégradation de performances.

L'approche de modélisation de causalité basée sur le transfert d'entropie comme mesure de causalité est proposée. Le chapitre 2 concerne la proposition des méthodes / algorithmes permettant l'identification automatique des modèles causaux à partir de données. Le modèle causal, ainsi identifié, est associé à un graphe orienté permettant de représenter graphiquement les relations de causalité entre les variables d'intérêt (mesures). Ce modèle est utilisé pour pouvoir évaluer l'influence des variables mesurées sur la performance du système.

L'algorithme d'identification des relations de causalité peut être subdivisé en deux étapes ; la première étape se base sur la génération d'un modèle de causalité représentant les liens directs et indirects qui peuvent exister entre les variables du système, cependant, les liens indirects sont considérés comme étant des relations "parasites" qui devraient être éliminées. Afin d'éliminer les liens de causalité indirects, la mesure de causalité basée sur le transfert d'entropie a été étendue au cas multivariable permettant ainsi une discrimination de ces liens et donc de raffiner le modèle obtenu lors de la première étape de l'algorithme.

L'algorithme est appliqué sur un banc d'essai et aussi sur l'application industrielle dont les résultats sont illustrés dans le dernier chapitre.

L'approche de diagnostic proposée repose sur une structure hiérarchisée du système. En effet, le modèle de causalité représentant les relations de causali-

tés entre les indicateurs de performances du système permet de mettre en relief les relations existantes entre les indicateurs associés aux différents niveaux du système.

Le chapitre 3 concerne la proposition de deux approches exploitant le modèle de causalité. Le principe de la première approche (Top-down) est d'évaluer les performances du système en surveillant en ligne les indicateurs de performances procédé (haut niveaux), si une dégradation de ces indicateurs est constatée, une procédure d'analyse des causes est lancée pour discriminer la boucle de régulation à l'origine de ce défaut.

Dans ce chapitre, deux algorithmes sont proposés afin de détecter deux types de défauts distincts (saut de moyenne / variance ou défaut de type oscillatoire).

Le graphe de causalité et l'exploitation de ces algorithmes de détection de dégradation d'indicateurs des performances permettent conjointement d'identifier les chemins de propagations du défaut à travers les différentes entités du système.

La deuxième approche (Bottom-up) a pour but de prédire la dégradation des performances globales du système à partir d'une dégradation de performance locale. Ainsi, cette approche se base sur l'analyse du graphe de causalité reliant les différents indicateurs de performances du système et l'estimation des probabilités que le système à surveiller est dans un certain mode de fonctionnement (mode de fonctionnement nominal / dégradé). L'algorithme proposé, dans le cadre de cette approche, permet de quantifier la sévérité du défaut avant son apparition sur les indicateurs de performances globales.

Enfin, le chapitre 4 permet d'illustrer les résultats obtenus en appliquant différentes méthodes présentées lors des chapitres 2 et 3 sur l'application industrielle BM4.

Perspectives

Ce travail peut faire l'objet de travaux futurs tels que :

- L'élaboration d'une approche de maintenance pro-active se basant sur un modèle de causalité du système conjointement avec des outils de pronostics (outils probabilistes) et sur les indicateurs clé de per-

formance, cette approche devrait permettre l'aide à la décision aux exploitants du système de production et d'assurer une continuité de service y compris à l'occurrence d'un défaut.

- L'analyse de la reconfigurabilité et la synthèse d'un système tolérant aux défauts basée sur un modèle de causalité adapté à cette problématique (la granularité du modèle de reconfiguration est différente par rapport au modèle du diagnostic). Ceci implique davantage une amélioration des méthodes de modélisation de causalité présentées dans ce manuscrit.

Annexe A

Board machine 4 description

A.1 System description

The process case study of this thesis is the board machine 4 (BM4) which is located in Stora Enso's Kaukopa mills in Imatra, Finland. The machine produces a three-layer liquid packaging boards and cup boards. The process begins with the preparation of the raw materials in the stock preparation section. Different types of pulp are refined and blended according to a specific recipe in order to achieve the desired board properties. The blended stock is then transferred to three separate short circulations followed by a wire section, press section, drying section, calendering and reeling. A schematic description of the process can be seen in Figure [A.1](#) :

A.1.1 Short circulations

The short circulation includes a wire pit, centrifugal cleaning plant, screening and a headbox. First, the stock coming from the machine chest is diluted with white water from the wire pit. Next, the diluted stock is cleaned in the centrifugal cleaning plant where impurities and unwanted particles are separated from the fibers. The centrifugal cleaning plant consists of multiple stages of hydrocyclones arranged in a cascade. The accept flows of each stage are circulated backwards to the feed of the previous stage and the reject flow from

