



HAL
open science

Extension des systèmes MES au diagnostic des performances des systèmes de production au travers d'une approche probabiliste Bayésienne

Ngoc Hoang Tran

► **To cite this version:**

Ngoc Hoang Tran. Extension des systèmes MES au diagnostic des performances des systèmes de production au travers d'une approche probabiliste Bayésienne. Automatique / Robotique. Université Grenoble Alpes, 2018. Français. NNT : 2018GREAI048 . tel-01896652

HAL Id: tel-01896652

<https://theses.hal.science/tel-01896652>

Submitted on 16 Oct 2018

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.



THÈSE

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE LA COMMUNAUTÉ UNIVERSITÉ GRENOBLE ALPES

Spécialité : GI : Génie Industriel : conception et production

Arrêté ministériel : 25 mai 2016

Présentée par

Ngoc Hoang TRAN

Thèse dirigée par **Eric ZAMAI**, Grenoble INP

préparée au sein du **Laboratoire Laboratoire des Sciences pour la Conception, l'Optimisation et la Production de Grenoble** dans l'École Doctorale I-MEP2 - Ingénierie - Matériaux, Mécanique, Environnement, Énergétique, Procédés, Production

Extension des systèmes MES au diagnostic des performances des systèmes de production au travers d'une approche probabiliste Bayésienne

Manufacturing Execution System extending to diagnosis of production performances based on probabilistic Bayesian approach

Thèse soutenue publiquement le **11 juillet 2018**, devant le jury composé de :

Monsieur ERIC ZAMAI

MAITRE DE CONFERENCES, GRENOBLE INP, Directeur de thèse

Monsieur JEAN-FRANCOIS PETIN

PROFESSEUR, UNIVERSITE DE LORRAINE, Rapporteur

Monsieur PASCAL BERRUET

PROFESSEUR, UNIVERSITE BRETAGNE-SUD, Rapporteur

Monsieur YACINE OUZROUT

PROFESSEUR, UNIVERSITE LYON 2, Président

Monsieur THIerno DIALLO

MAITRE DE CONFERENCES, SUPMECA Paris, Examineur

Monsieur SEBASTIEN HENRY

MAITRE DE CONFERENCES, UNIVERSITE LYON 1, Co-directeur de thèse

Table des matières

Table des matières	iii
Introduction générale	1
I Problématique	5
1 Système d'information support au pilotage de la production	7
1 Introduction	7
2 Système de Production	8
2.1 Structure Physique	8
2.2 Système de pilotage	9
3 Manufacturing Execution System	10
3.1 Fonctionnalités génériques d'un MES	10
3.1.1 Objectifs d'un MES	10
3.1.2 Les fonctions génériques du MES (ISA95 / IEC 62264)	11
3.1.3 Maturité et déploiement des solutions MES	14
3.2 Modèle de données ISA-95	15
3.2.1 Information sur la capacité à fabriquer un produit .	16
3.2.2 Informations nécessaires pour fabriquer un produit .	17
3.2.3 Informations sur la production réelle du produit . . .	18
3.3 Exploitation a minima des données par le MES	18
3.3.1 Définition du TRS	18
3.3.2 Mode de calcul des trois composantes du TRS	20
3.3.3 Diagnostic offert par la fonction d'analyse de perfor- mance	21
4 Conclusion	21
2 Problématique	23
1 Introduction	23
2 Besoin de diagnostic au niveau MES	23
3 Verrou 1 : Contexte multi-factoriels	24
4 Verrou 2 : Dispersion et recouvrement temporels des données	26
5 Verrou 3 : Identification des variables images des causes à partir des données MES	27
6 Conclusion	29

3	L'état de l'art	31
1	Introduction	31
2	Les méthodes de diagnostic	31
2.1	Méthodes basées sur la connaissance	31
2.2	Méthodes de traitement de données	33
2.3	Méthodes à base de modèles	34
3	Modèles probabilistes Bayésiens	35
4	Diagnostic et MES	37
5	Conclusion	38
II	Approche proposée	39
4	Démarche générale de diagnostic	41
1	Introduction	41
2	Approche proposée	41
3	Conclusion	48
5	Modélisation des causes impactant les performances	49
1	Introduction	49
2	Équipement	49
2.1	Respect du plan de Maintenance Préventive	51
2.2	Niveau d'activité de la maintenance corrective	55
3	Planning de production	56
3.1	Charge de production	57
3.2	Diversité des produits	58
3.3	Modification imprévue du planning de production	59
4	Opérateurs	60
4.1	Expertise de l'opérateur	61
4.2	Fatigue de l'opérateur	61
4.3	Stress de l'opérateur	65
5	Recette	66
6	Matières Premières	67
7	Conclusion	68
6	Approche probabiliste pour le diagnostic au niveau MES	69
1	Introduction	69
2	Diagnostic à base d'un réseau naïf	69
2.1	Structure du modèle	69
2.2	Apprentissage des probabilités conditionnelles	72
2.3	Approche de diagnostic des évolutions des indicateurs de performances	75
2.3.1	Liste des variables susceptibles d'être influentes	76
2.3.2	Confirmation ou infirmation de l'influence des variables	76
3	Réseau Bayésien à Nœuds Temporels (RBNT) pour la prise en compte du décalage cause/effet	78
3.1	Création de la table d'apprentissage avec un décalage temporel k	80
3.2	Coefficient de corrélation de Pearson	80

3.3	Détermination du décalage cause/effet k	82
3.4	Remplacement des nœuds instantanés associés aux caractéristiques par des nœuds temporels	83
4	Conclusion	84
III Exemple d'application		87
7	Présentation du cas d'étude	89
1	Introduction	89
2	Environnement de test	89
3	Processus de fabrication	90
3.1	Les produits fabriqués	90
3.2	Le système d'assemblage	90
3.3	Le système de pilotage	92
4	Solution logicielle de MES : Global Screen Intra	94
5	Adéquation des bases de données GSI avec la norme ISA-95	95
6	Mise en œuvre de la base de données MES dans GSI	96
7	Conclusion	97
8	Validation de l'approche de diagnostic	99
1	Introduction	99
2	Démarche de validation de l'approche proposée de diagnostic	99
3	Limites du cas d'application	100
3.1	Définition de la structure du réseau Bayésien	100
3.2	Création des tables d'apprentissage	101
3.2.1	Variables associées au respect du plan de maintenance préventive	102
3.2.2	Variables associées au niveau de stress de l'opérateur	102
4	Scénario 1 : Diagnostic sans décalage temporel cause/indicateur	105
4.1	Création des indicateurs synthétiques	105
4.2	Résultats de diagnostic	108
4.2.1	Diagnostic pour le taux de qualité	108
4.2.2	Diagnostic pour le taux de performance	111
5	Scénario 2 : Diagnostic avec décalage temporel cause/indicateur	113
5.1	Création des indicateurs synthétiques	113
5.2	Résultats de diagnostic	114
6	Conclusion	116
Conclusion générale		119
Bibliographie		123
A Annexe du chapitre 7		131
B Annexe chapitre 8 : Détermination des caractéristiques		141

Introduction générale

Depuis la mise en place dans les années 90 d'un pilotage pyramidal de type CIM (en anglais : CIM, pour Computer Integrated Manufacturing) à des fins d'optimisation de l'organisation du pilotage des entreprises, de nombreuses évolutions ont pu être constatées. Premièrement, des évolutions structurelles du système informatique touchant le haut de cette pyramide sous la dénomination de ERP. Il s'agissait de construire un système de gestion de l'entreprise (Enterprise Resource Planning) et un programme de GPAO (Gestion de la production assistée par ordinateur) l'ensemble connecté au système de contrôle-commande (via la supervision) assurant le pilotage en temps réel des moyens de production (couches basses dites temps réel).

Suite aux améliorations amenées par l'ERP, force est de constater son apport véritable mais également ses conséquences ! Ajouter des outils d'optimisation, c'est aussi provoquer des changements de pratiques et forcément d'autres nécessités d'optimiser encore davantage pour faire face aujourd'hui aux nouvelles tendances engendrées : fortes incertitudes sur les évolutions des marchés et recherche d'une toujours meilleure compétitivité par l'amélioration de la performance industrielle. Les entreprises ont de fait besoin aujourd'hui plus qu'hier de disposer d'informations précises et exactes sur l'état réel de leur système de production. Ces informations sont devenues vitales afin de prendre rapidement les meilleures décisions à tous les niveaux hiérarchiques ; de l'état réel des stocks afin de gérer les approvisionnements et de planifier le travail à réaliser au niveau de l'usine comme des opérateurs, à la valeur des indicateurs de performance tels que le TRS/TRG afin pour le responsable de production de décider des actions prioritaires d'amélioration, jusqu'à la connaissance de l'état de santé des équipements de production afin de réagir aux aléas de fonctionnement. Disposer à chaque instant de ces informations avec des points de vue différents (machine pour un chef d'équipe et la maintenance, atelier pour le responsable de production, usine pour la direction, produit pour la R&D) nécessite une approche globale du pilotage de la production permettant de capter l'ensemble des données requises pour la détermination de ces informations. Les systèmes de type Manufacturing Execution System (MES) visent à répondre à ce besoin en intégrant l'ensemble des fonctions nécessaires au pilotage d'un système de production avec un modèle de données unique répondant aux besoins de chacune des fonctions. Le rôle du MES est clair, à partir des données regroupées de la production tant prévisionnelles que réalisées, optimiser l'outil de production, suivant le schéma « Connaître, Analyser et Améliorer », étapes mettant chacune largement à profit les technologies informatiques mais nécessitant également chacune une expertise humaine.

Mais que peut-on encore apporter dans ce domaine ? Parmi tous les leviers tech-

nologiques et numériques qui convergent vers « l'industrie du futur », la valorisation des données est certainement l'un des domaines qui couvre les enjeux les plus importants. Avec les solutions de MES, les moyens de capture, de transport, d'agrégation et de stockage de ces données sont déjà présents et localisés dans l'entreprise. La clé du succès consiste donc à identifier et à isoler les bonnes données, à les associer, à les « travailler » pour obtenir des indicateurs agrégés utiles à l'amélioration de la prise de décision et donc de la performance.

Aussi, nous pouvons dire à ce jour que même si les données collectées par un système MES ont une grande valeur intrinsèque, celles-ci sont souvent sous-exploitées. C'est dans cette problématique générale que cette thèse souhaite apporter sa contribution.

Comme nous venons de le souligner, l'exploitation de ces données MES se limite généralement à des calculs d'indicateurs de performance. L'analyse des causes ayant entraînée une dérive d'un indicateur calculé reste ensuite à la charge des utilisateurs (opérateur, chef d'équipe, responsable de production, direction) à partir de leur connaissance sur le fonctionnement attendu du système de production. Le plus connu de ces indicateurs est le Taux de Rendement Synthétique (ou TRS). Il donne une image de l'état de fonctionnement d'un système de production (équipement, ligne, atelier, usine) à travers l'estimation des pertes selon trois origines : disponibilité, performance, qualité. Le TRS peut être calculé sur des horizons temporels différents : heure, journée, semaine, mois, année.

A travers le calcul et la remontée de ce TRS à l'exploitant, le MES donne ainsi des indications de performances mais sans davantage d'analyse sur causes de variation. Il est donc nécessaire d'orienter l'exploitant vers les causes à l'origine de leurs dérives éventuelles afin de lui permettre de réagir : sans identification des causes, et à ce niveau complexe de pilotage d'un système de production, difficile de prendre la bonne décision et de satisfaire les objectifs d'un MES. Ceci nous amène à penser qu'une fonction d'aide au diagnostic dans un système MES doit être proposée. Le mode de calcul des indicateurs tels que les composantes du TRS n'apporte en effet pas de réponse à cette interrogation.

Mais faut-il encore démontrer que cela est possible, autrement dit, disposons nous à ce niveau de toutes les bonnes informations au sein des bases de données MES pour inférer une analyse diagnostique multi-causes afin de considérer l'ensemble des facteurs influents et ne pas considérer comme uniques coupables les équipements avec leurs défaillances [Bouaziz, 2012, Duong et al., 2012, Nguyen et al., 2016]. Et si nous en disposons, quelles sont leurs caractéristiques principales (continues, discrètes, statiques, temporelles, fiables, incertaines, cachées, ...) pour nous orienter vers les outils adéquats d'analyse des données.

Notre travail de recherche se focalise sur la problématique du diagnostic au niveau MES et en particulier sur d'une part la classification des variables issues exclusivement d'un modèle MES répondant au standard de la norme ISA-95 à des fins de généralité, la démonstration que ces variables permettent à elles seules de déterminer les causes d'une variation de TRS, de justifier et de produire un modèle de représentation de ces relations de causes à effets sur la base d'un outil formel, à étendre ou pas, et enfin de proposer l'ensemble des algorithmes permettant l'exploitation de ces modèles à des fins d'inférence diagnostique.

Ce mémoire est organisé en trois parties dont les thèmes sont donnés ci-après :

La première partie présente de manière générale la problématique à laquelle nous nous intéressons. Ainsi après avoir exposé le contexte général des systèmes d'information supports au pilotage de la production, nous positionnons nos apports au niveau 3 du CIM supporté par le MES. Sur cette base, nous dévoilerons notre problématique orientée diagnostic que nous déclinerons sous un ensemble de verrous techniques et scientifiques auquel cette thèse vise à répondre. Fort de ce positionnement, cette première partie se terminera par une étude de l'état de l'art dans ce domaine afin de mettre en exergue les différentes méthodes et outils de modélisation existants ainsi que leur adéquation ou non aux verrous identifiés.

La partie II expose notre contribution. Dans un premier temps nous dévoilerons notre démarche générale d'approche de diagnostic au niveau MES. A partir de cette démarche générale, nous discuterons dans cette partie de l'identification des causes principales de l'évolution des indicateurs du TRS. Fort de cette identification, nous déterminerons par la suite s'il est possible de retrouver ou non ces causes dans les bases de données MES, et si tel n'était pas le cas (variables cachées), par quels mécanismes il serait envisageable de les approcher. Comme nous le verrons dans cette partie, nous identifierons d'autres variables décrites dans les bases de données standardisées ISA-95 d'un MES qui nous permettront de relier les causes aux évolutions des indicateurs. Sur la base de ses identifications et caractérisation de natures, nous proposerons non seulement une méthodologie de modélisation Bayésienne étendue à nos besoins que nous exploiterons à des fins d'inférence et donc de diagnostic de dérives des performances.

La partie III développe un exemple d'application des mécanismes proposés sur la base d'un atelier réel illustrant un cas d'étude industriel. Après avoir présenté d'une façon générale la partie opérative, son architecture de pilotage et en particulier la solution industrielle de MES déployée, nous proposons d'appliquer notre démarche complète de diagnostic allant de l'étape de modélisation, d'apprentissage et d'inférence diagnostique. Pour évaluer la pertinence de notre approche, différents scénarios seront proposés et appliqués à notre base de données MES afin de vérifier que les explications de dérives du TRS provoquées intentionnellement soient bien diagnostiquées.

Première partie

Problématique

Chapitre 1

Système d'information support au pilotage de la production

1 Introduction

Dans le cadre de ce premier chapitre, nous nous proposons de positionner le contexte général de notre étude. Celle-ci prend place au sein des Systèmes Automatisés de Production (SAP) complexes que nous considérerons baignés dans un environnement incertain. Ce contexte particulier défini par ces deux termes "complexité" et "incertitude" conduit à intégrer au sein même des systèmes de pilotage, à tous les niveaux, des mécanismes de surveillance et de supervision permettant d'aider les opérateurs, qu'ils soient devant un équipement de production, chef d'un atelier ou encore exploitant devant ses synoptiques de supervision lui donnant les indicateurs de performances (Taux de Rendements Synthétiques, TRS) du site de production. Dans le cadre de cette thèse, nous souhaitons apporter notre contribution à l'aide au diagnostic des variations de performances d'un site de production et positionnons volontairement notre approche au niveau MES. Pour cette raison, ce chapitre sera structuré autour des sections suivantes :

Dans un premier temps, nous décrirons ce que nous entendons par systèmes de production. Il s'agira en particulier de décrire leurs structures, quelles soient physique ou de pilotage. Forts de cette base introductive, nous positionnerons l'objet de Manufacturing Execution Systems (MES) au sein duquel cette thèse apporte sa contribution. Cette section décrira de manière synthétique ce qu'est un MES, les fonctions qui le composent et les normes auxquelles les bases de données MES répondent. Il sera montré que la norme ISA-95 constitue une hypothèse forte sur laquelle s'appuie l'ensemble de nos travaux. Après avoir réalisé un focus sur le calcul et la restitution pour les exploitants des indicateurs de TRS, nous présenterons une critique sur le manque d'aide à l'analyse fine des dérives d'un TRS, critique qui nous conduira à développer notre problématique de thèse dans le chapitre suivant.

2 Système de Production

2.1 Structure Physique

Le système de production regroupe l'ensemble des éléments (matière, humain, matériel et logiciel) qui participent au processus de production. Un processus modifie les caractéristiques physiques du produit au travers d'opérations de moulage, d'usinage, de forgeage et assemblage dans le domaine manufacturier ou encore de floculation, de séparation, de purification dans le domaine de la chimie ou du traitement des eaux (ie. [Ben Khedher, 2012]). Le système de production se compose d'un système de pilotage et de postes de production (cf. Fig. 1.1).

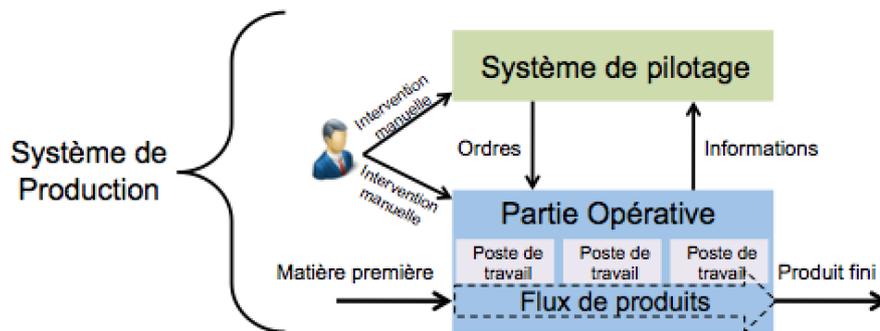


FIGURE 1.1 – Structure générale d'un système automatisé de production.

Nous nous proposons de préciser chacun des constituants de ce système de production par la suite :

Partie Opérative : ensemble d'équipements qui transforment le produit. Appelés également postes de production (ou postes de travail), ils constituent l'élément de base pour la réalisation des activités de production. Si nous nous référons à [ISA-95, 2000], ces éléments sont des machines (robots, tours, fraiseuses, ...), des organes de transports, etc... ou encore des opérateurs humains. De fait, ces postes de travail peuvent être entièrement automatisés, entièrement manuels ou encore mixtes. De ces configurations dépendent les performances du poste [Ben Khedher, 2012].

Le flux de produits représente l'ensemble des entités en cours de transformation dans le système de production (matières premières, transformées, assemblées, produits finis). Dans ce processus, un produit sortant d'un poste de production se retrouve être un produit entrant dans le poste de travail suivant. Tout au long des étapes de production, le produit peut être acheminé sur des postes de métrologie afin de contrôler, avec retard, que toutes ou partie des transformations subies ont été réalisées avec succès ou non. L'insertion de ce type de postes permet ainsi de mieux maîtriser la productivité globale du système de production en diagnostiquant tout au long du cycle de transformations des produits leur conformité et donc leur qualité.

Le système de pilotage d'un équipement : il a pour rôle de faire suivre à la partie opérative des lois d'évolutions prédéfinies (lois de commande) afin de satisfaire les demandes des niveaux supérieurs appelés généralement des Ordres de Fabrication (OF). Ces derniers s'accompagnent des spécifications telles que le type

Niveau 2 : Contrôle de l'unité (contrôle et supervision) ;

Niveau 1 : Contrôle-Commande d'équipements (Automates Programmables Industriels, Commandes Numériques, etc...) ;

Niveau 0 : Partie Opérative (postes de production permettant les transformations physiques des produits).

La structuration en modules de pilotage implique une grande quantité d'informations circulant au travers de cette architecture, informations qui viennent alimenter les bases de données du système de production.

Depuis quelques années, ces cinq niveaux de pilotage d'un procédé industriel sont agrégés selon 3 niveaux notamment du point de vue des systèmes d'information supports aux activités de pilotage. Ils introduisent les concepts de ERP (Enterprise Resource Planning, couvrant les niveaux CIM 4 et 5), de MES (Manufacturing Execution Systems recouvrant le niveau 3) et enfin de contrôle-commande industriel (niveaux 2 et 1) ; ERP et MES viennent s'appuyer, à des niveaux de temps différents, sur des bases de données orientées respectivement aux données de l'entreprise pour supporter le processus complet de gestion des commandes client, et aux données nécessaires au pilotage et au suivi de la production, représentatives de la vie du process de production.

Nos travaux de recherche se positionnent dans ce niveau de pilotage supporté par le MES. La section suivante en détaille les caractéristiques.

3 Manufacturing Execution System

3.1 Fonctionnalités génériques d'un MES

3.1.1 Objectifs d'un MES

Afin de faire face à la complexité croissante du pilotage des systèmes de production dans un contexte de mix-produits important, de multiplication des références produits, du pilotage en flux tendu ou encore de la forte variabilité des demandes clients avec des exigences de qualité toujours plus fortes, les entreprises ont besoin aujourd'hui plus qu'hier de disposer d'informations précises et exactes sur l'état réel de leur système de production ainsi que des outils d'analyse leur permettant de mieux maîtriser encore les aspects quantitatifs et qualitatifs de leur production.

Les solutions MES collectent et historient les données de production telles que les rapports sur les processus de fabrication, les états d'avancement des opérations en cours, les alarmes, les événements, l'état des ressources (opérateurs, matière, équipements), les quantités et qualité des OFs effectués, etc. Cette base de données permet, entre autres, au MES de calculer des indicateurs de performance pour supporter les "bonnes" décisions de l'exploitant. Pour cela, et au delà de la base de données, un MES s'appuie sur un ensemble de fonctions que nous listons ci-après.

Un MES vise à répondre à ces besoins en intégrant l'ensemble des fonctions et données associées nécessaires au pilotage du système de production. Face à la diversité des systèmes de production en fonction des secteurs industriels et de la diversité des pratiques industrielles, un développement de solutions MES sans une base commune conduit à avoir autant de MES que de systèmes de production et à être très

rapidement confronté à chaque nouveau déploiement à des difficultés importantes d'interopérabilité avec des applications tierces, ERP et contrôle-commande notamment. Face à ces difficultés et aux coûts engendrés, très tôt est apparu un besoin de standardisation de la terminologie, des fonctions et de la structuration des données. Le comité 95 de l'ISA (International Society of Automation) a relevé ce défi avec la parution en 2000 de la première version de la partie 1 "Modèle et terminologie" de l'ISA-95 [ISA-95, 2000] publiée par l'ANSI (American National Standards Institute). Aujourd'hui, elle est également publiée comme norme internationale ISO/CEI 62264 par le comité mixte ISO TC 184/SC 5 / CEI SC65E JWG5. Le standard compte à ce jour neuf parties dont certaines ont connu plusieurs révisions alors que d'autres sont en cours de rédaction.

Même si la couverture fonctionnelle reste identique ainsi que l'objectif général, le découpage et donc le nombre de fonctions (ou activités) d'un système MES ont évolué au cours du temps et en fonction des organismes ayant mené des travaux sur le sujet. En effet au delà des travaux de l'ISA avec 8 activités, nous trouvons ceux du MESA (Manufacturing Enterprise Solutions Association) qui proposaient un modèle très proche mais avec des frontières et onze fonctions légèrement différentes. Au delà de l'aspect fonctionnel, les travaux du MESA ne descendent pas au niveau de détail de l'ISA95 avec aujourd'hui ces neuf parties. Ainsi en tant que norme internationale allant des aspects fonctionnels jusqu'à la définition des services d'échange de données en passant par la structuration de ces dernières, nous proposons dans la section suivante une présentation des fonctions d'un MES basée sur l'IEC 62264.

3.1.2 Les fonctions génériques du MES (ISA95 / IEC 62264)

L'analyse menée dans l'IEC 62264 et en particulier dans la partie 3 conduit à prendre en compte généralement 8 fonctions (ou activités) (Fig. 1.3) pour chacun des domaines de la production, de la maintenance, de la qualité produit et de l'inventaire. Les huit fonctions sont présentées ici avec le point de vue production :

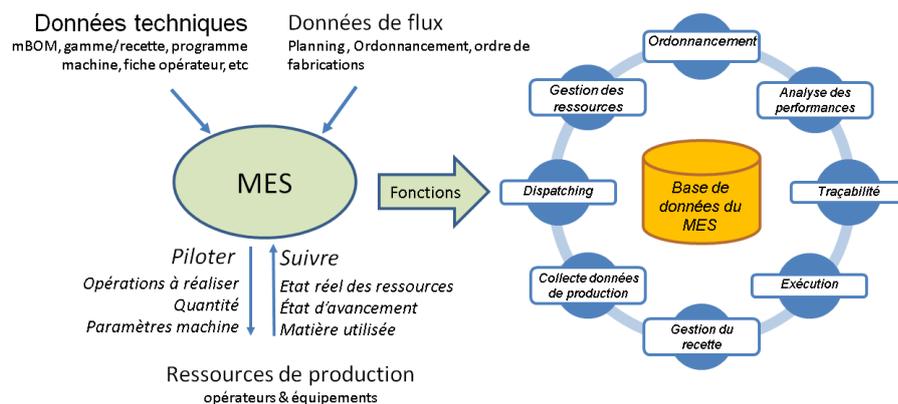


FIGURE 1.3 – Manufacturing Execution System, position et fonctions.

1. **Gestion de la définition des produits** assure la gestion des gammes et des recettes. Elle observe le déroulement des opérations de production et garantit le respect des gammes et des recettes. Elle garantit l'unicité et le partage

des documents techniques pour le contrôle de la conformité des dossiers et des formulaires : instructions de travail, recettes/gammes, plans, procédures opérationnelles, programmes. Elle assure le transfert de ces informations aux différentes ressources (équipements et personnels). La gestion des modifications de ces documents est en revanche du ressort du PLM (Product Life cycle Management).

2. **Gestion des ressources de production** assure la gestion de l'ensemble des ressources nécessaires à la production : personnel, équipement, matière, énergie. Pour les personnels, cette fonction vise à organiser et coordonner les équipes par un suivi de l'état du personnel en temps réel (présences et temps de travail), et une gestion des compétences et des habilitations. Pour les équipements, la fonction consiste à s'assurer de la disponibilité effective des équipements conformément au planning prévisionnel. Par ailleurs à partir des données collectées, cette fonction génère un historique détaillé de l'état des équipements à partir de leur suivi temps réel.
3. **Ordonnancement détaillé des opérations** a pour rôle d'affecter localement les opérations aux ressources et d'optimiser leur exécution dans un objectif de productivité en tenant compte de l'état réel des équipements, des personnels disponibles et de l'état réel des stocks. Elle définit les séquences d'opérations en fonction des priorités, des attributs, des gammes et/ou des recettes avec la prise en compte des chemins alternatifs, des chevauchements. Enfin, elle donne une représentation visuelle du séquençement.
4. **Répartition de la production** est la dernière étape de planification avant l'exécution par l'affectation de la matière aux opérations, des opérations aux équipements et aux personnels.
5. **Exécution de la production** gère l'exécution et la mise à jour du planning prévisionnel par la transmission des informations aux différents postes de travail et la prise en compte des aléas. Elle génère le retour d'information à l'ordonnancement sur l'état d'avancement de la production (lots, OF) et l'état des encours.
6. **Acquisition des données** consiste à collecter et à stocker au fil de l'eau les données de production en provenance du niveau contrôle-commande, telles que les données relatives aux équipements (leurs états, historique des événements), aux opérateurs (présence/absence, identification, etc...), aux contrôles qualité réalisés en ligne. Cette fonction assure l'unicité des données dans la base de données et supporte les problématiques liées à la communication avec les équipements et à leur transformation avant stockage. Au niveau MES, l'acquisition des données ne concerne pas des variables continues échantillonnées mais des événements. La fonction d'acquisition des données assure ainsi l'observation des changements d'état des variables, l'horodatage et l'enregistrement de l'événement dans la base de données.
7. **Traçabilité et généalogie** vise à satisfaire les exigences de traçabilité (process et produit) et à être en conformité avec les normes et réglementations notamment dans les secteurs pharmaceutique et agroalimentaire en centralisant toutes les informations : composants, matières, fournisseurs, lot, numéro de série, conditions de production, alarmes. Elle gère la traçabilité du process

à travers la connaissance des conditions effectives de production (réglages des équipements, personnels). Enfin, elle assure la traçabilité matière à travers la généalogie de chaque produit ou lot.

8. **Analyse des performances** fournit des tableaux de bord pertinents pour optimiser la production par le calcul d'indicateurs de performance dont le TRS (Taux de Rendement Synthétique, indicateur le plus courant pour caractériser les équipements de production). Ainsi, elle assure le suivi d'indicateurs en temps réel sur les produits et les opérations : utilisation et disponibilité des équipements, cycle du produit, SPC (Statistical Process Control)/SQC (Statistical Quality Control). Elle génère des rapports sur des périodes de temps différentes (heure, journée, semaine, mois, année) et offre une comparaison avec les exercices précédents et/ou avec les objectifs fixés.

Avec ces 8 fonctions dédiées, le contrôle qualité assure l'analyse en temps réel des données collectées afin d'évaluer la qualité des produits et de détecter au plus tôt, voir prédire, les dérives pour déclencher des actions correctives. Elle observe le SPC et SQC, et gère les opérations de contrôle hors production. Cette fonction transverse opère depuis la réception des matières premières jusqu'à la livraison des produits.

Toujours basée sur 8 fonctions, la gestion de la maintenance assure la disponibilité des ressources pour la production par un déclenchement opportun des interventions de maintenance préventive (périodique et/ou événementielle) en fonction des contraintes de production. Pouvant offrir des outils d'aide au diagnostic, elle gère un historique des événements de maintenance corrective et préventive. Cette fonction étant historiquement supportée par la GMAO (Gestion de la Maintenance Assistées par Ordinateur), elle est encore aujourd'hui peu intégrée aux solutions MES du marché mais ce domaine de la maintenance n'en demeure pas moins essentiel et très fortement couplé à la production avec une gestion nécessairement en interaction forte quelque soit le système informatique support.

Ainsi, toutes ces fonctions sont dépendantes ne serait-ce que de par le fait qu'elles partagent et échangent des informations gérées au sein d'une même base de données. C'est tout l'intérêt d'un MES, centraliser les données de production pour garantir leur unicité et cohérence, limiter au strict nécessaire les échanges avec le niveau contrôle-commande, assurer les échanges avec l'ERP et ainsi améliorer la qualité des données mises à disposition et échanger entre les fonctions. Enfin, le rôle du MES dans la gestion de l'accès aux données par les fonctions et les utilisateurs est aujourd'hui indéniable et sera sans doute prépondérant demain face aux enjeux de cyber-sécurité [Sicard et al., 2018].

Un MES est considéré aujourd'hui comme un élément du système d'information de l'entreprise devant s'intégrer avec les autres, notamment l'ERP, PLM et système de traçabilité. Le MES touche, nous venons de le voir, à tous les aspects de la production. Au regard de la diversité des données, de leur volume et de leur fréquence d'échange, le déploiement d'un système MES avec la structuration de sa base de données requiert la mise en place d'un projet impliquant plusieurs services durant plusieurs mois. Le modèle proposé par le standard ISA-95 vise à accélérer cette phase de déploiement au travers d'une spécification des fonctions et d'un modèle de données initialement pensé pour l'intégration avec l'ERP.

Ainsi, un MES est un véritable challenge à part entière, ne serait-ce que de par le fait que tout ceci doit fonctionner pour répondre à des besoins et des caractéristiques industrielles différentes. Une question se pose alors, existe-t-il des solutions industrielles de MES et si oui, quel est leur niveau de maturité ? C'est ce que nous proposons d'évaluer dans le paragraphe suivant.

3.1.3 Maturité et déploiement des solutions MES

Nos travaux de recherche portant sur le MES et à des fins d'applicabilité industrielle, nous nous proposons ici de faire un état des lieux des solutions industrielles existantes et de produire une étude de maturité et de déploiement de ces solutions (cf. figure 1.4).

La diversité des solutions MES du marché résulte d'une part des contraintes particulières de chaque secteur industriel (manufacturier, pharmaceutique, agroalimentaire, etc) et d'autre part du positionnement historique des éditeurs :

- Contrôle-commande telles que les solutions de Siemens, Rockwell Automation, Wonderware ou Courbon Software
- ERP tel que SAP ou Infologic
- PLM tel que Dassault Systèmes
- Nouveaux acteurs tel que Ordinal Software, Alpha 3i, Astrée Software, VIF

Les MES proposés par les acteurs majeurs du marché ne sont plus aujourd'hui des solutions sur mesure et spécifiques mais bien des solutions modulaires, génériques et paramétrables avec pour seul objectif de répondre rapidement aux besoins spécifiques de chaque utilisateur à partir d'une solution générique ! Dans ce domaine à l'image de celui des ERP, des éditeurs offrent aujourd'hui des solutions génériques de MES et des intégrateurs déploient les solutions en assurant leur paramétrage et leur interopérabilité avec leur environnement. Cette interopérabilité peut s'avérer très complexe et par conséquent très coûteuse.

Ainsi malgré la diversité des solutions, le standard ISA-95 s'est imposé aux éditeurs afin de réduire les coûts d'intégration en facilitant l'interopérabilité du MES avec son environnement. Enfin du point de vue des utilisateurs, le MES doit aussi être plus agile pour s'adapter aux évolutions du système de production et de l'organisation de l'entreprise. Le standard ISA-95 est également une réponse face à ce besoin d'agilité. Pour promouvoir et développer la standardisation, les différents acteurs, éditeurs et intégrateurs, se regroupent au sein d'associations comme le MESA International ou le club MES en France.

En l'espace d'une dizaine d'années, les solutions de MES se sont largement développées pour atteindre aujourd'hui un niveau de maturité suffisant pour voir leur intégration en entreprise progresser sans cesse. D'après l'étude du GIMELEC sur les technologies pour l'Industrie 4.0, cf. figure 1.4, le MES figure parmi les solutions matures mais dont la diffusion dans le domaine industriel reste encore limitée. Cependant, les prévisions d'évolution du marché du MES sont de l'ordre de 15% d'ici à 2022 .

Quelque soit la solution logicielle retenue, la base de données reste un élément commun qu'il faut structurer et nourrir. La norme ISA-95 assure une forme de standardisation de ces bases de données, standardisation nécessaire à l'intégration

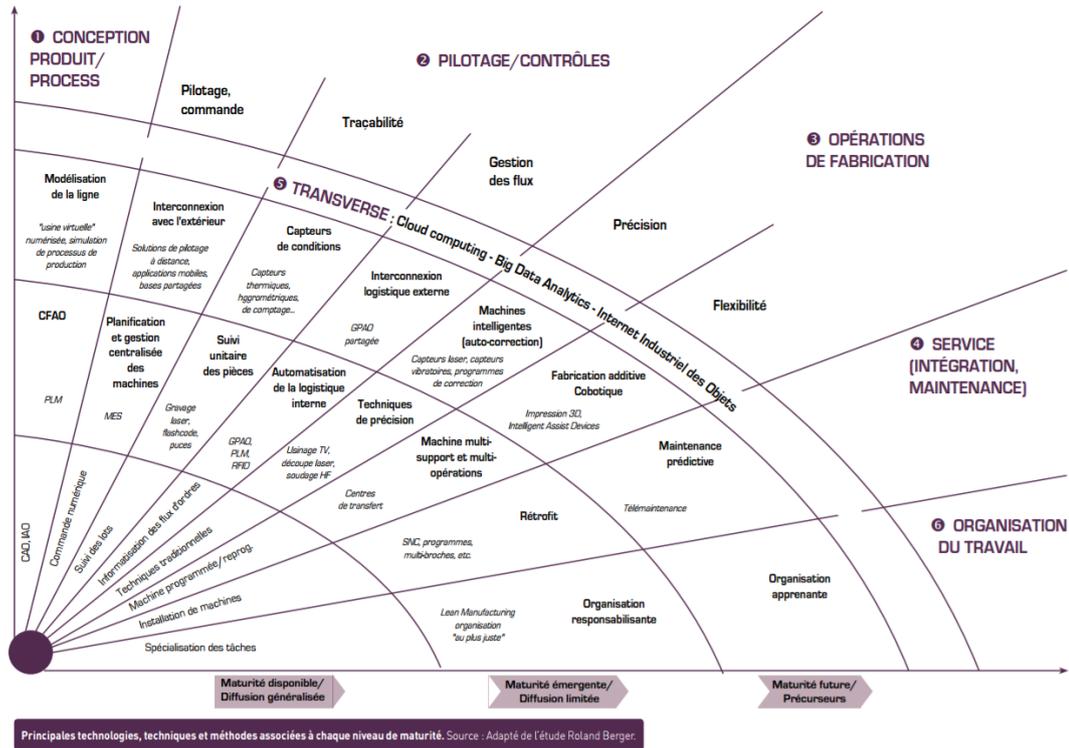


FIGURE 1.4 – Le modèle Industrie 4.0 du GIMELEC [Blanchet and Bergerried, 2014].

et l'interopérabilité de ces solutions MES avec les ERP et les couches basses de l'usine.

3.2 Modèle de données ISA-95

Le standard ISA95 traite de l'intégration des systèmes d'entreprise ERP avec le système de pilotage de la production (MES). Il définit une terminologie avec une structuration des données formalisée par des modèles UML (Unified Modeling Language). L'objectif est de définir d'une part la couverture du point de vue fonctionnel et du point de vue des données et d'autre part l'intégration avec les autres systèmes informatiques de l'entreprise et les équipements.

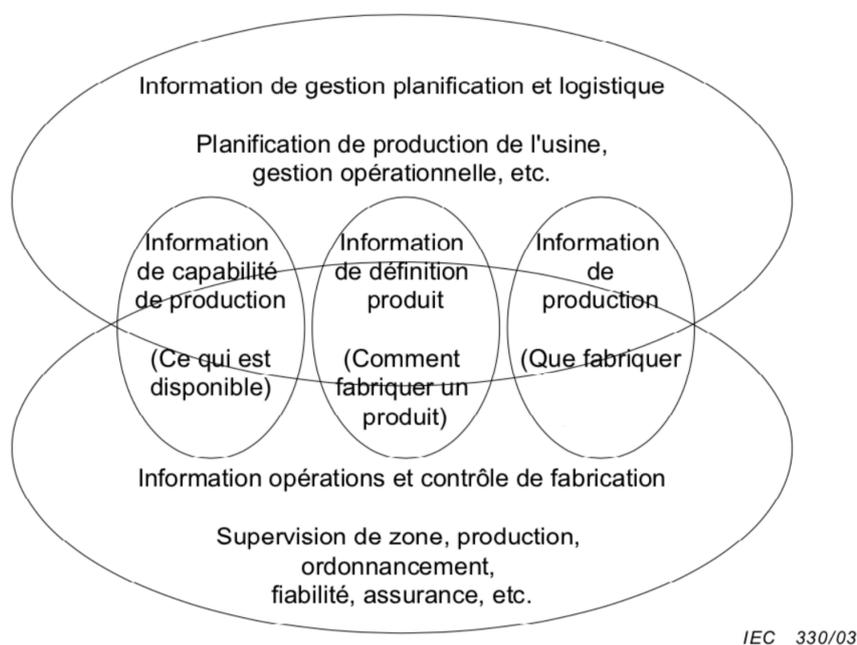
L'intérêt d'un standard tel que l'ISA-95 est d'apporter une uniformisation entre les services d'une entreprise et même au-delà des frontières de l'entreprise. Il est en effet une évidence que les personnes qui travaillent dans l'atelier n'utilisent pas les mêmes termes techniques que les responsables informatiques, encore moins que les directeurs financiers. De la même manière, là où dans une entreprise nous allons parler de "lots", dans une autre nous parlerons d'"OF" (ordres de fabrication), dans une autre encore de "batchs"... Ces différences de vocabulaire peuvent se retrouver entre différents sites d'un même groupe en particulier international, ce qui pose de nombreux problèmes. Pour y remédier, le standard ISA-95 propose une terminologie unique et des relations claires entre les systèmes.

Le standard est aujourd'hui organisé en cinq parties publiées. La première partie regroupe la terminologie à utiliser ainsi que les modèles d'objets de base pour

les échanges. La deuxième partie décrit tous les attributs de ces objets, tandis que la troisième se focalise sur les fonctions et les activités à regrouper sur la couche production/MES de l'entreprise. Les parties 4 et 5 ("Objects Models and Attributes of Manufacturing Operations Management" et "Business to manufacturing transactions") sortent du cadre de ces travaux et ne seront pas approfondies ici.

Dans cette section, nous présentons une vue générale de toutes les données reçues /collectées /générées pour et par le MES et stockées dans sa base de données selon la norme IEC 62264. La présentation n'a pas pour objectif de reprendre l'ensemble de la norme mais d'appréhender toute la diversité et la richesse des données du MES. Elle est structurée selon trois points de vue conformément à l'IEC 62264 :

- Information sur la capacité à fabriquer un produit.
- Information nécessaire pour fabriquer un produit.
- Information sur la production réelle du produit.



IEC 330/03

FIGURE 1.5 – Le modèle des domaines d'échanges d'information du MES extrait de la norme IEC 62264.

3.2.1 Information sur la capacité à fabriquer un produit

Comme représenté sur la figure 1.6, cette catégorie d'information se compose de trois sous-ensembles d'informations :

- Information de capacité de production relative aux personnels, aux équipements et aux matières. Ceci inclut l'état actuel de ce qui est disponible.
- Information de maintenance définissant l'état courant des équipements mobilisés pour la maintenance.
- Information de planification capacitaire indique les segments de processus disponibles pour le produit à fabriquer.

Comme indiqué sur la figure 1.6, les intersections de ces trois sous-ensembles caractérisent la capacité réelle de production, les états des équipements de produc-

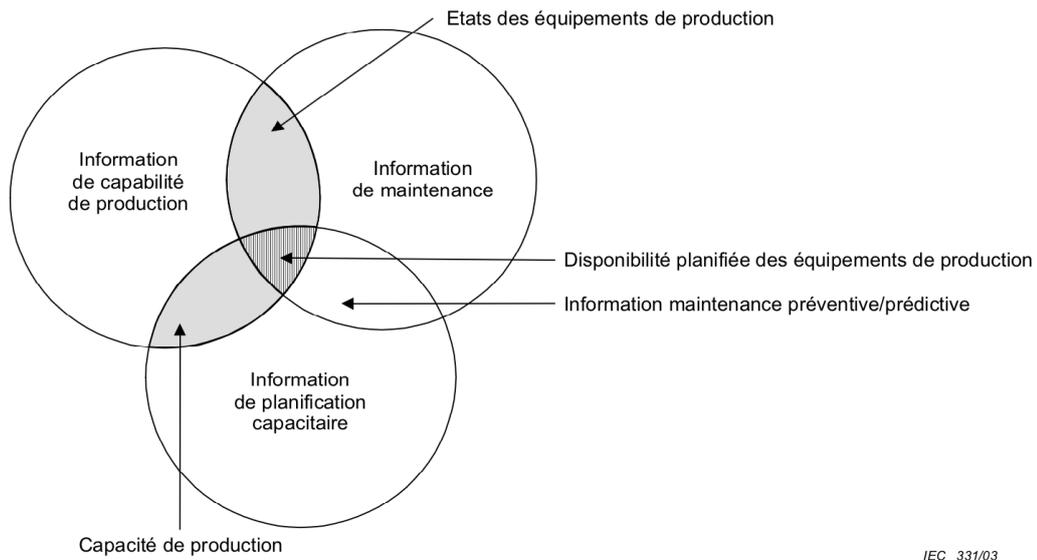


FIGURE 1.6 – Information de capacité de production extrait de la norme IEC 62264.

tion, les informations de maintenance préventive/prédictive et enfin la disponibilité planifiée des équipements de production.

3.2.2 Informations nécessaires pour fabriquer un produit

Cette seconde catégorie d'informations illustrée par la figure 1.7 résulte de la somme de trois sous-ensembles d'informations :

- Les règles de fabrication du produit sont utilisées pour instruire une opération de fabrication sur la manière de fabriquer le produit. Elles peuvent s'appeler recettes, gammes, étapes d'assemblage, etc.
- Nomenclature des matières est une liste de toutes les matières nécessaires pour la fabrication d'un produit indiquant la quantité exigée de chacune. Ces matières peuvent être des matières premières, des produits intermédiaires, des sous-ensembles, des pièces et des consommables. Elle inclut les matériaux d'emballage pour le transport ou la documentation jointe. C'est un sous-ensemble de la nomenclature des ressources.
- Nomenclature des ressources est la liste de toutes les ressources exigées pour fabriquer un produit. Les ressources peuvent inclure les matières, le personnel, les équipements, l'énergie et les consommables.

L'intersection entre les règles de fabrication du produit et la nomenclature des ressources correspond à un segment produit qui est la vue processus la plus détaillée pour le MES pour contrôler la matière, la main d'œuvre, l'utilisation de ressources, le coût et la qualité afin de contrôler la production. En fonction de la nature du système de production (discret, continu ou batch), les segments produits peuvent correspondre à des procédures d'unité de production, des étapes d'assemblage, etc.

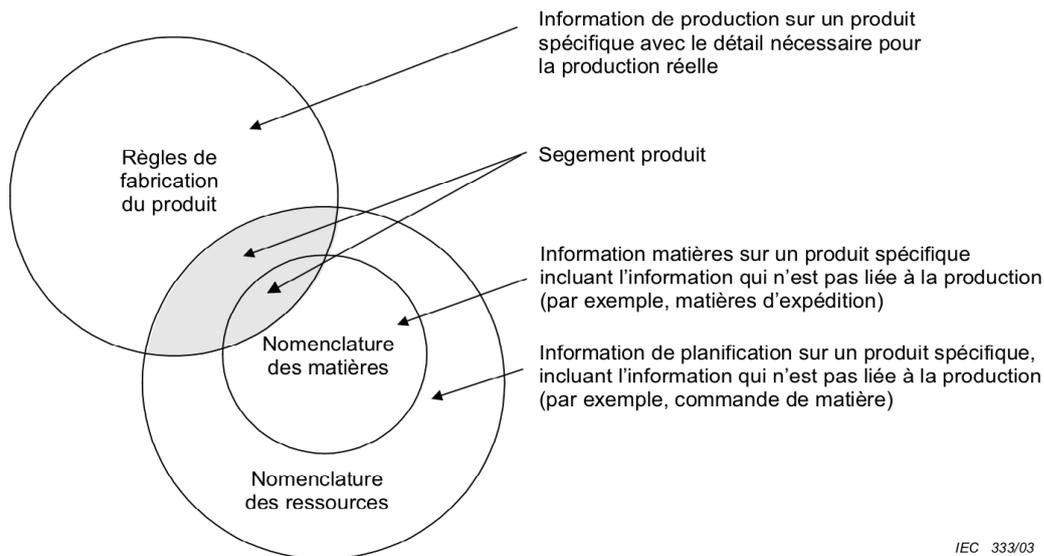


FIGURE 1.7 – Définition de l'information de production extrait de la norme IEC 62264.

3.2.3 Informations sur la production réelle du produit

La troisième et dernière catégorie d'informations sur la production réelle du produit se subdivise également en trois sous-ensembles comme illustré dans la figure 1.8

- Information de l'historique de la production correspond aux informations enregistrées concernant la fabrication d'un produit. Elle peut s'appeler de différentes manières, telles que le journal de batch, le journal du produit ou la main courante.
- Information de stock de production correspond aux informations concernant les matières stockées, y compris l'état actuel des matières.
- Information de planification de la production contient toutes les informations sur l'exécution des cycles de production programmés.

Les intersections de ces trois sous-ensembles définissent l'information du segment de production, l'information sur les matières de production et enfin les rapports de production.

