Gestion dynamique des connaissances de maintenance pour des environnements de production de haute technologie à fort mix produit

Anis Ben Said

▶ **To cite this version:**

Anis Ben Said. Gestion dynamique des connaissances de maintenance pour des environnements de production de haute technologie à fort mix produit. Autre. Université Grenoble Alpes, 2016. Français. NNT : 2016GREAI017 . tel-01342332

HAL Id: tel-01342332

https://theses.hal.science/tel-01342332

Submitted on 5 Jul 2016

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.

Communauté
UNIVERSITÉ Grenoble Alpes

THÈSE

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE LA COMMUNAUTÉ UNIVERSITÉ GRENOBLE ALPES

Spécialité : **GENIE INDUSTRIEL**

Arrêté ministériel : 7 août 2006

Présentée par

Anis BEN SAID

Thèse dirigée par « **Michel TOLLENAERE** et
codirigée par **Eric ZAMAÏ**

préparée au sein du **Laboratoire G-SCOP**
dans **l'École Doctorale IMEP2**

Gestion dynamique des connaissances de maintenance pour des environnements de production de haute technologie à fort mix produit

Thèse soutenue publiquement le **18/05/2016**,
devant le jury composé de :

M. Stéphane Dauzère-Pérès
Professeur, Ecole des mines de Saint-Etienne, Président
M. François Pérès
Professeur, Ecole nationale d'ingénieurs de Tarbes, Rapporteur
M. Frédéric Vanderhaegen
Professeur, Université de Valenciennes, Rapporteur
M. Samuel Bassetto
Professeur Assistant, Polytechnique Montréal, Examinateur
M. Michel Tollenaere
Professeur, Institut Polytechnique de Grenoble, Directeur de thèse
M. Eric Zamaï
Maitre de conférences, Institut Polytechnique de Grenoble, Co-directeur de thèse
M. Stéphane Hubac
Manufacturing Science Senior Expert - Advanced Process & Equipment Control, STMicroelectronics, Crolles, France, Responsable Industriel
M. Muhammad Kashif Shahzad
Post-Doc, INSA de Lyon, Examinateur

Remerciement

Cette thèse, aboutissement de trois années de travail, n'aurait jamais pu voir le jour sans le soutien et l'aide de nombreuses personnes qui m'ont accompagnée tout au long de cette épopée ! Je tiens donc ici à les remercier et leur témoigner toute ma reconnaissance.

Mes premiers remerciements vont tout naturellement à mes encadrants qui ont suivi de près ces travaux. Un grand merci à Stéphane Hubac pour le support qu'il m'a fourni dès le premier jour de cette thèse. Je le remercie pour sa disponibilité et l'intérêt qu'il a porté à ce travail, pour sa gentillesse et ses directives si précieuses. Muhammad Kashif Shahzad pour son assistance, son soutien et tout ce qu'il fait pour moi. Michel Tollenaere pour la qualité de son encadrement, sa disponibilité et ses remarques qui m'ont permis d'affiner mon propos. Eric Zamai pour sa rigueur, ses exigences si précises, et ses encouragements. Je garderai bien sûr en mémoire les particularités et les qualités de chacun des membres de cette équipe qui attestent de leur expérience et de leur professionnalisme. Un grand merci pour cet encadrement de qualité intellectuellement et humainement, souhaitant que ces relations se poursuivent dans un cadre amical.

Mes sincères remerciements vont également aux membres du jury qui ont accepté d'évaluer ce travail de thèse. Je remercie tout particulièrement les professeurs Fréderic Vanderhaegen et François Pérès pour l'intérêt qu'ils ont porté à cette thèse en acceptant d'en être les rapporteurs. J'en suis honoré. Je remercie les professeurs Stéphane Dauzère-Pérès d'avoir présider le jury de ma thèse. Je tiens à remercier également monsieur Samuel Bassetto de m'avoir fait l'honneur d'examiner mes travaux de thèse.

Mes remerciements s'adressent ensuite à plusieurs employés chez STMicroelectronics ; Christophe Delmas et Stéphane Ferraro pour leur support dans le cadre de l'étude de cas dans l'atelier Diel. Steddy Lagin pour son aide lors de l'étude de cas dans l'atelier de gravure. Hugues Duverneuil pour l'accès aux données industrielles et Patrice Guoedo pour son support en extraction et alignement des données de maintenance. Sans eux et de nombreux autres contacts que je ne peux tous citer ici, je n'aurais pu mener à bout ce travail de thèse.

Je remercie également tous les membres du Laboratoire G-SCOP pour leur accueil, leur convivialité et leur soutien. Une pensée particulière à mes amis et voisins de bureau Trinh, Emna et Asma. Merci pour votre soutien et votre aide précieuse pendant ces années.

Enfin, je remercie mes amis et ma famille qui ont largement contribué à l'aboutissement de ce projet de thèse.

Une page se tourne, une autre s'ouvre vers le monde de l'entreprise, merci à tous, vous qui m'avez aidé à faire les bons choix.

Anis Ben Said

Gestion dynamique des connaissances de maintenance pour des environnements de production de haute technologie à fort mix produit

****

Anis Ben Said, PhD (Génie Industriel) Université de Grenoble, 2016

Prof. Michel Tollenaere : Directeur de thèse
Prof. Eric Zamaï : Co-directeur de thèse
M. Stephane Hubac : Responsable Industriel

****

Le progrès constant des technologies électroniques, la courte durée de vie commerciale des produits, et la diversité croissante de la demande client font de l'industrie du semi-conducteur un environnement de production contraint par le changement continu des mix produits et des technologies. Dans un tel environnement, le succès dépend de la capacité à concevoir et à industrialiser de nouveaux produits rapidement tout en gardant un bon niveau de critères de coût, rendement et temps de cycle. Une haute disponibilité des capacités de production est assurée par des politiques de maintenance appropriées en termes de diagnostic, de supervision, de planification et des protocoles opératoires. Au démarrage de cette étude, l'approche AMDEC (analyse des modes de défaillance, leurs effets et de leur criticité) était seule mobilisée pour héberger les connaissances et le savoir-faire des experts. Néanmoins, la nature évolutive du contexte industriel requiert la mise à jour à des fréquences appropriées de ces connaissances pour adapter les procédures opérationnelles aux changements de comportements des équipements et des procédés.

Cette thèse entend montrer que la mise à jour des connaissances peut être organisée en mettant en place une méthodologie opérationnelle basée sur les réseaux bayésiens et la méthode AMDEC. Dans cette approche, les connaissances et les savoir-faire existants sont tout d'abord capitalisés en termes des liens de cause à effet à l'aide de la méthode d'AMDEC pour prioriser les actions de maintenance et prévenir leurs conséquences sur l'équipement, le produit et la sécurité des personnels. Ces connaissances et savoir-faire sont ensuite utilisés pour concevoir des procédures opérationnelles standardisées permettant le partage des savoirs et savoir-faire des experts. Les liens causaux stockés dans l'AMDEC sont modélisés dans un réseau bayésien opérationnel (O-BN), afin de permettre l'évaluation d'efficacité des actions de maintenance et, par là même, la pertinence des connaissances existantes capitalisées. Dans un contexte incertain et très variable, l'exécution appropriée des procédures est mesurée à l'aide des indicateurs standards de performance de maintenance (MPM) et la précision des connaissances existantes en évaluant la précision de l'O-BN. Toute dérive de ces critères conduit à l'apprentissage d'un nouveau réseau bayésien non-supervisé (U-BN) pour découvrir de nouvelles relations causales à partir de données historiques. La différence structurelle entre O-BN et U-BN met en évidence de nouvelles connaissances potentielles qui sont validées par les experts afin de modifier l'AMDEC existante ainsi que les procédures de maintenance associées.

La méthodologie proposée a été testée dans un des ateliers de production contraint par un haut mix de produits pour démontrer sa capacité à renouveler dynamiquement les connaissances d'experts et d'améliorer l'efficacité des actions de maintenance. Cette expérimentation a conduit à une diminution de 30% des reprises d'opérations de maintenance attestant une meilleure qualité des connaissances modélisées dans les outils fournis par cette thèse.

Experts' knowledge renewal and maintenance actions efficiency in high-mix industries, using Bayesian approach

****

Anis Ben Said, PhD (Industrial Engineering)

University of Grenoble, 2016

Academic Supervisor: Prof. Michel Tollenaere

Academic Co-supervisor: Prof. Eric Zamaï

Industrial supervisor: Mr. Stephane Hubac

****

The constant progress in electronic technology, the short commercial life of products, and the increasing diversity of customer demand are making the semiconductor industry a production environment constrained by the continuous change of product mix and technologies. In such environment, success depends on the ability to develop and industrialize new products in required competitive time while keeping a good level of cost, yield and cycle time criteria. These criteria can be ensured by high and sustainable availability of production capacity which needs appropriate maintenance policies in terms of diagnosis, supervision, planning and operating protocols. At the start of this study, the FMEA approach (analysis of failure modes, effects and criticality) was only mobilized to capitalize the expert's knowledge for maintenance policies management. However, the evolving nature of the industrial context requires knowledge updating at appropriate frequencies in order to adapt the operational procedures to equipment and processes behavior changes.

This thesis aims to show that the knowledge update can be organized by setting up an operational methodology combine both Bayesian networks and FMEA method. In this approach, existing knowledge and know-how skills are initially capitalized in terms of cause to effect links using the FMEA method in order to prioritize maintenance actions and prevent their consequences on the equipment, the product quality and personal safety. This knowledge and expertise are then used to develop unified operating procedures for expert's knowledge and know-how sharing. The causal links stored in the FMEA are modeled in an operational Bayesian network (BN-O), in order to enable the assessment of maintenance actions effectiveness and, hence, the relevance of existing capitalized knowledge. In an uncertain and highly variable environment, the proper execution of procedures is measured using standards maintenance performance measurement indicators (MPM). Otherwise, the accuracy of existing knowledge can be assessed as a function of the O-BN model accuracy. Any drift of these criteria leads to learning a new unsupervised Bayesian network (U-BN) to discover new causal relations from historical data. The structural difference between O-BN (built using experts judgments) and U-BN (learned from data) highlights potential new knowledge that need to be analyzed and validated by experts to modify the existing FMEA and update associated maintenance procedures.

The proposed methodology has been tested in a production workshop constrained by high product mix to demonstrate its ability to dynamically renew expert knowledge and improve the efficiency of maintenance actions. This experiment led to 30% decrease in failure occurrence due to inappropriate maintenance actions. This is certifying a better quality of knowledge modeled in the tools provided by this thesis.

SOMMAIRE

TABLE DES FIGURES..... IV

GLOSSAIRE VI

INTRODUCTION GENERALE..... 1

CHAPITRE I : LE CONTEXTE INDUSTRIEL DE L'INDUSTRIE DES SEMI-CONDUCTEURS .. 6

I. Caractéristiques du secteur de la microélectronique 7

1. Les composants de la microélectronique 7
2. L'évolution de la technologie et des produits 8

II. Processus de développement et de fabrication des circuits intégrés 12

1. Front end, back end 12
2. Ateliers de fabrication des circuits intégrés dans un environnement salle blanche 13
3. Les caractéristiques du processus FEOL et les systèmes de contrôle 17
4. Maitrise et contrôle de procédés 19

III. Spécificités du processus de production à ST Crolles 22

1. Les systèmes d'information : 22
2. Variabilité de la disponibilité et de la fiabilité des équipements de production .. 25

IV. Problématique issue du contexte : 28

CHAPITRE II : ETAT DE L'ART SUR LE PROCESSUS DE MAINTENANCE 29

I. Introduction au processus gestion de la fonction de maintenance 29

1. Introduction au domaine de la maintenance 30
2. Enjeux et contraintes du processus de gestion de la maintenance 33

II. Optimisation du processus de gestion de la politique de maintenance 35

1. Optimisation de la maintenance par la fiabilité (OMF) 35
2. Les techniques d'APC (Advanced Process Control) 37
3. Les outils de la maintenance 39

III. Efficacité des actions de maintenance et facteurs humains 42

IV. Cartographie de la gestion de la fonction maintenance à ST Crolles 44
1. L'organisation du service maintenance chez ST 44
2. Les politiques de maintenance chez ST 45
3. Le constat de terrain chez ST et opportunités en termes de Gestion des connaissances. 48
V. Problématique de la thèse 50

CHAPITRE III : CAPITALISATION EFFICIENTE DES CONNAISSANCES EN MAINTENANCE 52

I. La méthodologie globale proposée 53
II. Capitalisation des connaissances d'expert existantes 56
1. Les concepts liés au KM (*Knowledge Management*) 57
2. Les processus de gestion des connaissances 60
3. Les processus de capitalisation des connaissances à l'aide de l'AMDEC 61
3.1. L'analyse fonctionnelle 64
3.2. L'analyse des modes de défaillance 65
3.3. Analyse des risques et mise en œuvre des actions correctives 65
3.4. La mise à jour des procédures opérationnelles 67
4. Cas d'étude industriel 67
5. Synthèse: analyse critique de l'approche 71
III. Mesure des performances de maintenance MPM 71
1. Etape 1: Maintenance Performance Measurement (MPM) control 72
2. Etape 1 : Cas d'étude de DIEL : contrôle des indicateurs MPM 73
IV. Conclusion 75

CHAPITRE IV: APPROCHE BAYESIENNE VERS UNE UTILISATION EFFICIENTE DES CONNAISSANCES EN MAINTENANCE 77

I. Approche bayésienne vers l'efficacité des actions de maintenance 77
1. Les réseaux bayésiens 80
2. Modélisation de connaissances existantes par un réseau causal (O-BN *Operational Bayesian Network*) 85
2.1. De l'AMDEC au réseau bayésien opérationnel (O-BN) 85

2.2. Etape 1 – O-BN et OFC : application au cas d'étude industrielle (DIEL) 87
3. Prédiction à l'aide d'inférence bayésienne 88
II. CONCLUSION 90

CHAPITRE V: APPROCHE BAYESIENNE, VERS LE RENOUVELLEMENT DYNAMIQUE DES CONNAISSANCES 91

I. Les methodologies d'amelioration continue 91
1. Le cycle PDCA : « La roue de Deming » 92
2. PDCA & gestion dynamique des connaissances 93
II. Méthodologie proposee pour le renouvellement des connaissances 94
1. Etape 2: contrôle de pertinence des connaissances existantes 95
2. Etape 3 : Mise à jour des connaissances 96
2.1. Les techniques d'apprentissage non supervisées des structures Bayésiennes (Causales) à partir des données historiques 96
2.2. Classe d'équivalence 98
2.3. Algorithme de recherche des structures causales « TABU » 100
2.4. Approche proposée pour le renouvellement et la mise à jour des connaissances 102
2.5. Cas d'application d'apprentissage de nouvelles structures causales (U-BN – *Unsupervised Bayesian Network*) 102
3. L'extraction des nouvelles connaissances pour la maintenance 105
III. CONCLUSION 107

CONCLUSION GENERALE 108

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES 113

ANNEXE A : GRILLE DE COTATION DES FMEA (AMDEC) UTILISE A STMICROELECTRONICS DE CROLLES 125

ANNEXE B : PROCESS QUALITY PREDICTION PROTOTYPE 127

I. Data preprocessing module 128
II. Classification and Regression Modelling 128
III. Time series and best features analysis 129

IV. Prediction Analysis 131

ANNEXES C : ALGORITHME DE RECHERCHE DE STRUCTURE DES RESEAUX BAYESIENS 133

TABLE DES FIGURES

Figure 1. Caractéristiques et challenges industriels en regard des contraintes équipements et des connaissances des experts 2
Figure I 1 Un circuit intégré composé des transistors NMOS et PMOS sur un substrat de semi-conducteur (Micolet, 1987) 7
Figure I 2 Principe de fonctionnement du transistor MOS à canal N (NMOS) (Micolet, 1987) 8
Figure I 3 Evolution technologique dans le domaine de semi-conducteur dans le temps : loi de Moore (Jakubowski & Lukasiak, 2008) 9
Figure I 4 Champs d'application et diversité des produits de la microélectronique 10
Figure I 5 Le processus de développement et de fabrication des circuits intégrés (Shahzad et al., 2011) 12
Figure I 6 Processus FEOL pour la fabrication des circuits intégrés sur la surface d'un wafer de silicium (Mönch et al., 2011) 14
Figure I 7 Principe de fonctionnement de l'opération de photolithographie 16
Figure I 8 Exemple d'inspection et de mesure des motifs des circuits intégrés sur un wafer 21
Figure I 9 Contrôle du procédé dans l'industrie des semi-conducteurs par une boucle de régulation 22
Figure I 10 Description des systèmes information de l'environnement de production 23
Figure I 11 Occurrence et durée des défaillances imprévues d'un équipement de production 26
Figure I 12 Variabilité de la maintenabilité et de la fiabilité 27
Figure II 1 Objectifs opérationnels du pilotage des processus de maintenance 34
Figure II 2 Méthode d'optimisation de la maintenance par la fiabilité (Zille, 2009) 36
Figure II 3 L'architecture standard OSA-CBM pour le déploiement de PdM et CBM 42
Figure II 4 Les acteurs de l'organisation de la maintenance chez STMicroelectronics (Encadré rouge) 45
Figure II 5 Les états de l'équipement selon le standard SEMI-E10 46
Figure II 6 Principe de gestion des interventions maintenance par le système GMAO ST X-Site. 46
Figure III 1 Méthodologie opérationnelle pour améliorer l'efficacité des actions de maintenance 53
Figure III 2 Modèle hiérarchique des connaissances (Ferrary & Pesqueux, 2006) 58
Figure III 3 Les modes de transformation des connaissances (Balmisse, 2005) 59
Figure III 4 Processus standard de gestion de connaissance (Nonaka, 1994) 61
Figure III 5 Processus AMDEC vers des actions de maintenance unifiées et de contrôle des risques associés 63
Figure III 6 Exemple d'un document d'analyse AMDEC 66

Figure III 7 Capitalisation de connaissances pour la fonction 'Pumping out the buffer and load lock': AMDEC 69
Figure III 8 Capitalisation de connaissances pour la fonction 'RF Ramp up rate': AMDEC..... 70
Figure III 9 Indicateurs MPM standards extraits de la littérature et utilisés dans l'industrie de semi-conducteurs (SEMI E79-0200, 2000; A. Weber & Thomas, 2006)..... 73
Figure III 10 a Variation mensuelle de l'indicateur OEE%..... 75
Figure III 10 b Variation trimestrielle de l'indicateur PM success rate..... 75
Figure IV 1 Méthodologie opérationnelle pour améliorer l'efficacité des actions de maintenance..... 79
Figure IV 2 Exemple d'un réseau bayésien avec les tables des probabilités conditionnelles (CPT) associées 81
Figure IV 3 Les étapes de construction d'un réseau Bayésien (Bouaziz, 2012; Naïm et al., 2007)..... 82
Figure IV 4 Définition de la structure d'O-BN à partir de l'AMDEC..... 86
Figure IV 5 O-BN basé sur les connaissances des experts pour évaluer l'efficacité de l'exécution des actions de maintenance..... 87
Figure IV 6 Echelle de probabilité pour estimer les CPT des nœuds par les experts..... 88
Figure IV 7 Test en condition opérationnelle du modèle O-BN basé sur les connaissances des experts capitalisées dans un AMDEC. 89
Figure V 1 Le Cycle PDCA du processus d'amélioration continue de W.E Deming 92
Figure V 2 Méthodologie opérationnelle pour améliorer l'efficacité des actions de maintenance..... 94
Figure V 3 Exemple des structures bayésiennes équivalentes (B1, B2, B3) et non (B4) 99
Figure V 4 Illustration de la méthode de recherche de classes d'équivalences EQ (Abu-Samah et al., 2015) 100
Figure V 5 Illustration de l'approche Tabu pour la recherche de graphe BN (Abu-Samah, Shahzad, & Zamaï, 2015)..... 101
Figure V 6 U-BN acquis à partir des données historiques en utilisant des algorithmes non supervisés 104
Figure V 7 La table de contingence relative à l'apprentissage de l'U-BN à partir des données..... 105
Figure V 8 Différences structurelles entre les modèles RB et la découverte des connaissances 106
Figure VI 1. Impact des feedback O-BN vers les techniciens sur les occurrences des défaillances..... 110

GLOSSAIRE

ADCS : Advanced Documentation and Control System.

AMDEC : Analyse des Modes de Défaillance, de leurs Effets et de leurs Criticités

AMHS : Automated Material Handling System : robot de transport de lots

ANN : la technique de réseaux de neurones artificiels

APC : Advanced Process control

Cause spéciale : causes de variabilité non prévisible statistiquement

CBM : Condition Based Maintenance : La maintenance préventive conditionnelle

Checklist : document qui décrit les séquences des actions de maintenance, il doit être rempli par les intervenants de maintenance après chaque opération de maintenance pour suivre l'avancement du travail.

CMOS: Complimentary Metal, Oxyde, Semiconductor

CMP : Chemical Mechanical Polishing

DET : la cotation de la détectabilité de la défaillance

DIEL : l'atelier de déposition d'un matériau diélectrique

Downtime : temps d'indisponibilité équipement

EDA : « Engineering Data Analysis » : Base de données qui permet de collecter les données de lots et procédés.

EQ : Classe d'équivalence : algorithme d'apprentissage non supervisée de réseau bayésien

EWS : Electrical Wafer Sort: mesure éléctrique sur produit fini.

FDC : Fault Detection and Classification

Feedbacks : des rétroactions fournis par l'OBN aux techniciens liés à la non-conformité d'exécution

FM : Failure mode/ modes de défaillances

FOUP : lots de 25 wafers

GMAO : système informatisé de gestion de la fonction maintenance

KM : Knowledge management: gestion de connaissances

LPCVD : Low-pressure Chemical Vapor Deposition : méthode de dépôt de films minces, à partir de précurseurs gazeux.

M.T.B.F : Mean Time Between Failure : temps moyen de bon fonctionnement qui représente (mesure) la fiabilité.

M.T.T.R : Mean Time To Repair : temps moyen de réparation qui représente (mesure) la maintenabilité.

MEMS : Microelectromechanical systems : microsystème électromécanique qui réalise une fonction de capteur ou actionneur.

MES : Manufacturing Execution System

MDL : Minimum Description Length

MIM : Metal Insulator Metal.

MIMOSA : Machinery Information Management Open System Alliance: association axée sur le développement des architectures systèmes (standards) ouvertes ().

Mix : Mot anglais utilisé dans le monde microélectronique exprimant la complexité de l'en-cours de production liée à la variété des produits et des technologies.

MOS : Metal, Oxyde, Semiconductor. Transistor à effet de champ.

MP : la maintenance préventive

MPM : (Maintenance Performance Measurment) mesure de performance de la maintenance

N-MOS: Transistor MOS dont le drain et la source dopés par des ions N.

O-BN : Operational Bayesian network : réseau bayésien opérationnel crée à base des connaissances des experts

OCC : la cotation de l'occurrence de la défaillance ou de sa cause

OEE : Overall Equipment Effeciency

OFC : Objective Fulfillment Criteria

OMF : Optimisation de la Maintenance par la Fiabilité

OOS : Out Of Specification

OSA-CBM : Open System Architecture for Condition Based Maintenance

PDCA : Plan, Do, Check, Act

PdM : la MP prévisionnelle ou prédictive

PECVD : Plasma-Enhanced Chemical Vapor Deposition : technique de dépôt chimique en phase vapeur assistée par plasma permettant de réduire la température nécessaire pour le dépôt.

PLC : Programmable Logic Controller

P-MOS : Transistor MOS dont le drain et la source dopés par des ions P.

PT : Parametric Test : Les mesures paramétriques

R&D : Recherche et développement

R2R : run to run

Ramp-up Time : temps de montée en volume

RB : la technique probabiliste de réseaux bayésiens

Rendement : Ratio des produits fonctionnels (circuit intégré) sur le nombre total des produits réalisés dans la ligne de production après le passage des tests finaux.

Rework : retraitement de wafers non conforme

RPN : Risk Priority Number

RUL: Remaining Useful Life

Scheduled : la maintenance programmée qui peut être préventive ou conditionnelle,

Scrap : rejet de wafers non conforme

SEV : la cotation de la sévérité de l'effet de la défaillance

SHELL: (Software, Hardware, Environment, Liveware).

SPC : Statistical Process Control

SVM : (Support Vector Machine)

Tabu : algorithme d'apprentissage non supervisée

Temps de cycle : durée que passe un produit dans la ligne de production avant la livraison aux clients.

TGV : « Tool Global Visibility » : base de données qui permet de collecter les données de maintenance.

Time-To-Market : le temps de mise sur le marché

TOTEM : est un outil qui permet de surveiller et d'analyser en temps réel les changements d'état des équipements.

TPM : Total Productive Maintenance

TQM : Total Quality Management.

U-BN : Unsupervised Bayesian network : réseau bayésien dont la structure trouvée par un algorithme d'apprentissage non supervisé

Unscheduled : la maintenance non programmée

Wafer témoin (Ou test) : plaque qui n'est pas extraite d'un lot de production dédié à un client mais qui est utilisée pour vérifier le bon fonctionnement du procédé sur un équipement.

WorkOrder (WO) : un ordre de travail

WorkRequest (WR) : demande de travaux spécifiés.

X-SITE : le système GMAO (Gestion de Maintenance Assistée par Ordinateur) à ST-Crolles.

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Le développement continu de nouveaux produits et l'essor des technologies raccourcissent la durée de vie des produits et des modes de production. D'autre part, l'importante diversité de la demande des clients conduit à des changements fréquents de gammes de production au sein des ateliers (Hermann, Pentek, & Otto, 2015). En fournissant le cœur des produits d'aujourd'hui, l'industrie microélectronique n'échappe bien entendu pas à ces grandes tendances des marchés. Cette industrie cumule un outil de production très capitalistique, des équipements à renouvellement fréquent, des opérations de production très nombreuses et souvent conduites en limites des capabilités des équipements, conduisant à un environnement industriel très complexe et concurrentiel. Si elle ne fait pas seule l'industrie 4.0 (Lasi et al., 2014), l'industrie microélectronique en est un élément essentiel. Le succès dans de tels environnements dépend de la capacité à concevoir, industrialiser et produire rapidement de nouveaux produits, tout en maitrisant la variabilité du comportement des équipements et des procédés de production. L'optimisation de la disponibilité des équipements de production et de métrologie nécessite des stratégies de maintenance appropriées afin de garder un bon niveau de critères de coût, rendement et temps de cycle.

Dans l'environnement de l'industrie microélectronique, les stratégies de maintenance des équipements doivent assurer une disponibilité maximale pour la production tout en garantissant l'obtention de produits conformes aux spécifications client. La maitrise des connaissances liées à la détection et à la prévention des dérives de comportement des équipements et procédés est un élément essentiel de la conduite du système productif dans son ensemble. Les savoir-faire liés aux modes opératoires et à la planification des opérations de maintenance contribuent à l'atteinte des objectifs. Facteur aggravant, la diversité des gammes de production, et donc des produits et des technologies, a un impact important sur l'efficacité globale de l'équipement (OEE : Overall Equipment Efficiency) en raison de l'absence d'adaptation des opérations de maintenance préventive et corrective avec l'évolution du contexte (Abu-Samah et al., 2014). Des variations de capacités de production, perturbées par des défaillances de durées et d'occurrences variables, peuvent être observées. Cette variabilité met en évidence que les connaissances associées aux dérives de comportement des équipements ne sont pas bien maitrisées par les experts : ces connaissances portent sur les liens entre les détections, les causes, les effets, les éléments de prévention et les plans d'actions. Au début de cette étude, ces connaissances étaient représentées principalement dans des fichiers AMDEC (Analyse des modes de défaillance, de leurs effets et de

leurs criticités) et/ou dans les protocoles opératoires de maintenance. Notre étude préalable a montré que les procédures opératoires de maintenance à base des connaissances des experts sont devenues inefficaces et/ insuffisantes pour faire face aux dérives d'équipements et/ou de procédés. Dans la suite du manuscrit, nous évoquerons de tels environnements industriels comme des environnements « stressants », stress généré par le flux de production et supporté par les opérateurs et techniciens qui en effectuent la maintenance et la conduite.

A présent et préalablement à ces travaux de thèse, plusieurs systèmes sont déployés (Figure.1) au sein des lignes de production pour capitaliser, partager et exploiter les connaissances des experts, tels que l'ADCS (Advanced Documentation Control System) pour gérer les procédures de maintenance et les manuels d'utilisation d'un équipement ou d'un outil, l'APC (Advanced Process Control), le RMS (Recipe Management System), pour gérer les protocoles automatiques de conception des recettes sur certains équipements, etc. Ces systèmes sont basés sur des connaissances d'experts stockées dans des fichiers AMDEC qui ne sont pas mis à jour dynamiquement, c'est-à-dire a une vitesse en adéquation avec les changement de comportement des équipements, dans un environnement de production par essence en constante évolution.

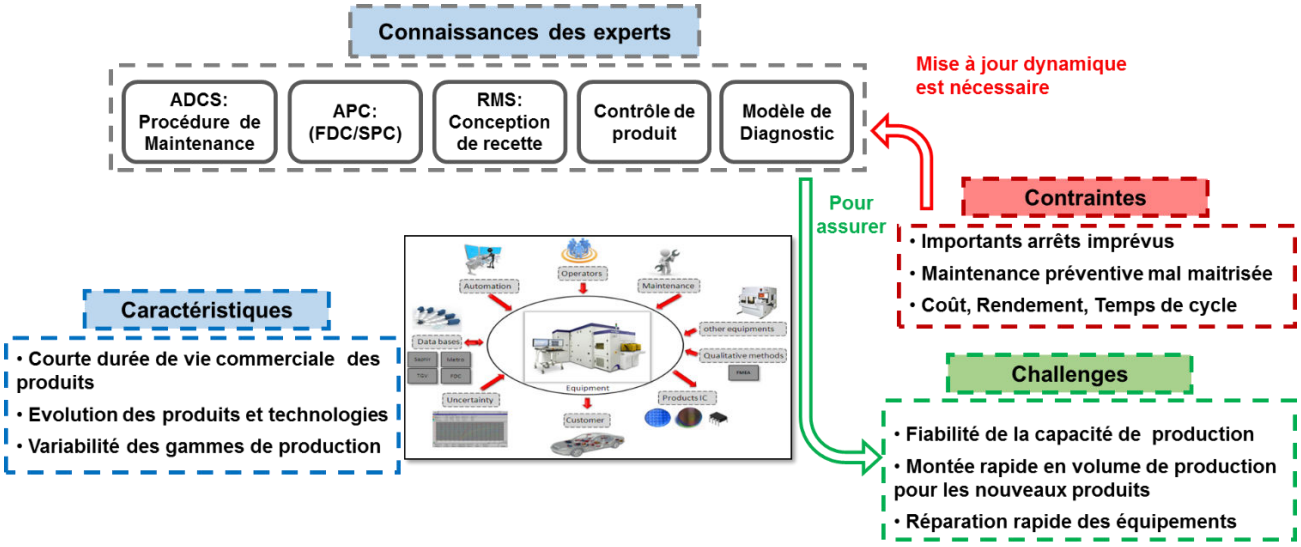


Figure 1. Caractéristiques et challenges industriels en regard des contraintes équipements et des connaissances des experts

La Figure 1 fournit une vue d'ensemble des articulations qui constituent les bases de connaissances d'experts à travers la ligne de production. À l'heure actuelle, les problématiques des arrêts imprévus d'équipements et d'optimisation des stratégies de maintenance sont adressées par des approches classiques, telles que l'optimisation de la maintenance par la fiabilité (OMF), connue aussi en anglais par (RCM : Reliability Centred Maintenance). Ces méthode permet ainsi d'optimiser les stratégies de maintenance conditionnelle (CBM : Condition Based Maintenance).

(Yssaad, Khiat, & Chaker, 2014) ont proposé l'utilisation de l'approche OMF basée sur la méthode AMDEC pour développer un programme rentable de maintenance pour un système de distribution d'énergie électrique. L'OMF est également utilisée par (Bertling et al., 2005) pour fournir une relation quantitative entre la maintenance préventive (PM) et le coût total de la maintenance. De même, les méthodologies basées sur le contrôle avancé des procédés (APC Advanced Process Control) utilisent aussi les connaissances capitalisées des experts afin de mettre en œuvre des stratégies permettant la surveillance du comportement de l'équipement et le bon déroulement des opérations de fabrication.

Les deux travaux cités ci-dessus exigent la capitalisation des connaissances des experts pour gérer les modes de défaillance de l'équipement, optimiser les politiques de maintenance et trouver des liens entre les causes et les effets afin de définir un plan de contrôle approprié. (Ison & Spanos, 1996; Moore et al., 2006) ont utilisé l'APC comme une technique de détection et de classification de défauts (FDC: Fault Detection & Classification) pour caractériser et contrôler la variabilité des équipements de production dans l'industrie des semi-conducteurs. Dans ce contexte, (Mili et al., 2009) ont proposé un protocole basé sur la méthode AMDEC pour gérer dynamiquement les plans d'actions opérationnels de maintenance en maitrisant les risques liés aux défaillances des équipements, leurs causes et leurs effets.

Dans le but de mesurer l'efficacité des politiques de maintenance, de nombreuses études ont porté sur la mesure de performance de la maintenance (MPM). (Parida & Kumar, 2006) ont présenté un bref aperçu des indicateurs MPM existants. (Crocker, 1999) quant à lui considère que l'efficacité de la maintenance doit être analysée selon trois axes : l'efficacité de l'inspection, l'efficacité de réparation et les actions de maintenance n'induisant pas, elles-mêmes, des défaillances. On peut noter ici que les approches comme l'OMF, CBM et APC sont strictement basées sur des jugements qualitatifs des experts. Cependant, pour faire face à la dérive des comportements de l'équipement dans un environnement de fabrication dynamique, ces connaissances capitalisées devraient être mises à jour de façon « continue » à partir de données historiques comme ont pu le souligner (Hubac & Zamai, 2013; Redmill, 2002).

Dans un contexte de production contraint par un flux de produits « stressant », où le comportement de l'équipement est par nature évolutif, les approches existantes supposent que les savoirs et les savoir-faire en termes de plan d'action et de contrôle pour les maintenances corrective et préventive soient proprement capitalisés et renouvelés à une fréquence appropriée. Les erreurs de diagnostic et l'augmentation d'occurrences et de durée des arrêts d'équipements (Abu-Samah et al., 2015) confirment qu'il est nécessaire non seulement de mettre à jour régulièrement les connaissances des experts, mais aussi d'améliorer l'efficacité de l'utilisation de ces connaissances lors de l'exécution des opérations de maintenance. La fréquence d'actualisation des connaissances des experts peut être définie en fonction des dérives d'indicateurs MPM. Les causes associées aux dérives des défaillances des équipements peuvent être liées non seulement aux procédures de

maintenance et à la relative inefficacité des protocoles de diagnostic existants, mais aussi à d'autres causes comme les types de procédés de fabrication, la conception des recettes des équipements, la fluctuation des gammes de production liée à la diversité des produits et des technologies.

Cette thèse propose une méthodologie opérationnelle basée sur une approche bayésienne et la méthode AMDEC pour supporter le renouvellement des connaissances, et en conséquence, l'amélioration de l'efficacité des activités de maintenance. Dans cette méthodologie, les connaissances et les savoir-faire existants des experts sont tout d'abord capitalisés en termes de liens « cause à effet » à l'aide de la méthode AMDEC pour prioriser les actions de maintenance et prévenir leurs conséquences négatives sur l'équipement, le produit, et la sécurité des personnels. Ces connaissances et savoir-faire sont ensuite utilisés pour concevoir des procédures opérationnelles standardisées permettant le partage des savoirs et savoir-faire des experts. Ces connaissances en termes de liens « cause à effet » sont ensuite utilisées pour créer un modèle probabiliste de réseau bayésien opérationnel (O-BN : Operational Bayesian Network) à partir des fichiers AMDEC. Ce modèle O-BN permet, grâce à l'inférence probabiliste, la supervision des opérations de maintenance et les rétroactions (feedbacks) dynamiques sur les conséquences des actions exécutées par les intervenants lors des opérations de maintenance. D'autre part, l'O-BN permet le contrôle de la pertinence des connaissances existantes capitalisées en évaluant leur précision. Dans un contexte incertain et très variable, l'efficacité des activités de maintenance est mesurée à l'aide des indicateurs standards de mesure de performance de maintenance (MPM), la précision des connaissances existantes est déterminée en évaluant la représentativité opérationnelle du modèle de l'O-BN

Toute dérive de critère, dont le seuil d'alarme est défini par les utilisateurs, déclenche le processus d'apprentissage d'un nouveau réseau bayésien non supervisé (U-BN : Unsupervised Bayesian Network) pour découvrir de nouvelles relations causales à partir de données historiques. La différence structurelle entre l'O-BN et l'U-BN met en évidence la potentialité de nouvelles connaissances qui seront validées par les experts avant capitalisation par actualisation des AMDEC puis mises à jour des procédures de maintenance associées.

Nos propositions ont été testées sur un cas d'étude au sein de l'un des huit ateliers de production du site de Crolles de ST Microelectronics. Cette expérimentation montre que cette méthodologie peut conduire à une diminution de 30% des reprises d'opérations de maintenance attestant une meilleure qualité des connaissances modélisées dans les outils fournis par cette thèse.

Ce manuscrit est structuré en cinq chapitres. Le premier chapitre présente les caractéristiques et les défis de l'industrie de microélectronique et certaines problématiques à traiter.

Le deuxième chapitre présente une revue de la littérature dans les domaines de la maintenance et de la gestion des connaissances dans un contexte de production. Cette revue met en évidence, à partir d'études existantes, les opportunités en termes ;

- d'optimisation des stratégies de maintenance,
- d'efficacité des actions de maintenance en prenant en compte les facteurs humains,
- de la gestion des connaissances.

Ensuite, le chapitre 3 présente la méthodologie globale proposée à base de réseaux bayésiens et d'AMDEC pour répondre aux questions de recherche dégagées de la revue bibliographique. Ce chapitre détaille un processus basé sur la méthode AMDEC pour la capitalisation des connaissances afin de concevoir des procédures opérationnelles unifiées. Le quatrième chapitre présente une approche bayésienne pour assurer l'efficacité des actions de maintenance en utilisant les connaissances capitalisées durant l'intervention de maintenance. Finalement, le chapitre 5 décrit le processus de mise à jour des connaissances des experts par une approche d'apprentissage non supervisé des réseaux bayésiens, avant de conclure et d'identifier les perspectives de recherches dégagées par cette thèse.

CHAPITRE I : LE CONTEXTE INDUSTRIEL DE L'INDUSTRIE DES SEMI-CONDUCTEURS

Ce chapitre présente le contexte de l'industrie des semi-conducteurs dans lequel cette thèse a été réalisée. Les spécificités et les caractéristiques de cet environnement sont présentées pour mettre en exergue les complexités, les challenges à traiter et les marges d'améliorations potentielles. Une revue de littérature réalisée en regard du constat de mise en œuvre du processus de maintenance dans l'industrie microélectronique est également présentée. Enfin, ce chapitre se termine par une présentation des problématiques de recherche dégagées à partir de l'étude bibliographique et des constats apportés par le terrain.

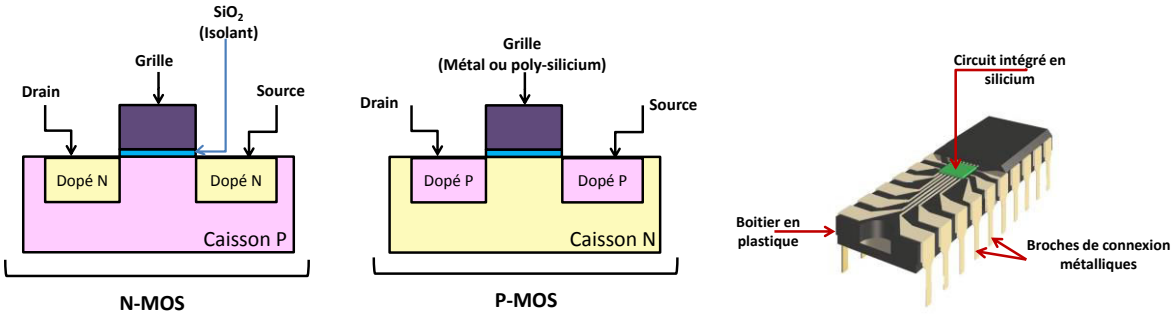
La section qui suit présente les éléments qui caractérisent du point de vue de la gestion industrielle l'industrie microélectronique. La première de ces spécificités réside dans le fait que les équipements de production et parfois de métrologie fonctionnent la plupart du temps en limites de leurs capacités technologiques ; cette recherche des limites vise à en tirer les meilleures performances adaptées à des contraintes de production exigeantes. Notons par surcroit que la courte durée de vie commerciale des produits conduit à des changements fréquents des gammes de production sur les mêmes équipements. Il en résulte un comportement évolutif des équipements et des procédés de fabrication toujours délicats à maitriser. Le processus de fabrication et les caractéristiques physiques des ateliers de production en termes de sensibilité et de variabilité sont présentés dans cette section avec l'ensemble des systèmes de surveillance et de contrôle mis en œuvre. A la fin de cette section, l'impact de ces spécificités sur les performances des équipements de fabrication permet d'identifier les marges de progression envisagées dans le cadre de ce travail de recherche.

I. CARACTERISTIQUES DU SECTEUR DE LA MICROELECTRONIQUE

L'industrie de la microélectronique est appelée aussi industrie des semi-conducteurs, car les produits, connus sous le nom de « puces électroniques » ou circuits intégrés, sont fabriqués sur des plaquettes de substrat d'un matériau semi-conducteur tel que le silicium, ou historiquement le germanium etc. Ces matériaux sont caractérisés par leur capacité à voir varier leur conductivité en modifiant le nombre de charges libres par le biais d'un procédé appelé dopage ou implantation ionique. Dans le cas de l'entreprise STMicroelectronics à Crolles, les circuits intégrés sont fabriqués en masse sur la surface de plaquettes de silicium légèrement dopées dites « Wafers ».

1. Les composants de la microélectronique

Un circuit intégré est composé d'un ensemble de résistances, de capacités et principalement de transistors interconnectés entre eux sur une surface de silicium. Il existe plusieurs types de transistors, dont les transistors bipolaires et les transistors à effet de champ MOS (Metal, Oxyde, Semiconductor) dont une option est le transistor CMOS (C pour complementary). Chez ST Microelectronics, les circuits sont principalement fabriqués à base de transistors CMOS mais certaines options de produits utilisent d'autres types de transistors. Les transistors de type CMOS sont dopés par des atomes ayant cinq électrons sur leur couche de valence (le silicium en ayant 4) formant des zones sources et drain N-MOS ayant un excès d'électrons libres ou des atomes formés de 3 électrons sur leur couche de valence formant des zones P-MOS en déplétion d'électrons appelés « trou ». Les zones de sources et de drains sont séparées par un canal dopés de façon complémentaire tels que présentés sur la figure I 1. Le niveau de conduction de silicium dépend principalement du niveau de dopage et de la taille du canal ou grille du transistor.



(a) (b)

Figure I 1 Un circuit intégré composé des transistors NMOS et PMOS sur un substrat de semi-conducteur (Micolet, 1987)

Les transistors sont utilisés dans les circuits intégrés comme des interrupteurs commandant le passage ou non (état logique 0 ou 1) d'un courant électrique entre la source et le drain afin de créer

des fonctions logiques et arithmétiques, et ainsi réaliser des opérations de calcul, mémoriser des données numériques, etc.

Un transistor MOS est donc toujours formé par trois éléments, une grille, une source et un drain. Le principe de fonctionnement du transistor est illustré sur la figure I 2. Lorsqu'on applique une tension sur la grille, les électrons minoritaires (du même type que la source et le drain) dans le canal sont attirés vers la grille rendant possible la circulation de charges (un courant) entre la source et le drain.

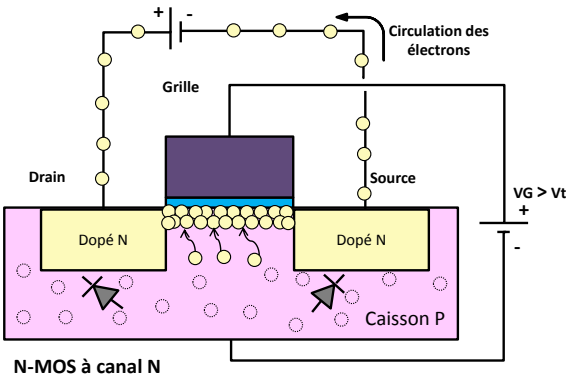


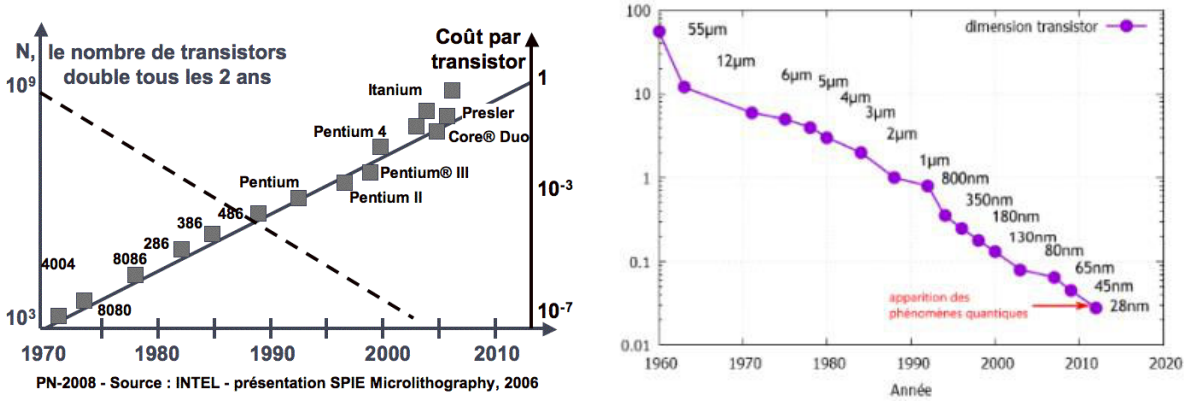
Figure I 2 Principe de fonctionnement du transistor MOS à canal N (NMOS) (Micolet, 1987)

Il est important de noter que la tension électrique appliquée sur la grille doit être supérieure au champ électrique interne des jonctions du transistor pour former le canal. Cette tension limite (Vt) ou tension de seuil, est l'une des caractéristiques électriques du transistor qui dépend fortement des caractéristiques géométriques telles que la dimension et la forme de la source, le drain, la grille, les isolants. Ces caractéristiques géométriques constituent des paramètres importants des processus de production et de contrôle du système de fabrication. De plus, les caractéristiques géométriques impactent de façon majeure la vitesse, le courant de fuite, ou la consommation d'énergie du produit fini, c'est-à-dire les performances des produits. **Toutes ces contraintes en termes de contrôle des procédés de fabrication lient étroitement la performance des équipements de production à la compétitivité dans ce secteur industriel.**

2. L'évolution de la technologie et des produits

Au cours des dernières années, les produits microélectroniques ont gardé un rythme constant d'évolution (Figure I 3-a). En effet, le premier ordinateur pesait 4 tonnes, son unité centrale occupait plus d'un mètre cube et il effectuait 4 000 opérations par seconde. Alors qu'aujourd'hui, un simple téléphone portable coûte moins de 50 euros, pèse 100g et dispose d'un circuit intégré de la taille d'un ongle et effectue un milliard d'opérations par seconde. Cette évolution a été anticipée par Gordon Earle Moore dans sa loi empirique publiée en 1965 (Moore, 1995) prévoyant que le

nombre de transistors dans un circuit de même taille doublera à prix constant, tous les 2 ans (Figure I 3-a). Dans le contexte de l'industrie des semi-conducteurs, le niveau de complexité technologique est associé à la largeur de la grille du transistor le plus fin qui va être utilisé pour réaliser les composants d'une puce. A titre d'exemple, une puce contenant un transistor dont la largeur de grille est de 22 nanomètres, est classifiée dans la technologie C022 (Aymen Mili, 2009). Le doublement de la densité de transistors tous les 2 ans prévu par la loi de Moore signifie que la largeur de la grille d'un transistor devenant de plus en plus petite (Figure I 3-b), cela permet d'améliorer la capacité de calcul, de stockage, la rapidité des circuits intégrés et, potentiellement, le coût de production.

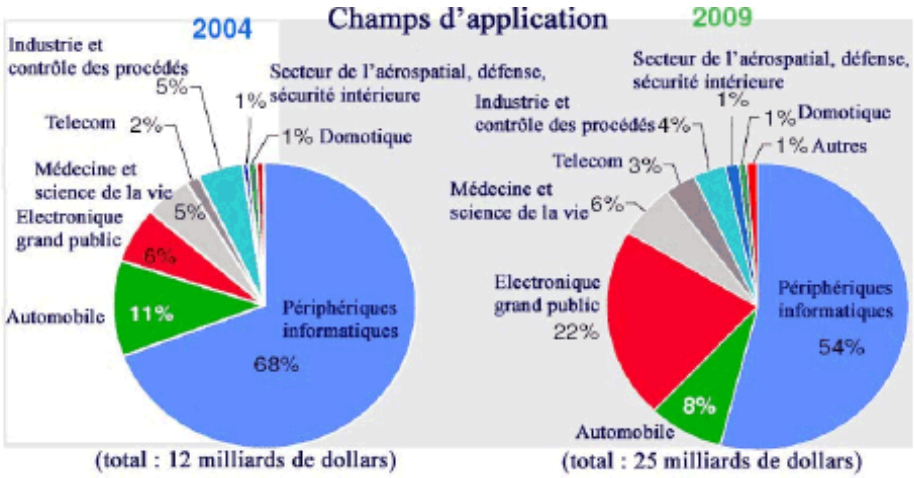


(a) Croissance de la complexité & baisse des coûts

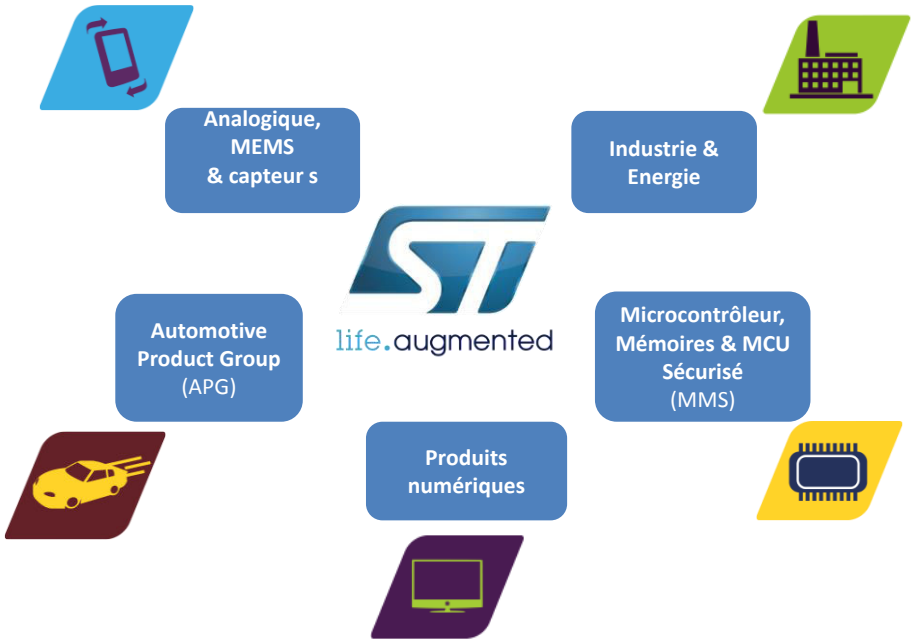
(b) Evolution de la technologie

Figure I 3 Evolution technologique dans le domaine de semi-conducteur dans le temps : loi de Moore (Jakubowski & Lukasiak, 2008)

En raison de cette évolution continue des technologies, les équipements de production fonctionnent en limite de leurs capacités technologiques. En conséquence, le comportement des équipements et des procédés de fabrication de circuits intégrés est de plus en plus complexe et difficile à maitriser pouvant fortement impacter la rentabilité de fabrication.



(a)



(b)

Figure I 4 Champs d'application et diversité des produits de la microélectronique

De nos jours, les semi-conducteurs sont largement utilisés dans de nombreux domaines et produits. Nous les retrouvons constamment dans notre vie quotidienne. Ils sont présents dans différentes applications, telles que l'automobile, la domotique, les télécommunications, ainsi que dans des applications industrielles et énergétiques, etc., cf. Figure I 4 (a). En 2012, il a été estimé qu'une personne utilisait environ 250 circuits électroniques, soit 5 milliards de transistors par jour. Les fabricants de composants microélectroniques comme ST ont une stratégie produit « orientée client », proposant des puces « sur mesure » adaptées à de nombreux besoins. Ces choix proposés aux

consommateurs continuent à évoluer avec pour conséquence une réduction de durée de vie commerciale des produits.