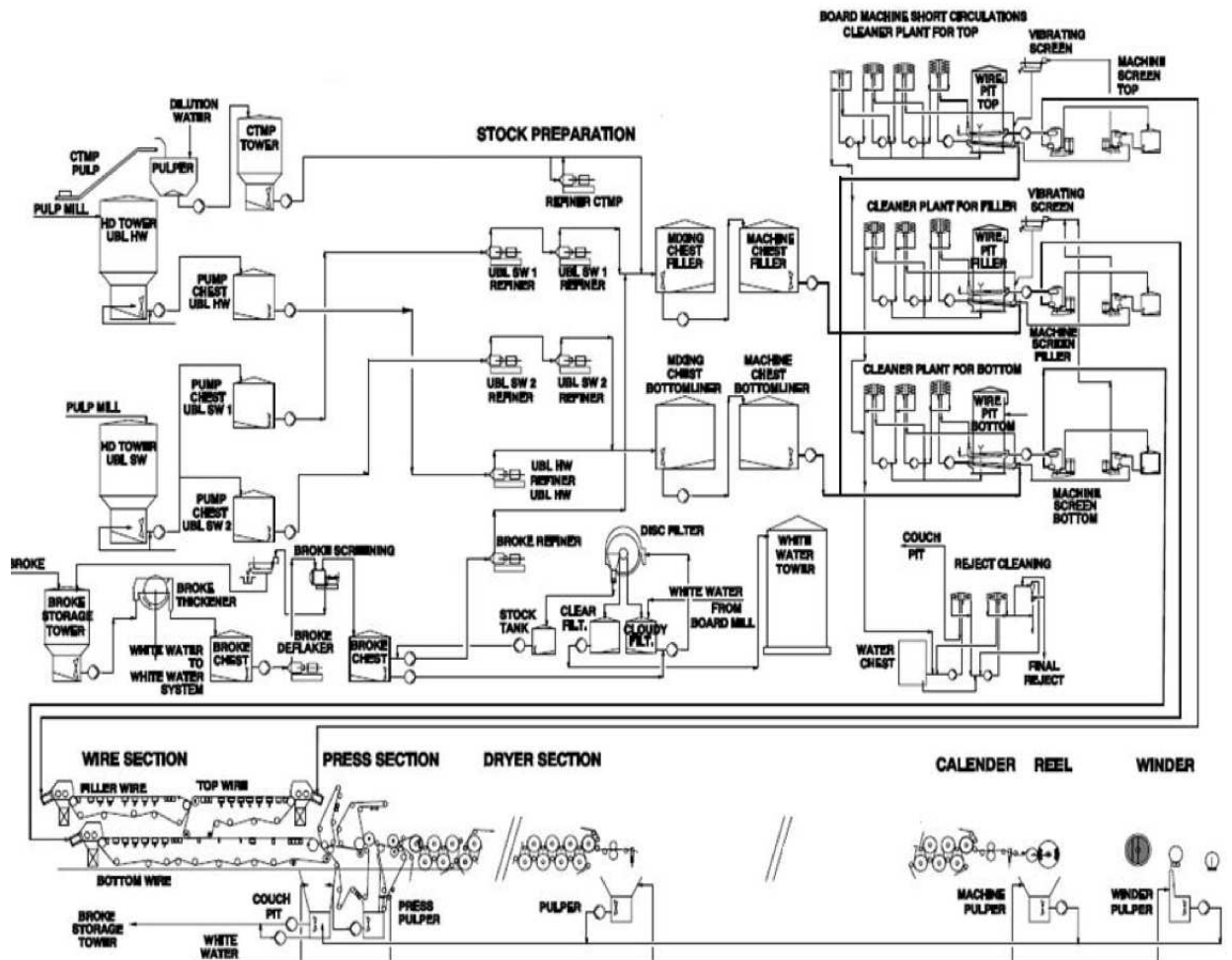


FIGURE A.1 – BM4 board machine process

the last stage is taken out of the process. Then, additives are mixed with the stock. Main additives are wet strength size and neutral size. In addition, retention starch and retention agent are added after screening.

Screening is performed to remove debris and dirt and to improve the quality of the stock by deflocculating the fiber bundles. The accept flow of the screen machine is delivered to the headbox while the reject flow is screened in a secondary machine from which the accept flow is circulated to the wire pit and reject flow is taken out of the process.

The last section is the headbox whose main function is to spread the stock as

even as possible on the wire. The final output of the headbox is a very turbulent jet that is spread on the wire through the headbox lip.

A scheme of the short circulation process is illustrated in Figure A.2.