3.3 Exploitation a minima des données par le MES

Suite à la présentation des fonctions et des données conformément à l'IEC 62264, nous proposons maintenant de nous focaliser sur l'exploitation des données faite par le MES et de voir dans quelle mesure cette dernière est à ce jour limitée malgré d'un côté les besoins des utilisateurs de toujours plus d'assistance dans la compréhension des variations de performance de la production et d'un autre côté l'existence de nombreuses approches d'analyse de données issues de l'intelligence artificielle.

3.3.1 Définition du TRS

Au regard de l'ensemble des fonctions présentées précédemment, une seule a pour objectif de proposer une analyse du comportement du système de production

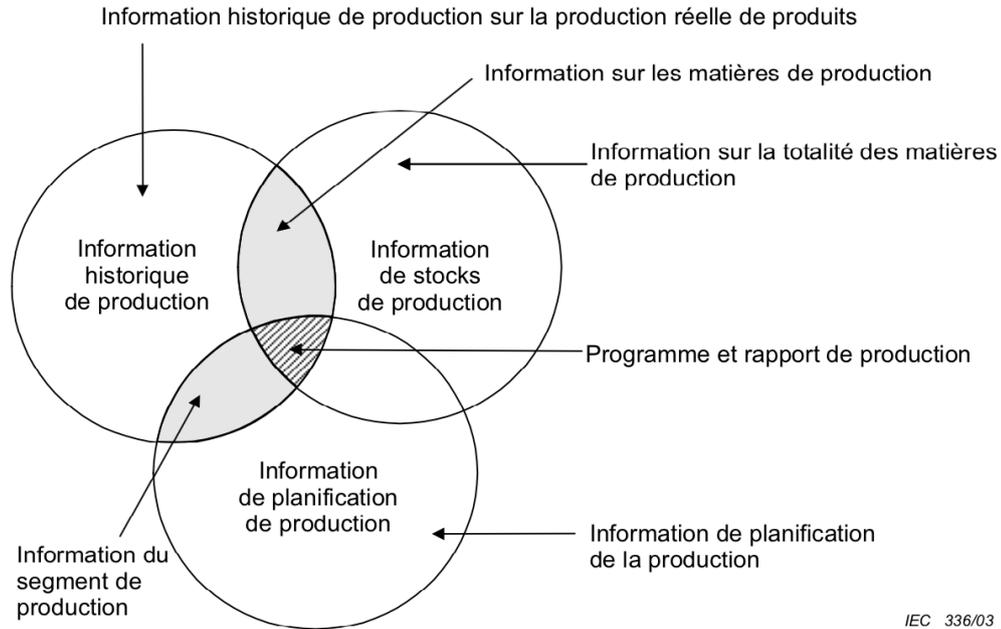


FIGURE 1.8 – Informations de production extrait de la norme IEC 62264.

et elle est destinée à évaluer les performances des différents postes de travail. La fonction d'analyse de performance délivre plusieurs indicateurs dont la forme la plus agrégée et la plus répandue est aujourd'hui le Taux de Rendement Synthétique (TRS). Le TRS permet de mesurer l'efficacité d'une ligne de production par le rapport entre la période de production à la cadence nominale de pièces conformes, nommée temps utile (TU), et la période prévisionnelle de production en dehors des arrêts normalement planifiés, nommée temps requis (TR) sur la figure 1.9.

La différence entre le temps utile et le temps requis se compose des arrêts de production non planifiés, des micro-arrêts et des écarts de cadence, et pour finir des temps de production de non-qualité. Le temps requis moins les temps d'arrêts non planifiés définit le temps de fonctionnement (TF). En retranchant les micro-arrêts et les écarts de cadence à ce temps de fonctionnement, nous obtenons le temps net (TN). Enfin, le temps utile correspond au temps net moins le temps de production de non-qualité.

Ces différents temps permettent de définir les trois indicateurs qui composent le TRS :

- Disponibilité comme le rapport entre le temps de fonctionnement et le temps requis, $D = TF/TR$.
- Taux de performance comme le rapport entre le temps net et le temps de fonctionnement, $TP = TN/TF$.
- Taux de qualité comme le rapport entre le temps utile et le temps net, $TQ = TU/TN$.

Après simplification, le produit de ces trois indicateurs correspond bien à la définition du TRS, $TRS = TU/TR$.

Suite à la définition de ces indicateurs de performance, il reste à voir en pratique comment ils sont calculés. Pour cela, notons d'abord que les temps d'arrêts de production non planifiés sont observables et mesurables connaissant l'état du poste de

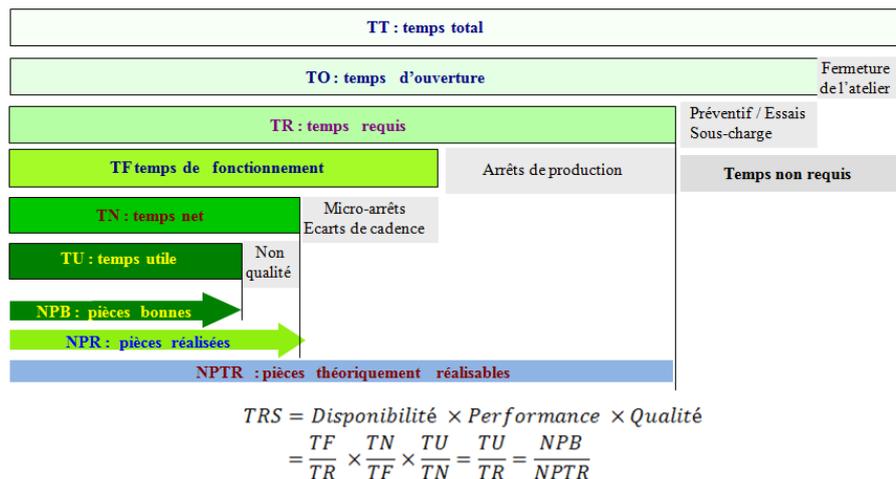


FIGURE 1.9 – Mode de calcul du Taux de Rendement Synthétique.

production. En revanche, le temps lié aux micro-arrêts et écarts de cadence n'est pas directement observable. En effet, un micro-arrêt se caractérise par le fait qu'il n'est pas observable et qu'il n'a pas d'effet sur l'état perçu du poste de production. Par ailleurs, les écarts de cadence ne correspondent pas à un temps directement observable mais à un écart par rapport à une cadence nominale. L'observation de l'état du poste de production ne permet donc pas d'observer directement ces écarts de cadence. Enfin, le temps de non-qualité est un temps théorique durant lequel des produits non conformes sont fabriqués à la cadence nominale. Au regard de l'observabilité directe ou non de ces temps, leur mode de calcul n'est donc pas nécessairement basé sur des temps observés.

3.3.2 Mode de calcul des trois composantes du TRS

En pratique pour calculer le taux de qualité, le poste de production est considéré comme une boîte noire dont seuls les produits qui sortent sont observés en distinguant les produits conformes et non-conformes. Le taux de qualité est alors calculé comme le rapport entre le nombre de produits conformes et le nombre total de produits fabriqués.

De même pour le taux de disponibilité, le temps de fonctionnement (TF) et la cadence nominale permettent de calculer le nombre de produits qui auraient dû être fabriqués durant ce temps TF. Le taux de disponibilité est alors calculé par le rapport entre le nombre total de produits réellement fabriqués et le nombre de produits qui auraient dû être fabriqués durant TF.

Enfin, seule la disponibilité est effectivement calculée à partir des temps *TF* et *TR* mesurés en fonction de l'état du poste de production. Normalement via l'interface du MES, les personnels de maintenance ou de production doivent renseigner les causes des arrêts non planifiés en indiquant s'il s'agit d'un arrêt induit ou d'un arrêt propre et les causes de cet arrêt. Pour faciliter l'analyse des causes d'arrêts et offrir une visualisation graphique par exemple sous forme d'un diagramme de Pareto, une liste des arrêts est habituellement pré-établie à partir d'un historique des arrêts pour éviter les problèmes d'analyse sémantique des informations saisies.

3.3.3 Diagnostic offert par la fonction d'analyse de performance

Au regard du mode de calcul des indicateurs de performance, le diagnostic offert par la fonction d'analyse de performance d'un MES est bien limité.

En effet, ce diagnostic se limitera à indiquer les arrêts d'un équipement en fonction d'une liste pré-établie des défaillances de cet équipement comme si l'équipement était toujours le seul coupable des arrêts. En effet, la défaillance d'un équipement peut être la conséquence d'un opérateur de production pas suffisamment formé ou encore de lots de matière première non conformes provenant toujours du même fabricant.

Le diagnostic qui est très limité pour la disponibilité est totalement inexistant pour le taux de performance et le taux de qualité. En effet pour ces deux taux, leur mode de calcul repose exclusivement sur l'observation des flux sortants de produits et ne permet donc pas à la fonction d'analyse de performance de proposer un premier niveau de diagnostic.

Face à cette situation et dans une démarche d'amélioration continue nécessitant d'identifier les causes de dégradation des performances, un responsable de production est démuné alors même que la base de données MES renferme une connaissance approfondie de chaque poste de production. La base de données MES est une mine d'or pour diagnostiquer les évolutions des performances d'un poste de production mais à ce jour le responsable de production ne dispose que "d'une pelle et d'une pioche" pour l'explorer ! En effet, il procèdera généralement par une première étape d'extraction manuelle des données avant de mener très classiquement une analyse avec les outils offerts par un tableur dans un contexte où le fonctionnement du système de production est de plus en plus complexe à appréhender.

Face à ce constat et au regard des possibilités offertes aujourd'hui par les outils d'analyse de données et notamment ceux du domaine de l'intelligence artificielle, nous proposons donc d'étendre la couverture fonctionnelle du MES en intégrant une fonction de diagnostic des évolutions des performances d'un poste de production en considérant l'ensemble des données contenues dans la base MES avec toute sa diversité présentée précédemment.

4 Conclusion

Ce premier chapitre de notre mémoire nous a permis de positionner notre domaine d'étude. Il s'agit pour nous d'apporter notre contribution à l'amélioration de la productivité d'un site de production en amenant des solutions d'analyse diagnostique au profit de l'exploitant et ainsi mieux le guider pour l'aider à comprendre les variations des indicateurs de TRS. Ainsi, notre travail de recherche porte sur un domaine aujourd'hui peu exploré dans la littérature en se plaçant volontairement au niveau MES d'une entreprise. Ces travaux de recherche prennent donc largement leur place dans le concept actuel de l'industrie 4.0, et donc dans l'axe de l'exploitation des données (big-data analytics). Le chapitre suivant se propose de détailler la problématique à laquelle ces travaux proposent d'apporter une solution.

Chapitre 2

Problématique

1 Introduction

Comme nous avons pu le voir, les systèmes de MES sont de plus en plus plébiscités au regard des enjeux et des objectifs qu'ils couvrent. Les systèmes MES participent en effet à l'amélioration de la compétitivité des industriels et viennent compléter les apports précieux d'un ERP. Comme ce dernier, le MES répond à des besoins et des enjeux spécifiques. Ils sont d'ordres stratégiques, gagner et/ou conserver des parts de marché, réduire les coûts, accélérer la mise sur le marché de nouveaux produits, accélérer l'effet d'expérience et d'apprentissage, garantir un niveau de qualité permettant de se différencier.

Le MES en tant que réponse à ces enjeux, se focalise sur l'organisation de la production en remplissant principalement trois objectifs : réduire les coûts de fabrication, réduire les délais de fabrication et assurer la qualité des produits fabriqués. Il s'appuie pour cela sur un ensemble de fonctionnalités et surtout sur la base d'un modèle de données standardisé, riche, voire très riche d'informations. Sont-elles pleinement exploitées pour répondre à tous ces enjeux ? C'est la question que nous nous sommes posés, notamment en terme d'aide au diagnostic pour expliquer, par exemple, une évolution non prévue d'un TRS.

Ce chapitre trouve là sa vocation, poser la problématique à laquelle ces travaux de recherche ont pour ambition d'apporter des réponses. Améliorer encore la performance du système en proposant d'aider les exploitants à diagnostiquer les causes, nombreuses nous le verrons, des variations de performance d'un site industriel et envisager d'ajouter aux 8 fonctions du MES, une 9^{ième} fonction, le diagnostic.

A ces fins, ce chapitre s'organise de la façon suivante : dans un premier temps nous mettrons en exergue les besoins de diagnostic qui peuvent être utiles à un exploitant. Après quoi nous nous focaliserons sur les verrous auxquels nous serons confrontés pour intégrer une telle fonction à ce niveau. Ces verrous, au nombre de trois, constitueront chacun l'objet de trois autres sections de ce chapitre et poseront le cadre de notre problématique.

2 Besoin de diagnostic au niveau MES

Réduire les coûts de fabrication, réduire les délais de fabrication et améliorer la qualité des produits fabriqués... le tout pour améliorer encore la productivité ;

si nous vivions dans un monde parfait, tout cela pourrait être spécifié hors ligne et rester valide en ligne. Mais nous serions dans un monde parfait, et tel n'est pas le cas. L'environnement de production industriel est fortement impacté par l'incertitude qui amène à travailler, en ligne, en mode réactif aux dérives de production (conséquences des aléas de fonctionnement). Ainsi, les objectifs du MES prennent leur sens en mode pilotage de la production. Mais pour réduire les coûts, les délais et assurer la qualité, il est nécessaire d'orienter l'exploitant vers les causes à l'origine de leurs dérives éventuelles ; sans identification des causes, et à ce niveau complexe de pilotage d'un système de production, difficile de prendre la bonne décision et de satisfaire les objectifs d'un MES. Ceci nous amène à penser qu'une fonction d'aide au diagnostic dans un système MES doit être proposée. En effet, l'exploitant est seul face aux évolutions des indicateurs de performances tels que le TRS dont l'analyse relève à ce jour exclusivement d'un processus humain malgré toutes les données collectées et disponibles. Le mode de calcul des indicateurs tels que les composantes du TRS n'apporte pas une réponse à cette interrogation comme précisé au chapitre 1.

Mais faut-il encore démontrer que cela est possible, autrement dit, disposons nous à ce niveau de toutes les bonnes informations au sein des bases de données MES pour inférer une analyse diagnostique multi-causes afin de considérer l'ensemble des facteurs influents et ne pas considérer comme unique coupable les équipements avec leurs défaillances [Bouaziz, 2012, Duong et al., 2012, Nguyen et al., 2016]. Et si nous en disposons, quelles sont leurs caractéristiques principales (continues, discrètes, statiques, temporelles, fiables, incertaines, cachées, ...) pour nous orienter vers les outils adéquats d'analyse des données.

3 Verrou 1 : Contexte multi-factoriels

Dans le domaine du diagnostic pour la maintenance, les sources de dérive des systèmes de production sont généralement classifiées selon une approche phénoménologique [Rasmuson and Kelly, 2008]. Plusieurs travaux [Ishikawa, 1990, Doggett, 2004, Abu-Samah et al., 2017] s'accordent à proposer dans ce cadre une classification selon six familles de causes :

- **Les équipements** : l'étude proposée par [Dhillon, 1999] met en avant les phénomènes classiques d'usure et de fatigue des constituants des équipements. Ces phénomènes peuvent s'anticiper au travers d'études statistiques ou probabilistes. Cependant il peut être observé des casses ou ruptures de composants imprévues, liées à une mauvaise fabrication, un mauvais montage ou une mauvaise utilisation. [Isermann, 2006] va plus loin d'ailleurs en mettant en exergue le phénomène d'évolution rapide de la technologie, et les conséquences quant à la non maîtrise des concepteurs et fabricants d'équipement face à de telles évolutions fréquentes, engendrant des augmentations sensibles des taux de pannes observés.
- **Le personnel** : nous entendons bien souvent l'expression dans les environnements de production : "l'humain, un mal nécessaire". L'expression est forte certes, mais caractérise bien d'une part le fait que l'être humain est à ce jour irremplaçable en production et en particulier dans les environnements à forte variabilité ne serait-ce que par ses capacités d'adaptation (nous le voyons

tous les jours dans de nombreux domaines : contrôle aérien et aussi en atelier pour faire face à des situations nouvelles auxquelles la réactivité et la sécurité restent les critères majeurs, au dessus même de la productivité globale). Et d'autre part qu'il est source de perturbations, soit par manque de vision globale sur ses décisions face à un dysfonctionnement, soit parce qu'il est faillible dans ses tâches [Kobbacy and Murthy, 2008, Proctor and Van Zandt, 2018].

- **Les recettes** : le service industrialisation développe et qualifie les recettes parfois sur des équipements dédiés avant mise en production. Les recettes se composent de l'ensemble des informations nécessaires à la fabrication d'un produit tels que les paramètres de réglage des équipements, la description des opérations avec les outillages, les séquences d'opérations, etc... Les recettes étant généralement qualifiées dans des environnements dédiés non stressés par le contexte réel de production, elle peuvent, en situation réelle, provoquer des défaillances [Muñoz et al., 2011]. Bien évidemment, plus le contexte réel de production est stressé [Hubac and Zamaï, 2013], plus ces phénomènes prennent de l'ampleur. Une modification même mineure d'une recette avec une qualification hors production est un événement pouvant aussi avoir un impact sur les performances.
- **Les matières premières** : comme nous avons pu le voir dans la figure générique d'un système de production, tout commence par l'introduction de matières premières, qui vont être transformées jusqu'à obtention d'un produit fini. Utiliser donc de la matière première ou des composants non conformes suite à un changement de lot ou de fournisseur par exemple, est donc sujet à générer des dérives [Imp, 2012], qui parfois peuvent s'avérer destructrices pour les équipements eux mêmes (i.e. dureté d'un fil d'acier trop importante placé dans une filière incapable de supporter ce type de contraintes) ou provoquer progressivement des usures prématurées.
- **L'ordonnancement** : dans un contexte de changement de séries, l'enchaînement des productions peut avoir une incidence sur les performances [Muñoz et al., 2011]. Bien souvent par expérience pour des phénomènes facilement observables par le personnel, ces contraintes sont intégrées dans les algorithmes d'ordonnancement tels que les changements de couleur en verrerie où le passage d'une teinte foncée du verre à une teinte claire doit être limité au maximum car très pénalisante pour le temps de changement de série. Mais au delà de cet exemple dont l'impact est facilement mesurable et observable (très forte augmentation du temps de changement de série), l'ordre des changements de série sur un équipement est susceptible d'avoir un effet moins marqué se traduisant par une dégradation du taux de performance ou de la qualité sans arrêt de production. De la même manière sur les opérations avec intervention d'un opérateur, l'ordre d'exécution aura également une influence.
- **La malveillance** : la place du numérique étant devenue prépondérante dans les systèmes de pilotage de la production, on parle d'ailleurs de système cyber-physique, le risque d'intrusion à des fins de malveillance augmente sans cesse [Sicard et al., 2018]. En particulier, les effets peuvent être dévastateurs

sur les performances par des arrêts de production de plusieurs jours ou des productions entièrement non conformes. Les dernières attaques en date telles que Stuxnet, Triton, Industroyer ont démontré leur capacité à affecter profondément la productivité tout en étant difficile à diagnostiquer.

Parmi ces six familles de facteurs clefs, nous avons retenu, dans le cadre de notre approche, les cinq premières. Nous avons volontairement exclu ici la malveillance dont l'observation et donc le diagnostic sont à ce jour très difficile sur la seule base des données disponibles au niveau MES.

Pouvons-nous observer ces causes par une analyse des données MES structurée conformément à l'ISA-95 ? Et si oui comment pouvons-nous réaliser cette observation en sélectionnant un outil adéquat d'analyse des données ?

4 Verrou 2 : Dispersion et recouvrement temporels des données

Le diagnostic à base de données repose bien évidemment avant tout sur des données mais qui doivent être structurées pour permettre l'application d'une méthode d'apprentissage. Deux formes de structuration des données sont classiquement utilisées (voir le figure 2.1) :

- **Par élément observé** : la base de données d'apprentissage est constituée d'autant d'enregistrements que d'individus avec pour chaque enregistrement les valeurs d'un ensemble de variables v_1, \dots, v_n . Par exemple dans le domaine médical, l'apprentissage est réalisé à partir de l'observation d'une population où pour chaque individu, il est collecté les mêmes données sur son hygiène de vie et son état de santé.
- **Par période d'observation** : chaque enregistrement correspond à une période d'observation disjointe des autres et d'un même système. Il peut exister ou non des relations de causalité entre les données de deux périodes d'observation différentes.

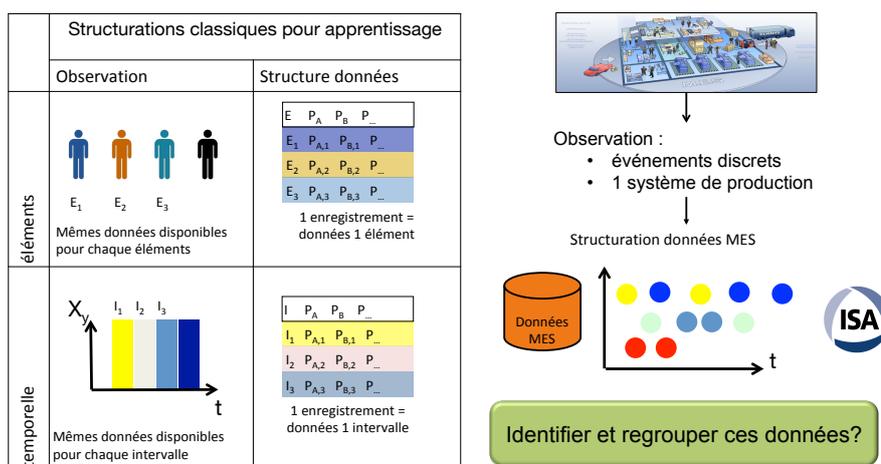


FIGURE 2.1 – Dispersion et recouvrement temporels des données.

Pour un poste de production et comme vu dans le chapitre 1, la structuration des données collectées par le MES ne correspond à ni l'une ni l'autre de ses situations.

En effet, il ne peut pas s'agir de la première forme de structuration d'observation d'une population qui correspondrait à l'observation d'un grand nombre de postes de production identiques. La structuration d'une base de données MES ne correspond pas non plus à la seconde forme par période d'observation. Le mode d'enregistrement dans la base de données est événementiel tel que la date de début d'une production, la date de changement d'état de l'équipement, la date de prise de poste d'un opérateur, la date de fin de fabrication d'un produit, etc. Vu du niveau MES, le système de production est un système à événements discrets. Les données collectées et stockées dans la base de données sont classées chronologiquement par table conformément à la structuration proposée par l'ISA-95 présentée au chapitre 1.

En conséquence, la structuration native d'une base de données MES au standard ISA-95 n'est pas adaptée à l'application directe d'une approche d'apprentissage. Les données qui influencent les performances sur une période de temps sont dispersées temporellement dans et en dehors de cette période. Pour utiliser cette dernière à des fins de diagnostic, comment pouvons-nous identifier et regrouper ces données ?

5 Verrou 3 : Identification des variables images des causes à partir des données MES

Les cinq familles de causes ne sont pas observables directement à partir des données MES même après leur regroupement temporel. Par exemple, dire que l'état de santé d'un équipement, comme celui d'un patient, a une influence sur ses performances est communément accepté. Mais cette notion d'état de santé n'est pas directement mesurée et observable. Elle reste complexe à définir et à quantifier en fonction des données disponibles.

Habituellement la mise en place de fonctions de diagnostic à base de données nécessite le respect d'un processus pour lequel un certain nombre d'étapes doivent être respectées pour garantir d'atteindre des résultats et notamment la première étape de pré-traitement qui est essentielle [Lutz and Biernat, 2015] :

- **Nettoyage** pour s'assurer de la qualité en supprimant les valeurs singulières. Dans le cadre du MES, l'objectif de la fonction de collecte des données est d'assurer cette qualité des données.
- **Intégration** des données issues de plusieurs sources. Dans le cas d'un MES avec une base de données unique, cette opération n'est donc pas requise.
- **Transformation** vise à adapter le format des données pour améliorer leur traitement en réduisant par exemple l'intervalle de valeurs (division par 100 par exemple) sachant que les approches d'apprentissage sont parfois plus performantes sur des intervalles réduits.
- **Réduction et discrétisation** pour réduire les temps d'apprentissage sur des très grands volumes de données.
- **Hiérarchie de concepts** remplace les concepts de bas niveau (âge) par des concepts de niveau d'abstraction plus élevé (jeune, sénior).

Au regard des caractéristiques de la base de données MES et de la collecte des données par une fonction dédiée, les quatre premières opérations de pré-traitement sont normalement réalisées et ne représentent pas un verrou dans ces travaux.

En revanche pour les cinq familles de causes non observables directement à par-

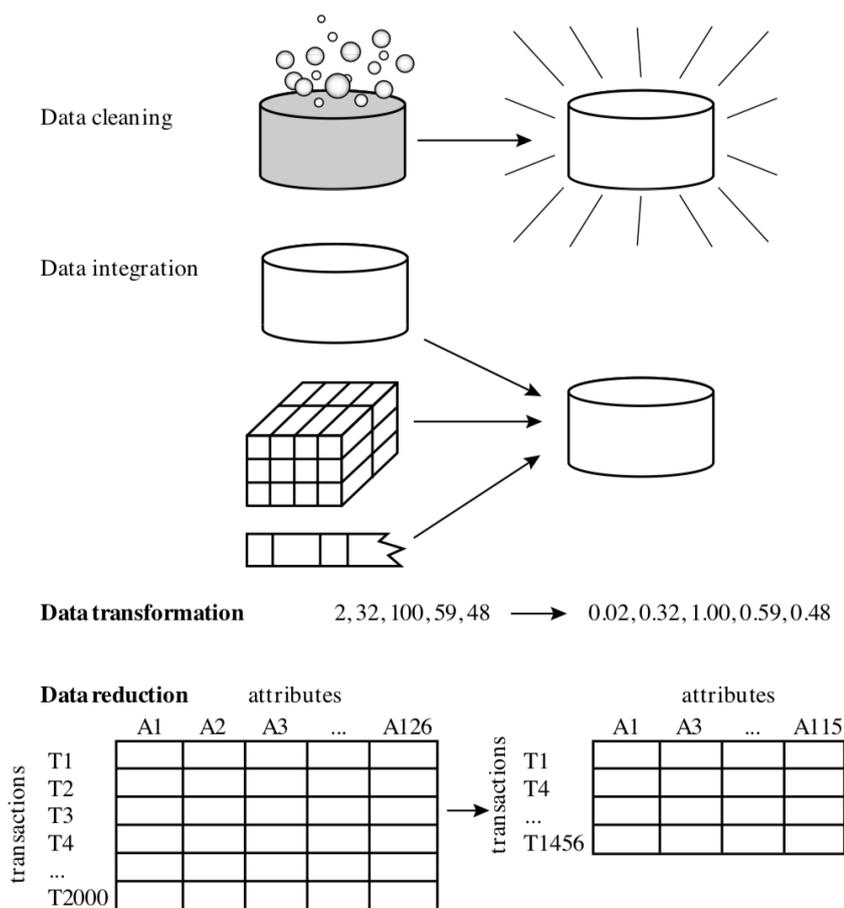


FIGURE 2.2 – L’illustration des étapes de pré-traitement des données (extrait à partir le site <https://www-lmgm.biotoul.fr>).

tir des données MES correspondantes aux concepts de bas niveau, quels sont les concepts de niveau d’abstraction plus élevé permettant d’avoir une représentation des cinq familles de cause ? (voir le figure 2.3).

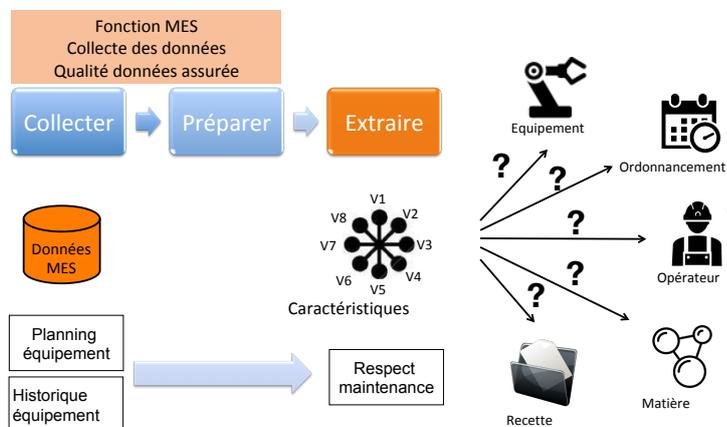


FIGURE 2.3 – Extraction des caractéristiques

6 Conclusion

Ce chapitre nous a permis de dévoiler et de préciser notre problématique de recherche. Celle-ci se positionne clairement dans le domaine de l'amélioration des performances, à un niveau qui devient aujourd'hui prépondérant avec l'arrivée de l'industrie 4.0. En particulier, les solutions de MES industrielles se voient de nos jours déployées dans l'industrie et permettent de collecter de manière standardisées un ensemble riche d'informations sur la vie du process à des fins notamment de traçabilité et de calculs de performances. Dans cette thèse, nous souhaitons apporter notre pierre à cet édifice déjà bien établi en proposant d'exploiter ces données à des fins d'aide au diagnostic des dérives de TRS, ceci afin d'aider les exploitants à orienter leurs prises de décision à des fins d'amélioration des performances, ou a minima de compréhension des liens de causalités positifs, négatifs ou neutres entre les éléments constitutifs de leur production et les indicateurs TRS. Au delà de ce positionnement, ce chapitre nous a également permis de mettre en exergue les verrous scientifiques et techniques auquel cette thèse s'adresse. Ils ont été formalisés au travers de 3 verrous que sont le contexte multi-factoriel, la dispersion et de le recouvrement des données dans le temps et enfin le problème de l'identification des variables images des causes dans les bases de données MES. Nous n'envisageons pas en effet de modifications ou d'ajouts de variables dans le modèle actuel MES à des fins de généralité.

Problématique et verrous étant désormais décrits, le chapitre suivant est dédié à l'étude bibliographique afin de nous permettre de sélectionner les bases scientifiques de notre future approche de diagnostic.

Chapitre 3

L'état de l'art

1 Introduction

Nos travaux de recherche se positionnent dans le domaine de l'explication des dérives de production pour un responsable d'exploitation ; ils se veulent de fait centrés sur la problématique du diagnostic. Cependant, le positionnement que nous adoptons dans ces travaux, le MES, place cette problématique à un niveau peu voire non encore traité dans la littérature, alors qu'il présente l'avantage d'être doté de bases de données riches en informations. Développer et intégrer une telle fonction à ce niveau nécessite tout d'abord de connaître les techniques de bases du domaine afin plus tard, d'imaginer les sélectionner et les adapter au niveau MES.

Aussi, nous nous proposons dans ce chapitre de dresser un état de l'art des principales approches de diagnostic ainsi que des méthodes et modèles couramment utilisés. Au delà de cet état de l'art, nous mettrons progressivement en évidence l'adéquation de certaines classes de méthodes et de modèles à notre problématique pour converger sur une en particulier qu'il s'agira d'adapter et d'étendre à notre problématique, et donc aux verrous présentés dans le chapitre précédent.

2 Les méthodes de diagnostic

Plusieurs techniques de diagnostic de défaillances sont généralement proposées dans le domaine des systèmes de production [Ribot, 2009]. Elles sont habituellement regroupées selon trois axes [Venkatasubramanian et al., 2003] : celles basées sur la connaissance, celles sur le traitement de données et enfin celles à base de modèles, voir figure 3.1.

2.1 Méthodes basées sur la connaissance

Ce type d'approches s'attache à expliquer les potentielles relations causales entre les symptômes, les défaillances et les fautes en se basant sur la connaissance observée du système. La connaissance est souvent acquise durant la phase de conception et provient d'une analyse fonctionnelle et structurelle du système qui permet d'identifier les causes possibles de défaillances. Ces approches s'appuient sur des méthodes telles que l'AMDEC, les systèmes experts et les arbres de défaillances.

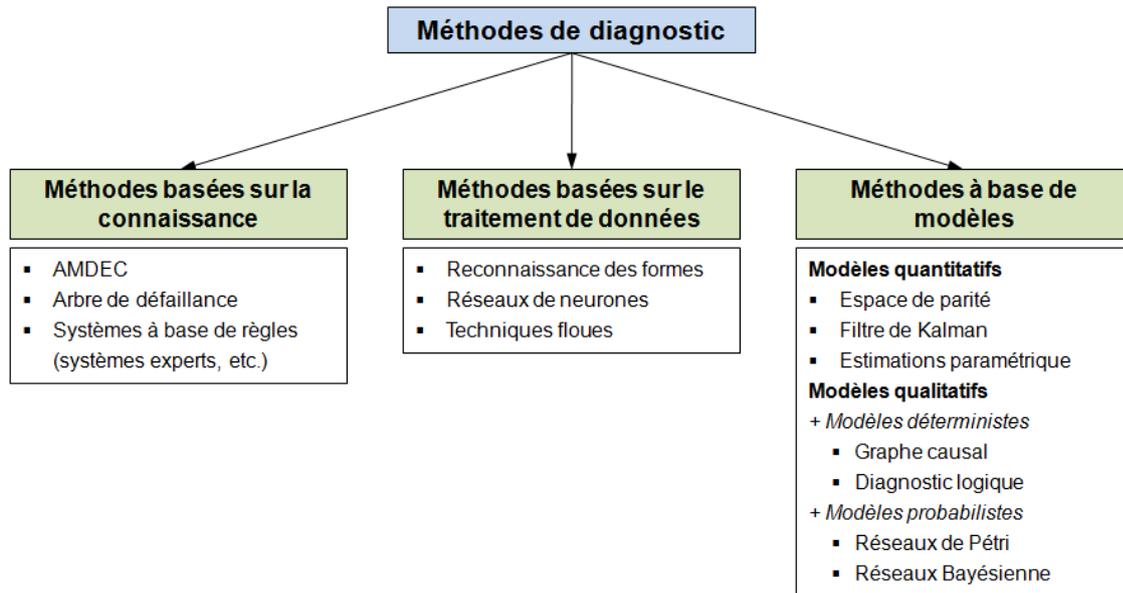


FIGURE 3.1 – La classification des méthodes de diagnostic.

L'analyse des modes de défaillance, de leurs effets et de leurs criticités (AMDEC) [Shahzad et al., 2012] est une technique issue du domaine de la sûreté de fonctionnement et d'études de risques dans les systèmes industriels. Elle permet une analyse systématique et très complète, composant par composant, de tous les modes de défaillances possibles tout en précisant leurs effets. La base de connaissance de cette méthode est définie selon une analyse structurelle et fonctionnelle du système (ou des composants). L'ensemble des modes de défaillances possibles est observé et pour chacun de ces modes, leurs causes potentielles sont recherchées dans la base de connaissances. L'AMDEC est très répandue dans de nombreux domaines industriels, cependant elle reste lourde à mettre en œuvre sur des systèmes complexes et se prête mal à la variabilité du système, une mise à jour de l'AMDEC devant être opérée à chaque changement.

Les système experts [Sahin et al., 2012] sont des outils issus de l'intelligence artificielle et sont utilisés lorsqu'aucune méthode algorithmique exacte n'est disponible. Ils sont capables de représenter l'expertise humaine par ses connaissances pour effectuer des inférences logiques et suggérer des décisions. Les connaissances utilisées pour le développement d'un système expert d'aide au diagnostic reposent sur l'apprentissage des relations entre les causes et les effets observés pour chaque défaillance du système. Au niveau du temps de calcul, ces techniques sont jugées généralement comme satisfaisantes et leur mise en œuvre reste simple [Ribot, 2009]. En revanche, comme pour l'AMDEC, ces techniques restent sensibles à toute évolution du système, nécessitant de fait des mises à jours des connaissances expertes.

Les arbres de défaillances [Liu et al., 2014] sont très utilisés dans domaine de la fiabilité. Ils sont reconnus en tant qu'outils puissants pour identifier les causes suite à une défaillance observée. Ils s'appuient sur la modélisation de chemins critiques qui représentent les relations entre les causes et leurs effets. Un arbre de défaillance est la représentation de ces chemins critiques et est exprimé sous la forme d'un dia-

gramme logique à l'aide de symboles logiques tels que "ET" et "OU". Pour exécuter un diagnostic correct à partir des arbres de défaillances, l'arbre doit représenter toutes les relations causales du processus afin d'expliquer tous les scénarii de défauts possibles. Cette technique est de fait peu adaptée aux processus qui évoluent dans le temps [Nguyen et al., 2016].

2.2 Méthodes de traitement de données

Ces méthodes utilisent les informations disponibles à partir des données de captage. L'objectif de ces méthodes est d'associer un ensemble de données mesurées à des états de fonctionnement connus du système. Ces approches à base de données font appel à des méthodes de reconnaissance de formes qui utilisent des techniques d'apprentissage numérique et de classification afin d'établir un modèle de référence [Ribot, 2009] qui est construit pour représenter le comportement normal du système. Les principales techniques utilisées dans ce cadre sont les réseaux de neurones et la logique floue [Bouaziz, 2012].

Les réseaux de neurones [Amato et al., 2013] peuvent être définis comme des processeurs parallèles de traitement d'informations distribués présentant une propension naturelle à la mémorisation et à l'exploitation de connaissances acquises par l'expérience (ici sur la base de données de captage du système industriel). Leurs structures reposent sur une interconnexion massive de cellules élémentaires de traitement d'information, les neurones formels, dont la représentation est un graphe dirigé. En cours d'apprentissage, un réseau peut être amené à modifier sa structure en modifiant les liaisons entre neurones. La connaissance acquise par un réseau de neurones est encodée par des forces ou des intensités évolutives des connexions établies entre les neurones formels. Les forces des connexions liant les neurones réfèrent aux valeurs des poids ou coefficients qui définissent les paramètres du modèle interne du réseau. L'intérêt des réseaux de neurones réside dans le parallélisme de leur structure, leur capacité d'adaptation ainsi que dans leur mémoire distribuée. Ces propriétés sont à la source de la capacité de généralisation d'un réseau et donc de son aptitude à adopter un comportement correct en réponse à des variables d'entrées qui n'ont pas été rencontrées lors de la phase d'apprentissage.

Un réseau de neurones ne dispense cependant pas de bien connaître son problème, de définir ses classes avec pertinence, de ne pas oublier de variables importantes, etc. Enfin, un réseau de neurones est une « boîte noire » qui n'explique pas ses décisions. Les réseaux de neurones ont une très bonne prédiction statistique (ayant la capacité de s'accommoder de valeurs très bruitées ou même manquantes), mais ils restent impossibles à inspecter. La perte partielle de compréhension est cependant compensée par la qualité des prédictions.

La logique floue a été développée et formalisée par Lofti Zahed en 1965. Cette théorie se base sur la théorie des ensembles flous et la logique [Yang et al., 2009]. La logique floue permet ainsi de raisonner non pas sur des variables numériques, mais sur des variables qualitatives (grand, petit, moyen, loin, près, fort, etc.). Le fait de raisonner sur ces variables va permettre de pouvoir manipuler des connaissances en langage naturel. Tout ce que l'on a à rentrer dans le système, ce sont des règles d'inférences exprimées en langage naturel. Il y a donc un avantage certain à travailler en logique floue. Cette méthode est très utile lorsque l'on se trouve confronté à des

systèmes qui ne sont pas, ou difficilement modélisables ; ce qui est notre cas au niveau MES considéré. Cependant, cette méthode nécessite un très bon niveau d'expertise humaine. En effet, il faut fournir au système flou toute une base de règles exprimées en langage naturel pour permettre de raisonner et de tirer des conclusions. Plus l'expertise humaine d'un système est importante et plus on est capable d'ajouter des règles d'inférences au système. En cela, cette méthode est difficilement applicable au niveau MES. Il est également important de retenir que les performances d'un tel système d'analyse diagnostique sont mesurées a posteriori et ne peuvent être calculées a priori. Les réglages se font donc par essais/erreurs.

2.3 Méthodes à base de modèles

Les approches à base de modèles s'appuient sur des modèles comportementaux du système soumis au diagnostic. Un avantage de ces approches par rapport aux approches de traitement de données, réside dans le fait que seule l'information du comportement normal du procédé est prise en compte par l'intermédiaire d'un modèle de référence. La précision du modèle, liée aux besoins de la surveillance et aux critères de performance du diagnostic, définit le choix de l'utilisation de modèles quantitatifs (FDI) ou qualitatifs (DX).

Les approches quantitatives (FDI). La méthodologie générale associée revient à comparer l'entrée et la sortie du système à diagnostiquer. Toute incohérence est exprimée sous la forme d'un résidu qui peut être utilisé à des fins de détection et de localisation. Les approches FDI les plus fréquemment utilisées sont les approches observateurs de diagnostic [Chabir et al., 2014], relations de parité, filtres de Kalman et estimation des paramètres [Ali and Zhang, 2014]. Les approches FDI sont capables de gérer les variables d'état d'un système considéré pour diagnostiquer rapidement les erreurs à travers les résidus. Cependant, plusieurs facteurs tels que la complexité du système, les non-linéarités et/ou le manque de données rendent souvent très difficile, voire même impossible, de développer un modèle mathématique précis pour le système ; ce qui présente dans notre cas un problème significatif. En outre, ces approches sont limitées au traitement mono-défaillance. Si plusieurs défaillances se produisent en même temps, elles fournissent le même résultat de diagnostic. Un autre inconvénient de ces méthodes est que si un défaut n'est pas spécifiquement modélisé (nouvelle défaillance), le diagnostic ne peut fournir de résultat.

Les approches de qualitatives (DX). L'approche DX est une approche qualitative basée sur la cohérence. Elle est issue du domaine de l'intelligence artificielle. La technique du diagnostic de cohérence consiste à comparer le comportement réel du système observé et son comportement attendu tel qu'il peut être prédit grâce à des modèles de bon comportement [Ribot, 2009]. Les travaux de [Deschamps, 2007] et [Duong et al., 2012] s'appuient sur ces principes pour proposer une approche de diagnostic logique qui repose essentiellement sur la cohérence et le conflit entre les connaissances d'état des comportements du système. Les Réseaux de Petri (RdP) sont utilisés également dans ce cadre pour le diagnostic des SED [Pétin et al., 2007, Brinzei et al., 2014]. [Mahulea et al., 2012] décrit des systèmes manufacturiers par des RdPs associés à une fonction floue sur les transitions afin de définir des intervalles sur les délais d'exécution des ordres pour localiser les états suspectés des composants du système. [Whiteley et al., 2015] utilise le RdP temporel pour

représenter le fonctionnement normal du système pour la détection. Associés à des arbres de défaillances pour le parcours des événements, il établit la localisation de la défaillance. Une approche de détection et de localisation a été proposée par [Soldani et al., 2007]. Un symptôme de défaillance est détecté dès qu'il y a incohérence entre un événement reçu et les événements attendus au niveau du modèle. Le mécanisme de détection s'appuie sur le test de sensibilité des transitions du réseau de Petri. L'étape de localisation consiste à modifier la séquence des observations reçues jusqu'à la détection, pour trouver une séquence de franchissement dans le modèle permettant d'expliquer le marquage du réseau au moment de la détection. Dans les travaux menés par [Duval et al., 2012, Weber et al., 2012], notre attention s'est portée sur les approches à base de Réseaux Bayésiens pour le diagnostic des défaillances. Le paragraphe suivant leur est dédié.

3 Modèles probabilistes Bayésiens

Les réseaux bayésiens sont des modèles graphiques autorisant une représentation facile et graphique des relations « cause-effet » [Duong et al., 2012, Gruber and Bengal, 2012, Diallo et al., 2015] entre les variables d'un domaine de connaissance où les variables sont représentées par des nœuds et les relations par des arcs orientés. Les variables peuvent prendre leurs modalités dans un ensemble discret, nous parlerons dans ce cas de nœuds discrets et nous désignerons les valeurs par modalités ou dans un ensemble continu, nous parlerons dans ce cas de nœuds continus. Les RB présentent de nombreux avantages comme par exemple la facilité de représentation des relations entre variables ; la possibilité d'apprentissage des paramètres par l'analyse statistique et connaissance experte ; la possibilité de propagation (inférence) d'une observation ou évidence locale pour remettre à jour les connaissances sur l'ensemble ou partie des variables du réseau. L'ensemble de ces caractéristiques a conduit à leur utilisation dans beaucoup de domaines comme l'industrie, la biologie, le génie civil, la finance, l'économie, la médecine, la robotique, ... [Weber et al., 2012] et au développement de plateformes logicielles [Naïm et al., 2011]. Le principe mathématique sous-jacent des RB est le théorème de Bayes (introduit par T. Bayes 1702-1761) [Bayes and Price, 1763]).

Les RB sont de fait particulièrement adaptés au diagnostic de défaillances dans un contexte complexe et multi-variables comme expliqué dans [Weber et al., 2008] ou encore [Bouaziz, 2012], [Duong et al., 2012], [Tran et al., 2014], [Said et al., 2016], [Tran et al., 2016], [Abu-Samah et al., 2017].

Lorsqu'il est nécessaire de suivre l'évolution temporelle de certaines variables du système, une extension des RB classiques a été proposée, sous la forme de ce qui est appelé les Réseaux Bayésiens Dynamiques (RBD) [Dean and Kanazawa, 1989]. [Murphy, 2002] donne une vue assez complète des principes relatifs à un RBD (modélisation, inférence et apprentissage).

Un RBD est un réseau bayésien dans lequel certaines variables évoluent avec le temps. Ils peuvent être définis comme une répétition des réseaux classiques dans lesquels une relation causale temporelle est ajoutée au travers d'une séquence de tranches de temps. Les RBDs sont supposés être invariables dans le temps. Ceci traduit le fait que la structure du RB par tranche de temps et à travers les tranches de temps ne change pas. Les RBDs trouvent des développements concrets au travers

de plusieurs autres extensions comme : les Réseaux Bayésiens Naïfs [Avilés-Arriaga et al., 2003, Palacios-Alonso et al., 2010], les Réseaux Bayésiens dynamiques combinés avec une chaîne de Markov Dynamiques (RBND) [Duong et al., 2012], Décision Markov Observée Partiellement (DMOP) [Hauskrecht and Fraser, 2000, Chatterjee et al., 2010], etc.

Cependant, les RBDs ne peuvent que représenter des processus qui évoluent à des instants de périodicité constante. Cela signifie que chaque tranche de temps représente la même durée (par exemple : toutes les 6h, toutes les 8h, etc). Au niveau de la problématique du MES (cf. section 4, chapitre 2), et pour un ensemble de variables considérées, il n'existe pas forcément de constance dans les périodicités d'acquisition des variables (cf. Chapitre 2 de ce mémoire).

Les Réseaux Bayésien à Temps Irrégulier peuvent être considérés comme une réponse à ce problème. Ils représentent l'évolution d'un processus par des tranches de temps différentes (exprimées sous la forme d'un vecteur temporel T_j) où seuls les instants (ou périodes) pertinents sont considérés [Orphanou et al., 2014]. Ainsi, les RBTIs s'affranchissent d'une période d'échantillonnage des données constante afin de se caler sur les événements caractérisant les changements d'états du système. Les RBTIs sont de fait plus compacts que les RBDs.

Le problème réside cependant dans la détermination des instants représentatifs des tranches de temps (i.e. vecteur T_j), choix qui est rejeté sur l'expert à ce jour. Cette technique est utilisée essentiellement dans le domaine médical pour lequel les tranches de temps d'observation (du glucose par exemple) sont dépendantes de plusieurs facteurs comme par exemple la disponibilité des patients, du laboratoire, d'analyse et du protocole à suivre selon la maladie suspectée. Cependant, il reste difficile d'envisager appliquer cette technique dans notre cas compte tenu du grand nombre de variables auquel nous devons nous intéresser au sein de la base de données MES pour expliquer les dérives d'un TRS. Qui plus est, les variables nécessiteraient dans le cadre des RBTI d'être toutes acquises durant le même "examen". Ce qui n'est pas le cas, chacune des variables d'un MES est acquise de manière parfaitement asynchrone.