En effet, l'industrie des semi-conducteurs est contrainte non seulement par la diversité des gammes de produits, mais aussi par la nécessité de développer régulièrement de nouveaux produits et technologies pour satisfaire les besoins évolutifs du marché. Ainsi, des plaques de silicium dédiées à la recherche et développement (R&D)[1] sont traitées sur la même ligne de production, que de multiples autres types de produits « standards ». Sur le site de STMicroelectronics-Crolles, les équipements de la ligne de production sont partagés par les différents types de produits comme nous le présentons dans la figure I 4 (b) :

- Circuits analogiques, MEMS[2] et capteurs.
- Microcontrôleurs, mémoires.
- Des circuits de puissances.
- Des circuits numériques.
- Des plaquettes de R&D.

La diversité des gammes de production et des technologies fait de l'industrie des semi-conducteurs un environnement de fabrication contraint par un haut mix[3] ou chaque produit peut avoir un faible ou fort volume de production en fonction des demandes clients et des besoins de la R&D. Dans un tel contexte, les équipements et les procédés peuvent être affectés par des changements induisant des comportements variables qui nécessitent la mise en œuvre de systèmes de gestion dynamiques de contrôle afin de les maîtriser.

Dans le paragraphe suivant, nous présentons le processus de développement et de fabrication des circuits intégrés dans l'industrie des semi-conducteurs, leur complexité, ainsi que l'environnement des ateliers de production.

[1] R&D : Recherche & Développement. Organisation en charge de développer les nouvelles technologies, les nouveaux processus, les nouveaux équipements ou le transfert de technologies.
[2] MEMS : Microelectromechanical systems : microsystème électromécanique peut réaliser une fonction de capteur ou actionneur.
[3] Mix : Mot anglais utilisé dans le monde microélectronique exprimant la complexité de l'en-cours de production liée à la variété des produits et des technologies et la demande du marché.

II. PROCESSUS DE DEVELOPPEMENT ET DE FABRICATION DES CIRCUITS INTEGRES

1. Front end, back end

Le processus de développement et de fabrication des circuits intégrés est présenté sur la figure I 5 et met en exergue la complexité de l'environnement (Shahzad et al., 2011).

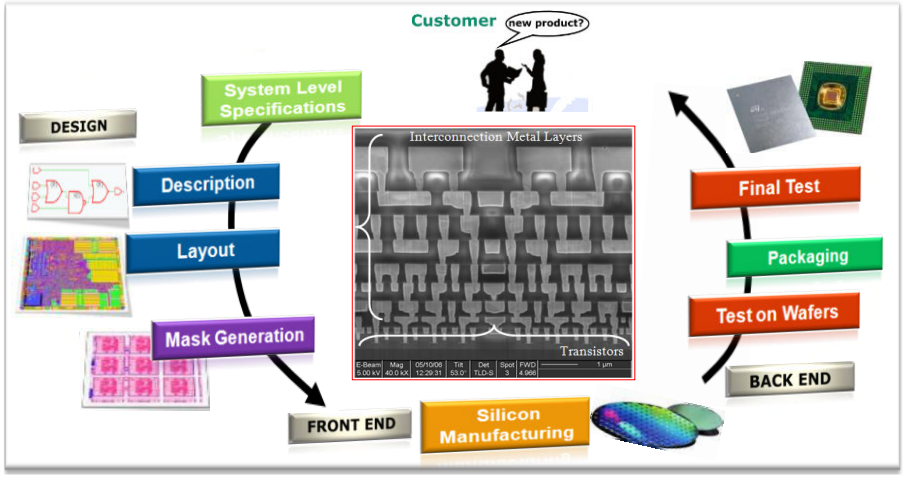


Figure I 5 Le processus de développement et de fabrication des circuits intégrés (Shahzad et al., 2011)

Le processus commence par la réception d'une demande client pour de nouvelles spécifications fonctionnelles de produit. Puis vient la phase de conception (Design) assistée par ordinateur (CAO) au cours de laquelle des outils de simulation sont utilisés pour concevoir les briques fonctionnelles nécessaires à la fabrication du produit. Les outils de Design sont utilisés également pour évaluer la description électrique de ces briques fonctionnelles dans le cadre de limites des paramètres fonctionnels définies en relation avec le client. Les outils de CAO permettent aussi de transformer le « Design » en architecture physique (Layouts) permettant ainsi la génération des masques nécessaires pour des différentes étapes de la production.

Dans la phase suivante, les circuits intégrés sont fabriqués (transistors, résistances, interconnections métalliques, etc.) sur la surface des plaquettes de silicium de diamètre 200mm ou 300mm (Wafers). Cette phase est également connue sous le nom de ligne de fabrication FEOL (front-end of line). Par la suite, dans une troisième phase dite de Back-End of Line (BEOL), les circuits conçus sur les wafers sont testés avant le découpage et l'assemblage des puces individuelles dans des boitiers (Packaging). Enfin, les circuits individuels sont à nouveau testés et expédiés aux clients.

Cette thèse prend place au sein des lignes de traitement des wafers de 300mm d'un site de production Front End de STMicroelectronics à Crolles qui comporte deux unités de fabrication

pour traiter respectivement des wafers de 300mm et 200mm. Cette ligne FEOL est composée de huit ateliers de production différents effectuant des opérations de fabrication sur les wafers, tels que le nettoyage des surfaces, l'oxydation de silicium, le dépôt de diélectrique et de métal, la photolithographie, la gravure et le polissage (Mönch et al., 2011). De plus, des ateliers de tests et de mesures contrôlent la qualité du produit tout au long du processus de fabrication. Cet environnement de production et ses ateliers sont présentés dans le paragraphe suivant.

2. Ateliers de fabrication des circuits intégrés dans un environnement salle blanche

Les zones de fabrication des circuits intégrés sont des environnements « propres », connus sous le nom de **salles blanches**. Dans ce type d'environnement, la concentration de particules dans l'air est maîtrisée pour minimiser l'introduction, la génération et la rétention de particules afin de prévenir la contamination des plaques et des équipements. La maitrise de la qualité de l'atmosphère ambiante est indispensable pour fabriquer des produits fonctionnels répondants au niveau de qualité et de rendement requis lors de la fabrication des composants sur les plaques de silicium (Wafers). La maitrise de cet environnement nécessite le maintien à un niveau précis de multiples paramètres, tels que la température, l'humidité et la pression relative (Norme européenne ISO 14644-1). La concentration particulaire d'une salle blanche par mètre cube est utilisée comme critère de classification. La salle blanche de Crolles 300 est classée par la norme européenne au meilleur niveau (ISO1) qui correspond à moins de 10 particules de taille 0,1 µm par mètre cube (ISO 14644-1, 1999). Dans la salle blanche de STMicroelectronics à Crolles, la ligne de fabrication est composée de trois types d'équipements :

- **Equipements de production :** machines utilisées en salle blanche pour réaliser un procédé de fabrication particulier sur les wafers comme la gravure, la photolithographie, le polissage, ou l'implantation ionique. En d'autres termes, ces machines sont capables d'effectuer des transformations physiques sur les plaques de silicium (wafers). Certaines machines de la salle blanche peuvent posséder de multiples modules de procédé, dites « chambre de process », de transfert, de chargement, d'alimentation électrique ou de création de conditions de vide et de traitement des rejets toxiques.
- **Equipements de métrologie :** machines permettant de mesurer et de contrôler la qualité des procédés réalisés par les équipements de production. Entre autres, ces équipements servent à mesurer des dimensions critiques (la taille de grille), l'épaisseur et l'uniformité de dépôt ou de gravure, la contamination des plaques ou des équipements de procédés, etc.
- **Equipements de transport automatisé :** des robots automatisés permettent le transport par lots de 25 wafers (appelé FOUP) d'une machine à une autre dans tout l'espace de production. L'ordonnancement de ces déplacements est géré par des algorithmes

permettant d'optimiser le flux de production (R.Montoya-Torres, Dauzère-Pérès, & Vermariën, 2006).

Les équipements de production de la salle blanche sont regroupés en ateliers permettant la réalisation d'opérations spécifiques. Le processus de fabrication des circuits intégrés dans la ligne de production FEOL est présenté sur la figure I 6.

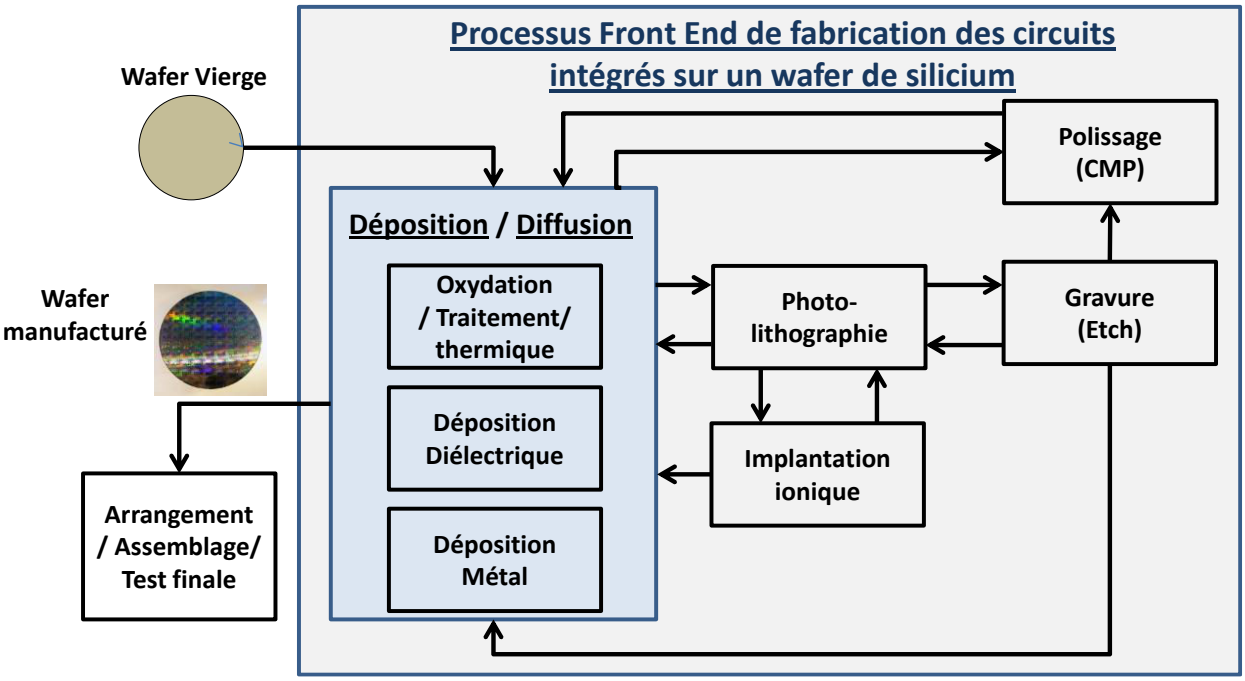


Figure I 6 Processus FEOL pour la fabrication des circuits intégrés sur la surface d'un wafer de silicium (Mönch et al., 2011)

Le processus de la ligne FEOL consiste à construire dans un premier temps les composants de base des circuits tels que les transistors, les résistances et les capacités, puis dans un second temps les interconnexions via de multiples couches métalliques ; toutefois les capacités peuvent aussi être fabriquées plus tard dans le processus, grâce à la technologie MIM (Metal Insulator Metal). Chacune de ces deux phases nécessite une série d'opérations répétitives dans les différents ateliers de production auxquelles s'ajoutent des opérations de contrôle qualité dans l'atelier de métrologie. Ce processus commence à partir d'une plaque de silicium (wafer) vierge qui passe à plusieurs reprises par les différents ateliers de fabrication de la ligne FEOL. On peut donner une idée d'un processus typique de la façon suivante : une couche fine de diélectrique est créée sur la surface du wafer de silicium à l'aide d'un procédé d'oxydation de silicium dans l'atelier de traitement thermique. Ensuite, le wafer passe sur un équipement de polissage mécano-chimique (CMP - Chemical Mechanical Polishing) afin de planariser les couches déposées. Par la suite, les motifs géométriques générés par l'outil de conception du circuit CAO et aboutissant à la conception d'un masque sont imprimées par l'exposition de la surface du wafer à la lumière ultra-violette au travers

de masques formés de motifs opaques ou non sur les équipements de production dites de photolithographie après avoir déposé une couche fine de matériau photosensible (résine, carbone amorphe, …). Le wafer passe ensuite, en fonction de l'opération à réaliser, par l'atelier de gravure (Etch) pour enlever de la matière ou par l'atelier d'implantation ionique pour doper le silicium et réaliser les composants à base de transistors. La plaque de silicium repasse par la zone de déposition et de diffusion pour guérir les défauts des opérations précédentes ou créer une autre couche d'oxyde, de diélectrique ou de métal pour les lignes conductrices d'interconnexion entre les composants. Ces opérations sont répétées plusieurs fois avec des opérations intermédiaires de métrologie et de contrôle qualité jusqu'à l'obtention de circuits finis fonctionnels (Aymen Mili, 2009; Mönch et al., 2011).

Une description succincte des processus de fabrication et du principe de fonctionnement de chaque atelier est présentée ci-dessous :

- **L'atelier d'oxydation et de traitement thermique :** dans cet atelier, deux types d'opération peuvent être effectués :
  - Dépôt de couches d'isolants électriques à l'aide d'un processus LPCVD[4] au cours duquel une croissance ou dépôt est réalisé à une température relativement élevée (> 600°C) à la surface de la plaque de silicium.
  - Un recuit après le dépôt de couches ou d'implantations ionique peut être aussi réalisé afin de densifier, stabiliser et/ou « guérir » les défauts liés aux dépôts ou activer les dopants après implantation ionique.
- **L'atelier de photolithographie :** cette zone de fabrication a pour fonction d'imprimer des motifs géométriques sur un support photosensible déposé sur le wafer par projection de lumière (Ultraviolette) au travers d'un masque (Figure I 7). Ces motifs vont servir à délimiter des zones particulières sur la plaque (Wafer) lors des opérations de gravure ou d'implantation ionique, les zones avec résine seront protégées.

[4] LPCVD : Low-pressure Chemical Vapor Deposition, méthode de dépôt de films minces, à partir de précurseurs gazeux.

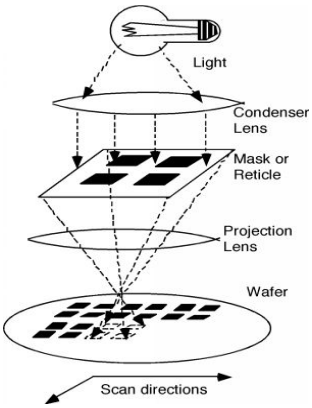


Figure I 7 Principe de fonctionnement de l'opération de photolithographie

- **L'atelier de gravure (Etch)** : le rôle des équipements de cet atelier est d'enlever de la matière sur les zones non protégées par la résine avec une grande sélectivité par rapport aux zones protégées lors du procédé de photolithographie et aux sous couches qu'il ne faut pas endommager.
- **L'atelier d'implantation ionique :** dans cette zone de fabrication, le silicium est dopé en bombardant les surfaces des plaques avec un faisceau d'ions. On apporte ainsi en fonction du type de dopants utilisés des électrons (Type N : des atomes possédant 5 électrons en couche de valence) ou des trous en excès (Type P : des atomes possédant 3 électron en couche de valence). Cette opération permet d'ajuster la conductivité du silicium ou des couches déposées.

L'atelier de diélectrique : la fonction de cet atelier est de déposer des couches diélectriques isolantes à la surface du wafer participant à l'isolation des différentes couches conductrices ou protégeant le circuit de l'environnement externe. Dans cet atelier, les dépôts se réalisent, contrairement à l'atelier de traitement thermique, à des températures relativement faibles (<500°C) afin de protéger les sous couches existantes et ne pas modifier les caractéristiques électriques des transistors. Ces opérations utilisent la technique de dépôt assisté par plasma PECVD[5].On peut noter ici que la maitrise des opérations de procédé est un facteur clé participant à la qualité du produit. Par exemple, la qualité d'un dépôt (uniformité, épaisseur, primitivité électrique d'isolant, etc.) impacte fortement le courant de fuite donc la consommation d'énergie, la rapidité, et la fiabilité des circuits finaux. Pour ces raisons, les opérations de procédés sont souvent suivies par des mesures sur plaques de test ou de production. On comprend donc que le contrôle continu des

[5] PECVD (Plasma-Enhanced Chemical Vapor Deposition) : technique de dépôt chimique en phase vapeur assistée par plasma permettant de réduire la température nécessaire pour le dépôt.

équipements par des procédures de détection de défaut et des procédures de maintenance appropriées est une nécessité fonctionnelle pour la bonne industrialisation des produits.

- **L'atelier Métal :** cette zone de production consiste à déposer des couches conductrices à la surface du wafer qui serviront à relier électriquement les composants dans la puce. Elles permettront aussi une connexion entre puce et boitier.
- **L'atelier de polissage :** dans cet atelier, on planarise par polissage mécano chimique (CMP : Chemical Mechanical Polishing) les couches de diélectrique et/ou de métaux déposées afin de réduire la topologie de chaque niveau lors de la fabrication.
- **L'atelier de défectivité & métrologie :** ces ateliers sont composés d'équipements de métrologie permettant d'inspecter les défauts sur les plaquettes et/ou d'effectuer des mesures sur plaques témoins[6] ou sur les lots de production.

Dans le but d'assurer un bon niveau de qualité du produit, plusieurs systèmes sont mis en place dans l'industrie des semi-conducteurs pour contrôler les procédés et le bon fonctionnement des équipements de production. Quelques précisions sur ces systèmes de contrôle et quelques caractéristiques du processus de production sont présentées dans le paragraphe suivant.

3. Les caractéristiques du processus FEOL et les systèmes de contrôle

Le processus de production des circuits dans l'industrie des semi-conducteurs est l'un des plus complexes dans le monde industriel ; cette complexité est liée à :

- **un *nombre élevé d'opération*s :** ~250 opérations pour un produit donné, ces opérations sont réalisées dans différentes machines de différents ateliers.
- **un besoin de qualité lié à une forte valeur ajoutée apportée aux produits :** un produit brut a un coût de l'ordre de 500 Euros pour une plaque de silicium vierge et atteint 5 000 Euros pour une plaque comportant des circuits à la fin du processus FEOL. Ainsi, Il est important, pour maitriser les coûts, les rendements et les temps de cycle de production, de réduire les rejets (SCRAP) de plaques pour des défauts de qualité suite à des dérives de paramètres équipements ou de procédés de fabrication.
- **un important temps de cycle de production :** typiquement de l'ordre de 6 à 8 semaines selon la technologie. Afin de garantir les exigences de délais définies avec les clients, il est important de bien définir les ordonnancements qui optimisent l'engagement des ressources. Il s'agit aussi de garantir la disponibilité des équipements critiques en maitrisant les dérives

[6] Wafer témoin (Ou test) : plaque qui n'est pas extraite d'un lot de production dédié à un client mais qui est utilisée pour vérifier le bon fonctionnement du procédé sur un équipement.

des procédés et d'équipements par des stratégies de maintenance appropriées (planification et protocoles opératoires).

- **un rythme constant de développement de nouvelles technologies :** la mise en œuvre d'une nouvelle technologie a lieu tous les 2 à 3 ans, avec des procédés de production de plus en plus complexes pour fabriquer des composants de plus en plus petits (de l'ordre du nanomètre) tout en améliorant les performances des circuits. A ceci s'ajoute une grande variété de produits qui induit des changements fréquents de gammes opératoires (recettes) et donc des conditions de fonctionnement des équipements. On comprend donc que les modes opératoires et les fréquences d'intervention de maintenance doivent en conséquence évoluer aussi pour tenir compte du comportement dynamique de ce contexte industriel particulièrement stressant.
- **un environnement très sensible aux phénomènes de contamination** : la majorité des étapes de fabrication est réalisée dans des modules d'équipement sous vide. Il faut donc, en plus des contraintes d'isolement nécessaires au bon fonctionnement des chambres de procédé, imposer des règles de propreté drastiques au niveau des équipements, des plaques et des opérateurs humains, qui sont présents en salle blanche et peuvent générer des particules impactant la performance des équipements et donc la qualité des produits. Par exemple, les différentes actions de maintenance comme les changements de joints, les graissages, le nettoyage à l'eau ou l'alcool, ne doivent pas impacter la mise sous vide des équipements par dégazage ou par des particules contaminantes.
- **un environnement incertain (du Mix Produit) :** qui peut se traduire par une non maîtrise de la variabilité de la disponibilité des équipements et du rendement de production due aux changements de comportement des équipements et des procédés dans un contexte contraint par un changement de flux lié au mix produit et technologique. Cette incertitude peut se traduire également par la présence de facteur humain et la sensibilité de comportement de procédés à la contamination.

Les points précédents montrent la complexité et la sensibilité du contexte de l'industrie des semi-conducteurs. Ils montrent aussi l'importance de faire face à ces incertitudes décrites en termes de dérives de procédés et d'équipements afin de garantir un bon niveau de temps de cycle, de coût et de rendement de fabrication. Il est donc nécessaire de développer et de déployer des méthodes et des outils permettant le contrôle et la prévention des dérives dans des contextes complexes et incertains (Bouaziz, 2012). La maitrise et le contrôle des procédés et des équipements (Advanced Process Control ou APC) représentent la première ligne de défense qui va être abordée dans le paragraphe suivant.

4. Maitrise et contrôle de procédés

Les systèmes de contrôle des procédés permettent de maitriser et de réduire la variabilité en utilisant des outils statistiques, méthodologiques et d'analyse de données afin d'améliorer de façon continue la qualité des produits et des processus (Mili, 2009). Les systèmes de contrôle de procédés intégrés au sein du système qualité, permettent d'aider les opérationnels dans le cadre du processus de prise de décision et de gestion des actions en tenant compte des risques associés.

A ST-Crolles, nous distinguons trois techniques complémentaires de contrôle avancé des procédés (APC : Advanced Process control), ces techniques permettent d'assurer à la fois le bon fonctionnement des équipements ainsi que la qualité des produits :

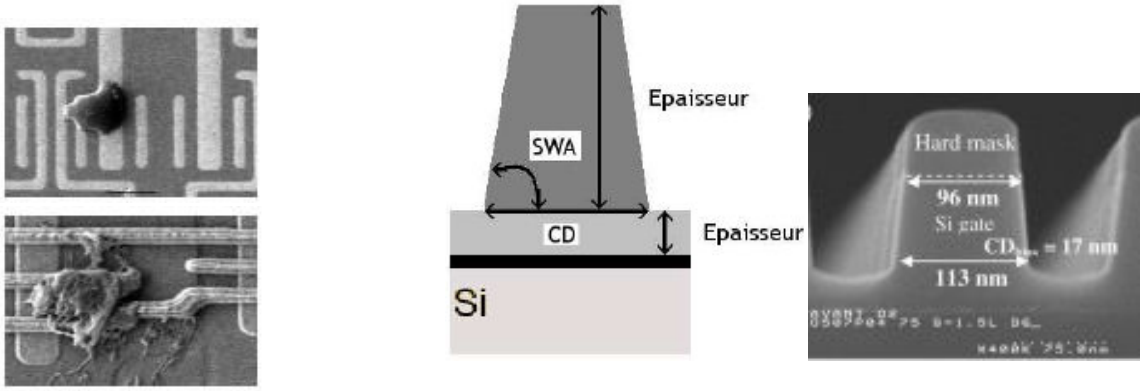
- **Fault Detection and Classification (FDC) :** ce système consiste à faire un suivi statistique des paramètres des équipements de production (température, pression, flux de gaz, puissance électrique, etc). Ainsi, pendant toute la durée du procédé de fabrication, certains paramètres de l'équipement (appelés également variables FDC) sont collectés pour chaque wafer ou batch (ensemble de plaques)[7] (Bouaziz et al., 2011; Kye et al., 2007). Pour chaque wafer traité, nous obtenons ainsi une série de courbes représentant l'évolution des variables FDC pendant le temps du procédé. Ces données sont très précieuses pour les experts car elles permettent d'identifier des corrélations entre les variables FDC et les problèmes observés sur les wafers ou les équipements. Différents indicateurs sont calculés à partir de ces courbes temporelles (moyennes, écart-type, maximum, etc …) et des limites de contrôle leur sont appliquées pour surveiller leur évolution. Cette approche permet de mieux maîtriser les dérives des équipements de production (Scanlan & Leary, 2003). Ce système de contrôle aide aussi les opérationnels à planifier des interventions de maintenance préventives et à améliorer le diagnostic lors des maintenances correctives. Néanmoins, la FDC seule n'est pas suffisante pour assurer la maitrise complète des procédés. Pour maitriser la conformité des produits dans les équipements de production, un système complémentaire utilisant les mesures effectuées directement sur les wafers (Produits ou témoins) par des équipements de métrologie et appelé SPC (Statistical Process Control), est aussi en place.
- **Statistical Process Control (SPC) :** ce système consiste à contrôler les performances et la stabilité des procédés à l'aide d'indicateurs statistiques calculés à partir des mesures sur plaque après une ou plusieurs opérations de fabrication (Montgomery, 2001). Pour chaque

[7] Batch : ensemble de wafers manufacturés simultanément par le même équipement comme dans le cas des fours de l'atelier de traitement thermique.

étape du procédé de fabrication considérée comme critique, un échantillon de plaques d'un lot ou de témoins est mesuré juste après l'étape de fabrication pour vérifier sa conformité. Ces mesures de paramètres physiques ou électriques peuvent correspondre à des épaisseurs, des longueurs (ou dimension critique (CD), une hauteur,…,) etc … (Figure I 8). Pour chaque plaque, les mesures sont effectuées en plusieurs « sites[8] ». Chez STMicroelectronics 17 "sites" (ou 33) sont mesurés sur les plaques de 300mm. La position de ces « sites » à mesurer n'est pas choisie arbitrairement mais d'une façon étudiée après une analyse statistique corrélées aux rendement de production sur les différentes zones de la plaque (Jedidi, Sallagoity, Roussy, & Dauzere-Peres, 2011; M. K. Shahzad, 2012). Le système SPC permet de vérifier le bon déroulement de *l'étape de fabrication et de détecter des* dérives des équipements. Ce système de contrôle est visualisé au travers de cartes de contrôle univariées et/ou multivariées. Nous distinguons trois types de mesure pour contrôler la conformité des produits tout au long du processus de fabrication des circuits intégrés :

- Les mesures physiques : ce type de mesure est réalisé par des équipements de métrologie sur un échantillon de plaques de silicium. Il permet de vérifier le résultat de la transformation d'une ou plusieurs étapes de production sur un échantillon de wafers. Seules les transformations critiques telles que gravure, polissage CMP, dépôt… sont suivies de telles mesures.
- Les mesures paramétriques (PT) : ces mesures consistent à vérifier des paramètres électriques sur des structures de test autour des circuits conçus sur les wafers. Contrairement aux mesures physiques, les tests paramétriques sont effectués sur toutes les plaques du lot, à la fin de la phase de construction des transistors ainsi qu'à la suite des opérations de fabrication des interconnexions.
- Les mesures électriques : correspondent aux mesures électriques connues sous le nom d'EWS (Electrical Wafer Sort). Elles sont effectuées sur chaque puce individuellement à la fin de la production afin de garantir aux clients la qualité et la performance des circuits livrés. Ces mesures permettent de trier les puces fonctionnelles, de calculer le rendement sur produit et d'en déduire le rendement de la ligne de production.

[8] Site : zone sur la surface d'un wafer qui comporte un ensemble de puces.



(a) Inspection de défectivité dû aux résidus

(b) Mesure d'épaisseur, de dimension critique, taille de grille du transistor

Figure I 8 Exemple d'inspection et de mesure des motifs des circuits intégrés sur un wafer

Toutes ces mesures sont utilisées pour calculer des indicateurs statistiques (tels que la moyenne, l'écart type,…) qui seront comparés avec des limites. Ces indicateurs et les limites associées sont définis par les experts en se basant sur leurs connaissances et savoir-faire afin d'analyser les dérives de procédés et d'équipements. Deux types de limites sont considérés :

- les limites de spécification : ce sont des limites associées au produit, elles sont négociées avec les clients. Elles sont appliquées aux valeurs individuelles et permettent de détecter les non conformités du produit et de garantir ainsi le bon fonctionnement des circuits finaux. Toute valeur au-delà de ces limites (OOS : Out Of Specification) conduit à l'arrêt du lot dans la ligne de production pour un retraitement (rework) ou rejet (scrap) selon la criticité du paramètre impacté.

- les limites de contrôle : ce sont des limites appliquées à des indicateurs statistiques (Moyenne, écart type, etc …) qui contrôlent la variabilité des paramètres produit ou témoins corrélés avec le fonctionnement de l'équipement. Elles permettent de qualifier la bonne exécution de l'opération de fabrication et d'en garantir le contrôle de la stabilité, en particulier la non dérive du centrage sur la cible et de la variabilité. Tout franchissement de ces limites (Out Of Control : OOC) conduit à l'arrêt d'équipement pour que soit réalisé un OCAP (Out Of Control Action Plan) pouvant aboutir à une intervention de maintenance ou une requalification sur l'équipement.

- **Run-to-Run (R2R) :** système de mise en œuvre de boucles de régulation pour mieux maîtriser et prévenir la dérive de causes connues à l'origine de la variabilité des procédés ou des équipements. L'objectif de ces boucles de régulation est donc de garantir la stabilité des processus de fabrication tout au long de la vie de l'équipement (Moyne et al., 2000).

Pour ce faire, une recette[9] de fabrication ou un paramètre équipement est modifié en temps réel en fonction d'un modèle basé sur les mesures effectuées sur les plaques (mesure de métrologie) et des conditions expérimentales lors de la réalisation des procédés sur les équipements (ex : usure d'un tissu de polissage pour le polissage mécano chimique, ou changement d'impédance des réacteurs plasma entre deux maintenances).

La figure I 9 ci-dessous illustre le principe d'échange d'informations entre les systèmes de contrôle de procédé FDC, SPC et la boucle de régulation R2R.

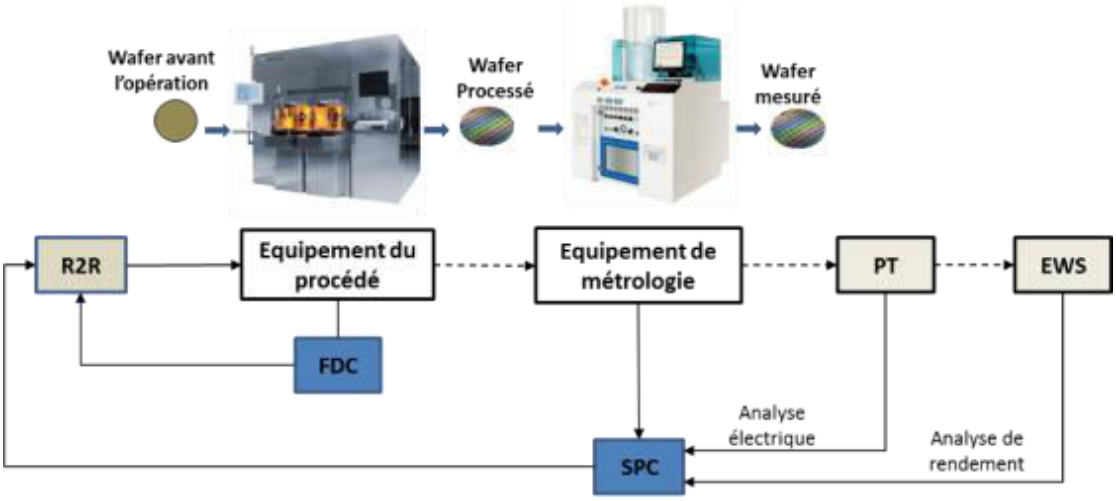


Figure I 9 Contrôle du procédé dans l'industrie des semi-conducteurs par une boucle de régulation

Ces systèmes de contrôle permettent la mise en place d'indicateurs, de limites et de plans d'actions en cas de dérive et doivent être mis en œuvre en cohérence avec les évolutions permanentes du mix produit et du contexte de production.

III. SPECIFICITES DU PROCESSUS DE PRODUCTION A ST CROLLES

1. Les systèmes d'information :

La maitrise de la sensibilité des procédés de production et des dérives équipements nécessite une visibilité exhaustive du déroulement des interventions (maintenance, réglages, qualifications, installations) et des processus (productions, R&D, mesures, inspections, transport des lots) réalisés dans la salle blanche en environnement de production. Par conséquent, une grande quantité de

[9] Recette : gamme opératoire de production, elle est constituée d'une séquence d'étapes plus élémentaires dans laquelle les consignes des machines sont indiquées pour réaliser une opération de fabrication donnée.

données nécessite d'être enregistrées à des fréquences d'échantillonnage différentes. Par exemple, pour un équipement de photolithographie, près de 5 000 capteurs sont disponibles, permettant chacun de collecter pour une stratégie FDC une information toutes les 250 millisecondes durant l'exécution d'une opération de production. Toutes ces données doivent stockées dans de multiples bases de données de façon à permettre un accès simple aux données nécessaires à l'analyse. Ces analyses permettent entre autres, de mettre en œuvre des plans de contrôle relatifs aux équipements et procédés, de définir des indicateurs et limites de contrôle appropriés, d'ajuster les modes opératoires. La figure I 10 présente une illustration du contexte de production hautement automatisé constitué d'équipements de production, de métrologie, et de robot de transport de lots (AMHS). Cette figure montre également l'interaction entre ces équipements et les systèmes d'informations constitués par les modules de gestion PLC (Programmable Logic Controller), Automation, MES (Manufacturing Execution System), les modules de bases des données (TGV, EDA, FDC, etc…) et les applications d'analyse des données (KLARITY, KLA-ACE, etc…), permettant de gérer, superviser et contrôler le système de production ST-Crolles 300mm.

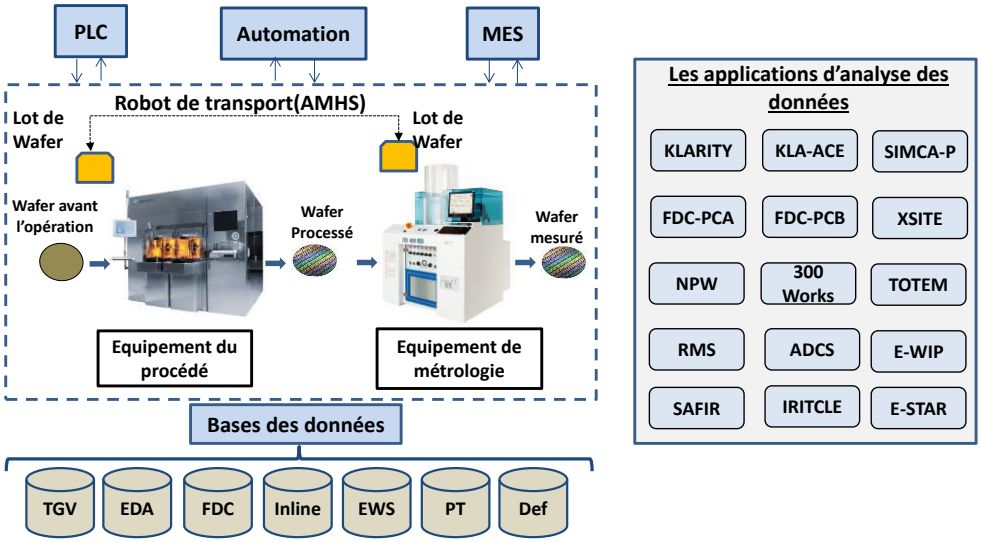


Figure I 10 Description des systèmes information de l'environnement de production

Les bases des données (BD) contiennent donc des informations relatives aux équipements, aux produits et aux systèmes de transport. Parmi les nombreux systèmes existants, nous précisions ci-dessous la fonction de ceux qui nous ont été les plus utiles dans le cadre de cette thèse.

- **Les bases de données *liées à l'équipement (BD)* :**
  - **TGV** « Tool Global Visibility » est la base qui permet de collecter les données de maintenance en provenance de la salle blanche. TGV archive les historiques et agrège des indicateurs servant ensuite au pilotage de l'activité de maintenance. Les activités de

maintenance dans la salle blanche 300mm de ST-Crolles sont gérées à l'aide de l'application GMAO (Gestion de Maintenance Assistée par Ordinateur) **X-SITE.**

- **EDA** « Engineering Data Analysis » est la base où les données historiques du procédé sont stockées. Parmi ces données se trouvent toutes les opérations de mesure et de production exécutées sur chaque équipement, ainsi que les recettes de procédés et les informations relatives aux produits fabriqués.
- **FDC (Centric)** « Fault Detection and Classification » : dans laquelle les paramètres équipements, collectés en temps réel par les stratégies FDC durant une opération de production à l'aide de capteurs, sont stockés. L'analyse de ces données peut être effectuée en utilisant l'application **FDC-PCA**. Cette base entrepose aussi l'historique des alarmes équipement, gérées par l'application de gestion d'alarme **E-STAR**. Ces stratégies de contrôle FDC sont créées à l'aide de l'application **FDC-PCB**.

- **Les bases de données liées aux produits :**
  - **Inline** contient toutes les mesures physiques effectuées sur les plaques de silicium après les opérations de contrôle de production (sur un échantillon de wafers) dans le cadre d'un contrôle SPC.
  - **EWS** « Electrical Wafer Sort » stocke les mesures électriques réalisées sur chacun des circuits intégrés dans le cadre des tests finaux avant la livraison aux clients. Ces données de mesures permettent de calculer le rendement de la ligne de production et peuvent être analysée grâce à l'application KLA-ACE.
  - **la BD-PT** « Parametric Test » réunit les mesures électriques réalisées sur les structures de tests situées autour du circuit pour tous les wafers en sortie de la ligne de production et avant assemblage. Ces données peuvent aussi être analysées grâce à l'application KLA-ACE.
  - **DEF** « Defectivity » regroupe les informations d'inspection en ligne de particules sur la surface des wafers. Ces données peuvent aussi être analysées grâce à l'application KLA-ACE.

En complément de celles déjà signalées ci-dessus, de nombreuses autres applications d'analyses de données sont mises à disposition des opérationnels, voire créées dans le cadre de leur activité. Nous retiendrons parmi celles qui nous ont été utiles :

- **SIMCAP** : un puissant outil d'analyse statistique et de modélisation, comportant entre autres des algorithmes multivariés, permettant aux ingénieurs de mettre en évidence des corrélations entre les problèmes qualité sur produit et équipements grâce à l'étude des nombreuses données stockées dans les bases.

- **ADCS** (Advanced Documentation and Control System) : un outil industriel de gestion de documentation permettant un stockage sécurisé. Cet outil permet entre autres de gérer l'ensemble des modes opératoires (procédures) de maintenance, les manuels d'utilisation de logiciels (X-SITE, FDC-PCA, FDC- PCB, …), etc.
- **TOTEM** : est un outil qui permet de surveiller et d'analyser en temps réel les changements d'état des équipements, comme leur disponibilité, leur statut maintenance (correctif, préventif, requalification, etc …) ou bien d'autres informations relatives à la gestion industrielle de la ligne de production.

La complexité du processus de développement et de fabrication des circuits microélectroniques dans le contexte de l'industrie des semi-conducteurs a été présentée dans les sections précédentes. Nous avons mis l'accent sur la difficulté à maitriser l'extrême sensibilité des produits et processus de fabrication dans ce type de milieu industriel et présenté globalement le type de système de contrôle et d'information mis en œuvre à cette fin. En précisant le type de variabilité et de sensibilité associée aux équipements, sujet qui touche le cadre de cette thèse, la section suivante va être consacrée à une analyse plus précise de la fiabilité et de la disponibilité des équipements de production de ST-Crolles. Ceci permettra de faire un constat de l'état actuel du contexte, d'identifier les marges de progression potentielle et de préciser celles que nous souhaitons adresser dans le cadre du programme de recherche associé à cette thèse.

2. Variabilité de la disponibilité et de la fiabilité des équipements de production

Par définition, la variabilité représente le caractère ou la signature de ce qui est variable. L'étude de variabilité consiste classiquement à décrire l'évolution temporelle d'un ensemble de variables significatives comparé à une variation acceptable prévue. Dans une ligne de production, il existe de nombreux domaines sur lesquels il est fondamental de maitriser la variabilité. Citons par exemple les dimensions physiques des produits, les temps de procédés, les temps de disponibilité et d'indisponibilité des équipements, la qualité des mesures, le niveau des stocks, etc. Les analyses préliminaires des données extraites des bases de données de la ligne de production montrent qu'une variabilité importante de disponibilité est associée à des défaillances imprévues pour les équipements. La figure I 11 montre un exemple d'évolution par semaine de l'occurrence et de la durée (en minutes) des défaillances d'un équipement de production.

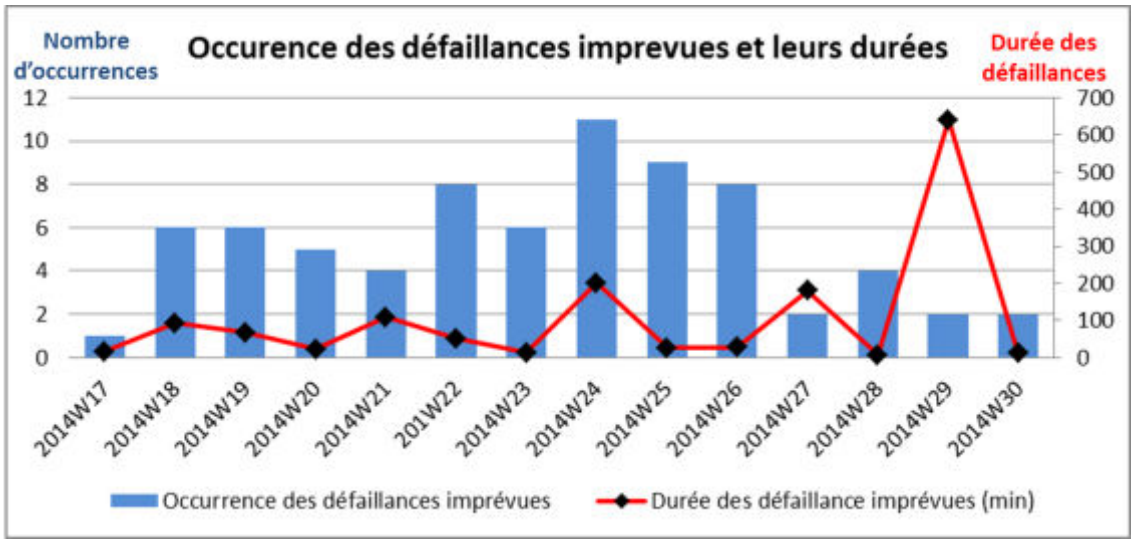


Figure I 11 Occurrence et durée des défaillances imprévues d'un équipement de production

Il faut noter que les valeurs présentées ont été normalisées pour des raisons de confidentialité. Nous constatons sur cette figure une forte variabilité temporelle des occurrences et de la durée des défaillances. Nous pouvons observer aussi que le nombre d'occurrences des défaillances n'est pas forcement proportionnel à la durée d'indisponibilité d'équipement. Ceci peut être interprété de multiples façons. (Abu-samah et al., 2015) explique par exemple, ce type de variabilité d'indisponibilité des équipements par des erreurs ou des inefficacités du diagnostic. Dans (Ben Said et al., 2015), nous associons cette variabilité à l'inefficacité du diagnostic et/ou à des stratégies de maintenance inappropriées : planification et/ou l'exécution d'actions. L'effet de ces causes d'inefficacité sur la variabilité de disponibilité des équipements peut être observé par des indicateurs de mesure de performance, tels que la fiabilité et la maintenabilité (Muchiri et al., 2011).

- **La fiabilité** est relative à l'aptitude d'un équipement à accomplir une fonction requise, dans des conditions données, durant un intervalle de temps donné (13306-X60-319, 2001). La fiabilité d'un équipement peut être traduite aussi par la probabilité qu'il soit utilisé sans défaillance pendant une période de temps déterminée, dans des conditions opérationnelles spécifiées. Dans le standard industriel, la fiabilité est représentée (mesurée) généralement par le temps moyen de bon fonctionnement M.T.B.F (Mean Time Between Failure).
- **La maintenabilité** est relative à l'aptitude d'un équipement industriel à être maintenu en état de bon fonctionnement, c'est-à-dire où il peut accomplir une fonction requise dans des conditions données d'utilisation (13306-X60-319, 2001). Dans le standard industriel, la maintenabilité est représentée (mesurée) par le temps moyen de réparation M.T.T.R (Mean Time To Repair).

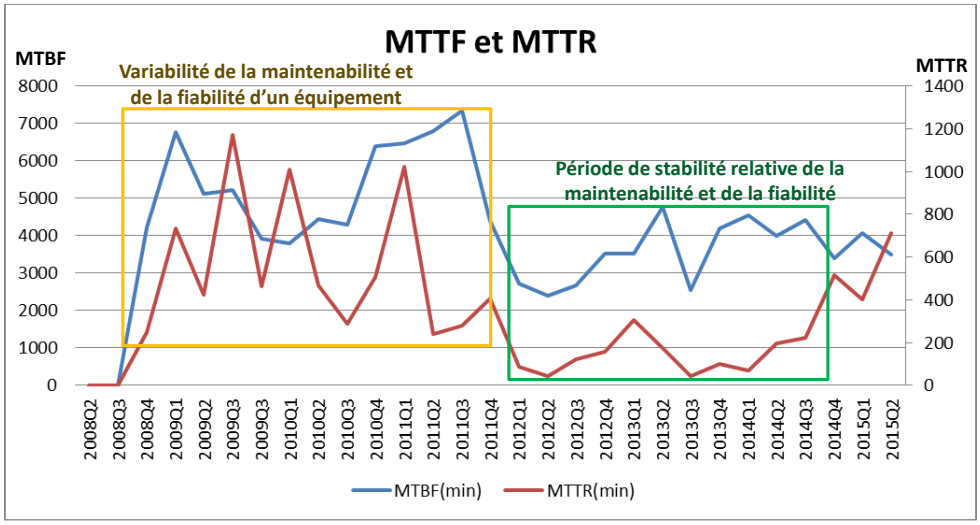


Figure I 12 Variabilité de la maintenabilité et de la fiabilité

Les courbes tracées sur la figure I12 ci-dessus représentent l'évolution temporelle de la fiabilité (MTBF) et de maintenabilité (MTTR) des équipements de production par trimestre. L'allure de ces courbes est représentative de nombreux équipements de production de l'industrie des semi-conducteurs. Ces courbes montrent des périodes de grande variabilité de la maintenabilité et de la fiabilité des équipements. Cette variabilité met en évidence la difficulté à maitriser le comportement d'équipements soumis à un contexte évolutif et caractérisé par de nombreux changements de gammes de production (Abu-samah et al., 2015; Uzsoy , Lee C.Y, 1994). (Abu-Samah et al. 2015; Uzsoy et al. 1994) ont mis en évidence que la disponibilité et la fiabilité des équipements étaient liées principalement à des arrêts imprévus relatifs à des dérives de comportement des équipements soumis à des contextes évolutifs de mix produit. Ce type d'arrêts équipements non programmés augmente la complexité à maitriser la capacité de production, car ils ne sont pas modélisables statistiquement. Il a été démontré également par (Abu-Samah, Shahzad, & Zamaï, 2015) que les sources (ou causes) de variabilité des défaillances équipements peuvent être liées à l'équipement lui-même, à l'inefficacité des actions de maintenance, à l'obsolescence des plans de contrôle et/ou des protocoles de diagnostic existants, à l'évolution des processus de fabrication, à des défauts de conception de recettes de procédés lors de l'introduction de nouveaux produits ou technologies. Il est important de noter ici que la non maitrise de la variabilité des équipements peut par propagation entrainer de nombreux soucis de maitrise de l'outil industriel, comme par exemple la maitrise du temps de cycle de fabrication ou des couts de production. La variabilité impacte ainsi directement le système de pilotage de production et/ou de maintenance (Deschamps, 2007; Duong, 2012).

IV. PROBLEMATIQUE ISSUE DU CONTEXTE :

Le contexte de l'industrie semi-conducteur, dans lequel cette thèse a été réalisée, est caractérisé par un flux de production « stressant », c'est-à-dire comportant de forts enjeux liés aux KPI, mais également de fortes incertitudes et variabilités non maitrisées au sein du système industriel dans son ensemble (techniciens de tous niveaux hiérarchiques, équipements, recettes, opérations de production et de contrôle, produits). Ce stress est associé à une complexité de gestion des flux en lien à l'évolution du mix produit et technologique qui demande des changements permanents des gammes de production et engendre des conditions d'utilisation des équipements en limites de leurs capacités techniques. Les équipements de production présentent alors une variabilité non maitrisée de fiabilité (MTBF variable) et de maintenabilité (MTTR variable). La capacité à maitriser la variabilité de fiabilité et de maintenabilité des équipements impactant fortement la performance industrielle en termes de coût, de rendement[10] et de temps de cycle[11]. Elle impacte aussi la compétitivité des entreprises. On comprend alors pourquoi il est vital pour une industrie de pointe de travailler sur des processus innovants cherchant à maitriser le taux de disponibilité des équipements.

[10] Rendement : Ratio des produits fonctionnels (circuit intégré) sur le nombre total des produits réalisés dans la ligne de production après le passage des tests finaux.
[11] Temps de cycle : durée que passe un produit dans la ligne de production avant la livraison aux clients.

CHAPITRE II : ETAT DE L'ART SUR LE PROCESSUS DE MAINTENANCE

Compte tenu du rôle important de la fonction maintenance, et dans le but de positionner ces travaux au sein des recherches déjà réalisées par la communauté scientifique dans le domaine de la maintenance, une étude bibliographique a été réalisée. Cette étude abordera les aspects théoriques liés aux processus de maintenance et sera focalisée plus particulièrement sur le sujet relatif à l'optimisation du processus de gestion de la fonction maintenance.

I. INTRODUCTION AU PROCESSUS GESTION DE LA FONCTION DE MAINTENANCE

Aujourd'hui, les systèmes industriels sont de plus en plus sophistiqués et coûteux. Ils intègrent de multiples technologies matérielles, logicielles, systèmes de communication et d'automatisation. L'optimisation de l'utilisation des moyens de production dans un contexte compétitif exige de maitriser la disponibilité et le taux d'utilisation afin de garantir et améliorer les critères liés au coût, rendement et temps de cycle de production. Ce besoin de maitrise se répercute sur les processus de maintenance, en tant qu'exigences de résultat en termes de MTTR ou MDT (Mean Down Time) mais aussi comme contraintes sur la complexité des diagnostics. Le processus de maintenance a ainsi récemment quitté le statut d'une fonction non productive et consommatrice de ressources pour celui d'une fonction stratégique au sein du système de production, créatrice de valeur au travers de sa capacité à garantir la disponibilité des équipements, la qualité des produits, etc. (Mechin, 2004). Le processus de gestion de l'activité de maintenance a pour objectif de gérer les interventions sur les équipements, leur fréquence, l'optimisation de la disponibilité, la fiabilité et les coûts, etc … quelles que soient les contraintes imposées par le flux de production (Zille, 2009). Quels sont les différents types de stratégie de maintenance ? Comment sont-elles pilotées actuellement ? Ces

approches sont-elles suffisantes pour optimiser le processus de gestion maintenance dans un environnement « stressant » ? Les paragraphes suivants abordent ces questions.

1. Introduction au domaine de la maintenance

La maintenance regroupe l'ensemble de toutes les actions techniques, administratives et de management durant le cycle de vie d'un système, d'un bien ou d'un équipement, destinées à le maintenir ou à le rétablir dans un état dans lequel il peut accomplir la fonction requise (FD-X60-000, 2002). D'après cette définition, nous constatons que le processus de maintenance industrielle est composé de deux fonctions principales : maintenir et rétablir. En d'autres termes, le processus de maintenance consiste d'une part à réparer les défaillances des équipements ou de leurs sous-modules, et d'autre part à maintenir les équipements en état de disponibilité, c'est-à-dire d'augmenter leur fiabilité en anticipant les défaillances et en ralentissant leurs dégradations. C'est pourquoi, nous distinguons principalement deux grands types de stratégie de maintenance : les stratégies relatives aux aspects correctifs (Palliative, curative) et celles relatives aux aspects préventifs (systématique, conditionnelle ou prédictive prévisionnelle) (Zille, 2009), comme résumé dans le tableau 2.

Tableau 2. Les types de maintenance (Cocheteux, 2010)

Types de maintenance		**Evènement déclencheur (Quand?)**	**Opération de maintenance (Quoi?)**
Maintenance corrective	Palliative	Constat d'une panne / défaillance	Dépannage
	Curative		Réparation
Maintenance préventive	Systématique	Seuil d'un compteur d'usage d'équipement ou d'un module / Calendrier prédéfini	Procédure de maintenance définie par les experts
	Conditionnelle	Seuil limite d'un indicateur de dégradation	Procédure de maintenance définie par les experts
	Prédictive (Prévisionnelle)	Prédiction du moment de défaillance et de dégradation des performances du composant ou système	Procédure de maintenance ciblée par un processus d'aide à la décision

- **La maintenance corrective (MC)** : correspond à l'ensemble des activités (diagnostic, réparation, qualification) réalisées après la détection d'une défaillance sur un équipement

ou d'un module de l'équipement. Ce type d'intervention peut engendrer des arrêts imprévus. La maintenance corrective peut être palliative (dépannage), si les actions effectuées sont à caractère provisoire, ou curative si elles sont à caractère permanent (réparation).