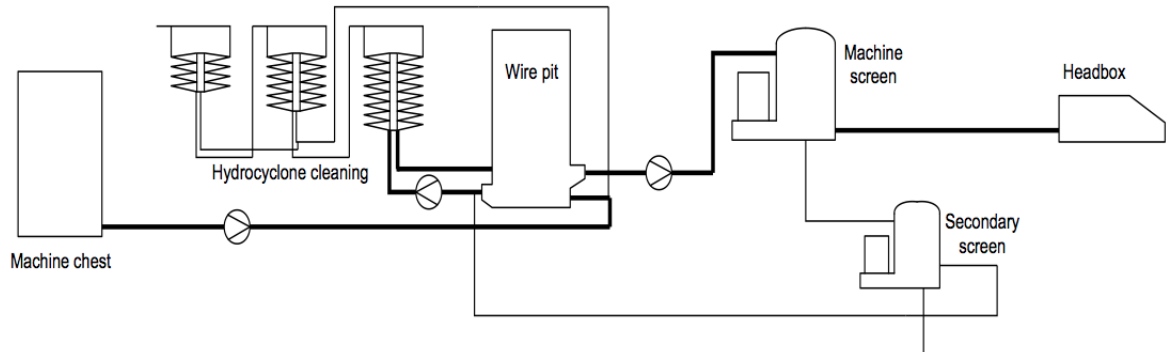


FIGURE A.2 – BM4 Short circulation, top layer of BM4

A.1.2 Wire section

The web forming begins when the flow from the headbox is spread on the wire : the water from the stock drains while the solid particles remain on the wire. The drained water is called white water and is circulated back to the wire pit to dilute the thick stock. In the top and bottom layers of the BM4 the water is removed only downwards through the horizontal wire while in the middle layer there is an additional top wire unit which enables upwards water removal.

Finally, the webs are combined to form a three layer board. The adhesion of the board layers is achieved by chemical bonds between the fibers. Adding spray starch can strengthen the bonds.

A.1.3 Press section

In the press section, water is removed from the web by applying mechanical forces. In the BM4 machine there are two felted press nips, a conventional press and a shoe press. In addition, there is a balance press which is used to control the thickness and surface properties of the board. The layout of the

press section is illustrated in Figure A.3.

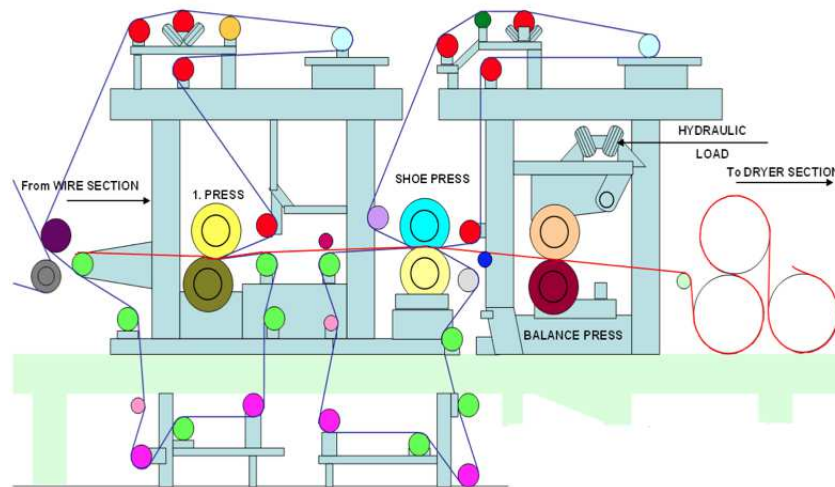


FIGURE A.3 – BM4 press section

A.1.4 Drying section

In the drying section, the remains of excess water are evaporated to achieve the desired moisture content in the board. The web is heated using steam-filled cylinders. The condensing steam in the cylinders releases latent energy which is used to evaporate the bound water.

The cylinders are located under a hood which is ventilated in order to remove moisture from it and hereby guarantee an effective heat recovery. In addition, heated air is blown into drying pockets between cylinders to enhance moisture removal.

The condensate from the cylinders is collected by siphons to condensate tanks where steam and condensate are separated. Steam is then delivered back to the process while condensate is returned to the power plant.

The drying section is divided into five drying groups (DG) containing 74 drying cylinders and six steam groups (SG) according to Figure A.4.

The division to groups is done according to the control of the drying sec-

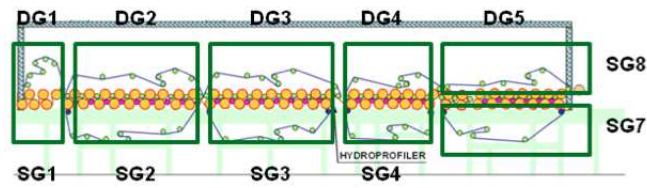


FIGURE A.4 – Steam and drying groups of the drying section of BM4

tion : each group has its own drying fabric and the speed of the board can be controlled separately.

A.1.5 Calendering and reeling

Calendering machine improves the surface properties of the board and controls its thickness. The Calendering in the BM4 machine is performed in two stages. The first stage is a Valzone belt which has a smooth heated metal that is pressed against a thermo roll providing a long nip. The second stage is Honeywell's Calcoil calender which has 66 induction-heated calendering sections. Finally, the board is reeled to machine reels which are then delivered to various finishing processes such as winding and coating. The calendering and reeling process is illustrated in Figure A.5.