Les Réseaux Bayésiens Nœuds Temporels [Hernandez-Leal et al., 2013] permettent quant à eux de représenter des relations de causalité avec un décalage temporel mais avec les mêmes caractéristiques mathématiques que celles d'un réseau bayésien naïf et par conséquent avec des algorithmes beaucoup plus performants que ceux associés aux réseaux Bayésiens dynamiques. Le temps est ici modélisé directement dans les nœuds et non dans les liens entre nœuds. C'est sur ce point particulier que les RBNTs jouent pour s'affranchir de la complexité inhérente aux RBDs. Dans l'exemple de réseau bayésien à nœuds temporels de la figure 3.2, la structure se compose d'une part de trois nœuds instantanés associés aux variables discrètes *Collision*, *Blessure à la tête* & *Hémorragie interne* et d'autre part de deux nœuds temporels pour les variables *Pupilles dilatées* & *Signes vitaux*. Les variables des nœuds temporels sont discrètes et elles ont chacune deux états possibles : OUI et NON. L'ensemble des valeurs associées à nœud temporel correspondent alors à un état sur des intervalles de temps différents. Par exemple pour le nœud *Pupilles dilatées*, les valeurs discrètes associées à ce nœud sont :

- **Valeur 1 du nœud** correspond à la dilatation des pupilles dans l'intervalle [0-15].

- **Valeur 2 du nœud** correspond à la diltation des pupilles dans l'intervalle [15-30].
- **Valeur 3 du nœud** correspond à la diltation des pupilles dans l'intervalle [30-60].
- **Valeur 4 du nœud** correspond à l'absence de dialtion des pupilles après ces intervalles.

L'instant 0 est défini par l'occurrence de l'événement associé au nœud instantané racine. Dans l'exemple présenté, cet événement de référence est une collision.

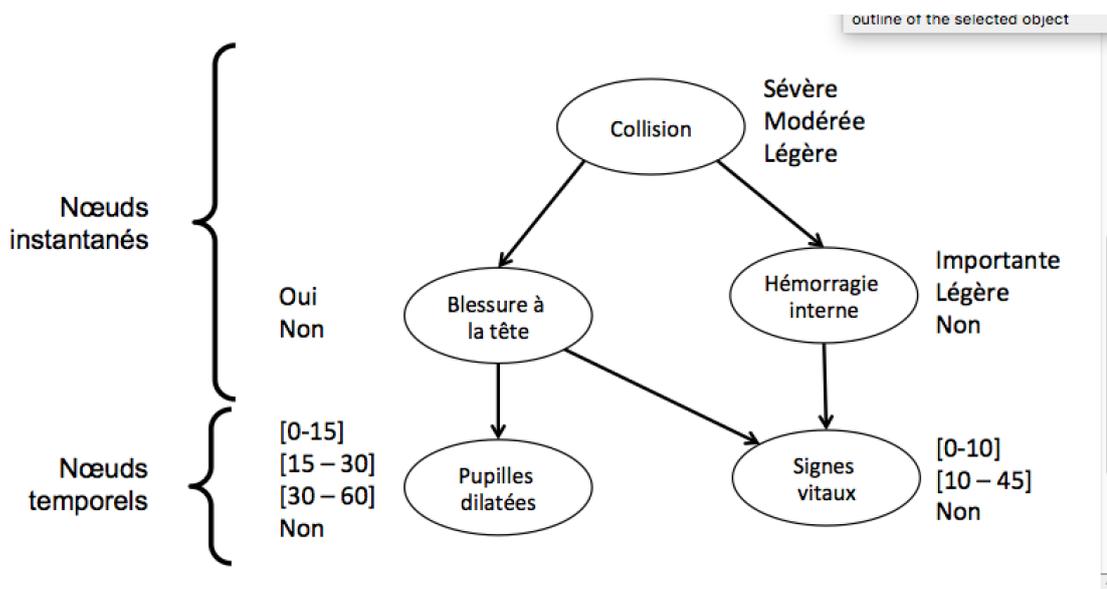


FIGURE 3.2 – Exemple d'un réseau bayésien à noeuds temporels.

En résumé dans un RBNT, le temps est discrétisé par un nombre d'intervalles et de durées différents pour chaque nœud temporel. Tous les nœuds ne nécessitent cependant pas d'intégrer systématiquement un intervalle de temps, ils sont caractérisés comme nœuds instantanés [Galán et al., 2007]. Ces intervalles peuvent être déterminés via de nombreux algorithmes classiques comme le K-means clustering, l'Equal-Width discretization (EWD), etc... algorithmes que le lecteur trouvera dans [Hernandez-Leal et al., 2013]. Comme nous pouvons l'entrevoir, cette classe de réseaux Bayésiens semble la plus adaptée à notre besoin. Reste cependant à définir les stratégies de détermination des intervalles de temps en tenant compte des phases de configuration, d'approximation, d'ajustements des intervalles ou encore de combinaison de ces intervalles.

4 Diagnostic et MES

Au niveau MES, peu d'approches de diagnostic sont développées dans la littérature à notre connaissance. Nous citerons cependant les travaux de [Hegde et al., 2009, Ponce-Hernández et al., 2013] qui sur la base d'un système à base de règles proposent d'expliquer les baisses d'un TRS au travers d'une étude experte menée par une équipe de technique de Total Preventive Maintenance (TPM) ; [Foster et al., 2008] propose quant à lui dans le domaine du semi-conducteur une approche simi-

laire permettant aussi d'expliquer la réduction d'un TRS. [Hohmann, 2011] enfin propose une structure arborescente du TRS composée des facteurs qui ont impact sur la dégradation du TRS.

De manière générale, l'ensemble de ces approches s'appuie des techniques supervisées par l'expert et donc de ses croyances. Dans le cadre d'un système complexe, elles sont considérées comme partielles, s'appuyant d'une part sur des croyances qu'il reste encore à conforter et d'autre part sur une hypothèse forte de stabilité du système de production considéré (peu de changement de gammes, faible diversité produits, etc...). Notre cadre de recherche étant caractérisé par la prise en compte de la complexité et de la variabilité du système considéré, ces approches sortent de fait de notre champs d'investigation.

5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons mené une étude bibliographique centrée sur le diagnostic en environnement industriel. Nous avons mis en exergue plusieurs approches et mis en évidence que les approches à base de modèles étaient davantage en adéquation avec nos besoins. Parmi ces approches, nous avons discuté de celles à caractère déterministe et celles probabiliste. Compte tenu du contexte des systèmes de production auquel nous nous adressons (système complexe, dynamique et à forte variabilité) les modèles à base de réseaux Bayésiens ont retenu toute notre attention ; l'approche Bayésienne s'avère en effet précieuse de par sa capacité à calculer des probabilités conditionnelles et donc à établir des priorités des causes de défaillance. Cependant comme nous l'avons montré ils ne permettent pas de couvrir l'ensemble de nos contraintes, en particulier celles liées à la variabilité et à la dispersion temporelle des données. Les approches Bayésiennes orientées Temps Irrégulier paraissent au premier abord lever ce type de verrou, cependant, elles montrent rapidement leurs limites, en particulier sur leurs capacités à appréhender la dimension multi-causes et à la maîtrise du risque d'explosion du nombre de tranches de temps à considérer. L'approche encore embryonnaire proposée dans [Hernandez-Leal et al., 2013] semble quant à elle présenter un intérêt indéniable, nous en reparlerons dans le chapitre 6 de ce mémoire.

Le positionnement bibliographique étant désormais réalisé, le chapitre suivant va se consacrer à présenter la démarche générale de diagnostic que nous proposons dans cette thèse et qui sera cadrée par les contraintes que nous rappelons ici :

- (i) Prise en compte des relations temporelles multi-causes ayant un impact sur le TRS.
- (ii) Éviter l'explosion du nombre de tranches temporelles et la complexité du modèle.
- (iii) Travailler à partir des données MES et de leurs caractéristiques propres sans ajout ou modification de variables au sein des bases de données.

Deuxième partie
Approche proposée

Chapitre 4

Démarche générale de diagnostic

1 Introduction

Comme nous avons pu le voir dans la partie précédente, la problématique à laquelle nous nous adressons revêt plusieurs axes de complexité. D'une part celle liée à la multitude des causes que nous cherchons à identifier en présence de variations du TRS, d'autre part leurs caractéristiques, temporelle et de hiérarchie de concept, et enfin de part une contrainte que nous nous imposons, celle de conserver le modèle de données standard d'un MES (modèle ISA-95) sans collecte d'autres données.

Dans le cadre de ce premier chapitre de la partie II, nous nous proposons de dévoiler de manière synthétique la démarche générale de diagnostic que nous proposons, et tenant compte de ces contraintes. Cette démarche, structurée autour de trois étapes, dévoile les principes que nous avons retenus en termes de modélisation, de mise en œuvre des modèles et enfin d'exploitation à des fins de diagnostic. L'organisation de ce chapitre s'articule autour de ces trois étapes et se termine par une conclusion.

2 Approche proposée

Afin de présenter de manière générale notre approche, nous avons choisi de partir du point de vue de l'exploitant afin de descendre ensuite progressivement au cœur de notre proposition. En phase d'exploitation, et au niveau MES, l'exploitant se retrouve généralement confronté à des outils graphiques représentant généralement des courbes de tendances (niveau d'une cuve, nombre de produits fabriqués par heure, et également, le TRS). Concernant le TRS, la figure 4.1 montre un exemple de courbe que nous pourrions retrouver dans des logiciels tels que GlobalScreen d'OrdinalSoftware.

Comme nous pouvons le voir dans cette figure, plusieurs points d'inflexions sont à repérer, comme ceux présents aux instants t_0 et t_1 . Entre ces deux dates, nous pouvons constater une chute du TRS que souhaiterait expliquer l'exploitant afin d'améliorer a posteriori les performances de son entreprise par des actions correctives ciblées sur la ou les causes principales. Nous faisons comme hypothèse ici que l'exploitant détermine deux points d'inflexion caractérisant un profil montant, descendant ou stable.

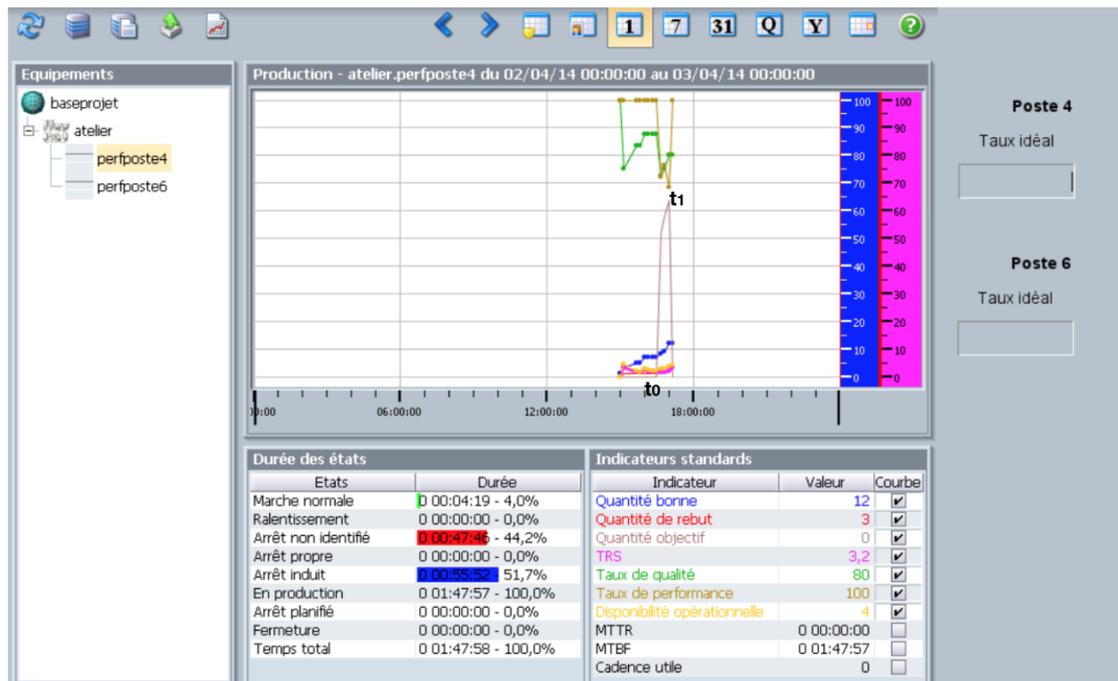


FIGURE 4.1 – Vue des courbes de GlobalScreen.

Expliquer une telle variation tend à comparer deux analyses causales à des instants différents afin de mettre en exergue quels sont les éléments qui ont contribué à ce changement. La problématique réside ici dans la caractérisation du contexte de production à chacun de ces deux points, contexte générique (comparer deux éléments comparables) devant exprimer des relations de causes (cf. les variables classées selon les cinq familles de causes mises en lumière dans la partie précédente) et d'effets sur les composantes du TRS en question. Les chapitres précédents ont montré que ces causes ne sont cependant pas directement observables dans les bases de données MES ; elles le seront cependant au travers des variables d'influences que nous dévoilerons dans le chapitre 5 et feront l'objet dans ce même chapitre de l'étape dite de modélisation. Une fois le contexte de production modélisé à des fins de diagnostic, modèle générique puisque basé sur celui de l'ISA-95 et du TRS, il revient ensuite à l'instancier par rapport aux données réelles du site de production en question et à la date des points d'inflexions choisis par l'exploitant. Ceci constitue l'étape B de notre approche. Une fois les deux instances du modèle générique calculées, l'étape C permet, par comparaison, de mettre en évidence les variables dont les valeurs ont changé entre les deux points d'inflexions. Une ou plusieurs variables présentant une variation significative pointeront une ou plusieurs causes pour expliquer la variation linéaire (positive, négative ou nulle) d'une composante du TRS.

Ce principe général est synthétisé au sein de la figure 4.2.

Étape A : Modélisation

L'étape de modélisation est la plus importante de notre approche, d'une part parce qu'elle en constitue les fondations et la garantie de généricité, d'autre part parce qu'elle doit intégrer les relations de dépendances entre les variables du modèle ISA-95 qui seront par la suite exploitées à des fins de diagnostic de variation du

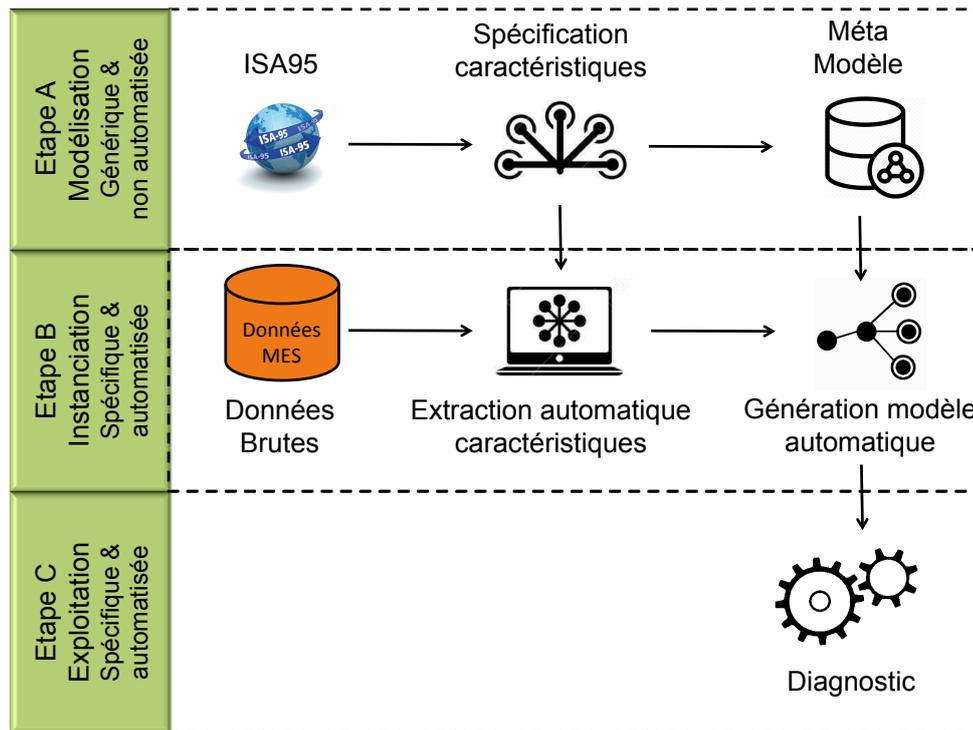


FIGURE 4.2 – Processus pour la généralité du diagnostic MES.

TRS (modèle relations orienté diagnostic) et enfin parce que ces relations complexes entre les variables significatives sont à considérer dans une fenêtre temporelle dont l'intervalle est non défini a priori et variable en fonction des concepts de niveaux d'abstractions plus élevés présentés au chapitre 2. Par ailleurs comme nous l'avons vu dans le chapitre 1, une base de donnée MES s'appuie sur un mode de collecte des données de type événementiel (non-échantillonné), ce qui produit un ensemble de valeurs de variables différentes qu'il reste à corrélérer (aligner) ensemble selon "la bonne" fenêtre temporelle si nous souhaitons mettre en évidence les bonnes (cohérentes) relations de causalité.

D'autre part, nous avons également montré qu'il existe des relations temporelles de causes à effets entre une même variable considérée à des instants différents (i.e. les performances, l'état de fatigue de l'opérateur, etc...) nécessitant soit une approche de modélisation dynamique comme celle proposée par [Dean and Kanazawa, 1989] (réseau Bayésien dynamiques) soit une exploitation des modèles statiques à des instants différents.

Cette étape de modélisation sera elle même structurée autour de 2 sous-étapes dans notre approche :

- *Étape A-1 : Représenter par des variables les cinq familles de causes (figure 4.3)*

Dans les chapitres précédents, nous avons dénombré cinq familles de causes et montré qu'elles pouvaient être chacune approchées par les variables observées de la base de données ISA-95 en définissant des concepts de niveaux d'abstractions plus élevés. Il s'agira dans cette sous-étape de caractériser précisément ces concepts avec les variables MES associées afin d'en déterminer leurs natures exactes, en particulier s'ils sont continus, discrets, leurs fenêtres

temporelles de définition. Cette caractérisation des concepts justifiera notre choix d’outil de modélisation sur laquelle la suite de l’étude s’appuie. Dans un second temps, ces caractéristiques doivent permettre de répondre aux interrogations des utilisateurs tout en étant dans un format adéquat avec les approches d’apprentissage.

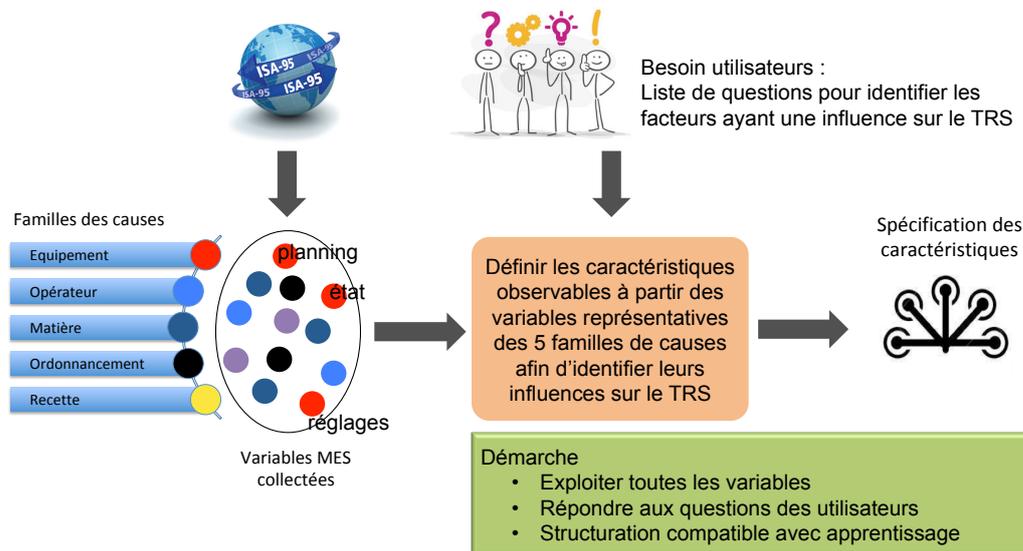


FIGURE 4.3 – Étape A1 : Modélisation des causes.

- *Étape A-2 : Modéliser les relations de causes à effets entre les variables représentatives des causes et les composantes du TRS (figure 4.4)*

Afin de déterminer les relations de causes à effets, et compte tenu de la nature des variables représentatives des concepts de haut niveau, notre choix d’outil de modélisation s’est porté sur les réseaux Bayésiens. Cet outil, comme nous le verrons est bien adapté à notre problématique car il offre la possibilité d’une part d’intégrer des connaissances certaines sur le système observé pour la définition de la structure dans le cadre de ces travaux et d’autre part d’apprendre les autres éléments du modèle. Enfin, cet outil d’intelligence artificielle permet d’avoir une compréhension humaine des résultats dans un contexte de diagnostic à l’inverse d’autres outils utilisés uniquement à des fins de prédiction et dont seule la valeur prédite est attendue sans compréhension des phénomènes sous-jacents.

La dispersion et le recouvrement temporels des données ne sont pas traités uniquement à travers le mode de calcul des variables associées aux concepts de haut niveau mais également par l’ajout de variables au modèle bayésien dont les valeurs sont considérées à des périodes de temps différentes. Cette étape se termine alors par la proposition d’un algorithme d’adjonction pour évaluer le décalage temporel à considérer et ainsi ajouter au modèle les variables requises.

Sous ces hypothèses, la première étape de modélisation des causes qui sera présentée en détail dans le chapitre 5 abouti à spécifier 36 caractéristiques réparties en cinq grandes familles. Chaque caractéristique a potentiellement une

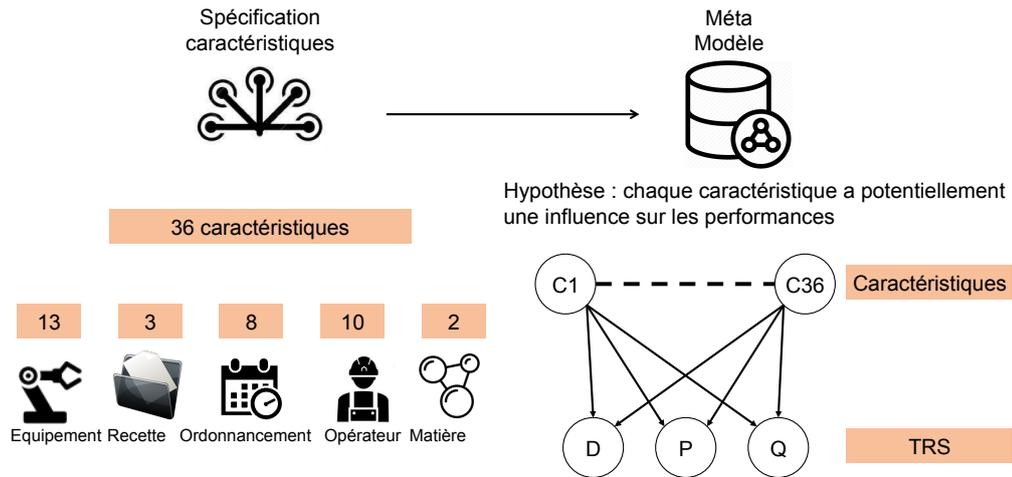


FIGURE 4.4 – Étape A2 : définition du Méta modèle.

influence sur les performances, le méta-modèle du réseau Bayésien comporte donc deux niveaux : caractéristiques et TRS (voir le figure 4.4).

Étape B : Instancier le modèle

L’instanciation du modèle commence par la génération de l’ensemble des variables du modèle pour le système de production et le MES considérés. En effet, l’étape précédente peut être considérée comme une étape de définition des types de variables, cette étape va extraire de la base de données MES les informations nécessaires pour l’instanciation comme par exemple la liste des opérateurs intervenants sur le poste et ainsi générer pour chaque opérateur les variables associées. Par ailleurs et toujours par extraction des données MES, un modèle bayésien sera construit par poste de travail en fonction des ressources associées (équipement, personnel, produit, matière première).

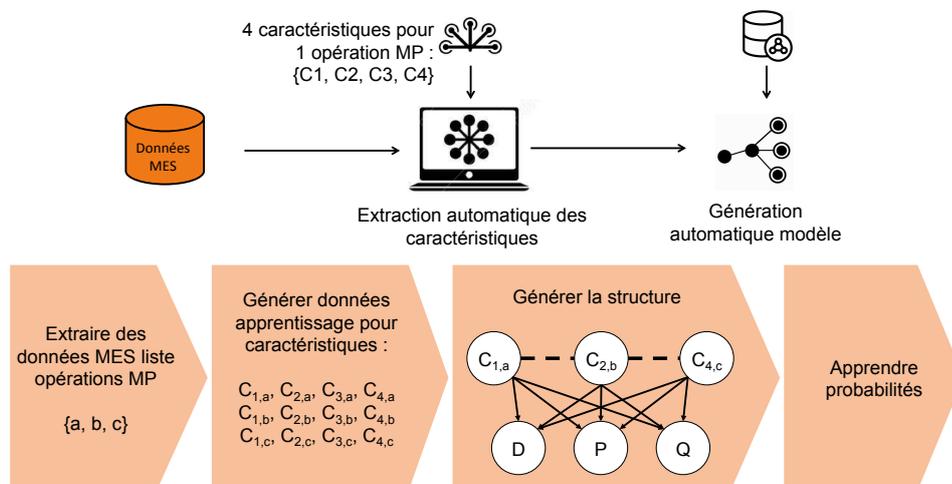


FIGURE 4.5 – Étape B : Instanciation des caractéristiques et du modèle.

Le modèle bayésien étant posé, l'étape B de notre approche va naturellement se poursuivre par l'apprentissage à partir d'une base de données de référence, celle du MES considéré. Compte tenu de la discrétisation des variables proposées, nous avons retenu les algorithmes classiques tels que celui de Maximum Vraisemblance [Pearl, 1988] ou encore d'Espérance Maximum (EM). Ces algorithmes vont nous permettre de calculer les différentes distributions de probabilités associées à chaque variables.

L'instanciation conduira par exemple (voir le figure 4.5) à extraire 12 caractéristiques issues de 3 instances de 4 caractéristiques pour une opération Maintenance Préventive. La structure du réseau Bayésien est ensuite instanciée en intégrant toutes les caractéristiques extraites avant de réaliser l'apprentissage des probabilités associées à chaque nœud.

Étape C : Exploiter le modèle à des fins de diagnostic

Dans cette étape, nous justifierons notre approche du raisonnement diagnostic. Parmi celles qui s'offraient à nous (approche réseau Bayésien Dynamique vs approche par comparaison de deux interrogations), nous avons opté pour la deuxième, selon la philosophie proposée dans Apprentissage & Extraction de Connaissances¹ par Alexandre Ausem. Cette approche de diagnostic permet de mettre en exergue, sur la base de deux interrogations du modèles bayésien à deux instants différents, les différences de probabilités obtenues sur chacune des causes potentielles du modèle. Une évolution significative des probabilités liées aux variables sera considérée comme une cause à suspecter pour l'exploitant pour une variation linéaire significative d'une composante du TRS entre deux instants.

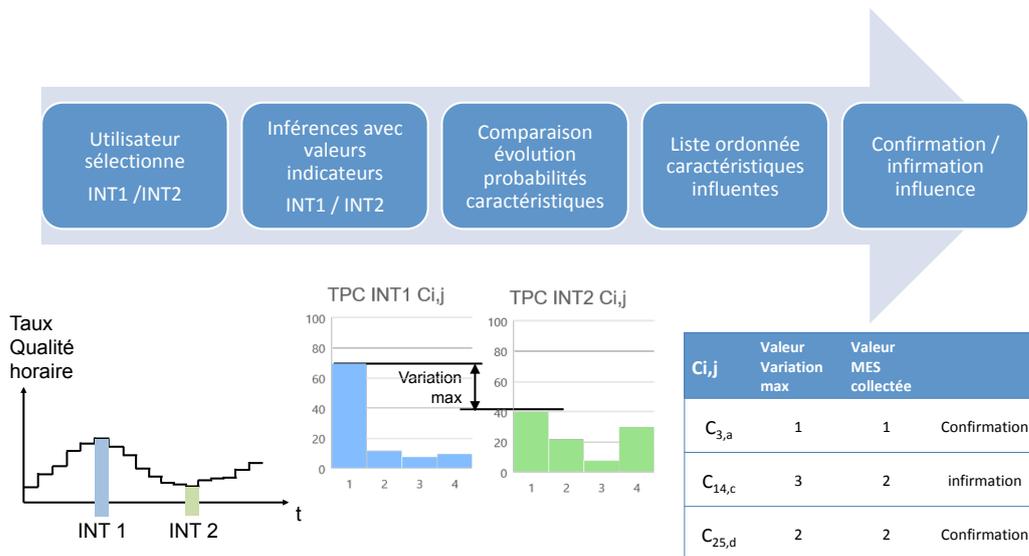


FIGURE 4.6 – Étape C : Exploitation du modèle, inférences.

Sur la base de cette démarche de comparaison de deux interrogations, la procédure de diagnostic commence par une première interrogations du modèle à la date (Int_1) avec la mise à jour des tables de probabilités conditionnelles pour chacun des nœuds du réseau bayésien. Le diagnostic opère ensuite une seconde interrogation du modèle à la date (Int_2) avec pour propriété de ne pas avoir de point d'inversion

1. https://perso.liris.cnrs.fr/alain.mille/enseignements/Master_PRO/TIA/RBayesiens/Intro_RB.pdf

de la courbe entre les deux interrogations; l'indicateur de performance considéré s'améliore, se dégrade ou est stable entre les deux interrogations. Pour chacune des interrogations, cette première phase de diagnostic aboutit à deux tableaux classés en fonction de la probabilité de chacune des variables d'affecter les performances de production (voir le figure 4.6).

La seconde phase de la procédure de diagnostic procède à la comparaison pour chacune des variables des deux valeurs obtenues par chacune des deux interrogations. Les variables sont enfin classées en fonction de la valeur de l'écart constaté. Nous formulons alors l'hypothèse suivante : la variable ayant la plus forte influence sur la variation de performance est celle dont la probabilité a connu la variation la plus importante entre les dates (Int_1) et (Int_2).

La figure 4.7 représente notre approche sur un exemple simple. Les variables V_1, V_2, V_3 influencent l'indicateur de performance I dont l'évolution au cours du temps est représentée sur la figure. La phase 1 du diagnostic amène à générer les deux tables de probabilité conditionnelle pour les deux interrogations à Int_1 et Int_2 .

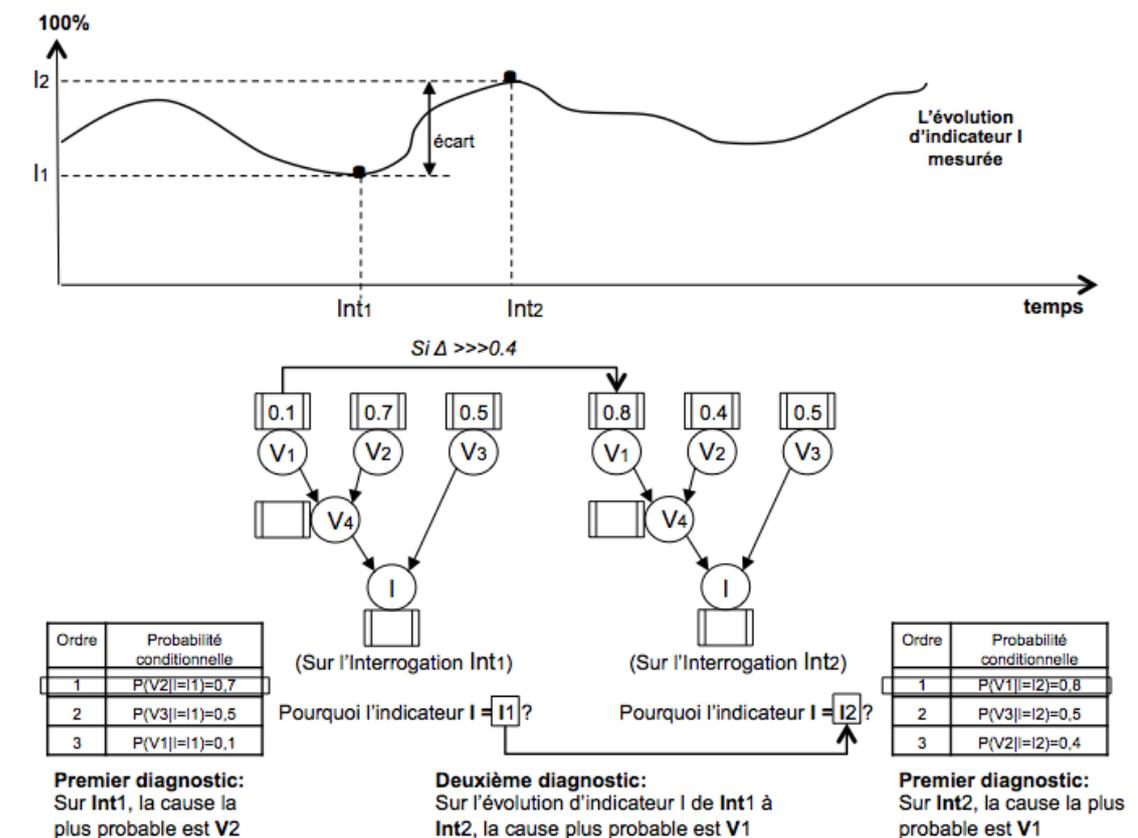


FIGURE 4.7 – Exemple d'utilisation de l'approche proposée.

Par cela, la liste des causes potentielles est ensuite établie par ordre décroissant de la plus forte variation de chaque caractéristique. Ces prédictions sont alors confirmées ou infirmées par comparaison pour chaque variable avec sa valeur réelle issue des données MES.

3 Conclusion

Dans ce chapitre, et sur la base de notre problématique et positionnement bibliographique, nous avons proposé la démarche générale d'intégration et de développement d'une approche de diagnostic au niveau MES. Les chapitres 5 et 6 suivants se proposent de détailler ces étapes.

Chapitre 5

Modélisation des causes impactant les performances

1 Introduction

Conformément à l'étape A de l'approche proposée au chapitre précédent, ce chapitre propose d'identifier l'ensemble des variables représentatives des 5 familles de causes racines que sont les équipements, l'ordonnancement, le facteur humain, les recettes et la matière première. Sur la base des variables mises en exergues, nous présenterons ensuite leurs caractéristiques fondamentales (discrètes, continues, volumes, précision, etc..) ainsi que leurs impacts sur le TRS. Pour chaque root-cause, nous adopterons la structure de présentation suivante :

- La ou les questions auxquelles le diagnostic vise à apporter une réponse pour le responsable de production, le chef d'atelier, etc... Il s'agira ici de mettre en évidence l'impact des causes sur le TRS (disponibilité, taux de performance, taux de qualité).
- Identification des variables MES dont nous disposons en lien avec la famille de causes considérée ainsi que leurs caractéristiques principales.
- Corrélation des caractéristiques des variables avec l'approche Bayésienne retenue pour la modélisation.

2 Équipement

De manière assez intuitive et triviale, nous pouvons dire que l'équipement est à la base de l'outil de production et donc de la performance. Si ce dernier venait à défaillir, c'est la qualité de fabrication du produit, la productivité de l'équipement considéré et la performance globale qui en seront affectés. De nombreux travaux font référence à la notion d'état de santé d'un équipement afin d'évaluer son impact sur tel ou tel facteur [Tran et al., 2014, Abu-Samah et al., 2017].

C'est donc en fonction de son usage que les définitions de l'état de santé d'un équipement varient. Aussi, la littérature nous amène de nombreuses définitions. Par exemple, les travaux menés par M.F. Bouaziz [Bouaziz et al., 2011] s'intéressent à l'estimation de ces états de santé des équipements de production afin de mettre à disposition des exploitants en atelier des indicateurs de type EHF (Equipment

Health Factor) leur permettant de positionner, en temps réel, des actions de maintenance prédictive. Pour cela, l'auteur fonde son approche sur la définition suivante, à savoir que l'état de santé de l'équipement est relatif aux probabilités de défaillances futures de ce même équipement. Sur cette base, il s'appuie ensuite naturellement sur les données historiques de production (valeurs de capteurs, comptes rendus, ordres de fabrication, activités de maintenance passées, métrologie, ...), les AMDECS (Analyse des Modes de Défaillance, de leurs Effets et de leur Criticité) et l'expertise humaine afin d'en produire un modèle Bayésien augmenté permettant une interrogation en ligne des probabilités de dérives futures des équipements en cours de production. Clairement positionnés dans le domaine du pronostic de l'état de santé d'un équipement à des fins d'analyse de son impact sur la qualité de fabrication des produits, ces travaux n'apportent pas de solutions directes quant aux usages d'un tel facteur ni en terme de diagnostic, ni en terme d'impact global sur un TRS.

Cela pose donc la question de comment définir dans le cadre de ces travaux cette notion d'état de santé, que nous pouvons intuitivement imaginer comme vecteur de mise en cause ou non d'un équipement comme étant à l'origine d'une variation du TRS. Il est aussi important de rappeler à ce stade que ce seul facteur influant ne figure pas en tant que variable standard d'une base de donnée MES et que d'autre part, nous faisons l'hypothèse dans ces travaux de ne pas rajouter de variables supplémentaires dans les bases de données MES existantes, par exemple une AMDEC. De ce fait, nous devons définir et calculer ce facteur au travers des seules données dont nous disposons que sont :

- Le planning prévisionnel de production et de maintenance préventive (de ce fait "naïf" au sens qu'il ne peut intégrer les défaillances inéluctables)
- Les changements d'état, reflet de ce qui s'est réellement passé et intégrant de fait les arrêts, les maintenances correctives, etc...

Il s'agit donc dans nos travaux, pour ce facteur important pour le diagnostic et à défaut de pouvoir le quantifier explicitement, de déterminer les vecteurs d'influences sur l'état de santé (i.e. figure 5.1). Parmi ces vecteurs, nous en avons identifié 3 :

- La production elle-même, car un équipement s'utilise lorsque l'on s'en sert ! Cet usage, qu'il soit nominal, intensif, ou autre... va donc dégrader naturellement l'équipement considéré, ce que doit refléter l'état de santé de l'équipement. Bien entendu, les opérations de maintenance permettent de contrecarrer les phénomènes d'usure. L'état de santé n'a en revanche pas d'influence sur la production à réaliser en terme de charge liée directement aux commandes à honorer.
- La Maintenance préventive a pour rôle de prévenir d'une dégradation de l'état de santé d'un équipement. C'est le cas par exemple dans l'automobile où l'on veille à planifier des entretiens préventifs visant à minimiser les phénomènes d'usures et de défaillances. Il en est de même dans le domaine industriel. Nous considérerons ici que si le plan de maintenance est correctement défini et effectué, que si le planning a été respecté, et que si les opérations de maintenance ont été correctement effectuées, alors cela contribue au maintien en bonne santé de l'équipement.
- La Maintenance corrective déclenchée par une défaillance de l'équipement est très souvent l'aboutissement d'un état de santé s'étant dégradé. Elle consti-

tue en soit une information importante à des fins de diagnostic de variation du TRS car elle permet d'expliquer de manière assez déterministe les causes d'une variation négative. En revanche, est-ce une cause primaire ? Les maintenances correctives effectuées après la période d'analyse du TRS ne sont-elles pas le reflet a posteriori d'une dégradation de l'état de santé de l'équipement ?

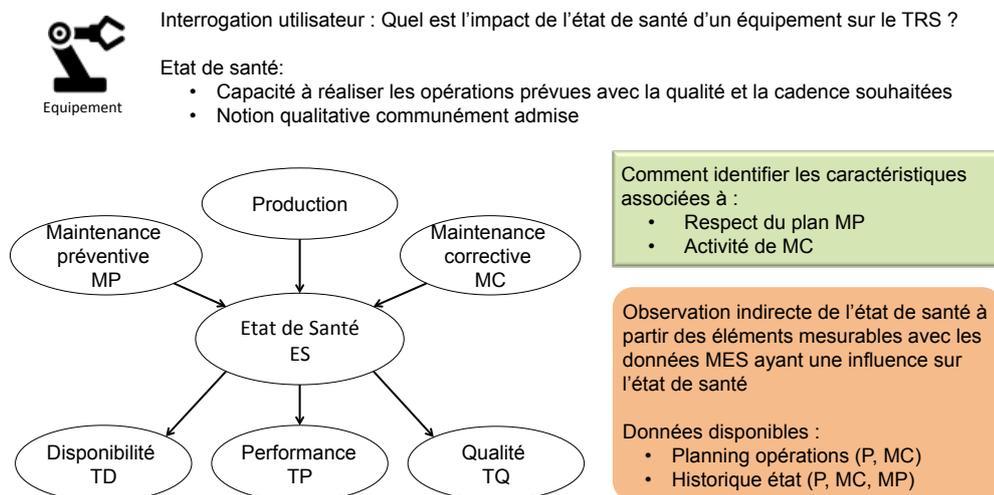


FIGURE 5.1 – Les vecteurs d'influence sur l'état de santé.

L'état de santé se définissant comme la capacité à réaliser les opérations prévues avec le niveau de qualité attendu et la cadence souhaitée, un bon état de santé sur la période Int_i se caractérisera par une activité de maintenance préventive conforme au planning prévisionnel et une activité de maintenance corrective inexistante. Ainsi au regard des données MES disponibles, une comparaison du planning prévisionnel et réalisé reflètera l'état de santé de l'équipement par observation des activités de maintenance qui intègrent indirectement les effets de la production. En effet, le niveau d'activité de la maintenance est en fonction de l'usure dépendante de la production.

Les sections suivantes présentent les variables pour caractériser le respect du plan de maintenance préventive et le niveau d'activité de la maintenance corrective.

2.1 Respect du plan de Maintenance Préventive

Le mode de calcul des trois composantes du TRS sur Int_i n'intègre pas l'activité de maintenance préventive qui agit pourtant directement sur l'état de santé de la machine et donc sur ses performances. En pratique, les responsables de production et de maintenance souhaitent connaître l'impact du décalage d'une opération de maintenance préventive afin de connaître la flexibilité pour traiter des commandes urgentes ou simplement assurer la production prévue malgré un arrêt de production. Ainsi, il sera envisageable d'évaluer pour chaque opération de maintenance préventive une tolérance sur la période d'exécution. Cette tolérance est ensuite utilisée

pour la planification des opérations de maintenance préventive avec les opérations de production. L'approche de diagnostic développée dans le cadre de ces travaux doit permettre de répondre à cette question au travers des variables proposées dans la suite de cette section.

Cette prise en compte de la maintenance préventive doit être faite non seulement sur la période d'analyse des performances mais également sur la période qui précède, comme représenté sur la figure 5.2. En effet, nous considérons que la maintenance préventive sur les périodes Int_{i-1} et Int_i influence l'état de santé sur la période Int_i . Enfin, nous supposons que la maintenance préventive sur la période Int_{i+1} n'a aucune influence sur les performances sur la période Int_i . Autrement dit, l'état de santé d'un patient le lundi ne dépend pas du traitement réalisé le mardi ! Ceci permet de définir la borne temporelle supérieure des données MES à considérer pour la maintenance préventive. Le paragraphe suivant vise à identifier la borne inférieure.

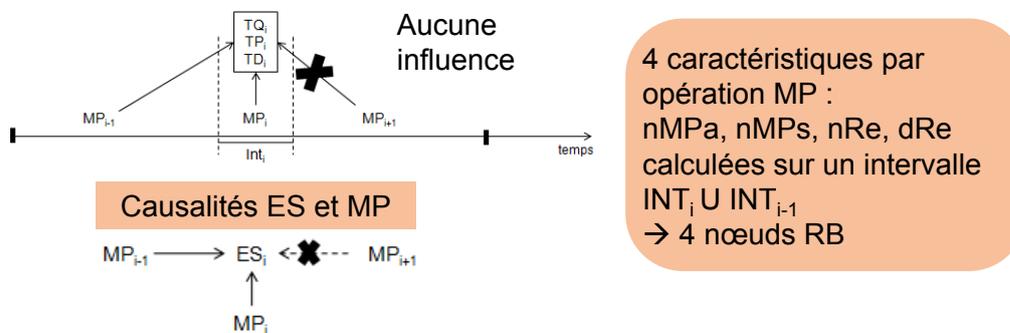


FIGURE 5.2 – Influence de la maintenance préventive sur l'état de santé d'un équipement.

Afin de calculer la borne inférieure, il est important de s'intéresser aux deux principes de planification de la maintenance préventive (cf. figure 5.3) : systématique et conditionnelle.

- Une maintenance préventive systématique est déclenchée périodiquement en fonction d'une quantité mesurée : temps de fonctionnement, kilomètres effectués, quantité de produits fabriqués, nombre de cycles effectués, etc ; par exemple l'opération 1 de maintenance préventive est réalisée une fois par jour, alors que l'opération 2 est effectuée à chaque changement série, et l'opération 3 toutes les 100h de production, etc.
- Une maintenance préventive conditionnelle est déclenchée en fonction d'une mesure réelle de l'état de l'équipement : qualité d'huile, vibration, intensité électrique, etc.

Dans les deux cas, nous souhaitons mesurer le respect du plan de maintenance préventive à travers les écarts entre la date à laquelle l'opération aurait dû se dérouler et la date à laquelle elle a effectivement eu lieu. La borne inférieure d'observation sera donc directement dépendante de la mesure de cet écart pour chaque opération de maintenance préventive dans l'intervalle précédant. L'approche proposée se limitera dans un premier temps à considérer uniquement pour chaque opération une instance dans l'intervalle précédant à la période d'observation dans l'hypothèse où une opération de maintenance a un effet de remise à zéro des phénomènes d'usure

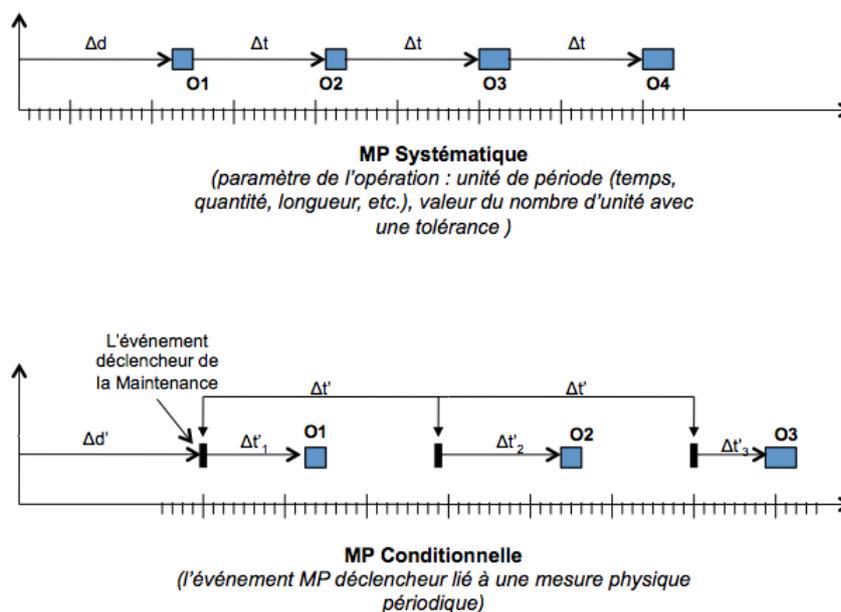


FIGURE 5.3 – Les modes de déclenchement des opérations de maintenance préventive.

associés. Évidemment, cette heuristique peut être problématique et dans une certaine mesure masquer certaines causalités. Ainsi, le nombre d'instances de chaque opération de maintenance préventive à considérer devra être paramétrable par l'utilisateur final en fonction de la nature de l'opération. L'heuristique proposée est plausible pour toutes les opérations concernant le changement d'éléments d'un équipement. En revanche, elle reste plus discutable pour les opérations de type nettoyage ou lubrification. Cette dimension métier des opérations sera à intégrer par la suite.

Sur la figure 5.4, le paramètre Δt_{MP} représente la borne inférieure d'observation de la période Int_{i-1} . Sur les périodes Int_i et Int_{i-1} , le respect du plan de maintenance préventive sera caractérisé par quatre variables $NbMP_a$, $NbMP_s$, $NbRe$ et $DuRe$ pour chaque opération de maintenance préventive MP_j qui sont présentées dans la suite de cette section.