- Ces actions sont destinées à remettre l'équipement ou le module dans un état d'aptitude à accomplir une fonction requise. Ce type d'interventions si il est trop fréquent, déstabilise considérablement le taux de rendement global de l'équipement (OEE : Overall Equipment Effeciency) et par voie de conséquence le temps de cycle de la ligne de fabrication. Une forte variabilité de durée des interventions correctives est révélatrice de l'existence de modes de défaillance mal maitrisés par les systèmes de contrôle et de prévention existants.

- **La maintenance préventive (MP)** a pour objectif de réduire la probabilité de défaillances. Elle permet de réduire la variabilité de capacité de production due aux arrêts imprévus (correctifs) d'équipements. Les pratiques de maintenance préventive sont introduites pour adresser les sources (causes) de défaillances possédant des distributions statistiques maitrisées (sans quoi toute ambition de modélisation est illusoire). La maintenance préventive peut être systématique, conditionnelle ou prévisionnelle.

  - **La MP systématique :** ce type d'intervention est effectué à des intervalles prédéterminés en se basant sur des compteurs et/ou des calendriers prédéfinis. L'optimisation d'une maintenance préventive systématique consiste à déterminer une périodicité d'intervention optimisée en assurant le meilleur compromis entre critères de coûts directs liés à l'intervention ou indirects liés aux pertes d'exploitation (Deloux, 2008). Les principaux inconvénients de la MP sont souvent inhérents aux risques d'interventions de maintenance inutiles ou insuffisantes.

  - **La maintenance préventive conditionnelle (CBM - Condition Based Maintenance)** : cette politique de maintenance a été mise au point pour remédier aux inconvénients de la MP systématique en termes de surcoût et perte de temps de production dus aux interventions inutiles ou insuffisantes. C'est une stratégie qui consiste à planifier les opérations de maintenance en surveillant des paramètres significatifs de la dégradation d'état d'un équipement en définissant des seuils de décision prédéfinis (Krishnamurthy et al., 2005; Susto et al., 2012). Les paramètres significatifs de la dégradation peuvent être soit des mesures physiques sur le produit (épaisseur, dimension critique, …) comme ceux enregistrés dans des cartes de contrôle du système SPC, soit des signaux de capteurs d'équipement (température, pression, puissance RF...) enregistrés dans le système de contrôle FDC.

- **La MP prévisionnelle ou prédictive (PdM) :** cette politique de maintenance est basée sur la surveillance en temps réel de l'état de santé de l'équipement et/ou l'estimation du temps de bon fonctionnement restant avant l'observation du prochain évènement indésirable. Autrement dit, cette approche consiste à prédire la durée de vie résiduelle avant la défaillance (**RUL : Remaining Useful Life**). La politique prédictive a pu commencer à être mise en œuvre récemment dans l'industrie grâce à la disponibilité des techniques avancées d'intelligence artificielle associées à l'analyse statistique des données historiques. Dans la littérature, trois types d'approche sont développés pour supporter la mise en œuvre du processus d'aide à la décision en maintenance prédictive (PdM) :

  - les méthodes de classification (Ramy & Hazem, 2012) sont des approches statistiques basées sur l'analyse de données historiques. Elles consistent à attribuer une classe ou catégorie à chaque individu à classer en appliquant des calculs statistiques sur des données historiques. Par exemple, ce type d'approche permet de classer l'état de santé d'un équipement comme défaillant, dégradé ou fonctionnel.
  - les méthodes de régression (Susto et al., 2012; Yao-Sheng et al., 2013) sont également basées sur des calculs statistiques à partir de données historiques. Elles consistent à calculer des probabilités pour chaque classe ou catégorie. Elles associent donc des calculs de probabilités conditionnelles pour chaque classe. Par exemple, ces méthodes peuvent informer les acteurs opérationnels qu'il y a une probabilité de 70% que l'équipement soit défaillant, sachant les observations des variables de détection.
  - Les méthodes de prédiction (Schirru et al., 2010; Susto et al., 2011) consistent à prédire la durée résiduelle avant l'apparition d'un évènement donné grâce à des analyses statistiques de données historiques. Par exemple, ces méthodes fournissent aux acteurs opérationnels l'information qu'il reste une durée de fonctionnement déterminée avant la défaillance.

La CBM et la PdM sont des stratégies avancées de maintenance qui nécessitent une parfaite maîtrise des causes de défaillance d'équipement et de leur variabilité. En effet, dans le cas d'une forte variabilité du profil de comportement d'équipements, les modèles statistiques de prédiction ne sont ni fiables ni pérennes, ce qui empêche d'implémenter une stratégie de maintenance prédictive ou conditionnelle. La modélisation ou prédiction d'un comportement d'équipement à l'aide des outils statistiques nécessite que la distribution des données utilisées pour réaliser les modèles suive des **lois reproductibles**. Il est donc fondamental avant d'espérer implémenter une

telle approche de repérer et éliminer les causes spéciales[12] de variabilité ou au moins de les réduire à un niveau acceptable pour la modélisation (Hubac & Zamai, 2013).

2. Enjeux et contraintes du processus de gestion de la maintenance

Les industriels perçoivent de plus en plus l'importance stratégique du processus de maintenance pour les organisations. En effet, les activités de maintenance représentent pour de nombreux secteurs industriels une part importante (40%) du budget opérationnel (Eti et al., 2006), elles participent de façon cruciale à l'amélioration de la compétitivité dans des environnements industriels concurrentiels. On en déduit l'importance de mettre en place une politique efficace de maintenance par un équilibre entre actions correctives, préventives, conditionnelles et prédictives tout en respectant des contraintes techniques et opérationnelles, en vue d'optimiser les critères de temps de cycle, de coût et de rendement. Le pilotage des politiques de maintenance n'intègre pas seulement les aspects opérationnels ou techniques, il requiert aussi la prise en compte des facteurs organisationnels (Humain, Ressources) et environnementaux (Despujols, 2004).

- **Enjeux et contraintes opérationnels :** du point du vue opérationnel, les processus de maintenance ont comme objectifs de stabiliser et d'optimiser la maintenabilité et la fiabilité des équipements et, par conséquent, leurs capacités productives, leur taux d'utilisation en vue d'assurer la qualité et les délais de livraison des produits. En particulier, ils cherchent à minimiser les interventions correctives suite aux arrêts imprévus, qui perturbent la production (Hubac & Zamai, 2013). Le pilotage des politiques de maintenance cherche aussi à optimiser les interventions de maintenances préventives systématiques en gardant un équilibre entre les coûts directs des actions de maintenance (pièces de rechange, salaires, consommables,…) et les coûts indirects liés à l'indisponibilité des équipements (arrêts de production). En d'autres termes, les interventions préventives systématiques doivent améliorer la disponibilité et la fiabilité des équipements sans faire d'actions inutiles augmentant ainsi les coûts (Despujols, 2004). Pour ces raisons, il est important d'introduire les interventions conditionnelles et prédictives afin d'anticiper les défaillances supposées sous contrôle, après avoir compris et réduit les sources de variabilité qui perturbent les systèmes de contrôle et de prévision (Figure II 1).

[12] Cause spéciale : cause de variabilité non prévisible statistiquement

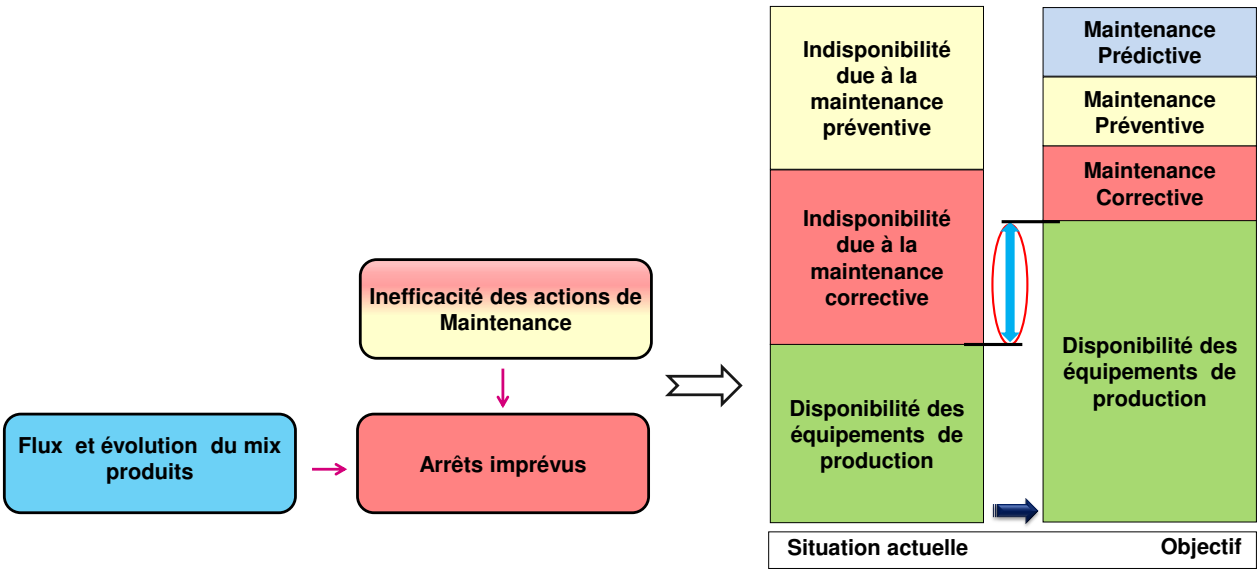


Figure II 1 Objectifs opérationnels du pilotage des processus de maintenance

- **Enjeux et contraintes techniques :** dans un environnement contraint par le changement fréquent des gammes de production, la variabilité de distribution des défaillances est importante. Afin de maitriser cette variabilité, il faut d'une part localiser et éliminer les causes spéciales, et d'autre part comprendre les liens de cause à effet de la variabilité naturelle (dite aussi « causes communes ») afin de savoir quoi détecter ou mesurer, et quelles actions doivent être entreprises pour prévenir et/ou réparer une défaillance. Le processus de pilotage à l'aide d'outils statistiques exige l'accès à des données pertinentes, fiables et compréhensibles, ces données pouvant avoir de multiples origines (capteurs d'équipements, historiques de maintenance, mesures physiques de produits, etc …). Les données stockées dans différentes bases doivent être prétraitées pour en extraire des informations utiles à une analyse pertinente, ce qui exige entre autres de calibrer et d'étalonner les capteurs équipements, d'unifier les règles ontologiques (Hubac & Zamai, 2013).

- **Enjeux et contraintes organisationnelles :** au point de vue organisationnel, l'efficacité du processus de maintenance doit être évaluée par des indicateurs de performance permettant l'aide à la décision et le contrôle de dégradation des protocoles opératoires, de détection et/ou de prédiction. Les expertises et les compétences opérationnelles relatives aux capacités d'analyse doivent être entretenues par des formations ciblées à tous les niveaux de l'organisation de la maintenance (Mechin, 2005). Comme relevée dans la présentation de la méthode TPM (Total Productive Maintenance), la maximisation du rendement global des équipements fait intervenir tous les acteurs de l'organisation (les managers, les ingénieurs, techniciens de maintenance, opérateurs, etc…) à différents niveaux de gestion

du processus de maintenance (planification, utilisation de la maintenance, etc…) (McKone et al., 2001).

- **Enjeux et contraintes environnementales :** le processus de maintenance doit prendre en compte l'impact des conditions d'interventions opérationnelles d'équipement en termes environnementaux.

II. OPTIMISATION DU PROCESSUS DE GESTION DE LA POLITIQUE DE MAINTENANCE

L'optimisation du processus de gestion de la politique de maintenance est reflétée par l'évolution d'indicateurs industriels relatifs à la qualité produit, le temps de cycle, les coûts, ainsi que la finesse du pilotage des processus de gestion (MC, MP, CMB et PdM). On peut rappeler que ce processus de gestion nécessite le respect d'enjeux et de contraintes tels que la maitrise de dérives de comportement des équipements évoluant en environnement contraint comme expliqué précédemment. A ce jour, cette problématique est abordée par des approches classiques telles que les techniques de contrôle avancé de procédé (APC : Advanced Process Control) comme la FDC et le SPC, couplé à des approches d'optimisation de la gestion du processus de maintenance basées sur la fiabilité (OMF : Optimisation de la Maintenance par la Fiabilité). Ces types d'approche s'appuient principalement sur la capitalisation des connaissances d'experts pour optimiser les stratégies de la maintenance corrective et préventive, ainsi que leurs durées d'intervention. La philosophie TPM (Total Productive Maintenance) est relative à ce cadre, elle fait partie d'un concept plus global de gestion de la qualité parfois dénommé TQM (Total Quality Management). Le TPM consiste à déployer les activités de maintenance à toute l'organisation (y compris les opérateurs de production) en vue d'améliorer les critères de performance industrielle, tout en respectant les contraintes organisationnelles et environnementales (Tsang, 2002). Le processus TPM permet d'intégrer et partager la responsabilité de l'efficacité du processus de maintenance à tous les niveaux de l'organisation (Lin et al., 2014; McKone et al., 1999). Le concept TPM permet donc l'intégration des acteurs administratifs et techniques dans le processus d'amélioration de la performance de la maintenance en particulier, mais aussi plus globalement de l'outil productif.

1. Optimisation de la maintenance par la fiabilité (OMF)

La méthode d'optimisation de la maintenance basée sur la fiabilité (OMF) est historiquement proposée par EDF dans les années 1990 pour améliorer l'efficacité du processus de maintenance dans l'industrie de la production d'énergie (Despujols, 2004). L'approche OMF, a pour objectif de quantifier et maitriser dynamiquement la fiabilité des équipements ou des installations industrielles. Elle permet ainsi d'aider les acteurs de la maintenance à planifier les actions de maintenance

préventive en respectant des contraintes et en optimisant des critères, principalement la disponibilité des équipements, la qualité de produit et le coût d'exploitation (Hubac & Zamai, 2013). L'OMF est une méthode systématique permettant d'instaurer un juste équilibre entre maintenance préventive et corrective pour mettre en œuvre la solution la plus efficiente.

L'OMF est une démarche rationnelle basée sur le retour d'expérience ainsi que la capitalisation des savoir-faire et des connaissances des experts. Ce processus décisionnel qui vise à améliorer la fiabilité est basé sur une analyse fonctionnelle et dysfonctionnelle des installations industrielles. Il consiste à décomposer le système en sous blocs fonctionnels, puis à déterminer les modes de défaillance et les prioriser en terme de risques potentiels avant de sélectionner les activités de maintenance les plus appropriées en fonction du niveau de criticité des modes de défaillance (D. J. Moubray, 2015; Zille, 2009) (Figure II 2).

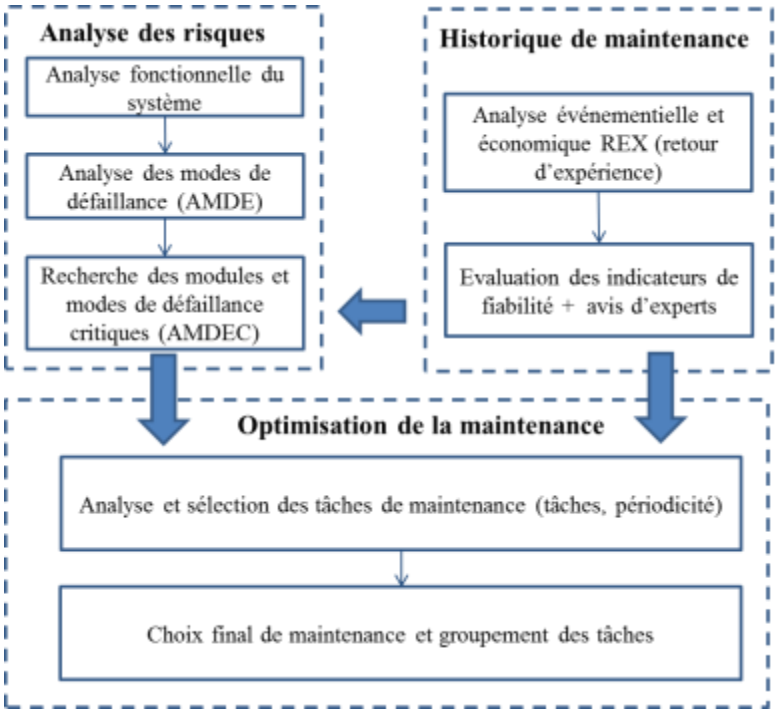


Figure II 2 Méthode d'optimisation de la maintenance par la fiabilité (Zille, 2009)

Le processus de capitalisation des savoirs et savoir-faire pour une analyse à l'aide de l'approche OMF selon (Moubray & Lanthier, 1991; Rausand, 1998) prévoit essentiellement des réponses aux questions suivantes :

1. Quelles sont les fonctions et les performances standards associées de l'équipement ou du module dans son contexte d'exploitation actuel ? En d'autres termes, à quoi servent le module et l'équipement ?

2. De quelle façon peut-il manquer à remplir ses fonctions ? Cette question permet de déterminer les modes de défaillance.

3. Quelle est la (ou les) cause(s) de chaque défaillance fonctionnelle ?
4. Qu'est-ce qui se passe en cas d'occurrence de la défaillance ?
5. De quelle manière chaque défaillance peut-elle être détectée ou observée ?
6. Que peut-on faire pour prévenir chaque défaillance ?

Ces questionnements sont le sujet d'une analyse des modes de défaillance et de leurs effets (AMDE) introduits par l'armée américaine (Military U.S., 1949) pour maitriser les modes de défaillance des composants des équipements militaires. Pour l'analyse dans le cadre de la méthode OMF, les criticités des modes de défaillance sont en plus quantifiées en termes de risques afin de prioriser les activités de maintenance. Cette méthodologie d'analyse des modes de défaillance, de leurs effets et de leurs criticités (AMDEC) sera détaillée ultérieurement dans ce manuscrit.

La méthodologie OMF s'appuie sur l'analyse AMDEC qui permet entre autres d'optimiser les plans d'actions en priorisant les activités de maintenance tout en améliorant la fiabilité de l'équipement par un juste équilibre entre maintenance corrective et préventive. Cette méthodologie a montré son efficacité dans plusieurs domaines d'application, les systèmes de distribution d'énergie (Yssaad et al., 2014), l'industrie de production de pétrole et de gaz (Bertling et al., 2005; Rausand & Vatn, 2008) et l'industrie de l'énergie nucléaire (Nair et al., 2006). Néanmoins, dans un contexte industriel contraint par les modifications fréquentes de gammes de production et des processus opératoires associés, la maitrise dynamique du comportement évolutif des dérives des équipements reste difficile, malgré l'implémentation d'une approche rationnelle de type OMF (Hubac & Zamai, 2013). Dans un tel environnement, l'approche OMF permet de comprendre les liens de 'causes à effets' en liant défaillances du système et variables de détection sans toutefois suffisamment prendre en compte les problèmes relatifs à la mise à jour dynamique des AMDEC liée à l'évolution continue du contexte. En conclusion, les approches de type OMF sont intéressantes afin de repérer les modes défaillance dont les causes sont connues et supposées sous contrôle pour les éliminer ou les prévenir. Mais dans un contexte industriel dynamique et « stressant », le processus OMF est insuffisant pour pérenniser et fiabiliser dynamiquement les connaissances capitalisées dans un contexte où il reste crucial de réduire dynamiquement les sources de variabilité qui perturbent la stabilité des capacités de production et, par voie de conséquence, le respect des délais de livraison, de la qualité des produits et des coûts de production.

2. Les techniques d'APC (Advanced Process Control)

Le niveau de la variabilité de comportement des équipements et des procédés dans un contexte de fabrication contraint peut être très élevé, notamment dans l'industrie des semi-conducteurs. La complexité de tels systèmes de fabrication caractérisés aussi par un grand nombre d'étapes de traitement (200-700 en fonction de la technologie), exige la mise en place de systèmes de contrôle du procédé (Verdier & Ferreira, 2011). Actuellement, les opérationnels comptent sur les techniques

d'Advanced Process Control (APC) afin de stabiliser le fonctionnement du processus et en particulier réduire la variabilité des comportements des équipements et des procédés de fabrication par la réduction de la fréquence et de l'amplitude des arrêts imprévus (Bauer & Craig, 2008). Comme présenté au paragraphe (II.2.3), nous distinguons trois principales techniques d'APC ; la FDC, le SPC et les boucles de contrôle RunToRun. Ces techniques supportent la mise en œuvre de plans de contrôle sur les variables représentatives des dérives d'équipement et/ou de procédé, déterminées par l'analyse des causes de variabilité significatives et la mise en place de limites en regard de variations naturelles acceptables. Les techniques d'APC servent alors à déclencher des plans d'actions correctifs et/ou préventifs afin de remettre rapidement l'équipement en conditions de fonctionnement requises. Ces plans de contrôle sont définis en s'appuyant sur l'expertise humaine en termes d'identification des liens causaux et de lois associant la variabilité des évènements indésirables et l'évolution des signaux de détection. Ce savoir-faire des experts est actuellement capitalisé dans les analyses AMDEC de l'OMF présentée dans le paragraphe précédent.

La technique de détection et de classification des défauts (FDC) est l'un des principaux outils de l'APC. Un système FDC recueille des données en temps réel, à partir des capteurs de l'équipement durant chaque cycle du processus de fabrication. Un contrôle FDC consiste à surveiller ces variables temporelles par des règles établies par les experts liant les défauts des produits ou des défaillances de l'équipement à l'évolution d'indicateurs calculés (Ison & Spanos, 1996; Moore et al., 2006). Parmi les méthodes statistiques utilisées pour mettre en œuvre les modèles de contrôle, nous trouvons les cartes de contrôle multi-variées (MCC) (MacGregor & Kourti, 1995; Yin, Ding, Xie, & Luo, 2014) permettant de regrouper plusieurs variables en un indicateur pertinent. Notons que la distribution de probabilité des défaillances dans un contexte fortement variable n'est pas nécessairement gaussienne. Pour faire face à ce type d'hypothèse, les applications FDC (He & Wang, 2010; Verdier & Ferreira, 2011) ont proposé des approches de modélisation basées sur la technique de plus proche voisin (KNN: K-Nearest Neighbor). Cette approche consiste à évaluer la distance d'une observation par rapport à la région de fonctionnement normal des capteurs d'équipement, un défaut est alors déclaré si cette distance dépasse les limites fixées.

La technique de contrôle FDC donne donc la possibilité de maitriser les dérives d'équipements et de procédés en surveillant l'évolution temporelle des variables des capteurs d'équipements. Cependant utiliser la FDC pour contrôler la conformité de produit, n'est efficace que si les corrélations entre la variabilité des dérives des mesures produits (SPC d'épaisseur, des dimensions critiques, paramètres électriques, etc.) et des capteurs équipements ont été réalisées par les experts et peuvent être représentées par des lois de distribution reproductibles. Pour le SPC et les boucles de régulation (R2R), les plans de contrôle sont également basés sur la connaissance des experts qui s'occupent de concevoir les cartes des contrôle afin de surveiller la qualité de produit (Chen et al., 2001; Lee et al., 2015) (Qin et al., 2006).

Nous conclurons ce paragraphe en notant que les outils de contrôle d'APC permettent de collecter des données transformées en informations afin de détecter en intégrant le savoir et savoir-faire d'experts. Les techniques APC ne permettent pas de capitaliser et de renouveler ces savoirs et savoir-faire. Dans un contexte dynamique, tel qu'on le trouve dans l'industrie des semi-conducteurs, les plans de contrôle doivent évoluer à des fréquences réglées par l'évolution du mix produit induisant des changements de comportement des équipements et des procédés.

Il est à noter aussi que malgré la mise en place de plans de contrôle au plus près des équipements, ce qui offre le meilleur compromis en termes de détection (préventive), les dérives ne sont pas toujours liées à l'équipement. En effet, une dérive peut être associée à d'autres causes, comme l'influence du produit, l'efficacité d'exécution actions de maintenance, la qualité de conception des recettes de production ou des procédures, etc…

3. Les outils de la maintenance

Pour s'adapter au caractère dynamique et incertain et afin d'optimiser le pilotage des processus de maintenance, on trouve dans la littérature des techniques et des outils de modélisation d'aide à la décision en maintenance :

- **Les applications de diagnostic :**

  Les applications de diagnostic consistent à fournir aux acteurs de maintenance des réponses à la question : quelle défaillance et/ou cause de défaillance apparait ? Ici, les modèle de diagnostic permettent de détecter et de localiser une défaillance, ainsi que d'en identifier la cause (Norme-IEC-191-07-22, 1990). Il est à noter ici que chacun des trois aspects du diagnostic (Détection, Localisation, Identification de cause) est traité à part dans la littérature. La détection consiste à identifier l'occurrence des défaillances grâce à une mesure. Le domaine de la détection est abordé généralement par des approches classiques de types APC afin d'identifier l'occurrence des défaillances en surveillant la variabilité des paramètres critiques du système (Chang et al., 2012). La localisation des défaillances permet de repérer les composants défectueux et d'expliquer l'occurrence des défaillances par les causes à ses origines (Combacau et al., 2000). Ces aspects sont traités par des approches de modélisation probabiliste permettant ainsi la prise en compte de l'incertitude du contexte et de la dépendance entre les composants et les sous-modules de l'équipement. Parmi les applications liées au diagnostic, on peut citer entre autres les techniques des réseaux Bayésiens, des réseaux des neurones, les réseaux de Pétri et les arbres de défaillances. (Przytula & Thompson, 2000; Weidl et al., 2005) ont utilisé une approche basée sur les réseaux Bayésiens pour aider les acteurs de maintenance à définir les actions correctives en expliquant les causes des défaillances par un raisonnement dans l'incertitude.

- **Les applications de pronostic :**

Ces applications sont toujours associées à la maintenance conditionnelle (CBM) et prédictive (PdM). Elles consistent à fournir aux acteurs de la maintenance des réponses à la question : Quand une défaillance induisant un effet va-t-elle apparaître ? Ces applications permettent la prédiction de l'apparition des défaillances d'une façon dynamique. Dans la littérature, le pronostic a pour objectif de prévoir à l'aide de lois liant temporellement les causes aux effets. L'horizon de ces prévisions peut varier d'une étude à une autre selon la complexité et la stabilité du contexte d'application :

- Prédiction de type RUL (Remaining Useful Life) : elles ont pour objectif de prédire la durée de vie résiduelle avant l'occurrence de la défaillance d'un équipement ou d'un module. En d'autres termes, elles permettent de prévoir le moment de l'apparition de la défaillance grâce à la modélisation des lois dégradation connues et sous contrôle. Ceci permet de supporter la prise de décision pour planifier des maintenances prédictives ou pour anticiper la défaillance. (Tian, 2012; Tian et al., 2010) ont proposé des modèles à base de la technique des réseaux de neurones artificiels (ANN) pour prédire le RUL des roulements d'une pompe. Dans ces études, l'apprentissage et la validation des modèles sont réalisés grâce à des données collectées sur l'équipement grâce à des capteurs de mesure de vibration. Ces études se focalisent sur un système mono-composant, et elles supposent que la loi de dégradation est stable temporellement, elles n'utilisent qu'une seule source de données sans prendre en compte les problèmes liés à l'incertitude des mesures. (Saha et al., 2009) a utilisé une approche basée sur les réseaux bayésiens afin de prédire le RUL d'une batterie électrique en prenant en compte l'incertitude et l'inaccessibilité ou la complexité des mesures dans l'environnement opérationnel. Cette étude s'intéresse aussi à un système mono-composant et ne prend en compte ni la dépendance entre les modules équipements, ni l'évolution temporelle des lois des dégradations. (Sankararaman et al., 2013) a investigué l'utilisation d'algorithmes analytiques pour quantifier l'incertitude associée au calcul de RUL. Dans un environnement industriel dynamique, les gammes de production et les processus opérationnels (Recettes, Procédures de maintenance, …) évoluent constamment. Ceci nécessite une mise à jour à fréquence appropriée des modèles de dégradation pour obtenir des prédictions fiables de l'état de santé des équipements.
- Prédiction de probabilité d'une défaillance : contrairement aux prédictions de type RUL, ce type de prédiction n'a pas pour objectif de déterminer avec précision la date d'occurrence de la défaillance, mais de prédire l'état de santé de l'équipement à un moment donné en supposant que l'évolution de la signature de l'état de santé peut être représentée par une loi modélisable. (Susto et al., 2013) ont présenté une approche de classification innovante dérivée de la technique de SVM (Support Vector Machine) pour prédire des défaillances en utilisant les données entre deux interventions

correctives. Les Réseaux Bayésiens (RB) ont émergé récemment comme une approche de premier plan pour des applications de diagnostic et de pronostic de défaillances en raison de leur capacité à pouvoir suivre un schéma de modélisation correspondant à la décomposition fonctionnelle de systèmes complexes, ainsi que représenter la dépendance causale entre les variables avec des graphiques visuels, et enfin combiner des données historiques multi-sources tout en tenant compte des connaissances des experts. (Bouaziz et al., 2013; Weber & Jouffe, 2006) ont utilisé les RB pour la surveillance dynamique de l'état de santé d'équipements et le diagnostic de pannes dans l'objectif de mettre en œuvre un programme de maintenance conditionnelle (CBM) dans des industries complexes (par exemple l'industrie des semi-conducteurs et l'industrie d'aéronautique). Toutes ces études concentrent leurs recherches sur des modèles liés aux défaillances équipement, et aucune d'entre elles ne prend en compte d'autres causes de défaillances comme le mix des produits, le processus de production, la conception des recettes associées à la diversité des gammes de produits et de technologies, et l'efficacité d'exécution des procédures de maintenance. Ces études ne proposent pas de solution pour gérer l'évolution des modèles de dérive du comportement d'un équipement en contexte dynamique.

- ***L'architecture OSA*-CBM**

Après avoir présenté les outils d'aide à la décision en maintenance comme le diagnostic et le pronostic avec leur complexité de modélisation dans un contexte dynamique, reste à définir comment les implémenter industriellement ? Pour répondre à cette question un groupe de recherche américain, nommé MIMOSA[13], a développé une architecture standard dite OSA-CBM (Open System Architecture for Condition Based Maintenance) permettant de supporter le déploiement industriel des outils de maintenance conditionnelle et prédictive (Lebold & Reichard, 2002). Cette architecture est structurée en sept couches fonctionnelles nécessaires au déploiement industriel de la PdM et de la CBM depuis l'acquisition des données jusqu'à la présentation, comme illustré sur la figure II 3.

[13] MIMOSA : Machinery Information Management Open System Alliance: association axée sur le développement des architectures systèmes (standards) ouvertes (http://www.mimosa.org/)

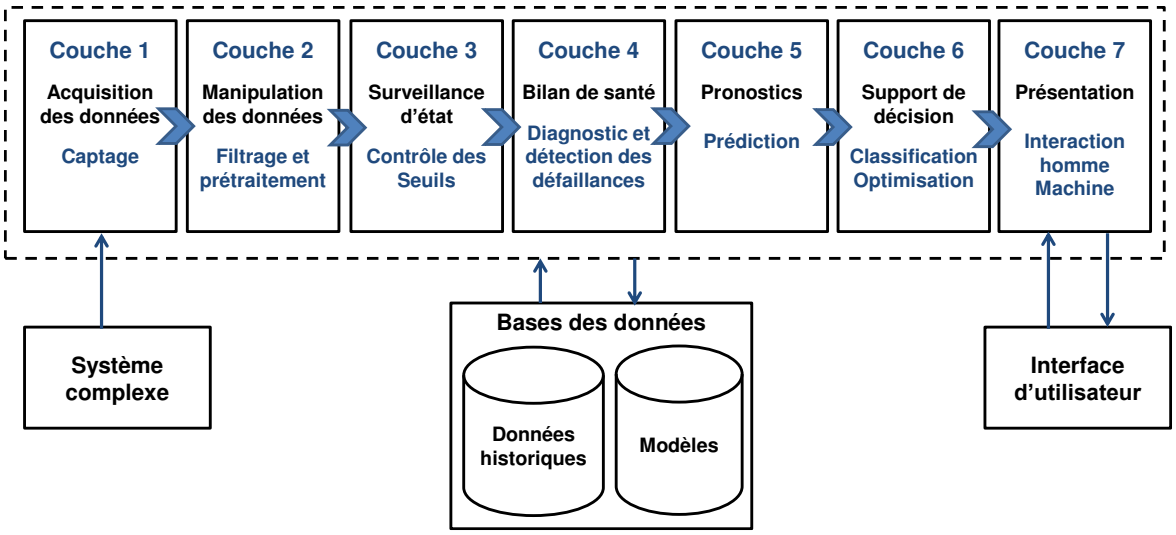


Figure II 3 L'architecture standard OSA-CBM pour le déploiement de PdM et CBM

La première couche fonctionnelle a pour objectif de collecter les données de la ligne de production en provenance de multiples bases de données. Dans la deuxième couche, ces données sont alignées, filtrées et prétraitées pour les mettre au bon format permettant l'extraction de règles et de caractéristiques spécifiques (indicateurs) du système. La troisième couche permet la gestion des seuils de contrôle des indicateurs mesurés. Cette couche permet de gérer les seuils de détection de défaillances par les techniques de type APC. La quatrième couche permet le diagnostic et la détection des défaillances, c'est-à-dire la localisation des défaillances ainsi que leur(s) cause(s). Ce module est très important, car il permet d'intervenir au bon endroit par des actions appropriées pour réparer une défaillance. La cinquième couche permet le pronostic de futures occurrences de défaillance en vue de planifier de façon adéquate les interventions de maintenance. La sixième couche est un module de support à la décision utilisant les résultats des modules précédents relatifs à l'état actuel du système, les prévisions d'évolution de cet état, tenant compte d'informations contextuelles. Ce module permet ainsi de définir le plan d'amélioration des critères de performance. La dernière couche est constituée par un module de présentation qui utilise les informations antérieures pour les présenter aux acteurs de la maintenance d'une façon cohérente via une interface homme-machine.

III. EFFICACITE DES ACTIONS DE MAINTENANCE ET FACTEURS HUMAINS

L'étude de l'état de l'art réalisée sur les outils d'optimisation du processus de la maintenance a permis de mettre en évidence le fait que l'équipement n'est pas nécessairement la seule source de perturbation (Abu-Samah, Shahzad, & Zamï, 2015). Pour mettre en place une stratégie prédictive

efficace et fiable dans un contexte dynamique, il faut tout d'abord repérer, ensuite agir, pour éliminer ou au moins réduire les sources de variabilité afin de pérenniser et fiabiliser les analyses et les modèles statistiques de dégradation du comportement du système.

Une étude de terrain que nous avons menée au sein du service de maintenance en salle blanche (Ben Said et al., 2014; Ben Said et al., 2015) a permis de constater que l'exécution des actions de maintenance est une source importante de variabilité, lorsque les savoir-faire ne sont pas unifiés entre les intervenants. Outre la planification des actions de maintenance et des protocoles opératoires associés décrits dans les procédures de maintenance à partir des connaissances d'experts, leur bonne exécution par des acteurs humains est également cruciale pour l'optimisation de la stratégie de maintenance. Une investigation de la littérature a été réalisée sur ce sujet et elle a montré que cette problématique est abordée principalement selon deux points de vue : la mesure de performance globale du processus de maintenance (Muchiri et al., 2011) et/ou la prise en compte des facteurs humains dans l'efficacité des interventions (Rashid et al., 2014).

La maintenance a comme fonction d'améliorer la performance globale du système industriel en termes de temps de cycle, de rendement et de coût. Des mesures de performance de maintenance (MPM) présentent le résultat de l'efficacité du processus de maintenance. Une revue des indicateurs de mesure de performance de maintenance, réalisée par (Parida & Kumar, 2006), montre que la mesure de la performance (efficacité) totale de la maintenance intègre des indicateurs internes liés directement à la maintenance des équipements (fiabilité, productivité, taux d'utilisation des ressources de production, coût unitaire, etc) et externes liés indirectement aux effets de la maintenance des équipements (qualité des produits, satisfaction des clients, temps de cycle, sécurité, etc). Ils proposent alors l'intégration de niveaux hiérarchiques et d'indicateurs multicritères de MPM. (P. Muchiri et al., 2011) ont démontré que les indicateurs MPM ne devraient pas être définis isolément pour la fonction de maintenance en regard d'autres fonctions comme celle de la production. Selon (Crocker, 1999), l'efficacité de la maintenance réside en trois domaines qui sont l'efficacité de l'inspection, l'efficacité de la réparation et la réduction des défaillances induites par une maintenance.

Le facteur humain est un élément clé de l'efficacité des actions de maintenance. (Bruseberg, 2008) précise que l'intégration du facteur humain (HFI : Human Factor Integration) peut créer de la valeur en assurant la sécurité et l'efficacité des performances du système. En particulier, (Masson & Koning, 2001) mettent l'accent sur les erreurs humaines dans la maintenance des systèmes aéronautiques. Ils présentent une revue de la notion de gestion de l'erreur humaine durant l'exécution de la maintenance pour remplir les exigences du standard JAR-66. Les études précédentes soulignent l'impact important de la performance de la maintenance sur la fiabilité et la sécurité en présentant des exemples concrets. Toutefois, elles ne proposent pas de solution quant au moyen de maitriser et contrôler le comportement humain lors de l'exécution des actions de

maintenance. Une méthodologie intégrée est proposée par (Rashid et al., 2014) pour surveiller d'une manière proactive la performance des actions humaines dans la maintenance aéronautique. Cette méthode, basée sur la théorie floue, consiste à détecter les causes des dérives de pratiques et ensuite à les éliminer. De même, (Cacciabue et al., 2003; Chang & Wang, 2010) traitent de l'interaction des facteurs humains avec l'environnement durant l'exécution des actions de maintenance dans le domaine de l'aviation. Ces études proposent un modèle cognitif connu sous le nom de modèle SHEL (Software, Hardware, Environment, Liveware). Ce modèle intègre les techniciens de maintenance pour évaluer les risques importants liés aux facteurs humains pendant les opérations de maintenance des compagnies aériennes. Ils visent à aider les compagnies aériennes à identifier leurs principales faiblesses opérationnelles pour améliorer la gestion des risques associés aux opérations de maintenance sous la contrainte de ressources limitées. Néanmoins, dans un environnement à caractère dynamique comme l'industrie des semi-conducteurs, les protocoles opératoires capitalisés dans les procédures de maintenance nécessitent d'être mis à jour dynamiquement pour s'adapter à l'évolution des événements indésirables. Pour ce type de contexte, la structure des modèles tels que SHELL doit également évoluer pour faire face aux changements de comportement du système en assurant la surveillance continue de la performance de maintenance.

IV. CARTOGRAPHIE DE LA GESTION DE LA FONCTION MAINTENANCE A ST CROLLES

Dans cette section, l'organisation actuelle du service de maintenance, ses critères de performances et la gestion de ce processus sont présentés afin d'identifier les axes d'améliorations potentiels. L'objectif de cette section est aussi de comprendre comment interpréter les données historiques des interventions de maintenance.

1. L'organisation du service maintenance chez ST

Le service de maintenance à ST-Crolles, en tant que service support est intimement intégré au sein de l'organisation opérationnelle comme le décrit la figure II 4 satisfaisant ainsi à une approche de la maintenance compatible avec le concept de TPM. Sur la figure II 4, les acteurs liés à la fonction maintenance sont encadrés en rouge.

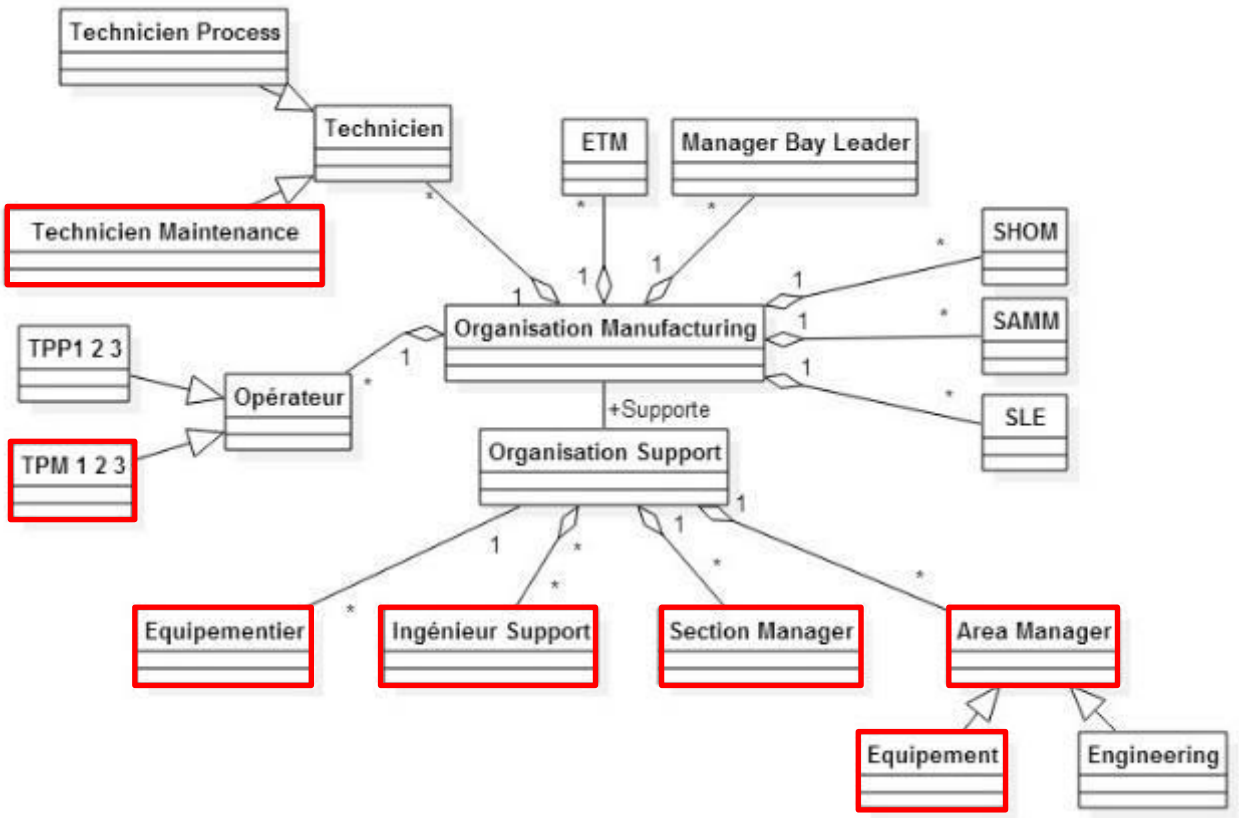


Figure II 4 Les acteurs de l'organisation de la maintenance chez STMicroelectronics (Encadré rouge)

2. Les politiques de maintenance chez ST

La politique de maintenance sur le site de production Crolles 300 mm de STMicroelectronics mm s'appuie sur la méthode OMF pour maitriser la fiabilité des équipements ou des infrastructures. La politique de maintenance de ST repose donc sur la capitalisation des savoirs et savoir-faire des experts en effectuant des analyses rationnelles par retour d'expériences. Ces analyses permettent de mettre en œuvre des plans de contrôle pour surveiller, détecter, prévenir et localiser les modes de défaillance, les dérives d'équipements et de procédés par les systèmes FDC, SPC ou R2R. Ces analyses permettent également de prioriser et planifier les actions de maintenance et définir des modes opératoires en adéquation avec les exigences opérationnelles en termes de fiabilité d'équipement tout en tenant compte de contraintes liées au flux produits et technologique.

La gestion du processus de maintenance chez STMicroelectronics dans le site de production de Crolles 300 mm est supportée par un système d'information de gestion de maintenance (GMAO) nommé XSITE. Ce système permet aux acteurs de maintenance de planifier les interventions de maintenance systématique, de calculer les indicateurs de performance comme la fiabilité, la disponibilité, les coûts. X-SITE permet aussi la gestion de l'état des équipements selon le standard

SEMI-E10 (Dhudshia, 1997). Les différents types d'état de cette norme sont présentés dans la figure II 5.

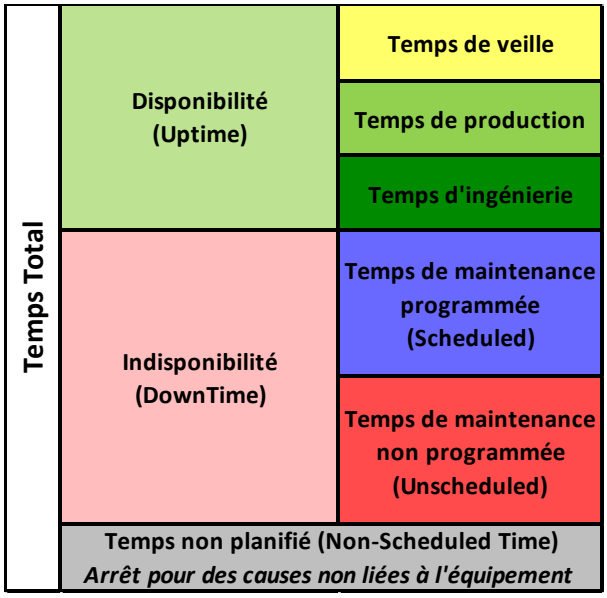


Figure II 5 Les états de l'équipement selon le standard SEMI-E10

Suivant le standard deux grands types de maintenance couvrent le domaine des temps d'indisponibilité équipement (Downtime), la maintenance programmée (Scheduled) qui peut être préventive ou conditionnelle, et la maintenance non programmée (Unscheduled). Le système GMAO X-SITE permet aux utilisateurs maintenance de gérer ces deux types d'intervention maintenance suivant le protocole décrit figure II 6 et programmé par des utilisateurs qui programment à l'aide d'un applicatif (ESTAR) les protocoles automatisés liant l'intervention aux états de l'équipement.

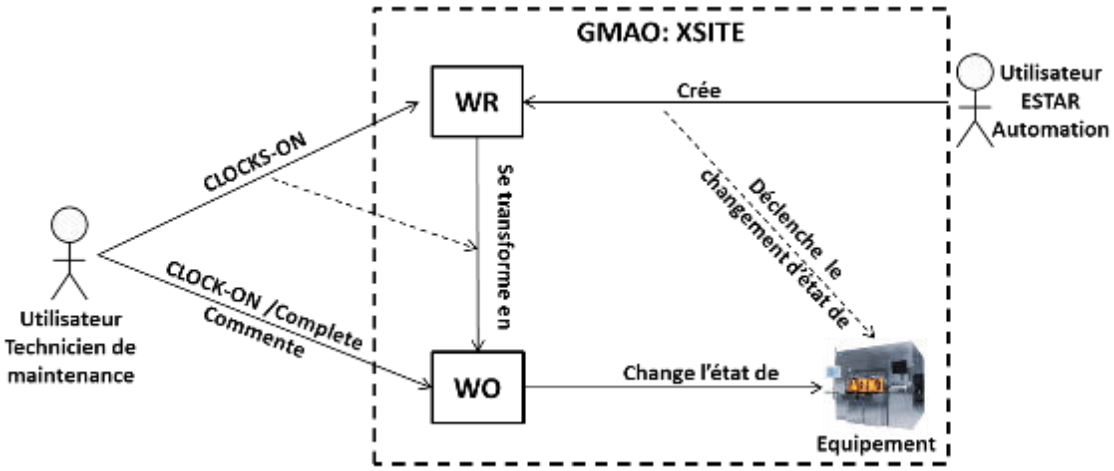


Figure II 6 Principe de gestion des interventions maintenance par le système GMAO ST X-Site.

- **Maintenance Corrective** : Lors d'un arrêt non programmé, une demande d'intervention est créée par l'utilisateur technicien de maintenance. Cette opération appelée « CLOCK-ON » génère dans le système GMAO une demande de travaux spécifié appelée WorkRequest (WR). La génération du WR génère un changement d'état de l'équipement et génère automatiquement un ordre de travail ou WorkOrder (WO). Le déclenchement du WO permet d'initier un compteur qui mesure la durée d'intervention. En fin d'intervention, l'utilisateur enregistre ses commentaires et clot son action par un « CLOCK-ON complete » qui met à jour en parallèle le nouveau statut de l'état de l'équipement. On peut noter ici que les commentaires rentrés par l'intervenant durant l'exécution des actions maintenance peuvent être du texte et/ou des codes de pannes prédéfinis (Failure-Codes) pour préciser le mode de défaillance et la cause de la panne. Ces informations sont très utiles pour l'analyse des historiques de maintenance, elles offrent la possibilité d'un retour d'expérience efficace (Sylla, Shahzad, Ben Said, Tollenaere, & Zamai, 2015).
- **Maintenance préventive systématique & conditionnelle** : lors d'un arrêt programmé, le WR est généré automatiquement par le système GMAO en fonction d'un type d'alarme codifié dans un applicatif (ESTAR), le type d'alarme déterminant le type d'intervention et de procédure (Checklist[14]) à suivre. Dans ce cas l'équipement ou le module concerné s'arrête et est mis automatiquement dans un statut d'attente d'intervention. Le WO sera déclenché lorsque l'utilisateur commencera son intervention par un « CLOCK-ON », la suite des opérations suivant le même protocole que celui décrit pour la maintenance corrective. Il est à noter ici que les WR générés automatiquement par le système d'alarme ESTAR peuvent engendrer deux types de maintenance préventive :
  - des maintenances systématiques si l'alarme provient d'une table définissant un plan de maintenance systématique, les interventions systématiques peuvent par exemple être déclenchées par des compteurs d'usage (nombre des pièces ou nombre de lots traités, temps de fonctionnement) ou des calendriers prédéfinis par les experts en fonction d'une analyse de fiabilité des modules et/ou des équipements.
  - des maintenances conditionnelles si l'alarme est déclenchée par les systèmes de contrôle APC tels que FDC, SPC, R2R ou autre applicatif contenant un modèle prédictif. Ce type de maintenance est donc déclenché suite à des opérations d'inspection sur produits et de surveillance de paramètres équipement significatifs de la dégradation d'équipement. Par exemple, les tests de contamination réalisés sur des échantillons de wafers peuvent

[14] Checklist : document qui décrit les séquences des actions de maintenance, il doit être rempli par les intervenants de maintenance après chaque opération de maintenance pour suivre l'avancement du travail.

déclencher des maintenances préventives de nettoyage du module de procédé associé à une checklist prédéfinie. La fréquence de ce type de maintenance est variable car liée à la vitesse de dégradation des paramètres.

On constate donc que les savoirs et les savoir-faire des experts doivent être capitalisés et partagés entre toutes les équipes des intervenants sous formes des procédures opérationnelles unifiées. Cependant, les outils existants ne permettent pas l'évaluation de l'efficacité du niveau de capitalisation des connaissances, de leur bon usage dans les procédures, et de mesurer l'impact sur l'efficacité des interventions de maintenance.

3. Le constat de terrain chez ST et opportunités en termes de Gestion des connaissances.

Une étude de terrain chez ST a permis de constater que le pilotage des politiques de maintenance, en termes de technique de contrôle ou de supervision, protocoles opératoires, planification, prévention et nature d'opération, est basé sur les savoirs et les savoir-faire des experts capitalisés à l'aide de la méthode AMDEC à base de l'approche OMF. De surcroit, l'organisation du service de la maintenance montre que de nombreux intervenants (opérateurs, techniciens, ingénieurs, équipementiers, …) possèdent différents niveaux d'expertise et de connaissances. Il a été constaté que cette différence peut aussi être une source de variabilité, en particulier en cas de manque d'unification et de partage des connaissances.