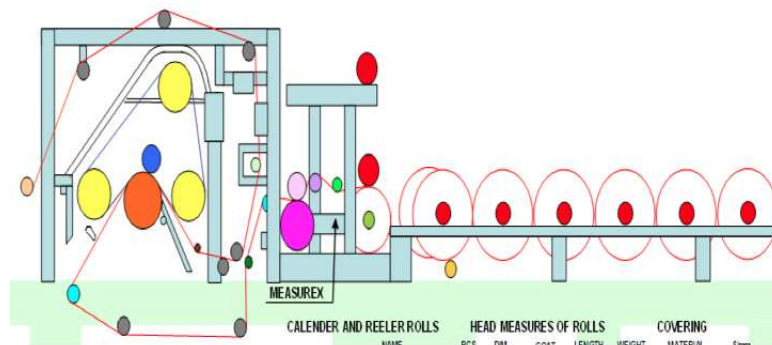


FIGURE A.5 – Calendering and reeling of the BM4

A.2 Control strategy of the BM4

The aim of the board machine control system is to control the quality variables such as basis weight and moisture in order for the board to meet its predetermined specifications of both the manufacturer and customer. The control objective is two-dimensional as the board must be uniform in both machine direction (MD) and cross direction (CD). The most important variables in terms of online control of the BM4 machine are : dry basis weight, moisture and thickness. Weight and moisture are controlled in both directions while thickness is only controlled in CD.

The control hierarchy of the BM4 consists of three levels. The highest level is the supervisory control which contains the quality control system (QCS). Its purpose is to control the main quality variables of the board, basis weight moisture and thickness by providing set-points for the lower level controllers. The next level is the stabilizing control level in which the controllers receive their set- points from the QCS. The lowest level is the basic control level which comprises all the individual controllers required to run the process. The supervisory control level uses multivariable model predictive control (MPC) which takes into account strong interactions between the quality variables and compensates significant time delays.

The stabilizing and basic control levels use PI controllers. The detailed operation of the control levels in the BM4 is described in the following sections.

A.2.1 Supervisory control

Honeywell's Da Vinci QCS is used in the BM4. The quality variables are measured using Honeywell Precision Plus scanner which is located at the end of the BM4 machine and then control actions are distributed across the BM4 as described in Figure A.6. The dry weight control in MD is achieved by adjusting the stock flow : the QCS is providing the set- points of stock flow in each short circulation according to the desired layer ratios. In the CD the dry weight control is achieved by controlling the dilution water flows in the middle layer headbox.

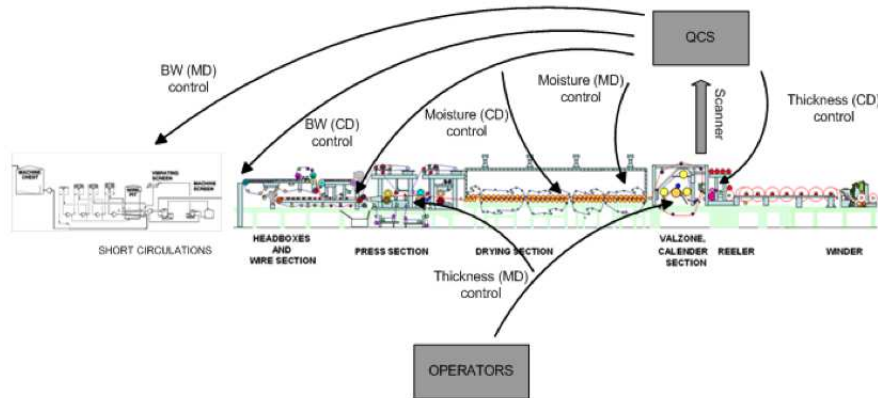


FIGURE A.6 – Overview of the QCS in the BM4

Moisture is controlled in the MD by setting steam's pressures in the drying section. As mentioned previously, different steam groups are controlled with different set-points. The CD control of moisture is achieved by controlling two devices : Devronizer (steam box) located before the press section and Hydroprofiler located between the third and fourth DGs.

The thickness is controlled by the secondary calender (Calcoil). The desired thickness profile is achieved by adjusting the radius of the calender roll by exploiting thermal expansion caused by induction heating of the roll.

A.2.1.1 Machine direction controls

BM4 MD control is performed by Honeywell's Performance MDMultivariable control software. It utilizes an MPC named Profit which controls the dry basis weight and moisture. The Profit controller is based on Robust Model-Predictive Control Technology (RMPCT) and it can be divided into two layers : control layer and optimization layer. The RMPCT algorithm computes the optimal values of the manipulated variables and uses optimization algorithms to look for the most economically ideal feasible controls.

The Profit controller is utilized to control the dry basis weight and moisture of the board, variables which are highly interacting and therefore require multivariate control technique. They are also affected by machine speed and stock consistency, however, those are considered as disturbances. The Profit control-

ler manipulates stock flows in short circulations and steam pressure in SG 8 of drying section by providing set-points for the corresponding controllers.