Les variables proposées visent à caractériser les opérations de maintenance préventive décalées, supprimées et ajoutées :

- $NbMP_s - MP_j$, représente le nombre d'opérations de maintenance préventive supprimées qui apparaissent sur le planning prévisionnel mais pas dans l'historique.
- $NbRe - MP_j$, représente le nombre d'opérations de maintenance préventive décalées. L'opération peut être décalée avant ou après par rapport au prévisionnel. Dans le cas d'une maintenance systématique, le décalage d'une instance d'une opération conduira à décaler temporellement les autres instances mais sans pour autant comptabiliser leurs retards. L'algorithme 1 de la figure 5.5 permet le calcul de cette variable à partir des événements issus des données MES.
- $DuRe - MP_j$, représente la valeur moyenne des retards de réalisation des opérations de maintenance préventive au regard du prévisionnel. Comme pour la variable précédente, le planning prévisionnel est dynamique par une mise à

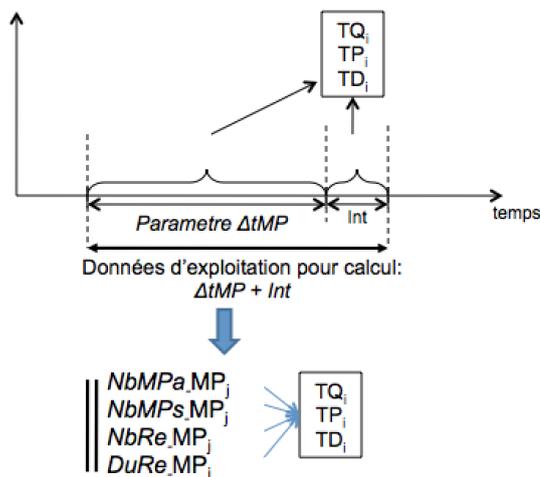


FIGURE 5.4 – Hypothèse du respect du plan de MP.

jour du planning des maintenances systématiques en fonction de la dernière opération réalisée et de la période de déclenchement.

- $NbMPa - MP_j$, représente le nombre d'opérations de maintenance préventive réalisées mais non planifiées.

Algorithme 1: Déterminer les variables qui respectent le plan de MP

Input : paramètre de tolérance k

```

P_data= données de MP prévisionnelle;
R_data= données de historique production réalisé;
A_num= chercher ID.MP dans (R_data) mais ne sont pas dans (P_data);
S_num= chercher ID.MP dans (P_data) mais ne sont pas dans (R_data);
NbMPa = nombre de (A_num) ;
NbMPs = nombre de (S_num);
P2_data= (P_data) \ (S_num);
R2_data= (R_data) \ (A_num);
For i=2: nombre de (P2_data)
    P_delta_t= Start.P_data(i) - End.P_data(i-1);
    R_delta_t= Start.R_data(i) - End.R_data(i-1);
    if | P_delta_t - R_delta_t | > k
        NbRe= ++; DuR= | P_delta_t - R_delta_t | ;
    end
End
DuRe = DuR/NbRe;
    
```

Output : $NbMPa$, $NbMPs$, $NbRe$ et $DuRe$

FIGURE 5.5 – Algorithme 1 : Détermination des variables qui respectent le plan de MP.

La figure 5.6 donne un exemple de différence entre une maintenance prévisionnelle (Opération de vidange d'un moteur de voiture, notée V , dont les échéances offrent

une tolérance kilométrique de 500kms) et celle réellement exécutée.

Comme nous pouvons le voir sur la figure, les opérations de maintenance préventive réelles peuvent être amenées à être décalées soit en avance soit avec retard. Dans un contexte de production, ces décalages peuvent s'expliquer par une forte charge de production avec une très forte contrainte sur les délais de livraison des clients mais également par l'absence de personnels de maintenance ou bien encore une rupture de stock de pièces de rechange (cf. figure 5.6).

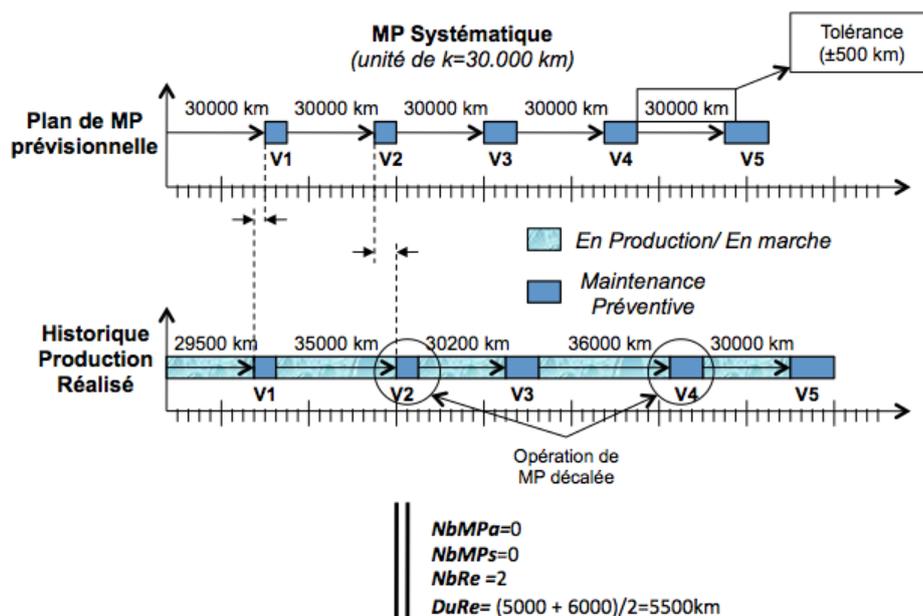


FIGURE 5.6 – Exemple de différence entre MP prévisionnelle systématique/réalisé d’une opération V.

2.2 Niveau d’activité de la maintenance corrective

Conformément à la norme [NFEN, 2001], une maintenance corrective est généralement lancée suite à la détection d’un dysfonctionnement. Elle vise à remettre un bien dans un état lui permettant de satisfaire à nouveau les missions pour lequel il a été conçu.

Le lien entre la maintenance corrective et l’état de santé d’un équipement est naturellement bien présent. [Muchiri et al., 2014, Said et al., 2016] montrent ce lien particulier bijectif de cause à effet entre ces deux facteurs. La maintenance corrective améliore l’état de santé et une dégradation de ce dernier impacte forcément l’occurrence des maintenances correctives. Dans l’esprit de ce que nous avons présenté avant, nous nous concentrerons sur l’impact des maintenances correctives sur le TRS. Par son mode de calcul qui intègre les arrêts non planifiés, la disponibilité de l’équipement est forcément impactée par les maintenances correctives mais l’influence sur les taux de performance et de qualité peut ne pas être négligeable. Pour s’en convaincre, il suffit de considérer le cas extrême et trivial des process qui requièrent une phase de lancement de production générant un nombre très important

de rebut comme en verrerie ou plasturgie. Ainsi, connaître l'impact des maintenances correctives sur le TRS est une information précieuse pour des responsables de production et de maintenance afin de décider d'éviter à tout prix ou non l'occurrence de certaines défaillances par une modification du plan de maintenance préventive.

Afin de caractériser les vecteurs d'influences relatifs à la maintenance corrective sur l'état de santé de l'équipement et donc sur le TRS, nous nous sommes appuyés sur la norme [X60-000, 2016]. Elle caractérise les actions de maintenance corrective au travers du nombre de leurs occurrences, de leurs fréquences et de leurs durées. Nous les reprenons dans la liste suivante associées aux noms respectifs de vecteurs d'influence que nous proposons :

- *NbMC* : Nombre d'occurrences de la maintenance corrective considérée sur la période d'observation.
- *MTBF* : Temps moyen entre deux pannes, souvent désigné par son sigle anglais *MTBF* (Mean Time Between Failures). Cette valeur caractérise la fiabilité de l'équipement considéré, et exprime également la fréquence des opérations de maintenance corrective.
- *DurMC* : Durée des opérations de maintenance préventive. Cette donnée est nativement utilisée dans le calcul de la disponibilité puisque que la durée de maintenance corrective correspond à un état d'arrêt de production non planifié.

Afin de déterminer sur quelles périodes ces variables sont à considérer par rapport à un intervalle Int_i d'observation et d'analyse du TRS, nous devons nous poser la question de la relation de causalité entre maintenance corrective et état de santé. En effet, il paraît évident que l'activité de maintenance corrective sur les intervalles Int_{i-1} et Int_i a une influence sur l'état de santé sur l'intervalle Int_i . Mais en considérant qu'une maintenance corrective est la conséquence directe d'un état de santé qui s'est dégradé, nous considérerons alors que l'activité de maintenance corrective sur l'intervalle Int_{i+1} est directement liée à l'état de santé de l'équipement sur l'intervalle précédent Int_i . D'un point de vue industriel, cela permettra d'expliquer une dégradation par exemple du taux de qualité sur un intervalle Int_i liée à la dégradation de l'état de santé de l'équipement observé à travers l'activité de maintenance corrective sur l'intervalle Int_{i+1} . Si le responsable de production juge cette dégradation du taux de qualité inacceptable, l'outil de diagnostic le guidera dans les actions correctives à mettre en œuvre visant à limiter l'occurrence de la défaillance associée à cette maintenance corrective.

Par conséquent pour la maintenance corrective, les trois variables définies ci-dessus seront à considérer chacune sur les trois intervalles Int_{i-1} , Int_i et Int_{i+1} .

Compte tenu de ce constat, la figure 5.7 donne un exemple de calcul des variables caractérisant la maintenance corrective sur l'intervalle Int_i . De la même façon que pour les maintenances préventives, nous supposons que le paramètre ΔtMC est défini par l'apprentissage ou par l'expert.

3 Planning de production

En soit, le planning de production caractérise le contexte de production et le niveau de stress associé [Hubac and Zamaï, 2013] lié au plan de production en fonction des ressources en personnel, en matières premières, en machines et en temps,

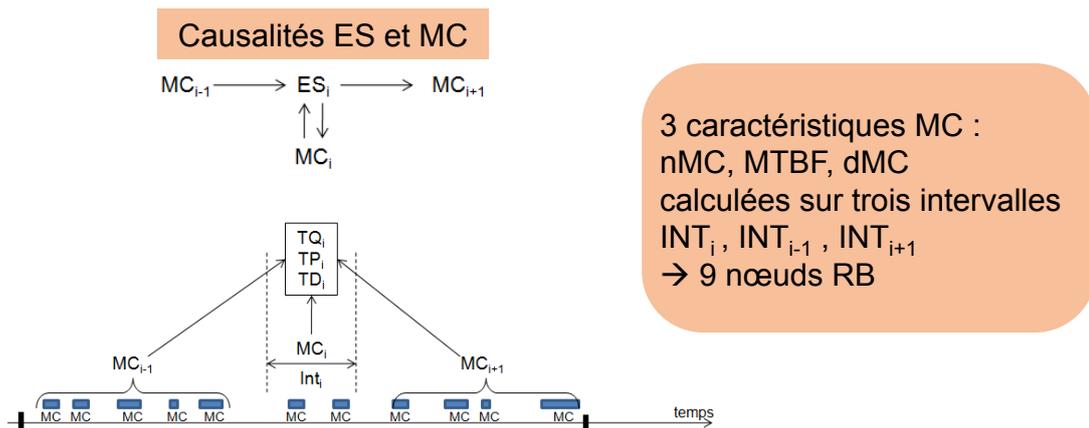


FIGURE 5.7 – Hypothèse de variable de niveau du MC.

et par rapport aussi aux délais. Le planning de production est élaboré en fonction des informations issues de l'ERP et transmises au MES qui pilote toutes les activités de production en temps réel. De manière similaire à l'état de santé, le stress est une notion difficile à quantifier et qui sera évalué à travers plusieurs facteurs [Said et al., 2016]. Les trois facteurs mesurables qui influencent le niveau de stress de la production et présentés dans la figure 5.8 sont :

- La charge au regard de la capacité nominale de production,
- Le mix produits et ses variations par la diversité des produits à fabriquer simultanément ou successivement via des changements de série,
- Les modifications imprévues de "dernières minutes" du planning de production.

L'outil de diagnostic devra assister le responsable de production dans la compréhension du lien existant entre les caractéristiques du planning prévisionnel et le niveau de performance de la production. Il devra par exemple permettre de répondre aux questions suivantes : quel est l'impact de la diversité des articles fabriqués sur les performances ? Quelles sont les conséquences de l'augmentation de la charge de travail ?

Enfin, un très grand nombre de modifications de dernière minute sont des aléas qui perturbent nécessairement le fonctionnement du système de production et donc ses performances. Quel nombre maximum de modifications est-il possible de réaliser sans trop affecter les performances ? Quel délai minimum d'application d'une modification est à prévoir pour maintenir les performances ?

La suite de cette section se propose de détailler chacun des trois facteurs qui influence le niveau de stress de la production et de proposer un ensemble de variables représentatives et observables à partir des données MES.

3.1 Charge de production

De manière intuitive, une surcharge de production aura tendance à augmenter le stress alors qu'une sous-charge aura l'effet inverse. Les notions de surcharge ou sous-charge se définissent comme le rapport entre la charge prévisionnelle et la capacité maximum de production qu'il reste alors à définir et à observer.

Au regard de la définition des temps pour le calcul du TRS présenté au chapitre

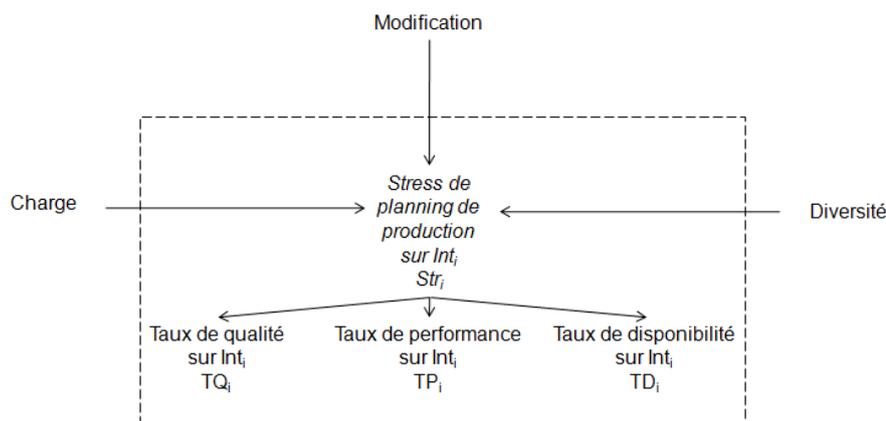


FIGURE 5.8 – Les éléments ayant une influence sur le niveau de stress de la production.

1, nous considérerons la capacité maximum de production égale au temps requis qui est évaluée à partir des données MES relatives aux périodes d'ouverture et aux arrêts programmés. La charge prévisionnelle de production est directement associée aux opérations de production planifiées sur un équipement. La somme des temps de ces opérations définira donc la charge prévisionnelle.

Trois niveaux de charge de production sont considérés :

- Surcharge si la charge prévisionnelle est comprise entre la capacité maximum et X% de cette dernière.
- Nominale si la charge prévisionnelle est comprise entre X% et Y% de la capacité nominale.
- Sous-charge si la charge prévisionnelle est inférieure à Y% de la capacité maximum

Les seuils X% et Y% sont deux paramètres de la fonction de diagnostic dont les valeurs pourront être définies par défaut, par un expert ou par apprentissage.

3.2 Diversité des produits

Sur une période de production, le mix produits peut se caractériser en fonction des changements de séries effectués sur cette même période ou bien du nombre de références traitées sans changement de séries sur cette même période. Cette multiplicité des références d'articles fabriqués a certainement un très faible impact sur les performances dans le cas d'un poste totalement automatisé mais cette situation existe-t-elle réellement aujourd'hui ? En effet, il y a toujours des interventions humaines ne serait-ce que pour au minimum gérer l'approvisionnement en matières premières ou sous-composants. Ainsi, le risque d'erreur humaine pour l'approvisionnement augmentera avec le mix produits.

A partir des données MES et en particulier du planning de production, nous proposons de caractériser le mix produits par trois variables :

- $NbChgS$: nombre de changements de séries,
- $DuChgSn$: durée moyenne des changements de séries observés à travers les changements d'états de l'équipement,

— $NbPF_{type}$: nombre de références d'articles fabriqués.

Ces trois variables seront évaluées uniquement sur l'intervalle d'analyse du TRS.

3.3 Modification imprévue du planning de production

Malgré tout le soin apporté à la mise au point des plannings de production, il n'est pas réaliste de prévoir l'imprévu pouvant survenir entre la génération et l'exécution de ce planning : une commande urgente d'un client très important, l'absence d'un opérateur à remplacer ou non par un intérimaire, un retard de livraison d'un fournisseur à compenser par un autre fournisseur, une demande d'effacement rapide de consommation d'énergie [Ribault et al., 2017], etc. Face à ces aléas, la stratégie classique consiste à régénérer un planning en fonction des nouvelles données (commande, disponibilité des ressources, état des stocks, consommation d'énergie, etc).

Théoriquement cette stratégie devrait permettre de faire face à ces aléas mais toute modification de "dernière minute" perturbe forcément le fonctionnement d'un système et dégrade ces performances. Ainsi, tout l'enjeu pour un responsable de production est de savoir à quoi correspond cette notion de "dernière minute" : une minute, une heure, un jour, quelques jours ou une semaine. Cette connaissance de la relation entre modification et performance est une information essentielle pour un pilotage agile de la production afin de répondre aux aléas ci-dessus. Le diagnostic permettra ainsi d'évaluer si une modification effectuée à 10h sur le planning de 11h à 12h le même jour aura un impact sur les performances. Une modification effectuée 48h avant aura certainement moins d'impact !

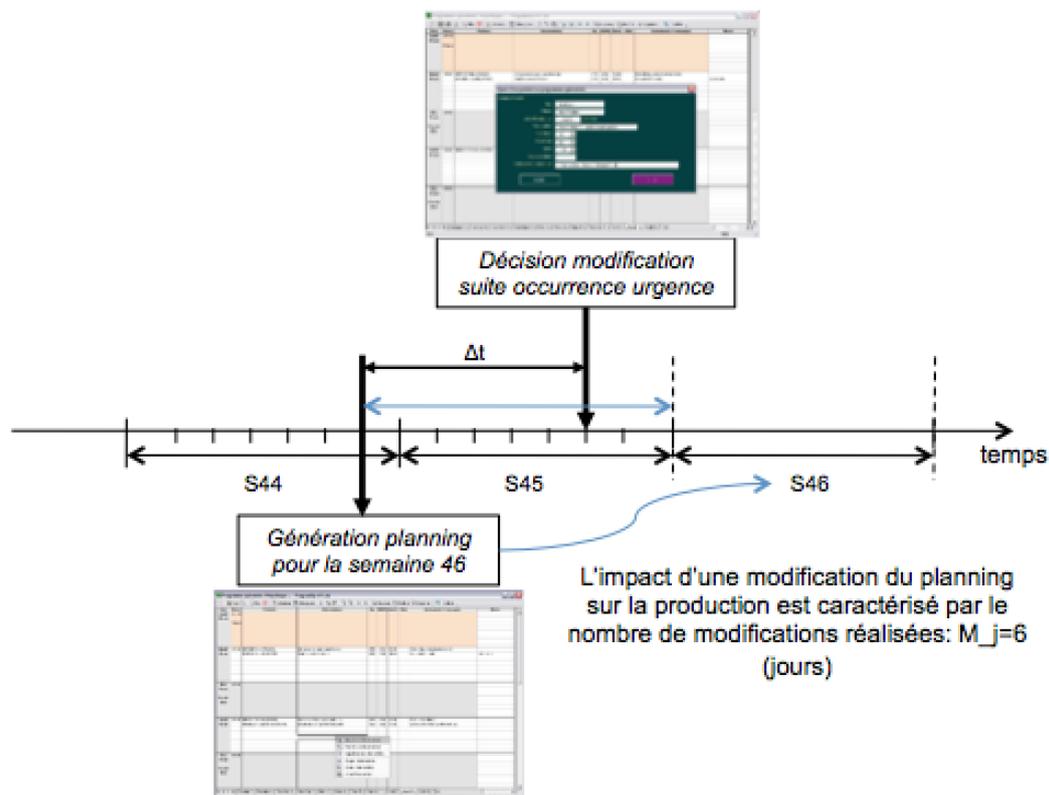


FIGURE 5.9 – Exemple de modification du planning d'un bloc opératoire.

Le nombre de modifications sera évalué à partir de la date de la première génération du planning pour l'ensemble des opérations de la période considérée d'analyse du TRS. Chacune des variables proposées ci-dessous représente un nombre de modifications sur une période définie par rapport à la date d'application du planning, comme indiqué sur la figure 5.9. Cette figure présente l'exemple d'un programme d'un bloc opératoire de l'hospital. Plus précisément, le programme opératoire est une sorte d'agenda précisant pour une salle opératoire les patients qui y seront opérés, leur ordre et leur heure de passage, etc. Dans cet exemple, une modification réalisée sur le planning due à l'occurrence d'un cas d'urgence du patient, impacte la gestion des besoins et des contraintes des chirurgiens, des anesthésistes, des infirmières, l'articulation avec les activités de stérilisation, de brancardage et de logistique (approvisionnement en matériels divers), etc. [Lamiri, 2007].

- M_h : nombre de modifications réalisées pour $h \text{ heures} < \Delta t < h + 1 \text{ heures}$, avec $h \in [0, 23]$.
- M_j : nombre de modifications réalisées pour $j \text{ jours} < \Delta t < j + 1 \text{ jours}$, avec $j \in [0, 6]$.
- M_s : nombre de modifications réalisées pour $s \text{ semaines} < \Delta t < s + 1 \text{ semaines}$, avec $s \in [0, 3]$.
- M_m : nombre de modifications réalisées pour $m \text{ mois} < \Delta t < m + 1 \text{ mois}$, avec $m \in [0, 51]$.

Suite à la présentation des variables associées à l'impact sur les performances de la planification de la production, la section suivante s'intéresse à la troisième famille de causes premières relatives aux opérateurs de production.

4 Opérateurs

Les opérateurs qui participent aux opérations de production ont de toute évidence une influence sur le TRS mais ils restent essentiels à la production quelque soit le niveau d'automatisation tout en étant une source de perturbations. L'impact des opérateurs est d'autant plus délicat à gérer dans un contexte de variation des ressources humaines au cours du temps par un recours à des intérimaires devenu très fréquent.

Une mauvaise utilisation d'un outil peut conduire à générer plus de non qualité. Une utilisation inappropriée d'un équipement peut conduire à une défaillance et impacter la disponibilité de l'équipement. Enfin pour un même poste, la cadence variera en fonction de l'expertise de l'opérateur et/ou de son état de fatigue. L'objectif n'est pas ici de proposer des indicateurs pour évaluer les performances de chaque opérateur qui en pratique poserait des problèmes de management. En effet, l'objectif est d'identifier pour chaque opération les facteurs humains d'influence sur les performances tel que :

- Expertise, pour, si nécessaire, faire évoluer l'ergonomie du poste et/ou la formation des opérateurs [Nguyen et al., 2016].
- Fatigue, pour éventuellement modifier l'organisation du travail sur le poste en réduisant soit la durée de travail sur le poste soit en modifiant les tâches à réaliser [Cacciabue, 2004].
- Stress, afin d'identifier les situations anxiogènes en les prévenant ou en modifiant leur perception par les opérateurs, [McLaughlin, 2007].

Les variables observables à partir des données MES pour chacun de ces trois facteurs d'influence sont détaillées dans la suite de cette section.

4.1 Expertise de l'opérateur

Le niveau d'expertise d'un opérateur est une notion très courante dans le domaine industriel et il n'est pas rare d'entendre des expressions du genre "pour former un bon opérateur de conduite de ligne il faut un an", voir plus dans certains domaines comme la verrerie ou la micro-électronique ou beaucoup moins sur des opérations très simples. Mais pour arriver à ces conclusions plus qualitatives que réellement quantitatives parfois et jamais démontrées, des années d'observation de la production sont bien souvent nécessaires et cette connaissance sur le temps pour acquérir l'expérience requise est ensuite transmise entre les personnels avec une certaine part de déformation ! L'objectif est donc pour ce facteur d'influence de mieux évaluer la relation entre le niveau d'expertise de l'opérateur et le TRS. Il reste pour cela à définir un niveau d'expertise observable à travers les données MES. Lors de sa prise de poste, un opérateur doit normalement s'identifier sur le système MES qui conservera dans sa base de données pour chaque opération l'identifiant de l'opérateur l'ayant réalisée.

L'expertise d'un opérateur est défini dans [Verner et al., 2003] par l'acquisition des connaissances sur une opération de production dans le temps sur un poste de production. Autrement dit, nous pouvons prendre pour heuristique qu'il existe une relation entre l'expertise d'un opérateur pour une opération à un poste en fonction du nombre de fois où l'opérateur aura réalisé cette opération à ce poste. Face à la difficulté de déterminer cette relation, nous considérerons le niveau d'expertise comme une variable cachée. Ainsi, nous considérerons comme variables observables :

- $NbTTr_{Poste_i}$ représente le temps de travail cumulé de l'opérateur présent au poste i sur l'intervalle d'analyse du TRS. Ce temps de travail cumulé correspond à la somme du temps passé par l'opérateur sur ce poste i sur l'ensemble des données MES disponibles.
- $NbPieceF_{type_j}$ représente le nombre cumulé de produits j fabriqués par l'opérateur indépendamment du poste sur lequel les opérations ont été réalisées, voir figure 5.11.

Le seconde facteur d'influence humain présenté dans la suite de cette section concerne la prise en compte de la fatigue de l'opérateur.

4.2 Fatigue de l'opérateur

Dans le domaine de la sécurité routière où "toutes les deux heures la pause s'impose", la fatigue du conducteur est reconnue depuis de nombreuses années comme un facteur accidentogène lié à une baisse de la vigilance associée à des phénomènes de somnolence. Ce qui est vrai pour les conducteurs automobiles l'est également pour les opérateurs de production [Ji et al., 2006]. La fatigue de l'opérateur a nécessairement un impact sur ses capacités (la performance impactant sa vitesse d'exécution et la vigilance source potentielle d'erreur) et par voie de conséquence un impact sur le TRS d'un poste de production. La mise en évidence de la relation de causalité entre fatigue et TRS est un élément permettant à un responsable d'adapter l'organisation du travail en fonction des opérations jusqu'à l'intégration de contraintes

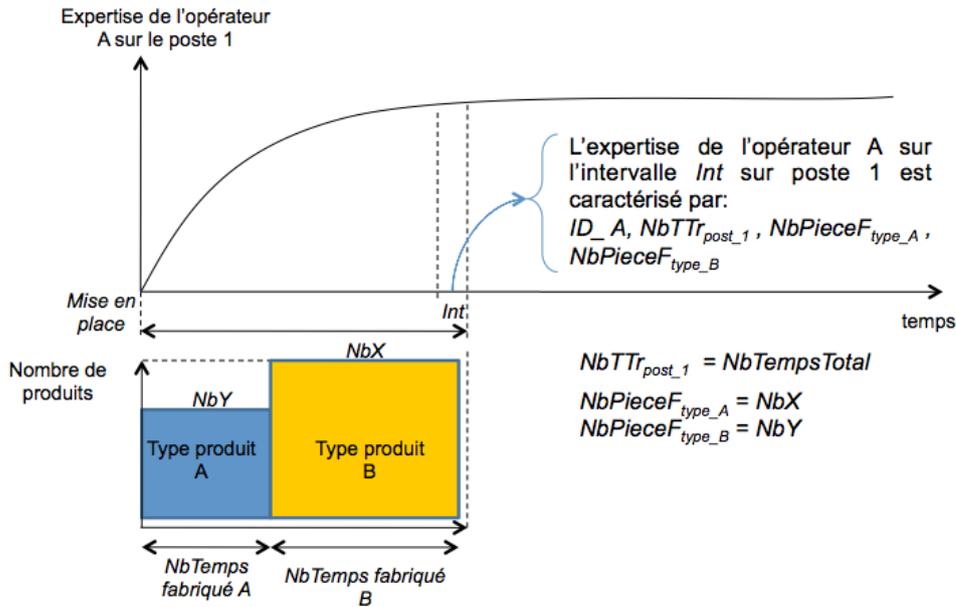


FIGURE 5.10 – Exemple de l'expertise de l'opérateur A.

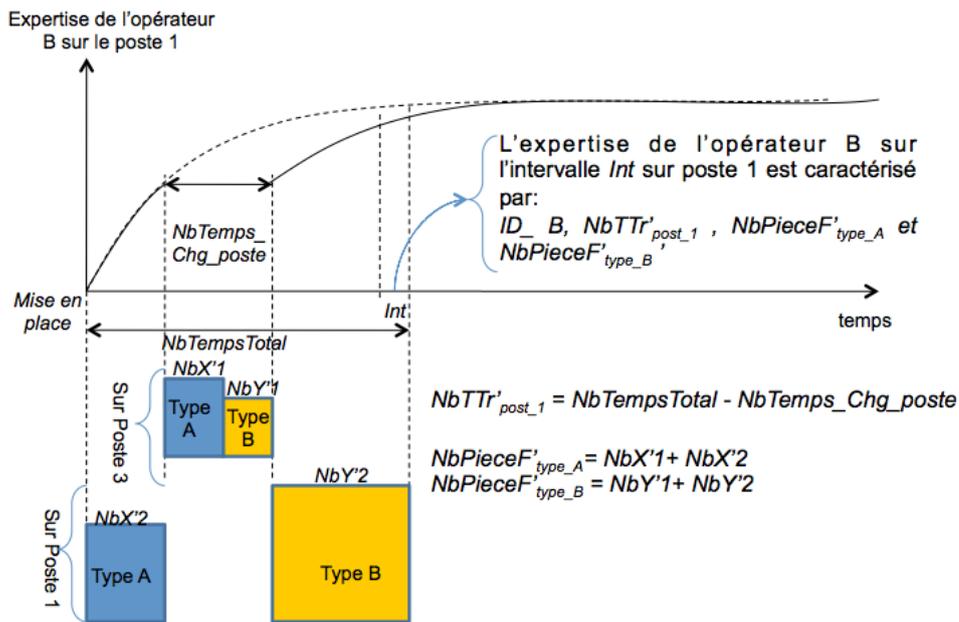


FIGURE 5.11 – Exemple de l'expertise de l'opérateur B.

pour planifier aux "meilleurs" moments les opérations les plus délicates. La relation entre fatigue et capacités de l'opérateur reste très difficile à définir car il faudrait d'abord pouvoir quantifier la fatigue et les capacités d'un opérateur !

Même s'il existait un indicateur de fatigue humaine, le calcul de celui-ci nécessiterait de nombreuses données hors de la couverture du MES : alimentation, activité physique liée au travail et au sport, sommeil, période de repos, stress, hygiène de vie, etc. Par ailleurs, la notion de fatigue peut se définir sur des horizons temporels différents : la journée, la semaine, le mois voir l'année. Il existe une notion d'accu-

mulation de la fatigue liée à des phénomènes sur le long terme (mois et année). A l'opposé, la fatigue est également un phénomène à très court terme et il suffit pour cela de ne pas dormir une nuit pour s'en rendre compte !

Basé sur [McCulloch et al., 2008], quelque soit l'horizon temporel et au regard des données disponibles dans le MES, nous considérerons uniquement une relation linéaire entre temps de travail et la fatigue avec pour hypothèse qu'entre deux périodes de travail, l'opérateur se repose, comme indiqué sur la figure 5.12.

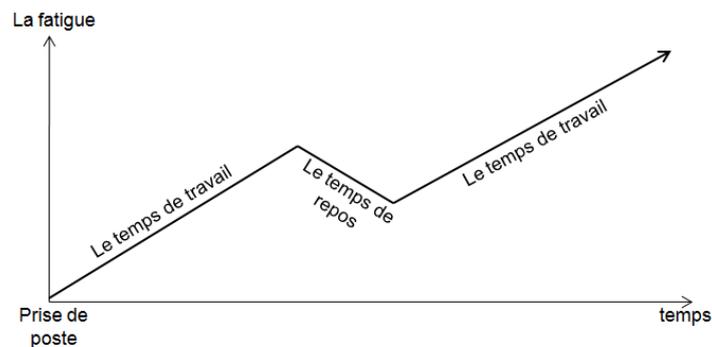


FIGURE 5.12 – L'évolution de la fatigue d'un opérateur.

En considérant cette relation, nous distinguons trois cas de figures en fonction de la durée de l'intervalle Int_i d'analyse du TRS :

a) Lorsque l'intervalle Int_i est inférieur à une période journalière j de travail, la fatigue de l'opérateur sera caractérisée par :

- Nb_{hj} est le rapport entre d'une part la durée de travail depuis la prise de poste jusqu'à la fin de l'intervalle Int_i d'analyse du TRS et d'autre part la durée de la période journalière j de travail, comme indiqué sur la figure 5.13. Par exemple pour une période journalière de 7h et sur un intervalle Int_i correspondant à la quatrième heure de travail de l'opérateur, $Nb_{hj} = 4/7$.

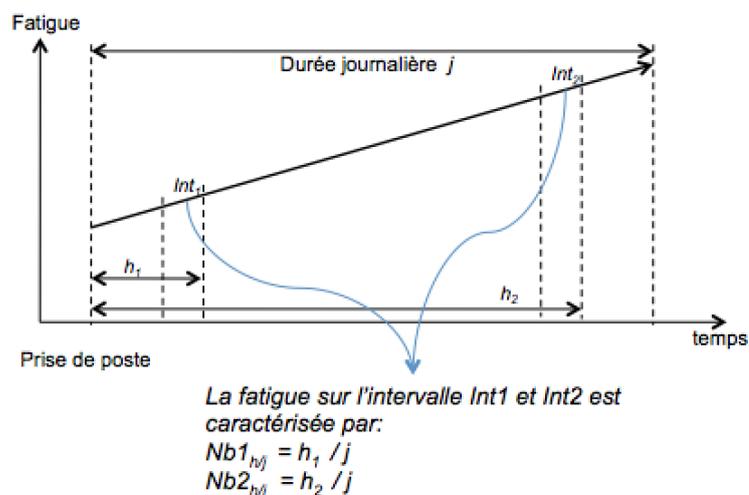


FIGURE 5.13 – La fatigue de l'opérateur le court terme.

b) Lorsque l'intervalle Int_i est supérieur ou égal à la durée journalière de travail

et inférieure à une semaine, deux variables représentées sur la figure 5.14 sont proposées afin de considérer d'une part le rythme hebdomadaire de travail et d'autre part les périodes hebdomadaires de repos :

- *RythmeH* désigne le rythme hebdomadaire de travail en fonction des plages horaires journalières de travail. Pour un rythme régulier de travail, c'est-à-dire avec des plages horaires de travail identiques sur toute la semaine, les valeurs de cette variable seront par exemple : journée, nuit, matin ou après-midi. Pour un rythme irrégulier, la valeur sera par exemple "alternance matin & après-midi". L'étude de la DARES [Sautory and Zilloniz, 2014] propose une classification en huit grandes classes de journées travaillées et neuf types de semaines.
- *Nbdr* indique le nombre de périodes travaillées depuis le dernier repos hebdomadaire de l'opérateur en considérant que chaque période de repos à un effet de remise à zéro de la fatigue sur un horizon hebdomadaire.

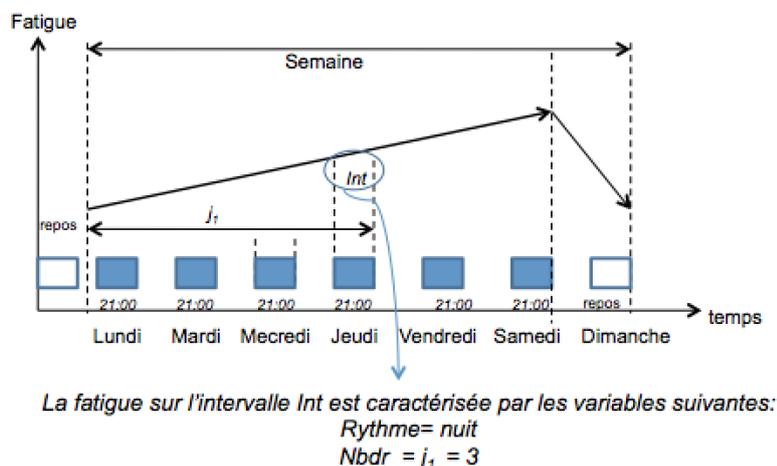


FIGURE 5.14 – La fatigue de l'opérateur à moyen terme.

c) Lorsque l'intervalle Int_i est supérieur à une semaine, il s'agit de prendre en compte les périodes de congés des opérateurs et leurs effets sur la fatigue à long terme. Une période de congés aura un effet de remise à zéro de la fatigue à condition d'être suffisamment longue. Par conséquent, seules les périodes de congés supérieures à une semaine sont prises en compte ici. Les périodes de congés inférieures à une semaine seront considérées comme des repos hebdomadaires.

- *RythmeS* désigne le rythme annuel de travail en fonction des plages horaires de travail. Ce rythme annuel peut être régulier et prendre pour valeur : journée, nuit, matin ou après-midi. Mais ce rythme pouvant être également irrégulier, d'autres valeurs pourront être à considérer en fonction de l'organisation du travail au sein de chaque entreprise. Ces valeurs seront donc à préciser par l'utilisateur final de la fonction de diagnostic.
- *Nbdc* indique le nombre de semaines travaillées de l'opérateur depuis sa dernière période de congés.

La section suivante présente le troisième et dernier vecteur d'influence humain.

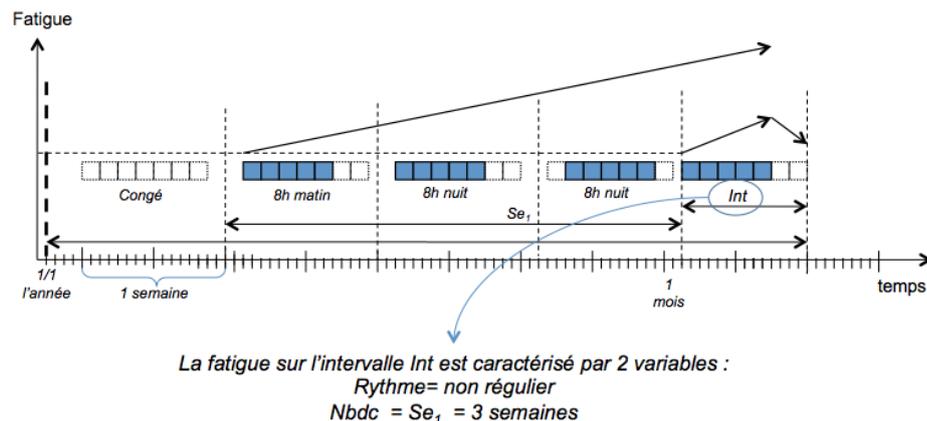


FIGURE 5.15 – La fatigue de l'opérateur sur le long terme.

4.3 Stress de l'opérateur

En situation de stress notamment durable, le risque d'une baisse des performances humaines est réel. Dans le contexte de la production, l'exposition des opérateurs au stress pourra avoir une incidence sur le TRS. Bien que difficile à évaluer le stress de manière quantitative, nous cherchons à évaluer les éléments pouvant conduire à une situation de stress considérée alors comme une variable cachée. Pour identifier ces éléments, nous retiendrons la définition du stress proposée par l'INRS (Institut national de recherche et de sécurité pour la prévention des maladies professionnelles et des accidents du travail) : "On parle de stress au travail quand une personne ressent un déséquilibre entre ce qu'on lui demande de faire dans le cadre professionnel et les ressources dont elle dispose pour y répondre". Nous ferons l'hypothèse que la planification des opérations ne génère pas a priori de situation de stress et que des déséquilibres apparaîtront lors d'événements imprévus. Au regard des données MES disponibles, quatre variables sont alors proposées afin de refléter ces situations potentielles de stress :

- $NbSeg_{retard}$ indique le nombre de segments process d'ordres de fabrication en retard par rapport au planning prévisionnel. Nous considérons que plus le retard de production est important plus la situation devient stressante pour les opérateurs face à la nécessité de respecter les délais [McLaughlin, 2007].
- Dur_{EP} indique la durée cumulée d'indisponibilité de l'équipement (en panne) sur la période d'analyse du TRS.
- Ab_{Op} exprime le nombre de ressources humaines indisponibles sur le poste de production durant la période d'analyse du TRS considérée. Si malgré l'absence de ressources humaines, les opérateurs présents ont réalisé la production attendue c'est nécessairement avec une cadence plus élevée.
- $NTpr$ le nombre de nouvelles références d'articles mis en production durant la période d'analyse du TRS. La production d'une nouvelle référence d'article pouvant conduire à des situations inattendues. Cette variable considère uniquement les nouveaux produits et ne tient pas compte des modifications des gammes et des recettes présentées dans la section suivante.

5 Recette

Pour réaliser les ordres de fabrication transmis par l'ERP, le MES a besoin d'informations détaillées sur les opérations à réaliser afin de générer un ordonnancement détaillé à partir de l'état réel des ressources et des stocks. Sans en avoir la gestion relevant plus du PLM (Product Lifecycle Management) [Ben Khedher, 2012], le MES doit donc disposer des recettes, ou gammes de fabrication dans le domaine manufacturier, qui contiennent ces informations très détaillées sur les opérations. Il existe donc un lien direct entre la capacité à appliquer correctement l'ordonnancement détaillé et la qualification correcte des recettes [Dhillon, 1999]. Cependant, elles sont généralement qualifiées dans des environnements dédiés non stressés par le contexte réel de production. Ainsi, une recette mal qualifiée ou non qualifiée en condition réelle de production notamment avec d'autres produits [Abu-Samah et al., 2017] pourra perturber la production et demandera aux opérateurs de s'adapter au détriment parfois du TRS [Muñoz et al., 2011]. Bien évidemment, l'introduction en production de nouveaux produits est généralement étroitement surveillée et conduit à un diagnostic rapide des problèmes de qualification. Cependant, les modifications mineures des recettes ne sont pas sujettes à la même attention et peuvent venir perturber la production de manière moins marquée et rendant donc le phénomène plus difficile à diagnostiquer pour un responsable de production.

La perturbation de la production par une qualification partielle des recettes est un phénomène d'autant plus marqué que le nombre de références en production est élevé avec une probabilité plus forte d'interactions croisées entre les recettes, que les modifications des recettes sont très fréquentes et que de nouveaux produits sont introduits en production pouvant éventuellement rendre caduque la qualification d'une recette déjà existante. La base de données MES contient pour chaque version de recette :

- Un identifiant unique défini de manière à pouvoir retrouver la version précédente et la version suivante.
- L'état indiquant un en cours de qualification, qualifié ou réformé.
- La date de création.
- La date de qualification.
- La date de mise en production.
- La date à laquelle la recette a été réformée.

Par ailleurs pour chaque lot, ou produit, fabriqué ou en cours de production, la base de données MES conserve l'identifiant de la version de recette utilisée.

En considérant l'ensemble de ces données disponibles et pour évaluer l'influence des modifications des recettes sur la production, les variables suivantes sont proposées pour chaque recette R_i utilisée sur l'intervalle Int_i d'analyse du TRS :

- $NbChgR$ indique le nombre de recettes utilisées sur l'intervalle Int_i .
- DuM_{R_i} représente l'âge de la recette depuis sa date de première utilisation en production. La valeur de cette variable sera exprimée avec la même unité que l'intervalle Int_i (heure, jour, semaine, mois, année).
- NbP_{R_i} représente les quantités fabriquées en utilisant cette recette avec un TRS jugé conforme aux objectifs définis par l'utilisateur.

Après cette étude de l'influence de la qualification des recettes sur le TRS, la section suivante s'intéresse au dernier facteur d'influence, à savoir les matières pre-

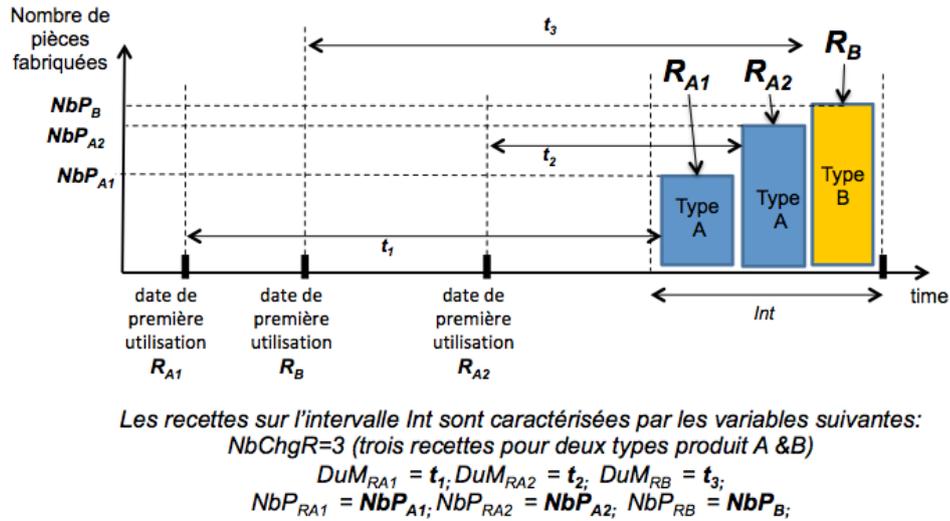


FIGURE 5.16 – Caractéristiques des modifications de recettes.

mières ou sous-composants.

6 Matières Premières

La qualité des matières premières qui entrent dans la composition d'un produit joue un rôle essentiel tant du point de vue de la qualité du produit fini que du point de vue de la performance et de la disponibilité. Au sens de la norme ISA95, la notion de matière première pour un poste fait référence à la matière sous différentes formes (solide, liquide, gazeux) ou à l'ensemble des composants nécessaires à la réalisation d'une opération. Des matières premières non conformes peuvent par exemple provoquer un phénomène d'encrassement jusqu'à provoquer un arrêt de l'équipement. Dans les secteurs pharmaceutiques et agroalimentaires notamment, le contrôle qualité des matières premières est d'ailleurs imposé réglementairement et entre dans la traçabilité matière que doivent garantir ces secteurs. Mais la prise en compte des résultats du contrôle qualité des matières premières est spécifique à chaque secteur et matière première. Dans le cadre de notre approche, nous retiendrons donc ici uniquement des éléments suffisamment génériques pouvant être appliqués dans la majorité des domaines de production et sans requérir un niveau de contrôle qualité des matières premières aussi exigeant que dans les secteurs cités précédemment.

Nous proposons donc d'identifier les éléments factuels pouvant conduire à incriminer la matière première comme cause potentielle des dégradations du TRS en se basant sur des données génériques à l'ensemble des secteurs industriels :

- MP_F , la référence du fournisseur,
- MP_R , la référence de la matière première utilisée qui caractérise cette dernière comme une nuance pour un acier.

7 Conclusion

Ce chapitre nécessairement long de notre mémoire s'est focalisé sur la description de l'ensemble des root-causes qui doivent être considérées à un niveau MES afin d'orienter l'exploitant en présence de dérives du TRS. Bien entendu, à ce niveau du pilotage d'un système de production, les liens de causalités et la nature même des variables manipulées sont forcément moins précises à identifier qu'à bas niveau. Nous nous sommes cependant efforcés de définir pour chacune d'entre elles un cadre d'analyse et des définitions sur lesquelles nous pouvons nous appuyer pour développer l'étape de modélisation. C'est l'objet du chapitre suivant.

Chapitre 6

Approche probabiliste pour le diagnostic au niveau MES

1 Introduction

Après avoir proposé les variables représentatives des causes de défaillances considérées au niveau MES et pouvant avoir un impact sur le TRS, nous nous proposons dans ce chapitre de développer les modèles que nous proposons pour expliquer une évolution du TRS. Comme nous l'avons montré précédemment dans ce mémoire, nos recherches dans le domaine du diagnostic se positionnent clairement dans le domaine probabiliste et en particulier sur l'outil Bayésien et ses extensions. Ce chapitre commencera par en présenter dans sa première section les bases fondamentales, au travers en particulier des réseaux Bayésiens Naïfs. Au delà de cette présentation académique, la section se terminera par une prise de recul concernant l'usage de cette classe de RB dans le cadre de décalages temporels entre les causes et les effets. Ceci nous conduira alors à proposer et argumenter l'extension nécessaire de la structure naïve pour justement intégrer ce décalage temporel. Nous introduirons ainsi les coefficients de corrélation de Pearson qui sont à la base de nos apports dans ce chapitre.

2 Diagnostic à base d'un réseau naïf

Le diagnostic à base de réseau Bayésien statique repose sur quatre étapes : identification des variables influentes, définition des relations de causalité menant à générer la structure du réseau Bayésien, évaluation des tables de probabilités marginales et conditionnelles, exploitation du réseau Bayésien pour le diagnostic. L'identification des variables ayant été menée au chapitre 5, nous proposons maintenant de présenter les trois autres étapes en commençant par la génération de la structure du réseau Bayésien.