Cette étude de terrain a été réalisée au sein des services de maintenance des ateliers diélectrique et gravure où il a été constaté que le mode et l'ordre de l'exécution des protocoles opératoires de maintenance peuvent varier d'une personne à l'autre pour réaliser la même fonction opératoire. Pourtant, les experts estiment que l'ordre d'exécution décrit dans la checklist de maintenance est très important, et que toute dérive peut impacter le comportement de l'équipement aussi bien que la qualité des produits. Par exemple, le fait d'inverser l'ordre de nettoyage à l'alcool, puis à l'eau (H2O), cause un phénomène de dégazage induisant la contamination du module de procédé de l'équipement, et par conséquent le produit. Nous avons aussi constaté la difficulté à adapter dynamiquement les protocoles opératoires de maintenance aux évolutions des gammes de production. Par exemple, l'introduction des nouveaux produits conduit au changement des conditions de fonctionnement des équipements, et dans de nombreux cas amène à revisiter complétement les protocoles de nettoyage (nouveaux produits chimiques, etc …). Chez ST aussi, il est admis que le système de gestion des maintenances mis en œuvre actuellement est à base de connaissances des experts, notamment les procédures de maintenance, les plans de contrôle d'APC, l'organisation des maintenances préventives etc. Le constat de terrain a confirmé qu'en contexte dynamique, le comportement très variable des équipements n'a pas pour source unique la dérive des équipements (Abu-Samah, Shahzad, & Zamaï, 2015), mais aussi une grande difficulté à

entretenir dynamiquement la base de connaissances à l'origine des protocoles de conception des procédures, des recettes, etc …

ST opère dans une industrie historiquement liée à une stratégie de compétitivité basée sur le temps de mise sur le marché (Time-To-Market), le temps de montée en volume (Ramp-up), et enfin le temps pour maitriser la qualité. Aujourd'hui, dans cet environnement de production à faible volume et haut mix, contraint par l'obsolescence rapide des produits et des technologies, la gestion des connaissances est reconnue comme une phase importante pour soutenir la compétitivité et l'innovation. Les organisations ont besoin de se détourner d'organisations fondées exclusivement sur une approche axée sur la capitalisation d'informations (information-based) vers des organisations axées sur la capitalisation de savoirs et savoir-faire, qui nécessitent des boucles d'apprentissage intégrant les systèmes techniques et les acteurs humains. Les stratégies d'optimisation de la fonction maintenance, du contrôle de la variabilité dans un environnement concurrentiel et contraint par le changement continu de mix de produits nécessitent des procédures efficaces en terme de gestion des connaissances (KM : Knowledge Management). Ce thème est abordé de façon approfondie dans la littérature. (Mustapha et al., 2015; Teece, 2000) présentent un aperçu des stratégies de gestion des connaissances et de leurs performances respectives en contexte industriel. (Meihami & Meihami, 2014) ont mis en évidence l'impact de KM sur l'apprentissage, l'innovation et l'amélioration de la performance organisationnelle dans un contexte industriel. L'utilisation efficace de l'approche de l'AMDEC pour la gestion des connaissances des experts afin de prévenir les défaillances est démontrée par (Luo & Lee, 2015). Cette stratégie KM est également utilisée par (Medina-Oliva et al., 2015) pour l'investigation des relations de dépendance entre les différents concepts de systèmes industriels par le biais de règles sémantiques qui sont utilisées pour construire un modèle relationnel probabiliste (PRM) afin d'évaluer les stratégies de maintenance. Les auteurs présentent également une méthodologie basée sur la capitalisation des connaissances pour évaluer les performances de deux systèmes de production et de maintenance pour soutenir le processus de prise de décision. De même, un procédé de modélisation de fiabilité est présenté par (Dai et al., 2013) qui utilisent les connaissances capitalisées pour mettre en place un réseau analytique d'un processus de production comprenant la dépendance entre les différents composants. Dans les exemples ci-dessus, les modèles KM proposés supposent que la structure reste stable en termes de causalité, et de lien de dépendances entre les composants fonctionnels du système décrit et/ou des processus. Ils ne prennent pas en compte les dérives rapides de comportement d'équipements dans un environnement dynamique et donc l'évolution des connaissances associées. Pourtant, ce problème est soulevé par (Noyes & Pérès, 2007; Rasmussen, 2000) le pointant comme pouvant avoir un fort impact sur l'efficacité des actions de maintenance, ainsi que l'interaction de l'équipement avec les facteurs, les technologies, outils et son environnement, notamment durant les interventions de maintenance.

V. PROBLEMATIQUE DE LA THESE

La discussion précédente rapprochant l'état de l'art et les constats faits sur le terrain dans un environnement industriel stressant met en évidence trois lacunes majeures relatives à l'efficacité des actions de maintenance dans un tel contexte de production :

- Tout d'abord, il semble important d'aborder les problématiques de la capitalisation, de l'unification et du partage dynamique des connaissances existantes pour améliorer la politique de maintenance. Il convient en particulier de réduire le taux de maintenance corrective, d'optimiser les plans de maintenance préventive, de contrôle des équipements et des procédés, et évidement les protocoles opératoires associés aux interventions. En d'autres termes, il faut dynamiquement, **savoir détecter**, **prévenir**, **prédire**, **réparer et maintenir** de façon efficace et efficiente. Ce qui amène à la première problématique de cette thèse : comment capitaliser, unifier et partager les connaissances des experts afin de réduire la variabilité dans un contexte industriel dynamique et stressant ?
- Il a été observé aussi que même si les connaissances sont correctement capitalisées, leur usage, comme par exemple dans le cas de l'exécution des actions de maintenance, peut être une source de variabilité. En complément des études de la littérature qui ne prennent en compte que les causes de variabilité liées directement à l'équipement, nous proposons de prendre en compte dans nos analyses d'autres sources potentielles de dérive comme le facteur humain, le mix produit, la conception des recettes etc. La deuxième problématique de cette thèse peut s'exprimer de la façon suivante : c*omment assurer la bonne utilisation des connaissances et ainsi améliorer l'efficacité d'exécution des actions de maintenance en présence de multiples facteurs perturbants* ?
- Il a été fréquemment observé dans la littérature relative à la gestion des connaissances que la mise à jour des connaissances doit être effectuée à des fréquences appropriées pour faire face à la nature évolutive du comportement des équipements et des procédés. La troisième problématique abordée dans cette thèse sera donc : comment accompagner les experts dans leur fonction relative à la capitalisation dynamique de nouvelles connaissances en vue de mettre à jour les contenus des outils de gestion du processus de maintenance à des fréquences appropriées ?

Ces deux premiers chapitres ont permis de présenter les particularités du contexte industriel de fabrication des circuits intégrés en semi-conducteur. Les caractéristiques d'incertitude et de variabilité de cet environnement contraint par un haut mix et un faible volume des produits y sont mises en exergue. L'étude de terrain et l'étude initiale de l'état l'art sur la question de l'optimisation du processus de maintenance ont permis de constater la nécessité d'étudier des voies d'amélioration par rapport aux approches classiques de capitalisation des connaissances existantes à des fins d'amélioration de processus de gestion de la maintenance et de contrôle. Il a été également constaté

que l'optimisation du processus de maintenance doit s'appuyer non seulement sur la capacité à bien détecter et prédire les défaillances des équipements, mais aussi sur l'efficacité d'exécution des actions de maintenance. Cet enjeu permettrait de réduire la variabilité due à l'inefficacité de certaines interventions, et par conséquent contribuerait à la stabilité des comportements des systèmes industriels à évolution dynamique afin de mieux les maitriser et pouvoir introduire des approches prédictives à base d'analyses statistiques. Nous avons aussi constaté l'importance de supporter les experts pour renouveler le patrimoine des connaissances en maintenance en vue de mettre à jour les processus opératoires à des fréquences adéquates. Ces points vont être abordés dans la suite de ce manuscrit pour répondre aux questions de recherche suivantes :

- « Comment capitaliser, unifier et partager les connaissances des experts afin de réduire la variabilité dans un contexte industriel dynamique et stressant ? »
- « C*omment assurer la bonne utilisation des connaissances et ainsi améliorer l'efficacité d'exécution des actions* de maintenance en présence de multiples facteurs perturbants ? »
- « Comment accompagner les experts dans leur fonction relative à la capitalisation dynamique de nouvelles connaissances en vue de mettre à jour les contenus des outils de gestion du processus de maintenance à des fréquences appropriées ? »

CHAPITRE III : CAPITALISATION EFFICIENTE DES CONNAISSANCES EN MAINTENANCE

Le chapitre 2 précédent a dégagé trois problématiques essentielles pour satisfaire les besoins opérationnels de capitalisation de connaissances et de savoir-faire dans un environnement industriel contraint par les changements fréquents des gammes de production. Dans ce chapitre, nous présentons une méthodologie globale visant à répondre aux trois questions de recherche posées précédemment. Ce chapitre détaille le processus proposé dans le cadre de l'OMF pour capitaliser, unifier et partager dynamiquement les expertises existantes (connaissances et savoir-faire) en termes de liens cause-effet dans l'objectif d'améliorer l'efficacité d'exécution des actions de maintenance. Ce chapitre adresse de plus la question de l'évaluation de la bonne utilisation des expertises par le contrôle du bon déroulement des actions de maintenance à l'aide d'indicateurs de mesure de performance de la maintenance (MPM) ; la question de la mesure des indicateurs MPM en vue de leur optimisation est aussi posée. A la fin de ce chapitre, une synthèse sur les avantages et les limites de cette contribution permettra de tirer des pistes d'amélioration qui seront abordées dans le cadre de la description de la méthodologie globale décrite dans les chapitres suivants.

I. LA METHODOLOGIE GLOBALE PROPOSEE

Compte tenu des opportunités identifiées dans l'étude bibliographique du chapitre précédent, nous présentons une méthodologie en trois étapes (figure III 1). Cette méthodologie a fait l'objet d'une publication dans la revue Cognition, Technologie and Work (Ben Said et al. 2015). La première étape de cette méthodologie traite les problématiques d'efficacité de capitalisation et d'utilisation des connaissances. Ce chapitre aborde uniquement la problématique relative à la capitalisation des connaissances existantes en termes de savoirs et de savoir-faire d'experts. Les aspects relatifs à l'efficacité d'utilisation de ces savoirs et savoir-faire existants par les intervenants seront traités dans le chapitre IV. L'étape 2 est centrée sur le contrôle (et l'évaluation) de la précision de ces connaissances existantes. Enfin, l'étape 3 qui traite du sujet du renouvellement et de la mise à jour des connaissances à partir de données historiques pour supporter l'expertise sera traitée avec l'étape 2 dans le chapitre V.

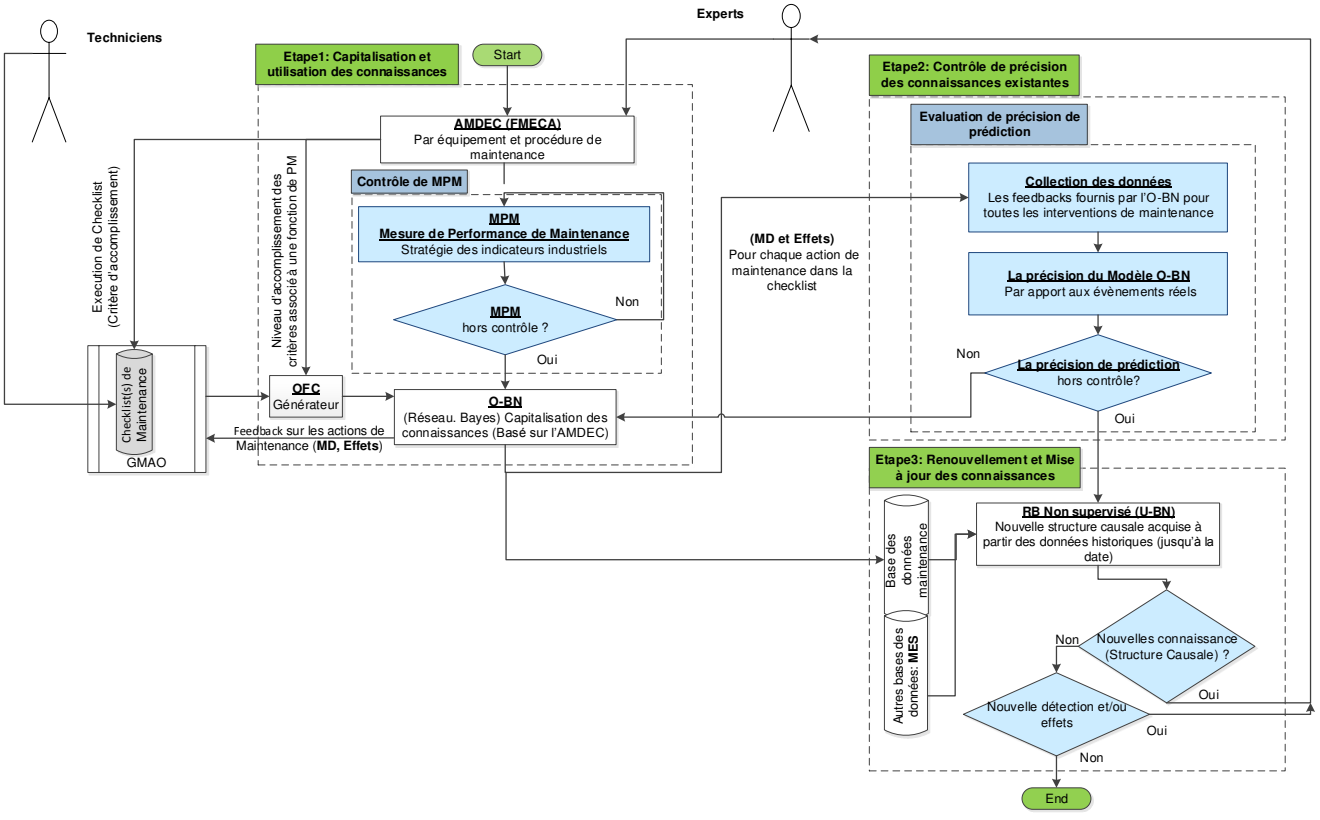


Figure III 1 Méthodologie opérationnelle pour améliorer l'efficacité des actions de maintenance

La première étape de la méthodologie proposée aborde donc la problématique liée à l'efficacité de la capitalisation et de l'utilisation des connaissances des experts dans le domaine de la pratique de maintenance. Les experts utilisent la méthode AMDEC (Analyse des Modes de Défaillance, de leurs Effets et de leurs Criticités) pour réaliser rationnellement leurs analyses fonctionnelles dans le cadre de la stratégie OMF pour concevoir les procédures de maintenance (PM) pour chaque type d'équipement. L'analyse AMDEC est supposée être utilisée pour capitaliser les savoirs et les savoir-faire d'experts en vue de concevoir des procédures de maintenance décrivant des modes opératoires unifiés pour tous les intervenants. Ceci a pour objectif d'améliorer l'efficacité des activités de maintenance. L'analyse fonctionnelle à base d'AMDEC consiste d'une part à définir les fonctions associées aux actions de maintenance et les critères de valeur qui doivent être respectés par les intervenants durant l'exécution des actions pour remplir ces fonctions. Dans cette analyse, nous proposons que chaque critère de valeur soit discrétisé en plusieurs niveaux (classes) OFC[15] permettant l'évaluation de l'accomplissement des objectifs (fonctionnels) associés aux actions exécutées. D'autre part, l'analyse AMDEC permet de décrire les liens causaux entre les évènements indésirables (modes de défaillances : dérives de pratiques), leurs causes et leurs effets (conséquences). Elle permet également de définir les contrôles à mettre en place pour prévenir et/ou détecter ces dérives des pratiques de maintenance.

Les connaissances des experts capitalisées dans les fichiers AMDEC conduisent ensuite à la modification des procédures de maintenance, qui se composent de séquences d'actions de maintenance unifiées pour remplir les fonctions globales de la procédure (Fonctions et critères de valeur). (Mili et al., 2009) ont montré l'efficacité du processus de capitalisation des connaissances d'experts en liant les évènements indésirables avec leurs causes et effets à l'aide de la méthode AMDEC. Cependant, la nature statique de l'AMDEC limite sa capacité à faire face au changement continu de comportement des dérives des équipements et des procédés ; en effet, l'AMDEC repose sur les connaissances d'experts et nécessite une intervention humaine pour être mise à jour (Denson et al. 2014; Mili et al., 2008). Ainsi, en cas de changement rapide de comportement des processus de fabrication et des équipements, comment les experts peuvent-ils être alertés que le contenu des AMDEC doit être mis à jour ? Nous proposons d'utiliser des indicateurs MPM pour mettre en évidence les dérives de comportement de l'équipement associés à des problèmes de capitalisation de connaissances stockées dans les fichiers d'AMDEC et/ou d'utilisation de ces connaissances lors de la réalisation des protocoles opératoires.

[15] OFC (Objective Fulfillment Criteria): les niveaux d'un critère de valeur qui permettent d'évaluer l'accomplissement des objectifs associés aux actions de maintenance.

Toute dérive des limites opérationnelles des indicateurs MPM peut être vue comme le symptôme d'une utilisation inappropriée ou d'une capitalisation inefficiente des connaissances d'experts. Ces indicateurs peuvent être utilisés pour mettre en évidence la nécessité d'un ajustement dynamique de la capitalisation et de l'utilisation des connaissances. Les problématiques relevées par ces indicateurs sont principalement liées à la nature évolutive du facteur humain ou du comportement des équipements et des procédés dans un environnement fortement variable et incertain. Nous adressons, dans la première étape, le problème associé à l'usage inapproprié des connaissances supposées bien capitalisées dans les fichiers d'AMDEC et retranscrites dans les procédures de maintenance. Un réseau bayésien opérationnel (O-BN) est proposé pour cela, permettant la modélisation des dépendances causales entre les fonctions de la procédure de maintenance (objectifs), les critères de valeur associés (OFC), les modes de défaillance et les effets. L'O-BN fournit des rétroactions (feedbacks) aux techniciens liés à la non-conformité d'exécution des opérations de maintenance, révélées par des modes de défaillances (FM) et de leurs effets grâce à l'inférence bayésienne. L'O-BN est lié au système informatisé de gestion de maintenance (GMAO) pour permettre l'échange entre les informations saisies par les acteurs lors de l'exécution des actions de maintenance et le retour d'information (feedbacks) fourni par l'O-BN nécessaire pour améliorer l'efficacité de l'utilisation des procédures existantes. Ce protocole permet de soutenir les processus cognitifs des acteurs humains durant l'exécution de la procédure de maintenance. Cette étape préconise que les connaissances des experts soient correctement utilisées et décrites dans les procédures de maintenance; cependant, elle ne propose pas de renouveler dynamiquement les connaissances et d'adapter les procédures de maintenance, lorsque les indicateurs MPM dérivent et que l'exécution des procédures de maintenance demeure inefficace (Ces thèmes feront l'objet des étapes 2 et 3). Ces dérives de performance peuvent être dues soit à la nature évolutive du comportement des équipements, soit à l'absence ou la non-adéquation de contenu entre les connaissances capitalisées dans les fichiers AMDEC et les procédures de maintenance.

Dans la seconde étape de la méthodologie proposée, la précision des connaissances des experts existantes est contrôlée par l'évaluation de la précision de la prédiction du modèle O-BN associé, ceci en ayant recours aux données historiques. Les données historiques des interventions de maintenance sont collectées et comparées avec les prédictions de l'O-BN. La modification de l'O-BN n'est rendue nécessaire que lorsque la précision de la prédiction n'est plus dans les limites définies par les utilisateurs, sinon l'étape-1 est normalement suffisante pour améliorer l'efficacité de la maintenance, tel qu'expliqué ci-dessus puisque le contenu des AMDEC dont l'O-BN est le reflet représente correctement la connaissance requise à l'exécution efficace des opérations de maintenance.

L'étape 3 de la méthodologie est exécutée pour supporter le processus de mise à jour des connaissances et des savoir-faire lorsque la précision du modèle Bayésien dérive au-delà des

limites opérationnelles définies par les utilisateurs. La dérive des indicateurs MPM et de la précision des connaissances existantes représentées par l'O-BN sont des événements déclencheurs qui soulignent la nécessité de la mise à jour des connaissances de l'expert à l'aide des nouveaux liens de cause à effet. L'étape 3 est axée sur la découverte d'une nouvelle structure causale grâce à un réseau bayésien non supervisé (U-BN Unsupervised BN) à l'aide d'algorithmes d'apprentissage non supervisés à partir des données historiques, et ainsi supporter les experts dans leur démarche de recherche causale. En comparant la structure causale d'U-BN (à base des données historiques) et l'O-BN (à base des connaissances d'experts existantes dans les AMDEC), les différences de structure sont mises en évidence comme des connaissances potentielles à valider par les experts. Les nouveaux liens causaux reconnus comme significatifs par les experts sont alors utilisés comme de nouvelles connaissances potentielles pour les intégrer ultérieurement dans l'AMDEC et les procédures de maintenance. Les nouvelles causalités qui apparaitraient comme non significatives pour les experts sont rejetées dans un premier temps, car une causalité peut être identifiée statistiquement sans qu'elle ne présente de sens physique pour les utilisateurs. Si la corrélation se confirme, les utilisateurs devront approfondir leur recherche pour comprendre la raison des liens non encore expliqués. On peut noter ici que l'absence de différences structurelles entre U-BN et O-BN, malgré les dérives des MPM et l'imprécision du modèle O-BN, montre que les données utilisées pour l'apprentissage ne sont pas suffisantes pour découvrir de nouvelles connaissances. Dans ce cas, il est recommandé d'étendre la dimension de l'échantillon de données utilisées pour l'apprentissage de la structure de l'U-BN. De nouveaux nœuds peuvent ainsi être introduits dans le modèle O-BN existant, permettant de faire évoluer dynamiquement l'explication de la variabilité et des dérives des indicateurs de MPM par l'identification de nouveaux liens entre causalités et variables, si les effets subis par le domaine fonctionnel le nécessitent. Le point concernant le processus d'intégration de nouvelles données dans l'U-BN associé à une mise à jour de l'O-BN n'est pas traité dans cette thèse.

II. CAPITALISATION DES CONNAISSANCES D'EXPERT EXISTANTES

Certains industriels ont pris une conscience accrue que les connaissances des experts sont un atout majeur sous exploités. Ces mêmes industriels sont convaincus que la mise en œuvre pertinente d'un système de gestion des connaissances conduit à mieux gérer le capital intellectuel et par conséquent, permet d'apporter des bénéfices industriels, financiers et organisationnels à la société (Montmain & Pénalva, 2003).

Dans un contexte très concurrentiel où la vie commerciale des produits est très courte, dans lequel les technologies, les produits et les marchés changent rapidement. Ainsi, le problème de la mise à jour des processus industriels, des lois qui les contrôlent, des processus de maintenance associés doit être également soulevé. La compétitivité des organisations industrielles dépend de

plus en plus de leur capacité à produire, transférer, utiliser et partager les connaissances existantes en interne (Teece, 2000). En d'autres termes, les entreprises capables de gérer efficacement les connaissances peuvent produire des produits et des services de plus en plus performants et innovants en améliorant leurs processus de prise de décision et la réactivité des structures (Moradi et al., 2008). Un bon processus de gestion de connaissance permet alors aux industriels de développer rapidement de nouveaux produits et technologies, tout en résolvant les problèmes induits par ces changements d'une façon plus efficiente et en assurant un transfert efficace des meilleures pratiques et des expertises.

Pour améliorer la compétitivité des organisations, les méthodes de gestion des connaissances (KM : Knowledge Management) consistent à capitaliser, sélectionner, organiser, partager, diffuser, créer et enrichir les connaissances des membres des organisations, permettant ainsi une meilleure exploitation du capital intellectuel (Busch, 2006). Pluridisciplinaire, cette démarche réunit des domaines comme les systèmes d'informations, la psychologie, la stratégie, entre autres. La stratégie d'affaire d'une entreprise devrait être gérée par des systèmes de gestion d'informations qui soutiennent le processus de gestion de connaissances et des informations tout en faisant intervenir les différents acteurs humains de l'organisation.

Depuis le début des années 90, le management des connaissances (KM) est devenu une discipline scientifique qui fait l'objet de recherches et d'investigations à l'origine de nombreuses publications. (Wilson, 2002) a réalisé une revue bibliographique approfondie montrant la croissance continue du nombre des publications autour du sujet de la gestion des connaissances et de l'information et illustrant ainsi l'intérêt de la communauté scientifique pour le KM. Rappelons préalablement les définitions des termes liés au domaine de la gestion des connaissances, notamment la différence entre une donnée, une information et une connaissance.

1. Les concepts liés au KM (Knowledge Management)

Le KM peut être décrit par un modèle hiérarchique regroupant les domaines des données brutes, des informations, et des connaissances (Ferrary & Pesqueux, 2006), tel qu'illustré sur la figure III 2.

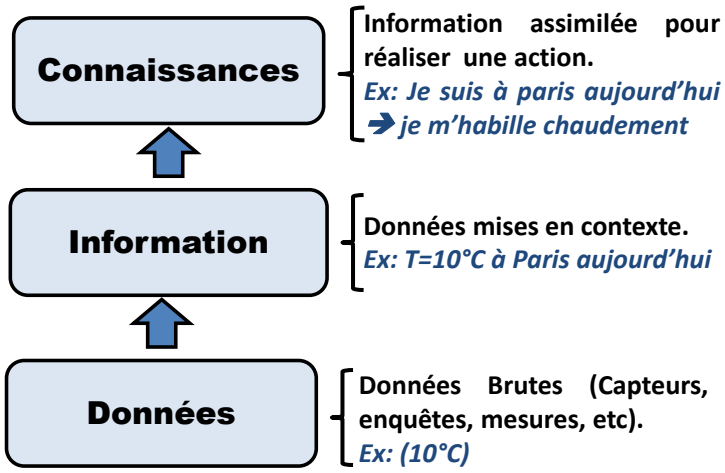


Figure III 2 Modèle hiérarchique des connaissances (Ferrary & Pesqueux, 2006)

Une donnée est le résultat d'une procédure d'acquisition qualitative ou quantitative. Par exemple, les valeurs enregistrées par les capteurs installés sur les équipements de production, les mesures sur les produits, l'historique des activités de maintenance ou de production etc. La mise en contexte d'un ensemble des données brutes permet de définir **une information** significative. Cependant, en pratique, les informations ne sont pas suffisantes pour prendre une décision sans avoir été interprétées par des processus cognitifs pour les transformer en connaissances significatives et utiles en vue de pouvoir prendre une décision et/ou réaliser une action. Ces processus de création de signification peuvent êtres des raisonnements humains et/ou automatiques basés sur des analyses statistiques pour, par exemple, extraire des connaissances utiles à partir d'informations contextuelles et de données brutes. Selon (Webster, 1961) **la connaissance** est définie comme une perception claire et certaine d'une chose, d'un acte, d'un fait ou d'un état de compréhension. En d'autres termes, la connaissance implique des processus cognitifs de compréhension et d'apprentissage associés à la perception phénoménologique d'informations et de données brutes. Dans ce travail de recherche, la connaissance est définie comme le résultat de processus cognitifs permettant la conception de protocoles fonctionnels liants logiquement et contextuellement les données et les informations relatives aux phénomènes détectés (défaillances, erreur de protocoles opératoires, défauts de produit), à leurs causes et leurs effets, dans l'objectif de savoir quand agir ou ne pas agir et comment agir de façon corrective ou préventive.

La connaissance peut être classifiée suivant sa nature (explicite, implicite et tacite), ou aussi selon sa source (individuelle ou collective).

- Explicite : elle concerne les savoirs codifiés et exprimés dans un langage formel et logique qui peut être partagé et réutilisé. Par exemple les procédures de maintenance, les manuels d'utilisation des équipements, les recettes de production, les spécifications, les documents de présentations, les documents d'AMDEC etc.

- Implicite : elle regroupe les connaissances détenues par un individu qui peuvent être transférées à d'autres par un langage non formalisé sous forme des procédures.
- Tacite : elle recouvre principalement les aptitudes, les compétences innées et/ou acquises, les expertises, les idées, les intuitions, et les habiletés individuelles. Ces connaissances sont acquises généralement par la pratique et transmise par apprentissage collectif implicite ou par la logique de type maitre - apprenti. La traduction de ces connaissances tacites en savoirs utilisables dans l'action est le cœur de l'apprentissage (Montmain & Pénalva, 2003).
    - La méthodologie proposée dans le cadre de cette thèse consiste dans un premier temps à capitaliser les connaissances existantes (Implicites et Tacites sous forme explicites) des experts en termes de détection, de prévention des défaillances et de bonnes pratiques de maintenance tout en permettant d'y intégrer ensuite dynamiquement les nouvelles connaissances.
- Individuelle : elle est associée généralement aux connaissances implicite ou tacite d'un membre d'un groupe. Elle peut devenir explicite en la formalisant dans l'objectif d'être partagée.
- Collective : Elle regroupe les savoirs et les savoir-faire partageables entre les membres d'une communauté de pratique, comme par exemple les des procédures de maintenance auxquelles s'intéresse cette thèse.

Le domaine de la gestion de connaissance s'intéresse principalement à deux catégories de connaissances ; les types tacite et explicite. Il existe quatre modes de conversion de la connaissance permettant le passage d'une de ces catégories de connaissance à l'autre (figure III 3).

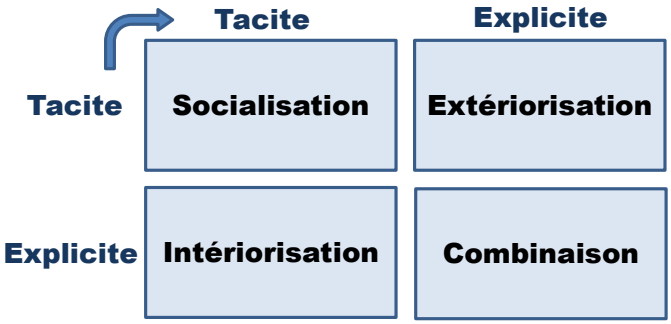


Figure III 3 Les modes de transformation des connaissances (Balmisse, 2005)

Les modes de conversion de connaissance dans la même catégorie ou vers une autre sont :

- **La socialisation :** qui représente le mode de passage d'un état de connaissance tacite à un autre état de connaissance tacite. Cela se réalise par exemple lors d'un partage d'expérience entre les acteurs humains via l'observation et la reproduction d'une pratique telle que les pratiques de maintenance.

- **L'extériorisation :** cette opération consiste à expliciter des connaissances tacites par le biais d'une modélisation ou par l'utilisation d'analogies, de métaphores, et/ou d'hypothèses, etc. Ce mode de conversion est notamment mis en œuvre lors d'échanges informels entre les acteurs humains ou lors de réflexions collectives.
- **L'intériorisation :** qui consiste à assimiler une connaissance explicite par l'individu au point de devenir un automatisme. C'est le cas de l'auto-formation, comme par exemple un nouvel intervenant qui exécute à plusieurs reprises la même procédure de maintenance pour maitriser ses pratiques.
- **La combinaison :** c'est le passage d'une connaissance explicite à une connaissance tacite. Par exemple lorsque de nouvelles connaissances se révèlent suite à des échanges de connaissances explicites entre plusieurs individus possédant un langage commun.

2. Les processus de gestion des connaissances

Les processus du KM sont conceptualisés pour définir un cadre méthodologique durable permettant la capitalisation et la transmission des savoirs et des savoir-faire au cours du temps. Par cette nécessité de pérennité temporelle, ils doivent intégrer aussi les processus d'amélioration continue des processus permettant d'enrichir et renouveler ces connaissances. Le processus standard de KM se compose en résumé de quatre phases à exécuter de manière continue dans un ordre déterminé : repérer, préserver, valoriser et actualiser ces connaissances, tel que présenté sur le processus visualisé figure III 4 (Nonaka, 1994).

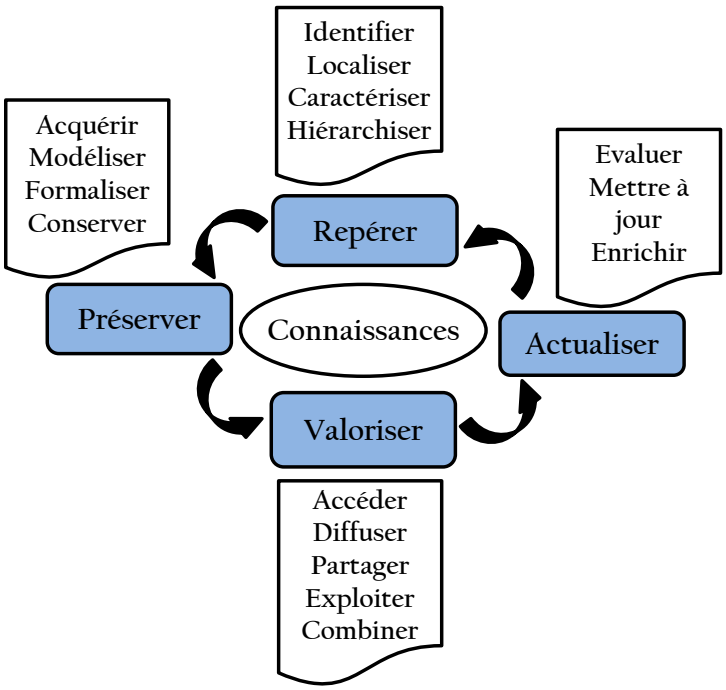


Figure III 4 Processus standard de gestion de connaissance (Nonaka, 1994)

- Repérer : la première phase du processus de KM se focalise sur le repérage des connaissances cruciales nécessaires au processus de décision et au déroulement des activités. Elle consiste à identifier, localiser, caractériser et hiérarchiser les savoirs et les savoir-faire des experts.
- Préserver : après avoir repéré les connaissances, la deuxième phase du processus de KM traite la problématique de la préservation des connaissances. Elle consiste à acquérir les savoirs et les savoir-faire auprès de leurs porteurs (experts). Ensuite, ces connaissances doivent être modélisées, formalisées et conservées dans des documents, des graphes ou des procédures fonctionnelles. Par exemple, les procédures de maintenance ou les réseaux bayésiens permettant de modéliser l'expertise par des liens de causes à effets (Ben Said et al., 2015).
- Valoriser : la troisième phase du processus standard de KM consiste à valoriser les savoirs et les savoir-faire repérés et capitalisés dans les deux phases précédentes. Elle permet de rendre les connaissances capitalisées accessibles pour tous les acteurs de l'organisation grâce à des supports de partage et de diffusion comme les procédures opératoires, les schémas, les systèmes d'informations ... Ces supports permettent en conséquence l'exploitation et l'utilisation lors des activités pratiques ou des processus de prise de décision. Le processus de gestion des connaissances est donc intimement lié au processus de la gestion de l'information dans les services, ce qui entraine souvent des confusions entre les deux domaines.
- Actualiser : finalement afin d'assurer l'adaptation des connaissances, les savoir-faire ainsi que les modèles et les protocoles opératoires associés avec les changements continus de l'environnement, il est important de les actualiser en évaluant leur pertinence, puis en les enrichir par de nouvelles connaissances pour les mettre à jour si nécessaires (Montmain & Pénalva, 2003). La méthodologie proposée dans le cadre de cette thèse présente une boucle de mise à jour des connaissances, incluant les modèles et les procédures associés lors des phases d'apprentissage de nouvelles causalités à partir des données historiques. Ce processus de mise à jour des connaissances sera présenté en détail dans le chapitre V.

3. Les processus de capitalisation des connaissances à l'aide de l'AMDEC

Cette thèse a comme objectif de réduire la variabilité de disponibilité et de fiabilité des équipements, tout en améliorant la qualité des produits dans un environnement évolutif en agissant sur l'amélioration de l'efficacité des interventions de maintenance. Toutefois comme nous l'avons déjà vu, dans un environnement industriel contraint par un haut mix de produit où les équipements

fonctionnent généralement en limite de leurs capacités technologiques, l'efficacité des interventions de maintenance dépend de la capacité opérationnelle à gérer dynamiquement les connaissances, les savoirs faires existants en termes de bonnes pratiques, des facultés à détecter et de prévenir les défaillances. Pour ces raisons, la première étape de la méthodologie proposée dans ce travail de recherche se concentre sur la capitalisation, l'unification et le partage des connaissances, processus crucial pour aboutir à une maintenance efficace dans un environnement de production contraint et évolutif.

Pour ce processus de capitalisation, la technique rationnelle de l'analyse des modes de défaillance, de leurs effets et de leurs criticités (AMDEC) a été sélectionnée. En effet, elle ne permet pas uniquement la capitalisation de liens entre les modes de défaillance, leurs causes et leurs effets par types de fonctionnalité, mais aussi d'analyser les risques fonctionnels associés en termes de sévérité, d'occurrence, de détectabilité, autorisant ainsi la priorisation des actions. De plus, l'AMDEC est une technique largement utilisée dans l'industrie, recommandé dans le cadre de l'approche méthodologique OMF pour traiter les risques fonctionnels et optimiser les performances industrielles.

L'AMDE a été initialement développée par l'armée américaine (Military U.S., 1949) pour l'analyse Fonctionnelle des modes de défaillance et de leurs effets sur les composants d'un système. Plus tard, la NASA a introduit la notion d'évaluation de la criticité du risque afin de maitriser la fiabilité des système spatiaux (Jordan, 1972). L'AMDE est alors devenu AMDEC (Analyse des modes de défaillance, de leurs effets et de leurs criticités). Elle est appliquée dans de multiples domaines, par exemple pour l'analyse fonctionnelle de logiciels ou de systèmes, de processus de conception, etc. Cette technique vise à identifier, hiérarchiser (prioriser) et éliminer les défaillances potentielles d'un système, d'une conception ou d'un processus avant qu'ils ne surviennent (Omdahl, 1988; Villacourt, 1992) ou au moins à en réduire l'effet par la prévention (détection précoce).

Dans la méthodologie proposée, l'AMDEC est employée dans le cadre de l'OMF pour capitaliser et organiser les connaissances existantes des experts afin de concevoir des procédures opérationnelles unifiées. L'objectif de l'analyse d'AMDEC est d'identifier et prévenir les risques associés aux pratiques inappropriées de maintenance dans le but de réduire la variabilité induite par ces pratiques.

Notre protocole de capitalisation des savoirs et des savoir-faire d'experts à base d'AMDEC se décompose en quatre phases : l'analyse fonctionnelle, suivie par l'analyse des modes de défaillance, puis l'analyse et l'évaluation des risques et enfin la mise à jour des procédures opérationnelles telles que les procédures de maintenance. Ce protocole est détaillé sur la figure III 5.

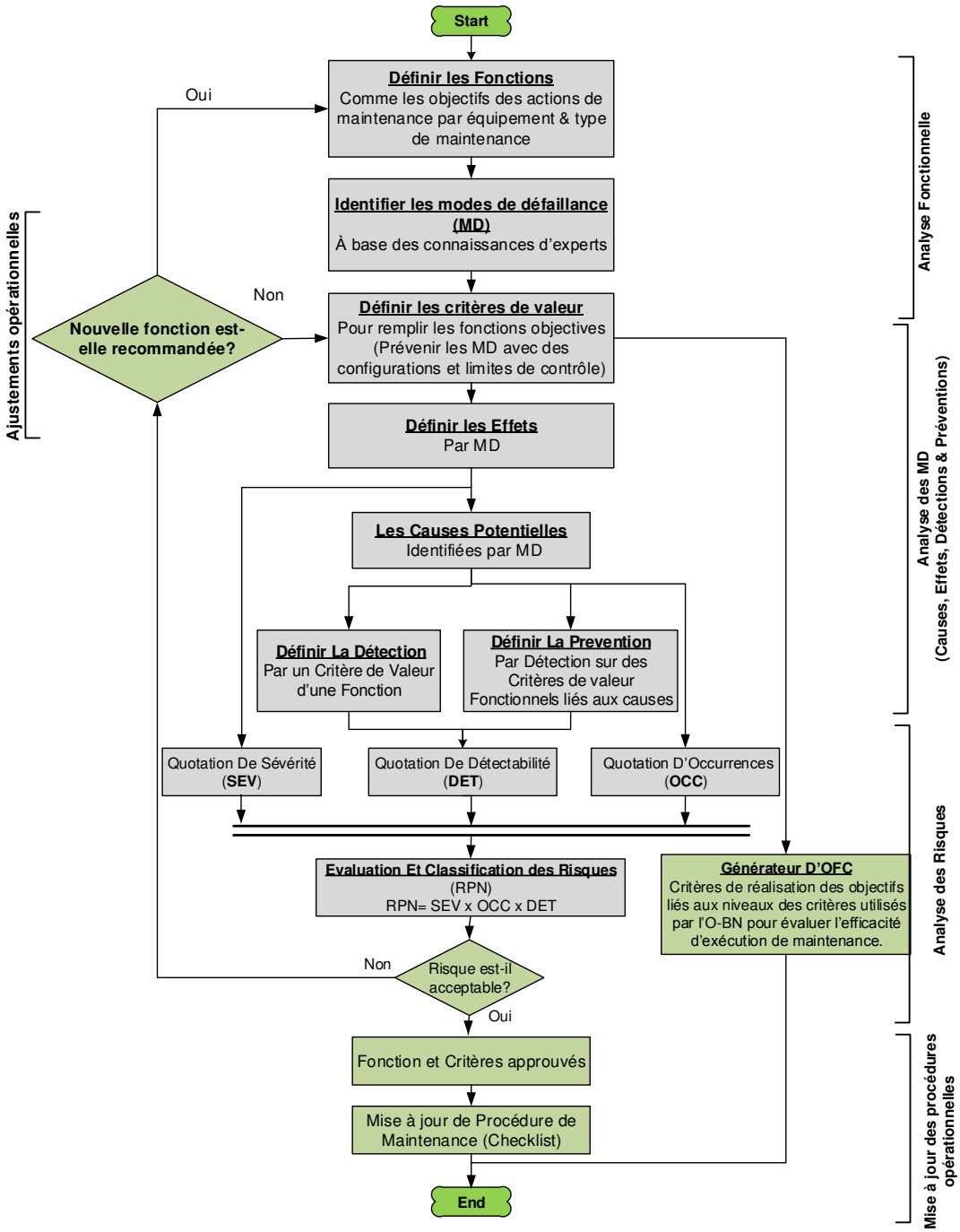


Figure III 5 Processus AMDEC vers des actions de maintenance unifiées et de contrôle des risques associés

3.1. L'analyse fonctionnelle

L'analyse fonctionnelle consiste à découper un processus, un système, un protocole de conception en blocs fonctionnels élémentaires (ITEM[16]) nommé dans un langage compréhensible par une (ou des) communauté (s) de pratique, puisque en lien avec des actions potentiellement réalisables par une (ou des) communauté (s) de pratique. Pour chaque item fonctionnel, la fonction doit être définie comme la réponse à la question « à quoi sert cet ITEM ? ». Pour remplir chaque fonction, la connaissance des experts permet de décrire les critères de valeurs à remplir. Pour un expert, chaque critère de valeur est connu par son impact pratique en termes de défaillances, d'effets associés et de détection de ces défaillances. Un critère de valeur est donc défini par la négation d'un mode de défaillance défini dans un langage compréhensible par la communauté de pratique.

Dans ce travail, cette approche de l'analyse fonctionnelle est appliquée pour définir les blocs fonctionnels d'un protocole opératoire de maintenance comme des briques élémentaires, pour concevoir une procédure de maintenance unifiée. Cette étape est couplée à la capitalisation des savoirs et savoir-faire en termes de critères de valeurs relatifs à la prévention et/ou la détection (configuration ou limites de contrôle). Ces critères de valeurs doivent être respectés par les intervenants durant l'exécution de la maintenance pour remplir les fonctions de chaque ITEM du mode opératoire, et ainsi remplir les objectifs de la procédure de maintenance. Un critère de valeur est défini comme la négation du mode de défaillance associé parce que si un critère de valeur n'est pas satisfait, le mode de défaillance peut potentiellement se produire.

Généralement, un critère de valeur possède une valeur binaire de type 'satisfait' ou 'non-satisfait'. Cependant, cette discrétisation binaire ne permet pas de suivre l'évolution temporelle de critères de type mesures physiques comme les paramètres des équipements (FDC) ou produits (SPC). Ainsi, la discrétisation binaire ne permet pas d'évaluer précisément le niveau de dérives relativement à l'atteinte des objectifs fonctionnels opérationnels associés. Dans cette étude, un critère de valeur peut avoir deux ou plusieurs valeurs discrètes permettant l'évaluation précise de l'efficacité des actions de maintenance. Ce nouveau concept est introduit à l'analyse AMDEC standard sous le nom du critère de réalisation d'objectif (OFC - Objective Fulfillment Criteria) pour que les experts définissent les intervalles de discrétisation et les classes associées pour chaque critère selon le niveau de connaissance que l'on en a. L'OFC est quantifié par des niveaux de classes de valeur pour évaluer le niveau de dérive et l'efficacité de l'exécution des actions de maintenance à l'aide de l'O-BN. L'OFC sont définis comme des capteurs pour détecter les dérives

[16] ITEM : le titre d'un bloc fonctionnel à définir durant l'analyse fonctionnelle.

des pratiques de maintenance. Cette proposition d'utilisation de l'approche bayésienne sera détaillée dans le prochain chapitre de ce manuscrit.

3.2. L'analyse des modes de défaillance

L'analyse de modes de défaillance consiste à définir les effets, les causes, la détection et la prévention pour chaque mode de défaillance (quand un critère de valeur est non rempli) par les experts selon leurs expériences.

Pour chaque mode de défaillance, les effets sont définis comme la réponse à la question « qu'est-ce qui se passe en cas d'occurrence de la défaillance ? ». La réponse des experts à la question « Pourquoi un effet d'une défaillance fonctionnelle apparaît-il ? » permet de trouver les causes pour chaque effet subit d'une façon analytique. A partir des causes identifiées, la bonne méthode de détection d'une défaillance est définie en répondant à la question « Comment une défaillance ou cause de défaillance apparaît elle ? ». La réponse à cette question permet de définir la technique et le lieu où placer la détection, par exemple des plans de contrôle SPC, FDC (variable, indicateur, limites). Afin de prévenir au plus tôt la défaillance ou la cause d'une défaillance en plaçant la détection à l'endroit le plus approprié, les experts doivent répondre à la question « Quand … une défaillance ou cause de défaillance apparaît elle ? ». Pour répondre à cette question, il faut connaitre la ou les lois qui lient les causes aux effets. Répondre à cette dernière question permet de définir les blocs fonctionnels (fonctions et critères) qui garantissent de détecter et prévenir au plutôt un mode de défaillance ou la cause d'une défaillance sans risque de sur ou sous qualité (actions inutiles ou insuffisantes), comme par exemple des interventions préventive de nettoyage d'équipements de production à des fréquences appropriées, …

Par analogie avec le processus de management de connaissance KM (Repérer, Préserver, Valoriser, Actualiser) présenté dans la section précédente, ces deux dernières phases du protocole AMDEC permettent de repérer et d'identifier (Repérer) les savoirs et les savoir-faire des experts autour de bonnes pratiques de maintenance. Elles permettent également de stocker (Préserver) les savoirs et savoir-faire dans le format unifié de documents AMDEC.

3.3. Analyse des risques et mise en œuvre des actions correctives

Dans la phase d'analyse de risques, l'AMDEC permet d'évaluer les risques associés aux modes de défaillance identifiés lors de la phase d'analyses préliminaire de ce processus. Par définition, un risque est le résultat d'une exposition potentielle à un phénomène estimé non conforme aux objectifs opérationnels, qu'il soit de l'ordre de la sécurité des personnes, des biens, ou des services (Flaus, 2013). Le terme de risque désigne aussi bien la cause d'un évènement que sa conséquence éventuelle (Sienou, 2009). Un risque peut être de type environnemental, financier, de santé ou industriel et technologique (Mili et al., 2009). Dans cette étude, nous nous intéressons aux risques associés aux défaillances potentielles pouvant avoir un impact sur le produit, la

performance de l'équipement et même la sécurité des personnes dues par exemple à une mauvaise pratique de maintenance. L'analyse de risque via la technique de l'AMDEC passe par l'évaluation des critères associés à chaque mode de défaillance, l'occurrence (OCC) de la défaillance ou de sa cause, la sévérité (SEV) de l'effet et la détectabilité (DET) de la défaillance. Les experts affectent à chacun de ces critères une valeur selon une échelle discrétisée, généralement entre 1 à 10. La sévérité (SEV) est définie par les experts selon la gravité des effets (conséquences) du mode de défaillance en cours d'analyse. L'occurrence (OOC) est évaluée à partir de la fréquence d'apparition de la défaillance. La détectabilité (DEC) est une valeur qui permet la quantification de la capacité de détection du mode de défaillance selon les moyens de contrôles existants. L'analyse des risques implique le calcul d'un niveau de priorisation de chaque mode de défaillance appelé RPN (Risk Priority Number) à partir de la valeur affectée aux trois critères mentionnés ci-dessus ; RPN = SEV * OCC * DET. Si le RPN dépasse un seuil défini comme acceptable par l'organisation dépendant du contexte opérationnel, les experts doivent mettre en œuvre des actions correctives concrètes afin de réduire le risque. Ceci s'effectue en introduisant de nouveaux blocs fonctionnels ou de nouveaux critères de valeur associés aux fonctions existantes. La figure III 6 montre un exemple de document d'analyse AMDEC permettant de collecter la connaissance existante suivant le protocole décrit précédemment.

Capitalisation des connaissance et analyse des risques actuels												Plan d'actions correctives				
N°	Item/Fonction (A quoi ça sert l'item)	Critères de valeur (Remplir la fonction)	Mode de défaillance (MD)	Effets Potentiels de MD	SEV	Causes Potentielles de MD	OCC	Prévention de cause	Détection de MD	DET	RPN	Actions recommandées	Effet prévu SEV	OCC	DET	RPN
												Ajouter des blocs fonctionnels (fonction et/ou des critères de valeurs)				

Figure III 6 Exemple d'un document d'analyse AMDEC

Cette boucle d'analyse des risques et des blocs fonctionnels existants, correspondant aux actions connues, et leur mise à jour par de nouvelles fonctions et de nouveaux critères de valeur est répétée jusqu'à atteindre un niveau acceptable du RPN. Les organisations en charge des actions dont le niveau de RPN est au-dessus du seuil acceptable doivent œuvrer, par ordre décroissant de risque, pour trouver des solutions en termes de nouveaux critères de valeur (associés aux détections) ou de mise en œuvre de nouvelles fonctions pour que le niveau de RPN soit acceptable. Chaque nouveau critère ou chaque nouvelle fonction doit être validée par l'organisation avant sa mise en œuvre. Ce processus permet de capitaliser et mettre à jour la connaissance des experts. En suivant le processus d'analyse AMDEC décrit dans la figure III 5, et en l'enregistrant dans un document d'analyse AMDEC comme celui montré sur la figure III 6, il est possible de capitaliser les connaissances d'experts d'une organisation donnée.

3.4. La mise à jour des procédures opérationnelles

Les procédures opérationnelles sont supposées contenir les connaissances des experts nécessaires à la réalisation d'actions préventives et/ou correctives, et servir à rendre ces connaissances accessibles à tous les intervenants. Les procédures sont utilisées dans tous les domaines ou un processus de conception ou d'exécution doit être mis en œuvre. Par exemple ; la conception de recettes de procédés ou de contrôle sur les équipements, l'exécution d'opérations de maintenance préventives ou correctives, etc … Les AMDEC peuvent servir à créer ces procédures car en effet, les blocs fonctionnels sont composés de l'ensemble des fonctions qui décrivent à quoi servent les actions opérationnelles. De plus, chaque fonction étant associée à un ensemble de critères de valeurs qui doivent être respectés par les intervenants pour remplir la fonction, la description correcte du couple fonction-critère constitue la structure fondatrice du processus d'exécution de toute action opérationnelle. Un critère de valeur est associé à une détection quantifiable (mesure) permettant le contrôle d'une action lié à un processus de conception (par exemple de recette de procédé) ou d'exécution (par exemple dans une procédure de maintenance). Le regroupement d'une séquence des blocs fonctionnels (Fonction, critères de valeur) forment ainsi une procédure opérationnelle, basée sur les savoirs et savoir-faire capitalisés dans les AMDEC, permettant l'amélioration du niveau d'efficacité des actions opérationnelles.

Dans cette thèse, le processus AMDEC est appliqué dans le cadre du processus de conception de procédures de maintenance unifiées afin de partager les savoirs et savoir-faire en termes de bonnes pratiques de maintenance. Ce processus, intégré au sein de l'approche OMF, vise à aider les acteurs de maintenance à prioriser leurs activités de maintenance et leur efficacité opérationnelle par la mise en œuvre de procédures plus robustes. Cependant, l'utilisation efficiente de ces procédures n'est pas encore prise en compte dans cette section. Comment est évalué le bon usage des connaissances capitalisées dans les procédures de maintenance unifiées ? Comment améliorer l'efficacité d'exécution de ces procédures par des acteurs humains ? Ces questions sont abordées dans le chapitre suivant. Un cas d'étude est présenté dans la section ci-après.

4. Cas d'étude industriel

L'approche de capitalisation des connaissances à base du processus AMDEC pour concevoir des procédures de maintenance a été déployée et testée dans l'atelier de déposition de matériaux diélectriques (DIEL) de la ligne de production de STMicroelectronics (Crolles). Cet atelier est l'un des ateliers critiques de la chaîne de production. Il était, avant la mise en œuvre de

la méthodologie AMDEC optimisées partiellement présentée ci-dessus[17], un goulot d'étranglement (dénommé « Bootleneck ») limitant la capacité de production en raison de la variabilité non maitrisée des arrêts équipements. Le parc machine de l'atelier DIEL est constitué de 34 machines, fabriquées par deux fournisseurs différents, ayant chacun installés depuis le démarrage de l'usine plusieurs évolutions de modèles d'équipements et de versions pour une même famille de modèle. Le contrôle de la variabilité du fonctionnement de ces équipements supposé être assuré entre autre par la réalisation de nombreuses interventions de maintenance préventives et correctives supportées par des procédures de maintenance (Checklist) prédéfinies.

Nous présentons dans le texte qui suit un exemple d'application industrielle du modèle hiérarchique des connaissances présenté (figure III 2) au travers de l'exemple d'une procédure d'intervention préventive décrivant la procédure de nettoyage d'un module de procédé (Chambre) d'un équipement de dépôt diélectrique.