A.2.1.2 Machine cross direction controls

BM4 CD control, also referred to as profile control is performed by Honeywell's Performance CDMultivariable control software which utilizes two/three MPCs to control the dry weight, moisture and thickness in the CD of the BM4. Profile controls are large scale control problems due to large number of measurements and actuators and significant interactions among actuator zones. The mapping between the measured profile and control action is performed as described in Figure A.7.

The scanner is measuring the quality variables across the web and forming a

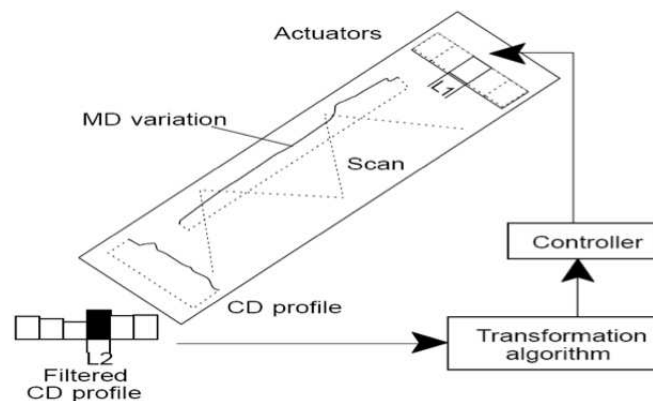


FIGURE A.7 – Transformation from a profile measurement to control action

profile as an average of ten consecutive scans.

The dry basis weight is controlled by dilution device located in the middle layer headbox. There are 90 dilution zones which are individually adjusted by adding dilution water to the areas where basis weight is too high. The moisture profile is controlled with two actuator devices. One is a steam box which is located between press section and wire section and heats the web to facilitate water removal. The second one is a wetting device which is located in the drying section and has water sprays to control moisture of the web.

The thickness profile control is achieved by a calender roll in the calendering

section whose radius can be controlled in 66 zones. The change in radius is obtained by the thermal expansion caused by the induction heating coils. Thus, the zones where the thickness is too high are heated to increase the radius of the roll, thereby increasing the calendaring pressure in those zones.

A.2.2 Stabilizing control

The stabilizing level consists of control loops which are in cascade to the QCS system and receive their set-points from it. At the BM4, the control level consists of the stock flow control to the short circulations section and pressure control of the steam in the drying section.

Each layer of the short circulations section has its own controller to adjust the stock inlet flow from the machine chest. The set-points are defined based on overall stock demand calculated by the Profit controller. The control actions are executed by stock pumps located between machine chests and wire pits. The steam pressure controller is located in SG 8 and consists of steam and condensate system for upper cylinders of drying group 5 (see Figure A.4). The steam pressure controller regulates two valves connected to 10 and 5 bar steam headers respectively.

A.2.3 Basic Controls

The basic control level consists of all the control loops regulating process variables across the BM4 machine. There are over 500 control loops, however in the next sections only the important ones are described according to each section of the machine.

A.2.3.1 Short circulation

The BM4 has 3 short circulation systems and they all share a similar control strategy. The main objective of this section is to supply a stable stock with minimum variations in pressure, flow and quality. Controlling the headbox is very important in order to obtain the desired board quality. The headbox is responsible for spreading the stock uniformly on the wire, removing

flow variations and providing desired direction and speed flow. The control of the headbox is achieved by a cascade control structure. The master controller is regulating speed difference between the outflow from the headbox and the wire. The master controller provides a set point to the slave controller which is the pressure controller of the headbox which manipulates the feed-pump speed to control the pressure. The headbox also has level controllers manipulating the pressurized air flow by control valve. The temperature of the headbox lip is controlled by hot circulation water. The temperature controller also has a feedforward loop from stock temperature measurement located before the headbox. An illustration of all headbox controllers is shown in Figure A.8. In

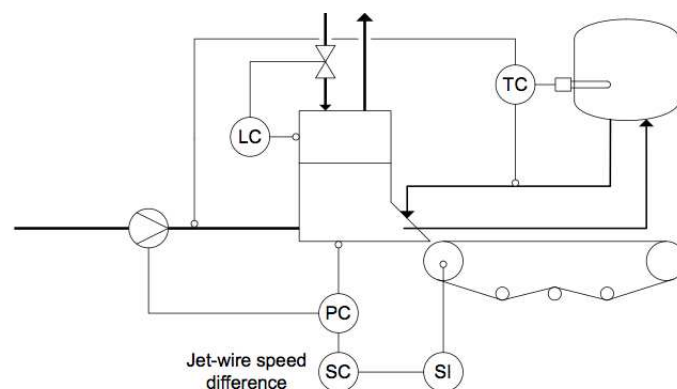


FIGURE A.8 – Headbox controllers

the wire pit there are two controlled variables : temperature and level. The temperature is controlled by steam heating and level is controlled by water from the long circulation by regulating the corresponding control valves. The addition of additives and chemicals to the stock is controlled by flow fraction controllers. The set-points are calculated according to stock demand set-points for each stock flow controller.