2.1 Structure du modèle

Le chapitre précédent nous a permis d'identifier pour chacune des cinq familles de causes les différentes variables du système pouvant expliquer les variations des indicateurs de performance. Ainsi au regard des objectifs de la fonction de diagnostic

proposé dans le chapitre 2, une structure graphique bayésienne à deux niveaux est suffisante pour le problème considéré ; nous retrouvons de fait classiquement un niveau mode de défaillances caractérisé par les évolutions des trois indicateurs de performance considérés et un niveau représentant l'ensemble des causes considérées dans cette étude :

- *Mode de défaillances (FM : Failure Mode)* : ce sont les variables quantitatives définies par le taux de qualité, le taux de performance et la disponibilité (cf Figure 1.9). Un mode de défaillance sera caractérisé par une évolution d'un indicateur pouvant être négative (dégradation) ou positive (amélioration).
- *Cause de défaillance (RC : Root Cause)* : ce sont les causes potentielles déterminées dans le chapitre 5 en fonction des observations réalisables à partir des données MES.

Les variables définies au chapitre 5 sont de natures continues pour certaines et discrètes pour d'autres. Si les paramètres du réseau Bayésien sont de mêmes natures que les variables associées, alors il faudra faire face à des réseaux Bayésiens avec des paramètres continus et discrets qui soulèvent au moins deux problèmes :

- Complexité des algorithmes d'apprentissage et d'inférence dont le mix des paramètres continus et discrets rend le calcul exact impossible [Chopin et al.,].
- Interprétation complexe des résultats exprimés pour les variables continues par des fonctions de densité conditionnelle. La compréhension des résultats reste un enjeux majeur de ces travaux qui doivent être exploitables très rapidement par les utilisateurs finaux de la fonction de diagnostic proposée, responsable de production en particulier.

Au regard de ces éléments, le modèle se composera uniquement de paramètres discrets et discrétisés sans paramètres continus.

Le tableau 6.1 présente la liste complète des paramètres du réseau Bayésien qui se compose donc de trois variables pour les modes de défaillances et de 36 variables pour les causes identifiables. Comme nous le verrons à l'étape B d'instanciation du modèle, le nombre total de paramètres du réseau Bayésien instancié sera généralement supérieur à la somme du nombre de causes et de modes de défaillances.

Suite à la caractérisation des nœuds du modèle, il reste maintenant à définir les relations de causalité entre les différents paramètres du modèle. Il existe pour cela deux approches différentes : par des techniques d'apprentissage sur la base des données dans le cadre d'une approche non supervisée ou à l'inverse par une approche supervisée dans laquelle le modèle peut alors être prédéfini. A condition que cette seconde approche soit efficiente et puisse être générique, elle offre l'avantage de simplifier le déploiement de la fonction de diagnostic en supprimant l'étape d'apprentissage et surtout de validation de la structure apprise.

Le recours à une approche supervisée est dépendante d'une part de la généralité des liens indépendamment du process considéré (agroalimentaire, manufacturier, pharmaceutique, etc) et d'autre part de notre connaissance des liens de corrélations entre les nœuds du réseau. Premièrement, en considérant chaque mode de défaillance comme étant une évolution d'une composante du TRS et que comme tout indicateur qui reflète le fonctionnement n'a pas d'influence sur celui-ci, les trois nœuds des indicateurs de performance seront par conséquent des nœuds feuilles du réseau et sans relation directe de causalité entre eux au regard de leurs définitions présentées

	Famille de variable	Caractéristique des variables	Nœuds
	FM	Taux de Disponibilité	$Disp$
		Taux de Performance	$Perf$
		Taux de Qualité	$Qual$
Respect du plan de MP prévisionnelle		Le nombre d'opérations de MP_j supprimé	$NbMPS_MP_j$
		Le nombre d'opérations de MP_j ajouté	$NbMPa_MP_j$
		Le nombre d'opérations de MP_j décalées	$NbRe_MP_j$
Niveau d'activité de la MC		La valeur moyenne des retards de réalisation des opérations MP_j	$DuRe_MP_j$
		Le nombre d'occurrences de la MC sur la période Int_{i-1}	$NbMC_Int_{i-1}$
		Le temps moyen entre deux pannes sur la période Int_{i-1}	$MTBF_Int_{i-1}$
		Le durée des opérations de MC sur la période Int_{i-1}	$DurMC_Int_{i-1}$
		Le nombre d'occurrences de la MC sur la période Int_i	$NbMC_Int_i$
		Le temps moyen entre deux pannes sur la période Int_i	$MTBF_Int_i$
		Le durée des opérations de MC sur la période Int_i	$DurMC_Int_i$
		Le nombre d'occurrences de la MC sur la période Int_{i+1}	$NbMC_Int_{i+1}$
		Le temps moyen entre deux pannes sur la période Int_{i+1}	$MTBF_Int_{i+1}$
	Le durée des opérations de MC sur la période Int_{i+1}	$DurMC_Int_{i+1}$	
Charge		La charge de production (soit surcharge, soit nominale, soit sous-charge)	Chr
Diversité		Le nombre de Changements de Série	$NbChgS$
		Le durée du Changement de Série	$DuChgSn$
Modification	Variables	Le nombre de références d'articles fabriqués	$NbPF_{type}$
		Le nombre de modifications réalisées par heures	M_h
		Le nombre de modifications réalisées par jour	M_j
		Le nombre de modifications réalisées par semaines	M_s
		Le nombre de modifications réalisées par mois	M_m
Expertise		Le temps de travail cumulé de l'opérateur présent au poste i	$NbTT_{Poste_i}$
		Le nombre cumulé de produits type j fabriqué par l'opérateur	$NbPieceF_{Type_j}$
Fatigue		Le rapport entre d'une part la durée de travail depuis la prise de poste jusqu'à Int_i et d'autre part la durée de la période journalière j de travail	Nbh_j
		Le rythme hebdomadaire (ou annuel) de travail	$RythmeH$
		Le nombre de périodes travaillées depuis le dernier repos hebdomadaire	$Nbdr$
Stress		Le nombre de semaines travaillées depuis la dernière période de congés	$Nbdc$
		Le nombre d'ordres de fabrication en retard par rapport au planning prévisionnel	$NbSeg_{retard}$
		La durée cumulée d'indisponibilité de l'équipement	$DurEP$
Modification de la recette		Le nombre de ressources humaines indisponibles	Ab_Op
		le nombre de nouvelles références d'articles mis en production	$NTpr$
		Le nombre de recettes utilisées sur la période considérée	$NbChgR$
		L'âge de la recette R_i depuis sa date de première utilisation en production	$DuMR_i$
Qualité de matière		Les quantités fabriquées en utilisant la recette R_i	$NbPR_i$
		La référence du fournisseur	MP_F
		La référence de la matière première utilisée	MP_R

FIGURE 6.1 – Liste de paramètres considérés.

au chapitre 1. Par ailleurs, l'ensemble des variables présentées au chapitre 5 s'appuie sur les données qui sont définies par le standard ISA-95 pour l'ensemble des secteurs industriels d'une part, et d'autre part qui caractérisent tous les éléments nécessaires à la production et ayant par conséquent une influence sur les performances.

Finalement, la structure du réseau Bayésien est celle représentée sur la Figure 6.2 et dont la dimension dépendra lors de l'instanciation pour un poste de production des éléments le caractérisant.

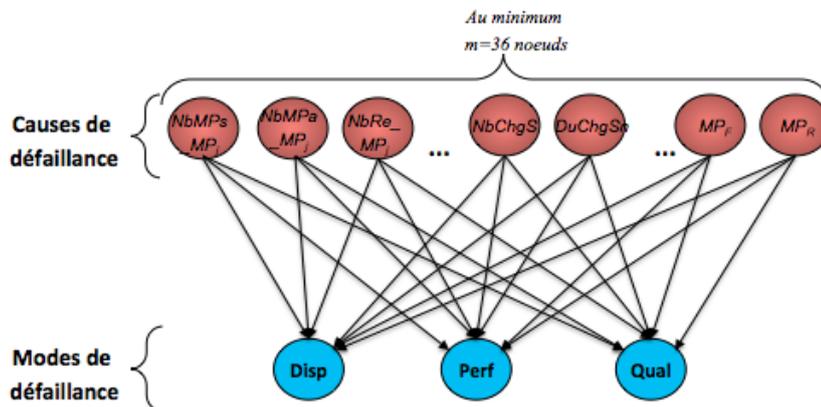


FIGURE 6.2 – Structure compacte du modèle.

2.2 Apprentissage des probabilités conditionnelles

Après la première étape de définition de la structure du réseau, nous connaissons les paramètres du modèle ainsi que les liens de corrélations entre les nœuds. Il s'agit maintenant de déterminer les tables de probabilité, marginale et conditionnelle, associées à chaque nœud du modèle par deux phases : préparation des données d'apprentissage et apprentissage des tables de probabilité. Contrairement à l'étape précédente, il n'est pas possible de définir de manière générique ces tables pour un poste de travail qui serait indépendant du secteur industriel. Et il n'est pas envisageable de demander à l'utilisateur final de les caractériser. Nous avons donc retenu une approche par apprentissage pour cette seconde étape.

Pour l'apprentissage [Naïm et al., 2011], les données doivent être structurées dans une table comportant l'ensemble des enregistrements. Par exemple dans le domaine médical, un enregistrement comportera toutes les données associées à un patient dans le cas d'un réseau Bayésien naïf. Pour un réseau Bayésien dynamique, un enregistrement correspondra aux valeurs à un instant t des paramètres du système observé. Ainsi dans le cas de notre problématique, les données d'apprentissage doivent être structurées de manière cohérente afin de choisir une période d'enregistrement adéquate malgré la dispersion et le recouvrement temporel initial des données MES et des indicateurs de performance.

Nous allons d'abord nous intéresser aux nœuds feuilles correspondant aux trois indicateurs de performance dont les caractéristiques temporelles serviront de base à la structuration des données pour l'apprentissage. Comme présenté au chapitre 1, le TRS et ses trois composantes reflètent les performances d'un poste de travail calculé

sur un intervalle de temps défini par l'utilisateur et modifiable (1 minute, 1 heure, 1 jour, 1 semaine, etc). Un enregistrement sera alors associé à chacune des valeurs calculées du TRS avec ses composantes sur un intervalle. Par conséquent, une table de données d'apprentissage sera associée au calcul des indicateurs de performance pour un intervalle. Ayant alors autant de tables de données d'apprentissage que d'intervalles de calcul des indicateurs, il y aura un modèle de réseau bayésien par intervalle de calcul. Tous les réseaux auront la même structure mais leurs tables de probabilités conditionnelles seront différentes.

Bien évidemment, tous les réseaux bayésiens ne seront pas pertinents en fonction de la nature du process de fabrication pour lequel d'une part un calcul à la minute peut ne pas avoir de signification avec une cadence d'un produit par heure par exemple, et d'autre part si le volume de données disponibles est insuffisant pour les intervalles les plus grands (mois & année) en fonction de la date de mise en service du MES. Dans la suite de ce manuscrit, les principes de la fonction de diagnostic développée seront présentés pour un intervalle de calcul des indicateurs d'une heure.

Au chapitre 5, les variables ayant été caractérisées par rapport à l'intervalle de calcul des indicateurs, ces variables peuvent donc être calculées pour chaque enregistrement ainsi défini. La figure 6.3 présente un exemple de table de données d'apprentissage avec une structure de réseau obtenue pour un indicateur de performance I calculée sur un intervalle d'une heure et deux variables V_1 et V_2 .

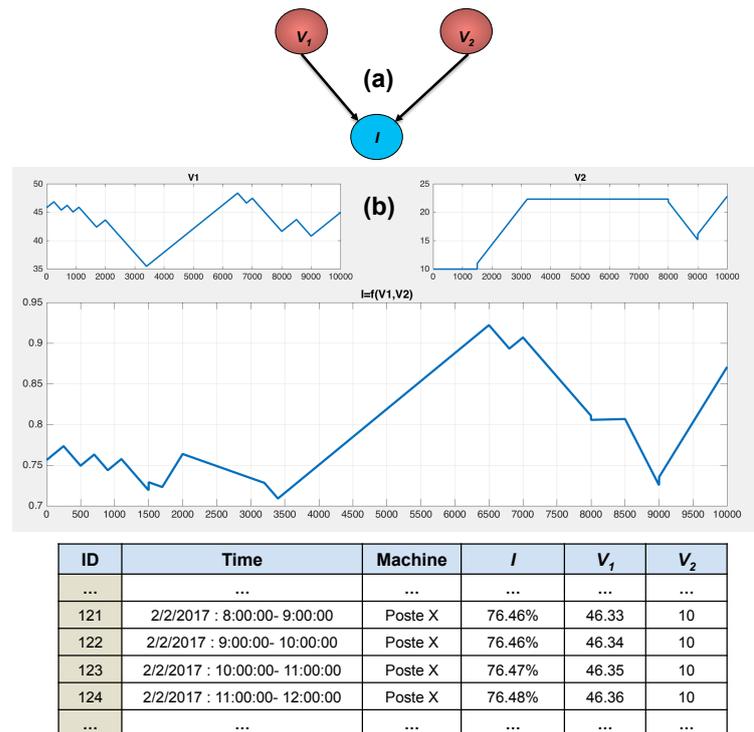


FIGURE 6.3 – a)Modèle du RB considéré ; b) Évolutions des variables sur la période d'observation ;c) Extrait des données d'apprentissage.

À partir de ces données, la phase d'apprentissage est lancée pour déterminer les différentes tables de probabilité, marginale et conditionnelle, associées à chaque nœud. En considérant un haut niveau de fiabilité dans la collecte et le stockage

des données, ces dernières sont considérées complètes permettant d'avoir recours à l'algorithme de maximum de vraisemblance MV (Maximum likelihood). Il s'agit d'une estimation statistique des probabilités d'un événement à partir de son occurrence (fréquence d'apparition) dans le jeu de données. Cette méthode est classique pour l'apprentissage des tables de probabilités et largement utilisée [Weber et al., 2012]. L'estimation des probabilités conditionnelles est donnée par la formule suivante :

$$\hat{P}(X_i = x_k / \text{parents}(X_i) = X_j) = \hat{\theta}_{i,j,k}^{MV} = \frac{N_{i,j,k}}{\sum_k N_{i,j,k}}$$

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

L'apprentissage des tables de probabilités conduit alors à obtenir le modèle de la figure 6.4 qui représente :

- Les tables de probabilités marginales associées à chacun des nœuds racines des causes de défaillance. La dimension d'une table dépend directement du nombre de valeurs du paramètre associé au nœud.
- Les tables de probabilités conditionnelles associées à chacun des nœuds feuilles des indicateurs de performance. En raison de la très grande dimension de ces tables, une seule table a été représentée en indiquant uniquement ces dimensions par son nombre de lignes, nombre de colonnes et nombre de cases. Face à la complexité d'un poste de travail et à l'ensemble des éléments partiellement observables pouvant influencer ses performances, il est illusoire de chercher les causes d'une variation faible de l'ordre de 1% d'un indicateur de performance. Nous considérons alors par défaut des paliers de 10% qui pourront en fonction des postes de travail être adaptés au regard des évolutions observées entre deux mesures de l'indicateur. Dans le cas d'un poste de travail dont l'instanciation du modèle n'accroît pas le nombre de paramètres du réseau, le nombre de colonnes est égal à la combinaison de toutes les valeurs des nœuds racines.

En raison de la structure particulière du réseau avec uniquement deux niveaux, cette phase d'apprentissage constitue en soi un diagnostic de l'influence des variables identifiées au chapitre 5 sur les trois indicateurs de performance. Si nous considérons un réseau Bayésien simple comme celui de la figure 6.5 et suite à l'apprentissage des tables de probabilités, nous pouvons à la lecture de la table de probabilités conditionnelles du nœud "Cancer" faire le diagnostic suivant : fumer augmente très fortement la probabilité d'avoir un cancer. Bien évidemment, ce diagnostic obtenu par lecture des tables de probabilités conditionnelles s'avère beaucoup plus complexe voir irréalisable avec une table dont la dimension est trop importante pour une analyse humaine. Ainsi, la complexité du réseau Bayésien proposé et représenté sur la figure 6.2 est liée au nombre très important de nœuds parents associés aux nœuds des indicateurs de performance.

La compréhension de l'influence des paramètres de production sur les performances se révélant trop complexe par une lecture directe des tables de probabilités conditionnelles, la section suivante propose alors d'exploiter le modèle obtenu par des inférences à des fins de diagnostic d'évolution du TRS.

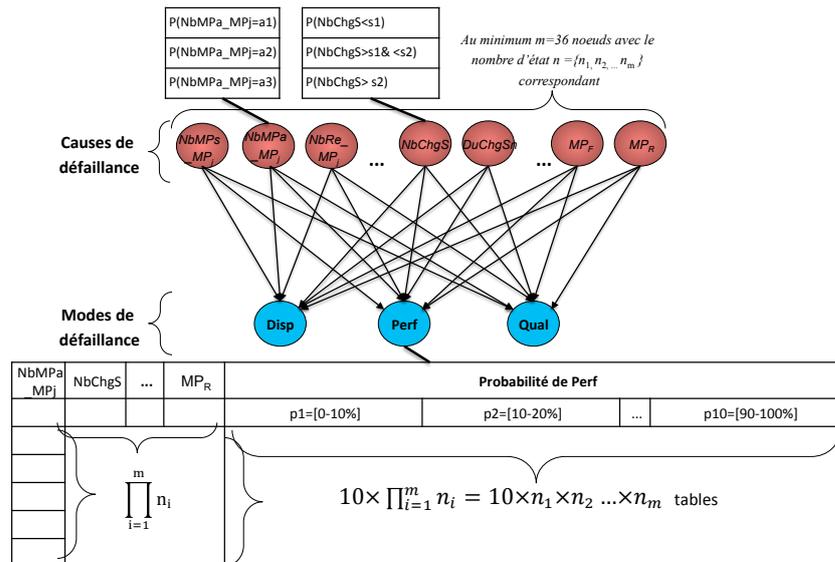


FIGURE 6.4 – Réseau Bayésien avec les tables apprises de probabilités marginales et conditionnelles.

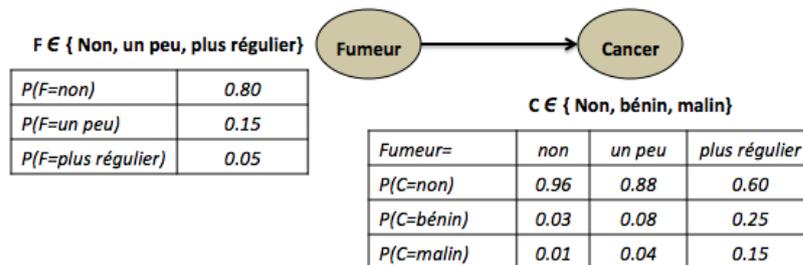


FIGURE 6.5 – Réseau Bayésien représentant la relation de causalité entre Fumeur et Cancer.

2.3 Approche de diagnostic des évolutions des indicateurs de performances

Pour rendre le résultat du diagnostic compréhensible et interprétable par un responsable de production et au vu des conclusions de la section précédente, il s'avère donc nécessaire de proposer une approche permettant de pointer les principaux facteurs d'influence des performances d'un poste de production et cela pour une période de production en particulier sur laquelle un responsable de production souhaite se focaliser et mieux appréhender les causes des évolutions observées des indicateurs. Si cet intervalle d'observation est suffisamment éloigné dans le passé, toutes les données auront alors été collectées par le MES et sont donc disponibles au moment de l'analyse lancée par le responsable de production. Malheureusement, connaître les valeurs des variables identifiées au chapitre 5 qui sont susceptibles d'influencer les performances ne suffit pas pour identifier celle(s) ayant eu un impact fort sur

l'intervalle d'observation considéré. Comme indiqué précédemment au chapitre 4, l'indicateur de performance sur lequel portera l'analyse aura une variation linéaire significative sur cet intervalle d'observation.

Le principe de l'approche proposée pour mener cette analyse repose sur deux étapes :

- Classement des variables par ordre probable d'influence obtenu par deux inférences du réseau Bayésien en considérant uniquement la connaissance des indicateurs au début de l'intervalle d'analyse pour la première inférence et à la fin de l'intervalle pour la seconde inférence.
- Confirmation ou non pour chaque variable de la croyance dans son influence par comparaison de sa valeur d'influence prédite par le réseau Bayésien et de sa valeur effectivement observée.

2.3.1 Liste des variables susceptibles d'être influentes

Le principe de la première étape est présenté dans la figure 6.6 avec une première inférence à la date Int_1 d'interrogation 1 et une seconde inférence à la date Int_2 d'interrogation 2. La première inférence à la date Int_1 considère la valeur de l'indicateur I comprise entre 70% et 80% et abouti à la mise à jour des tables de probabilités marginales des causes en considérant cette connaissance de I . Basé sur le même principe pour la seconde inférence à la date Int_2 , la connaissance considérée est la valeur I qui a évolué entre 90% et 100%.

A partir du résultat de ces deux inférences, les deux tables de probabilités marginales associées à une variable sont comparées pour déterminer les écarts des probabilités pour chaque valeur de cette variable entre Int_1 et Int_2 . Pour une variable, seul l'écart le plus important est retenu. Par exemple pour la variable V_1 sur la figure 6.6, l'écart le plus important de 60% (22% - 82%) est obtenu pour la valeur de V_1 comprise entre 44% et 48%. Pour la variable V_2 , un écart de 26% (39% - 65%) est observé pour la valeur comprise entre 17% et 22%.

La première étape se termine par le classement des variables en fonction de cet écart des probabilités, de l'écart le plus élevé au plus faible. Sur l'exemple considéré, la liste est V_1, V_2 .

2.3.2 Confirmation ou infirmation de l'influence des variables

La seconde étape vise à valider les conclusions de l'étape 1 en confirmant ou en infirmant l'influence des variables en fonction de leurs valeurs sur la base de la liste établie à l'étape 1. Cette première étape exploite la connaissance obtenue à partir de l'historique des données MES par l'apprentissage des tables de probabilités en considérant pour l'inférence la valeur des indicateurs de performance sans tenir compte de la valeur des variables de causes extraites des données MES sur l'intervalle d'analyse. Par conséquent, cette seconde étape vise justement à rapprocher ces valeurs issues des données MES avec les valeurs des variables issues du réseau Bayésien et susceptibles d'expliquer les évolutions des indicateurs de performance.

Pour une variable et pour chaque date d'interrogation Int_1 et Int_2 , l'algorithme consiste à comparer sa valeur observée issue des données MES avec celle issue de l'inférence comme illustré par la figure 6.7 :

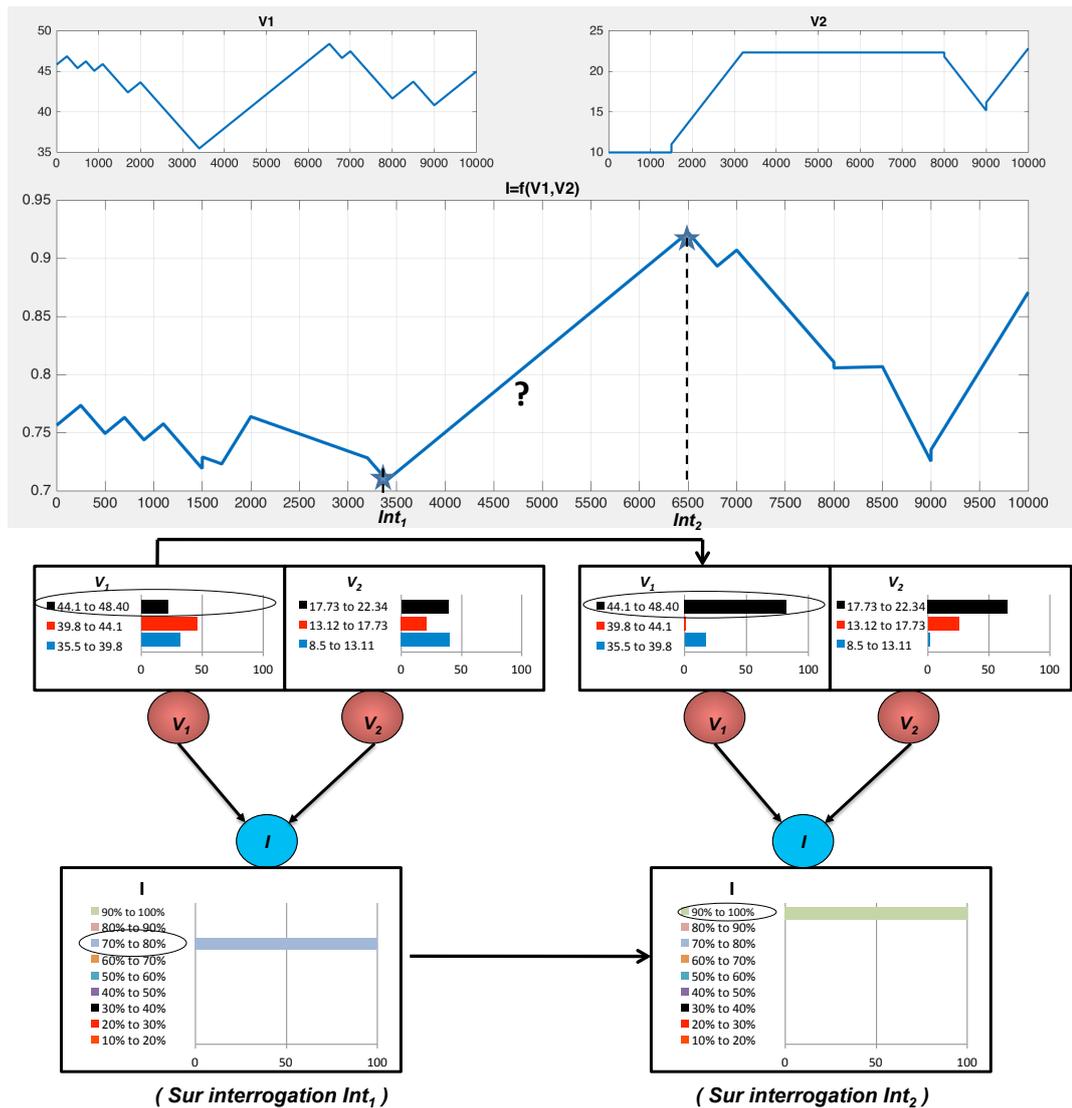


FIGURE 6.6 – Exemple de variation des probabilités des caractéristiques pour une relation directe de causalité.

- L'influence de la variable est infirmée si ces deux valeurs sont différentes. La variable est retirée de la liste établie à l'étape 1.
- L'influence de la variable est confirmée si la valeur observée est égale (ou comprise) à la valeur (ou l'intervalle) issue de l'inférence. La variable est conservée à sa position dans la liste établie à l'étape 1.

Suite à sa mise à jour par l'algorithme ci-dessus, la liste des variables par ordre d'influence constitue le résultat de la fonction de diagnostic qui sera communiqué au responsable de production pour la période d'analyse qu'il aura sélectionnée.

D'un point de vue temporel, les effets des variables présentées au chapitre 5 sur les performances d'un poste de production sont, avec la modélisation proposée dans cette section, supposés sans décalage temporel. C'est à dire que l'effet d'une variable évaluée sur un intervalle de calcul d'un indicateur de performance est immédiat sur

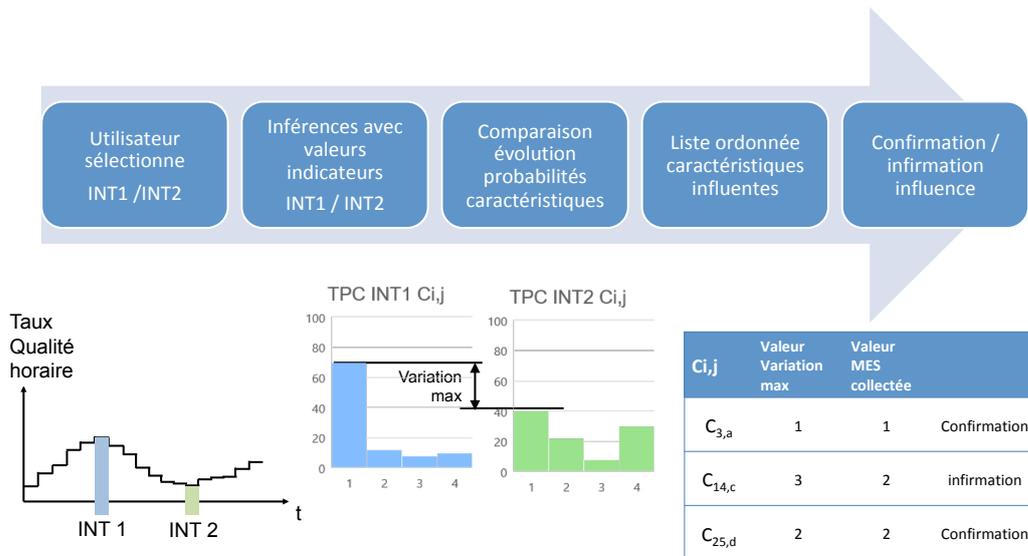


FIGURE 6.7 – Étape C : Exploitation du modèle, inférences.

cet intervalle et s'observe donc sur cet intervalle par une évolution des performances. La section suivante propose d'étendre l'approche proposée afin d'intégrer l'influence d'une variable présentant un décalage temporel entre les évolutions de la variable et les évolutions des performances.

3 Réseau Bayésien à Nœuds Temporels (RBNT) pour la prise en compte du décalage cause/effet

Au regard de la problématique présentée au chapitre 2, cette section s'intéresse au cas où la cause de l'évolution d'un indicateur de performance sur l'intervalle INT_t est une évolution d'une variable sur l'intervalle INT_{t-k} . L'objectif est donc d'identifier la valeur k qui représente le décalage temporel entre l'occurrence de la cause à INT_{t-k} et l'observation de ses effets à INT_t .

Face au besoin de prise en compte du temps et comme évoqué dans le chapitre 3, nous avons exclu l'utilisation des réseaux Bayésiens dynamiques en raison de leur complexité de mise en œuvre et de la performance limitée des algorithmes associés d'apprentissage et d'inférence. Cette stratégie est inspirée des travaux de [Hernandez-Leal et al., 2013] qui proposent l'ajout de nœuds temporels à un réseau Bayésien statique offrant les performances des algorithmes d'apprentissage et d'inférence pour cette classe de réseau. Les TNBNs (Temporal Nodes Bayesian Networks) permettent de définir les valeurs des nœuds en associant des intervalles de temps par rapport à un nœud représentant un événement servant d'origine temporelle. Au nœud servant de référence temporelle, il est associé une variable booléenne correspondant à l'occurrence ou non d'un événement. Chaque valeur des variables associées aux autres nœuds est définie sur un intervalle de temps. [Hernandez-Leal et al., 2013] propose cette approche de modélisation sur un cas d'application dans le domaine médical afin de représenter les évolutions temporelles de la pression artérielle ou de la dilatation des pupilles dont l'événement de référence est une blessure.

Pour tenir de compte du décalage temporel entre une cause et son effet, l'objectif illustré par la figure 6.8 est de remplacer un nœud instantané associé à une caractéristique par un nœud temporel dont la valeur sera considéré à $t - k$ alors que la valeur des nœuds instantanés est considéré à t .

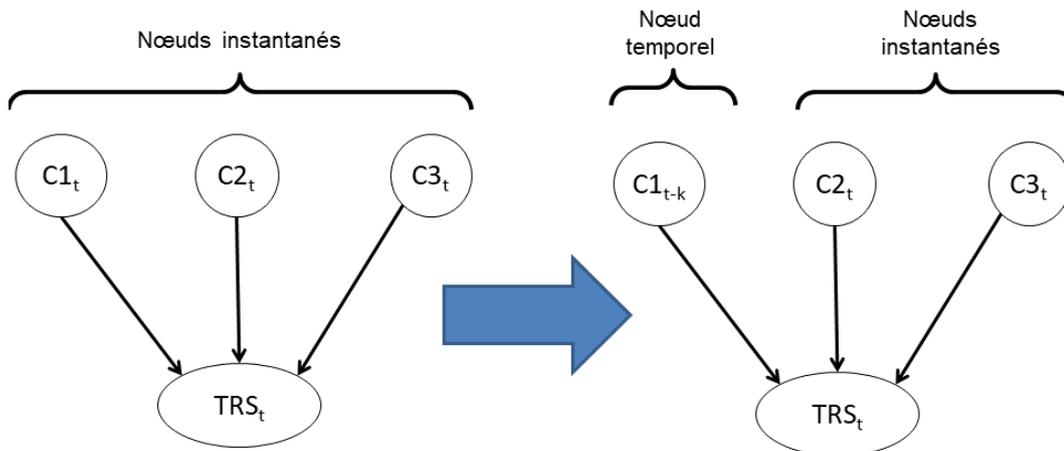


FIGURE 6.8 – Remplacement d'un nœud instantané par un nœud temporel.

Bien que notre besoin de modélisation ne soit pas aussi complexe et se limite à devoir déterminer un décalage temporel fixe entre les évolutions d'une variable et ses effets sur un indicateur, nous avons cependant retenu ce principe proposé par [Hernandez-Leal et al., 2013] d'utilisation du coefficient de corrélation de Pearson entre deux variables. Afin de déterminer le décalage temporel k entre la cause représentée par la variable $V1$ et son effet sur l'indicateur de performance représentée par la variable I , le principe de notre approche est basé sur l'analyse de l'évolution de la corrélation entre les variables $V1_{t-k}$ et I_t avec $k \in [0, N]$. Avant de présenter la méthode d'analyse qui amène par ailleurs à fixer la borne N de la valeur supérieure de k , la suite de cette section se focalise d'abord sur la définition de l'ensemble de données $V1_{t-k}$ avant de présenter le coefficient de Pearson permettant d'évaluer le niveau de corrélation entre $V1_{t-k}$ et I_t . Pour finir, nous présentons l'analyse de l'évolution du coefficient de corrélation de Pearson en fonction de k puis la modification de la structure initiale du réseau Bayésien qui amène à la construction de la structure modifiée.

3.1 Création de la table d'apprentissage avec un décalage temporel k

Comme indiqué au début de ce chapitre pour l'apprentissage des tables de probabilités, les données sont structurées en fonction des périodes de calcul des indicateurs de performance. Les indicateurs et les variables sont donc calculés sur chaque période pouvant représenter une minute, une heure, un jour, une semaine, un mois ou encore une année. Pour une période en particulier, la table de gauche de la figure 6.9 représente les données calculées (indicateurs et variables) par période. Sans décalage temporel et à partir de ces données calculées, chaque enregistrement de la table d'apprentissage correspond aux valeurs $V1_t$ et I_t sur la même période t avec $t \in [i, N]$ dans la table de la figure 6.9. Si nous considérons maintenant qu'il existe un décalage temporel k entre la cause et l'effet, un enregistrement de la table d'apprentissage regroupe la valeur de la variable $V1$ à la période $t - k$ avec la valeur de l'indicateur I à la période t . Les données de cette table sont celles de la table de droite de la figure 6.9.

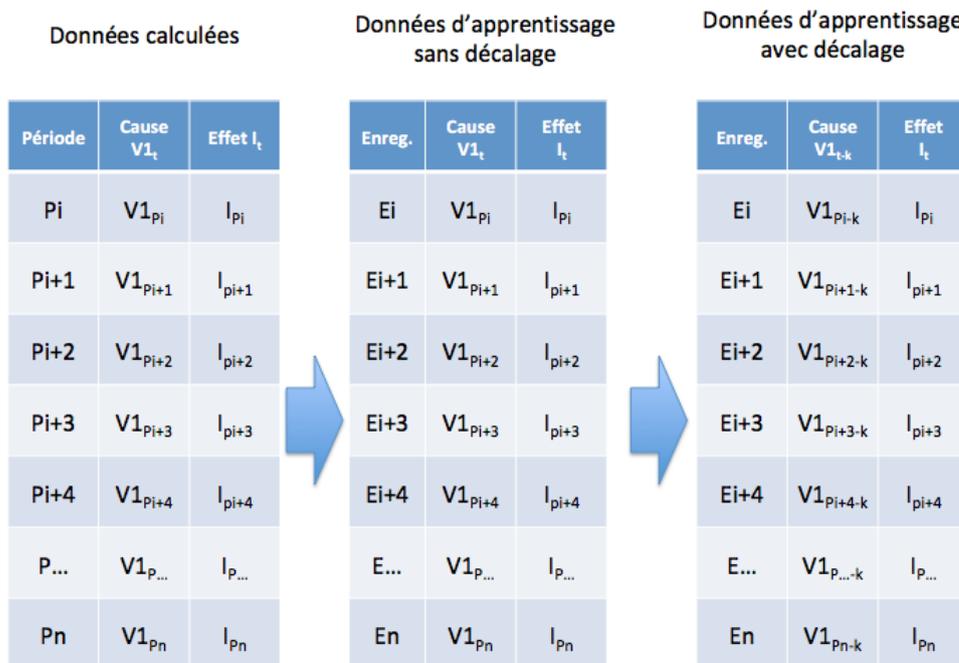


FIGURE 6.9 – Construction des données d'apprentissage avec un décalage temporel k cause/effet.

La création de la table d'apprentissage nécessite donc de connaître le décalage temporel k dont la détermination est basée sur le coefficient de corrélation de Pearson présenté dans la section suivante avec les points de vigilances relatifs à son utilisation.

3.2 Coefficient de corrélation de Pearson

En statistique, le coefficient de corrélation de Pearson, noté ρ , mesure la "qualité" de la régression linéaire simple obtenue en cherchant une liaison dans une distribution à deux variables qui se résume graphiquement par l'association d'une droite, dite de

régression, à un nuage de points. Le coefficient ρ de Pearson est égal à la covariance entre la variable explicative x et la variable à expliquer y , rapportée au produit de leurs écarts-types. Au regard de sa définition, la valeur de ρ est comprise entre -1 et 1 et la force de la corrélation entre les deux variables est classiquement définie par deux niveaux : faible et forte en fonction de cette valeur. La figure 6.10 indique ces correspondances entre la valeur du coefficient ρ de Pearson et la force de la corrélation retenue avec des exemples de valeurs obtenues pour différents nuages de points.

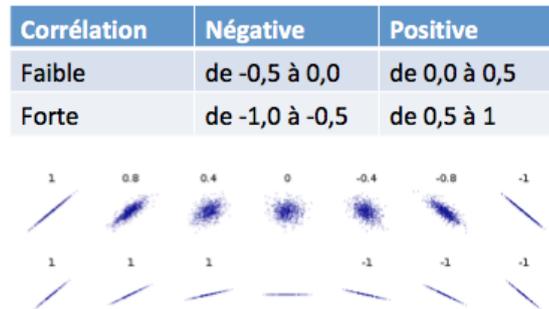


FIGURE 6.10 – Niveau de corrélation entre deux variables en fonction de la valeur du coefficient de Pearson.

D'un point de vue statistique, l'existence d'un lien de corrélation entre deux variables n'implique pas forcément une relation de causalité entre ces deux variables. Par exemple, la vente de bateaux pneumatiques et le nombre de coups de soleil sont deux variables ayant un lien de corrélation mais sans pour autant avoir un lien de causalité direct. Ce lien de corrélation est cependant la conséquence d'une cause commune à ces deux variables, le soleil ! Dans le cadre de nos travaux, la relation de causalité est déjà établie sur la base de l'étude menée au chapitre 5 et nous cherchons ici uniquement à observer la corrélation entre $V1_{t-k}$ et I_t en fonction de k .

Une seconde propriété concerne la sensibilité aux unités des variables qui n'ont pas d'impact sur la valeur de ρ . Cette propriété s'avère particulièrement intéressante dans le cadre de notre travaux avec des causes représentées par des variables et des indicateurs de performance n'ayant pas de lien du point de vue des unités.

Enfin, la troisième propriété est relative à la sensibilité du coefficient ρ de Pearson aux valeurs singulières impliquant d'avoir des jeux de données ne présentant pas des valeur aberrantes. Le Quartet d'Anscombe représenté sur la figure 6.11 illustre très bien ce phénomène par quatre jeux de données dont les distributions sont très différentes graphiquement mais dont les caractéristiques statistiques et notamment le coefficient ρ de Pearson sont identiques. Cette propriété devra amener à la plus grande prudence lors de l'étape de nettoyage des données qui devra en partie être basée sur une validation humaine des jeux de données représentés graphiquement.

Suite à cette présentation du coefficient ρ de corrélation de Pearson, la section suivante s'attache à présenter son utilisation par l'algorithme développé pour déterminer le décalage temporel k .

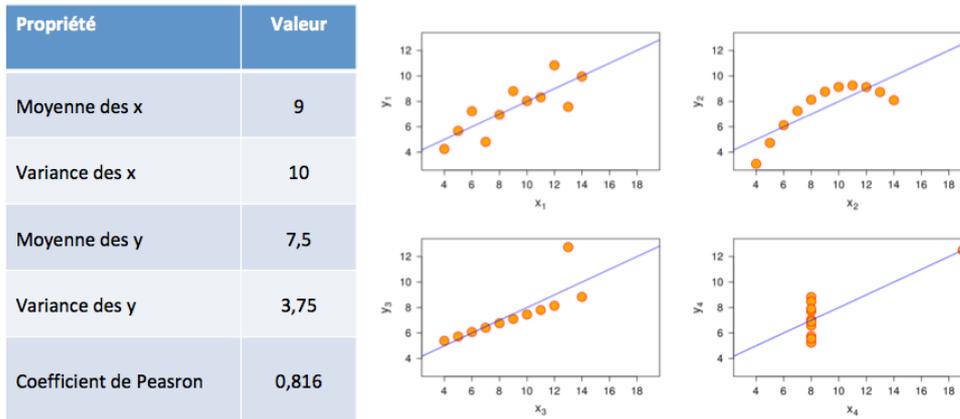


FIGURE 6.11 – Quatre jeux de données ayant les mêmes propriétés statistiques, nommées le quartet d’Anscombe.

3.3 Détermination du décalage cause/effet k

Afin de déterminer la valeur du décalage temporel k entre la cause $V1$ et son effet sur I , le principe consiste à déterminer la valeur de k pour laquelle le coefficient ρ de Pearson est soit maximum pour une valeur initiale de ρ positive soit minimum pour une valeur initiale de ρ négative. Ce principe représenté sur la figure 6.12 permettra d’arrêter la détermination de la valeur de k sans avoir besoin au préalable de définir la valeur de sa borne supérieure N mentionnée précédemment.

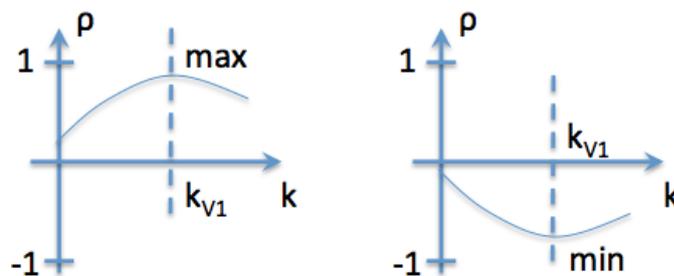


FIGURE 6.12 – Principe de détermination de la valeur du décalage temporel k .

Basé sur ce principe, l’algorithme présenté sur la figure 6.13 commence par l’initialisation de k à 0. L’algorithme génère ensuite le jeu de données des deux variables I_t et $V1_t$ pour calculer ensuite le coefficient ρ_0 initial de corrélation de Pearson. Ensuite, si la valeur de ρ_1 est supérieure à ρ_0 correspondant à une pente positive de la courbe, l’algorithme s’arrêtera au premier maximum local positif quand $\rho_k > \rho_{k+1} > 0$. Inversement si la valeur de ρ_1 est inférieure à ρ_0 , l’algorithme s’arrêtera au premier minimum local négatif quand $\rho_k < \rho_{k+1} < 0$. L’algorithme renvoie alors la valeur k .

Suite à la présentation de l’algorithme de détermination de la valeur k de décalage

Algorithme 5: Déterminer le décalage (k)

```

Input: data (V) , data (I)
dataI= data (I) % donnée de l'indicateur I sur l'instant t
dataVt= data (V) % donnée de variable V sur l'instant t
k=0; % en début, k=zéro
ρ0 = corrcoeff(dataI, dataVt); % le coefficient de Pearson
if ρ0 > 0
    do_work(
        ρk = corrcoeff(dataI, dataVt-k);
        ρk+1 = corrcoeff(dataI, dataVt-(k+1));
    )
    while (ρk+1 > ρk) {
        k=k+1;
        do_work();
    }
else
    while (ρk+1 < ρk) {
        k=k+1;
        do_work();
    }
End
Output: le k

```

FIGURE 6.13 – Algorithme 5 : Détermination l'intervalle de décalage (k).

temporel entre une cause représentée par une variable $V1$ et son effet sur l'indicateur I , la dernière section de ce chapitre présente la structure modifiée du réseau Bayésien par l'ajout de nœuds temporels.

3.4 Remplacement des nœuds instantanés associés aux caractéristiques par des nœuds temporels

Sur l'exemple présenté au début de cette section dans la figure 6.6, le décalage temporel entre les évolutions de la variable $V1$ et les évolutions de l'indicateur I a été fixé à $k = 500$. Une fois la valeur de k déterminée, la dernière étape consiste alors à remplacer le nœud $V1$ dans la structure du réseau Bayésien statique par un nœud temporel $V1_{t-k}$ avec $k = 500$ dans l'exemple de la figure 6.14

Suite à cette modification de la structure du réseau Bayésien initial pour toutes les variables V_i représentant les causes présentées au chapitre 5, l'étape d'apprentissage est lancée comme précédemment mais en associant à chaque valeur de l'indicateur I sur la période t la valeur de la variable $V1$ sur la période $t - 500$. La figure 6.14 présente les nouvelles valeurs des tables de probabilités conditionnelles et marginales associées à I , $V1_{t-500}$ et $V2$.

L'analyse des tables de probabilités obtenues pour les deux interrogations montre cette fois une plus forte évolution de $V1_{t-500}$ dont l'écart entre les deux interrogations est de 70%.

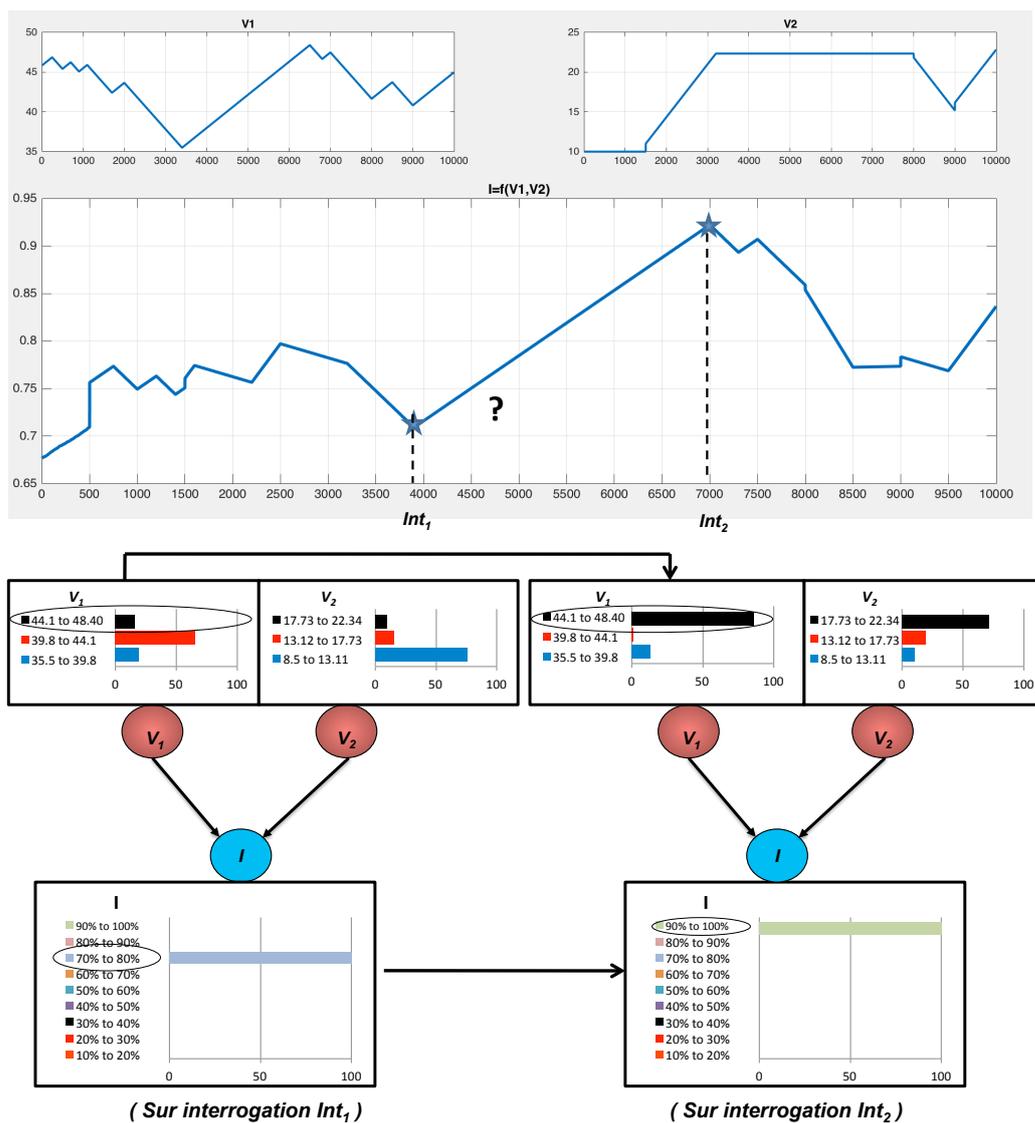


FIGURE 6.14 – Variations des probabilités des variables sur deux interrogations avec prise en compte des modifications du modèle RB par nœud temporel.