L'analyse fonctionnelle a abouti à identifier les blocs fonctionnels (Fonctions, Critères de valeur) qui constituent le corps des actions à réaliser lors de l'exécution de la procédure de maintenance sélectionné dans ce cas d'étude. La réalisation des actions, associées à des couples fonction-critères de valeurs, décrites dans cette procédure doivent permettent de remplir la fonction objectif de la procédure de maintenance qui est le nettoyage du module de procédé d'un équipement de l'atelier DIEL. A titre d'exemple, on peut trouver au sein de cette procédure les titres d'ITEM fonctionnels suivants ; (i) La mise en sécurité de l'équipement et des facteurs humains, (ii) Anticipation de la PM, (iii) Pompage du Load Lock (Port chargement) et du buffer (Zone de stockage), (iv) Le démontage de la Forline (Ligne de pompage) , (v) Test de fuite à l'hélium, (vi) RF Ramp up rate (Taux de montée du générateur RF) , ainsi de suite, ….

Les premiers constats dressés lors de nos analyses montrent que pour un même bloc fonctionnel (ITEM) présent dans différentes procédures selon les types d'équipements, les critères de valeur pour remplir les fonctions associées aux actions requises présentent d'importantes variations. De plus, il été constaté aussi que les savoirs et les savoir-faire ne sont pas systématiquement partagés par tous les experts avant l'application de l'analyse AMDEC. Certaines expertises en termes de critères de valeur pour remplir une fonction et éviter une défaillance peuvent êtres non explicites. Par exemple, l'opération de test de fuite à l'hélium (He) pour tester l'étanchéité des pièces montées durant la maintenance doit commencer par les composants les plus hauts, puis déplacer le contrôle vers le bas de l'équipement. En effet, le gaz He étant très léger, si

[17] Pour plus de détails sur l'approche théorique voir : B.Cabanes, S.Hubac; P.Le Masson; Weil, B.Benoît FROM FMEA AS A PROBLEM SOLVING METHOD TO A DESIGN-ORIENTED PROCESS: TOWARD A DESIGN PERSPECTIVE OF FMEA. International_Design_Conference 2016.

l'intervenant effectue le test de bas vers le haut, il est impossible de localiser la source de fuite. Ce critère n'était ni formulé dans les procédures ni partagé entre les intervenants. Sur le plan pratique il a été constaté suite à une étude de terrain lors de l'exécution des procédures de maintenance, que les pratiques d'exécution peuvent être très variables d'un intervenant à un autre. Par exemple, que l'ordre d'exécution des actions n'est pas pris en compte comme un critère alors que certains experts confirment qu'il peut impacter la performance de l'équipement ou la qualité des produits. Toutes ces observations ont mis en évidence l'importance de cette analyse AMDEC qui vise à capitaliser, unifier et partager les savoirs et les savoir-faire des experts en termes de bonnes pratiques de maintenance en définissant le plus précisément possibles les critères de remplissage des fonctions associées aux actions.

Un exemple d'analyse AMDEC de deux blocs fonctionnels ('PM anticipation' et 'RF Ramp up *rate'*) de la procédure de maintenance sélectionnée est présenté respectivement sur les figures suivantes (III 7 et III 8). Dans ces AMDEC, les connaissances des experts ont été capitalisées en appliquant les protocoles décrits précédemment, les risques associés sont évalués en fonction du niveau de RPN en vue de concevoir une procédure unifiée et optimisée.

Remarque : Il est important de noter que les valeurs de cotation présentées dans ces exemples ; la sévérité, l'occurrence, la détection et par conséquent le RPN ont été modifiés pour des raisons de confidentialité.

Title : PM procedure for cleaning Process chamber --> Actual Risk (FMECA Analyses)												
Function	Objective	Value Criteria Definition	Criteria Levels (OFC)	Potential Failure Mode	Potential Effects of Failure	Potential Cause/ Mechanism of Failure	Current Controls Prevention	Current Controls Detection	(S) SEV	(O) OCC	(D) DET	Current RPN = (S*O*D)
PM Anticipation	Check PM counters and whether specific instructions and prepare the spare parts	Presence of specific CMMS instructions on WO PM checked (Equipment Level)	No OFC =1	No checking the presence of specific CMMS instructions	Downtime	Instructions present in the WO have not been followed, requiring a new post PM intervention	PM Planning sent every week with specific instructions Ckecklist paper: item checking specific instructions checked	Specific guidelines still present in the WO.	7	3	4	84
			Yes OFC =2						7	1	4	28
		Value of existing usage meters recorded and written on the board checklist	No OFC =1	Usage Meters not identified and not write in the checklist	Downtime	No change parts optimization (PM grouping)	PM Planning sent every week with specific instructions Ckecklist paper: Item meter reading Checked	Triggered another PM by CMMS with closer way	6	3	4	72
			Yes OFC =2						6	1	4	24
		Spare parts ordred	No OFC =1,	Spare parts not ordred	Downtime	Waste of time during PM	Ckecklist paper: Parts ordered item checked	Parts not available at the time of intervention CMMS	6	3	3	54
			Yes OFC =2						6	1	3	18
		Spare part Received and been verified	No OFC =1	Spare parts not received and unverified	Downtime	Waste of time during PM	Ckecklist paper: Item Integrity and number necesary of parts checked	Parts needed not available for intervention	6	3	3	54
			Yes OFC =2						6	1	3	18
		PM Comment about anticipation filled in CMMS	No OFC =1	Comment not filled in CMMS	Impact ressources / Downtime	Necessity to recheck	TPM training Ckecklist paper: item fill CMMS comment "Advance PM" checked	WO unfilled at the time of detection clock on	5	6	4	120
			Yes OFC=2						5	1	4	20

Figure III 7 Capitalisation de connaissances pour la fonction 'PM aniticipation': AMDEC

Title : PM procedure for cleaning Process chamber --> Actual Risk (FMECA Analyses)													
Function	Objective	Value Criteria Definition		Criteria Levels (OFC)	Potential Failure Mode	Potential Effects of Failure	Potential Cause/ Mechanism of Failure	Current Controls Prevention	Current Controls Detection	(S) SEV	(O) OCC	(D) DET	Current RPN = (S*O*D)
HF RF and LF RF Ramp UP Rate (W/s) and Ramp Down Rate(W/s)	Defines the ramp-up and ramp-down rates of the HF and the LF RF generators in W per second	Equipment Level	Reflected power < 10% of set point (or coeff reflected <0.3)	Reflected power > 10% of set point **OFC =1**	Refletted power > 10% of set point (or coeff reflected >0.3)	Parts failure	RF reflected power reduces generator & chamber parts lifetime	FDC control of reflected @ recipe creation	Equipement / estar alarm	7	3	5	105
				5% < Reflected power < 10% of set point = 10% **OFC =2**						7	2	5	70
				Reflected power < 10% of set point **OFC =3**						7	1	5	35
			RF reflected power stabilisation time < 2s	RF reflected stabilisation time > 2s **OFC =1**	RF reflected power stabilisation time > 2s	Parts failure	RF reflected power reduces genrator & chamber parts lifetime.	FDC control of reflected @ recipe creation	Equipement / estar alarm	7	4	6	168
				1s < RF reflected stabilisation time < 2s **OFC =2**						7	3	6	126
				RF reflected stabilisation time < 1s **OFC =3**						7	2	6	84

Figure III 8 Capitalisation de connaissances pour la fonction 'RF Ramp up rate': AMDEC

Nous pouvons noter aussi sur ces figures, qu'en complément de l'AMDEC standard (Figure III 6), le concept de l'OFC associé aux critères de valeur a été introduit (Colonnes orange). Nous pouvons voir que chaque critère de valeur est discrétisé en plusieurs niveaux. Ceci permet la détermination de l'OFC (la colonne verte) qui permettent de quantifier plus précisément les réponses (et les jugements) des techniciens pendant l'intervention de maintenance et qui serviront à évaluer précisément l'efficacité d'exécution des actions dans le modèle de l'O-BN.

Les AMDEC présentés sur ces figures (III 7 et III 8) sont le reflet des connaissances existantes des experts sous la forme des blocs fonctionnels (deux premières colonnes), donc des objectifs associés à des actions pour garantir la qualité d'exécution des procédures, qui peuvent influer sur les effets (Colonne rose). Pour chaque fonction, des critères de valeur sont définis (colonnes 3 et 4) comme des critères de détection permettant la vérification que les objectifs « des fonctions » sont bien remplis. Sinon, les experts décrivent le mode de défaillance associé à l'effet qui peut impacter le rendement, le temps de cycle ou le coût (colonne 6 -rose). Ces effets peuvent être mis en exergue par la dérive des indicateurs MPM. La défaillance est également associée à des causes (colonne 7) ainsi qu'à une détection (colonne 9) et un moyen de prévention connu (colonne 8) pour chaque cause. Puis, la sévérité (SEV), l'occurrence (OCC), la détection (DET) et le RPN (colonnes 10, 11, 12, et 14) sont calculés conformément à la grille de cotation en vigueur. L'OFC (Colonne 13) a été ajoutée pour prendre en compte la valeur enregistrée dans la GMAO par l'intervenant si l'action est effectuée manuellement dans la checklist ou automatiquement s'il s'agit d'une détection par les systèmes de contrôle existants. Ces valeurs d'OFC peuvent être utilisées en

ligne pour évaluer l'efficacité d'exécution des actions de maintenance à l'aide de l'O-BN, ou hors ligne pour évaluer les valeurs de RPN basées sur les données réelles enregistrées et/ou pour soutenir l'apprentissage de la table des probabilités conditionnelles de l'O-BN. L'explication précise du mode de conception et de fonctionnement de l'O-BN et de l'OFC sera présentée plus loin dans le chapitre 4.

5. Synthèse: analyse critique de l'approche

La méthodologie proposée permet dans un premier temps de capitaliser les connaissances existantes des experts à l'aide de l'approche AMDEC en vue de les unifier et de les partager grâce à l'élaboration de procédures de maintenance (Checklists). Cette analyse AMDEC a permis d'envisager de quantifier les risques associés aux dérives de pratiques de maintenance et de les réduire à un niveau acceptable par la mise à jour des blocs fonctionnels et critères de valeurs associés étroitement liés aux protocoles d'exécution. L'usage non approprié de ces procédures peut avoir un impact négatif sur l'équipement et sur la qualité des produits et, dans un environnement industriel dynamique où le comportement des équipements et des procédés ne cesse pas de changer, la nature statique des AMDEC limite la capacité de détecter ces changements et ainsi de faire face aux dérives induites. Nous constatons aussi que, les AMDEC permettent uniquement la capitalisation de connaissances existantes et n'offrent pas la possibilité d'enrichir ces connaissances à partir des données historiques. En conséquence, en cas de changement rapide de comportement des processus et/ou des équipements, comment les experts peuvent-ils être informés que les contenus des AMDEC doit être mis à jour ? Comment peut-on supporter le processus d'évolution du contenu des AMDEC lors de ces changements ?

III. MESURE DES PERFORMANCES DE MAINTENANCE MPM

Jusqu'à présent, l'efficacité de l'utilisation des connaissances capitalisées n'est ni évaluée, ni contrôlée. Toute dérive des indicateurs MPM, hors de leurs limites fixées par les opérationnels, peut être expliquée par une capitalisation inefficiente ou une utilisation inappropriée des connaissances existantes. Les indicateurs MPM peuvent d'une part être utilisés pour déclencher dynamiquement une requête de capitalisation des connaissances, d'autre part pour informer les opérationnels d'utilisations inefficaces des connaissances liés, si les connaissances sont bien capitalisées ; soit à la nature évolutive de la rigueur d'exécution par les intervenants, soit à l'évolution du comportement des équipements et des procédés. Nous avons donc proposé dans la méthodologie proposée (Figure III 1), de surveiller la dérive des indicateurs MPM (Présenté dans la suite de ce chapitre) et l'introduction de deux outils Bayésiens (Présentés aux chapitres IV et V) : O-BN (Operational Bayesian Network) et l'U-BN (Unsupervised Bayesian Network), ayant

respectivement les objectifs suivants : amélioration de l'efficacité de l'utilisation des connaissances existantes et le support des processus de mise à jour des connaissances si nécessaire.

1. Etape 1: Maintenance Performance Measurement (MPM) control

Dans les installations industrielles, les indicateurs MPM et leurs limites de contrôle sont définis par des experts de maintenance, selon le contexte industriel et leurs exigences. Dans la littérature, plusieurs études concentrent leurs recherches sur les indicateurs de MPM. (Simões et al., 2015) ont réalisé une revue de littératures autour des indicateurs MPM ; cet article présente le suivi de l'évolution des MPM comme une importante fonction de maintenance, des ressources, des activités et des pratiques. (Muchiri et al., 2010) quant à eux ont réalisé une revue bibliographique montrant comment les MPM peuvent être utilisés dans le domaine de la gestion de la maintenance industrielle. Ils concluent que les indicateurs MPM utilisés dans une industrie donnée sont directement influencés par l'accomplissement des objectifs de maintenance. De même, (A. Weber & Thomas, 2006) ont élaboré un cadre de travail pour définir les indicateurs (KPI : Key Performance Indicator) pour la gestion de la maintenance en fonction des exigences de gestion de performances physiques et de processus de fiabilité. (Muchiri et al., 2011) démontrent que les indicateurs MPM ne peuvent pas être définis de façon isolée, mais devraient être le résultat d'une analyse minutieuse de l'interaction entre les fonctions de maintenance et d'autres fonctions organisationnelles telles que celles de la production. Les indicateurs de MPM sont classés essentiellement en trois catégories: les indicateurs associés à l'équipement et au procédé de production (par exemple, les capacités d'utilisation, l'OEE, la disponibilité), les indicateurs liés au coût (par exemple le coût de la maintenance direct et indirect par unité de production), et les indicateurs liés aux activités de maintenance en elles-mêmes (par exemple le rapport des interventions préventives et correctives et/ou la durée totale de la maintenance) (Muchiri et al., 2010). Suite à ces recommandations relatives à la définition et l'utilisation pratique des indicateurs MPM, nous avons extrait de la littérature un ensemble d'indicateurs MPM regroupés en quatre catégories, largement acceptées dans l'industrie, et également utilisées dans l'industrie des semi-conducteurs (Figure III 9). L'utilisation de certains de ces indicateurs est présentée ci-dessous au travers du cas d'étude lié aux équipements de l'atelier DIEL.

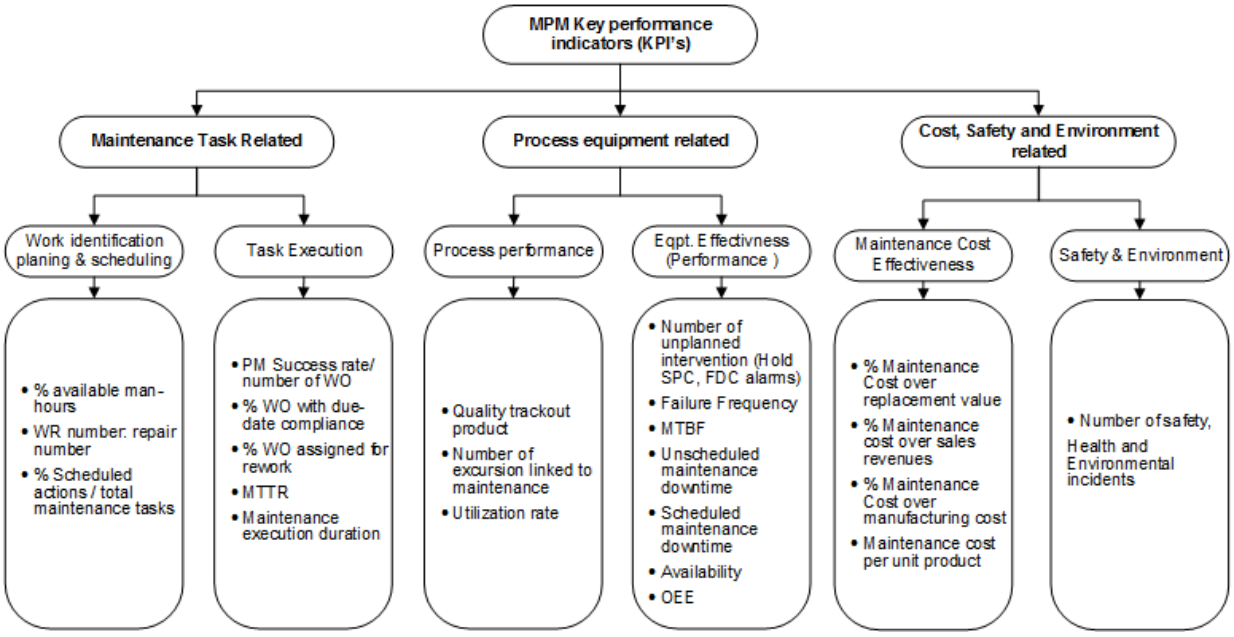


Figure III 9 Indicateurs MPM standards extraits de la littérature et utilisés dans l'industrie de semi-conducteurs (SEMI E79-0200, 2000; A. Weber & Thomas, 2006)

2. Etape 1 : Cas d'étude de DIEL : contrôle des indicateurs MPM

Dans le cas d'étude de l'atelier de dépôt des diélectriques (DIEL), les experts ont défini un ensemble d'indicateurs MPM les plus représentatifs des performances des activités de maintenance à partir de la liste des catégories présentée sur la figure III 9. Ces indicateurs sont alors associés à des limites de contrôle prédéfinies par les experts selon les exigences opérationnelles et économiques. Afin de mettre en exergue la façon d'utiliser les MPM, un exemple de ces indicateurs sélectionnés par les experts pour ce cas d'étude ainsi que les définitions et les formules de calcul associées est présenté sur le tableau ci-après (tableau 1).

Tableau.1. Définition des indicateurs de MPM pour le cas d'étude DIEL (SEMI E79-0200, 2000)

Indicateur MPM	Définition et formule du calcul	Les éléments de perte de productivité
MTTR: Mean Time To Repair	Pour calculer la durée moyenne de maintenance requise pour les temps d'arrêt programmés et imprévus.	Protocole opératoire de maintenance inefficient
Uptime %	100% * (Uptime d'équipement / Temps Total)	Indisponibilité imprévue: défaillances, les dérives de procédé et plan de: PM, qualification, configuration, etc.
Utilization rate %	100%* (Temps des procédés / Uptime d'équipement)	Arrêts Mineurs, les formations hors ligne, les configurations, Engineering, absence de produit ou d'opérateur, etc.
Efficiency rate %	100% * (Temps de production théorique pour les unités réelles/ Temps des procédés)	
Quality rate %	100% * (Temps de production théorique d'unités effectives/ Temps de production théorique pour les unités réelles)	Scrap, rework
OEE: Overall Equipment Efficiency	Uptime % * Utilisation rate % *Efficiency rate %* Qualité rate %	
PM Success rate	Nombre de WorkOrders (WO) réussis de maintenance / totale des WO exécutés	Protocole opératoire de maintenance inefficace et/ou inadapté

En pratique, ces indicateurs MPM sont contrôlés à différentes fréquences d'échantillonnage en fonction de l'historique de variabilité de chaque indicateur et de leur impact sur la performance globale. Les limites de contrôle peuvent être également modifiées pour s'adapter aux exigences économiques et opérationnelles au contexte industriel. Dans le cas d'étude des équipements de DIEL, des rapports quotidiens, hebdomadaires, mensuels (figure III 10-a) ou trimestriels (figure III 10-b) sont générés pour surveiller l'efficacité de la maintenance et son effet sur la performance globale de la ligne de production. Le fait qu'un indicateur ou un groupe d'indicateurs soit en dehors des limites fixées souligne une inefficacité des activités de maintenance qui influence le comportement des équipements et potentiellement la qualité des produits. Ces dérives peuvent être expliquées par deux raisons : d'une part, les savoirs et savoir-faire existants sont mal exploités et utilisés par les opérationnels, d'autre part, ces connaissances (savoir et savoir-faire) capitalisées dans les procédures de maintenance, les plans de contrôle de détection des défaillances sont obsolètes et méritent d'être mises à jour pour faire face à l'évolution de l'environnement.

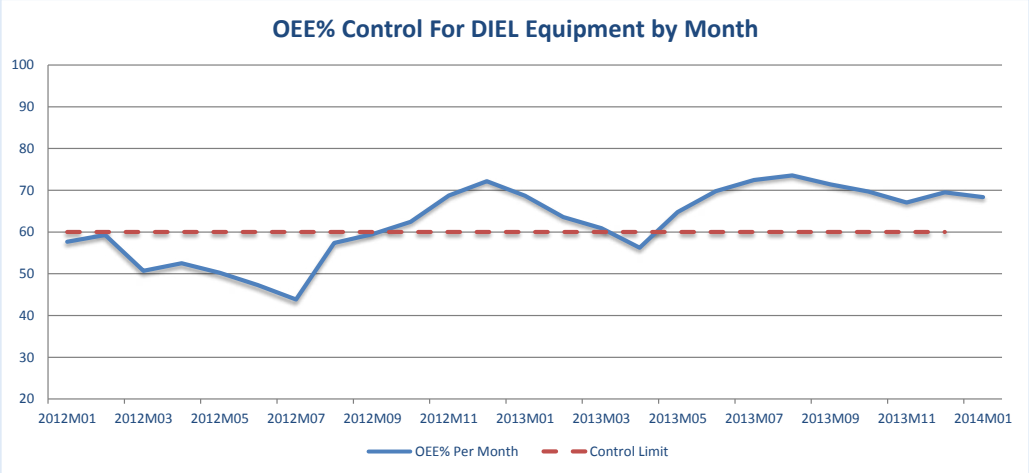


Figure III 10 a Variation mensuelle de l'indicateur OEE%

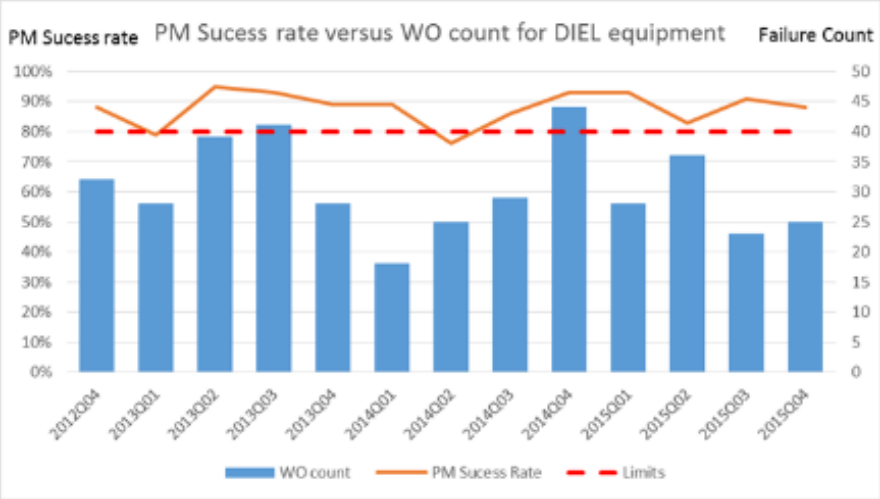


Figure III 10 b Variation trimestrielle de l'indicateur PM success rate

IV. CONCLUSION

Une méthodologie globale basée sur l'analyse AMDEC a été présentée dans ce chapitre pour répondre aux questions de recherche. Cette méthodologie est structurée selon trois étapes qui traitent successivement : de la problématique de capitalisation et d'utilisation adéquate des connaissances d'experts, de l'évaluation de la précision de ces connaissances et enfin du renouvellement et de la mise à jour des connaissances si nécessaire. Dans ce chapitre, une approche de capitalisation des savoirs et savoir-faire d'expert à l'aide du processus AMDEC est proposée dans le cadre d'une analyse rationnelle du processus industriel OMF. Cette approche consiste à capitaliser les connaissances des experts afin de concevoir des procédures opérationnelles unifiées.

Un exemple d'application de cette approche sur un cas d'étude industriel de conception d'une procédure de maintenance préventive de nettoyage d'équipement est présenté succinctement dans ce chapitre. Afin d'évaluer la pertinence et l'efficacité d'utilisation des connaissances capitalisées, les mesures de performance de maintenance (MPM) standard sont présentées, et contextualisées grâce à un exemple d'utilisation industrielle.

CHAPITRE IV: APPROCHE BAYÉSIENNE VERS UNE UTILISATION EFFICIENTE DES CONNAISSANCES EN MAINTENANCE

Le chapitre précédent a présenté une approche basée sur la méthode AMDEC pour la capitalisation des connaissances existantes en vue d'améliorer la performance des activités de maintenance ; elle s'appuie sur la conception de procédures opératoires unifiées en maintenance. Il a été présenté que les indicateurs de performance des activités de maintenance MPM peuvent dériver au-delà de leurs limites opérationnelles autorisées en cas d'utilisation inappropriée de ces procédures ou d'inadéquation des savoirs et de savoir-faire stockés dans les documents AMDEC ; ces procédures peuvent en effet s'avérer inadaptées à cause du caractère évolutif du contexte industriel. Ce chapitre vise à apporter une solution à ce problème au travers d'une approche bayésienne pour améliorer l'efficacité de l'utilisation des connaissances capitalisées dans les procédures opératoires unifiées durant l'exécution des actions de maintenance. Des exemples d'application de cette approche sur le cas d'étude de l'atelier DIEL sont également présentés. En fin de chapitre, une synthèse de cette contribution avec ses axes d'amélioration est présentée.

I. APPROCHE BAYESIENNE VERS L'EFFICACITE DES ACTIONS DE MAINTENANCE

Une méthodologie basée sur la méthode AMDEC dans le cadre de l'approche OMF a été présentée dans le chapitre précèdent pour répondre à la première question de recherche « comment capitaliser les savoirs et les savoir-faire des experts afin de réduire la variabilité des dérives d'équipements et/ou de procédés dans un contexte dynamique ? ». La performance opérationnelle (MPM) dépend non seulement de la capitalisation et de l'unification des connaissances des experts, mais aussi de leur bonne utilisation lors des activités opérationnelles, et des capacités à les mettre

à jour à des fréquences appropriées. Le présent chapitre apporte une contribution au processus OMF par une approche bayésienne en vue de répondre à la problématique : « comment assurer l'efficacité de l'exécution des procédures de maintenance prédéfinies à partir des savoirs et savoir-faire capitalisés à l'aide de la méthode AMDEC, dans un contexte industriel contraint par le changement continu des comportements des procédés de fabrication et des équipements ? ». En d'autres termes, comment garantir que les blocs fonctionnels qui forment la procédure opératoire sont bien exécutés par les acteurs humains de maintenance en satisfaisant les critères de valeur associés.

(Masson & Koning, 2001; Rashid et al., 2014) ont constaté que l'efficacité des opérations de maintenance réalisées par les acteurs humains est un facteur clé de la performance industrielle, facteur à considérer avec autant d'attention que la sécurité et la fiabilité des équipements. Selon les statistiques de Boeing, les erreurs de maintenance des systèmes aéronautiques représentent 15% des causes d'accidents mortels de l'aviation (Masson & Koning, 2001).

Cette problématique relative à l'utilisation efficiente des connaissances capitalisées est adressée dans cette thèse par l'introduction d'une approche utilisant les réseaux bayésiens pour supporter et garantir la réalisation efficiente des actions de maintenance. La contribution de cette étude est illustrée dans l'encadré rouge de la méthodologie globale sur la figure IV 1. Elle consiste à accompagner les intervenants humains durant l'exécution des modes opératoires, c'est-à-dire lors de la réalisation de chaque bloc fonctionnel des procédures de maintenance dans le respect des critères de valeurs validant l'exécution correcte de chaque action ou groupe d'actions. Elle consiste à informer les intervenants des effets des actions exécutées grâce à des échanges d'informations entre un système informatisé de gestion de maintenance (GMAO), dans lequel sont enregistrées les données relatives à l'exécution de la procédure et l'état de l'équipement, et un outil bayésien opérationnel (O-BN) qui contient le modèle des connaissances capitalisées, reflet de l'AMDEC. Ceci en vue de permettre aux intervenants de critiquer et améliorer leurs pratiques.

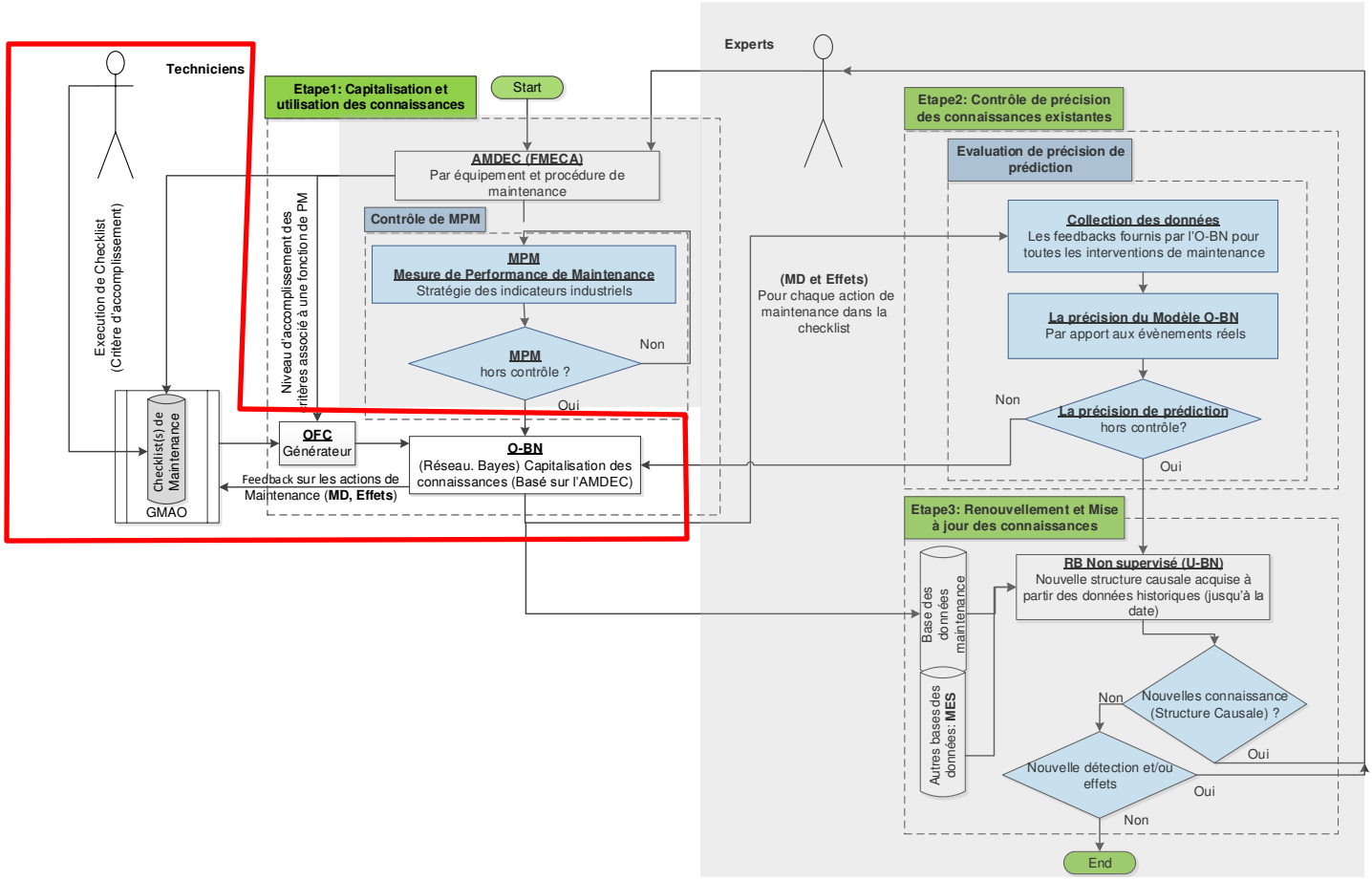


Figure IV 1 Méthodologie opérationnelle pour améliorer l'efficacité des actions de maintenance

Le réseau bayésien est un outil probabiliste qui permet de représenter graphiquement les liens de cause à effet entre les variables. Il permet ainsi grâce à l'inférence probabiliste de déterminer la probabilité conditionnelle d'un évènement, d'un mode de défaillance, ou d'un effet, connaissant les valeurs observées des critères de détection (Naïm et al., 2011). L'outil « Réseaux bayésiens » est choisi pour modéliser les connaissances et le savoir-faire des experts ; ces connaissances capitalisées dans les documents d'AMDEC, sont exprimées par des liens de cause à effet sous forme d'un réseau bayésien opérationnel (O-BN). Ce modèle O-BN représente les dépendances causales entre les fonctions associées aux opérations (actions) de maintenance (objectifs), les critères de valeur (OFC), les modes de défaillances et les effets associés. L'O-BN permet de trouver les modes de défaillance et les effets potentiels sur l'équipement et/ou le produit à partir des valeurs discrétisées des critères de réalisation OFC. Les classes discrétisées liées à chaque critère de valeur sont prédéfinies lors de l'analyse fonctionnelle d'AMDEC pour remplir les fonctions (PM Objectifs) afin de pouvoir suivre l'évolution temporelle des critères de valeur. Ces critères de valeur sont saisis dans le système GMAO comme les réponses des intervenants lorsqu'ils sont associés à des actions réalisées manuellement par les techniciens de maintenance. Ils peuvent aussi être collectés automatiquement par les systèmes de contrôle des paramètres d'équipement FDC

(Fault Detection and Classification) ou des mesures sur le produit SPC (Statistical Process Control). Les valeurs des critères sont ensuite utilisées pour quantifier les valeurs d'OFC selon des niveaux de classes prédéfinies afin de trouver, grâce à un modèle d'inférence bayésienne, les modes de défaillance et les conséquences potentielles des actions de maintenance exécutées. En liaison avec le processus de gestion de connaissance présenté sur la figure IV2 du chapitre précédant, cette approche permet de déduire une information significative et un état de compréhension des conséquences (effets) des actions de maintenance à partir des données brutes. Ce processus permet d'accompagner le processus cognitif et décisionnel des intervenants, et donc, par conséquence, le processus d'amélioration de la performance des activités de maintenance.

Cette proposition vise d'une part à évaluer en temps réel l'efficacité des actions de maintenance selon les valeurs d'OFC, et d'autre part elle permet de soutenir les intervenants pour améliorer la performance des pratiques de maintenance par une information relative aux effets des actions qui impactent la sécurité, la performance des équipements et/ou la qualité du produit. Le fait que les intervenants puissent avoir accès aux conséquences des actions non appropriées, permet d'introduire une notion d'autoformation basée sur la connaissance capitalisée des AMDEC modélisée par l'O-BN, pour améliorer les pratiques.

1. Les réseaux bayésiens

Les réseaux bayésiens sont des outils de modélisation des connaissances en termes de dépendances causales liant des variables incertaines. L'utilisation de ce type d'outils a été initiée par Judea Pearl à la fin des années 80s, pour adresser les problématiques liées aux processus de prise de décision, en prenant en compte l'incertitude des variables à l'aide d'analyses probabilistes (J. Pearl, 1988). Il s'agit d'un formalisme mathématique qui permet la représentation d'une distribution jointe de probabilités sur un ensemble de variables aléatoires.

Un réseau bayésien est un graphe dirigé acyclique (DAG - Directed Acyclic Graph). En effet, la structure causale d'un réseau bayésien est définie comme un graphe G (V, E) qui se compose d'un ensemble de nœuds (V- Variable) représentant les variables aléatoires et/ou déterministes et des arcs orienté (E- Edge) représentant quant à eux les relations de causalité entre les variables (Naïm et al., 2007). Un graphe bayésien est aussi acyclique, ce qui veut dire qu'il ne contient pas de boucles fermées. Un exemple de structure de réseau bayésien est présenté sur la figure IV2 en correspondance avec le cas d'étude industriel d'évaluation de l'efficacité des pratiques de maintenance. Dans cette structure, le lien de causalité du nœud 'D' vers le nœud 'A', signifie que la connaissance de l'état de la variable 'D' peut modifier notre connaissance sur l'état de la variable 'A'. L'effet des nœuds parents (les variables en amont de la flèche orientée) sur les nœuds enfants (la variable en aval de la flèche orienté) est quantifié par une table de probabilités conditionnelles (CPT - Conditional Probability Table) associée à chaque nœud, comme exposé sur la figure IV2

ci-dessous. Le calcul de ces tables (CPT) repose sur l'utilisation d'un algorithme d'inférence probabiliste basé sur le théorème de Tomas Bayes de calcul de probabilités conditionnelles (1702-1761) ; il est présenté dans l'équation 1 (Peter, 2012).

$$P(A|D) = \frac{P(A,D)}{P(D)} = \frac{P(D|A)P(A)}{P(D)} \quad \text{(Equation 1)}$$

Le formalisme de Bayes de l'équation 1 peut être lu de la manière suivante : la probabilité de A (mode de défaillance), sachant que l'événement D a eu lieu.

Les réseaux bayésiens sont largement utilisés dans différentes applications comme le diagnostic et le pronostic grâce au calcul des probabilités conditionnelles jointes en appliquant la formule exposé dans l'équation 2 (Naïm et al., 2011). Notons ainsi que l'observation d'une ou de plusieurs causes ne conduit pas systématiquement à l'effet ou aux effets qui en dépendent, mais elle modifie uniquement la probabilité de leur apparition.

$$P(V_1 = v_1, ..., V_n = v_n) = \prod_{i=1}^{n} P(V_i = v_i / Parents(V_i)) \quad \text{(Equation 2)}$$

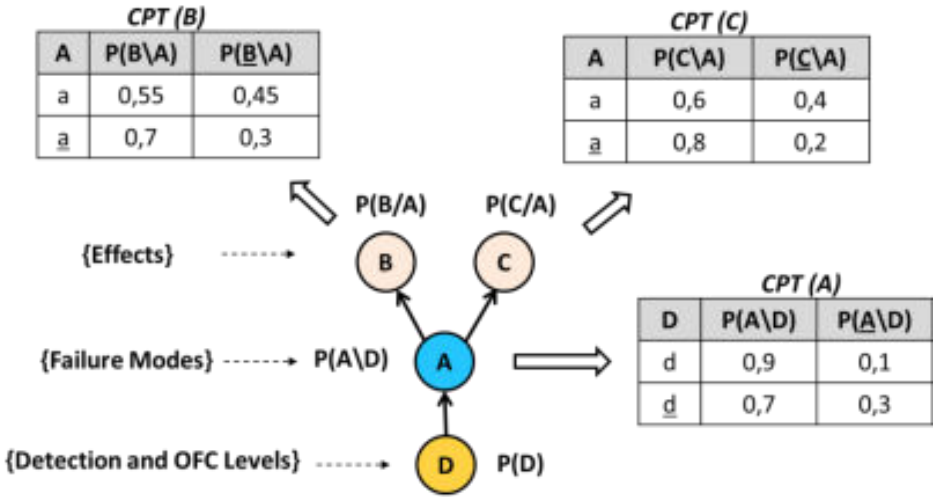


Figure IV 2 Exemple d'un réseau bayésien avec les tables des probabilités conditionnelles (CPT) associées

Grâce à sa capacité à modéliser les connaissances en termes de liens causaux et de raisonnements sous incertitude, les réseaux bayésiens sont largement utilisés comme des outils d'aide à la décision. (Bouaziz et al., 2013; Weber & Jouffe, 2006) ont utilisé les RB pour la surveillance dynamique de l'état de santé des équipements et du diagnostic de panne, afin de supporter le déploiement de la stratégie de maintenance conditionnelle (CBM) dans les industries complexes (par exemple l'industrie d'aéronautique et des semi-conducteurs). (Lee et al., 2014) a proposé une méthode à base de réseaux bayésiens pour convertir des données brutes en informations de

pronostic et ainsi aider à la prise de décision en maintenance. Les réseaux sont aussi utilisés pour des applications de diagnostic permettant la classification des défaillances et de leurs causes (Verron, Li, & Tiplica, 2010).

1.1. L'indépendance causale

L'indépendance causale signifie qu'une variable (nœud) est conditionnellement indépendante de ses non-descendants étant donnés ses parents. Prenons l'exemple de la branche formée par les variables (A), (B) et (C) à partir de la structure présentée sur la figure IV2 ci-dessus. L'effet (B) est conditionnellement indépendant de l'effet (C) sachant le mode de défaillance (A) si et seulement si P (B/C, A) = P (B/A) (Dawid, 1979). Autrement dit, cette propriété traduit le fait que l'état de (C) n'impacte pas (ne change pas notre connaissance de) l'état de (B) pour un état (A) donné. Cette propriété est fondamentale dans la phase de construction des réseaux Bayésiens. L'exploitation des indépendances conditionnelles permet de simplifier la structure graphique et ainsi de limiter les calculs de probabilités dans la structure causale en utilisant la formule de l'équation 2 ci-avant. L'utilisation de cette propriété permet de limiter le calcul de valeurs de probabilité aux parents de chaque nœud au lieu d'avoir un nombre de calcul augmentant de façon exponentielle si l'on prend en compte toutes les variables du modèle. Dans le cas où les variables du modèle bayésien sont binaires, le nombre des probabilités jointes par CPT est 2^N, où N est le nombre de parents.

1.2. Les étapes de construction d'un Réseau Bayésien

La procédure de construction d'un réseau Bayésien nécessite la réalisation de trois étapes successives, comme illustré sur la figure IV3 ci-après.

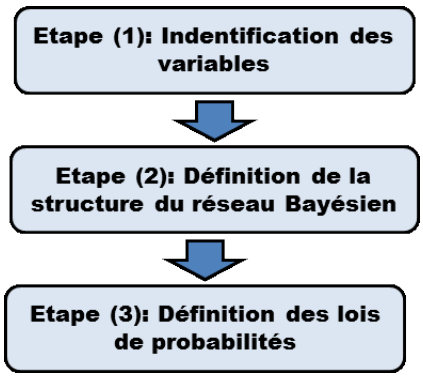


Figure IV 3 Les étapes de construction d'un réseau Bayésien (Bouaziz, 2012; Naïm et al., 2007)

Le processus de construction d'un réseau Bayésien commence par une première étape d'identification des variables ainsi que de leurs états discrets de variation. Cette étape est basée généralement sur les connaissances des experts capitalisées, par exemple dans l'AMDEC selon des classes prédéfinies ; les fonctions, les critères de valeur, les modes de défaillance et les effets. Il est

à noter que cette étape peut aussi être réalisée à l'aide d'algorithmes d'apprentissage automatique, en identifiant à partir des données les variables les plus significatives qui impactent la sortie du modèle comme dans le cas du problème de classification probabiliste (Cheng et al., 2002; Dos Santos et al., 2014).

La seconde étape consiste à définir la structure du réseau bayésien en fonction des liens de dépendances et d'indépendances causales entre les variables identifiées dans la première étape. Cette étape est basée principalement sur la connaissance des experts telles que stockées par exemple dans l'AMDEC. Comme il a été présenté dans le chapitre précédant, l'AMDEC contient la connaissance capitalisée permettant de connaitre les liens entre modes défaillances, causes, effets, et critères de détection. Ces dépendances causales capitalisées dans l'AMDEC peuvent être traduites en graphes causaux qui forment la structure du réseau bayésien. Cette étape peut aussi faire l'objet d'un apprentissage automatique à partir de données historiques, et dans ce cas aussi l'avis des experts est toujours nécessaire pour valider la structure causale graphique.

La dernière étape consiste à évaluer le bien fondé des dépendances conditionnelles entre les variables établissant les tables de probabilités conditionnelles CPT associées aux différents nœuds du modèle bayésien. Dans le cas où les données sont disponibles, l'apprentissage des probabilités peut se faire d'une manière automatique à l'aide d'algorithme d'inférence bayésienne (Bouaziz et al., 2013). Citons par exemple, l'algorithme de maximum vraisemblance (Maximum Likelihood) qui est basé sur l'estimation statistique des probabilités d'un événement à partir du dénombrement de son occurrence (fréquence d'apparition) dans l'ensemble des données utilisées pour l'apprentissage (Heckerman, 1997). L'estimation de la probabilité est alors fournie par la formule de l'équation 3 suivante :

$$P(X_i = x_k \mid Parents(X_i) = x_j) = \frac{N_{i,j,k}}{\sum_k N_{i,j,k}} \qquad \text{(Equation 3)}$$

Avec $\mathbf{N_{i,j,k}}$ le nombre d'occurrences où la variable $\mathbf{X_i}$ prend l'état $\mathbf{x_k}$ et les parents de $\mathbf{X_i}$ prennent l'état $\mathbf{x_j}$.

Dans le cas où les données ne sont pas disponibles pour appliquer la méthode précédente, l'estimation des probabilités conditionnelles des variables peut se faire en collectant l'avis des experts. Pour cela, il est nécessaire tout d'abord de décrire une échelle de probabilités permettant à l'expert d'estimer de manière quantitative ou qualitative la probabilité d'un événement quelconque (Leray, 2006).

1.3. Pourquoi une modélisation Bayésienne

L'objectif de cette étude est d'améliorer la performance des activités de maintenance dans un environnement industriel contraint par le changement fréquent des gammes de production, donnant ainsi un caractère variable et incertain à ce contexte. Pour ces raisons, au-delà de la capitalisation et de l'unification des connaissances et des savoir-faire, leur bonne utilisation durant les interventions de maintenance est un facteur crucial pour la performance industrielle. Nous proposons donc d'utiliser les connaissances des experts sous forme de liens de cause à effet capitalisées à l'aide de l'AMDEC pour supporter les intervenants lors des activités de maintenance.

Dans la littérature, de nombreuses techniques de modélisation des connaissances existent pour supporter le processus de décision telles que les arbres de décision, les réseaux de neurones, les réseaux de Pétri, etc. Dans cette étude, l'approche des réseaux bayésiens a été sélectionnée en raison des nombreux avantages qu'apporte ce type de modélisation en regards des caractéristiques incertaines et variables du contexte d'application. Les principaux avantages de la modélisation bayésienne retenus ici sont :

- Un réseau bayésien (RB) est une représentation graphique à base de flèches orientées, qui reflète l'influence d'un évènement, d'un fait ou d'une variable sur une autre par des liens de causalité de type cause à effet (P. Naïm et al., 2011).
- Les réseaux Bayésiens ont la capacité de permettre la représentation de raisonnements incluant une part d'incertitude par une évaluation probabiliste en utilisant un protocole d'inférence probabiliste tenant compte de la variabilité des conditions réelles, et basé sur le théorème de Bayes (Jensen & Nielsen, 2007; Kjaerulff & Madsen, 2006; Pourret, Naïm, & Marcot, 2008). Cette propriété permet dans le cadre de cette étude d'évaluer l'efficacité des actions de maintenance par identification des modes de défaillances et de leurs conséquences potentielles (effets), dans une réalité d'exécution des actions et de fonctionnement des équipements nécessairement variable.
- Dans le cadre de la modélisation de processus d'aide à la décision ou de gestion de connaissances, les réseaux Bayésiens permettent de combiner plusieurs types de techniques mathématiques ; les statistiques, les probabilités, …
- Les RB permettent aussi de combiner plusieurs types de variables ; aléatoires, déterministes, discrètes ou continues (Liu, 2008), permettant ainsi de modéliser la connaissance sur des variables de types différents.
- Les RB ont une grande flexibilité d'utilisation. En effet, le même modèle graphique peut être utilisé pour des applications diverses, telles que la prédiction des effets potentiels des

défauts ou le diagnostic des défaillances. Ils permettent de réaliser l'inférence des probabilités conditionnelles dans les deux sens de la structure causale, connue sous le nom de « chainage » arrière ou avant (Naïm et al., 2011).

- Grâce à la disponibilité des nombreux algorithmes d'apprentissage de structures causales ainsi que l'utilisation de CPT des nœuds, les modèles RB ne se basent pas uniquement sur les connaissances des experts, mais peuvent aussi être définis à partir des données historiques si elles sont bien structurées.
- Pour les applications industrielles, il existe de nombreux outils de modélisation, d'apprentissage et des RB, ainsi que d'interfaces opérationnelles utilisant les RB, parmi lesquels nous trouvons les logiciels BayesiaLab (Baysia), Probayes, Matlab, Netica, Hugin, Auai (Association for Uncertainty in Artificial Intelligence). Dans cette étude nous avons utilisé le logiciel BayésiaLab 5.0. D'autres types d'outils sont référencés dans la partie bibiliographique.

2. Modélisation de connaissances existantes par un réseau causal (O-BN *Operational Bayesian Network*)

Les dérives des indicateurs de mesure de performance de maintenance MPM peuvent être un signe de l'inefficacité des protocoles de capitalisation et d'utilisation des connaissances existantes ou nouvellement introduites. Afin d'améliorer la performance des activités de maintenance, nous proposons la construction d'un réseau Bayésien opérationnel (O-BN - Operational Bayesian Network) en utilisant les connaissances capitalisées à l'aide de l'AMDEC. Comme expliqué précédemment, le modèle O-BN doit permettre, entre autre, de fournir aux intervenants des retours d'informations (feedback) relatifs aux modes de défaillances potentielles et aux conséquences des actions sur la qualité des produit et la performance des équipements.

2.1. De l'AMDEC au réseau bayésien opérationnel (O-BN)

La structure causale du réseau bayésien opérationnel (O-BN) est définie en accord avec la structure de l'AMDEC où les connaissances des experts sont capitalisées. L'affinité entre l'AMDEC et la structure des graphes causaux comme les réseaux bayésiens est démontrée par (Lee, 2001; Weber et al., 2001). Les réseaux bayésiens sont bien adaptés à l'AMDEC, car ils permettent de décrire les chaînes de causalité (Figure IV4) de façon similaire. Cette structure est composée de quatre catégories de variables, reliées par des liens de cause à effet. L'O-BN représente ainsi les dépendances causales entre les fonctions de la procédure de maintenance, les critères de valeur permettant la vérification des fonctions associées aux actions de maintenance, les modes défaillance en cas non-respect de l'un de ces critères et les effets de mauvaises pratiques de maintenance ou de dérives équipements sur le produit et la performance des équipements. La

définition de la structure de l'O-BN à partir des connaissances des experts stockées dans l'AMDEC est présentée sur la figure IV4 ci-dessous.

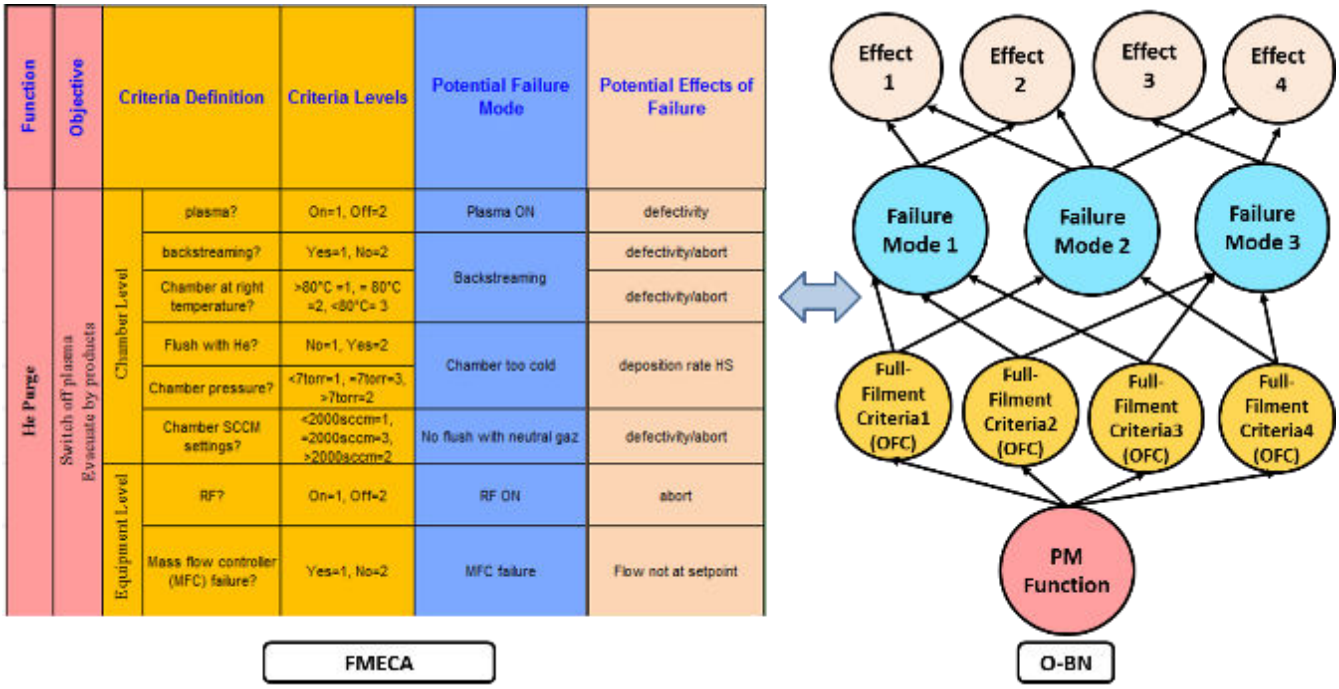


Figure IV 4 Définition de la structure d'O-BN à partir de l'AMDEC

En concordance avec la démarche standard de construction du réseau bayésien, les variables sont identifiées à partir de l'AMDEC selon les catégories prédéfinies (Fonctions, Critères de valeur, Modes de défaillance et Effets). Chaque variable est représentée par un nœud de l'O-BN. De plus, les états de chaque variable sont aussi prédéfinis dans l'AMDEC par des valeurs discrétisées, comme les classes de critères de valeur pour calculer l'OFC. Cette opération de discrétisation permet à l'O-BN d'affiner les probabilités d'incertitudes relatives aux causes et aux modes de défaillances. En effet, définir automatiquement les critères d'échantillonnage et de synchronisation des variables à l'origine des détections, utilisées pour générer les informations permettant d'évaluer le remplissage ou non d'un critère de valeur, peut être en pratique très difficile à réaliser car ils doivent aussi être alignés temporellement avec les processus d'exécution des procédures. La mise en place de l'OFC nous permet de fortement simplifier les protocoles de traitement informatique tout en restant proche de la réalité d'exécution opérationnelle. En effet, les experts ont en général une connaissance des niveaux de variabilités acceptables ou non des critères de valeurs.