A.2.3.2 Wire section

The control of the wire section is responsible for efficient water removal in order to facilitate the web forming. The task is achieved by pressure control

over the water removal and tension control of the wires. The pressure controllers are controlling the vacuum under the wire by regulating vacuum pumps while the tension of the wires is controlled by adjusting hydraulic actuators.

A.2.3.3 Press section

The control over the water removal in the press section is achieved by controlling the nip loads of the presses and tension control of the press felts. Those are controlled by hydraulic actuators.

A.2.3.4 Drying section

The controls objectives in this section are to control the water evaporation, removal of moist air and drying the fabrics of the drying groups.

Efficient water evaporation is achieved by regulating steam usage and temperature in the drying section. The BM4 has in total 6 SGs while each group has its own controllers to control steam pressures, steam pressure difference between steam and condensate headers and level of the condensate tanks. The steam pressure is controlled by two steam headers : 5 and 10 bar headers.

The pressure difference control is important for proper operation of the drying section. Condensate removal with a siphon requires pressure difference. The pressure difference has to be high enough to enable efficient condensate removal from the cylinders but simultaneously low enough not to blow steam directly through the cylinders. This is achieved by manipulating two control valves in the steam outlet of the condensate tank.

The level of the condensate tank is controlled by regulating outlet flow control valve. Figure A.9 shows a scheme of the control system of a single SG.

Moisture removal is achieved by efficient ventilation of the drying hood. The important controls in the hood ventilation are moisture control of outgoing air, temperature control of incoming air and air balance control also known as zero- pressure control [20].

The exhaust air from the hood carries the moisture out of the web and the moisture is measured when the air exits the hood in order to control the amount of exhaust air. The supply air is heated by steam before it is fed to

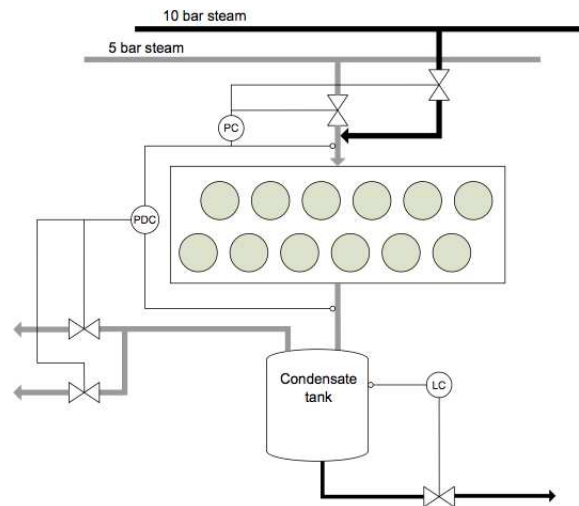


FIGURE A.9 – Control of the steam and condensate system for a single steam group (PC=Steam pressure controller, PDC=Pressure difference Controller, LC=Level controller)

pocket ventilators. The temperature controller receives its set-point from the operators and adjusts the steam flow to the heating coils.

The zero-pressure level is the level where pressures inside the hood and inside the machine hall are equal. The desired level is obtained by controlling the amount of supply air.

The tension of the drying fabric is controlled separately in each drying group. The tension of the drying fabric is maintained by hydraulic actuators in order to provide adequate support to the web.

A.2.3.5 Calendering

The objective of the control over the calendering section is to achieve the appropriate thickness and surface properties of the board. This is achieved by controlling the temperature of the calender rolls and the linear load in the calender nips. The temperature of the calender rolls is controlled with steam and natural gas. The natural gas is used to heat the thermo-roll which is used to press the web against the belt and the belt itself is heated by steam.

A.2.3.6 Speed Control

The speed control of the BM4 is based on the speed control of the wire section. The set-point of the machine speed is given by the operators based on operating conditions. Usually, the machine speed increases along the process in order to provide the web with sufficient strain to prevent shrinkage. In the drying section, the speed control is performed in each drying group separately as the drying cylinders in each group are connected to a drive and the set-point for each group is determined based on a specific ratio of the speed set-point of the previous group.

Bibliographie

- [1] T. Ando. *Bayesian Model Selection and Statistical Modeling*. Chapman and Hall/CRC, 2010.
- [2] J. Aslund, J. Biteus, E. Frisk, M. Krysander, and L. Nielsen. Safety analysis of autonomous systems by extended fault tree analysis. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, 21(2-3) :287–298, 2007.
- [3] R. Rengaswamy B. Srinivasan. Automatic oscillation detection and characterization in closed-loop systems. *Control Engineering Practice*, 20 :733–746, 2012.
- [4] M. Basseville and I. V. Nikiforov. *Detection of Abrupt Changes : Theory and Application*. Prentice-Hall, Inc., 1993.
- [5] M. Bauer and N.F. Thornhill. A practical method for identifying the propagation path of plant-wide disturbances. *Journal of Process Control*, 18(7–8) :707–719, 2008.
- [6] N. BELKHERCHI. *Contribution à l'étude du diagnostic et de la commande tolérante aux fautes par l'approche structurelle – application aux procédés biologiques*. PhD thesis, Université de Toulouse - Systèmes (ED-SYS), 2011.
- [7] S. Benmoussa, B. Ould-Bouamama, and R. Merzouki. Bond graph approach for plant fault detection and isolation : Application to intelligent autonomous vehicle. *Automation Science and Engineering, IEEE Transactions on*, (99) :1–9, 2013.