4 Conclusion

Au delà de l'ensemble des apports proposés en terme de problématiques et de classification des variables à ce niveau MES à des fins de diagnostic dans les chapitres précédents, ce chapitre représente le centre de notre approche et de nos apports principaux. Il nous a en effet permis de proposer et de justifier les extensions nécessaires à réaliser sur les structures statiques des réseaux Bayésiens afin de représenter, au niveau MES, les problématiques liées aux décalages temporels entre les causes et les effets. Au delà de cette proposition, nous avons proposé en parallèle l'ensemble des algorithmes permettant l'exploitation de ces modèles, au travers de deux interrogations et d'une comparaison des résultats obtenus. Un classement des différentes

variations des variables entre les deux interrogations est proposé par l'approche afin de guider l'exploitant dans sa phase d'analyse diagnostique.

Les fondements de notre approche étant désormais posés, la partie suivante va se consacrer à mettre notre approche à l'épreuve d'un cas d'étude d'expérimental.

Troisième partie
Exemple d'application

Chapitre 7

Présentation du cas d'étude

1 Introduction

Notre approche de diagnostic de niveau MES étant désormais présentée, nous nous proposons ici de la mettre en application sur un exemple réel. Cette validation par l'exemple qui sera présentée dans le dernier chapitre de ce mémoire sera précédée de ce chapitre permettant d'une part de présenter le cas d'étude réel auquel nous nous sommes confrontés et d'autre part de présenter la base de données MES que nous avons instanciée.

Ce premier chapitre de la partie centrée sur l'application de notre approche se propose donc de décrire le système réel choisi. Ainsi, la première section présentera l'environnement offert par le pôle AIP-PRIMECA RAO de Lyon pour tester nos propositions. La deuxième section présentera quant à elle le processus de fabrication retenu pour cette étude. Cette section mettra en avant les différentes gammes produits qui seront illustrées ainsi que la structure physique de la partie opérative considérée ainsi que son système de pilotage. Notre application consistant à valider les concepts proposés dans ce mémoire relatifs aux données MES, la dernière section de ce chapitre s'attachera à décrire la solution industrielle retenue en terme de logiciel MES (Global Screen Intra).

2 Environnement de test

Afin de pouvoir tester et valider notre approche de diagnostic proposée dans le cadre de ce mémoire, nous avons eu recours à une plateforme de test réelle mise à notre disposition par le pôle AIP-PRIMECA-RAO localisé sur Lyon. Ce pôle regroupe un ensemble de plateformes pédagogiques et de recherche permettant à la communauté académique de se former sur de véritables environnements et outils industriels dans le domaine des systèmes de production.

Parmi les plateformes de ce pôle, nous avons eu accès à celle illustrant un processus d'assemblage automatisé d'un produit. L'ensemble est représentatif d'un système industriel réel. Seul l'environnement diffère, en particulier il ne permet pas de représenter un véritable environnement industriel intégrant les facteurs de stress de production et l'ensemble des métiers qui gravitent autour du système considéré. Au delà de ces restrictions, il permet cependant de représenter, en réel, de véritables scénarios d'assemblages plus ou moins complexes, sur la base d'un processus physique,

d'automates programmables et d'un logiciel de MES industriel déployé dans l'industrie. Le paragraphe suivant expose dans le détail la plateforme de test que nous avons utilisée.

Avant d'aller plus loin, nous tenons ici à remercier le pôle RAO pour nous avoir donné accès à ses équipements et à M. Laurent Pietrac, maître de conférences à l'INSA de Lyon, pour la formation MES qu'il a su me donner sur cette plateforme ainsi que pour l'ensemble des documents dont je me suis largement inspiré dans ce chapitre.

3 Processus de fabrication

3.1 Les produits fabriqués

Les produits qui peuvent être fabriqués sur la cellule de production considérée sont la résultante de plusieurs combinaisons de pièces de tailles, de formes et de couleurs différentes. Ces produits n'ont aucune finalité d'usage, mais permettent d'être représentatifs de plusieurs gammes de fabrication différentes [Ben Khedher, 2012]. Afin de supporter les différentes étapes d'assemblage sur différents ilots de productions reliés par un système de convoyage, ces produits sont véhiculés sur des palettes numérotées présentant des dispositifs variés d'indexations (supports) comme le montre la figure 7.1. La combinaison supports/pièces est relativement riche (cf. 7.1) et donne de la pertinence en termes de complexité et de diversité.

Au delà de ces caractéristiques, la palette est dotée d'une étiquette électronique (cf. objet noté 2 dans la figure 7.1). Cette étiquette est une mémoire accessible sans fil ; elle permet ici d'abriter la gamme d'assemblage du produit considéré.

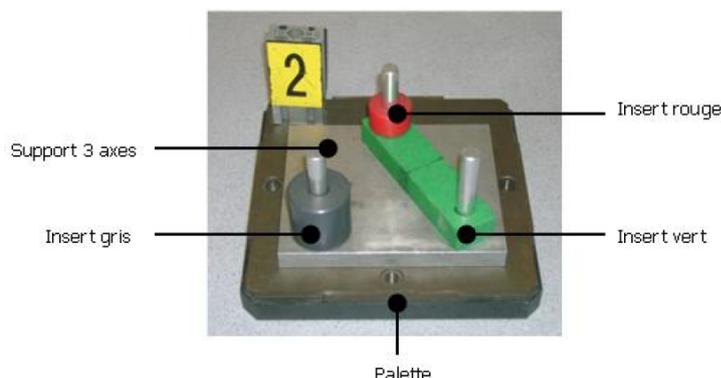


FIGURE 7.1 – Exemple d'un produit fini sur son support posé sur une palette [Ben Khedher, 2012].

Le produit assemblé étant désormais présenté, nous nous proposons de dévoiler dans la section suivante le système d'assemblage permettant sa réalisation dans un contexte automatisé.

3.2 Le système d'assemblage

Le système d'assemblage est structuré autour :

Type	Description	Caractéristique
S3	Support 3 Axes	Hauteur des axes : 4.0, diamètre des axes : 1.1
S4	Support 4 Axes	Hauteur des axes : 4.5, diamètre des axes : 1.1
S5	Support 5 Axes	Hauteur des axes : 5.1, diamètre des axes : 1.3
R	Insert rouge rond	Hauteur : 1.5, diamètre int : 1.2, diamètre ext : 2.5
N	Insert noir rond	Hauteur : 1.7, diamètre int : 1.4, diamètre ext : 2.4
V	Insert vert rectangulaire	Hauteur : 1.2, diamètre int : 1.4

TABLE 7.1 – Caractéristiques des différentes pièces composant un produit [Ben Khedher, 2012]

- d'un système de convoyage de palettes véhiculant des produits,
- de robots d'assemblage,
- d'un système permettant le contrôle de la qualité des produits assemblés par vision industrielle.

Afin d'assembler les produits correspondants aux demandes clients l'ensemble de ces équipements de production est organisé en 6 postes de travail (stations) reliés par le système de convoyage comme le montre la figure 7.2).

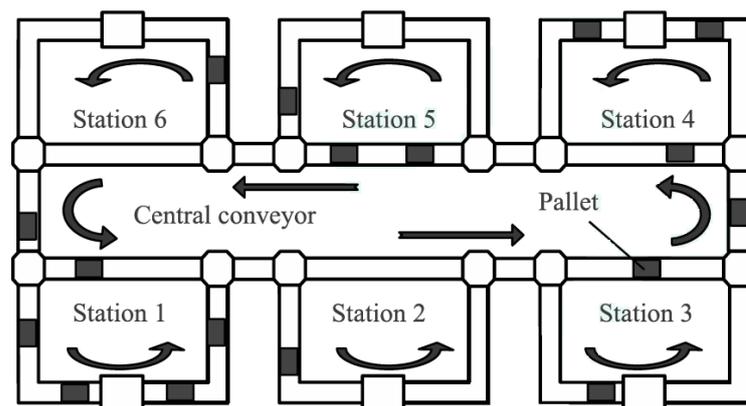


FIGURE 7.2 – Architecture de la boucle centrale avec les 6 postes de travail.

Dans le détail, ces postes sont :

1. Poste opérateur de lancement et réception des palettes impaires.
2. Poste opérateur de lancement et réception des palettes paires.
3. Poste d'assemblage manuel utilisé uniquement en cas de défaillances des postes 4 ou 6.
4. Poste d'assemblage robotisé.
5. Poste de contrôle équipé d'une caméra de vision industrielle.
6. Poste d'assemblage robotisé.

La boucle centrale de convoyage permet d'alimenter l'ensemble des postes en palettes grâce à des bandes rugueuses qui sont en translation constante en étant mues par des moteurs électriques.

Les palettes qui circulent sur cette boucle entrent dans les postes en fonction des données inscrites sur leur étiquette électronique qui contient la gamme de fabrication du produit. Chaque poste est piloté par un Automate Programme Industriel

(API) qui communique avec l'application MES au travers d'un serveur OPC (Object Linking and Embedding for Process Control). Les postes 4 et 6 constituent les références surveillées en termes de performances (TRS). La figure 7.3 donne une vue globale de la cellule que nous considérons dans ces travaux.



FIGURE 7.3 – Vue générale de la cellule de production considérée

3.3 Le système de pilotage

Le système de contrôle-commande est composé de 6 Automates Programmables Industriels qui pilotent les 6 postes de travail automatisés (y compris le poste 3 sur lequel seule l'opération d'assemblage est manuelle alors que la gestion du transfert des palettes entre la boucle centrale et le poste est automatisé). Un septième API est chargé de coordonner les 6 autres automates en particulier pour la gestion des modes de marche et d'arrêt de la ligne complète. Chacun des 6 automates de terrain met en œuvre une commande qui est structurée autour de 8 modes de marche :

- **API en stop** : quand l'API du poste est en stop, suite par exemple au chargement d'une nouvelle application.
- **Arrêt dans un état quelconque** : il s'agit du mode dans lequel du système est placé par défaut en sortant d'un arrêt d'urgence.
- **Marche de préparation** : ce mode de marche a pour le but de placer la PO dans un état connu permettant de démarrer ensuite un cycle de production.
- **Arrêt dans l'état initial** : ce mode fait suite à une demande d'arrêt en fin de cycle de la part de l'exploitant ou après la marche de préparation.

Dans ce mode, le poste est vidé et la partie opérative amenée dans un état connu. A partir de cet état initial, le poste peut ensuite entrer en production normale ou en marche de préparation des palettes (pour les poste 1 et 2).

- **Production normale** : quelque soit le poste considéré, ce mode représente le travail cyclique assuré par chacun des automates en fonction de son cahier des charges (assemblage pour les robots en fonction de l'ordre de fabrication contenu dans l'étiquette électronique, transfert des palettes entre la boucle centrale et le poste considéré, etc...).
- **Arrêt en fin de cycle** : lorsqu'une demande d'arrêt est effectuée par l'exploitant, le cahier des charges imposé ici consiste à traiter toutes les palettes présentes au poste considéré en interdisant l'entrée de nouvelle palette.
- **Marche de préparation des palettes**(réservé aux postes 1 et 2) : ce mode permet d'initialiser l'ensemble des palettes, en fait le contenu de leur étiquette électronique, afin de s'assurer de leur virginité avant production.
- **Arrêt urgence** : ce mode est déclenché par l'opérateur d'atelier par le biais de boutons d'arrêts d'urgence disposés tout autour de la cellule de production. Dans ce mode, les énergies électrique et pneumatique des actionneurs sont coupées. De fait, comme l'appuie sur un bouton d'arrêt d'urgence n'est pas prédictible, la PO dans ce mode se retrouve dans un état quelconque. Toute reprise doit donc passer par une nouvelle marche de préparation.

Enfin, le troisième niveau du système de pilotage s'appuie sur une solution logicielle industrielle Global Screen développée par l'entreprise ORDINAL Software (<http://www.ordinal.fr/>). Ce système est un MES qui a été configuré pour mettre en œuvre 3 fonctions principales : Superviser le système, Contrôler la production et Analyser la performance (voir le figure 7.4). Chacune de ces trois fonctions principales donne accès à des vues plus détaillées que nous donnons ci-après :

- **Superviser le système** :

- + Section a : gérer les modes de fonctionnement
- + Section b : afficher l'état du système
- + Section c : afficher l'état de chaque poste
- + Section d : afficher les stocks de pièces
- + Section e : afficher les numéros des palettes détectées

- **Contrôler la production** :

- + Section f : importer les ordres de fabrication
- + Section g : créer une gamme
- + Section h : créer un lot
- + Section i : lancer un lot
- + Section j : ordonner les lots
- + Section k : suivre un lot
- + Section l : suivre un OF
- + Section m : réceptionner une palette au poste 1 ou 2
- + Section n : lancer la production sur une palette au poste 1 ou 2



FIGURE 7.4 – Page d'accueil de l'application MES Global Screen dédiée à la ligne de production.

- Analyser la performance :

- + Section o : suivre l'état d'un poste de production
- + Section p : suivre la qualité de production
- + Section q : déterminer les indicateurs d'un poste
- + Section r : afficher l'état d'un poste
- + Section s : modifier le planning
- + Section t : exporter les indicateurs
- + Section u : imprimer les rapports

Au delà de cette interface graphique qui permet l'exploitation de la cellule, le système MES considéré ici est connecté au système de contrôle commande via un serveur OPC comme le montre la figure 7.5).

4 Solution logicielle de MES : Global Screen Intra

La solution Global Screen Intra® (GSI) est développée par la société Ordinal Software. Cet un logiciel typé "intranet", intégré et modulaire de MES et de supervision industrielle (SCADA). Il assure le pilotage de la production en temps réel et le suivi de production des usines. Il couvre donc de fait les fonctions suivantes : la supervision, le lancement des ordres de fabrication, l'exécution des opérations, la gestion des recettes et des gammes, la traçabilité du procédé, la généalogie des produits, le suivi des flux matières, le contrôle de la qualité, ainsi que l'analyse de

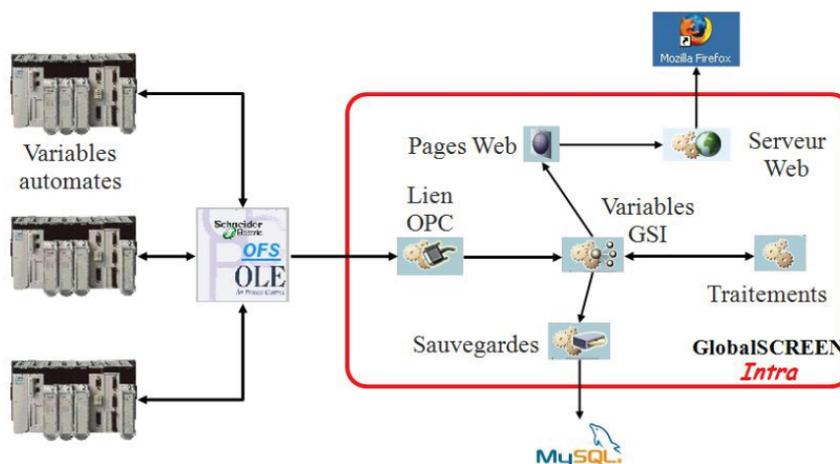


FIGURE 7.5 – Architecture de l'application MES et connexion avec les APIs.

performance.

Structurellement, il s'appuie sur une plateforme unique, intégrant les services fonctionnels et le modèle de données de l'entreprise. Cette plateforme supporte la norme ISA-95, garante d'une facilité d'intégration avec les ERP, et la norme ISA-88, qui permet la standardisation et la réutilisation dans la gestion d'équipements, dans les gammes de fabrication et dans les programmes automatés. GSI se positionne donc selon les grandes familles énumérées dans la figure 7.6.

Cette solution est déployée sur la cellule de production de l'AIP-PRIMECA RAO. Nos développements vont de fait s'appuyer sur cette plateforme et surtout sur sa base de données.

5 Adéquation des bases de données GSI avec la norme ISA-95

Bien qu'il soit défini ainsi, nous avons souhaité dans cette section vérifier la compatibilité de la base de données MES du logiciel considéré avec la norme ISA-95. Ceci revêt un élément important pour nous compte tenu qu'une hypothèse forte de notre approche réside dans le respect de cette norme.

Pour ce faire, et pour chaque cause présentée dans le chapitre 5 de ce mémoire nous avons vérifié dans le logiciel GSI, si la structure de la base de données MES est respectée ou non. Afin d'alléger la lecture du document, nous avons rejeté en annexe A cette comparaison que le lecteur trouvera exprimée sous la forme de figures comparant les prises de vues du logiciel GSI pour chacun des composants Personnel, Équipement, Matière, Production, Produit et Performance.

A l'issue de cette analyse du respect de la norme ISA-95, nous pouvons conclure que le logiciel la respecte bien. Il est cependant à noter que la partie relative à la maintenance n'est pas prise en compte directement à ce niveau de représentation. Cela s'explique par le fait qu'à ce jour, d'autres logiciels sont généralement utilisés par les entreprises pour gérer cette activité. Il est cependant possible de retrouver ces données dans les états des équipements si ces derniers ont été bien notifiés.

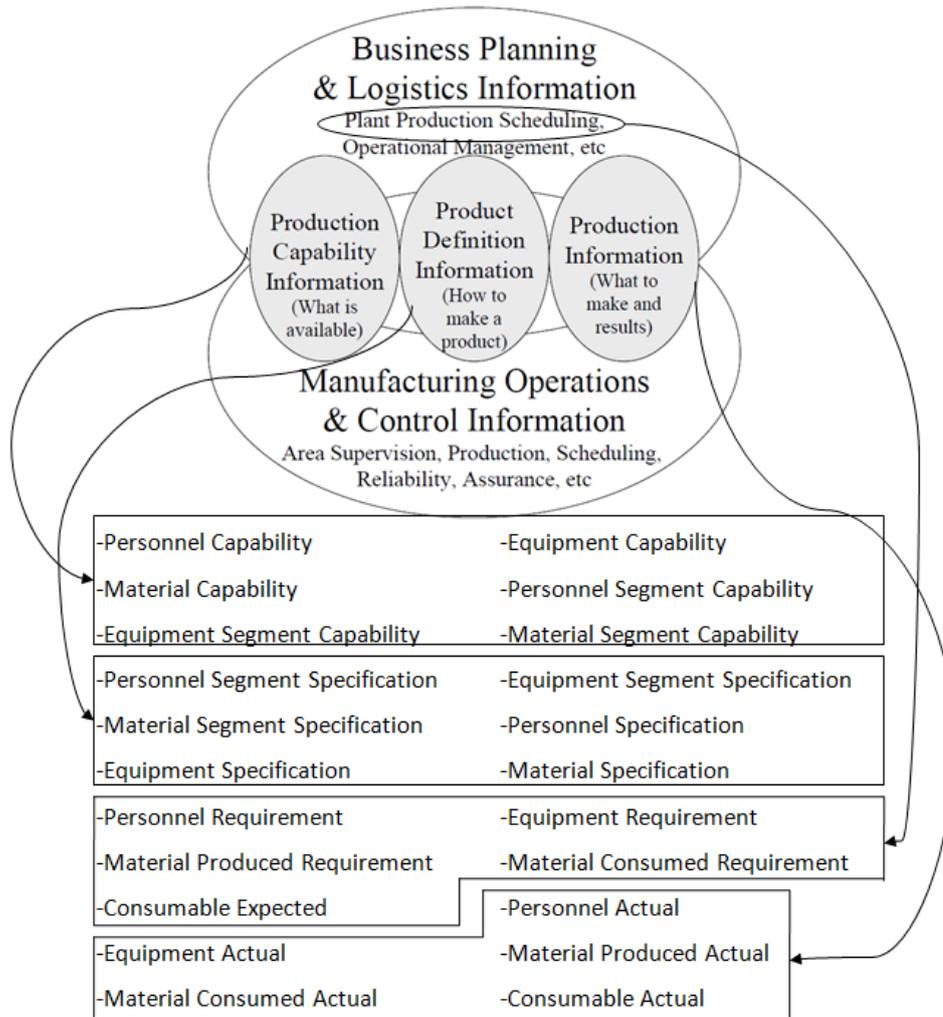


FIGURE 7.6 – Les grandes familles de données échangées dans les niveaux MES.

6 Mise en œuvre de la base de données MES dans GSI

L'intérêt de la démarche de mise en œuvre réside dans le fait de développer une base de données suffisamment riche pour nous permettre de mener les différents tests de notre approche. Bien entendu, la plateforme de l'AIP-PRIMECA RAO n'est pas une plateforme à usage industriel, et il est de fait inconcevable de la faire tourner 24h/24h et 365 jours par an afin d'être représentatif d'une histoire vraie et d'en récupérer des données tangibles pour nous permettre de mener un véritable apprentissage et de véritables inférences.

Pour pallier à ce problème, nous avons retenu la philosophie suivante. Dans un premier temps, la cellule flexible de production étant réelle et opérationnelle dans le cadre de travaux pratiques pour des étudiants ingénieurs, nous avons repris la structure de la base de données réelle de ce TP et l'avons étendue à nos besoins ; en fait couvrir l'ensemble des variables mises en exergues dans le chapitre 5. Il s'est agi en particulier d'intégrer les données de type "segment de processus" (sous-partie d'une gamme opératoire), planning prévisionnel, maintenance préventive, mainte-

nance réalisées et arrêts de production, non pris en compte dans les travaux pratiques.

Sur la base de cette extension, nous avons ensuite lancé une campagne de production réelle sur la cellule afin de générer un ensemble de données réalistes. Sur la base de ces données, nous avons ensuite développé, sous @MATLAB 2014b, un programme qui nous a permis de simuler 10 ans de production (de 2007 à 2017) de ce même système. Le programme de simulation et d'extension de la base de données tient compte de la base initiale et de quelques règles (par exemple des seuils sur certaines variables) afin de générer des données cohérentes entre elles. La figure 7.7 donne un aperçu général de notre démarche.

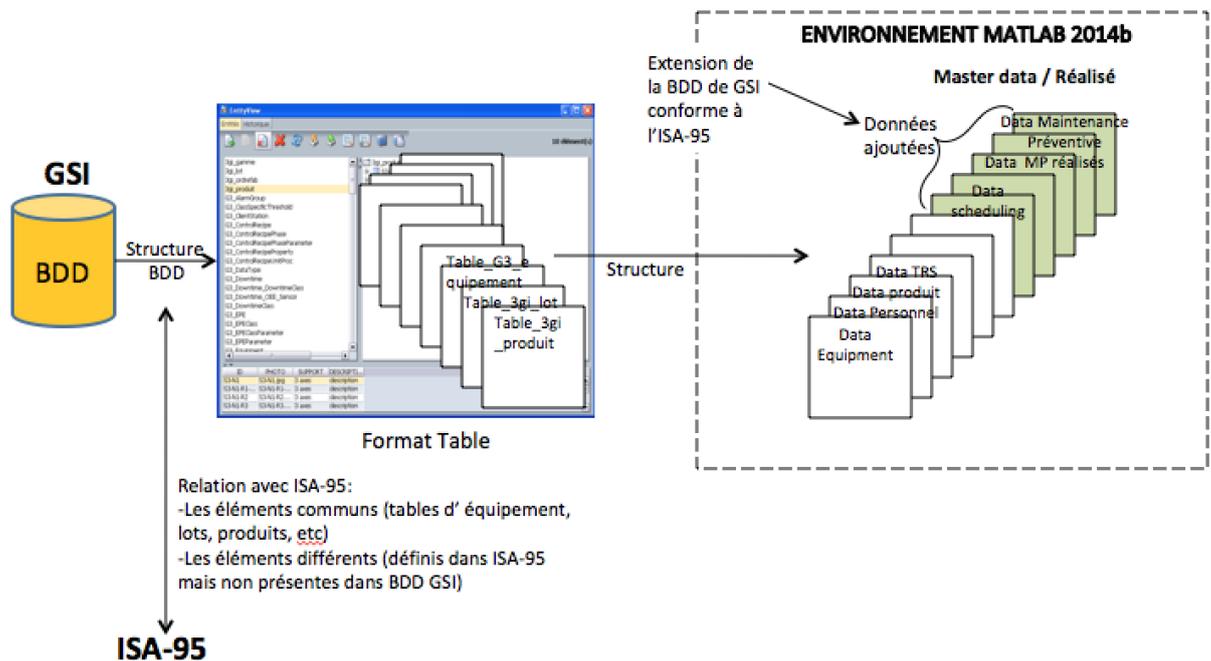


FIGURE 7.7 – Mise en œuvre de la base de données MES dans GSI

7 Conclusion

Ce chapitre nous a permis de présenter l'environnement de test sur lequel nous avons testé et évalué notre approche. Il se caractérise d'une part par son réalisme. En effet, la cellule d'assemblage mise à disposition par l'AIP-PRIMECA RAO est réelle et met en œuvre non seulement des équipements industriels mais également des logiciels industriels. La cellule offre de nombreux autres avantages, comme la diversité des produits qui peuvent y être assemblés mais également des situations qui peuvent être testées. Comme nous le verrons par suite, la cellule permettra d'illustrer plusieurs situations venant impacter les performances comme par exemple les provenances diverses des matières premières, le respect ou non des maintenances préventives, l'ordonnancement des lots, l'expertise des opérateurs, etc... Enfin, ce chapitre nous a permis de présenter le logiciel de MES retenu pour l'étude avec sa base de données configurée pour l'étude et mise en œuvre par le logiciel GSI.

Le dernier chapitre va donc naturellement se consacrer aux évaluations de notre approche d'aide au diagnostic à partir des bases de données générées sous GSI.

Chapitre 8

Validation de l'approche de diagnostic

1 Introduction

Suite à la présentation au chapitre précédent du système de production avec son MES et plus particulièrement sa base de données, ce dernier chapitre propose l'application sur ce cas d'étude de l'approche d'aide au diagnostic développé. Après la présentation de la démarche générale de validation de l'approche développée, les limites du cas d'application seront caractérisées par la définition des variables retenues parmi celles définies au chapitre 5 afin d'identifier la structure du réseau Bayésien pour notre cas d'étude. La structure du réseau connue, la démarche de création des tables d'apprentissage à partir des données MES présentées au chapitre précédent est ensuite abordée. Ces éléments étant alors posés, le chapitre se consacre à la présentation de deux scénarios pour illustrer les propositions du chapitre 6 relatives d'abord au diagnostic à partir d'un réseau bayésien naïf avec l'analyse des résultats obtenus avant de présenter l'ajout d'un nœud temporel pour la prise en compte du décalage entre une cause et son effet.

2 Démarche de validation de l'approche proposée de diagnostic

La validation de l'approche proposée de diagnostic aurait pu se baser sur des données réelles issues d'une production effective. Malheureusement, il aurait alors été très délicat d'évaluer la pertinence de l'approche proposée. En effet à partir de données réelles de production, les causes des évolutions du TRS ne sont pas a priori connues puisque c'est l'objectif de notre fonction ! Par conséquent sans possibilité de comparer les résultats à des faits avérés, nous n'aurions pas pu évaluer la pertinence des résultats de notre fonction de diagnostic.

Par conséquent, nous avons choisi une démarche permettant de connaître a priori les causes des évolutions des indicateurs de performance et ainsi disposer de faits avérés. Pour cela et comme présenté au chapitre précédent, nous avons généré des données MES synthétiques permettant de calculer les variables associées aux causes définies au chapitre 5. Le principe de la démarche consiste ensuite à définir les

performances du poste de production à partir d'une fonction mathématique de notre choix.

Ainsi après avoir présenté les limites de notre cas d'application, la suite de ce chapitre s'intéresse d'abord à la définition de la structure du réseau Bayésien avec la création des tables d'apprentissage pour les variables associées aux causes. Ensuite, deux scénarios sont proposés avec des relations mathématiques différentes pour le calcul des indicateurs de performance. Le premier scénario propose une relation mathématique cause/performance sans décalage temporel alors que le second scénario repose sur une relation cause/performance avec un décalage temporel.

3 Limites du cas d'application

Avant de présenter l'application de l'approche proposée de modélisation et de diagnostic sur la base de deux scénarios, nous souhaitons dans un premier temps définir les limites du cas d'application proposé. En effet au regard des données MES exploitables dont toute l'étendue a été étudiée au chapitre 5 pour caractériser les causes potentielles, ce chapitre 8 portera sur un ensemble plus restreint de données en raison des particularités du système de production considéré et du MES associé destinés à des activités pédagogiques comme évoqué au chapitre précédent.

3.1 Définition de la structure du réseau Bayésien

Ainsi pour illustrer l'apport de l'approche proposée de diagnostic sur le système de transfert libre de l'AIP RAO, la structure du réseau Bayésien se focalisera uniquement sur le poste 4 d'assemblage des pièces noires et sera limitée à la prise en compte de neuf variables composées de deux indicateurs de performance et de sept causes dont la liste est fournie par la table 8.1.

Famille	Variables	Description
Indicateur	$Perf$	Taux de performance
Indicateur	$Qual$	Taux de qualité
Maintenance préventive	$NbMPa_i$	Nombre d'occurrences de l'opération i de maintenance préventive ajoutées
Maintenance préventive	$NbMPS_i$	Nombre d'occurrences de l'opération i de maintenance préventive supprimées
Maintenance préventive	$NbRe_i$	Nombre d'occurrences de l'opération i de maintenance préventive réalisées en retard
Maintenance préventive	$DuRe_i$	Durée moyenne du retard de réalisation des occurrences de l'opération i de maintenance préventive
Stress opérateur	$NbSeg_retard$	Nombre de segments de processus réalisés en retard
Stress opérateur	$DurEP$	Durée cumulée d'indisponibilité de l'équipement du poste de production
Stress opérateur	Ab_Op	Nombre de ressources humaines indisponibles sur le poste de production

TABLE 8.1 – Liste des variables considérées pour les scénarios du cas d'application

Pour caractériser le niveau de stress d'un opérateur sur un intervalle Int_t , quatre variables ont été définies au chapitre 5 alors que seulement trois apparaissent dans notre application. En effet, la quatrième variable $NTpr$ qui est relative à l'introduction en production de nouvelles références de produit n'a pas de sens pour un système flexible de production dans un contexte de formation avec une architecture de partie opérative qui est par nature prévue pour la fabrication d'une très grande variété de produits et qui n'est pas modifiable dans le contexte d'utilisation de ce système de production.

Sur la base de cet ensemble de variables caractérisant le réseau Bayésien générique, l'instanciation de ce modèle pour le cas d'application amène à intégrer deux opérations différentes de maintenance préventive : nettoyage de la cellule pour l'opération $MP1$ avec une fréquence mensuelle et maintenance préventive du robot pour l'opération $MP2$ avec une fréquence annuelle. Par conséquent et comme illustré par la figure 8.1, la structure du réseau Bayésien pour ce cas d'application comptera finalement treize nœuds suite à la création des nœuds $NbMPa_i$, $NbMPs_i$, $NbRe_i$ et $DuRe_i$ pour chacune des deux opérations de maintenance préventive, $MP1$ et $MP2$.

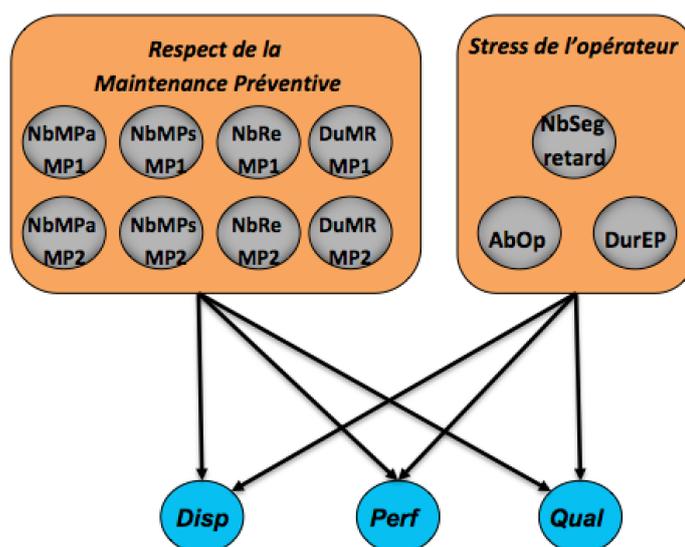


FIGURE 8.1 – Modèle RB compact pour le case d'étude AIP.

3.2 Création des tables d'apprentissage

Pour les deux scénarios qui seront développés dans ce chapitre, le volume de données disponibles et la structuration des tables d'apprentissage sont définis sur la base des éléments ci-dessous :

- Le cas d'application portera exclusivement sur le poste 4 d'assemblage robotisé des pièces noires.
- La base de données MES contient l'acquisition de données correspondant à seize ans de production. Sur ces seize ans de production, le modèle retiendra uniquement onze ans pour les indicateurs de performance de 2007 à 2017. En effet pour calculer la valeur d'une variable V d'un enregistrement dans la

table d'apprentissage associé aux indicateurs de performance calculés sur un intervalle Int_t , les définitions proposées au chapitre 5 se base sur les données collectées sur cet intervalle Int_t mais également sur un intervalle précédent dont la borne inférieure est à définir pour chaque variable V . Au regard du plan de maintenance préventive d'un robot industriel avec une périodicité annuelle, l'intervalle d'observation de la maintenance préventive précédent Int_t a été défini à cinq ans. Cependant, les courbes présentées dans ce chapitre concerneront uniquement la période de onze ans d'observation des indicateurs de performance.

- Les indicateurs de performance peuvent être calculés sur des horizons temporels différents (minute, heure, jour, semaine, mois, année). Pour l'application de notre approche sur le système de production présenté précédemment, nous avons retenu un intervalle Int de calcul des indicateurs de performance d'une semaine. Ainsi sur une période de onze ans, cela représente 572 semaines afin d'assurer un volume suffisant de données pour l'apprentissage. Ainsi, l'ensemble des intervalles Int_t est défini avec $t \in \{1, 2, \dots, 572\}$.

La suite de cette section présente des exemples de tables d'apprentissage générées pour les variables associées au respect du plan de maintenance préventive et pour les variables associées au niveau de stress de l'opérateur.

3.2.1 Variables associées au respect du plan de maintenance préventive

La figure 8.2 illustre un extrait de la table d'apprentissage générée avec les variables associées au respect du plan de maintenance préventive. Les champs de cette table sont le numéro de l'enregistrement, l'identifiant de la semaine SA_i et les quatre variables associées à l'opération de maintenance préventive $MP1$. Cette figure illustre de plus les intervalles d'observation du plan de maintenance préventive pour le calcul de ces variables sur les semaines SA_i avec $i \in \{1, 2, 3\}$.

A partir de la base de données MES et en particulier des deux tables relatives au plan de maintenance de préventive et à l'historique des opérations réalisées de maintenance préventive, la figure 8.3 montre le principe de comparaison des deux plannings pour évaluer les valeurs des quatre variables associées au respect du plan de maintenance préventive. Sur cet exemple, les occurrences 1 et 2 de l'opération $MP1$ sont effectuées dans les conditions prévues par le planning de maintenance préventive qui associe un intervalle de tolérance à la réalisation de chaque occurrence. En revanche, la troisième occurrence ayant lieu 32 jours après la seconde est en retard d'une journée au regard de la tolérance de réalisation fixée à plus ou moins une journée. Le nombre d'opérations en retard sera alors incrémenté de un et la valeur du retard d'une journée stockée temporairement pour permettre le calcul de la valeur moyenne des retards.

Suite à ces exemples illustratifs relative à la maintenance préventive, des exemples liés au niveau de stress de l'opérateur sont proposés dans la suite.

3.2.2 Variables associées au niveau de stress de l'opérateur

Comme présenté au début de cette section et défini dans la section 4.3 du chapitre 5, la caractérisation du stress opérateur est basée sur l'observation des éléments qui définissent son contexte de travail : retard de la production au regard du plan-

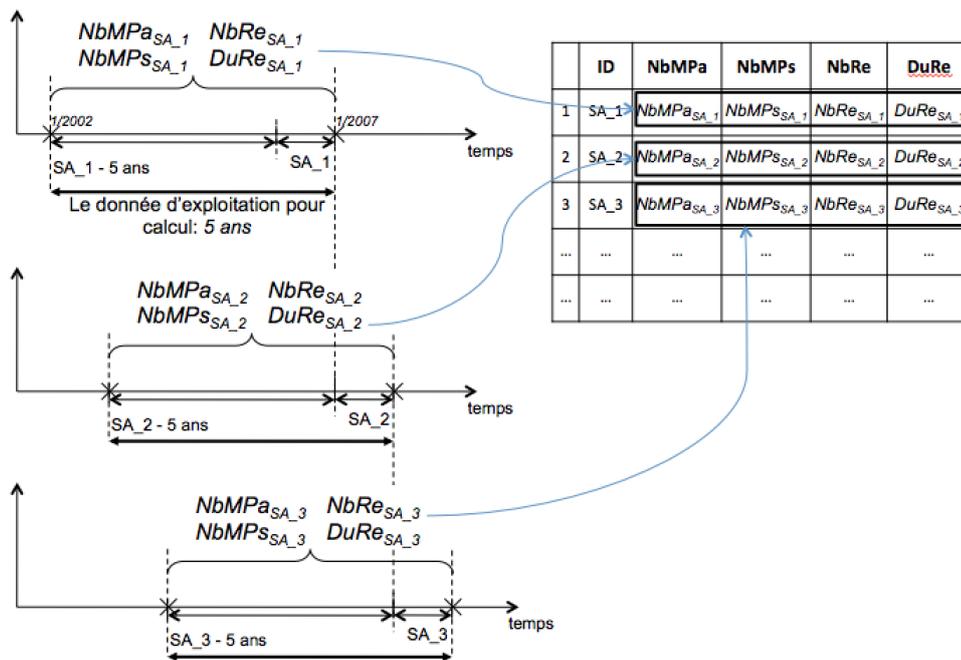


FIGURE 8.2 – Création des données d'apprentissage pour la maintenance préventive.

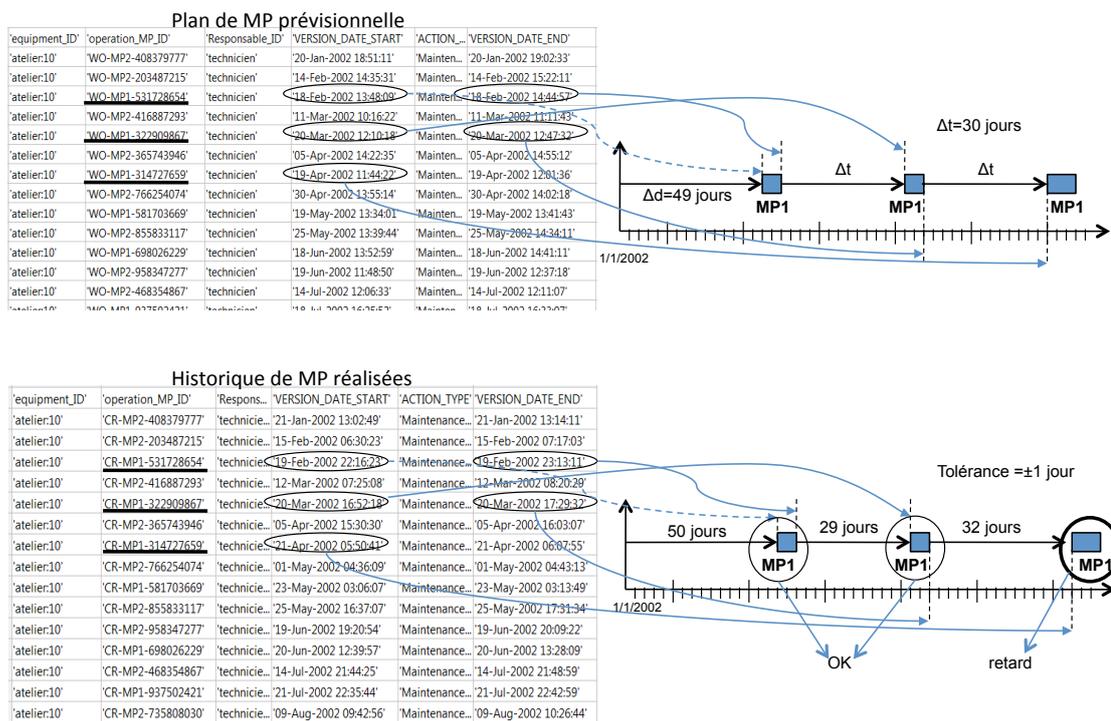


FIGURE 8.3 – Traitement les variables du RMP de l'opération MP1.

ning prévisionnel, absence de ressources (opérateur et équipement) pour réaliser la production planifiée et venant perturber l'organisation.

La première variable concerne le nombre de segments de production en retard. Un segment de production défini pour un poste de production la séquence des opérations à réaliser pour un lot. La détermination de cette variable $NbSeg_retard$ est obtenu par comparaison pour le poste concerné du planning prévisionnel des segments de production qui résulte de l'ordonnancement détaillé et de l'historique des segments de production avec les dates effectives de réalisation. Pour le poste 4 de production dont l'identifiant dans la base de données MES est "atelier.10", la figure 8.4 est un exemple de comparaison du prévisionnel avec le réalisé qui conduit à identifier deux segments de production en retard prévus en semaine 266 et réalisés en semaine 267.

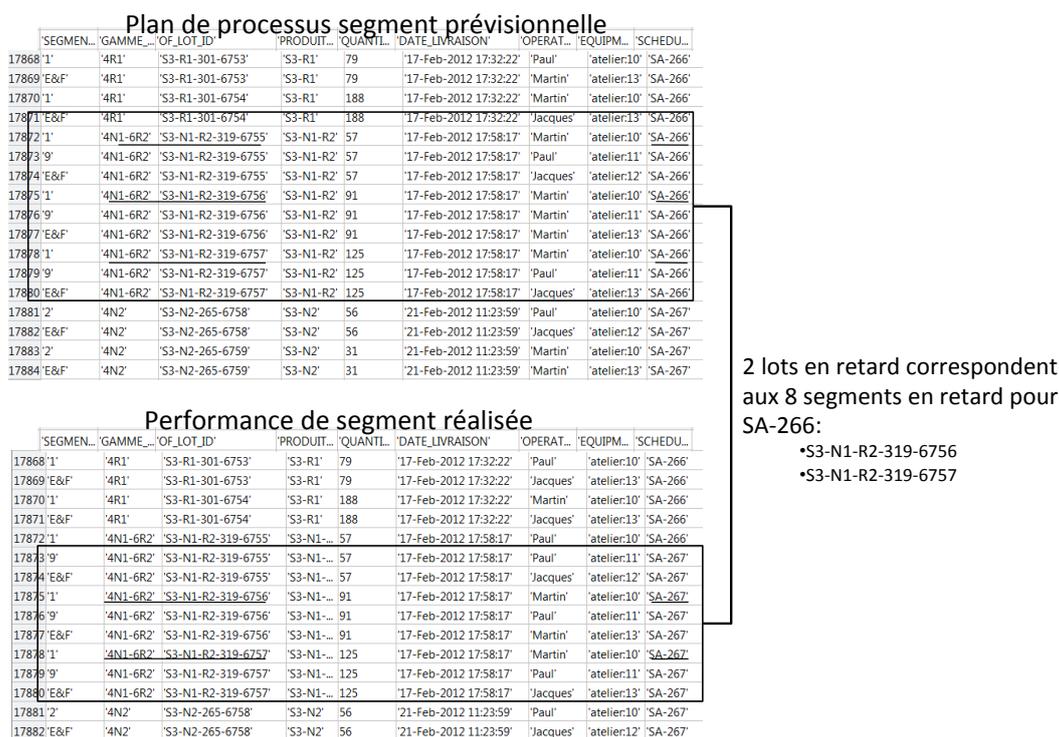


FIGURE 8.4 – Evaluation du nombre de segments de production en retard.

Le second exemple de variable relative au stress de l'opérateur concerne les temps cumulés d'arrêt de production non planifié. Au regard des objectifs de production assignés à un opérateur, un arrêt de production perturbera le planning prévisionnel et impliquera un effort supplémentaire pour absorber toute ou partie du retard généré par cet arrêt. Cette variable est bien complémentaire au nombre de segments de production en retard car elle pourra traduire notamment l'effort réalisé par un opérateur en augmentant sa cadence, et par conséquent le taux de performance, pour effacer le retard généré par l'arrêt.

La figure 8.5 illustre ainsi l'évaluation de la variable $DurM$ pour la semaine première 'SA-1' par la somme des durées des sept arrêts observés.