Ensuite, la structure des liens de cause à effet est établie à partir des dépendances causales entre les variables comme défini par les experts durant l'analyse AMDEC lors de la phase de capitalisation des connaissances. Enfin, les tables de probabilités conditionnelles sont renseignées automatiquement ou à partir du jugement des experts (García & Gilabert, 2011), et dans ce cas, la

cotation d'occurrence (OCC) de l'AMDEC est utilisée pour représenter la probabilité d'occurrence de chaque mode de défaillance.

2.2. Etape 1 – O-BN et OFC : application au cas d'étude industrielle (DIEL)

Dans la section suivante, nous présentons l'application de la démarche présentée ci-avant pour construire le modèle causal 'O-BN' à partir de l'AMDEC où les connaissances des experts sont capitalisées pour concevoir des procédures de maintenance (PM) unifiées. Dans cette étude, le modèle O-BN représente une partie des blocs fonctionnels de la procédure de maintenance préventive relative au nettoyage du module de procédé des équipements de l'atelier DIEL. La structure de l'O-BN obtenue à partir des connaissances des experts stockées dans l'AMDEC est exposée sur la figure IV5 ci-dessous. Cette structure est obtenue en "mappant" les colonnes de l'AMDEC sur les nœuds de l'O-BN selon les couleurs de chaque catégorie de variable (Fonction de PM, Critères de valeur, Modes de défaillance, Effet). Les nœuds cibles à prédire à l'aide de ce modèle O-BN sont de la catégorie «Effet». Ils permettent d'informer les techniciens sur les conséquences des actions de maintenance durant l'exécution de l'intervention.

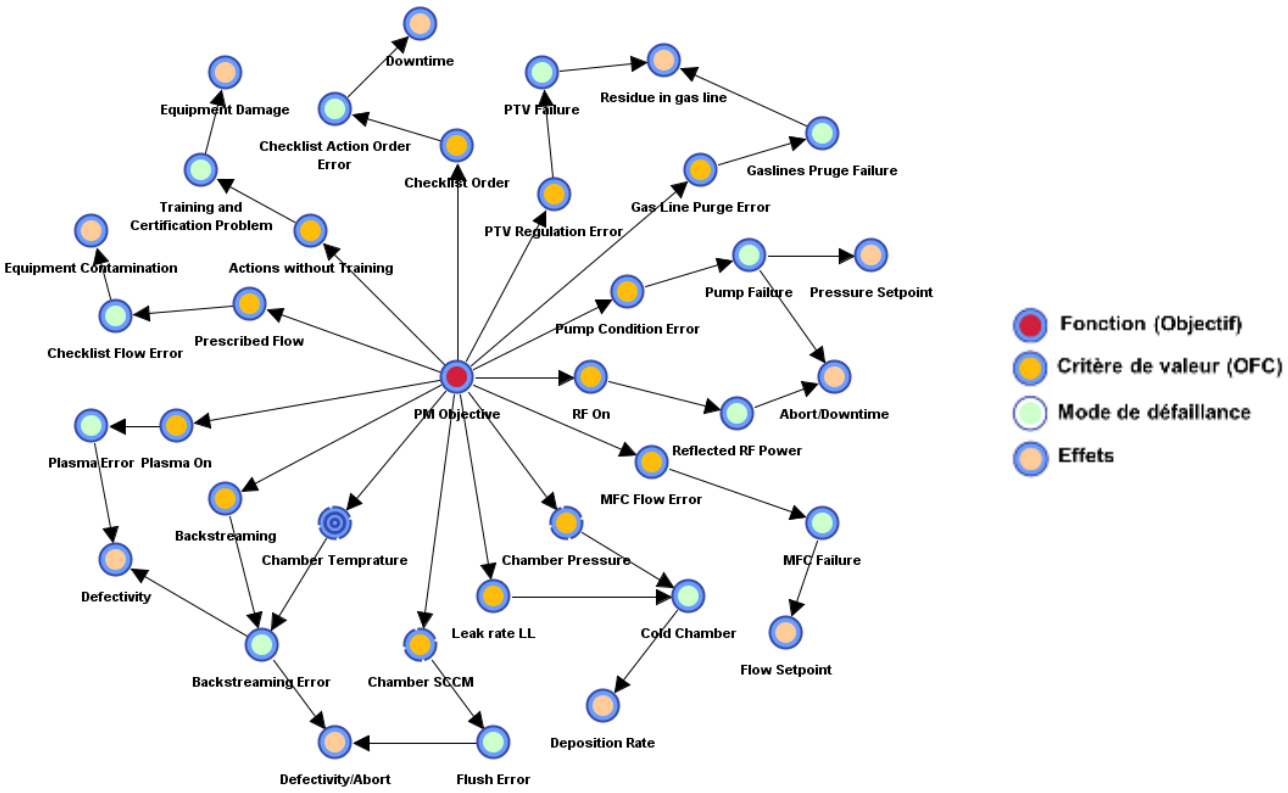


Figure IV 5 O-BN basé sur les connaissances des experts pour évaluer l'efficacité de l'exécution des actions de maintenance

Les CPT associées aux nœuds de l'O-BN peuvent être définies automatiquement (Si les données existantes de façon structurée dans une base de donnée) ou sur la base de la connaissance des

experts (renseignée dans les AMDEC). La figure IV6 présente un exemple d'échelle de probabilité utilisé par les experts pour estimer d'une manière qualitative la probabilité d'un événement quelconque.

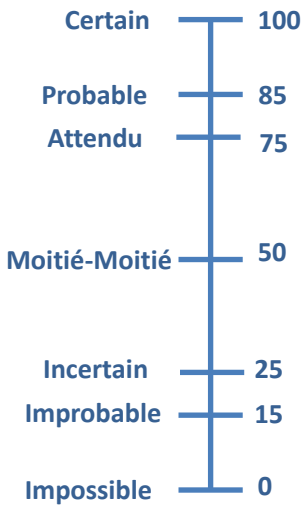


Figure IV 6 Echelle de probabilité pour estimer les CPT des nœuds par les experts

Soulignons ici à nouveau qu'il est préférable, en cas de disponibilité des données historiques bien structurées, que les CPT soient mises à jour et/ou acquises en utilisant un algorithme d'inférence en suivant la démarche de validation croisée 10-Fold (McLachlan et al., 2004).

3. Prédiction à l'aide d'inférence bayésienne

L'O-BN présenté sur la figure IV5 ci-dessus est capable de prédire les conséquences des actions effectuées à l'aide de l'inférence bayésienne, à partir des valeurs des critères d'exécution (OFC) associés à chaque fonction PM (objectif). Ces critères de valeur sont discrétisés en plusieurs niveaux (OFC), tels que définis dans l'AMDEC pour mesurer précisément l'efficacité des actions ou le niveau des critères de valeurs (Détection) enregistrés lors de l'exécution des maintenances. En effet, en appliquant la formule des probabilités jointes (Equation 2) aux différents niveaux du modèle OBN, sachant les valeurs d'OFC liées aux critères de valeur permettant le remplissage de chaque fonction de PM, nous calculons la probabilité des modes de défaillance et des conséquences potentielles de l'intervention.

L'O-BN est connecté au système informatisé de gestion de maintenance GMAO, où les informations relatives aux exécutions des procédures de maintenance (Checklist) sont saisies par les intervenants, notamment les critères de valeurs par classe (OFC) en se basant sur des mesures réelles ou un jugement évaluant la qualité d'exécution. Ces valeurs (OFC) sont utilisées par l'O-BN pour exécuter un calcul d'inférence bayésienne afin de prédire les modes de défaillance en cas

de non-respect de l'un de ces critères et les effets de mauvaises pratiques de maintenance ou de dérives équipements sur le produit et la performance des équipements qui peuvent affecter les indicateurs MPM. Ces informations sont fournies comme des feedbacks aux intervenants, leur permettant d'adapter leurs pratiques afin de remplir les fonctions de la procédure de maintenance et prévenir les actions inadéquates qui peuvent engendrer de conséquences négatives. Cette étape garantit que les connaissances des experts sont correctement utilisées durant l'exécution des procédures opérationnelles de maintenance.

Un exemple d'inférence bayésienne réalisé par le modèle O-BN est présenté sur la figure IV7, il montre la capacité d'O-BN à prédire les effets et les modes de défaillance à partir des valeurs de critères d'exécution OFC associés aux fonctions de la PM. Les critères d'exécution OFC sont évalués selon des niveaux discrets. Cette discrétisation en classe est définie par des limites opérationnel (marge d'erreur) dans la phase d'analyse AMDEC. La détection automatique des défaillances est rendu possible grâce aux systèmes de contrôle FDC à base des indicateurs de multiples indicateurs et limites statistiques calculés à partir des signaux de capteurs. Nous observons sur la figure IV7 qu'en présence de « chamber pressure » > 7,5 Torrs, et en l'absence de « flush with Helium (He) », le mode de défaillance le plus probable est « Cold chamber » (chambre froide) qui influe sur « deposition Rate » (la vitesse de dépôt) du film diélectrique, et donc sur la qualité du produit.

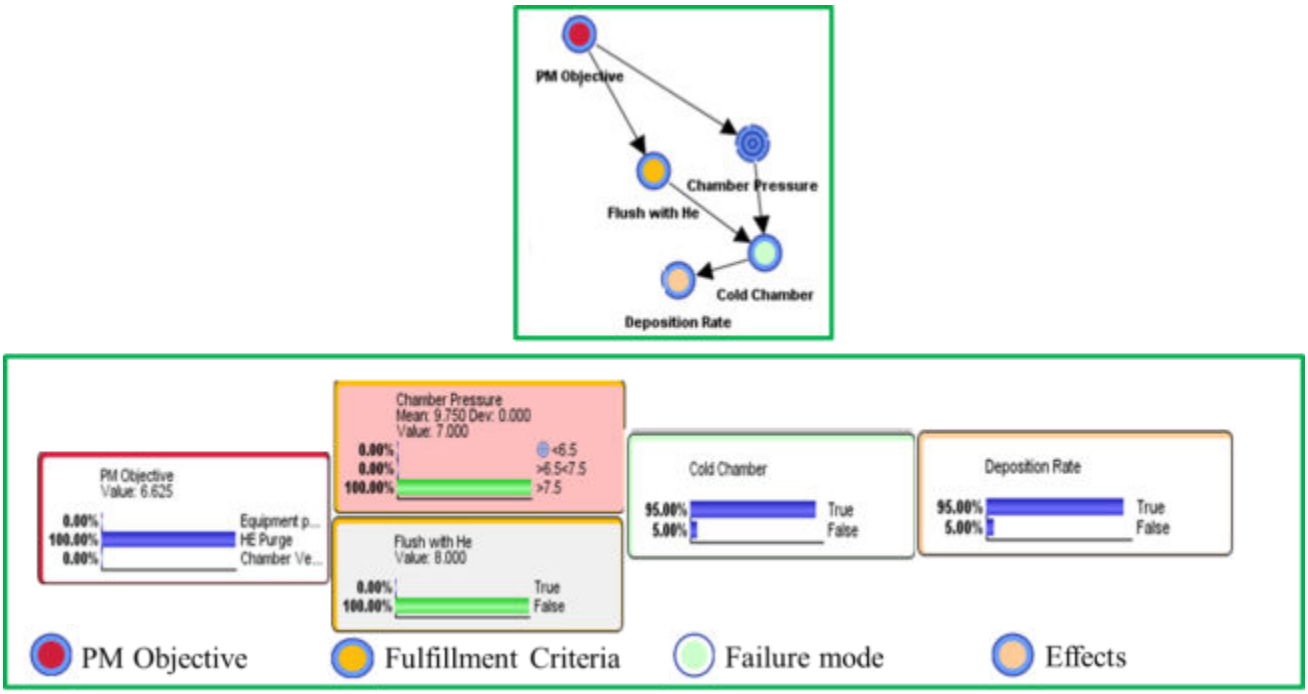


Figure IV 7 Test en condition opérationnelle du modèle O-BN basé sur les connaissances des experts capitalisées dans un AMDEC.

II. CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons proposé d'utiliser une modélisation graphique des connaissances des experts en termes de dépendances causales à l'aide d'un outil probabiliste nommé réseau bayésien opérationnel (O-BN). L'O-BN ci-dessus a démontré qu'il peut capturer l'efficacité des actions de maintenance à partir de critères d'exécution et ainsi fournir des feedbacks aux intervenants sur les conséquences des actions lors de l'intervention de maintenance. La discrétisation des critères de valeurs en classes prédéfinies (OFC) a permis d'améliorer le protocole de contrôle de l'efficacité des actions de maintenance en suivant l'évolution réelle des critères de réalisation d'actions. Grâce à ce résultat, l'inférence probabiliste a montré sa capacité à prendre en compte la variabilité des pratiques de maintenance et donc l'efficacité d'utilisation des connaissances capitalisées dans un contexte incertain.

Néanmoins, l'O-BN proposé dans cette étude possède une structure statique qui est définie strictement à base du jugement des experts. En outre, ce modèle statique ne peut pas prendre en compte l'influence de l'évolution des comportements des équipements et des procédés en raison de fluctuations et d'évolution de mix de produits et de technologies. Par conséquent, en contexte industriel, il faut aussi répondre à la question « comment mettre à jour les connaissances des experts u*tilisées pour concevoir les procédures opérationnelles, ainsi que la structure de l'O*-BN *afin de l'adapter aux changements continu du contexte industriel* ? » : c'est que nous nous proposons de traiter au chapitre suivant.

CHAPITRE V: APPROCHE BAYÉSIENNE, VERS LE RENOUVELLEMENT DYNAMIQUE DES CONNAISSANCES

Le chapitre précédent a présenté une approche qui visait à créer, à partir des connaissances et du savoir-faire des experts, un modèle causal (O-BN) afin d'évaluer l'efficacité des interventions de maintenance pour en améliorer les performances. La structure de ce modèle est définie par les connaissances capitalisées dans des AMDEC, par un protocole qui peut être considéré comme relativement « statique » dans un contexte industriel contraint par l'évolution de mix de produits et de technologies. Les connaissances des experts capitalisées dans les FMECA et utilisées pour concevoir l'O-BN doivent en effet, dans ce type de cadre, être mises à jour régulièrement à des fréquences déterminées par les changements de comportement des équipements et des procédés.

Ce chapitre présente un processus d'amélioration continue basée sur le concept classique de « la roue PDCA de Deming » ; il permet d'accompagner le processus de mise à jour des connaissances capitalisées dans les AMDEC. Ce processus se décompose en deux étapes de notre méthodologie (Figure III.1 dans le chapitre 3) ; le contrôle de précision des connaissances existantes (Etape 2) et la mise à jour des connaissances (Etape 3). Ces étapes permettent d'une part d'évaluer la pertinence des connaissances utilisées pour établir l'O-BN, et d'autre part de capitaliser d'éventuelles nouvelles connaissances en utilisant des algorithmes d'apprentissage non supervisés, appelés U-BN (Unsupervised BN). L'U-BN permet d'analyser l'évolution des liens Détection-Modes de Défaillances-Causes-Effet à partir de données historiques continuellement mises à jour. Un exemple d'application de cette approche sur le cas d'étude de l'atelier DIEL est également présenté. En fin de chapitre, une synthèse des résultats obtenus grâce à la méthodologie proposée dans ce travail de thèse, sera accompagnée de propositions d'améliorations et de recherches pouvant faire l'objet de futurs travaux.

I. LES METHODOLOGIES D'AMELIORATION CONTINUE

La démarche de gestion des connaissances KM (Nonaka, 1994) présentée dans la section II.2 du chapitre 3, repose sur des hypothèses de repérage, de capitalisation et de valorisation des connaissances en assurant un bon usage des savoirs et savoir-faire, mais aussi sur une hypothèse de capacité d'actualisation dynamique des connaissances, ce qui n'a rien d'évident. En effet, dans un contexte industriel dynamique où les gammes de production changeantes induisent une variabilité de comportement des équipements et des procédés, les connaissances des experts et les protocoles opératoires doivent être mis à jour à des fréquences appropriées, comme nous l'avons

déjà souligné. Une telle problématique d'actualisation dynamique des connaissances peut être traitée dans le cadre d'un processus d'amélioration continue dit cycle PDCA (Plan Do Check Act) ou « roue de Deming » présenté dans la section suivante.

1. Le cycle PDCA : « La roue de Deming »

L'adéquation des compétences en termes de connaissances et de savoir-faire aux activités opérationnelles est une exigence constante. W.E. Deming[18] recommande, dans sa méthode « La connaissance approfondie » (The Profound Knowledge), que dans une organisation industrielle les savoirs et le savoir-faire soient renouvelés sans cesse, à tous les niveaux hiérarchiques afin d'améliorer la performance des équipements et la qualité des produits (Chardonnet & Thibaudon, 2003). W.E Deming a introduit, en 1950, un processus d'amélioration continue dit cycle PDCA (Plan, Do, Check, Act), en s'appuyant sur des travaux dans le domaine de la statistique réalisés par W.A Shewhart (Chardonnet & Thibaudon, 2003).

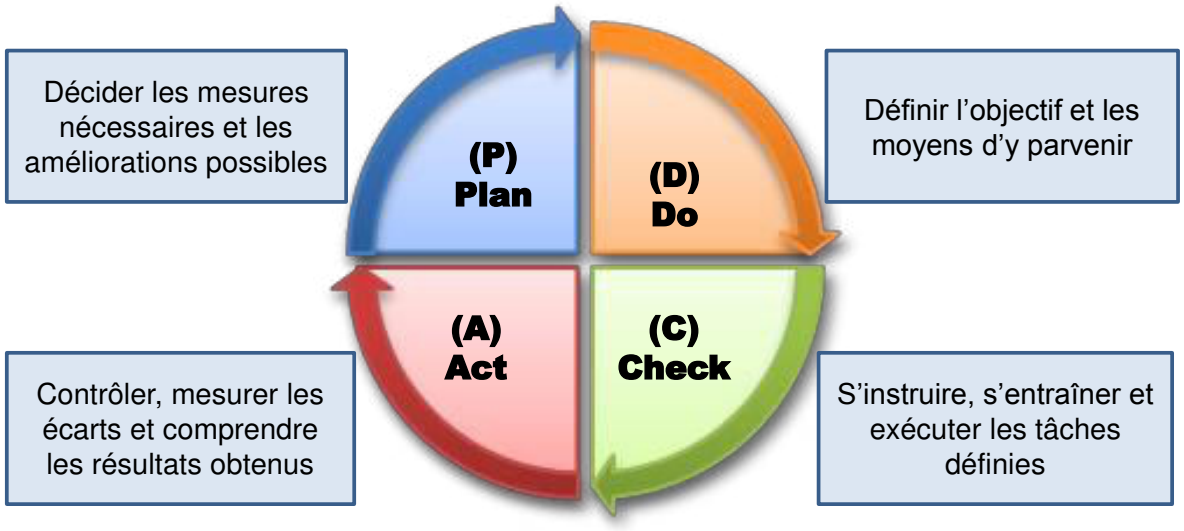


Figure V 1 Le Cycle PDCA du processus d'amélioration continue de W.E Deming

Ce processus sous forme de cycle est constitué de quatre étapes successives, comme illustré sur la figure V 1, il est au cœur de la norme internationale ISO 9000. Dans cette norme, le cycle PDCA est décrit comme un processus qualité qui permet de répondre, entre autres, à la problématique de gestion de l'évolution continue des connaissances et savoir-faire au niveau managérial, technique ou organisationnel (Chiarini, 2011).

[18] William Edward Deming est un statisticien, professeur, auteur, et consultant américain, né en 1900 et décédé en 1993. Son nom est attaché à la notion de qualité et de management.

2. PDCA & gestion dynamique des connaissances

Le processus PDCA se décompose donc en quatre phases :

- **Plan :** cette étape consiste à définir les objectifs attendus en termes de performances opérationnelles, par exemple les objectifs à atteindre en termes de MPM. Elle consiste également à planifier les moyens organisationnels à mettre en œuvre au niveau managérial, opérationnel, afin d'atteindre les objectifs définis, comme par exemple capitaliser les connaissances et le savoir-faire existants.
- **Do :** c'est l'étape de la mise en œuvre effective du plan. Par exemple, utiliser des connaissances et des savoir-faire capitalisés en exécutant les procédures de maintenance.
- **Check :** c'est l'étape d'évaluation des résultats obtenus grâce à la phase de mise en œuvre (Do) en regard des objectifs planifiés en (Plan). On peut ainsi par exemple évaluer la pertinence des connaissances et des savoir-faire en phase d'exécution. En résumé, cette phase permet de mesurer l'écart entre les résultats obtenus et ceux attendus.
- **Act :** en s'appuyant sur les écarts constatés, cette étape consiste à déterminer les axes d'amélioration en vue de planifier de nouvelles actions lors d'une nouvelle phase Plan.

Les Japonais, qui ont été les premiers à adopter l'approche de Deming sur une large échelle, en ont montré l'efficacité après la deuxième guerre mondiale par un redressement spectaculaire de leur industrie. Une phrase, citée par Deming, résume bien l'esprit de cette approche : «Nous commençons par améliorer ce que nous savons faire, mais pas encore suffisamment bien, ensuite nous innovons, ***mais pas l'inverse***».

Dans les chapitres précédents, nous avons présenté grâce à quelques ajustements de l'approche AMDEC et la mise en œuvre de l'O-BN, un processus de capitalisation des connaissances et de vérification de la bonne exécution des connaissances capitalisées. Par ce moyen, nous supportions la phase « Do » du processus PDCA. Nous avons montré aussi que les indicateurs MPM permettaient d'évaluer l'efficacité de l'exécution et donc de supporter la phase « Check » du processus PDCA. Mais pour la phase « Act », il faut confirmer que le mauvais niveau des indicateurs MPM est bien dû à un soucis d'exécution et non à une qualité insuffisante du modèle O-BN et/ou des connaissances capitalisées dans les AMDEC. Ces précisions sont indispensables pour supporter les opérationnels dans la phase « Act » et leur permettre ensuite de planifier les actions adéquates : la mise à jour des AMDEC (et des procédures opératoires associées), de l'O-BN ou pas d'action si les MPM n'en montrent pas la nécessité. Pour atteindre cet objectif, il faut en particulier répondre à la question : « A quel moment et comment renouveler les connaissances pour adapter les procédures opérationnelles dans un contexte de changement continu ? C'est ce qui nous présentons dans les étapes 2 (A quel moment) et 3 (Comment) de notre méthodologie.

II. METHODOLOGIE PROPOSEE POUR LE RENOUVELLEMENT DES CONNAISSANCES

Pour répondre à la question « à quel moment renouveler les connaissances pour adapter les procédures opérationnelles dans un contexte de changement continu », nous proposons une étape 2 de contrôle des connaissances existantes par le biais d'une évaluation de la précision de prédiction du modèle O-BN si les indicateurs MPM le nécessitent (cf. Figure V 2).

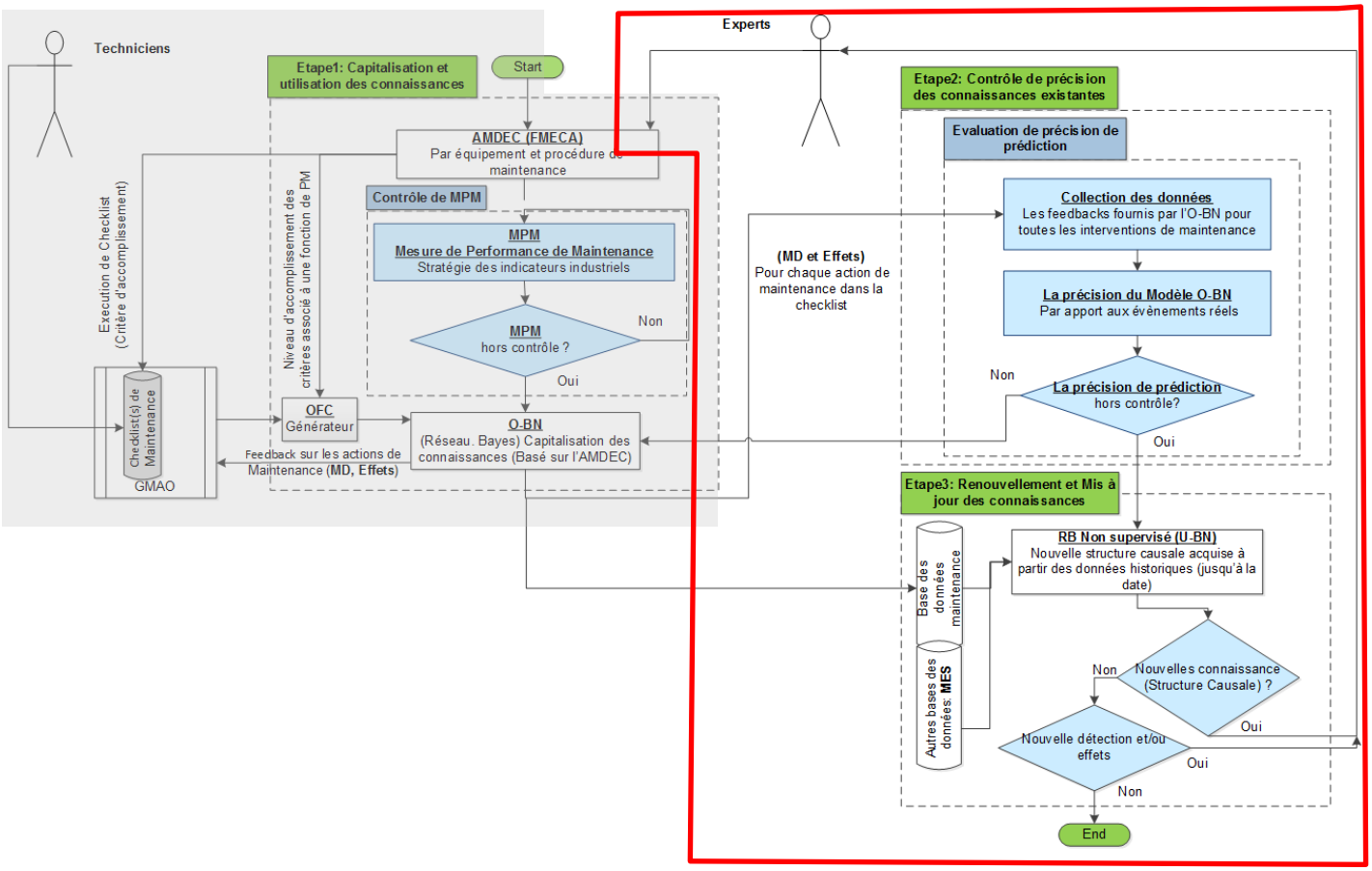


Figure V 2 Méthodologie opérationnelle pour améliorer l'efficacité des actions de maintenance

L'étape 2 est initiée par une phase de collecte de données stockées dans la base maintenance. Ces données historiques sont relatives aux modes de défaillance, aux effets ou les conséquences des pratiques de maintenance sur la fiabilité des équipements et la qualité de produit ainsi qu'un historique complet des informations fournies par l'O-BN. Grâce à la comparaison de ces informations, la précision d'adéquation du modèle d'inférence probabiliste de l'O-BN peut être évaluée en regard des évènements réels, ainsi que ses qualités de prédiction. Si la précision de prédiction n'est pas bonne et que les indicateurs MPM sont mauvais, il faudra initier l'étape 3 de mise à jour des connaissances. Cette étape qui fait aussi partie de la phase « Act » du cycle PDCA,

consiste en un processus d'exploration de nouvelles causalités pour supporter les experts dans leur quête de nouvelles connaissances. Dans un premier temps, un réseau Bayésien non supervisé (U-BN) est utilisé pour repérer les nouvelles causalités, dans les données historiques mises à jour depuis la réalisation de l'O-BN, si de nouveaux liens causaux n'apparaissent pas. Si les données collectées actuellement par l'O-BN et mises à jour ne suffisent pas, il faut étendre la collecte à d'autres bases, mais ce sujet complexe d'intégration d'une extension du nombre de données d'entrée dans l'O-BN n'est pas abordé dans ce travail de thèse.

La structure causale d'un nouveau modèle bayésien est donc acquise à partir de données historiques en utilisant des algorithmes d'apprentissage non supervisé. Ce nouveau modèle causal est nommé réseau bayésien non-supervisé (U-BN - Unsupervised Bayesian Network). La comparaison de la structure causale d'U-BN acquis à partir des données historiques avec celle de l'O-BN conçu à partir des connaissances des experts permet d'identifier de nouvelles orientations des liens causaux. Les changements de causalité identifiés mettent en exergue de nouvelles connaissances potentielles qui sont ensuite validées par les experts avant de les utiliser pour mettre à jour ultérieurement l'AMDEC et les procédures de maintenance. Néanmoins, l'absence des nouvelles causalités, malgré les dérives de MPM et l'imprécision de l'O-BN existant, signifie que les données utilisées pour l'apprentissage sont insuffisantes. Dans ce cas, il est recommandé d'augmenter la dimension du Dataset afin d'introduire de nouveaux nœuds au modèle causal permettant ainsi de souligner des changements au niveau des blocs fonctionnels (Fonctions, Critères de valeur) ou d'identifier de nouveaux événements indésirables liés aux pratiques de maintenance (Mode de défaillance, effets). Cette problématique n'est pas traitée dans ce manuscrit et fera l'objet d'une prochaine publication. Le paragraphe suivant est consacré à la description précise de l'étape 2 : contrôle de la pertinence des connaissances existantes.

1. Etape 2: contrôle de pertinence des connaissances existantes

L'O-BN représente les connaissances des experts sauvegardés dans l'AMDEC en termes de liens causaux entre les fonctions, les critères de valeur associés, les modes de défaillances, et les effets. Grace à sa capacité à supporter le processus de raisonnement sous incertitude par des inférences probabilistes dans une structure causale, l'O-BN permet d'informer les intervenants sur les conséquences de leurs actions afin d'améliorer leur efficacité. Néanmoins, les connaissances, utilisées pour la conception des procédures opératoires et de l'O-BN, peuvent aussi devenir rapidement obsolètes à cause des changements de gammes de production qui conduisent à la variabilité du comportement des équipements et des procédés. Par conséquent, il est nécessaire d'actualiser les connaissances et le savoir-faire des experts à des fréquences appropriées pour les adapter à ces changements. Les dérives des indicateurs MPM sont proposées pour déclencher le contrôle de la pertinence des connaissances capitalisées à l'aide de l'O-BN.

La méthodologie proposée consiste à contrôler la pertinence des connaissances des experts en évaluant la précision des résultats des inférences en utilisant les données historiques des interventions de maintenance. Les données d'entrée sont collectées sur la base de la GMAO fournissant ainsi un historique de toutes les actions de maintenance exécutées. Dans cette étape, la précision de l'O-BN est évaluée par calcul du rapport entre le nombre de bonnes prédictions réalisées par l'O-BN, et le nombre total des prédictions à réaliser par l'O-BN. Tout franchissement du seuil défini par les experts selon des exigences opérationnelles conduit à l'exécution d'un processus de recherches de nouvelles connaissances et de savoir-faire pour mettre à jour les procédures opératoires afin de faire face à l'évolution du contexte.

Dans le cadre du cas d'étude de l'atelier DIEL, afin d'évaluer la précision de l'O-BN conçu à partir des connaissances capitalisées pour la procédure de nettoyage du module de procédé des équipements de cet atelier, un ensemble de données historiques (DATASET) a été collecté à partir du système GMAO. Le DATASET est formé de quatre catégories de données qui alimentent la structure de l'O-BN, comme par exemple ; les fonctions associées aux actions de maintenance, les critères de valeur remplis par les techniciens ou automatiquement lors de l'intervention, les modes de défaillance et les effets observés sur l'équipement ou les produits suite à l'exécution des actions de la procédure. Afin d'évaluer la pertinence des connaissances en termes de causalité formant la structure de l'O-BN, les fonctions et les critères du DATASET sont utilisés par l'O-BN pour prédire les modes de défaillances et les effets potentiels à l'aide de l'inférence bayésienne. Les prédictions (modes de défaillance, effets) trouvées par l'O-BN sont comparées avec les valeurs réelles du DATASET. La précision est évaluée en calculant le rapport (en %) du nombre de prédictions correctes au nombre total de prédictions. Par exemple : la précision du modèle O-BN lors de la dernière évaluation est de 68%.

Le franchissement du seuil de la précision défini par les opérationnels met en évidence la nécessité de mettre à jour les connaissances et les savoir-faire existants. Pour ces raisons, il est important d'extraire de nouveaux liens de cause à effet à partir des données historiques étendues en utilisant des techniques d'apprentissage non-supervisées comme précisé dans le paragraphe suivant.

2. Etape 3 : Mise à jour des connaissances

2.1. Les techniques d'apprentissage non supervisées des structures Bayésiennes (Causales) à partir des données historiques

Les ingénieurs avaient tendance à se plaindre du manque de données disponibles et d'outils pour transformer ces données en informations utiles et suffisantes pour mettre un processus de capitalisation dynamique de connaissances. Récemment, l'évolution technologique des capacités de stockage, des performances des calculateurs numériques, et l'apparition d'une industrie hautement automatisée comme l'industrie de semi-conducteurs, ont permis de gérer

dynamiquement de grands volumes de données, provenant de sources multiples, tels que les signaux des capteurs des équipements, les historiques de maintenance, les indicateurs de performance des lignes de production, les routes des produits, etc. Comme nous l'avons déjà souligné, dans un contexte industriel fortement compétitif, le succès dépend de la capacité à exploiter ces données afin d'en extraire des connaissances utiles (M. K. Shahzad, 2012). Si ces données contiennent des connaissances, c'est-à-dire des informations permettant par un processus d'analyse et de synthèse de faire des liens de cause à effet, elles peuvent permettre la mise à jour dynamique des connaissances des experts. Dans ce cas, la structure causale d'un réseau bayésien peut être déterminée de deux façons ; soit par l'expert, en utilisant des outils d'apprentissage supervisés et les connaissances stockées dans les AMDEC, soit en utilisant des techniques d'apprentissage non supervisé supportant la démarche de recherche de liens causaux à partir des données. Pour ce dernier cas qui nous intéresse ici, la littérature distingue deux grandes familles de méthodes d'apprentissage de structures des modèles graphiques bayésiens : (i) la recherche d'indépendances conditionnelles (ii) la recherche à base de score (Leray & François, 2004). Les méthodes de recherche d'indépendance conditionnelle consistent à évaluer à partir des données, des relations d'indépendance conditionnelle entre toutes les variables (Judea Pearl & Verma, 1992; Spirtes, Glymour, & Scheines, 2000). Dans ce cas, le nombre de tests d'indépendance à réaliser est exponentiel en fonction du nombre de variables et de leurs états discrets. Ceci rend les méthodes de recherche d'indépendances conditionnelles très couteuses en temps de calcul et nous a poussés à ne pas aller dans cette voie dans un premier temps. Les méthodes à base de scores consistent, quant à elles, à quantifier à l'aide d'un score à quel niveau les indépendances conditionnelles d'un réseau bayésien représentent les observations dans les données du DATASET avant de passer à une autre structure du réseau bayésien. Le principe de ces algorithmes est de trouver dans un espace de recherche le graphe causal DAG qui permet l'optimisation de ce score, comme une fonction objectif. L'utilisation de ce type d'algorithme exige de partir d'un graphe initial qui peut être défini par un expert ou aléatoirement. Cette exigence correspond bien à notre cas, puisque l'O-BN est réalisé à partir des connaissances capitalisées dans les AMDEC comme présenté dans les chapitres précédents. Le passage vers un graphe de « voisinage » est ensuite obtenu par modification de ce graphe initial en effectuant des opérations de suppression, d'ajout ou d'inversion de sens d'un arc orienté du graphe. Il existe plusieurs types de scores pouvant être utilisés par les algorithmes de recherche non supervisée ; par exemple, le type MLC (Maximum Likelihood criterion), le type BIC (Bayesian Information Criterion) (Schwarz, 1987), le type MDL (Minimum Description Length) (Rissanen, 1983), etc…

Tous ces scores sont calculés comme une fonction de probabilité conditionnelle d'un graphe G, sachant un ensemble de données D, noté P (G/D) (Margaritis, 2003). Dans cette étude, les algorithmes utilisés sont basés sur la minimisation du score MDL.

Il est important de noter qu'une recherche exhaustive est pratiquement illusoire, vue l'explosion exponentielle du nombre des possibilités de structures en fonction du nombre des variables (Leray & François, 2004). Parmi les remèdes à ce problème, nous trouvons les heuristiques de recherche gloutonne (Chickering, 2002). Cet algorithme classique de recherche gloutonne (Greedy Search) dans l'espace des réseaux bayésiens à partir d'un DATASET commence à initialiser un graphe à base de connaissances a priori ou aléatoirement. Il associe ensuite un score à ce graphe. L'étape suivante consiste à générer à chaque itération des graphes de « voisinage » en effectuant des opérations d'ajout, de suppression ou d'inversion d'arcs, sous une contrainte d'a-cyclicité. La recherche s'arrête quand il n'y a plus aucune opération permettant d'améliorer le score du graphe actuel. Cette propriété conduit l'algorithme de recherche gloutonne à converger vers un optimum local qui est souvent de mauvaise qualité. De plus, cette approche « gaspille » du temps de calcul en réévaluant les scores des graphes de même classe d'équivalence, sachant que deux graphes sont dits équivalents au sens de Markov si et seulement s'ils représentent les mêmes indépendances conditionnelles (cf. la figure V 3). Il existe de meilleures approches contournant ces limites, notamment l'algorithme de classe d'équivalence qui permet la prise en compte d'équivalences de Markov de structures, ou l'algorithme « TABU » qui évite la convergence vers un optimum local.

Dans ce travail, la structure de nos modèles est établie en utilisant deux types d'algorithmes à l'aide de l'outil BayesiaLab 5.0. La structure initiale est apprise en appliquant l'algorithme de 'classe d'équivalence' (EQ) afin de trouver la structure causale qui possède le meilleur score MDL dans les espaces de structures potentielles d'U-BN qui ont les mêmes relations d'indépendances conditionnelles (voir le paragraphe II.2.1). La structure obtenue par EQ est ensuite retraitée à l'aide d'un algorithme de type « TABU » qui permet de compléter la phase EQ en termes de recherche d'espace et de stratégie d'exploration d'un optimum global (voir le paragraphe II.2.2).

2.2. Classe d'équivalence

L'algorithme de classe d'équivalence (EQ) est efficace pour apprendre la structure causale à partir des données historiques (Friedman & Koller, 2003). Il permet de réduire l'espace de recherche en associant un score à un espace qui regroupe des structures équivalentes. En effet, deux réseaux bayésiens B1 et B2 sont considérés équivalents au sens de Markov (B1 équivalent à B2), s'ils représentent les mêmes relations d'indépendances conditionnelles. En d'autres termes, deux structures de réseau bayésien sont équivalentes si l'ensemble des distributions présentées par une structure peut être présenté identiquement par l'autre (Chickering, 2002; Munteanu & Bendou, 2001). La figure V 3 montre un exemple de trois structures B1, B2 et B3 équivalente et une V-structure B4 qui n'est pas équivalente aux trois premières.

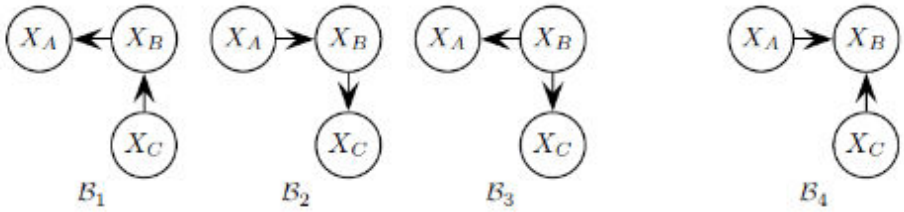


Figure V 3 Exemple des structures bayésiennes équivalentes (B1, B2, B3) et non (B4)

Ci-après une démonstration d'équivalence entre B1 et B2 en utilisant la loi de probabilité jointe :

Selon B1 : $P(X_A, X_B, X_C)_{B1} = P(X_A \mid X_B) * P(X_B \mid X_C) * P(X_C)$

Selon B2 : $P(X_A, X_B, X_C)_{B2} = P(X_A) * P(X_B \mid X_A) * P(X_C \mid X_B)$

Mais d'après la définition d'une probabilité conditionnelle,

$P(X_A, X_B) : P(X_A \mid X_B) * P(X_B) = P(X_A) * P(X_B \mid X_A)$

$P(X_C, X_B) : P(X_C \mid X_B) * P(X_B) = P(X_C) * P(X_B \mid X_C)$

Donc

$$P(X_A, X_B, X_C)_{B2} = P(X_A) * P(X_B \mid X_A) * P(X_C \mid X_B)$$
$$= P(X_A \mid X_B) * P(X_B) * P(X_C \mid X_B)$$
$$= P(X_A \mid X_B) * P(X_B \mid X_C) * P(X_C)$$
$$= P(X_A, X_B, X_C)_{B1}$$

La démonstration ci-dessus montre que les réseaux bayésiens B1 et B2 sont équivalents ainsi que B3 en appliquant le même type de calcul. Par contre, ces trois structures ne sont pas équivalentes à la structure B4. En effet, nous avons $P(X_A, X_B, X_C)_{B4} = P(X_A) * P(X_C) * P(X_B \mid X_A, X_C)$, mais le terme $P(X_B \mid X_A, X_C)$ ne peut pas se simplifier.

L'algorithme de recherche utilisé EQ considère une classe d'équivalence comme l'ensemble des réseaux bayésiens qui sont tous équivalents au sens de Markov. Cette classe d'équivalence peut être représentée par un graphe acyclique partiellement dirigés (PDAG- Partialy DAG) qui a la même structure que tous les réseaux équivalents, mais pour lequel les arcs réversibles (n'appartenant pas à des V-structures, ou dont l'inversion ne génère pas de V-structure) sont remplacés par des arêtes non orientées (Leray & François, 2004). Ce graphe partiellement dirigé (PDAG) ainsi obtenu est nommé aussi graphe complété (CPDAG) ou graphe essentiel. Donc, un score unique peut-être associé à tous les réseaux d'une même classe d'équivalence.

Comme illustré sur la figure V 4, pour que l'algorithme EQ passe d'une classe d'équivalence à une autre, il faudra réaliser de nombreux mouvements au sein de la même classe d'équivalence. Ceci consiste à appliquer des opérateurs de suppression, d'ajout ou d'inversion de direction d'arcs

en respectant la contrainte d'acyclicité. Ces opérations permettent de modifier l'espace de recherche et d'éviter la convergence vers un optimum local (Chickering, 2002). L'orientation des arcs du PDAG est retardée jusqu'à ce que les interactions entre les arcs rendent possible le choix d'une direction sur la base de scores. Le graphe complètement orienté DAG résultant est connu comme « une extension consistante de PDAG ». Comme les graphiques partiellement dirigés PDAG obtenus peuvent être interprétés comme des classes d'équivalence, cette solution consiste en une modification de l'espace de recherche : quand tout EQ est exploré, un réseau avec le meilleur score est choisi comme la structure finale.

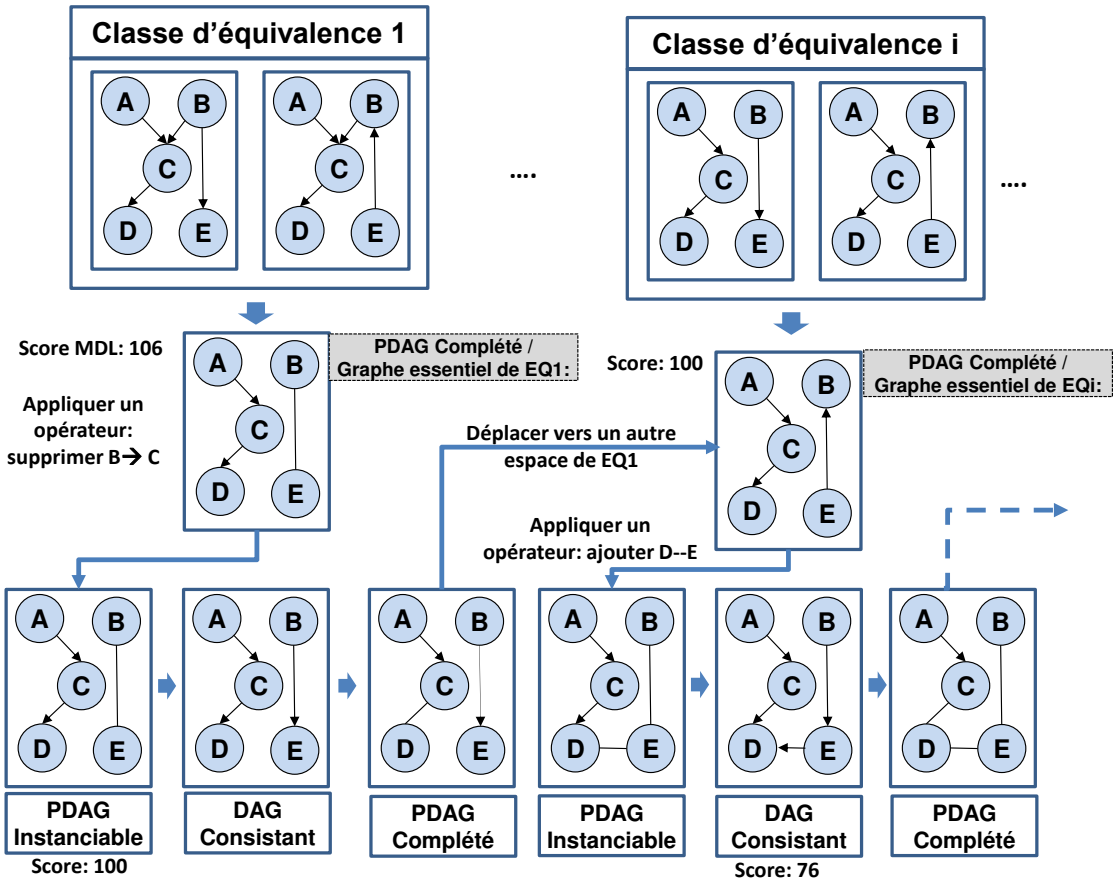


Figure V 4 Illustration de la méthode de recherche de classes d'équivalences EQ (Abu-Samah et al., 2015)

2.3. Algorithme de recherche des structures causales « TABU »

L'algorithme de type « TABU » est une forme améliorée de l'algorithme de recherche gloutonne (Greedy Search) qui vise à échapper à la convergence vers un optimum local dans l'espace de recherche de tous les DAG en sélectionnant la solution qui optimise la fonction objective (MDL). La re-sélection immédiate d'un optimum local qui vient d'être visité, est empêchée par le maintien d'une liste de solutions (de taille prédéfinie précisée) qui sont interdites, connues par la liste TABU, d'où le nom de cet algorithme de recherche (Acid & Campos, 2003; Glover, 1986). La figure V 5

illustre l'approche : on y remarque les réseaux de type « TABU » encadrés dans des boîtes en pointillé. Les opérateurs de recherche impliqués dans la transformation d'une structure causale DAG à une autre sont l'ajout, la suppression et l'inversion de l'orientation d'un arc. Lorsque des changements suffisants se produisent, mais sans une amélioration du score minimum calculé pendant la recherche, l'algorithme se termine en indiquant la structure possédant le meilleur score. Cette approche nécessite généralement la mise en œuvre d'un processus de redémarrage aléatoire pour trouver la solution optimale. Cependant, l'utilisation du réseau final d'EQ permet de réduire largement le nombre de redémarrages ainsi que la taille de la liste « TABU » nécessaire.

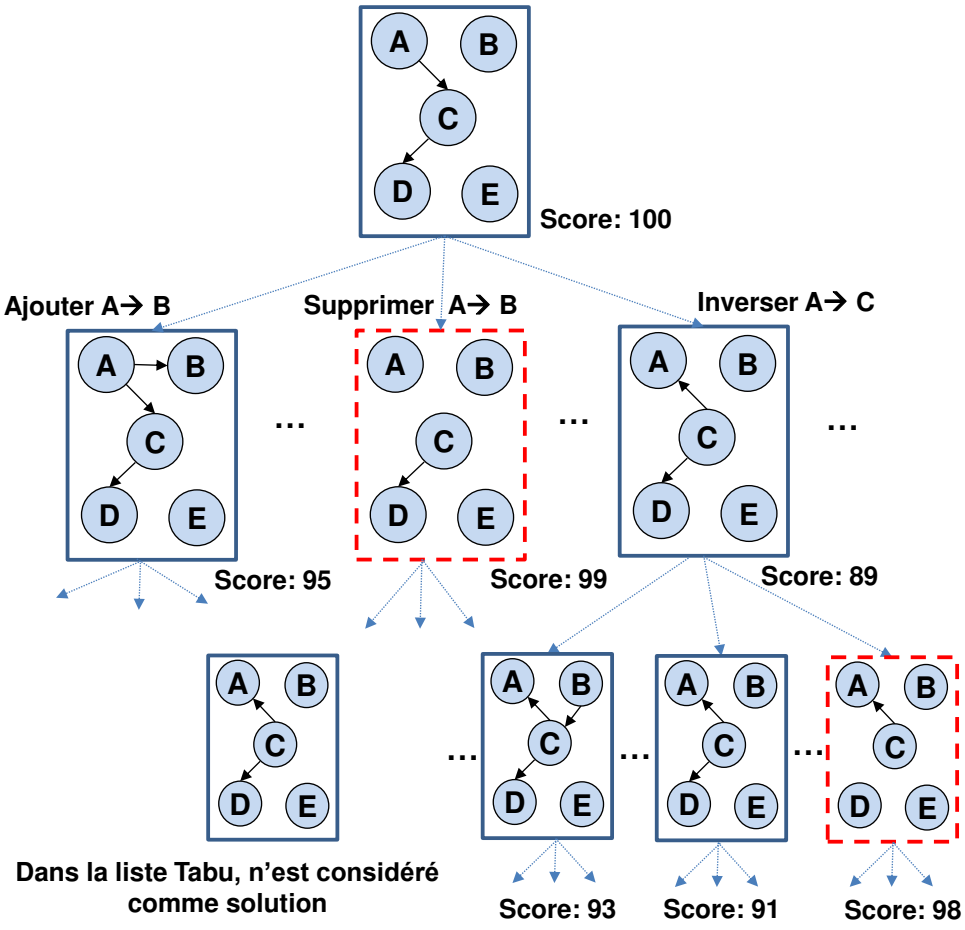


Figure V 5 Illustration de l'approche Tabu pour la recherche de graphe BN (Abu-Samah, Shahzad, & Zamaï, 2015)

On peut conclure cette partie en soulignant le fait que l'algorithme de recherche « TABU » est plus efficace s'il est initié à partir d'une structure initiale définie selon l'avis d'experts (par exemple l'O-BN), et après une étape préliminaire utilisant l'algorithme EQ. Cet algorithme permet ainsi d'améliorer le score MDL. Ces algorithmes d'apprentissage non supervisé des structures causales sont présentés dans l'annexe C.