- [8] M. Blanke, M. Kinnaert, J. Lunze, and M. Staroswiecki. *Diagnosis and Fault-Tolerant Control*. Springer-Verlag, Heidelberg, 2006.
- [9] Pryor. C. Autocovariance and power spectrum analysis—derive new information from process data. *Control Engineering*, 1982.
- [10] N. Chatti, B. Ould-Bouamama, A-L. Gehin, and R. Merzouki. Merging bond graph and signed directed graph to improve fdi procedure. *European Control Conference*, pages 1457–1462, 2013.
- [11] H. Cheng, M. Nikus, and S-L. Jämsä-Jounela. Application of a causal digraph based fault diagnosis method with discrete state space model on a paper machine process simulator. *2nd workshop on networked control system and fault tolerant control*, 2006.
- [12] H. Cheng, V.-M. Tikkala, A. Zakharov, T. Myller, and S.-L. Jamsa-Jounela. Application of the enhanced dynamic causal digraph method on a three-layer board machine. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 19(3) :644 –655, 2011.
- [13] C. Damiani and P. Lecca. Model identification using correlation-based inference and transfer entropy estimation. pages 129–134. IEEE Computer Society, 2011.
- [14] C. Daub, R. Steuer, J. Selbig, and S. Kloska. Estimating mutual information using b-spline functions an improved similarity measure for analysing gene expression data. *BMC Bioinformatics*, 5 :1–12, 2004.
- [15] A. Faghraoui, M. G. Kabadi, N. Kosayyer, D. Morel, D. Sauter, and C. Aubrun. Soa-based platform implementing a structural modelling for large-scale system fault detection : application to a board machine. In *IEEE Multi-Conference on Systems and Control, MSC 2012*, page CDROM, Dubrovnik, Croatie, 2012.
- [16] C.W.J Granger. Some recent development in a concept of causality. *Journal of Econometrics*, 39(1-2), 1988.
- [17] M. Vejmelka M. Bhattacharya J H. Schindler, K. Palus. Causality detection based on information-theoretic approaches in time series analysis. *PhysicsReports*, 441 :1–46, 2007.

- [18] T. Hagglund. A control-loop performance monitor. *Control Engineering Practice*, 1995.
- [19] P. Jiao, X. Wang, and C. Li. Diagnosis method for analog circuits fault using bayesian network. *2nd International Conference on Electronic and Mechanical Engineering and Information Technology*, 2012.
- [20] M. Karlsson. Dryer section ventilation and heat recovery. *Papermaking Part 2, Drying*, pages 293–331, 2000.
- [21] C.H. Knapp and G.C. Carter. Generalized correlation method for estimating time-delay. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, (320-327), 1976.
- [22] X. Lai and H. Torp. Interpolation methods for time-delay estimation using cross-correlation method for blood velocity measurements. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 46(2) :277–290, 1999.
- [23] A. Moneta and P. Spirtes. Graphical models for the identification of causal structures in multivariate time series models. Atlantis Press, 2006.
- [24] J. Montmain and S. Gentil. Dynamic causal model diagnostic reasoning for online technical process supervision. *Automatica*, 36(8) :1137–1152, 2000.
- [25] S. Oakland and F. Followell. *Statistical process control : a practical guide*. Heinemann Newnes, 1990.
- [26] W. Ordys, D. Uduehi, and A. Johnson. *Process Control Performance Assessment : From Theory to Implementation*. Springer-Verlag New York LLC, 2006.
- [27] M. Paluš and A. Stefanovska. Direction of coupling from phases of interacting oscillators : an information-theoretic approach,. *Phys. Rev. E*, 67, 2003.
- [28] E. Parzen. On estimation of a probability density function and mode. *Ann. Math. Stat.*, 33 :1065–1076., 1962.