La structure du réseau Bayésien associée à notre cas d'étude ayant été déterminée et la création de la table d'apprentissage à partir des données MES étant maintenant

Données historique d'arrêt de la production

'oesensor_ID'	'downtime_ID'	'VERSION_DATE_START'	'ACTION_...'	'VERSION_DATE_END'
'atelier10.4'	'Maintenance corrective'	'01-Jan-2007 17:57:41'	'UPDATE'	'01-Jan-2007 18:44:49'
'atelier10.4'	'Absence_piece'	'02-Jan-2007 11:50:50'	'UPDATE'	'02-Jan-2007 12:39:44'
'atelier10.4'	'Absence_palette'	'02-Jan-2007 14:05:35'	'UPDATE'	'02-Jan-2007 14:10:43'
'atelier10.4'	'Reunion_equipe'	'02-Jan-2007 16:57:44'	'UPDATE'	'02-Jan-2007 17:34:07'
'atelier10.4'	'Non_production'	'03-Jan-2007 09:06:18'	'UPDATE'	'03-Jan-2007 09:23:57'
'atelier10.4'	'Arret_urgence'	'03-Jan-2007 10:24:06'	'UPDATE'	'03-Jan-2007 11:01:28'
'atelier10.4'	'Arret_panne'	'03-Jan-2007 11:02:24'	'UPDATE'	'03-Jan-2007 11:47:42'
'atelier10.4'	'Arret_urgence'	'03-Jan-2007 13:19:20'	'UPDATE'	'03-Jan-2007 13:38:24'
'atelier10.4'	'Arret_panne'	'03-Jan-2007 14:38:24'	'UPDATE'	'03-Jan-2007 15:09:21'
'atelier10.4'	'Arret_panne'	'04-Jan-2007 11:45:36'	'UPDATE'	'04-Jan-2007 12:12:52'
'atelier10.4'	'Initialisation_production'	'04-Jan-2007 12:24:40'	'UPDATE'	'04-Jan-2007 13:06:46'
'atelier10.4'	'Reunion_equipe'	'05-Jan-2007 09:10:55'	'UPDATE'	'05-Jan-2007 09:11:29'
'atelier10.4'	'Pause_operateur'	'05-Jan-2007 14:28:30'	'UPDATE'	'05-Jan-2007 14:48:25'
'atelier10.4'	'Absence_piece'	'05-Jan-2007 18:54:50'	'UPDATE'	'05-Jan-2007 19:52:43'
'atelier10.4'	'Unexpected'	'06-Jan-2007 11:21:19'	'UPDATE'	'06-Jan-2007 11:46:24'
'atelier10.4'	'Arret_panne'	'06-Jan-2007 13:55:12'	'UPDATE'	'06-Jan-2007 14:03:58'
'atelier10.4'	'Initialisation_production'	'06-Jan-2007 16:05:25'	'UPDATE'	'06-Jan-2007 16:21:44'
'atelier10.4'	'Arret_panne'	'07-Jan-2007 09:21:36'	'UPDATE'	'07-Jan-2007 09:29:26'
'atelier10.4'	'Arret_panne'	'07-Jan-2007 11:45:36'	'UPDATE'	'07-Jan-2007 11:50:19'
'atelier10.4'	'Planned'	'07-Jan-2007 11:54:26'	'UPDATE'	'07-Jan-2007 12:21:35'
'atelier10.4'	'Planned'	'08-Jan-2007 08:49:57'	'UPDATE'	'08-Jan-2007 08:55:53'
'atelier10.4'	'Reunion_equipe'	'08-Jan-2007 09:27:19'	'UPDATE'	'08-Jan-2007 10:03:25'
'atelier10.4'	'Absence_piece'	'08-Jan-2007 12:49:46'	'UPDATE'	'08-Jan-2007 13:01:47'
'atelier10.4'	'Planned'	'08-Jan-2007 13:36:56'	'UPDATE'	'08-Jan-2007 14:11:02'
'atelier10.4'	'Planned'	'08-Jan-2007 15:03:17'	'UPDATE'	'08-Jan-2007 15:21:35'
'atelier10.4'	'Pause_operateur'	'08-Jan-2007 15:52:15'	'UPDATE'	'08-Jan-2007 15:52:46'
'atelier10.4'	'Arret_panne'	'08-Jan-2007 16:33:36'	'UPDATE'	'08-Jan-2007 16:56:28'
'atelier10.4'	'Initialisation_production'	'10-Jan-2007 09:02:24'	'UPDATE'	'10-Jan-2007 09:49:57'
'atelier10.4'	'Planned'	'11-Jan-2007 10:18:31'	'UPDATE'	'11-Jan-2007 10:19:48'
'atelier10.4'	'Maintenance corrective'	'11-Jan-2007 11:03:13'	'UPDATE'	'11-Jan-2007 11:13:33'

Le DurEP pour SA-1
 $= \sum$ durée d'arrêt en
 panne à partir de 2/1/07 à
 8/1/07

FIGURE 8.5 – Evaluation de la variable *DurM*.

illustrée sur notre cas d'application, le scénario 1 de mise en application du réseau Bayésien naïf est développé dans la section suivante avant la présentation du scénario 2 qui intègre des nœuds temporels.

4 Scénario 1 : Diagnostic sans décalage temporel cause/indicateur

Ce premier scénario vise à illustrer l'approche proposée de diagnostic sans relation de causalité avec un décalage temporel. Conformément à la démarche de validation décrite au début de ce chapitre, cette section consacrée au scénario 1 se focalise d'abord sur la création de la table d'apprentissage pour le taux de performance et le taux de qualité à partir d'une fonction des variables présentées précédemment. Les résultats du diagnostic sont ensuite proposés.

4.1 Création des indicateurs synthétiques

Pour ce premier scénario, les trois figures 8.6, 8.7 et 8.8 représentent les évolutions des onze variables représentatives des causes relatives au stress opérateur et au respect du plan de maintenance préventive pour les opérations *MP1* et *MP2* présentées dans la section précédente.

Avant de présenter les formules mathématiques pour générer les valeurs les deux indicateurs, nous précisons les hypothèses pour le poste 4 du transfert libre :

- Le temps d'ouverture du poste est de 14h par jour de 7h à 21h, sept jours sur sept.

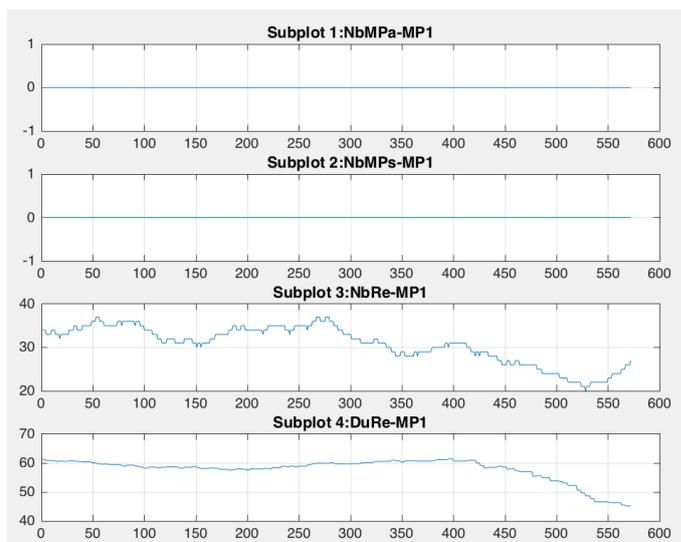


FIGURE 8.6 – Les évolutions des variables de respect de la Maintenance Préventive 'MP1' sur 10 ans de production.

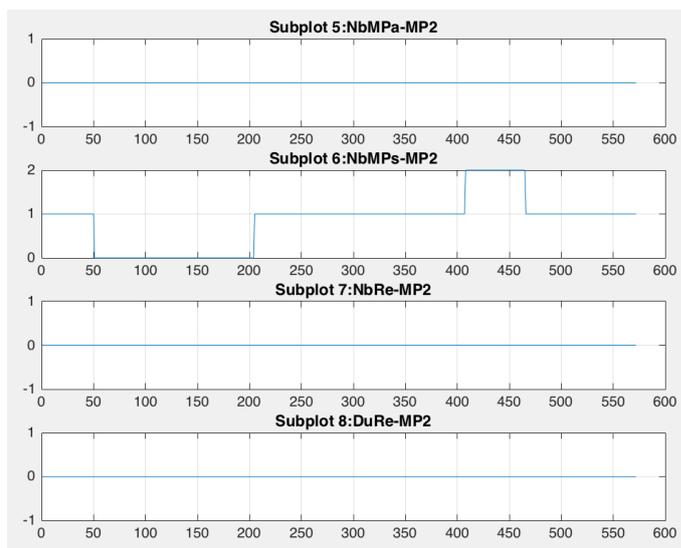


FIGURE 8.7 – Les évolutions des variables de respect de la Maintenance Préventive 'MP2' sur 10 ans de production.

- Les arrêts planifiés chaque jour sont de 3,5 heures.
- La cadence nominale du poste 4 est de 30 pièces par heure, soit $NPRI = 2205$ pièces par semaine avec $NPRI$ le nombre de pièces réalisées par semaine à la cadence nominale durant le temps d'ouverture moins les arrêts planifiés.

Conformément à la présentation du mode de calcul des indicateurs faite au chapitre 1, le taux de performance est calculé en pratique par le rapport entre le nombre de pièces fabriquées et le nombre de pièces fabriquées à la cadence nominale. Le taux de qualité correspond lui au rapport entre le nombre de pièces conformes et le nombre de pièces fabriquées. Pour calculer ces deux indicateurs et pour avoir des valeurs cohérentes, nous proposons en fonction des variables représentatives des causes deux formules pour définir le nombre de pièces réalisées par semaine, noté NPR , et

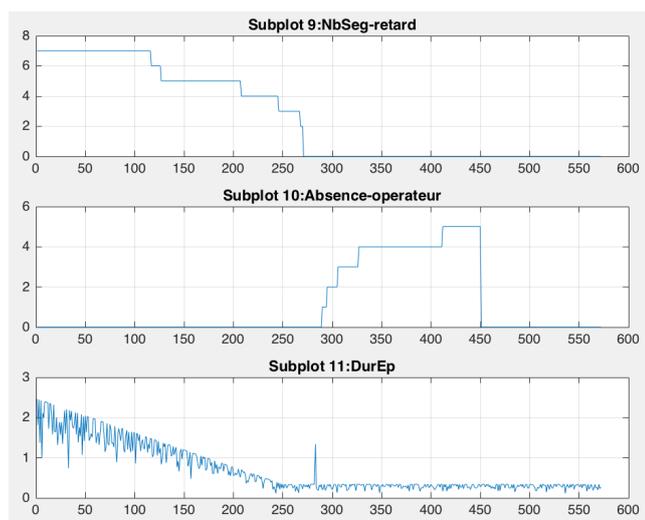


FIGURE 8.8 – Les évolutions des variables de stress de l’opérateur sur 10 ans de production.

le nombre de pièces non conformes, noté $NPNC$:

$$NPR = NPRI \times [100\% - (\text{DurEP} \times 15 + \text{NbSeg_retard} \times 5 + \text{Ab_Op} \times 5)\%]$$

$$NPNC = NPR \times [\text{NbMPa_MP}(1\&2) + \text{NbMPs_MP}(1\&2) + \text{NbRe_MP}(1\&2) / 5 + \text{DuRe_MP}(1\&2) / 24 + \text{Ab_Op}] \%$$

En définissant sur une semaine d’une part le nombre de pièces réalisées à la cadence réelle intégrant ainsi les micro-arrêts avec les écarts de cadence et d’autre part le nombre de pièces non-conformes, ces deux formules permettent ensuite de manière cohérente de calculer le taux de performance et le taux de qualité sans décalage temporel entre les causes et leurs impacts sur ces deux indicateurs. Basé sur ces deux formules, la figure 8.9 représentent les évolutions du taux de performance et du taux de qualité considérées pour le scénario 1.

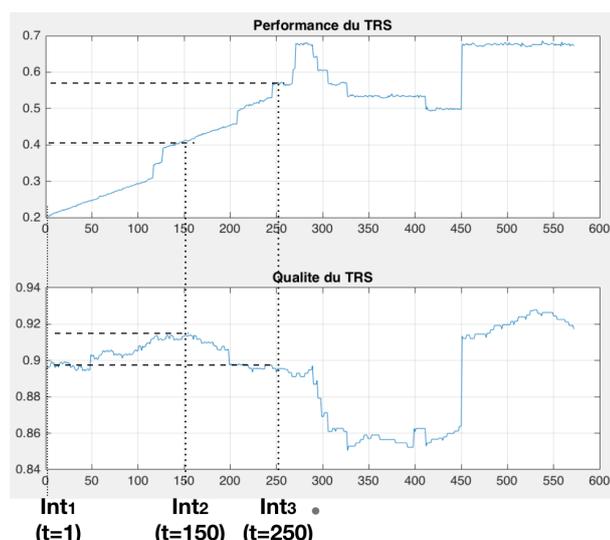


FIGURE 8.9 – Les évolutions des indicateurs de performance et qualité sur 10 ans de production.

Conformément à l'approche de diagnostic présentée au chapitre 6, l'utilisateur définit pour chaque indicateur un intervalle sur lequel les indicateurs sont uniquement croissants ou décroissants. La date de début et de fin de l'intervalle caractérise alors les deux dates d'interrogation du réseau Bayésien par inférence. Pour le scénario 1, l'utilisateur définit pour le taux de qualité l'intervalle $[SA - 1; SA - 150]$ et pour le taux de performance l'intervalle $[SA - 1, SA - 250]$. Pour le taux de qualité, le diagnostic sera réalisé sur la base des deux interrogations Int_1 et Int_2 et pour le taux de performance sur les deux interrogations Int_1 et Int_3 .

4.2 Résultats de diagnostic

Le lecteur pourra trouver en annexe B les valeurs des variables (causes et indicateurs) ainsi que les extraits du programme MatLab 2015b pour la préparation des données de la table d'apprentissage. La suite de cette section propose une présentation des résultats du diagnostic pour le taux de qualité puis pour le taux de performance.

4.2.1 Diagnostic pour le taux de qualité

La figure 8.10 représente les résultats des deux inférences réalisées respectivement à Int_1 et Int_2 avec comme connaissance la valeur des indicateurs. Ainsi, cette figure propose une comparaison des tables de probabilités conditionnelles sachant la valeur des deux indicateurs pour les six variables pertinentes dans le cas du scénario 1, $P(\text{variables} | Perf = 1, Qual = 2)$ à gauche de la figure pour Int_1 et $P(\text{variables} | Perf = 3, Qual = 4)$ à droite de la figure pour Int_2 .

Sur la base des résultats de ces deux inférences, le diagnostic procède ensuite au classement des variables dans l'ordre décroissant de l'évolution des probabilités conditionnelles associées :

- 36% en moins pour la variable $NbMPs - MP2$, correspondant au nombre d'occurrences supprimées de l'opération de maintenance préventive $MP2$.
- 21% d'évolution pour $NbRe - MP1$ qui représente le nombre d'occurrences en retard de l'opération de maintenance préventive $MP1$.
- 21% d'évolution pour $Seg - retard$ qui représente le nombre de segment de production en retard.
- 18% pour la variable $DurEp$ relative au stress de l'opérateur au regard de la durée cumulée d'arrêt de production.
- 11% pour $AbOp$ représentative des absences d'opérateur.
- 8% pour la variable $DuRe - MP1$ relative à la durée moyenne de retard des opérations de maintenance $MP1$

La dernière étape du diagnostic consiste à conserver uniquement les variables dont la valeur réelle à Int_1 correspond à celle dont la probabilité a diminué ou dont la valeur réelle à Int_2 correspond à celle dont la probabilité a augmenté. Les résultats obtenus sont résumés dans la figure 8.11. La première colonne indique le nom de la variable associée à un nœud du réseau Bayésien. Les deux colonnes suivantes fournissent les valeurs réelles contenues dans la base de données du MES à Int_1 et Int_2 . Enfin, les deux dernières colonnes résument le résultat de la comparaison des deux inférences avec la plus forte évolution de probabilité, nommée "évolution influence", et la valeur associée à cette évolution, nommée "valeur influente". Ces

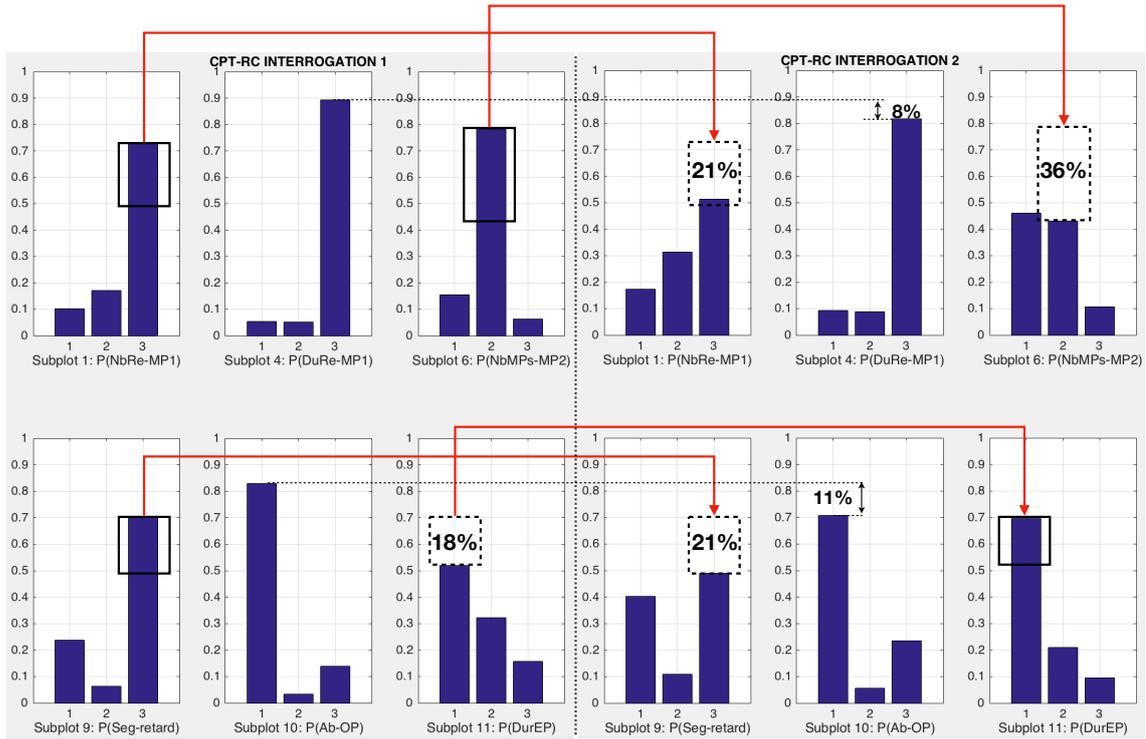


FIGURE 8.10 – Comparaison des tables de probabilités conditionnelles après inférence à Int_1 et Int_2 correspond aux semaines 'SA-1' et 'SA-150'.

résultats montrent que la variable $DurEp$ sera supprimée de la liste des causes probables en raison de la différence entre sa valeur réelle à Int_2 et sa valeur de forte influence sur l'évolution du taux de qualité.

Afin de valider ce résultat, nous devons réaliser une comparaison avec l'influence réelle de chaque variable définie par la relation proposée précédemment pour calculer le taux de qualité. Le taux de qualité est égale au rapport entre le nombre de pièces conformes et le nombre total de pièces fabriquées sur l'intervalle de calcul de l'indicateur. Les deux relations mathématiques définissent le nombre total de pièces fabriquées, NPR , et le nombre de pièces non conformes $NPNC$. La formule du taux de qualité, TQ s'écrit alors :

$$TQ = \frac{(NPR - NPNC)}{NPR}$$

$$TQ = \frac{(NPR - NPR * (NbMPs_MP(2) + \frac{NbRe_MP(1)}{5} + \frac{DuRe_MP(1)}{24} + Ab_Op)\%)}{NPR}$$

$$TQ = 1 - (NbMPs_MP(2) + \frac{NbRe_MP(1)}{5} + \frac{DuRe_MP(1)}{24} + Ab_Op)\%$$

Les valeurs utilisées sont les valeurs réelles avant discrétisation qui sont fournies en annexe. Au regard de cette formule, des coefficients utilisés et des valeurs des variables, les variables ayant une influence sur le taux de qualité par ordre décroissant d'influence sont indiquées par la figure 8.12.

Variable	Valeur observée		Prédiction par RB	
	Valeur à Int_1	Valeur à Int_2	Evolution influence	Valeur influente
NbMPs_MP2	2	1	-36%	2
NbRe_MP1	3	2	-21%	3
NbSeg_retard	3	3	-21%	3
DurEP	2	2	+18%	1
Ab_Op	1	1	-11%	1
DuRe_MP1	3	3	-8%	3

FIGURE 8.11 – Tableau de synthèse du diagnostic pour le taux de qualité.

Variable	Influence réelle en valeur de TQ
NbMPs_MP2	+1%
NbRe_MP1	+0,6%
DuRe_MP1	+0,11%
Ab_Op	0%

FIGURE 8.12 – Tableau de synthèse de l'influence réelle sur la valeur du taux de qualité de chacune des variables au regard de la relation mathématique utilisée.

Par comparaison entre les figures 8.11 et 8.12, le résultat du diagnostic obtenu précédemment présente alors deux anomalies :

- *Seg – retard*, le nombre de segments de production en retard n'a pas d'influence réelle sur le taux de qualité au regard de la relation mathématique utilisée mais cette variable apparaît tout de même en troisième place des causes probables d'amélioration du taux de qualité.
- *Ab_{Op}*, n'a pas d'influence réelle non plus mais elle apparaît également dans le tableau des influences probables.

Ces anomalies peuvent être le fruit soit d'un volume de données insuffisant pour l'apprentissage alors entâché d'erreurs soit de la discrétisation avec un nombre trop faible de valeurs.

4.2.2 Diagnostic pour le taux de performance

Comme précisé précédemment, le scénario considère pour le taux de performance une augmentation de 20,3% à 56,95% entre Int_1 et Int_3 . La figure 8.13 représente les résultats des deux inférences réalisées respectivement à Int_1 et Int_3 avec comme connaissance la valeur des indicateurs. Ainsi, cette figure propose une comparaison des tables de probabilités conditionnelles sachant la valeur des deux indicateurs pour les six variables pertinentes dans le cas du scénario 1, $P(variables|Perf = 1, Qual = 2)$ à gauche de la figure pour Int_1 et $P(variables|Perf = 4, Qual = 2)$ à droite de la figure pour Int_3 .

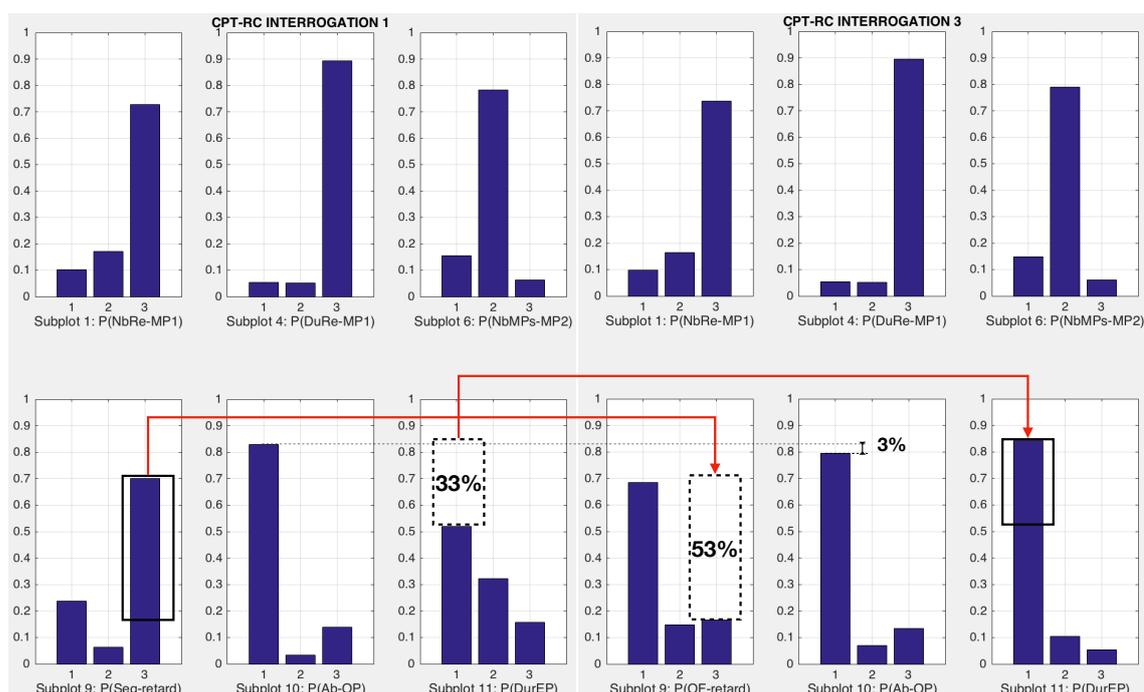


FIGURE 8.13 – Comparaison des tables de probabilités conditionnelles après inférence à Int_1 et Int_3 correspond aux semaines 'SA-1' et 'SA-250'..

Sur la base des résultats de ces deux inférences, le diagnostic procède ensuite au classement des variables dans l'ordre décroissant de l'évolution des probabilités conditionnelles associées :

- 53% d'évolution pour *Seg-retard* qui représente le nombre de segment de production en retard.
- 33% pour la variable *DurEp* relative au stress de l'opérateur au regard de la durée cumulée d'arrêt de production.
- 3% pour *AbOP* représentative des absences d'opérateur.
- 2% en moins pour la variable *NbMPS-MP2*, correspondant au nombre d'occurrences supprimées de l'opération de maintenance préventive *MP2*.
- 1% d'évolution pour *NbRe-MP1* qui représente le nombre d'occurrences en retard de l'opération de maintenance préventive *MP1*.

- 0% pour la variable $DuRe - MP1$ relative à la durée moyenne de retard des opérations de maintenance $MP1$

La dernière étape du diagnostic consiste à conserver uniquement les variables dont la valeur réelle à Int_1 correspond à celle dont la probabilité a diminué ou dont la valeur réelle à Int_3 correspond à celle dont la probabilité a augmenté. Les résultats obtenus sont résumés dans la figure 8.14. La première colonne indique le nom de la variable associée à un nœud du réseau Bayésien. Les deux colonnes suivantes fournissent les valeurs réelles contenues dans la base de données du MES à Int_1 et Int_3 . Enfin, les deux dernières colonnes résument le résultat de la comparaison des deux inférences avec la plus forte évolution de probabilité, nommée "évolution influence", et la valeur associée à cette évolution, nommée "valeur influente". Dans le cas présent, il n'y a pas de variable à supprimer de la liste.

Variable	Valeur observée		Prédiction par RB	
	Valeur à Int_1	Valeur à Int_3	Evolution influence	Valeur influente
NbSeg_retard	3	2	-53%	3
DurEP	3	1	+33%	1
Ab_Op	1	1	-3%	1
NbMPs_MP2	2	2	+2%	2
NbRe_MP1	3	3	+1%	3
DuRe_MP1	3	3	0%	Sans objet

FIGURE 8.14 – Tableau de synthèse du diagnostic pour le taux de Performance.

Afin de valider ce résultat, nous devons réaliser une comparaison avec l'influence réelle de chaque variable définie par la relation proposée précédemment pour calculer le taux de performance. Le taux de performance est égale au rapport entre le nombre de pièces fabriquées à la cadence réelle NPR et le nombre de pièces normalement fabriquées à la cadence nominale durant le temps de fonctionnement hors arrêts planifiés et non planifiés. Conformément à la définition du TRS fournie au chapitre 1, la formule du taux de performance, TP , s'écrit :

$$TQ = \frac{(NPR)}{\text{temps de fonctionnement} * \text{cadence théorique}}$$

$$TQ = \frac{2205 * [100\% - (DurEP * 15 + NbSeg_retard * 5 + Ab_Op * 5\%)]}{105 * 30}$$

Les valeurs utilisées pour le calcul ci-dessus sont les valeurs réelles avant discrétisation qui sont fournies en annexe. Au regard de cette formule, des coefficients

utilisés et des valeurs des variables, les variables ayant une influence sur le taux de performance par ordre décroissant d'influence sont indiquées par la figure 8.15.

Variable	Influence réelle en valeur de TP
DurEP	+22%
NbSeg_retard	+14%
Ab_Op	0%
NbMPs_MP2	
NbRe_MP1	
DuRe_MP1	

FIGURE 8.15 – Tableau de synthèse de l'influence réelle sur la valeur du taux de performance de chacune des variables au regard de la relation mathématique utilisée.

Par comparaison entre les figures 8.14 et 8.15, le résultat du diagnostic obtenu précédemment permet bien l'identification des deux causes principales, *Seg-retard* et *DurM* de l'évolution du taux de performance entre Int_1 et Int_3 mais en ordre inverse comparé à leur influence réelle. Cependant, l'ordre de grandeur de l'influence de ces deux variables est semblable ce qui pourrait expliquer cette inversion. L'approche de diagnostic amène par ailleurs à mettre en exergue l'absence d'influence des quatre autres variables.

Suite à ce premier scénario, la section suivante présente le scénario 2 qui a vocation à illustrer la prise en compte d'un décalage temporel entre une cause et son impact sur les indicateurs de performance.

5 Scénario 2 : Diagnostic avec décalage temporel cause/indicateur

L'objectif de ce second scénario est de valider par un cas d'étude l'approche proposée permettant de déterminer le décalage temporel cause/effet par l'analyse de l'évolution du coefficient de corrélation de Pearson. Comme pour le scénario précédent, cette section commence par présenter les deux relations mathématiques retenues pour le calcul des indicateurs avant de présenter la pertinence des résultats du diagnostic obtenus.

5.1 Création des indicateurs synthétiques

Pour faciliter la lecture du scénario 2, les mêmes variables et indicateurs sont traités sur la base du modèle réduit du Réseau Bayésien présenté au début de ce chapitre. Conformément aux objectifs mentionnés précédemment, les relations mathématiques sur lesquelles se basent le calcul des taux de performance et de qualité

sont des fonctions du temps qui permettent de calculer sur un intervalle t les indicateurs en considérant les valeurs de certaines variables sur l'intervalle $t - k$ et d'autres variables sur l'intervalle t . Les deux relations qui définissent comme précédemment le nombre de pièces réalisées théoriquement à la cadence nominale durant le temps de fonctionnement, noté NPR_t , et le nombre de pièces non-conformes, $NPNC_t$, sont :

$$NPR_t = NPRI \times [100\% - (DurEP_t \times 15 + NbSeg_retard_t \times 5 + Ab_Op_t \times 5)\%]$$

$$NPNC_t = NPR \times [NbMPa_MP(1\&2)_t + NbMPs_MP(1\&2)_t + NbRe_MP(1\&2)_t/5 + DuRe_MP(1\&2)_{t-k}/6]\%$$

Les évolutions des variables et des indicateurs sont représentés sur les figures suivantes 8.16, 8.17, 8.18 et 8.19. Pour le calcul, la valeur de k a été fixé à 150.

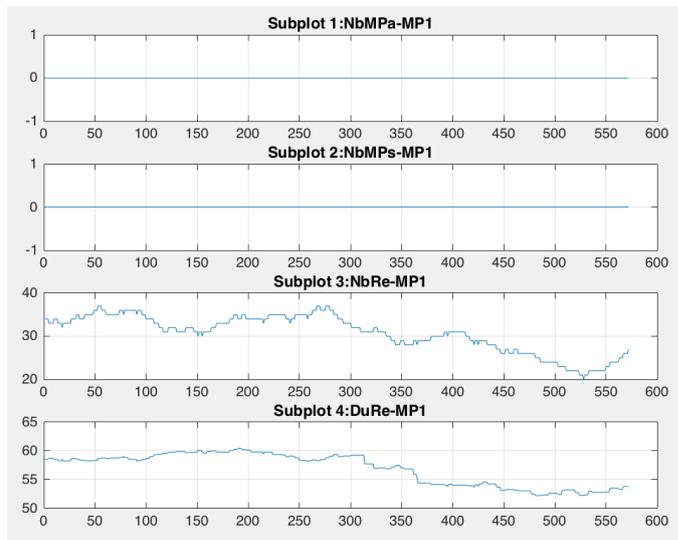


FIGURE 8.16 – Les évolutions des variables de respect du Maintenance Préventive 'MP1' sur 10 ans de production dans scénario 2.

Les deux interrogations Int_4 et Int_5 entre lesquelles le taux de performance est constant et le taux de qualité augmente correspondent aux semaines 'SA-451' et 'SA-550'. Sur la base de ce jeu de données dont le détail figure en annexe, nous proposons maintenant d'évaluer l'approche proposée de diagnostic par une comparaison des résultats obtenus par un réseau Bayésien naïf avec ceux obtenus par un réseau Bayésien ayant des nœuds temporels.

5.2 Résultats de diagnostic

Pour faciliter la lecture des résultats, nous indiquerons d'abord la valeur de k obtenue par l'analyse de l'évolution du coefficient de corrélation de Pearson avant de présenter les tables de probabilités conditionnelles obtenues d'abord avec un réseau Bayésien naïf identique au scénario 1 sans prendre en compte k puis les tables de probabilités conditionnelles pour le réseau Bayésien avec le nœud temporel $DuRe_MP(1)_{t-k}$.

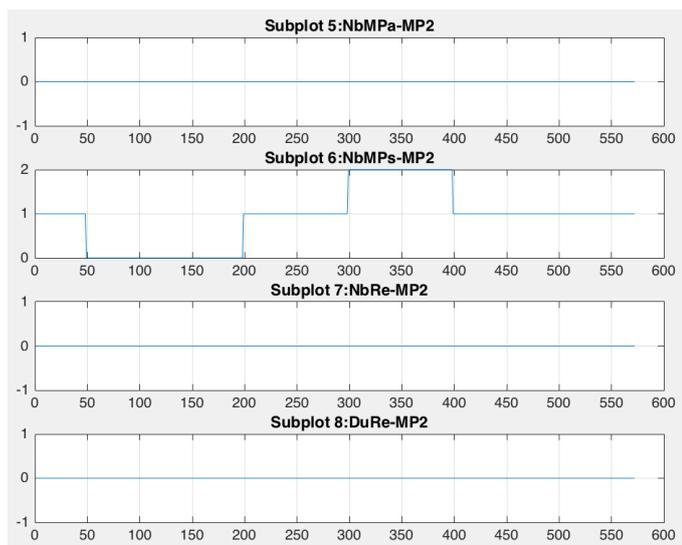


FIGURE 8.17 – Les évolutions des variables de respect du Maintenance Préventive 'MP2' sur 10 ans de production dans scénario 2.

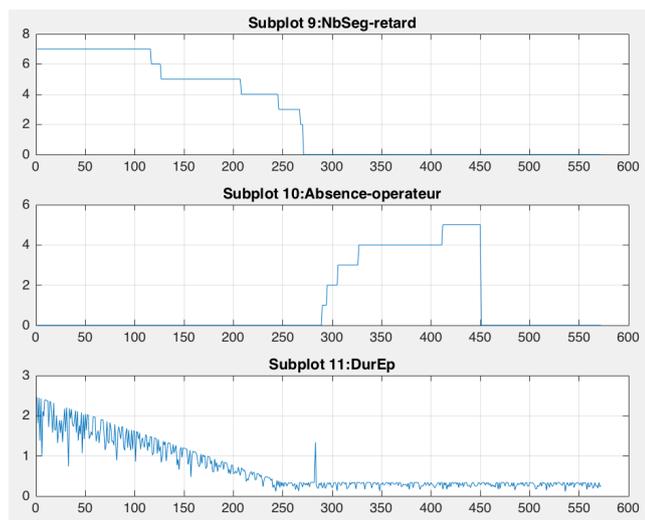


FIGURE 8.18 – Les évolutions des variables de stress de l'opérateur sur 10 ans de production.

Comme présenté au chapitre 6 et afin de déterminer le décalage temporel entre la cause et son impact sur les indicateurs de performance, l'approche proposée repose donc sur l'analyse en fonction de k de l'évolution du coefficient de corrélation de Pearson entre les variables $DuRe_MP(1)_{t-k}$ et le taux de qualité TQ_t . Cette analyse menée pour le cas d'étude proposé fixe alors la valeur de k à 120. Pour rappel, la valeur de k utilisée dans la relation mathématique pour le calcul du taux de qualité était de 150.

Cette valeur de k déterminée, l'étape suivante consiste à modifier le réseau Bayésien naïf du scénario 1 en remplaçant le nœud de $DuRe_MP(1)_t$ par le nœud temporel $DuRe_MP(1)_{t-120}$. Ainsi dans les tables d'apprentissage, un enregistrement contiendra la valeur de TQ_t , de $DuRe_MP(1)_{t-120}$ et des autres variables sur l'intervalle t . Afin de visualiser l'effet de l'ajout d'un nœud temporel sur le résultat

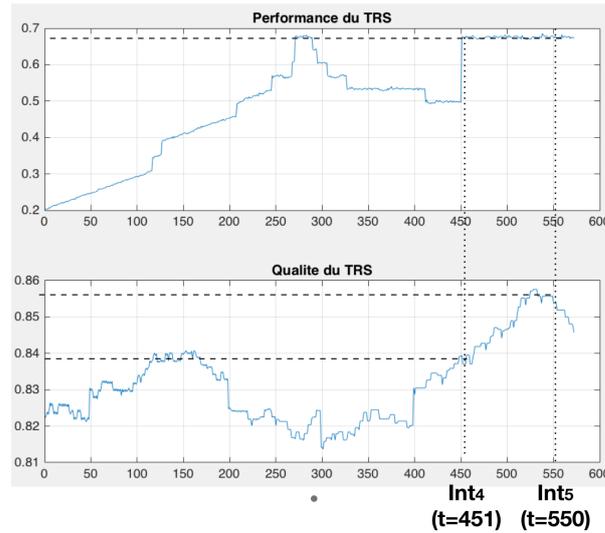


FIGURE 8.19 – Les évolutions des indicateurs de performance et qualité sur 10 ans de production dans le scénario 2.

du diagnostic, nous proposons maintenant les résultats des inférences à Int_4 et Int_5 d'abord avec le réseau Bayésien naïf identique à celui du scénario 1 avant l'ajout du nœud temporel puis les tables de probabilités conditionnelles du réseau Bayésien modifié par l'ajout d'un nœud temporel. Les figures 8.20 et 8.21 présentent l'ensemble des résultats.

Sur ces deux figures, des différences sont clairement visibles entre les probabilités conditionnelles obtenues avec et sans le nœud temporel $DuRe_MP(1)_{t-k}$. Cependant, la figure 8.22 propose un tableau comparatif des résultats issus des deux réseaux Bayésiens.

Premièrement, nous constatons que les probabilités conditionnelles de toutes les variables subissent des évolutions importantes et pas uniquement la variable $DuRe_MP(1)$ pour laquelle un nœud temporel a été introduit. En effet, le réseau Bayésien naïf sans nœud temporel amène à diagnostiquer comme seule cause la variable $NbRe_MP1$ car les évolutions des probabilités des autres variables sont non significatives. Avec $k = 120$ pour le réseau Bayésien avec le nœud temporel $DuRe_MP(1)_{t-k}$, toutes les probabilités évoluent avec cependant une prédominance de celles de la variable $DuRe_MP(1)_{t-k}$ qui conduit le diagnostic à désigner cette variable comme cause principale de l'évolution du taux de qualité. Les évolutions sur les autres variables sont du même ordre de grandeur n'offrant pas un écart suffisant pour conclure sur l'influence de chacune. Mais l'objectif de ce second scénario était de montrer la pertinence de l'approche proposée pour la prise en compte d'un décalage temporel entre la cause et son effet par l'introduction d'un nœud temporel.

6 Conclusion

Ce chapitre avait pour finalité l'application de l'approche d'aide au diagnostic développée afin d'évaluer la pertinence des causes identifiées. Le premier scénario

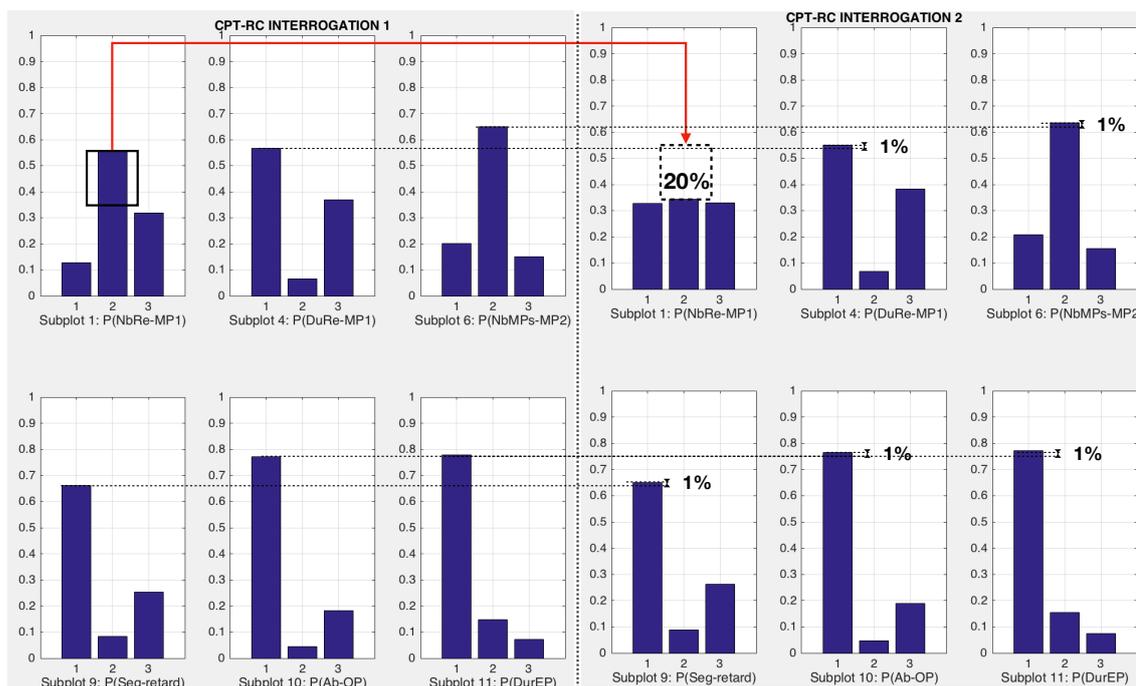


FIGURE 8.20 – Évolutions des tables de probabilités conditionnelles obtenues avec le réseau Bayésien naïf sans le nœud temporel $DuRe_MP(1)_{t-k}$.

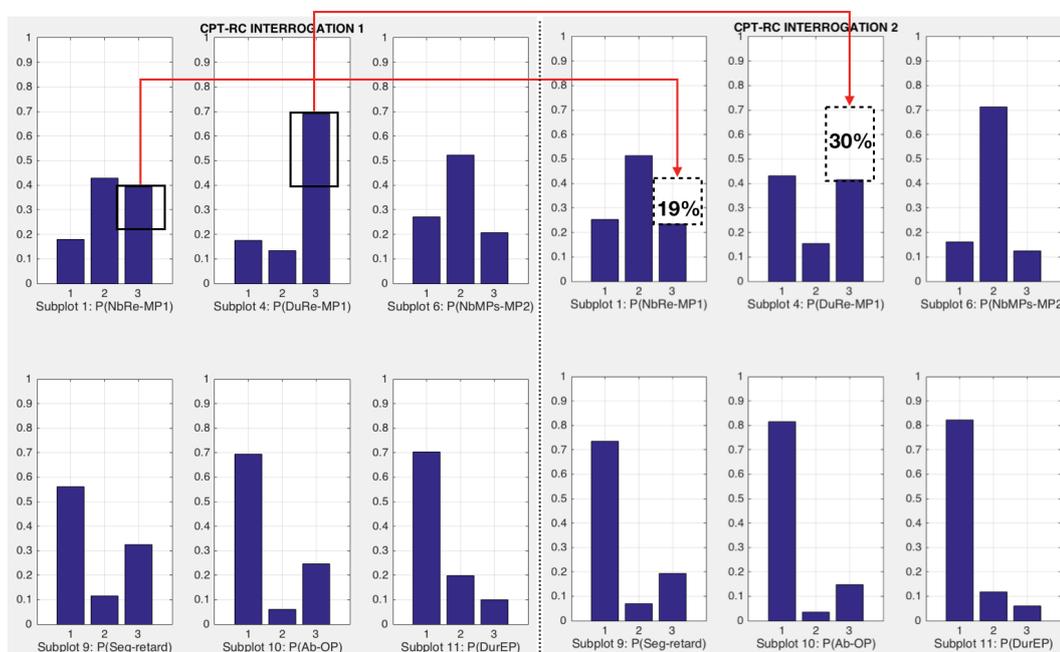


FIGURE 8.21 – Évolutions des tables de probabilités conditionnelles issues des inférences du réseau Bayésien avec le nœud temporel $DuRe_MP(1)_{t-k}$.

Variable	Valeur observée		Prédiction par RB naïf		Prédiction par RB avec nœuds temporels	
	Valeur à Int_4	Valeur à Int_5	Evolution influence	Valeur influente	Evolution influence	Valeur influente
DuRe_MP1	3	2	Non significatif		-30%	3
NbRe_MP1	3	1	-20%	2	-19%	3
NbMPs_MP2	1	1	Non significatif		+18%	2
NbSeg_retard	2	2	Non significatif		+15%	2
DurEP	3	3	Non significatif		+14%	1
Ab_Op	3	3	Non significatif		+12%	1

FIGURE 8.22 – Tableau de comparaison des résultats du diagnostic avec et sans le nœud temporel $DuRe_MP(1)_{t-k}$.

a permis de présenter chacune des étapes de l'approche développée en terminant par une analyse des résultats obtenus. Cette analyse a été rendue possible par une comparaison des causes probables déduites de deux inférences avec les causes avérées dont la connaissance est liée à l'utilisation d'une fonction mathématique pour la génération des indicateurs. La pertinence des résultats a été ainsi démontrée tout en identifiant quelques anomalies mineures. Suite à ce premier scénario, le chapitre a été ensuite consacré à la présentation du scénario 2 qui avait vocation à ajouter un nœud temporel pour modéliser le décalage entre la cause et son effet sur les indicateurs de performance. Cette stratégie d'ajout de nœud temporel avait été préférée à l'utilisation de réseau Bayésien dynamique dont la mise en œuvre reste délicate dans un tel contexte industriel.

Conclusion générale

Les travaux que nous avons présentés dans ce document traitent de l'aide au diagnostic de niveau MES à des fins d'amélioration de la performance de la production. Nous considérons dans ces travaux des environnements complexes pour lesquels les causes de dérives de la performance peuvent être multiples et nécessitent d'accompagner l'exploitant dans ses analyses diagnostiques sur des volumes de données importants. Ces travaux ont pris place dans le cadre d'une collaboration entre les laboratoires DISP (Décision et Information pour les Systèmes de Production à Lyon) et G-SCOP (Grenoble - Sciences pour la Conception, l'Optimisation et la Production) et se veulent apporter leurs contributions aux enjeux visant à apporter de nouveaux leviers de compétitivité, de flexibilité et de maîtrise des procédés via l'intelligence artificielle. Ils font suite à ceux déjà réalisés par [Duong et al., 2012], [Nguyen et al., 2016], [Bouaziz, 2012], [Abu-Samah et al., 2017], [Said et al., 2016] [Diallo et al., 2015] dans ce domaine dans le cadre des projets FUI et Européens tels que TRACAVERRERRE, IMPROVE et INTEGRATE.

La contribution principale de nos travaux réside dans la proposition d'une approche d'analyse diagnostique probabiliste Bayésienne basée sur l'exploitation d'une base données MES respectant la norme ISA-95 à des fins de généricité. En effet, un des freins majeur au déploiement de l'intelligence artificielle en production réside dans la complexité de la mise en œuvre des approches en raison de la diversité des systèmes de production nécessitant des développements spécifiques importants. Au delà des analyses développées pour montrer qu'il est possible de corréliser les variables MES aux causes potentielles (équipement, facteur humain, recettes ou encore la matière première) de dérives des performances des indicateurs TRS, nous avons proposé non seulement une démarche de modélisation Bayésienne étendue à nos besoins et apporté des solutions novatrices pour résoudre les problèmes de dispersion et de recouvrement temporels des données. De ce point de vue, l'approche proposée est novatrice dans le domaine, et a donné lieu à des résultats significatifs. Ils se caractérisent comme suit :

- L'approche se veut directement intégrable dans des environnements logiciels MES répondant au standard ISA-95. En cela, elle ne nécessite aucun ajout de variables dans les bases de données MES ; seules celles présentes seront exploitées à des fins d'analyse diagnostique,
- L'approche est centrée multi-facteurs de dérives des indicateurs de performances et recherche les coupables parmi : les équipements, les recettes, les matières premières, le personnel, ou encore l'ordonnancement.
- Chacune des causes de dérives a fait l'objet d'une caractérisation précise permettant de définir pour chacune d'entre-elles un cadre d'analyse et des

définitions sur lesquelles nous pouvons nous appuyer pour développer l'étape de modélisation.

- A partir des variables identifiées, nous avons proposé un ensemble d'extensions nécessaires à réaliser sur les structures statiques des réseaux Bayésiens afin de représenter, au niveau MES, les problématiques liées aux décalages temporels entre les causes et leurs effets.
- Nous avons proposé un ensemble d'algorithmes permettant l'exploitation de ces modèles, au travers de deux interrogations et d'une comparaison des tables de probabilités conditionnelles obtenues. Un classement des différentes variations des variables entre les deux interrogations est proposé par l'approche afin de guider l'exploitant dans sa phase d'analyse diagnostique.
- Enfin, et sur un plan technique, nous avons développé l'ensemble de l'approche dans l'environnement Matlab-Simulink et l'avons appliqué sur un exemple réel.

Au terme de ces travaux, plusieurs axes de recherche se dégagent pour envisager, du point de vue des perspectives, de prolonger l'étude menée.