2.4. Approche proposée pour le renouvellement et la mise à jour des connaissances

Dans la méthodologie que nous présentons, la structure de l'O-BN présentée dans le chapitre précédent est donc définie exclusivement à partir de connaissances des experts capitalisées et unifiées dans les documents AMDEC. Nous venons de voir que la structure d'un réseau bayésien peut être aussi acquise à partir de données historiques en utilisant des algorithmes d'apprentissage non supervisés ou semi supervisés qui sont utiles dans la découverte de nouvelles causalités (Heckerman, 1997). Nous proposons donc dans la troisième étape de la méthodologie de traiter la problématique d'actualisation des connaissances des experts suite aux dérives des indicateurs MPM, et la mise en évidence de soucis de pertinence du modèle O-BN. Le processus consiste à mettre en évidence de nouvelles structures causales grâce à l'utilisation d'un réseau Bayésien non supervisé U-BN (Unsupervised Baysian Network). L'U-BN utilise successivement les algorithmes non supervisés de classe d'équivalence (EQ), puis TABU (Abu-Samah, Shahzad, & Zamaï, 2015), pour optimiser et minimiser la longueur de description (MDL) comme une fonction objectif (Lam & Bacchus, 1994). La fonction du score MDL mesure l'adéquation du réseau des causalités obtenues avec les observations dans les données utilisées pour l'apprentissage (Bouckaert, 1993; Rissanen, 1983). Elle est utilisée en tant que critère pour sélectionner la structure qui possède le score le plus bas (la meilleure structure d'U-BN). La comparaison entre la structure de l'U-BN acquise à partir des données et celle de l'O-BN définie par les experts permet de mettre en évidence les nouvelles connaissances en termes de liens de cause à effet. Afin de séparer les connaissances potentielles des fausses causalités, tous les changements de structure de l'U-BN par rapport à l'O-BN seront validés par les experts. En effet, des causalités peuvent être vérifiées statistiquement, mais elles peuvent ne pas être significatives physiquement pour les experts. Les causalités mises en évidence par l'U-BN aident les experts à identifier de nouvelles connaissances potentielles et à envisager un processus de mise à jour de la base de connaissances de l'AMDEC et des procédures opératoires de maintenance associées. Par ce moyen, une étape du cycle PDCA de type « Act » peut être clôturé pour initier une nouvelle étape de type « Plan ».

2.5. Cas d'application d'apprentissage de nouvelles structures causales (U-BN – *Unsupervised Bayesian Network*)

L'approche proposée a été testée sur un cas d'étude relatif à une procédure de maintenance de nettoyage du module de dépôt d'équipements de procédés de l'atelier DIEL. Avant d'appliquer les algorithmes d'apprentissage de la structure causale à partir des données historiques, il a été nécessaire de mettre en œuvre un processus d'extraction, d'alignement et de prétraitement des données collectées depuis des sources multiples. L'ensemble des données (DATASET) utilisées pour l'apprentissage de l'U-BN dans cette étude est composé des données historiques d'exécution de la procédure de maintenance, de données collectées en temps réel sur les équipements comme

par exemple la puissance des générateurs radio-fréquence (RF power), la pression de la chambre de procédé, les températures, les données de métrologie produit (l'épaisseur et l'uniformité de dépôt de diélectrique) etc …. Ces données ont été traitées pour être alignées « temporellement » et décomposées en quatre catégories :

- les données liées aux fonctions associées aux actions de maintenance lors de l'exécution de la procédure,
- les données relatives aux critères de valeur associés à l'exécution permettant la mesure de l'efficacité des actions,
- les données concernant les modes de défaillances et
- les données relatives aux effets induits par les actions.

Pour développer notre protocole de recherche, l'ensemble des données est divisé en deux groupes, 75% des lignes pour l'apprentissage du modèle U-BN et les 25% restantes pour le test.

La structure de l'U-BN présenté (Figure V 6) a été acquise à partir de ce DATASET en exécutant l'algorithme EQ suivi par l'algorithme « TABU » à l'aide de l'outil BaysiaLab 5.0. La recherche EQ est appliquée afin d'obtenir une structure initiale et réduire l'espace de recherche puis, comme expliqué précédemment, afin d'améliorer la solution et d'optimiser davantage le score MDL, l'algorithme TABU est exécuté. Ce processus permet d'acquérir de nouveaux liens causaux par rapport au réseau bayésien opérationnel (O-BN).

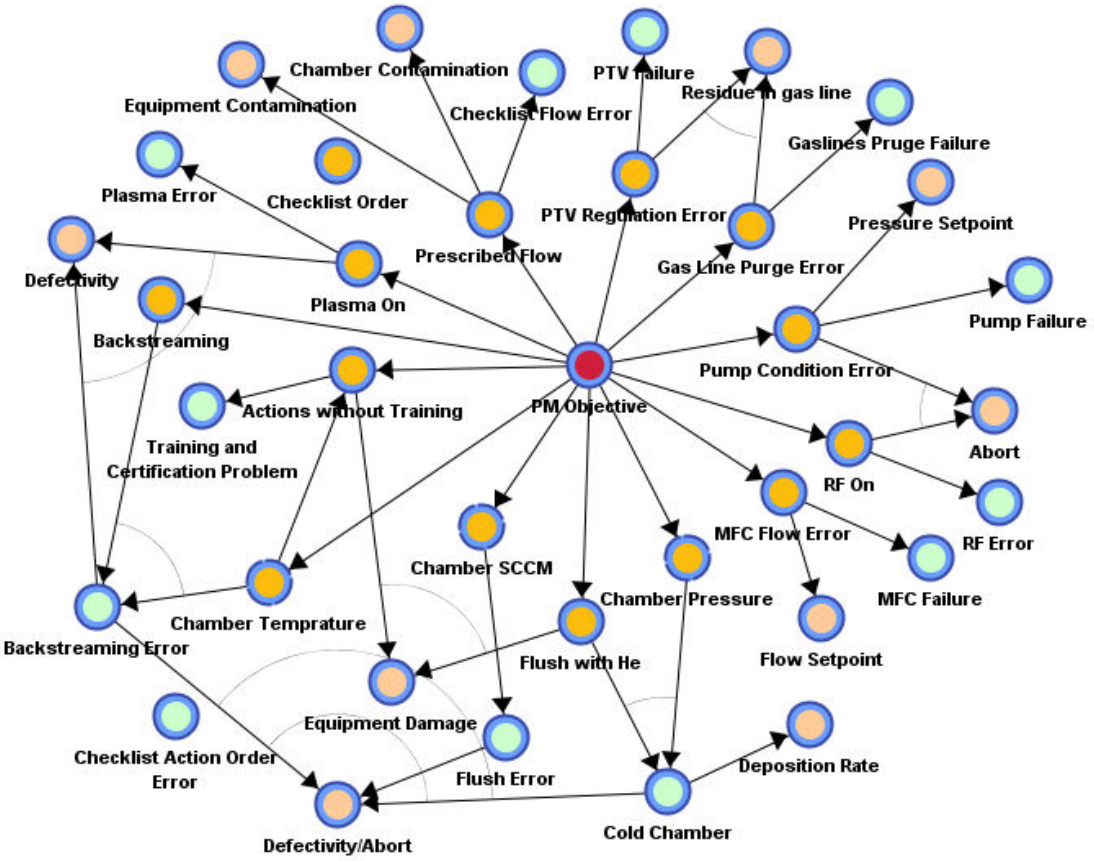


Figure V 6 U-BN acquis à partir des données historiques en utilisant des algorithmes non supervisés

Les nœuds de ce modèle U-BN sont décomposés en quatre catégories affichées selon leur couleur : les fonctions associées aux actions de maintenance en rouge, les nœuds des critères de valeur (à réaliser) en orange, les nœuds des modes de défaillance en bleu, et les nœuds des effets en rose.

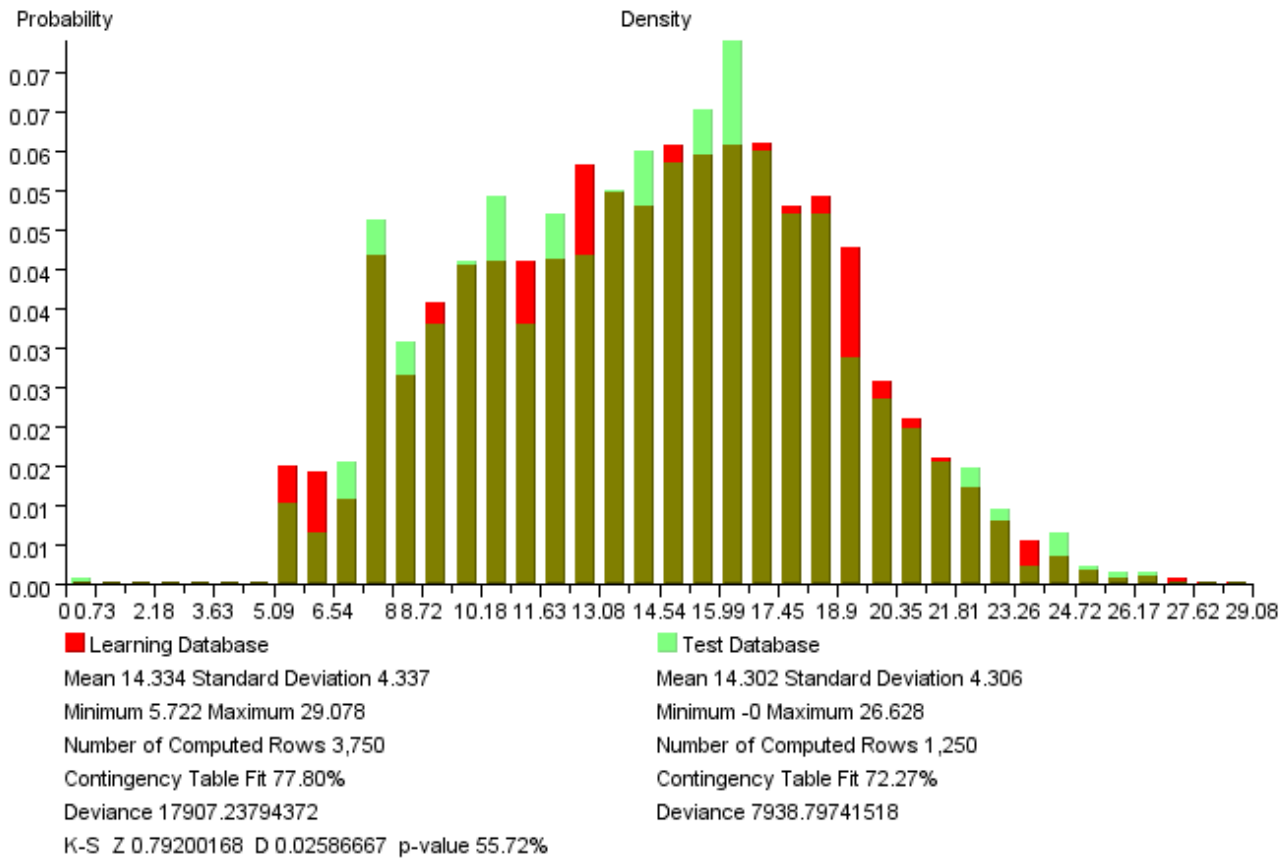


Figure V 7 La table de contingence relative à l'apprentissage de l'U-BN à partir des données

Afin de tester la qualité de la structure de l'U-BN obtenu, le réseau trouvé est ensuite évalué avec les 25% des données réservées au test. Le diagramme de contingence de validation de l'U-BN de cette étude de cas est présenté dans la figure V 7. La table de contingence est utilisée pour représenter le degré de concordance entre la distribution de probabilité jointe du réseau et les données associées. Plus le réseau représente correctement la base de données, plus la valeur tend vers 100%. Les barres rouges représentent la table de contingence de l'U-BN par rapport au 75% de données réservé à l'apprentissage. Les barres vertes représentent quant à elles celle par rapport aux données de test. L'ajustement de contingence de ce modèle se situe entre 72 et 77%, ce qui représente la log-vraisemblance de la distribution de probabilité jointe de l'U-BN avec l'ensemble des données.

3. L'extraction des nouvelles connaissances pour la maintenance

De nouvelles connaissances peuvent être mises en évidence par l'identification des changements des liens causaux en comparant la structure de l'O-BN qui représente les connaissances des experts et la structure de l'U-BN acquise à partir des données (BayesiaLab 5.0). La Figure V 8 illustre la différence d'orientation des arcs causaux de l'U-BN et de l'O-BN, et donc un exemple de changement structurel identifié en termes de liens de causalité.

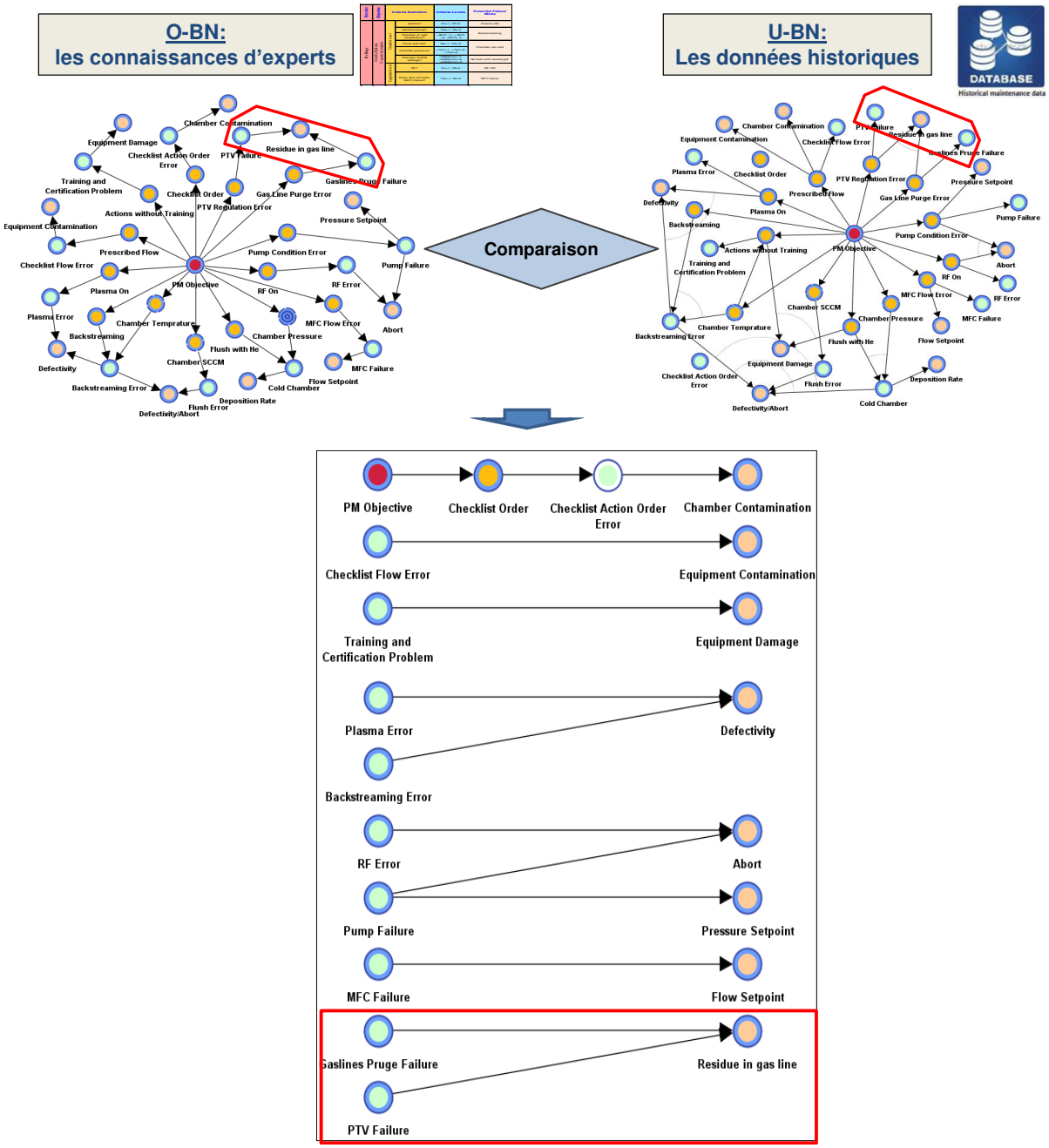


Figure V 8 Différences structurelles entre les modèles RB et la découverte des connaissances

Il est important de noter ici que les deux réseaux bayésiens O-BN et U-BN ont le même ensemble de nœuds, mais différentes orientations des arcs causaux.

Les nouvelles connaissances peuvent être extraites de nouveaux liens de causalité dans le réseau traité de façon non supervisée grâce à de nouvelles données. Par exemple 'Plasma error' et 'Backstreaming error' se trouvent être corrélés avec la défectivité de produit 'Defectivity'. Ce genre de graphe présente donc un grand intérêt pour valider la connaissance, mais aussi pour

assister une démarche de diagnostic permettant un retour rapide en production et, par ce biais, améliorer l'OEE et les couts de maintenance. Nous pouvons aussi observer sur la Figure V 8 que les nœuds encadrés par un rectangle rouge 'Gaslines purge failure' et 'PTV Failure' ne sont plus liés à 'Residue in gaz line' des résidus dans la conduite de gaz, ce qui constitue une nouvelle connaissance qui doit être analysée et validée ou non par les experts.

Les nouvelles causalités significatives pour les experts sont considérées comme de nouvelles connaissances, elles sont utilisées pour mettre à jour l'AMDEC. Les causalités non significatives pour les experts sont rejetées. Finalement, les procédures opératoires de maintenance sont actualisées par les nouvelles connaissances afin d'adapter les pratiques de maintenance avec les évolutions courantes de comportement des équipements et des procédés dans un contexte dynamique.

III. CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons présenté un processus d'amélioration continue basé sur le PDCA (Plan Do Check Act) de Deming pour contrôler et actualiser les connaissances et savoir-faire des experts. Ainsi, une méthodologie bayésienne est proposée qui permet de mettre en exergue des nouvelles causalités non identifiées initialement à l'aide des algorithmes d'apprentissage non supervisés des graphes causaux à partir des données historiques. Le processus d'apprentissage dans cette étude est réalisé en exécutant successivement les algorithmes d'apprentissage non supervisé « classe d'équivalence (EQ) » pour réduire l'espace de recherche et « TABU » pour éviter les optima locaux. Ces algorithmes visent à minimiser le score MDL (Minimum Description Length) comme une fonction objectif. Ce processus permet d'aider les experts, grâce aux nouveaux liens causaux significatifs, à actualiser leurs connaissances et par conséquent, leur permet de mettre à jour les procédures opératoires afin de les adapter à l'évolution du contexte. Cependant, cette méthodologie limite la dimension du réseau U-BN à apprendre les variables qui forment le modèle O-BN défini par les experts. Cette méthodologie supporte ainsi l'identification de nouvelles orientations d'arcs de causalité liant les variables existantes. Ceci permet de signaler des changements aux niveaux de causalité, mais ne permet pas de trouver de nouvelles variables telles que des nouveaux blocs fonctionnels (Fonctions, critères de valeur), modes de défaillance ou des nouveaux effets. Ce sujet n'est pas traité dans le cadre de cette thèse.

CONCLUSION GENERALE

Dans des environnements de haute technologie, la maitrise de la disponibilité des équipements et de la variabilité des performances des procédés reste un défi quotidien pour les industriels ; la mise en place de protocoles de maintenance et de contrôle efficaces peut constituer une réponse à ces défis. Ces protocoles doivent permettre de savoir quoi détecter ou mesurer, quand et comment agir pour réparer ou prévenir les modes de défaillance connus. Cette thèse a été réalisée dans un contexte industriel contraint par un flux de produits et technologique « stressant » qui conduit à une forte variabilité de comportement des équipements et des procédés. Cette thèse est focalisée sur le domaine de la capitalisation, l'utilisation et le renouvellement des savoirs et savoir-faire afin d'améliorer les processus de maintenance et leurs impacts.

L'étude de terrain et l'état de l'art sur la question de l'optimisation du processus de maintenance ont permis de constater la nécessité d'étudier des voies d'amélioration par rapport aux approches classiques de capitalisation des connaissances. Une première question de recherche est dégagée : « comment capitaliser, unifier et partager les connaissances des experts afin de réduire la variabilité dans un contexte industriel dynamique et stressant ? ». Nous avons alors constaté que l'optimisation du processus de maintenance doit s'appuyer non seulement sur la capacité à capitaliser les connaissances relatives à la détection, la prévention ou la réparation des défaillances des équipements, mais aussi sur l'efficacité d'utilisation de ces connaissances durant l'exécution des actions de maintenance. Ainsi, une seconde question a émergé : « comment assurer la bonne *utilisation des connaissances et ainsi améliorer l'efficacité d'exécution des actions de maintenance* en présence de multiples facteurs perturbants ? ». Nous avons aussi constaté l'importance d'accompagner les experts pour renouveler le patrimoine des connaissances en maintenance en vue de mettre à jour les processus opératoires à des fréquences adéquates. Enfin, la troisième question de recherche traitée dans cette thèse est : « comment accompagner les experts dans leur fonction relative à la capitalisation dynamique de nouvelles connaissances en vue de mettre à jour les contenus des outils de gestion du processus de maintenance à des fréquences appropriées ? ».

Pour répondre à ces questions, nous avons proposé une méthodologie basée sur l'analyse AMDEC et les réseaux bayésiens. Cette méthodologie a fait l'objet d'une publication dans le journal Cognition, Technology & Work (Ben Said et al., 2015). Elle traite successivement les trois problématiques précitées relatives à la capitalisation et au renouvellement des connaissances des

experts en maintenance, ainsi qu'à l'efficacité d'utilisation de ces connaissances (savoirs et savoir-faire) lors de l'exécution des actions de maintenance. Cette méthodologie a comme objectif d'optimiser les capacités de production en maitrisant les sources de variabilité de disponibilité d'équipements de production et de métrologie. Cette méthodologie a proposé un processus basé sur l'analyse rationnelle du processus industriel OMF pour capitaliser les savoirs et les savoir-faire d'experts en maintenance en utilisant la méthode AMDEC. Cette analyse fonctionnelle, opérée en utilisant l'AMDEC, permet de déterminer les blocs fonctionnels associés à leurs critères de valeur. De plus, elle permet de collecter les connaissances qui lient les évènements indésirables avec leurs causes, effets, modes de prévention et de détection. Ce processus vise à capitaliser les connaissances des experts afin de concevoir des protocoles opératoires unifiés de maintenance permettant la réduction de la variabilité des pratiques. Or l'environnement très dynamique dans lequel ces connaissances sont exploitées, conduit à mettre en cause leur pertinence. Afin de mettre en évidence les dérives de la pertinence des connaissances capitalisées en termes d'efficacité de leur utilisation, nous avons proposé d'utiliser des mesures permettant de quantifier la performance de la maintenance à l'aide des indicateurs MPM (Maintenance Performance Measurement).

Dans un premier temps, nous avons proposé de modéliser les connaissances capitalisées en termes de dépendances causales à l'aide d'un outil graphique probabiliste nommé réseau bayésien opérationnel (O-BN). L'exploitation de ces connaissances est évaluée par les indicateurs MPM. L'O-BN a montré, grâce à l'inférence probabiliste, sa capacité à capturer l'efficacité des actions de maintenance à partir de valeurs observées de critères d'exécution OFC (Objective Fulfillment Criteria). Il permet ainsi de fournir des feedbacks aux intervenants sur les conséquences des actions exécutées lors de l'intervention de maintenance. Nous avons également proposé de discrétiser les critères de valeurs en classes prédéfinies (OFC) pour avoir une visibilité la plus proche de l'évolution réelle des critères de réalisation d'actions et ainsi de contrôler leur efficacité. L'O-BN a montré sa capacité à évaluer la variabilité des pratiques de maintenance et donc l'efficacité d'utilisation des connaissances capitalisées.

Cette contribution accompagne le processus cognitif des intervenants afin de respecter les critères de réalisation et de renseigner les blocs fonctionnels de maintenance par le biais des feedbacks dynamiques des conséquences potentielles des actions réalisées sur la performance de l'équipement et la qualité du produit. De cette manière, les occurrences de défaillances sont analysées et permettent d'améliorer dynamiquement les bases de connaissances ; ces améliorations sont importantes en raison de l'impact de l'efficacité des actions de maintenance sur la fiabilité de l'équipement et cela garantit également la bonne qualité du produit. Le gain en termes d'occurrences des défaillances peut être observé sur la figure VI 1 suivante. Les valeurs normalisées (Pour des raisons de confidentialité) sont tracées pour 17 modes de défaillances en couleur rouge avant et en vert après le déploiement de la méthodologie proposée dans la ligne de production.

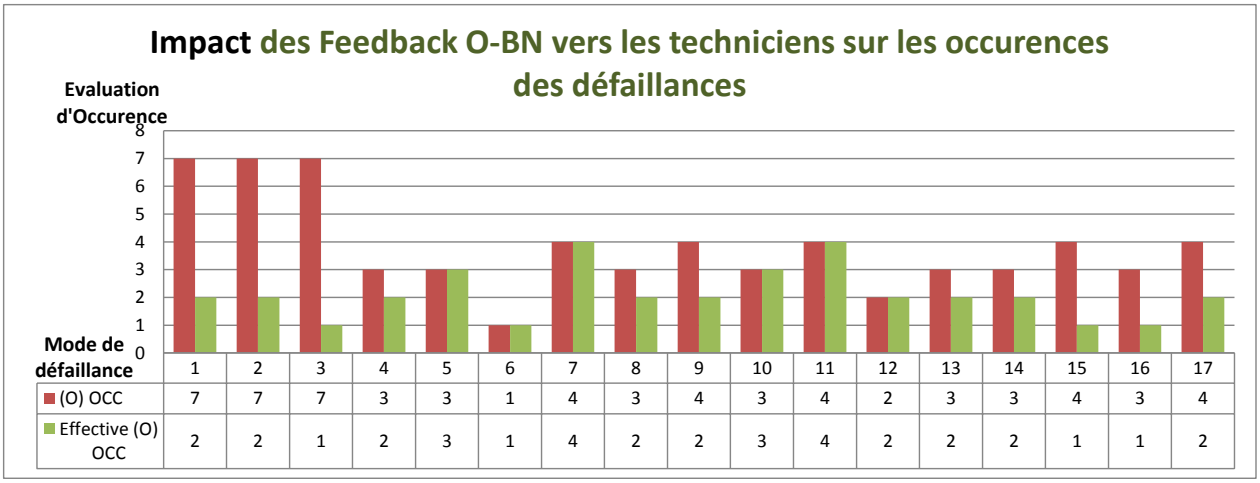


Figure VI 1. Impact des feedback O-BN vers les techniciens sur les occurrences des défaillances

L'O-BN proposé dans cette étude ne permet pas seulement l'évaluation de l'efficacité des actions de maintenance, mais il permet également d'évaluer la pertinence des connaissances qu'il représente sous forme de dépendances causales. Ceci est réalisé en évaluant la précision de prédiction de l'O-BN.

Cette étude a proposé, en cas de dérive de précision de l'O-BN, une approche dynamique pour accompagner les experts dans le renouvellement des connaissances existantes et mettre à jour les procédures opérationnelles associées. Cette proposition consiste à exploiter de nouvelles causalités (nouvelles directions ou orientation des arcs causaux) en « apprenant » un nouveau modèle U-BN (Unsupervised Bayesian Network) à partir de données historiques à l'aide de techniques d'apprentissage non supervisé. Ces causalités de l'U-BN trouvées par apport à la structure définie par les experts représentée par l'O-BN, mettent l'accent sur des liens causaux expliquant les dérives des performances en termes de MPM.

Cette thèse ouvre des voies d'amélioration et des perspectives de recherche :

- afin de tester sa généricité, la méthodologie proposée nécessite d'être appliquée dans d'autres ateliers de l'industrie des semi-conducteurs et/ou autres secteurs industriels de haute technologie à caractère évolutif, comme l'énergie, l'aéronautique, … pour évaluer si notre approche doit être adaptée aux caractéristiques de ces nouveaux contextes.
- Comme nous l'avons mentionné, la variabilité des dérives des équipements et des procédés peut être liée à d'autres sources que l'équipement. Dans cette étude, nous avons traité la problématique de gestion de connaissances et d'efficacité d'exécution des protocoles opératoires en maintenance comme des sources de variabilité. D'autres sources (causes) de variabilité telles que la conception des recettes de production, la conception de produit, …

peuvent potentiellement aussi être traitées en appliquant un processus de capitalisation et de renouvellement de connaissances tel que présenté dans cette thèse.

- La problématique de présentation des informations aux acteurs humains (techniciens et ingénieur) dans un environnement « stressant » est aussi posée. Dans cette thèse, nous avons proposé de fournir aux techniciens des retours d'informations portant sur les conséquences de leurs actions durant l'intervention. Ainsi, une interface homme-machine doit être développée, capable d'interpréter les résultats de prédiction d'O-BN et de montrer les évaluations aux techniciens d'une manière efficace (résultats graphique ou messages textuels). En outre, des recherches sur la présentation à l'aide d'une interface homme machine des nouvelles causalités identifiées pour supporter les experts durant leurs processus de mise à jour des connaissances en fonction des changements de contexte pourraient compléter notre approche.
- D'autre part, la méthode proposée dans le cadre de cette thèse se restreint à l'identification de nouveaux liens de causalité liant un ensemble fixe de variables (nœuds) pour aider les experts à expliquer les dérives des performances en termes de MPM et ainsi mettre à jour les connaissances et les protocoles opératoires en maintenance. Cependant, dans un contexte à évolution continue, de nouveaux modes de défaillances (phénomènes), effets, causes, peuvent apparaitre et doivent être pris en compte. Entre autres, les deux réseaux bayésiens proposés dans notre étude, l'O-BN créé selon le jugement des experts et l'U-BN trouvé à partir des données historiques, possèdent la même dimension et le même ensemble de nœuds (variables). Par conséquent, dans les prochaines études, il serait intéressant d'étendre la dimension de l'ensemble des données utilisées pour l'apprentissage non-supervisé de nouvelle structures étendues de l'U-BN. Ainsi, de nouveaux nœuds pourraient être introduits dans le modèle O-BN, en vue de l'identification de nouveaux liens entre causalités et variables, si les effets subis par le domaine fonctionnel le nécessitent. En effet, la base de connaissances peut être enrichie non seulement par de nouveaux liens causaux, mais aussi par de nouveaux 'effets', 'causes', 'modes de défaillance' ou 'critères de détection' qui n'étaient pas pris en considération par les experts initialement.

En vue de la mise en œuvre industrielle de cette approche, il serait également pertinent de réaliser des recherches approfondies pour développer un système d'information permettant l'illustration d'un protocole dynamique de gestion de connaissances dans l'organisation. Ce système d'information doit gérer les différentes phases du processus de gestion de connaissances (repérer, préserver, valoriser et actualiser) en prenant en compte les contraintes relatives aux domaines des données, de l'informations, des méthodes, des applicatifs logiciels et facteurs humains (experts). A cette fin, une étude initiale a été réalisée pour développer un système d'information agile en utilisant le langage de modélisation UML (M. Shahzad et al., 2016). Ce système d'information a

pour objectifs de contrôler, détecter, évaluer et prédire les dérives potentielles de qualité de produit pour faire face aux causes de ces défaillances. Un outil logiciel a été développé et déployé dans l'industrie (cf. Annexe B).Ce travail a été publié dans une conférence internationale IFAC (MIM) Manufacturing Modelling, Management, and Control (M. Shahzad et al., 2016). En outre en vue de l'application industrielle de notre approche, nous avons proposé dans une publication dans la conférence IFAC (MIM) une méthodologie permettant le soutien des opérationnels dans le processus d'identification de la séquence d'actions de maintenance la plus appropriée à partir d'une liste prédéfinie, ceci en analysant les données d'alarmes des équipements (Ben Said, et al., 2016).

La plus importante contrainte rencontrée dans le processus d'apprentissage des connaissances en exploitant les données historiques de maintenance est l'alignement et le prétraitement de ces données. Afin de simplifier l'accès et l'exploitation des données pour en retirer des informations significatives et des connaissances, nous proposons de développer une ontologie adaptée au contexte industriel. Il est nécessaire également de définir des règles de raisonnement afin de permettre l'interprétation des données et donc extraire des informations utiles pour des applications opérationnelles comme le diagnostic. Nous avons commencé à traiter ce sujet dans le cadre d'un sujet de master réalisé au laboratoire G-SCOP. Un article a été soumis à la revue 'Applied Onthology' (Sylla et al., 2015).

Comme nous l'avons proposé, la fréquence de lancement du processus d'apprentissage de nouvelles structures causales d'U-BN à partir des données historiques dépend des dérives des indicateurs MPM et de la précision de l'O-BN qui reflète les connaissances capitalisées par les experts. Dans cette thèse, les limites et les indicateurs de MPM sont définis par les utilisateurs en fonction des exigences opérationnelles. Nous proposons d'aborder cette problématique et développer une méthodologie permettant le soutien des utilisateurs pour identifier et calculer les limites des indicateurs MPM. Ces limites peuvent être ajustées en fonction de la variabilité observée à partir des données collectées de la ligne de production.

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

13306-X60-319, E. (2001). Norme française. Terminonlogie de la maintenance.

Abu-Samah, A., Shahzad, M. K., & Zamaï, E. (2015). Effective Maintenance by Reducing Failure-Cause Misdiagnosis in Semiconductor Industry (SI). International Journal of Prognostics and Health Management, 6(1), 1–18. Retrieved from https://www.phmsociety.org/node/1556

Abu-Samah, A., Shahzad, M. K., Zamaï, E., & Hubac, S. (2014). Methodology for Integrated Failure-Cause Diagnosis with Bayesian Approach : Application to Semiconductor Manufacturing Equipment. European Conference of the Prognostics and Health Management Society, (i), 1–11.

Abu-Samah, A., Shahzad, M. K., & Zamï, E. (2015). Effective Maintenance by Reducing Failure-Cause Misdiagnosis in Semiconductor Industry (SI). International Journal of Prognostics and Health Management, 6(1), 1–18.

Acid, S., & Campos, L. M. de. (2003). Searching for Bayesian Network Structures in the Space of Restricted Acyclic Partially Directed Graphs. Journal of Artificial Intelligence Research, 2(27), 445–490.

Balmisse, G. (2005). Guide des outils du knowledge management panorama, choix et mise en oeuvre. Vuibert.

Bauer, M., & Craig, I. K. (2008). Economic assessment of advanced process control – A survey and framework. Journal of Process Control, 18(1), 2–18. http://doi.org/10.1016/j.jprocont.2007.05.007

Ben Said, A., Shahzad, M. K., Zamai, E., Hubac, S., & Tollenaere, M. (2014). A Bayesian network based approach to improve the effectiveness of maintenance actions in Semiconductor Industry. In proceeding of European Conference of the Prognostics and Health Management Society (PHME) (pp. 1–11). Nantes, France.

Ben Said, A., Shahzad, M. K., Zamai, E., Hubac, S., & Tollenaere, M. (2015). Experts' knowledge renewal and maintenance actions effectiveness in high-mix low-volume industries, using Bayesian approach. Cognition, Technology & Work, 18(1), 193–213. http://doi.org/10.1007/s10111-015-0354-y

Ben Said, A., Shahzad, M., Zamai, E., Hubac, S., & Tollenaere, M. (2016). Towards proactive maintenance actions scheduling in the Semiconductor Industry (SI) using Bayesian approach. In Manufacturing Modelling, Management, and Control (MIM) (pp. 1–7). Troyes, France.

Bertling, L., Allan, R., & Eriksson, R. (2005). A reliability-centered asset maintenance method for assessing the impact of maintenance in power distribution systems. IEEE Transactions on Power Systems, 20(1), 75–82. http://doi.org/10.1109/TPWRS.2004.840433

Bouaziz, M. F. (2012). *Contribution à la modélisation Bayésienne de l'état de santé d'un système complexe :* Application conducteur à l'industrie du semi-conducteur. Thèse Université de Grenoble.

Bouaziz, M. F., Zamai, E., & Duvivier, F. (2011). Dependability of complex semiconductor systems, 7–12.

Bouaziz, M. F., Zamaï, E., & Duvivier, F. (2013). Towards Bayesian network methodology for predicting the equipment health factor of complex semiconductor systems. International Journal of Production Research, 51(15), 4597–4617. http://doi.org/10.1080/00207543.2013.775525

Bouckaert, R. R. (1993). Probabilistic Network Construction Using the MInimum Description Length Principle. *Symbolic and Quantitative Approaches to Reasoning …*. Springer Berlin Heidelberg. Retrieved from http://www.springerlink.com/index/W7544722GU047767.pdf

Bruseberg, A. (2008). Presenting the value of Human Factors Integration: guidance, arguments and evidence. Cognition, Technology & Work, 10(3), 181–189. http://doi.org/10.1007/s10111-007-0100-1

Busch, H. (2006). Towards the re-use of knowledge in dynamic industrialization processes: case study in the microelectronic domain. Thèse Institut Nationale polytechnique de Grenoble.

Cacciabue, P. C., Mauri, C., & Owen, D. (2003). The development of a model and simulation of an aviation maintenance technician task performance. Cognition, Technology & Work, 5, 229–247. http://doi.org/10.1007/s10111-003-0133-z

Chang, H. J., Song, D. S., Kim, P. J., & Choi, J. Y. (2012). Spatiotemporal Pattern Modeling for Fault Detection and Classification in Semiconductor Manufacturing. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 25(1), 72–82. http://doi.org/10.1109/TSM.2011.2172469

Chang, Y.-H., & Wang, Y.-C. (2010). Significant human risk factors in aircraft maintenance technicians. Safety Science, 48(1), 54–62. http://doi.org/10.1016/j.ssci.2009.05.004

Chardonnet, A., & Thibaudon, D. (2003). Le guide du PDCA de Deming. Progrès Continu et Management.

Chen, K. H., Chen, K. H., Boning, D. S., Boning, D. S., Welsch, R. E., & Welsch, R. E. (2001). Multivariate statistical process control and signature analysis using eigenfactor detection methods. Proceeding of Symposium on the Interface of Computer Science and Statistics, 02139(June), 1–21.

Cheng, J., Greiner, R., Kelly, J., Bell, D., & Liu, W. (2002). Learning Bayesian networks from data : An information-theory based approach, 137, 43–90.

Chiarini, A. (2011). Japanese total quality control, TQM, Deming's system of profound knowledge, BPR, Lean and Six Sigma: Comparison and discussion. International Journal of Lean Six Sigma, 2(4), 332–355. http://doi.org/10.1007/s13398-014-0173-7.2

Chickering, D. M. (2002). Learning equivalence classes of Bayesian-network structures. The Journal of Machine Learning Research, 2, 445–498. http://doi.org/10.1162/153244302760200696

Cocheteux, P. (2010). Contribution à la maintenance proactive par la formalisation du processus de pronostic des performances de systèmes industriels. Université Henri Poincaré , Nancy.

Combacau, M., Berruet, P., Zamï, E., Charbonnaud, P., & Khattab, A. (2000). Supervision and monitoring of production systems. In In proc of MCPL (Vol. 160). Grenoble, France. http://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004

Crocker, J. (1999). Effectiveness of maintenance. Journal of Quality in Maintenance Engineering, 5(4), 307–314. http://doi.org/10.1108/13552519910298064

Dai, W., Maropoulos, P. G., & Zhao, Y. (2013). Reliability modelling and verification of manufacturing processes based on process knowledge management. International Journal of Computer Integrated Manufacturing, (ahead-of-print), 1–14. http://doi.org/10.1080/0951192X.2013.834462

Dawid, A.-P. (1979). Conditional Independence in statistical theory. Journal of the Royal Statistical Society., 41, 1–31.

Deloux, E. (2008). Politiques de maintenance conditionnelle pour un système à dégradation continue soumis à un environnement stressant. Thèse Université de Nantes. Retrieved from https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00348191/

Denson, B., Tang, S., Kurt, G., & Blaignan, V. (2014). An effective and systematic design FMEA approach. In Reliability and Maintainability Symposium (RAMS), 2014 Annual (pp. 1–6). Retrieved from http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=6798488

Deschamps, É. (2007). Diagnostic de Services pour la Reconfiguration Dynamique de Systèmes à Événements Discrets Complexes. Thèse Institut Polytechnique de Grenoble.

Despujols, A. (2004). Optimisation de la maintenance par la fiabilité (OMF). *Techniques de L'ingénieur*, 33(Dossier MT-9310), 0–22.

Dhudshia, V. H. (1997). Semi E10: Equipment reliability, availability and maintainability. Semiconductor International, 20(6), 167–174. http://doi.org/10.1007/s13398-014-0173-7.2

Dos Santos, E. B., Ebecken, N. F. F., Hruschka, E. R., Elkamel, A., & Madhuranthakam, C. M. R. (2014). Bayesian classifiers applied to the Tennessee Eastman process. *Risk Analysis : An Official* Publication of the Society for Risk Analysis, 34(3), 485–97. http://doi.org/10.1111/risa.12112

Duong, Q. B. (2012). *Approche probabiliste pour l'estimation dynamique de la confiance accordée à un* équipement de *production : vers une contribution au diagnostic de services des SED*. Thèse Université de Grenoble.

Eti, M. C., Ogaji, S. O. T., & Probert, S. D. (2006). Reducing the cost of preventive maintenance (PM) through adopting a proactive reliability-focused culture. Applied Energy, 83(11), 1235–1248. http://doi.org/10.1016/j.apenergy.2006.01.002

FD-X60-000. (2002). Maintenance industrielle, Fonction maintenance. AFNOR Normalisation Française., 2002.

Ferrary, M., & Pesqueux, Y. (2006). Management de la connaissance: knowledge management, apprentissage organisationnel et société de la connaissance. Economica., 230.

Flaus, J.-M. (2013). Analyse des risques des systèmes de production industriels et de services: Aspects technologiques et humains. (B. Jean-Paul, Ed.). Lavoisier.

Friedman, N., & Koller, D. (2003). Being Bayesian about network structure. A Bayesian approach to structure discovery in Bayesian networks. Machine Learning, 50, 95–125. http://doi.org/10.1023/A:1020249912095

García, a, & Gilabert, E. (2011). Mapping FMEA into Bayesian networks. International Journal of Performability Engineering, 7(6), 525–537. Retrieved from http://www.scopus.com/inward/record.url?eid=2-s2.0-84861371294&partnerID=40&md5=b1459dce30e385b55da17ede4e10981b

Glover, F. (1986). Paths for Integer Programming and Links to Artificial Interlligence. Computers and Operations Research, 13(5), 533–549. http://doi.org/http://dx.doi.org/10.1016/0305-0548(86)90048-1

He, Q. P., & Wang, J. (2010). Large-scale semiconductor process fault detection using a fast pattern recognition-based method. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 23(2), 194–200. http://doi.org/10.1109/TSM.2010.2041289

Heckerman, D. (1997). Bayesian Networks for Data Mining. Data Mining and Knowledge Discovering, 1, 79–119.

Hermann, M., Pentek, T., & Otto, B. (2015). Design Priniciples for Industrie 4.0 Scenarios: A Literature Review. Working Parper. Technische Universität Dortmund Fakultät Maschinenbau Audi Stiftungslehrstuhl Supply Net Order Management. Retrieved from www.snom.mb.tu-dortmund.de

Hubac, S., & Zamai, E. (2013). Politiques de maintenance équipement en flux de production stressant. *Techniques de l'Ingénieur*, (Dossier AG-3535), 1–24.

ISO 14644-1, E. (1999). . Salles propres et environnements maîtrisés apparentés Partie, 1.

Ison, A., & Spanos, C. J. (1996). Robust fault detection and fault classification of semiconductor manufacturing equipment. Manufacturing. In Proceedings of the 5th International Symposium on Semiconductor, 1–4.

Jakubowski, A., & Lukasiak, L. (2008). CMOS Evolution. Development Limits. Materials Science-Poland, 26(1), 6–20.

Jedidi, N., Sallagoity, P., Roussy, A., & Dauzere-Peres, S. (2011). Feedforward Run-to-Run Control for Reduced Parametric Transistor Variation in CMOS Logic 0.13 \mum Technology. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 24(2), 273–279. Retrieved from 10.1109/TSM.2011.2120910\nhttp://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=aph&AN=60387263&site=ehost-live

Jensen, F., & Nielsen, F. (2007). Bayesian Networks and Decision Graphs. (Second Edi). New York, USA: Springer Verlag.

Jordan, W. (1972). Failure modes, effects and criticality analyses. In Proc. Annu. Reliability Maintainability Symp. pp 30-37. In Annu. Reliability Maintainability Symp (pp. 30–37).

Kjaerulff, U. B., & Madsen, A. L. (2006). Probabilistic Networks for Practitioners — A Guide to Construction and Analysis of Bayesian Networks and Influence Diagrams. Book. Aalborg University.

Krishnamurthy L, Adler R, Buonadonna P, Chhabra J, Flanigan M, Kushalnagar N, Nachman L, Y. M. (2005). Design and deployment of industrial sensor networks: Experiences from a semiconductor plant and the north sea. In In Proceedings of the 3rd international conference on Embedded networked sensor (pp. 02–04). Diego, California, USA.

Kye, H. B., Coonan, B., Carbery, M., Joo, J., Woo, H., Tae, S. L., … Han, W. (2007). Process and chamber health monitoring of plasma enhanced TI deposition process through high performance VI-probe. IEEE International Symposium on Semiconductor Manufacturing Conference Proceedings, 388–391. http://doi.org/10.1109/ISSM.2007.4446841

Lam, W. ., & Bacchus, F. (1994). Using New Data To Refine a Bayesian Network. In Proceedings of the Trenth International Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence, 383–390. http://doi.org/10.1007/s13398-014-0173-7.2

Lasi, H., Fettke, P., Kemper, H. G., Feld, T., & Hoffmann, M. (2014). Industry 4.0. Business and Information Systems Engineering, 6(4), 239–242. http://doi.org/10.1007/s12599-014-0334-4

Lebold, M., & Reichard, K. (2002). OSA-CBM architecture development with emphasis on XML implementations. *... and Reliability Conference ...*, (October). Retrieved from http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.110.4066&rep=rep1&type=pdf

Lee, B. H. (2001). Using Bayes belief networks in industrial FMEA modeling and\nanalysis. Annual Reliability and Maintainability Symposium. 2001 Proceedings. International Symposium on Product Quality and Integrity (Cat. No.01CH37179), 7–15. http://doi.org/10.1109/RAMS.2001.902434

Lee, J., Wu, F., Zhao, W., Ghaffari, M., Liao, L., & Siegel, D. (2014). Prognostics and health management design for rotary machinery systems - Reviews, methodology and applications. Mechanical Systems and Signal Processing, 42(1-2), 314–334. http://doi.org/10.1016/j.ymssp.2013.06.004

Lee, S.-P., Wong, D. S.-H., Sun, C.-I., Chen, W.-H., & Jang, S.-S. (2015). Integrated statistical process control and engineering process control for a manufacturing process with multiple tools and multiple

products. Journal of Industrial and Production Engineering, 32(3), 174–185. http://doi.org/10.1080/21681015.2015.1026419

Leray, P. (2006). Réseaux bayésiens : apprentissage et modélisation de systèmes complexes. Rapport de HDR.

Leray, P., & François, O. (2004). BNT Structure Learning Package : Documentation and Experiments. Structure, 1(November), 1–31. http://doi.org/10.1.1.105.2323

Lin, X. J., Lin, Q., & Zhang, G. N. (2014). Effectivity of Total Productive Maintenance (TPM) in Large Size Organizations – A Case Study in Shandong Lingong. Applied Mechanics and Materials, 701-702, 1249–1252. http://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMM.701-702.1249

Liu, Y. (2008). Predictive modeling for intelligent maintenance in complex semiconductor manufacturing processes. Thèse University of Michigan.

Luo, S. H., & Lee, G. G. (2015). Applying failure mode and effects analysis for successful knowledge management. Total Quality Management & Business Excellence, 26(1-2), 62–75.

MacGregor, J. F., & Kourti, T. (1995). Statistical process control of multivariate processes. Control Engineering Practice, 3(3), 403–414. http://doi.org/10.1016/0967-0661(95)00014-L

Margaritis, D. (2003). Learning Bayesian Network Model Structure from Data. Learning. School of Computer Science Carnegie Mellon University Pittsburgh.

Masson, M., & Koning, Y. (2001). How to Manage Human Error in Aviation Maintenance? The Example of a JAR 66-HF Education and Training Programme. Cognition, Technology & Work, 3, 189–204. http://doi.org/10.1007/s10111-001-8002-0

McKone, K. E., Schroeder, R. G., & Cua, K. O. (1999). Total productive maintenance: a contextual view. Journal of Operations Management, 17(2), 123–144. http://doi.org/10.1016/S0272-6963(98)00039-4

McKone, K. E., Schroeder, R. G., & Cua, K. O. (2001). Impact of total productive maintenance practices on manufacturing performance. Journal of Operations Management, 19(1), 39–58. http://doi.org/10.1016/S0272-6963(00)00030-9

McLachlan, G., Do, K., & Ambroise, C. (2004). Analyzing microarray gene expression data. Wiley.

Mechin, B. (2004). Maintenance Préface. *Techniques de l'Ingénieur*, 33(Dossier MT-9000), 0–8.

Mechin, B. (2005). Formation en maintenance. *Techniques de l'Ingénieur*, 33(Dossier MT-9510), 1–9. http://doi.org/rrr

Medina-Oliva, G., Weber, P., & Iung, B. (2015). Industrial system knowledge formalization to aid decision making in maintenance strategies assessment. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 37, 343–360. http://doi.org/10.1016/j.engappai.2014.09.006

Meihami, B., & Meihami, H. (2014). Knowledge Management a way to gain a competitive advantage in firms (evidence of manufacturing companies). *International Letters of Social and Humanistic …*, 3, 80–91. http://doi.org/10.18052/www.scipress.com/ILSHS.14.80

Micolet, R. (1987). Spectrométrie de masse Circuits MOS - Principe et appareillage. Techniques de *l'Ingénieur*, (Dossier E2430).

Mili, A. (2009). Vers des méthodes fiables de contrôle des procédés par la maîtrise du risque: contribution à la fiabilisa*tion des méthodes de process control d'une unité de Recherche et de* Production de circuits semi-conducteurs. Thèse Institut Nationale polytechnique de Grenoble.

Mili, A., Bassetto, S., Siadat, A., & Tollenaere, M. (2009). Dynamic risk management unveil productivity improvements. Journal of Loss Prevention in the Process Industries, 22(1), 25–34. http://doi.org/10.1016/j.jlp.2008.07.011

Mili, A., Siadat, A., Hubac, S., & Bassetto, S. (2008). Dynamic management of detected factory events and estimated risks using FMECA. In 4th IEEE International Conference on Management of Innovation and Technology (pp. 1204–1209). http://doi.org/10.1109/ICMIT.2008.4654541

Military U.S. (1949). Procedure for performing a failure mode effect and criticality analysis. United states military procedure MIL-P-1629.

Mönch, L., Fowler, J. W., Dauzère-Pérès, S., Mason, S. J., & Rose, O. (2011). A survey of problems, solution techniques, and future challenges in scheduling semiconductor manufacturing operations. Journal of Scheduling, 14(6), 583–599. http://doi.org/10.1007/s10951-010-0222-9

Montgomery, D. C. (2001). Opportunities and challenges for industrial statisticians. Journal of Applied Statistics, 28(3-4), 427–439. http://doi.org/10.1080/02664760120034153

Montmain, J., & Pénalva, J. M. (2003). Etat de l'art sur les théories de la décision et méthodologies de l'approche système, 244.

Moore, G. E. (1995). Lithography and the Future of Moore ' s Law. Electronics, 2437(May), 1–8. http://doi.org/10.1109/N-SSC.2006.4785861

Moore, T., Harner, B., Kestner, G., Baab, C., Stanchfield, J. (2006). Intel's FDC proliferation in 300 mm HVM: Progress and lessons learned. In Proceeding of AEC/APC Symp. XVIII .

Moradi, M., Brunel, S., Vallespir, B., Moradi, M., Brunel, S., & Vallespir, B. (2008). Approche sémantique de la chaîne de valeur ajoutée de la création des connaissances : de la donnée à la capabilité. International Journal of Informartion Technology and Decision Making, 1–15.

Moubray, D. J. (2015). Spectrométrie de masse - Principe Méthode de maintenance basée sur la fiabilité de John Moubray Par : Méthode de maintenance basée sur la fiabilité RCM2 ™ de John Moubray.

Moubray, J., & Lanthier, J. R. (1991). Reliability-centred maintenance. Oxford: Butterworth- Heinemann.

Moyne, J., Del Castillo, E., & Hurwitz, A. M. (2000). Run-to-run control in semiconductor manufacturing . CRC press.

Muchiri, P. N., Pintelon, L., Martin, H., Meyer, A. De, Muchiri, P. N., Pintelon, L., & Martin, H. (2010). Empirical analysis of maintenance performance measurement in Belgian industries. International Journal of Production Research, 48(20), 5905–5924. http://doi.org/10.1080/00207540903160766

Muchiri, P., Pintelon, L., Gelders, L., & Martin, H. (2011). Development of maintenance function performance measurement framework and indicators. International Journal of Production Economics, 131(1), 295–302. http://doi.org/10.1016/j.ijpe.2010.04.039

Munteanu, P., & Bendou, M. (2001). The EQ framework for learning equivalence classes of Bayesian networks. Proceedings 2001 IEEE International Conference on Data Mining, 417–424. http://doi.org/10.1109/ICDM.2001.989547

Mustapha, I., Jusoha, A., & Nora, K. M. (2015). A review on quality management systems maintenance framework based on process based management, Knowledge quality and knowledge self-efficacy. Jurnal Teknologi, 72(4), 7–12. Retrieved from http://www.scopus.com/inward/record.url?eid=2-s2.0-84922295281&partnerID=tZOtx3y1

Naïm, P., Wuillemin, P., Leray, P., Pourret, O., & Becker, A. (2007). Introduction aux réseaux bayésiens. Réseaux Bayesiens, 20–22.

Naïm, P., Wuillemin, H., P., Leray, P., Pourret, O., & Becker, A. (2011). Réseaux bayésiens . (Editions E).