- [29] J. Pearl. A causal calculus for statistical research. In Doug Fisher and Hans-J. Lenz, editors, *Learning from Data*, number 112 in Lecture Notes in Statistics, pages 23–33. Springer New York, 1996.
- [30] J. Pearl. Causality. *Cambridge University Press*, 2000.
- [31] B. Russel. On the notion of cause. *Proc. Aristotelian Soc*, 1913.
- [32] T. Schreiber. Measuring information transfer. *Physical Review Letters*, 85(2) :461–464, 2000.
- [33] C. Selltitz, L.S. Wrightsman, and S.W. Cook. Research methods in social relations. *Holt, Rinehart and Winston, New York*,, 1959.
- [34] C.E. Shannon. A mathematical theory of communication. *Bell System Tech. J.*, 27(3) :379–423, 1948.
- [35] I.I. Shapiro, G.H. Pettengill, M.E. Ash, M.L. Stone, W.B. Smith, R.P. Ingalls, and R.A. Brockelman. Fourth test of general relativity : preliminary results,. *Physical Review Letters*, 1968.
- [36] B.W. Silverman. Density estimation. *Chapman & Hall, London*, 1986.
- [37] R. Steuer, J. Kurths, C.O. Daub, J. Weise, and J. Selbig. The mutual information : detecting and evaluating dependencies between variables. *Bioinformatics*, 2 :231–240, 2002.
- [38] P. Supped. A probabilistic theory of causality. *Acta Philosophica Fennica*, 24, *Amsterdam : North-Holland*., 1970.
- [39] T. Tabaru, K. Nakano, S. Shin, and T. Matsuo. Plant data analysis by gabor wavelet,. *Proceedings of SICE Annual Conference, Okayama, Japan*, pages 950–955, 2005.
- [40] N.F. Thornhill and T. Hägglund. Detection and diagnosis of oscillation in control loops. *Control Engineering Practice*, 5(10) :1343–1354, 1997.
- [41] N.F. Thornhilla, B. Huang, and H. Zhang. Detection of multiple oscillations in control loops. *Journal of Process Control*, 13 :91–100, 2003.
- [42] R. Vicente, M. Wibral, M. Lindner, and G. Pipa. Transfer entropy – a model-free measure of effective connectivity for the neurosciences. *Journal of Computational Neuroscience*, 30(1) :45–67, 2011.

-
- [43] F. Viola and W.F. Walker. A comparison of the performance of time- delay estimators in medical ultrasound. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, pages 392–401, 2003.
- [44] A. Wald. *Sequential tests of statistical hypotheses*. Ann. Math. Stat., 1945.
- [45] N. Wiener. The theory of prediction. *Modern Mathematics for Engineers*, Beckenbach E., Ed. New York : McGraw-Hil, 1956.
- [46] F. Yang, S. Shah, and D. Xiao. Signed directed graph based modeling and its validation from process knowledge and process data. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, 22(1) :41–53, 2012.

Résumé:

Cette thèse s'inscrit dans le cadre du projet européen PAPHYRUS (7th FWP (Seventh Framework Program) et concerne le développement de modèles et d'outils permettant l'analyse d'un procédé industriel en interaction avec les indicateurs des performances du système. Ainsi que la synthèse d'algorithmes "Plug & Play" de diagnostic de défauts.

Plus précisément, le premier objectif de la thèse est de proposer des modèles et des critères qui permettent, pour un procédé complexe de grande dimension, de savoir si des objectifs, exprimés en termes de performances (coût, de sûreté de fonctionnement, etc.), sont atteignables.

Dans le cadre de la modélisation de causalité du système, une méthode, basée sur le transfert entropie, est proposée afin d'identifier le modèle de causalité du système à partir des données.

On s'intéressera aussi à l'influence de divers défauts sur cette atteignabilité. Les outils utilisés sont principalement basés sur l'analyse par approche graphique (graphe de causalité) conjointement avec des outils statistiques.

Le second objectif concerne la mise en oeuvre d'algorithmes de diagnostic de défauts. Une procédure hiérarchique de diagnostic de défauts s'appuyant sur les modèles de causalité du système est mise en oeuvre. Cette étape a aussi pour objectif de permettre l'évaluation des performances du système. La cible est le procédé d'application du projet PAPHYRUS (papeterie Stora Enso d'IMATRA en Finlande).

Mots clé: Graphe de causalité, Transfert entropie, Diagnostic plug & play, Pronostic, indicateurs des performances, Système de grande dimension.

Abstract:

This thesis is part of the European project PAPHYRUS (7th FWP (Seventh Framework Program) and it concerns the developments of models and tools for the analysis of an industrial process in interaction with system performance indicators. Thus, the developments of Plug & play algorithms for fault diagnosis.

More specifically, the first objective of the thesis is to propose models and criteria, which allow, for large complex systems, whether the objectives expressed in terms of performance (cost, dependability, etc.) are achievable.

Within the causality modeling system, a transfer entropy based method is proposed to identify the causality model of a system from data.

We also focused on the influence of different faults on system performance reachability. The tools used are mainly based on graphical approach analysis in parallel with statistical tools.

The second objective concerns the implementation of algorithms for faults diagnosis. A hierarchical fault diagnosis process based on causality model of the system is implemented. This step also allows the evaluation of the system performance.

We applied our methods on the PAPHYRUS project plant (board machine Stora Enso IMATRA in Finland).

Keywords: Causality graph, Transfer entropy, Plug & Play Diagnostic, Prognosis, Performance indicators, Large-scale systems.