Nair, R., Bhat, H.N., Nageswara, R. G. (2006). Reliability centered maintenance. In Reliability, Safety and Hazard: Advances in Risk-Informed Technology., 37(49), 522–531.

Nonaka, I. (1994). A dynamic theory of organizational Knowledge creation. Organization Science, 5(1), 14–37.

Norme-IEC-191-07-22. (1990). Ensemble des opérations effectuées pour la détection de panne, la localisation de panne et l'identification de la cause de la panne. Commission Electrotechnique Internationale., 1990.

Noyes, D., & Pérès, F. (2007). Analyse des systèmes - Sûreté de fonctionnement. Techniques de *l'Ingénieur*, 33(Dossier: AG3520), 14. http://doi.org/SE4040

Omdahl, T. (1988). Reliability, availability, and maintainability (RAM) dictionary. . Milwaukee (ASQC Quali). United States of America: Milwaukee.

Parida, A., & Kumar, U. (2006). Maintenance performance measurement (MPM): issues and challenges. Journal of Quality in Maintenance Engineering, 12(3), 239–251. http://doi.org/10.1108/13552510610685084

Pearl, J. (1988). Probabilistic Reasoning in Intelligent *Systems : Networks of Plausible Inference.* San Francisco, Califomia: Morgan Kaufmann Publishers.

Pearl, J., & Verma, T. S. (1992). A statistical semantics for causation. Statistics and Computing, 2(2), 91–95. http://doi.org/10.1007/BF01889587

Peter, M. (2012). Bayesian Statistics: An Introduction. Wiley & Sons, Inc.

Pourret, O., Naïm, P., & Marcot, B. (2008). Bayesian networks: a practical guide to applications. (Vol. 73). John Wiley & Sons.

Przytula, K. W., & Thompson, D. (2000). Construction of Bayesian networks for diagnostics. Proceedings IEEE Aerospace Conference. (Cat. No.00TH8484), 5, 193–200. http://doi.org/10.1109/AERO.2000.878490

Qin, S. J., Cherry, G., Good, R., Wang, J., & Harrison, C. a. (2006). Semiconductor manufacturing process control and monitoring: A fab-wide framework. Journal of Process Control, 16(3), 179–191. http://doi.org/10.1016/j.jprocont.2005.06.002

R.Montoya-Torres, J., Dauzère-Pérès, S., & Vermariën, L. (2006). A consistent approach for vehicle planning and control in large unified automated material handling systems. Progress In Material Handling Research, (February 2016).

Ramy, B., & Hazem, H. (2012). Wafer Classification Using Support Vector Machines. IEEE Transaction on Semiconductor Manufacturing, 25(3), 1441–1446. Retrieved from http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&profile=ehost&scope=site&authtype=crawler&jrnl=15493636&AN=79998120&h=Mb6iYA8Yt3ulXiVdOGAT5HdgIPRkqUNDkyN0tHggwecy9mrM1eLREiun/ygaDArD8276cGWfwGvC1WHRx/J2cw==&crl=c

Rashid, H. S. J., Place, C. S., & Braithwaite, G. R. (2014). Eradicating root causes of aviation maintenance errors: Introducing the AMMP. Cognition, Technology and Work, 16(1), 71–90. http://doi.org/10.1007/s10111-012-0245-4

Rasmussen, J. (2000). Human factors in a dynamic information society: where are we heading? Ergonomics, 43(7), 869–879. http://doi.org/10.1080/001401300409071

Rausand, M. (1998). Reliability centered maintenance. Reliability Engineering & System Safety, 60(2), 121–132. http://doi.org/10.1016/S0951-8320(98)83005-6

Rausand, M., & Vatn, J. (2008). Reliability centred maintenance. Complex System Maintenance Handbook, 79–108. http://doi.org/10.1007/978-1-84800-011-7

Redmill, F. (2002). Risk analysis - a subjective process. Engineering Management Journal, 12(2), 91. http://doi.org/10.1049/em:20020206

Rissanen, J. (1983). Institute of Mathematical Statistics is collaborating with JSTOR to digitize, preserve, and extend access to The Annals of Statistics. ® www.jstor.org. The Annals of Statistics, 11(2), 416–431.

Saha, B., Goebel, K., Poll, S., & Christophersen, J. (2009). Prognostics Methods for Battery Health Monitoring Using a Bayesian Framework. Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on, 58(2), 291–296. http://doi.org/10.1109/TIM.2008.2005965

Sankararaman, S., Daigle, M., Saxena, A., & Goebel, K. (2013). Analytical algorithms to quantify the uncertainty in remaining useful life prediction. IEEE Aerospace Conference Proceedings. http://doi.org/10.1109/AERO.2013.6496971

Scanlan, J., & Leary, K. O. (2003). Knowledge-based process control for fault detection and classification, 5044, 139–149.

Schirru, A., Pampuri, S., & De Nicolao, G. (2010). Particle filtering of hidden Gamma processes for robust Predictive Maintenance in semiconductor manufacturing. IEEE International Conference on Automation Science and Engineering, 51–56. http://doi.org/10.1109/COASE.2010.5584518

Schwarz, G. (1987). Estimating the Dimension of a Model. The Annals of Statistics, 6(2), 461–464.

SEMI E79-0200. (2000). Standard for definition and measurement of equipment productivity. Semiconductor Equipment and Material International (Mountain View, CA).

Shahzad, M., Jimenez, C. C., Said, A. B. E. N., Tollenaere, M., Alpes, G., Cnrs, F., & Monnet, R. J. (2016). Towards quantified Measures of Agility for agile Information System for Production. In Manufacturing Modelling, Management, and Control (MIM) (pp. 1–10). Troyes, France.

Shahzad, M. K. (2012). Exploitation dynamique des données de production pour améliorer les méthodes DFM dans *l' industrie Microélectronique.* Thèse Université de Grenoble.

Shahzad M. K., Hubac S., Siadat A., T. M. (2011). An Extended IDM Business Model to Ensure Time-to-Quality in Semiconductor Manufacturing Industry. In ENTERprise Information Systems (pp. 118–128). Springer Berlin Heidelberg.

Sienou, A. (2009). *Proposition d'un cadre métholodogique pour le management intégré des risques et des* processus d'entreprise. Thèse Université de Toulouse, INPT.

Simões, J. M., Gomes, C. F., & Yasin, M. M. (2015). No Title No Title. The Effects of Brief Mindfulness Intervention on Acute Pain Experience: An Examination of Individual Difference, 1(2011), 116–137. http://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004

Spirtes, P., Glymour, C. N., & Scheines, R. (2000). Causation, Prediction, and Search (Vol. 81). http://doi.org/10.1198/tech.2003.s776

Susto, G. A., Beghi, A., & De Luca, C. (2012). A predictive maintenance system for epitaxy processes based on filtering and prediction techniques. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 25(4), 638–649. http://doi.org/10.1109/TSM.2012.2209131

Susto, G. A., Beghi, A., & Luca, C. De. (2011). A Predictive Maintenance System for Silicon Epitaxial Deposition Epitaxial Deposition. In IEEE International Conference on Automation Science and Engineering (pp. 262–267). Trieste, Italy.

Susto, G. A., McLoone, S., Pagano, D., Schirru, A., Pampuri, S., & Beghi, A. (2013). Prediction of integral type failures in semiconductor manufacturing through classification methods. IEEE 18th Conference on Emerging Technologies & Factory Automation (ETFA), 1–4. http://doi.org/10.1109/ETFA.2013.6648127

Sylla, A., Shahzad, M. K., Ben Said, A., Tollenaere, M., & Zamai, E. (2015). Failure Cause Diagnosis Ontology for Maintenance (FCDOM) Support during unscheduled Equipment Breakdowns. Applied Ontology, 189–1169.

Teece, D. J. (2000). Strategies for Managing Knowledge Assets: the Role of Firm Structure and Industrial Context. Long Range Planning, 33(1), 35–54. http://doi.org/10.1016/S0024-6301(99)00117-X

Tian, Z. G. (2012). An artificial neural network method for remaining useful life prediction of equipment subject to condition monitoring. Journal of Intelligent Manufacturing, 23(2), 227–237. http://doi.org/10.1007/s10845-009-0356-9

Tian, Z., Wong, L., & Safaei, N. (2010). A neural network approach for remaining useful life prediction utilizing both failure and suspension histories. Mechanical Systems and Signal Processing, 24(5), 1542–1555. http://doi.org/10.1016/j.ymssp.2009.11.005

Tsang, A. H. . (2002). Strategic dimension of maintenance management. Journal of Quality in Maintenance Engineering, 8(1), 7–30. http://doi.org/10.1007/s13398-014-0173-7.2

Uzsoy R., Lee C.Y., M.-V. L. A. . (1994). A review of production planning and scheduling models in the semiconductor industry part II: Shop-Floor Control. IIE Transactions., 26(5), 44–55.

Verdier, G., & Ferreira, A. (2011). Adaptive Mahalanobis Distance and k-Nearest Neighbor Rule for Fault Detection in Semiconductor Manufacturing. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 24(1), 59–68. http://doi.org/10.1109/TSM.2010.2065531

Verron, S., Li, J., & Tiplica, T. (2010). Fault detection and isolation of faults in a multivariate process with Bayesian network. Journal of Process Control, 20(8), 902–911. http://doi.org/10.1016/j.jprocont.2010.06.001

Villacourt, M. (1992). Failure mode and effects analysis (FMEA): a guide for continuous/line improvement for the semiconductor equipment industry. SEMATECH, Transfer 9, 92020963.

Weber, A., & Thomas, R. (2006). Key Performance Indicators - Measuring and Managing the Maintenance. IAVARA Work Smart Corporation, 1–16.

Weber, P., & Jouffe, L. (2006). Complex system reliability modelling with Dynamic Object Oriented Bayesian Networks (DOOBN). Reliability Engineering & System Safety, 91(2), 149–162. http://doi.org/10.1016/j.ress.2005.03.006

Weber, P., Suhner, M.-C., & Iung, B. (2001). System approach-based Bayesian Network to aid maintenance of manufacturing process, CDROM. Retrieved from https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00128449

Webster. (1961). New Tewntieth-Century Dictionary of The English. New York (NY): Unabridged The Publisher ' s Guid.

Weidl, G., Madsen, a. L., & Israelson, S. (2005). Applications of object-oriented Bayesian networks for condition monitoring, root cause analysis and decision support on operation of complex continuous processes. Computers and Chemical Engineering, 29(9), 1996–2009. http://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2005.05.005

Wilson, T. D. (2002). The nonsense of "knowledge management". Information research, October.8(1). Information Research, 8(1), 1–35.

Yao-Sheng, H., Fan-Tien, C., Hsien-Cheng, H., Chung-Ren, W., Saint-Chi, W., & Haw-Ching, Y. (2013). VM-Based Baseline Predictive Maintenance Scheme. Semiconductor Manufacturing, IEEE Transactions on, 26(1), 132–144. http://doi.org/10.1109/TSM.2012.2218837

Yin, S., Ding, S. X., Xie, X., & Luo, H. (2014). A review on basic data-driven approaches for industrial process monitoring. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 61(11), 6414–6428. http://doi.org/10.1109/TIE.2014.2301773

Yssaad, B., Khiat, M., & Chaker, a. (2014). Reliability centered maintenance optimization for power distribution systems. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 55, 108–115. http://doi.org/10.1016/j.ijepes.2013.08.025

Zille, V. (2009). Modélisation et évaluation des stratégies de maintenance complexes sur des systèmes multi-composants. Université de technologie de Troyes.

ANNEXE A : GRILLE DE COTATION DES FMEA (AMDEC) UTILISÉ À STMICROELECTRONICS DE CROLLES

Le tableau ci-dessous présente la grille de cotation de risque en termes de sévérité, occurrence et détection pour l'analyse AMDEC utilisée à STMicroelectronics.

RANK	SEVERITY		RANK	OCCURRENCE	RANK	DETECTION
	ON EQUIPMENT	ON PARTS				
1	NO DOWNTIME	NO INCIDENCE	1	UNLIKELY OR 1 EVENT /LIFETIME	1	100% IMMEDIATELY DETECTED (ALARM/ABORT EQUIPMENT)
2	DOWNTIME < 30 min	ASPECT FAILURE or GENERATE A RECYCLING	2	1 LOT OR EVENT/YEAR	2	100% DETECTED WITH ALARM MGT OR **FDC**
3	DOWNTIME FROM 30 TO 60 min	YIELD LOSS ON A SINGLE WAFER	3	FROM 2 TO 4 LOTS OR EVENTS/YEAR	3	100% DETECTED AFTER THE RUN ON LOT MONITORING **(SPC)**
4	DOWNTIME FROM 1 TO 2 HOURS	GENERATE A REWORK (NCL)	4	FROM 5 TO 12 LOTS OR EVENTS/YEAR	4	MEANTIME DETECTION: SAMPLING ON LOT MONITORING **(SPC)** OR 100% DETECTED SOME STEPS / OPERATIONS AFTER ON LOT MONITORING **(SPC)** OR 100% DETECTED AT ROUTINE EQUIPMENT QUALIFICATION (DAILY OR WAFER AT RISK <500)
5	DOWNTIME FROM 2 TO 4 HOURS	GENERATE A WAFER SCRAP (<= 5 WAFERS)	5	FROM 2 TO 5 LOTS OR EVENTS/MONTH	5	MEANTIME DETECTION: 100% DETECTED AT ROUTINE EQUIPMENT QUALIFICATION (WEEKLY OR WAFER AT RISK >500)
6	DOWNTIME FROM 4 TO 12 HOURS	YIELD LOSS ON MULTIPLE WAFERS	6	SEVERAL LOTS OR EVENTS/WEEK	6	100% DETECTED AT PARAMETRIC TEST OR 100% DETECTED AT QA CONTROL DIF
7	DOWNTIME FROM 12 TO 24 HOURS	SCRAPPED LOT(S)	7	1 LOT OR EVENT/DAY	7	100% DETECTED AT EWS CONTROL
8	DOWNTIME > 24 HOURS	SCRAPPED AT ASSEMBLY	8	1 WAFER/LOT or 1 EVENT/SHIFT	8	100% DETECTED AT FINAL TEST
9	BROKEN MACHINE	AFFECTS PRODUCT RELIABILITY OR NON FONCTIONALITY AT CUSTOMER'S	9	1 EVENT/HOUR OR SEVERAL WAFERS/LOT OR RUN	9	SEEN IN RELABILITY MONITORING
10	NON-COMPLIANCE TO GOVERNMENT REGULATIONS	AFFECTS PEOPLE SAFETY	10	EACH WAFER or PERMANENT	10	DETECTED BY CUSTOMER

Description de l'équipement de dépôt de matériaux diélectriques de l'atelier DIEL

Cette annexe est dédiée à une présentation succincte des sous-ensembles qui composent les équipements de dépôt de matériaux diélectriques sur les wafers. L'architecture de cet équipement donne une idée générale de la composition typique de la majorité des équipements présents en salle blanche.

Process Chambers - Chambre de procédés (numéro 1 sur la figure) : chambre où les procédés spécifiques à chaque atelier ont lieu. Pour les équipements de DIEL ce module permet d'effectuer le dépôt d'un film mince de diélectrique.

Transfer chamber – Chambre de Transfert (Buffer) (numéro 2 sur la figure) : la chambre de transfert (aussi appelé buffer) est au milieu de l'équipement. Les wafers passent par la chambre de transfert pendant le mouvement entre les chambres de l'équipement. Elle contient un robot pour le transfert de wafers.

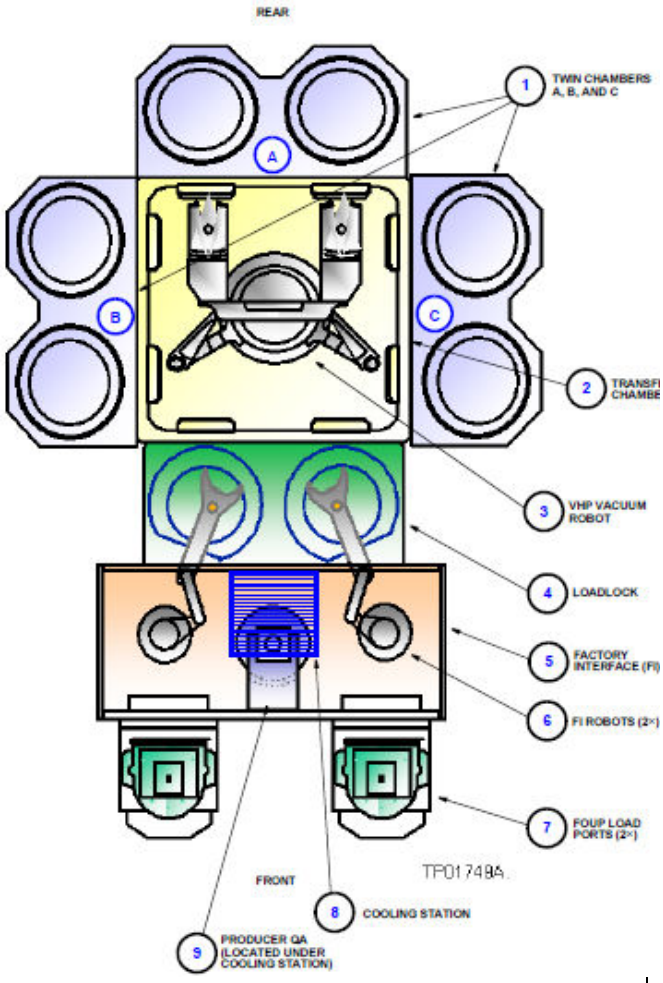
Single Wafer Loadlock Chambers (Loadlock) (numéro 4 sur la figure) : elle assure le passage entre le FI et la chambre de transfert en pression atmosphérique.

Factory interface (FI) (numéro 5 sur la figure) : sert comme système d'interface entre l'opérateur et la machine.

Heat exchanger (HX) : pour contrôler la température des procédés.

Process exhaust abatement system – Abattement : pour traiter les gaz de sortie des chambres de procédés

Load ports (numéro 7 sur la figure) : port d'entrée et sortie des FOUPs.



ANNEXE B : PROCESS QUALITY PREDICTION PROTOTYPE

The module for Quality Prediction, an application tool has been conceived as a prototype. Even if it still have a lot of specificities to be improved, it is a first successful result that gives motivation for future development for the proposed Information System. This Prediction Quality tool is developed as a specific case study for SGAMA. The SGAMA equipment are part of the ETCH workshop. The plasma cleaning operation (dry strip) over the resins, is done in this equipment. It is composed of one production chamber with six platens with temperature levels varying according to the production recipe.

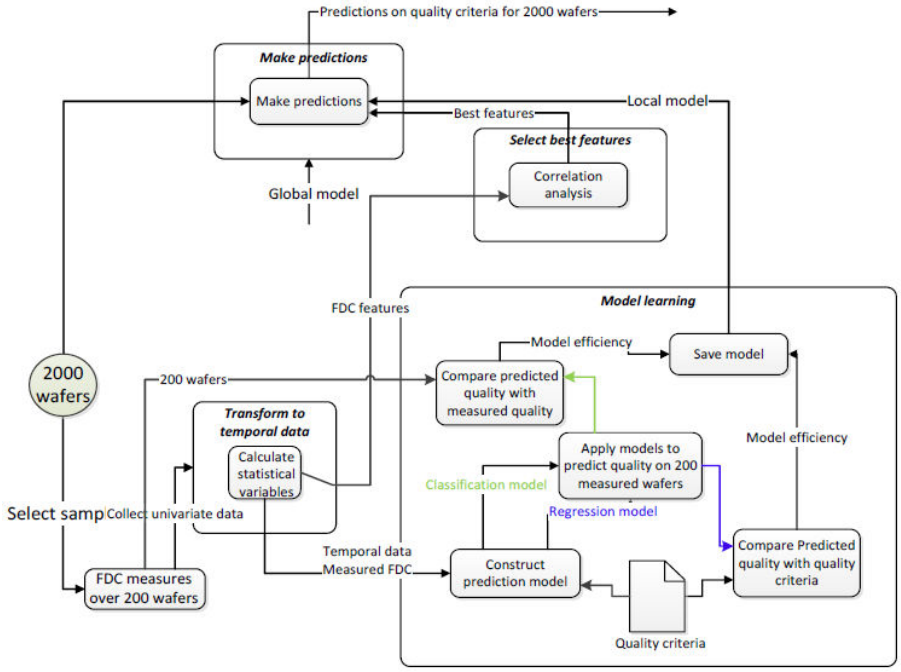


Figure B1. Process quality module description

The metrology/inspections capacities in the production lines have always been a scarce source; therefore, they must be carefully and optimally used. The SGAMA station family in Etch produces 2000 wafer per day through varying recipes and products. The existing metrology capacity is 200 wafer. The SPC results of these 200 wafer are then used to decide the fate of 1800 wafers. These can be held for control in the queue or allowed to proceed further in subsequent production operations. At present, stratified sampling strategy is used that often result in subsequent scraps costing the organization millions of dollars. It is because of the fact that one lot with 25 wafers cost 150K to 300K USD. However, during the operations, we collect all sensors data from the equipment. In this module, we learn a predictive model for the quality of wafer using sensors data and SPC results of 200 wafers. For comparison, we learn both regression and classification predictive models. The classification model predicts the quality of the product as good or bad whereas regression model predict the quality of the product with value ranging from 0 to 1. The zero here refer to best quality and one to the worst quality. These quality values for the 200 sampled wafers are done through formula which is not presented here for confidentiality reasons. The predictive models are developed on daily basis a.k.a. local models and used for the prediction of non-sampled 1800 wafers. The objective is to identify and control the bad wafer and not good wafers. Figure 4.1 presents as schema of this model.

I. DATA PREPROCESSING MODULE

The tool starts with the user authentication as presented in Figure B 2. The objective is to secure the use of the tool due to its critical nature and support on production operations.

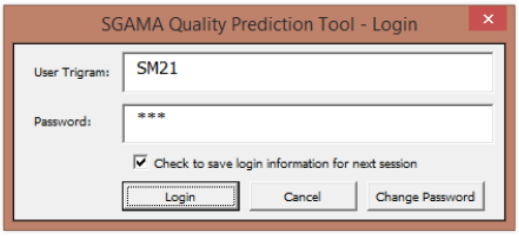


Figure B 2. Login Module

The modelling process starts with new project where name of the project is suggested by the system comprising based on agreed ontology; however, use can also change the name wants while saving project. At present, the data is input to the tool in offline fashion; however, it is agreed that next version would be able to extract data directly from production line databases. The input data format is .csv files and can be of temporal and/or univariate nature. The tool itself handles the heterogeneity of the input files and uniforms the data. It also runs initial file checks to ensure consistency in the datasets. The univariate and temporal data are then saved in .dat format. This conversion is highly necessary to improve performance of the tool as presented in Figure B.3.

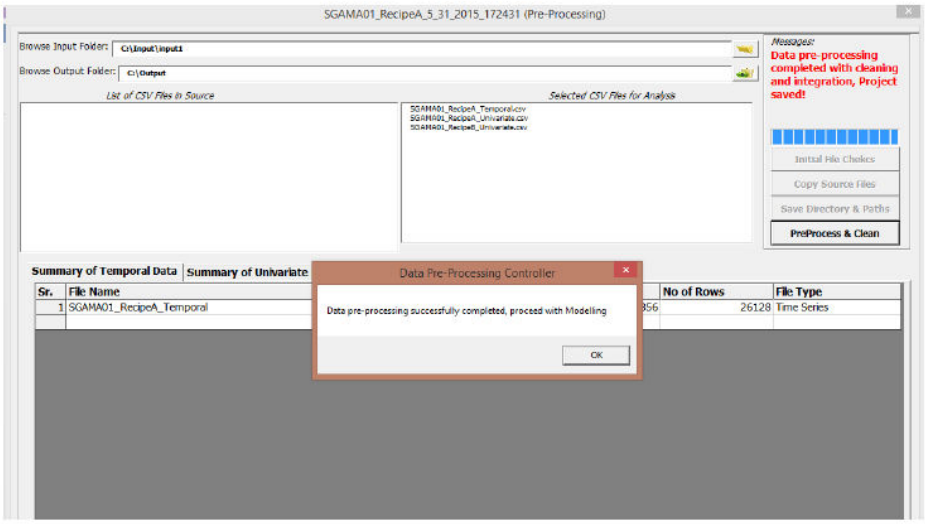


Figure B 3. Data preprocessing initial window

II. CLASSIFICATION AND REGRESSION MODELLING

The next step in the tool is to develop classification and regression models. Before, learning these models we need to extract features. The feature extraction is the process where temporal and univariate files are merged to have a common dataset and new variables are extracted from the temporal data e.g. mean, Std. dev, mode, min, max etc. The list of features is developed using the feature extraction concepts from the literature. At present, this list is static. The next step is to define parameters for the model learning that includes number of trees, cross

validation approach and number of features. The user is given an option to select the optimum values, this ensures the good prediction accuracy of the model. The optimum values can be learned through simulation in the model; however, that takes time. Hence, it is not preferred to learn them every time. This step is presented in Figure B.4. All of these steps are performed by R scripts.

The learned classification and regression models accuracy and learning curves are presented to the user to save the model and proceed. If these value do not comply with the criteria, user has the option to increase number of tress and vary number of best features to be used during model learning. This process can be iterated until criteria is met. During modelling and analysis, we have tested many algorithms and found the random forest algorithm to give best prediction quality results. The classification models predicts the quality of wafers as good and bad whereas regression model predicts the quality ranging from 0 to 1.

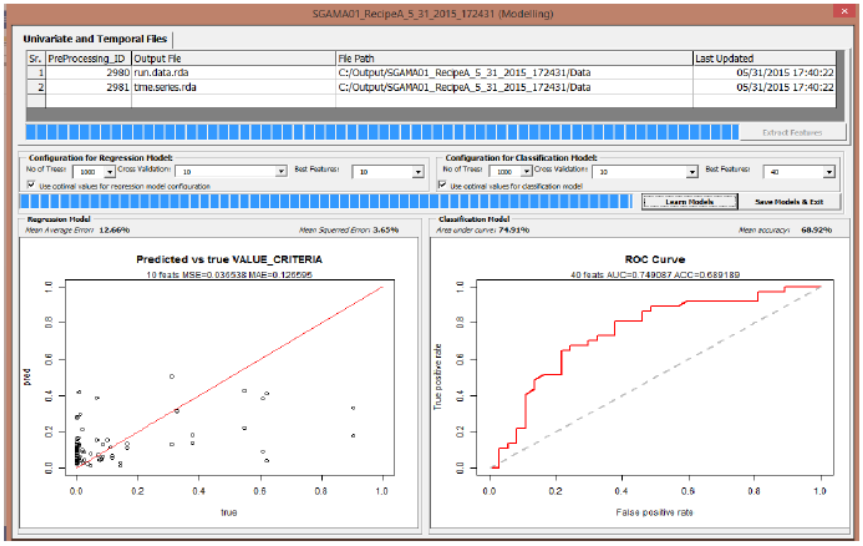


Figure B 3. Regression and classification models

III. TIME SERIES AND BEST FEATURES ANALYSIS

Besides learning model, users do have the option to perform in depth analysis on the learned models. This ability is ensured for both classification and regression models through different tabs, Figure B.5a,b & c. The user can see the ranking of the best features used during the model building process. They can also perform time series analysis on the wafer against sensors signals and best features analysis as density function and box plots.

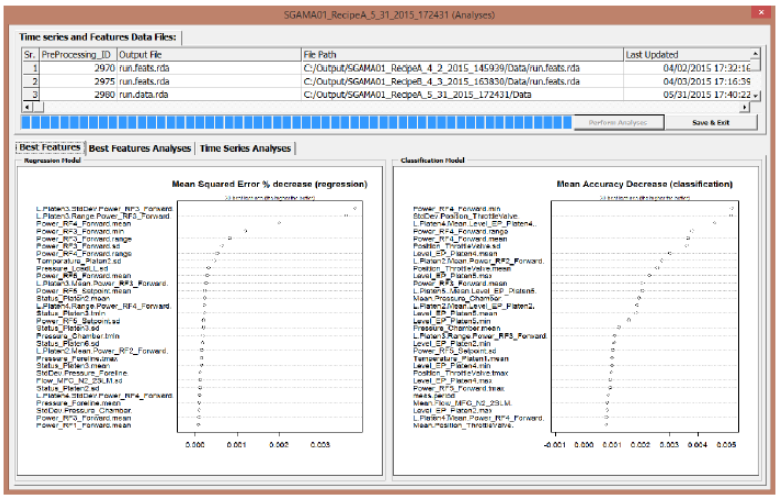


Figure B 5 a. Ranking of best features for classification and regression models

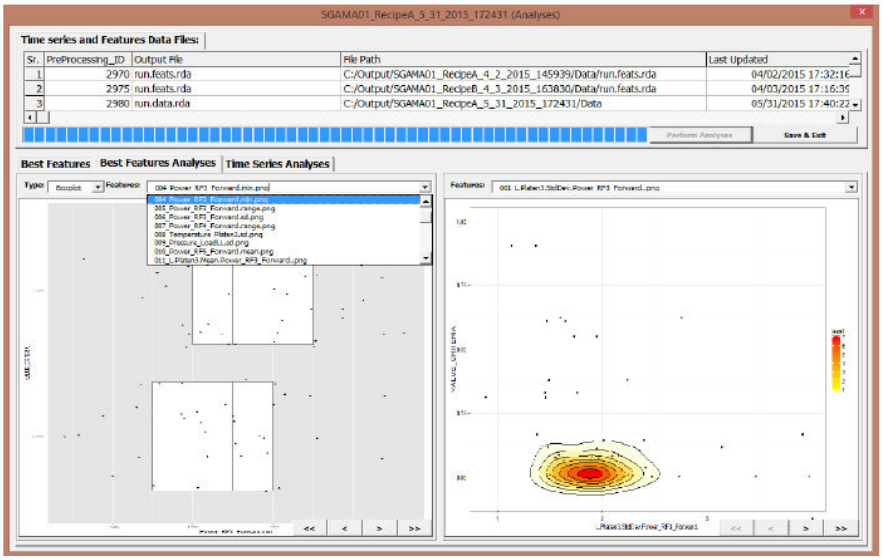


Figure B 5 b. Box plot and density function for selected features

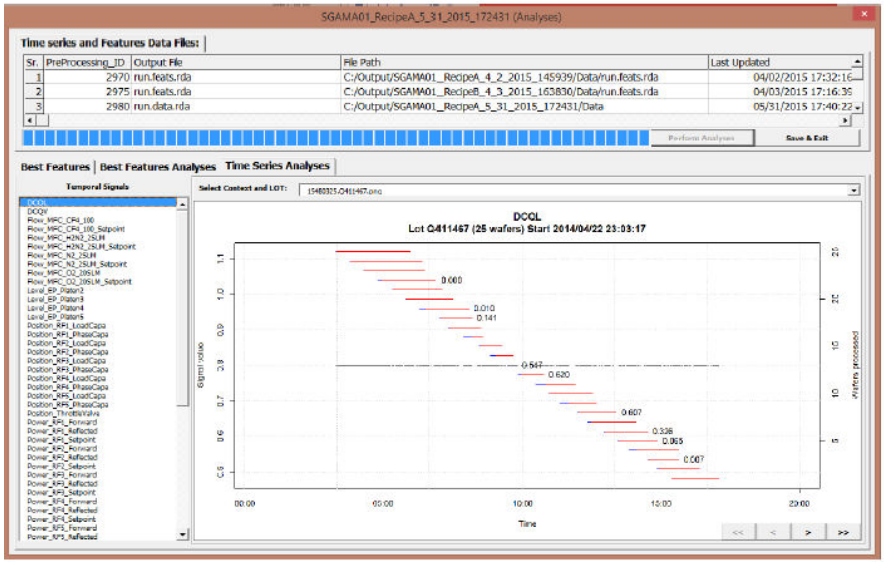


Figure B 5c. Time series wafer plot against sensor signals

IV. PREDICTION ANALYSIS

In this module engineers use the learned prediction models from 200 wafers data to predict 1800 wafers quality. It is to mention that user has available with him a series of local models and a global model. It is his option to use the model he is interested to make the predictions. He can select multiple models to have the prediction for comparison purposes. In this screen, user also has to specify the acceptance criteria for type-1 and type-11 errors. All the models who respect these criteria are considered for prediction and those who do not are left out. The efficiency of the model is calculated by determining the errors type I and II. For a better understanding, the representation of this error is shown in Table 1. The type-11 error is more critical than type-1 because if a bad wafer is predicted good, it is likely to be allowed to proceed in the production operations without control. This wafer is likely to be detected bad and could then result in waste of resources, cost and time.

Table 1 : Prediction errors

		Predicted	
		Good	***Bad***
Measured	***Good***	*Good prediction*	*Type I Error*
	Bad	*Type II Error*	*Good prediction*

The model results are presented in Figure B.6 a,b & c. In Figure B.6a, it can be seen the models selected by the user to be considered for the prediction are first evaluate for their performance on the local dataset. The type-1 and 11 errors can also be seen graphically as well. The Figure B.6b presents the prediction results by regression model. It can be seen that only three regression models are used for prediction among the six selected because of their compliance type-1 and 11 criteria.

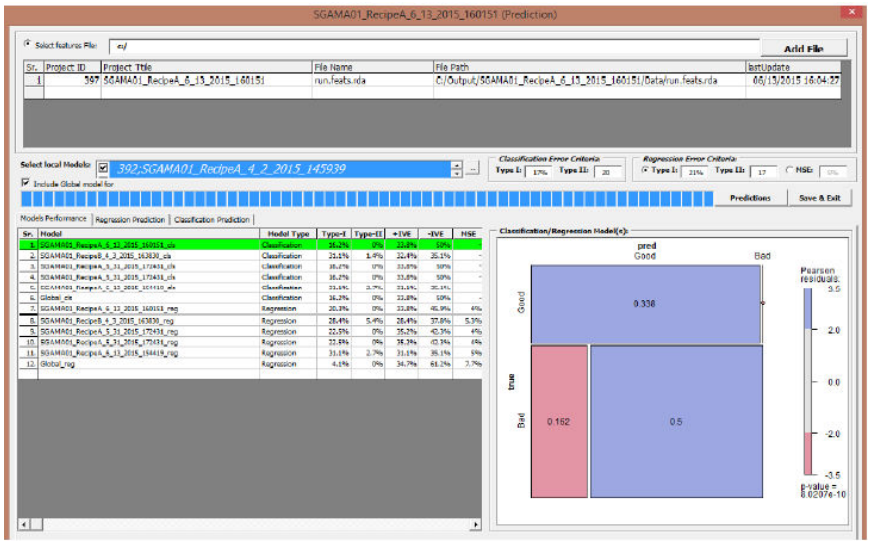


Figure B 6 a. Prediction models performance

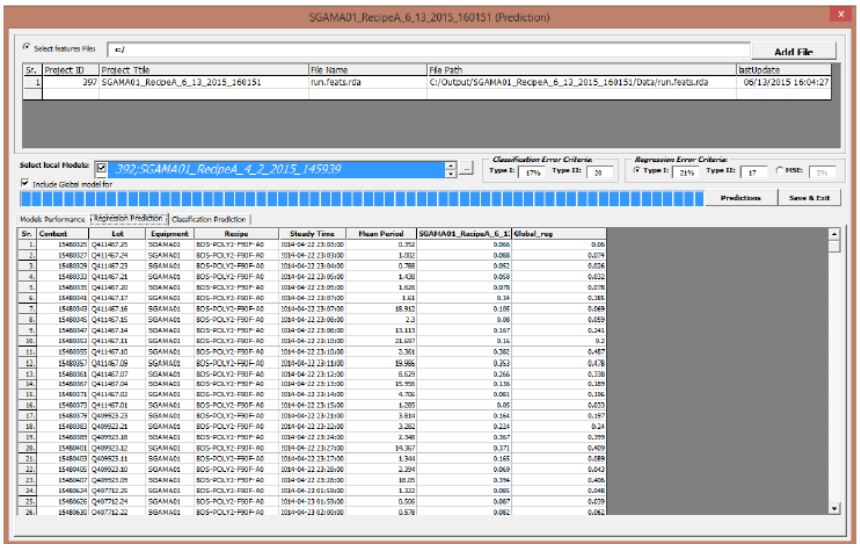


Figure B 6 b. Regression prediction results

The classification model based prediction results are presented in Figure B.6c, below. It can be seen that more than three models are selected to provide us predictions in comparison with the regression model. The engineer can use democracy and voting concept to finally select the wafer that he must control and are suspected for poor quality. Similarly, engineers can aggregate the predictions by regression model to select a criteria for quality control decisions.

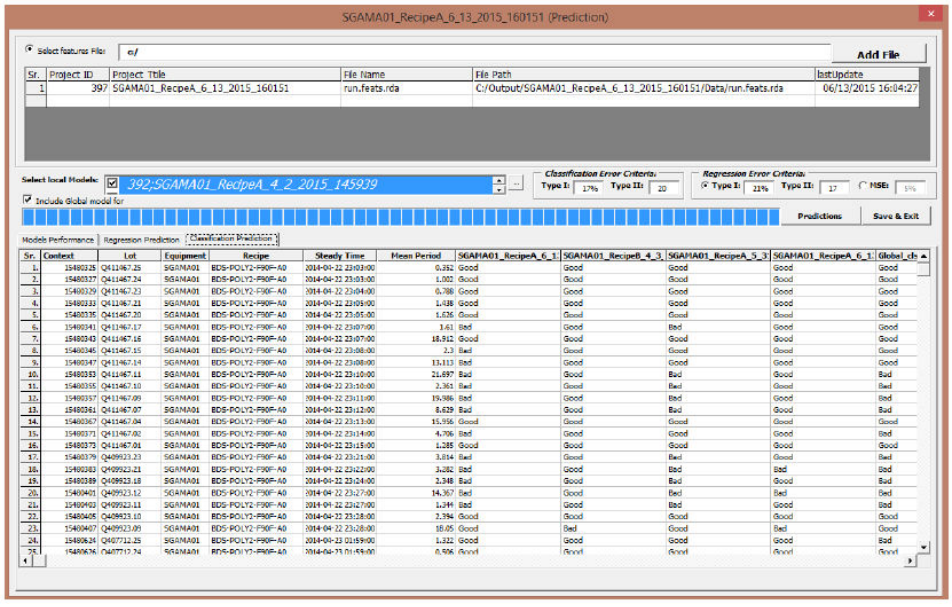


Figure B.6c. Classification prediction results

ANNEXES C : ALGORITHME DE RECHERCHE DE STRUCTURE DES RÉSEAUX BAYÉSIENS

Comme présenté dans le chapitre 5 de cette thèse, l'algorithme de recherche de classe d'équivalence nécessite de transformer un graphe causale dirigé DAG en un graphe partiellement dirigé PDAG pour représenter la classe d'équivalence de plusieurs réseaux bayésien. Ci-après un algorithme de transformation de DAG vers PDAG. Cet algorithme commence en premier temps de définir l'orientation des arcs du réseau de départ, puis parcourir l'ensemble des arcs ainsi ordonnés pour « simplifier » les arcs réversibles.

Algorithme DAGtoCPDAG

- Ordonner les arcs du DAG
- $\forall$arc, étiquette(arc) $\leftarrow \emptyset$
- $\mathcal{A} \leftarrow$ liste des arcs non étiquetés
- Répéter
  - $(X_i, X_j) \leftarrow \min_{\mathcal{A}}$(arc) (plus petit arc non étiqueté)
  - $\forall X_k /$ étiquette$(X_k, X_i) =$ NonRéversible
    - $Fin \leftarrow Faux$
    - si $X_k \notin pa(X_j)$ alors
      - étiquette$(*, X_j) \leftarrow$ NonRéversible
      - $\mathcal{A} \leftarrow \mathcal{A} \setminus (*, X_j)$
      - $Fin \leftarrow Vrai$
    - sinon
      - étiquette$(X_k, X_j) \leftarrow$ NonRéversible
      - $\mathcal{A} \leftarrow \mathcal{A} \setminus (X_k, X_j)$
  - si $Fin = Faux$ alors
    - si $\exists$arc $(X_k, X_j) / X_k \notin pa(X_i) \cup \{X_i\}$ alors
      - $\forall (X_k, X_j) \in \mathcal{A}$,
        - étiquette$(X_k, X_j) \leftarrow$ NonRéversible
        - $\mathcal{A} \leftarrow \mathcal{A} \setminus (X_k, X_j)$
    - sinon
      - $\forall (X_k, X_j) \in \mathcal{A}$,
        - étiquette$(X_k, X_j) \leftarrow$ réversible
        - $\mathcal{A} \leftarrow \mathcal{A} \setminus (X_k, X_j)$

Tant que $\mathcal{A} \neq \emptyset$

Ordonner-Arc
- Trier les X_i dans l'ordre topologique
- $k \leftarrow 0$
- $\mathcal{A} \leftarrow$ liste des arcs (non ordonnés)
- Répéter
  $X_j \leftarrow \min_j(X_j/(X_i, X_j) \in \mathcal{A})$
  plus petit nœud destination d'un arc non ordonné
  $X_i \leftarrow \max_i(X_i/(X_i, X_j) \in \mathcal{A})$
  plus grand nœud origine d'un arc non ordonné vers X_j
  $Ordre(X_i, X_j) \leftarrow k$
  $k \leftarrow k + 1$
  $\mathcal{A} \leftarrow \mathcal{A} \setminus (X_i, X_j)$

Tant que $\mathcal{A} \neq \emptyset$

Figure C 1. Algorithme de transformation de DAG vers CPDAG (Figure extraite de rapport de HDR de Philippe Leray (Leray, 2006))

A la fin de la recherche de l'algorithme de classe d'équivalence, il est nécessaire de rediriger les arcs réversibles du graphe PDAG pour trouver le réseau bayésien complétement dirigé. Ci-après un exemple d'algorithme de transformation de PDAG vers DAG, proposé par (Dor & Tarsi, 1992).

Algorithme PDAGtoDAG

- $\mathcal{B} \leftarrow PDAG$
- $\mathcal{A} \leftarrow$ liste des arêtes de $PDAG$
- Répéter
  Recherche d'un nœud X_i tel que
  - il n'existe aucun arc $X_i \leftarrow X_j$ dans $\mathcal{A}$
  - et pour tout X_j tel qu'il existe X_i–X_j dans $\mathcal{A}$,
    X_j est adjacent à tous les autres nœuds adjacents à X_i

  Si X_i n'existe pas alors
  $PDAG$ n'admet aucune extension complètement dirigée
  sinon
  $\forall X_j$ tel que X_i–$X_j \in \mathcal{A}$
  $X_i \rightarrow X_j$ dans $\mathcal{B}$
  $\mathcal{A} \leftarrow \mathcal{A} \setminus (X_i, X_j)$

Tant Que $\mathcal{A} \neq \emptyset$

Notations :

$PDAG$	graphe acyclique partiellement dirigé
$\mathcal{B}$	DAG complètement dirigé, extension consistante de $PDAG$

Figure C 2. Algorithme de transformation de PDAG vers DAG (Figure extraite de rapport de HDR de Philippe Leray (Leray, 2006))

La recherche gloutonne à base de la méthode de classe d'équivalence repose sur la réalisation des opérations d'insertion ou de suppression d'arc pour passer d'une classe d'équivalence à une autre. Deux exemples de ce type d'algorithme un pour la suppression l'autre pour l'insertion sont présentés ci-dessous. Dans algorithme les algorithmes de transformation de DAG vers PDAG et inversement sont utilisés (Leray & François, 2004).

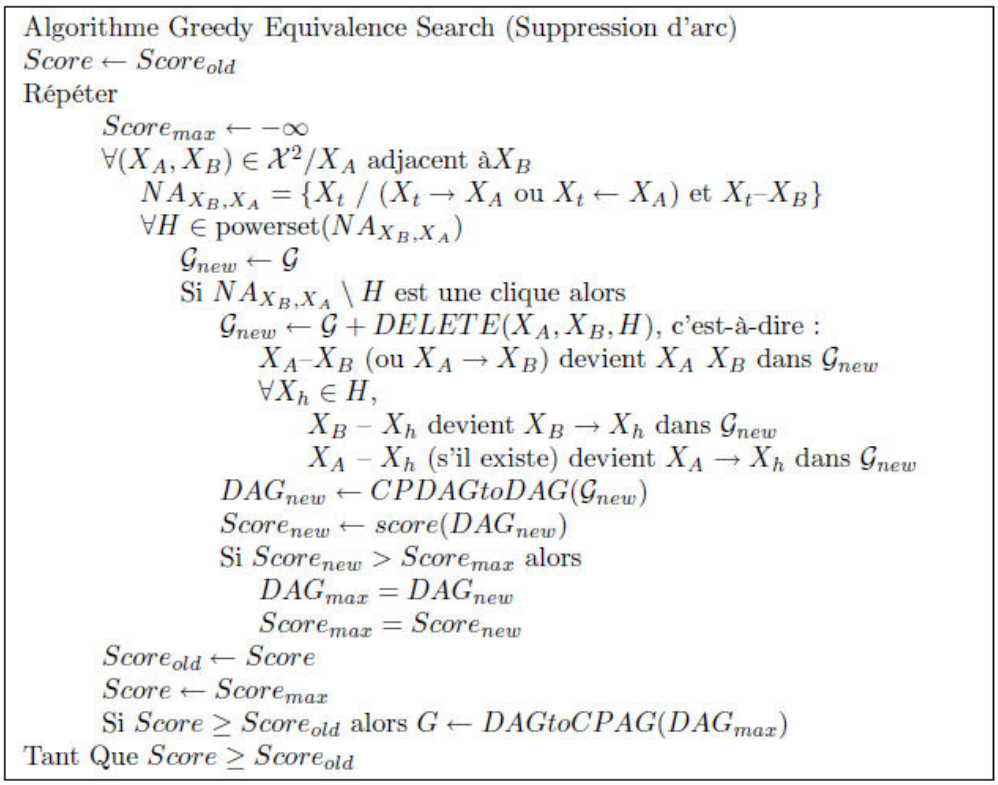

Algorithme Greedy Equivalence Search (Suppression d'arc)
$Score \leftarrow Score_{old}$
Répéter
  $Score_{max} \leftarrow -\infty$
  $\forall (X_A, X_B) \in \mathcal{X}^2 / X_A$ adjacent à X_B
    $NA_{X_B,X_A} = \{X_t \ / \ (X_t \rightarrow X_A$ ou $X_t \leftarrow X_A)$ et $X_t – X_B\}$
    $\forall H \in$ powerset(NA_{X_B,X_A})
      $\mathcal{G}_{new} \leftarrow \mathcal{G}$
      Si $NA_{X_B,X_A} \setminus H$ est une clique alors
        $\mathcal{G}_{new} \leftarrow \mathcal{G} + DELETE(X_A, X_B, H)$, c'est-à-dire :
          $X_A – X_B$ (ou $X_A \rightarrow X_B$) devient $X_A \ X_B$ dans $\mathcal{G}_{new}$
          $\forall X_h \in H$,
            $X_B – X_h$ devient $X_B \rightarrow X_h$ dans $\mathcal{G}_{new}$
            $X_A – X_h$ (s'il existe) devient $X_A \rightarrow X_h$ dans $\mathcal{G}_{new}$
        $DAG_{new} \leftarrow CPDAGtoDAG(\mathcal{G}_{new})$
        $Score_{new} \leftarrow score(DAG_{new})$
        Si $Score_{new} > Score_{max}$ alors
          $DAG_{max} = DAG_{new}$
          $Score_{max} = Score_{new}$
  $Score_{old} \leftarrow Score$
  $Score \leftarrow Score_{max}$
  Si $Score \geq Score_{old}$ alors $G \leftarrow DAGtoCPAG(DAG_{max})$
Tant Que $Score \geq Score_{old}$

Figure C 3. Algorithme de recherche Gloutonne : suppression d'arc (Figure extraite de rapport de HDR de Philippe Leray (Leray, 2006))

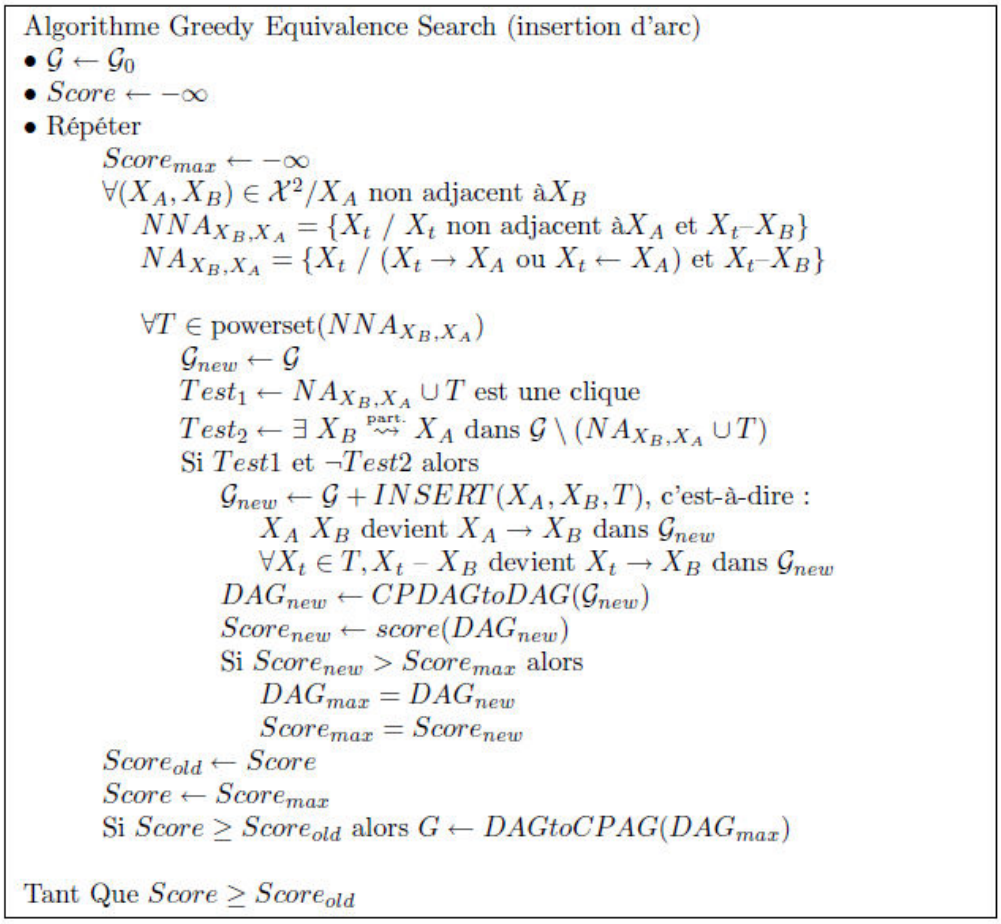


Figure C 3. Algorithme de recherche Gloutonne : insertion d'arc (Figure extraite de rapport de HDR de Philippe Leray (Leray, 2006))

Dans cette nous avons utilisé aussi l'algorithme de recherche TABU pour éviter la convergence vers un optimum local. Ci-dessous les syntaxes de cet algorithme.

Algorithm Algorithme Tabou

Require:

$I = [\![1; n]\!]$ l'ensemble des n variables.
$K = [\![1; m]\!]$ l'ensemble des m valeurs possibles (pour les variables).
$\delta(i, j, k, l)$ matrice booléenne indiquant si les variables i et j sont en conflit s'ils prennent respectivement les k-ième et l-ième valeurs de leur domaine.
S une solution
$iter_{max}$ nombre d'itération maximal
d durée tabou (correspond à un nombre d'itérations)

Ensure:

S^* la meilleure solution rencontrée
f^* la valeur de la fonction objectif pour S^*, i.e. $f^* = f(S^*)$

$iter \leftarrow 1$: itération courante.
$\forall i \in I,\ \forall k \in K,\ T(i, k) \leftarrow 0$: initialisation de la liste Tabou
Calculer $f(S)$
$S^* \leftarrow S,\ f^* \leftarrow f(S)$
Calculer des matrices E
Calculer les variables critiques J (i.e. impliquées dans un conflits)
while $iter < iter_{max}$ **do**
  Faire évoluer la solution S vers la meilleure solution non Tabou de son voisinage ; i.e. choisir le meilleur mouvement voisin (i^*, k^*) non Tabou de S :
  $(i^*, k^*) \leftarrow \arg \max_{i \in J, k \in K_i} \{E(i, k) \mid i \neq s(i),\ T(i, k) \leqslant iter\}$
  $s(i^*) \leftarrow k^*$
  $f(S) \leftarrow f(S) - E(i^*, k^*)$
  if $f(S) < f^*$ **then**
    $S^* \leftarrow S,\ f^* \leftarrow f(S)$
  end if
  Mettre à jour la liste Tabou T : $T(i^*$, ancienne valeur de $i^*) = iter + d$
  Mettre à jour des matrices E
  Mettre à jour les sommets critiques J
  $iter \leftarrow iter + 1$
end while

Figure C 4. Algorithme de recherche TABU (Figure extraite de rapport de HDR de Philippe Leray (Leray, 2006))