A court terme, quatre axes d'investigations peuvent être envisagés :

- Premièrement, et sur la base de l'atelier logiciel développé, une intégration sur site réel devra être envisagée de manière à valider in situ notre approche. Cette validation devra être menée de manière progressive et en collaboration étroite avec les équipes d'exploitation de l'entreprise. Les retours d'expériences devront contribuer à l'affinement des modèles proposés. La mise en exergue d'autres causes à prendre en compte pourra être envisagée, cela ne remettant pas en cause la généralité de l'approche proposée. Cette démarche pourrait être portée dans un premier temps dans le cadre d'un master de recherche poursuivi éventuellement par un diplôme de recherche et d'innovation.
- Deuxièmement, une étude et une formalisation du processus de déploiement de la fonction devront être réalisées afin de faciliter et accélérer ainsi le déploiement de cette fonction. Cette étude amènera à identifier d'une part les paramètres à définir par l'intégrateur de la solution MES lors du déploiement de la fonction de diagnostic, et d'autre part les paramètres qui resteront à la charge de l'utilisateur final de la fonction. La valeur de ces paramètres pourront être définie par un expert ou par des techniques d'analyse des données.
- Troisièmement, l'étude des performances que nous avons menée sur la base de trois scénarios reste évidemment à conforter tant par la pratique sur des systèmes plus complexes encore que par une étude théorique poussée de la complexité algorithmique.
- Quatrièmement, et pour envisager un transfert vers l'industrie de ces travaux, une intégration en tant que fonction avancée de diagnostic devrait être étudiée avec un éditeur de solutions MES.

A moyen terme, nous pouvons mettre en exergue au moins quatre orientations de recherches.

- Premièrement, l’approche que nous avons développée s’est centrée uniquement sur le diagnostic de causes. Il serait pertinent d’étendre l’approche que nous proposons ici à une activité d’analyse de conséquences. L’idée est alors d’exploiter la connaissance contenue dans le réseau Bayésien dans un contexte de simulation ou d’extraction de contraintes. Pour un contexte de production, il est en effet possible de prédire les évolutions des indicateurs de performance et par conséquent de simuler plusieurs contextes de production afin de déterminer celui ayant les performances qui seront probablement les meilleures. Mais la connaissance ainsi extraite du réseau Bayésien pourrait être utilisée en planification et ordonnancement par la détermination de nouvelles contraintes dont l’effet positif sur les performances aura été prédit précédemment. Il en résulterait d’autres indicateurs permettant d’assister encore davantage la prise de décision.
- Deuxièmement, une approche en ligne pour l’aide à la conduite réactive de la production est également à envisager. L’objectif serait alors l’aide à la prise de décisions locales et en temps réel en fonction d’une prédiction de l’évolution du TRS à court terme établie au regard de l’état réel de la production et des opérations planifiées à très court terme. Cette fonction serait destinée autant aux opérateurs de conduite que des techniciens de maintenance pour hiérarchiser à très court terme leurs interventions ou encore les responsables de production et maintenance pouvant décider des modifications du planning des opérations.
- Une troisième perspective consisterait à traiter la problématique de la visualisation des résultats. En effet, la finalité de l’approche développée vise à améliorer la connaissance du système de production par les personnels. La visualisation des données est un champs de recherche ouvert et dont le développement est fortement lié au besoin d’une compréhension humaine de système de plus en plus complexe avec des environnements incertains.
- Enfin, et cela reste valable pour toute approche s’appuyant sur un modèle par apprentissage, une fois le modèle appris et utilisé, se pose la question de sa durée de vie ? L’usage d’une telle approche dans un environnement industriel apportera naturellement des modifications de pratiques qui rendront le modèle progressivement caduque. Il s’agira ici d’étudier comment évaluer la durée de vie du modèle acquis afin de lancer de nouveaux apprentissages pour mettre à jour la connaissance.

Par ailleurs, à plus long terme, il faudrait envisager compléter le référentiel international existant (Standard ISA-S95 | ISO/CEI 62264) en apportant de nouveaux éléments de modélisation, de segmentation, d’organisation des données industrielles propices à leur exploitation pour le déploiement de fonctions d’intelligence artificielle au sein de la production. De nouveaux éléments (Définition, Modélisation ?) concer-

nant la définition, le rôle et l'organisation des fonctions d'Intelligence Artificielle implémentables en production. Il s'agirait donc de construire un standard de référence, par définition innovant car inexistant, sur la mise en place de d'Intelligence Artificielle au sein d'une organisation de production industrielle.

Bibliographie

- [Imp, 2012] (2012). Official website in. www.eniac\T1\textendashimprove.eu.
- [Abdelwahed et al., 2009] Abdelwahed, S., Karsai, G., Mahadevan, N., and Ofsthun, S. C. (2009). Practical implementation of diagnosis systems using timed failure propagation graph models. *IEEE Transactions on instrumentation and measurement*, 58(2) :240–247.
- [Abu-Samah et al., 2017] Abu-Samah, A., Shahzad, M., and Zamai, E. (2017). Bayesian based methodology for the extraction and validation of time bound failure signatures for online failure prediction. *Reliability Engineering & System Safety*.
- [AFNOR, 1991] AFNOR, N. (1991). X 50-151. *Analyse de la Valeur, Analyse Fonctionnelle-Expression fonctionnelle du besoin et cahier des charges fonctionnel*.
- [Ali and Zhang, 2014] Ali, A. M. and Zhang, Q. (2014). An innovations approach to fault diagnosis in linear time-varying descriptor systems. In *Control Conference (ECC), 2014 European*, pages 1287–1292. IEEE.
- [Amato et al., 2013] Amato, F., López, A., Peña-Méndez, E. M., Vañhara, P., Hampl, A., and Havel, J. (2013). Artificial neural networks in medical diagnosis.
- [Arroyo-Figueroa and Sucar, 2005] Arroyo-Figueroa, G. and Sucar, L. E. (2005). Temporal bayesian network of events for diagnosis and prediction in dynamic domains. *Applied Intelligence*, 23(2) :77–86.
- [Ashori and Nourbakhsh, 2008] Ashori, A. and Nourbakhsh, A. (2008). Effect of press cycle time and resin content on physical and mechanical properties of particleboard panels made from the underutilized low-quality raw materials. *Industrial crops and products*, 28(2) :225–230.
- [Avilés-Arriaga et al., 2003] Avilés-Arriaga, H. H., Sucar, L. E., Mendoza, C. E., and Vargas, B. (2003). Visual recognition of gestures using dynamic naive bayesian classifiers. In *Robot and Human Interactive Communication, 2003. Proceedings. ROMAN 2003. The 12th IEEE International Workshop on*, pages 133–138. IEEE.
- [Bayes and Price, 1763] Bayes, M. and Price, M. (1763). An essay towards solving a problem in the doctrine of chances. by the late rev. mr. bayes, frs communicated by mr. price, in a letter to john canton, amfrs. *Philosophical Transactions (1683-1775)*, pages 370–418.
- [Ben Khedher, 2012] Ben Khedher, A. (2012). *Amélioration de la qualité des données produits échangées entre l'ingénierie et la production à travers l'intégration de systèmes d'information dédiés*. PhD thesis, Lyon 2.

- [Benesty et al., 2009] Benesty, J., Chen, J., Huang, Y., and Cohen, I. (2009). Pearson correlation coefficient. In *Noise reduction in speech processing*, pages 1–4. Springer.
- [Blanchet and Bergerried, 2014] Blanchet, M. and Bergerried, R. (septembre, 2014). Industrie 4.0 - les leviers de la transformation. *Gimélec*.
- [Bouaziz, 2012] Bouaziz, M. F. (2012). *Contribution à la modélisation Bayésienne de l'état de santé d'un système complexe : application à l'industrie du semi-conducteur*. PhD thesis, Université Grenoble Alpes.
- [Bouaziz et al., 2011] Bouaziz, M. F., Zamai, E., Duvivier, F., and Hubac, S. (2011). Dependability of complex semiconductor systems : Learning bayesian networks for decision support. In *Dependable control of discrete systems (dcds), 2011 3rd international workshop on*, pages 7–12. IEEE.
- [Brinzei et al., 2014] Brinzei, N., Deleuze, G., Villaume, N., and Pétin, J.-F. (2014). Common cause failures modelling by means of coloured petri nets for dependability assessment of a control system of nuclear power plant. In *European Safety and Reliability Conference ESREL 2014*, pages 2121–2129. CRC Press/Balkema, Taylor & Francis Group.
- [Cacciabue, 2004] Cacciabue, P. C. (2004). Human error risk management for engineering systems : a methodology for design, safety assessment, accident investigation and training. *Reliability Engineering & System Safety*, 83(2) :229–240.
- [Chabir et al., 2014] Chabir, K., Sid, M. A., and Sauter, D. (2014). Fault diagnosis in a networked control system under communication constraints : A quadrotor application. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, 24(4) :809–820.
- [Chatterjee et al., 2010] Chatterjee, K., Doyen, L., and Henzinger, T. A. (2010). Qualitative analysis of partially-observable markov decision processes. In *MFCS*, volume 10, pages 258–269. Springer.
- [Chen and Wu, 2007] Chen, A. and Wu, G. (2007). Real-time health prognosis and dynamic preventive maintenance policy for equipment under aging markovian deterioration. *International Journal of Production Research*, 45(15) :3351–3379.
- [Chopin et al.,] Chopin, M., Cortijo, S., and Gonzales, C. Réseaux bayésiens avec variables continues : Modèle, apprentissage et inférence.
- [Deakin and Morris, 2012] Deakin, S. F. and Morris, G. S. (2012). *Labour law*. Hart publishing.
- [Dean and Kanazawa, 1989] Dean, T. and Kanazawa, K. (1989). A model for reasoning about persistence and causation. *Computational intelligence*, 5(2) :142–150.
- [Dempster et al., 1977] Dempster, A. P., Laird, N. M., and Rubin, D. B. (1977). Maximum likelihood from incomplete data via the em algorithm. *Journal of the royal statistical society. Series B (methodological)*, pages 1–38.
- [Deschamps, 2007] Deschamps, É. (2007). *Diagnostic de services pour la reconfiguration dynamique de systèmes à événements discrets complexes*. PhD thesis, Institut National Polytechnique de Grenoble-INPG.
- [Dhillon, 1999] Dhillon, B. S. (1999). *Design reliability : fundamentals and applications*. CRC press.

- [Diallo et al., 2015] Diallo, T. M., HENRY, S., and OUZROUT, Y. (2015). Bayesian network building for diagnosis in industrial domain based on expert knowledge and unitary traceability data. *IFAC-PapersOnLine*, 48(3) :2411–2416.
- [Doggett, 2004] Doggett, A. M. (2004). A statistical comparison of three root cause analysis tools. *Journal of Industrial Technology*, 20(2) :2–9.
- [Dousson and Le Maigat, 2007] Dousson, C. and Le Maigat, P. (2007). Chronicle recognition improvement using temporal focusing and hierarchization. In *IJCAI*, volume 7, pages 324–329.
- [Duong et al., 2012] Duong, Q.-B., Zamaï, E., and Tran-Dinh, K.-Q. (2012). Confidence of reported information for real time in diagnosis of complex discrete events systems : A semiconductor application. *IFAC Proceedings Volumes*, 45(6) :1745–1750.
- [Duval et al., 2012] Duval, C., Fallet-Fidry, G., Iung, B., Weber, P., and Levrat, E. (2012). A bayesian network-based integrated risk analysis approach for industrial systems : application to heat sink system and prospects development. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O : Journal of Risk and Reliability*, 226(5) :488–507.
- [Foster et al., 2008] Foster, J., Matthews, J., Beaumont, P., Zarbock, T., and Yeo, D. (2008). Equipment throughput optimization by means of speed loss analysis. *IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing*, 21(3) :371–375.
- [Galán et al., 2007] Galán, S. F., Arroyo-Figueroa, G., Díez, F. J., and Sucar, L. E. (2007). Comparison of two types of event bayesian networks : A case study. *Applied Artificial Intelligence*, 21(3) :185–209.
- [Grabiec et al., 2010] Grabiec, B., Traonouez, L.-M., Jard, C., Lime, D., and Roux, O. H. (2010). Diagnosis using unfoldings of parametric time petri nets. In *FORMATS*, pages 137–151. Springer.
- [Gruber and Ben-Gal, 2012] Gruber, A. and Ben-Gal, I. (2012). Efficient bayesian network learning for system optimization in reliability engineering. *Quality Technology & Quantitative Management*, 9(1) :97–114.
- [Hauskrecht and Fraser, 2000] Hauskrecht, M. and Fraser, H. (2000). Planning treatment of ischemic heart disease with partially observable markov decision processes. *Artificial Intelligence in Medicine*, 18(3) :221–244.
- [Hegde et al., 2009] Hegde, H. G., Mahesh, N., and Doss, K. (2009). Overall equipment effectiveness improvement by tpm and 5s techniques in a cnc machine shop. *SaSTech*, 8 :25–32.
- [Henry et al., 2012] Henry, S., Zamaï, E., and Jacomino, M. (2012). Logic control law design for automated manufacturing systems. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 25(4) :824–836.
- [Hernandez-Leal et al., 2013] Hernandez-Leal, P., Gonzalez, J. A., Morales, E. F., and Sucar, L. E. (2013). Learning temporal nodes bayesian networks. *International Journal of Approximate Reasoning*, 54(8) :956–977.
- [Hohmann, 2011] Hohmann, C. (2011). *Techniques de productivité : Comment gagner des points de performance-pour les managers et les encadrants*. Editions Eyrolles.

- [Hubac and Zamaï, 2013] Hubac, S. and Zamaï, E. (2013). Politiques de maintenance équipement en flux de production stressant. In *Technique de l'ingénieur*.
- [ISA-95, 2000] ISA-95 (2000). Enterprise control system integradation, part 3 : Activity models of manufacturing operations managements.
- [Isermann, 2006] Isermann, R. (2006). *Fault-diagnosis systems : an introduction from fault detection to fault tolerance*. Springer Science & Business Media.
- [Ishikawa, 1990] Ishikawa, K. (1990). *Introduction to quality control*. Productivity Press.
- [Ji et al., 2006] Ji, Q., Lan, P., and Looney, C. (2006). A probabilistic framework for modeling and real-time monitoring human fatigue. *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics-Part A : Systems and humans*, 36(5) :862–875.
- [Kobbacy and Murthy, 2008] Kobbacy, K. A. H. and Murthy, D. P. (2008). *Complex system maintenance handbook*. Springer Science & Business Media.
- [Lamiri, 2007] Lamiri, M. (2007). *Planification des blocs opératoires avec prise en compte des aléas*. PhD thesis, Ecole Nationale Supérieure des Mines de Saint-Etienne.
- [Lefebvre, 2012] Lefebvre, D. (2012). Diagnosis with petri nets according to partial events and states observation. *IFAC Proceedings Volumes*, 45(20) :1244–1249.
- [Liu et al., 2014] Liu, Z., Li, Y.-F., He, L.-P., Yang, Y.-J., and Huang, H.-Z. (2014). A new fault tree analysis approach based on imprecise reliability model. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O : Journal of Risk and Reliability*, 228(4) :371–381.
- [Lutz and Biernat, 2015] Lutz, M. and Biernat, E. (2015). *Data science : fondamentaux et études de cas : Machine learning avec Python et R*. Editions Eyrolles.
- [Mahulea et al., 2012] Mahulea, C., Seatzu, C., Cabasino, M. P., and Silva, M. (2012). Fault diagnosis of discrete-event systems using continuous petri nets. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A : Systems and Humans*, 42(4) :970–984.
- [McCulloch et al., 2008] McCulloch, K., Baker, A., Ferguson, S., Fletcher, A., and Dawson, D. (2008). Developing and implementing a fatigue risk management system.
- [McLaughlin, 2007] McLaughlin, J. L. (2007). *Stress, fatigue and workload : determining the combined affect on human performance*. PhD thesis, University of Central Florida.
- [Meyer et al., 2009] Meyer, H., Fuchs, F., and Thiel, K. (2009). *Manufacturing execution systems (MES) : Optimal design, planning, and deployment*. McGraw Hill Professional.
- [Muchiri et al., 2014] Muchiri, P. N., Pintelon, L., Martin, H., and Chemweno, P. (2014). Modelling maintenance effects on manufacturing equipment performance : results from simulation analysis. *International Journal of Production Research*, 52(11) :3287–3302.
- [Muñoz et al., 2011] Muñoz, E., Capón-García, E., Moreno-Benito, M., Espuña, A., and Puigjaner, L. (2011). Scheduling and control decision-making under an integrated information environment. *Computers & chemical engineering*, 35(5) :774–786.

- [Murphy, 2002] Murphy, K. P. (2002). Dynamic bayesian networks. *Probabilistic Graphical Models*, M. Jordan, 7.
- [Naïm et al., 2011] Naïm, P., Wullemmin, P.-H., Leray, P., Pourret, O., and Becker, A. (2011). *Réseaux bayésiens*. Editions Eyrolles.
- [NFEN, 2001] NFEN, N. (2001). 13306–x60-319. *Terminologie de la maintenance*.
- [Nguyen et al., 2016] Nguyen, D. T., Duong, Q. B., Zamai, E., and Shahzad, M. K. (2016). Fault diagnosis for the complex manufacturing system. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O : Journal of Risk and Reliability*, 230(2) :178–194.
- [Orphanou et al., 2014] Orphanou, K., Stassopoulou, A., and Keravnou, E. (2014). Temporal abstraction and temporal bayesian networks in clinical domains : A survey. *Artificial intelligence in medicine*, 60(3) :133–149.
- [Palacios-Alonso et al., 2010] Palacios-Alonso, M. A., Brizuela, C. A., and Sucar, L. E. (2010). Evolutionary learning of dynamic naive bayesian classifiers. *Journal of Automated Reasoning*, 45(1) :21–37.
- [Pearl, 1988] Pearl, J. (1988). Morgan kaufmann series in representation and reasoning. probabilistic reasoning in intelligent systems : Networks of plausible inference.
- [Pétin et al., 2007] Pétin, J.-F., Gouyon, D., and Morel, G. (2007). Supervisory synthesis for product-driven automation and its application to a flexible assembly cell. *Control Engineering Practice*, 15(5) :595–614.
- [Pietrac et al., 2011] Pietrac, L., Lelevé, A., and Henry, S. (2011). On the use of sysml for manufacturing execution system design. In *Emerging Technologies & Factory Automation (ETFA), 2011 IEEE 16th Conference on*, pages 1–8. IEEE.
- [Ponce-Hernández et al., 2013] Ponce-Hernández, M., González-Angeles, A., Navarro-González, C., and Cabrera-Córdova, E. (2013). Overall equipment effectiveness (oee) diagnosis and improving in a small business as an essential tool for business competitiveness. *Research Journal of Recent Sciences*, 2(6) :58–65.
- [Proctor and Van Zandt, 2018] Proctor, R. W. and Van Zandt, T. (2018). *Human factors in simple and complex systems*. CRC press.
- [Ramati and Shahar, 2012] Ramati, M. and Shahar, Y. (2012). Irregular-time bayesian networks. *arXiv preprint arXiv :1203.3510*.
- [Rasmuson and Kelly, 2008] Rasmuson, D. M. and Kelly, D. L. (2008). Common-cause failure analysis in event assessment. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O : Journal of Risk and Reliability*, 222(4) :521–532.
- [Ribault et al., 2017] Ribault, A., Ouzrout, Y., Vercaene, S., and Henry, S. (2017). Optimisation économique de la production d’énergie thermique avec stockage. In *Congrès annuel de la Société Française de Recherche Opérationnelle et d’Aide à la Décision, ROADEF2017*.
- [Ribot, 2009] Ribot, P. (2009). *Vers l’intégration diagnostic/pronostic pour la maintenance des systèmes complexes*. PhD thesis, Université Paul Sabatier-Toulouse III.
- [Ruiz et al., 2007] Ruiz, R., García-Díaz, J. C., and Maroto, C. (2007). Considering scheduling and preventive maintenance in the flowshop sequencing problem. *Computers & Operations Research*, 34(11) :3314–3330.

- [Sahin et al., 2012] Sahin, S., Tolun, M. R., and Hassanpour, R. (2012). Hybrid expert systems : A survey of current approaches and applications. *Expert Systems with Applications*, 39(4) :4609–4617.
- [Said et al., 2016] Said, A. B., Shahzad, M. K., Zamaï, E., Hubac, S., and Tollenaere, M. (2016). Experts' knowledge renewal and maintenance actions effectiveness in high-mix low-volume industries, using bayesian approach. *Cognition, Technology & Work*, 18(1) :193–213.
- [Sautory and Zilloniz, 2014] Sautory, O. and Zilloniz, S. (2014). Les rythmes de travail en 2010. *Document d'études*, (180).
- [Scheer, 2012] Scheer, A.-W. (2012). *CIM Computer Integrated Manufacturing : Towards the Factory of the Future*. Springer Science & Business Media.
- [Shahzad et al., 2012] Shahzad, M. K., Hubac, S., Siadat, A., and Tollenaere, M. (2012). An interdisciplinary fmea methodology to find true dfm challenges. In *12th European Advanced Process Control and Manufacturing Conference*.
- [Sicard et al., 2018] Sicard, F., Zamaï, É., and Flaus, J.-M. (2018). Critical states distance filter based approach for detection and blockage of cyberattacks in industrial control systems. In *Diagnosability, Security and Safety of Hybrid Dynamic and Cyber-Physical Systems*, pages 117–145. Springer.
- [Snoeij and Ipskamp, 2016] Snoeij, J. and Ipskamp, G. (2016). 17th annual mes product survey - the invaluable guide to accelerate the evaluation of your potential mes solution. *CGI Nederland*.
- [Soldani et al., 2007] Soldani, S., Combacau, M., Thomas, J., and Subias, A. (2007). Intermittent fault detection through message exchanges : a coherence based approach. In *Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes 2006*, pages 1479–1484. Elsevier.
- [Strasser and Sheppard, 2011] Strasser, S. and Sheppard, J. (2011). Diagnostic alarm sequence maturation in timed failure propagation graphs. In *AUTOTEST-CON, 2011 IEEE*, pages 158–165. IEEE.
- [Tran et al., 2016] Tran, N., Henry, S., and Zamaï, E. (2016). Generic and configurable diagnosis function based on production data stored in manufacturing execution system. In *Third European Conference of the Prognostics and Health Management Society 2016*, volume 7, pages 303–312.
- [Tran et al., 2014] Tran, N. H., Bouaziz, M. F., and Zamaï, E. (2014). Identification and classification protocol for complex systems. In *2nd European Conference of the Prognostics and Health Management Society, PHME 2014*, pages 58–65.
- [Venkatasubramanian et al., 2003] Venkatasubramanian, V., Rengaswamy, R., Kavuri, S. N., and Yin, K. (2003). A review of process fault detection and diagnosis : Part iii : Process history based methods. *Computers & chemical engineering*, 27(3) :327–346.
- [Verner et al., 2003] Verner, L., Oleynikov, D., Holtmann, S., Haider, H., and Zhukov, L. (2003). Measurements of the level of surgical expertise using flight path analysis from da vinci robotic surgical system. *Stud Health Technol Inform*, 94 :373–378.

- [Weber et al., 2012] Weber, P., Medina-Oliva, G., Simon, C., and Iung, B. (2012). Overview on bayesian networks applications for dependability, risk analysis and maintenance areas. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 25(4) :671–682.
- [Weber et al., 2008] Weber, P., Theilliol, D., and Aubrun, C. (2008). Component reliability in fault-diagnosis decision making based on dynamic bayesian networks. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O : Journal of Risk and Reliability*, 222(2) :161–172.
- [Whiteley et al., 2015] Whiteley, M., Fly, A., Leigh, J., Jackson, L., and Dunnett, S. (2015). Reliability modelling using petri-net simulation of polymer electrolyte membrane fuel cell degradation in automotive applications. In *Reliability and Maintainability Symposium (RAMS), 2015 Annual*, pages 1–6. IEEE.
- [X60-000, 2016] X60-000, N. (Avril 2016). Maintenance industrielle - fonction maintenance.
- [Yang et al., 2009] Yang, B.-S., Oh, M.-S., Tan, A. C. C., et al. (2009). Fault diagnosis of induction motor based on decision trees and adaptive neuro-fuzzy inference. *Expert Systems with Applications*, 36(2) :1840–1849.
- [Zamaï et al., 1997] Zamaï, E., Chaillet-Subias, A., Combacau, M., and de Bonneval, A. (1997). A hierarchical structure for control of discrete events systems and monitoring of process failures. *Studies in Informatics and Control*, 6(1) :7–15.

Annexe A

Annexe du chapitre 7

Cet annexe fourni l'ensemble des éléments ayant permis de valider la conformité de la base de données de la solution MES GlobalScreenIntra avec le standard ISA-95. La seconde partie de cette annexe présente les données générées sur des périodes longues.

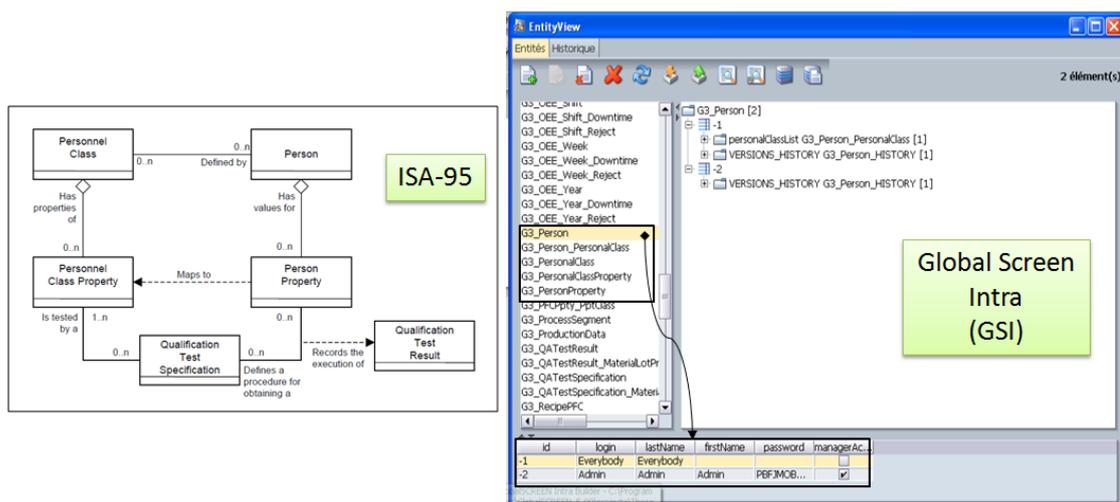


FIGURE A.1 – Personnel

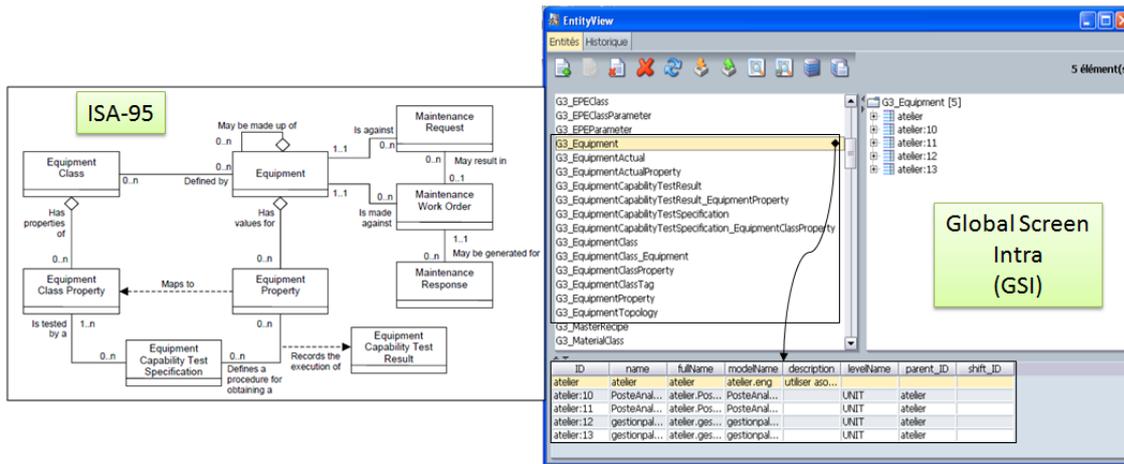


FIGURE A.2 – Equipement

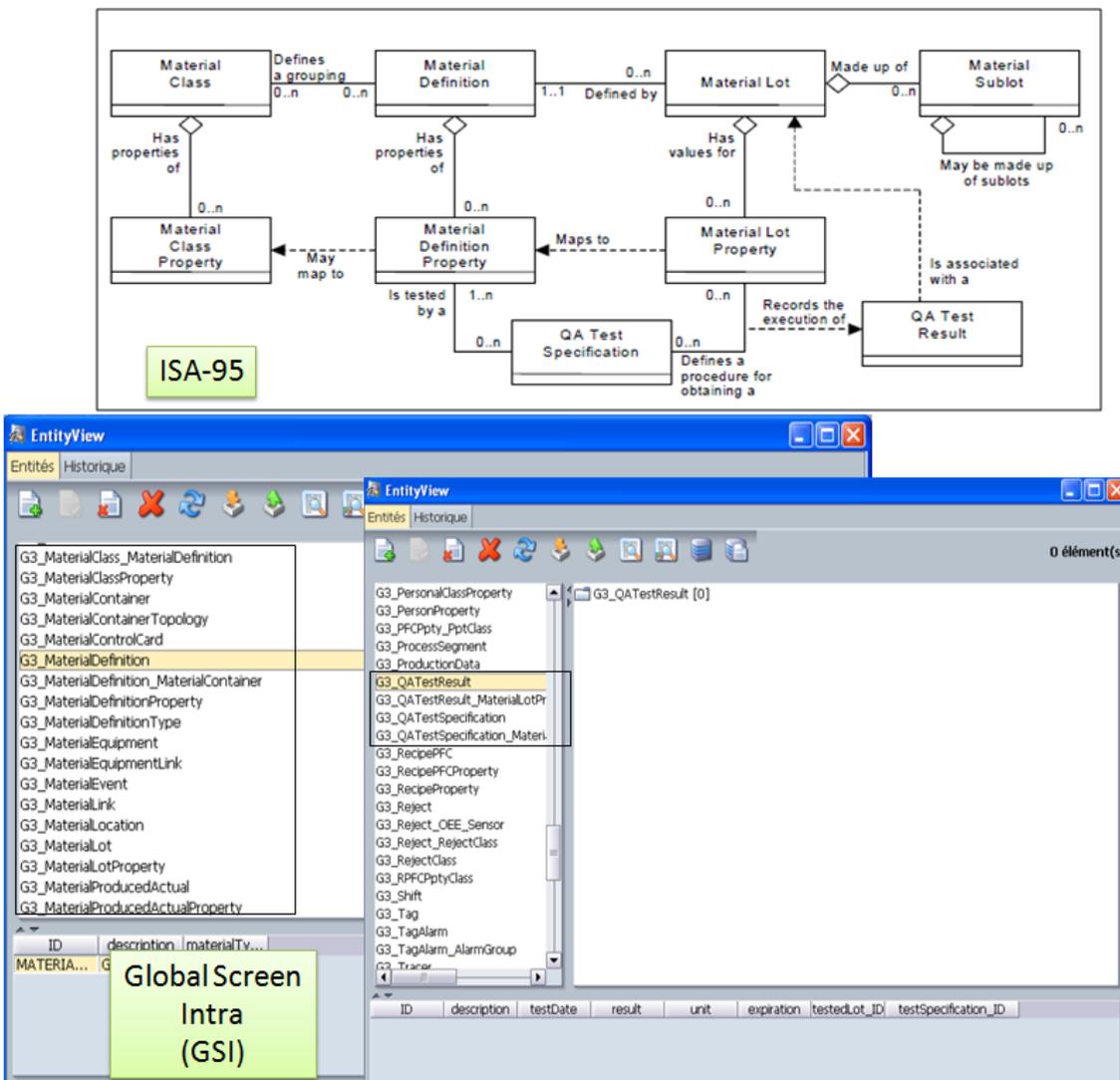


FIGURE A.3 – Matière



FIGURE A.4 – contrôle de production

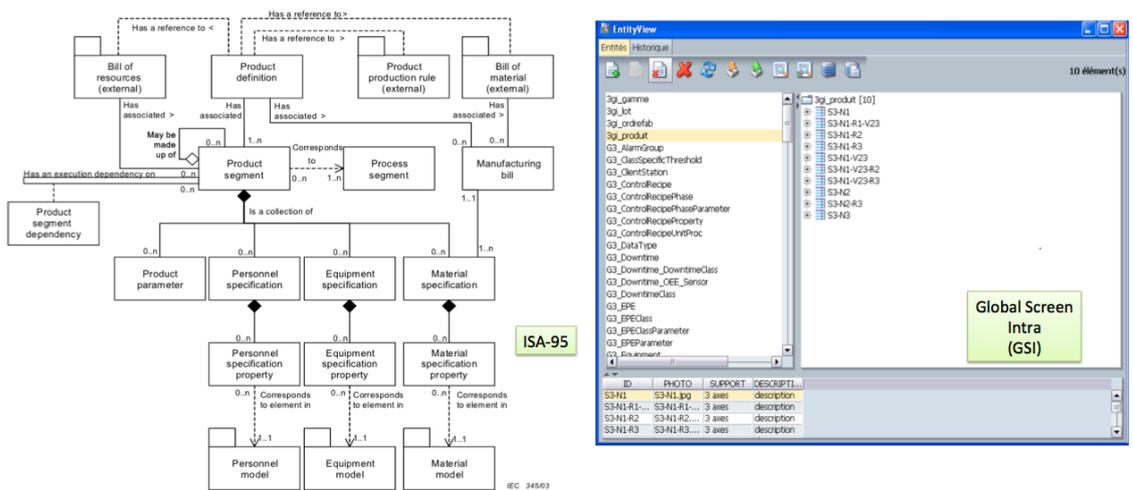


FIGURE A.5 – Produit

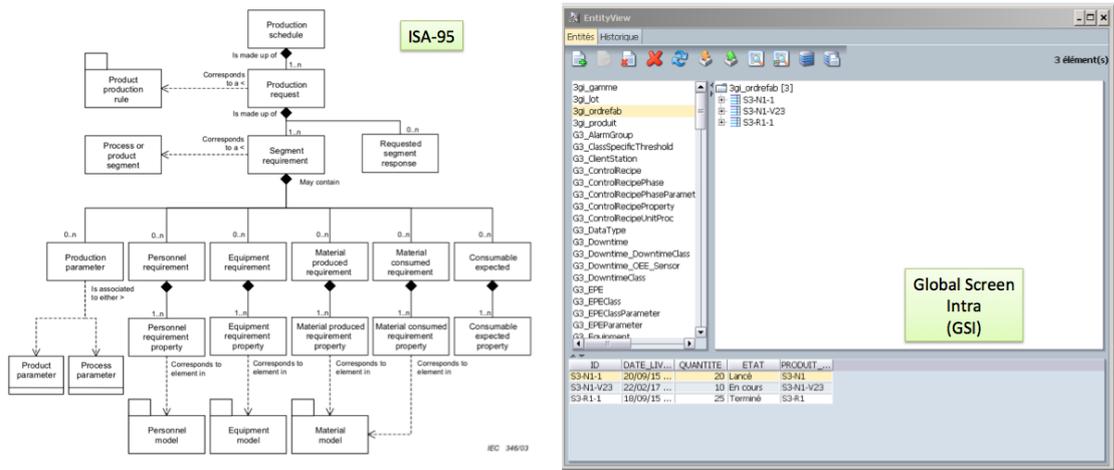


FIGURE A.6 – Ordre de fabrication

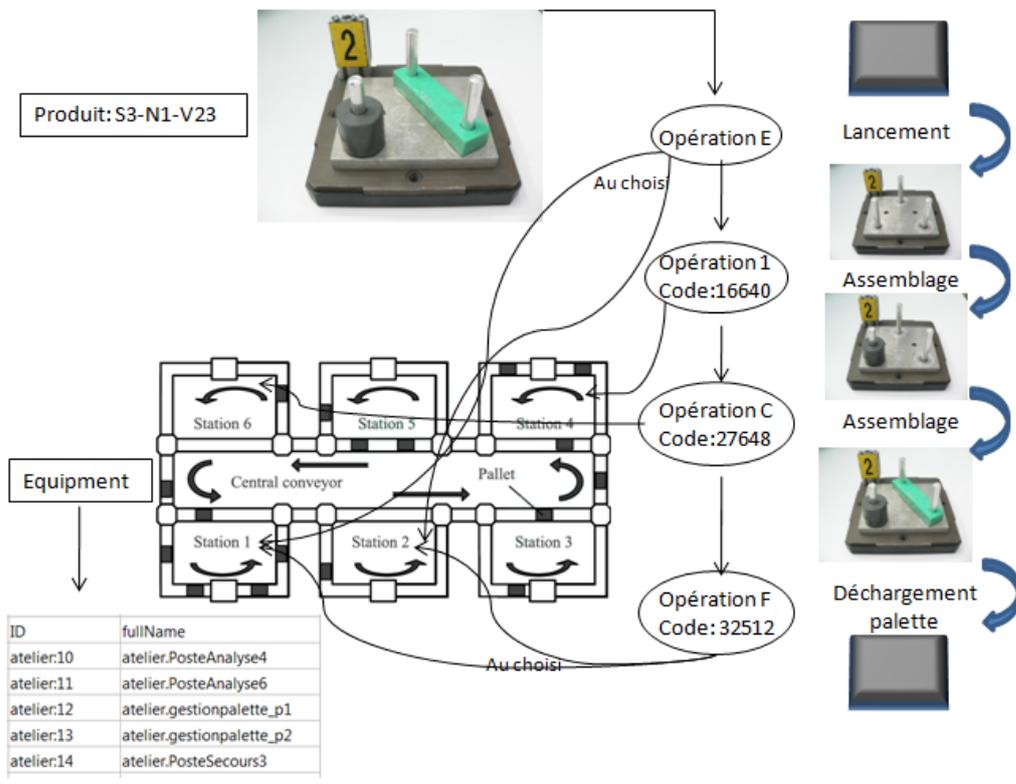


FIGURE A.7 – Exemple de transfert de produit S3-N1-V23.

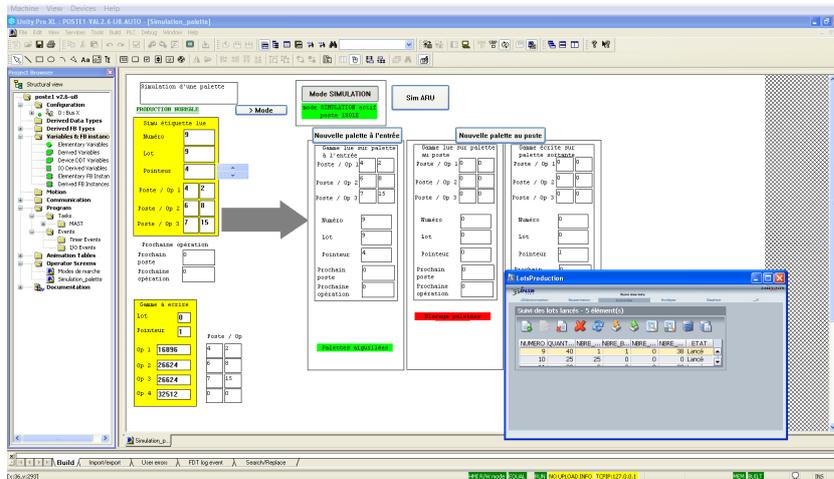


FIGURE A.8 – Capture du visuel du poste 1 par UNITY

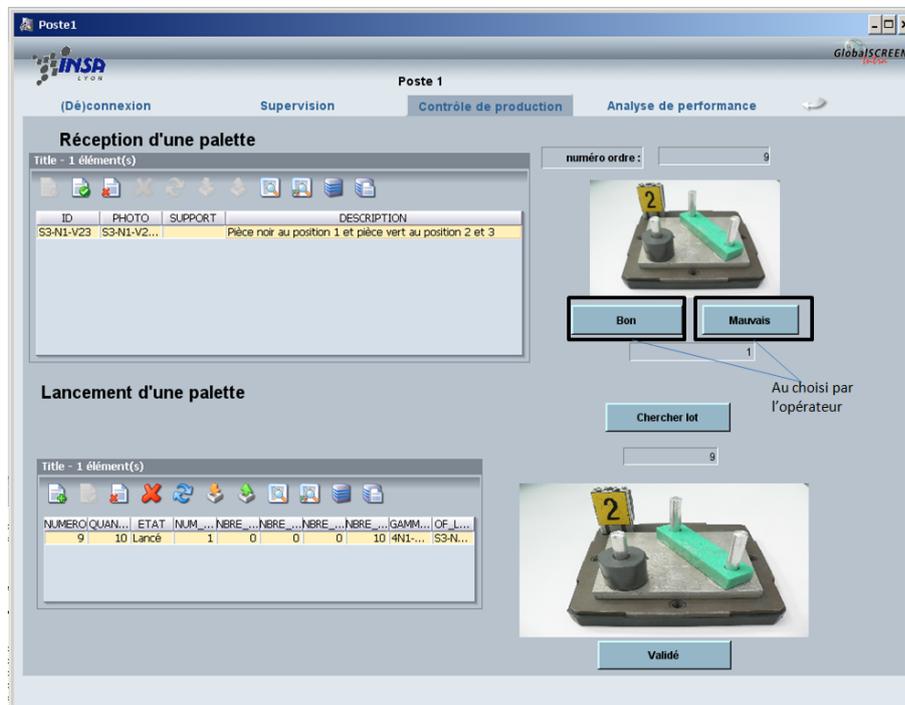


FIGURE A.9 – Capture du visuel du poste 1 sur GSI

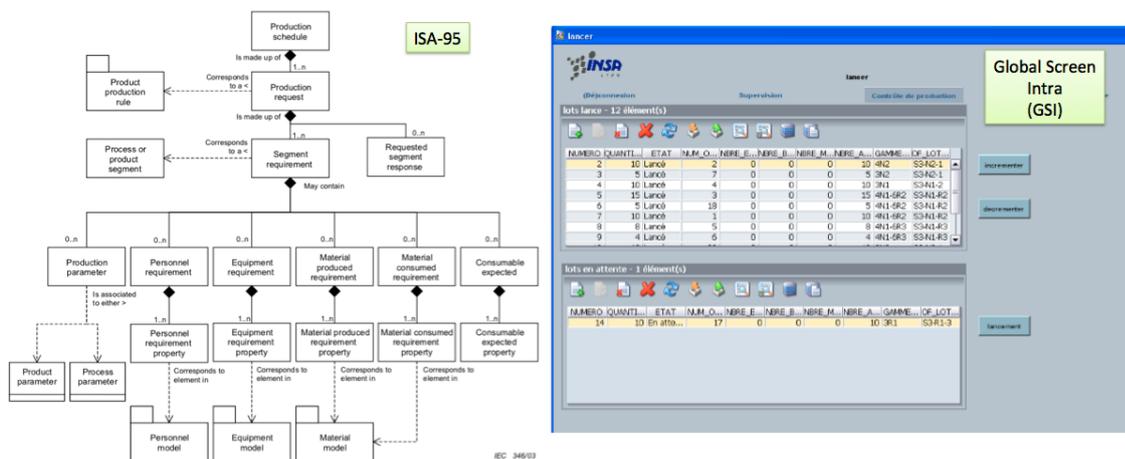


FIGURE A.10 – Plan de production

The left screenshot shows the EntityView interface with a list of entities. The 'G3_Downtime [13]' entity is selected, showing a list of stoppage types: Arret panne, Arret urgence, Maintenance corrective, absence palette, absence piece, initialisation production, maintenance preventive, non production, pause operateur, planned, reunion equipe, and unexpected. The right screenshot shows the 'G3_OEE_Week [2]' entity, displaying a table of OEE data:

oee_week	oee_year	oeesensor...	totalTime	openTime	closedDow...	productTim
8	2018	atelier:10.4	3 10:20:1...	3 10:20:1...	00:00:00	3 10:20:1...
8	2018	atelier:11.4	3 10:20:1...	3 10:20:1...	00:00:00	3 10:20:1...

FIGURE A.11 – Les données des arrêts de production et de TRS

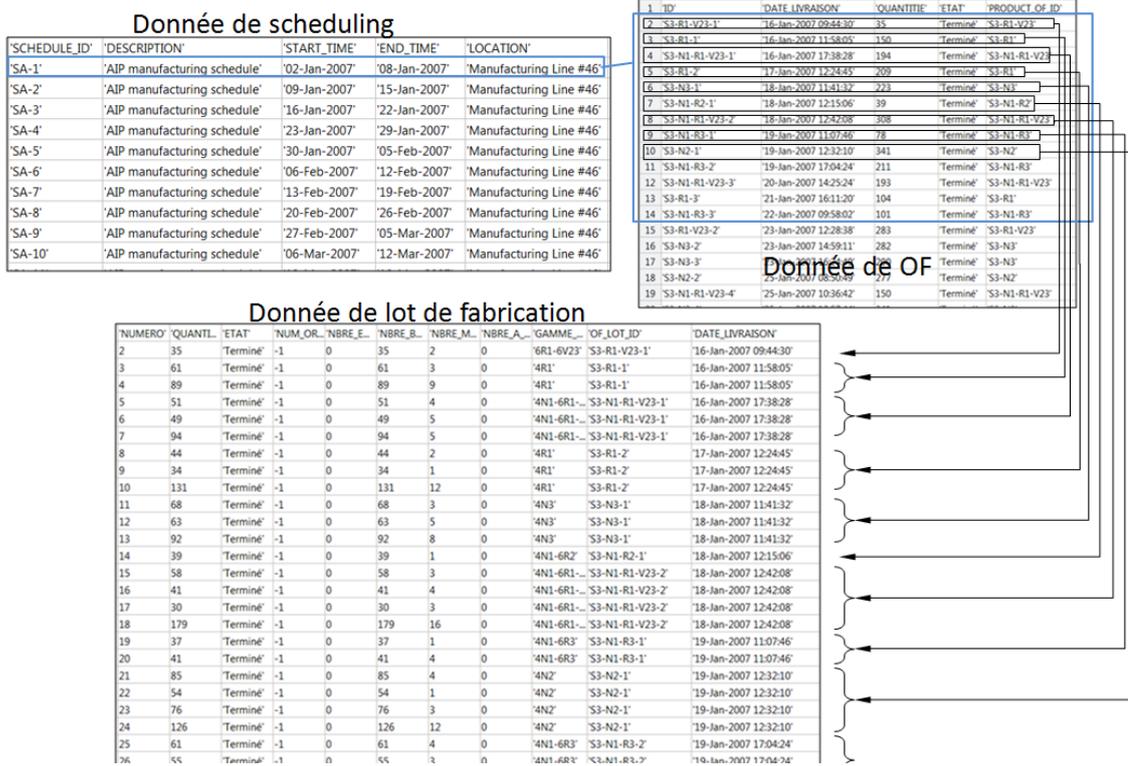


FIGURE A.12 – Cohérence entre les données d’ordonnement, des OF et des lots



FIGURE A.13 – Création des données de segment conformément à la norme ISA-95

equipment_ID'	operation_MP_ID'	Responsable_ID'	VERSION_DATE_START'	ACTION_TYPE'	VERSION_DATE_END'
'atelier:11'	'WO-MP5-938341800'	'technicien'	'18-Jan-2007 11:27:45'	'Maintenance préventive'	'18-Jan-2007 12:18:44'
'atelier:10'	'WO-MP2-813213385'	'technicien'	'19-Jan-2007 17:15:55'	'Maintenance préventive'	'19-Jan-2007 17:34:55'
'atelier:11'	'WO-MP6-786278842'	'technicien'	'21-Jan-2007 14:33:13'	'Maintenance préventive'	'21-Jan-2007 15:22:23'
'atelier:10'	'WO-MP1-694212967'	'technicien'	'23-Jan-2007 10:16:59'	'Maintenance préventive'	'23-Jan-2007 10:36:43'
'atelier:11'	'WO-MP5-708280475'	'technicien'	'12-Feb-2007 12:55:18'	'Maintenance préventive'	'12-Feb-2007 13:18:03'
'atelier:10'	'WO-MP2-648838540'	'technicien'	'13-Feb-2007 16:21:10'	'Maintenance préventive'	'13-Feb-2007 17:07:22'
'atelier:10'	'WO-MP1-155917946'	'technicien'	'22-Feb-2007 13:14:16'	'Maintenance préventive'	'22-Feb-2007 13:43:08'
'atelier:11'	'WO-MP6-281413383'	'technicien'	'02-Mar-2007 17:07:33'	'Maintenance préventive'	'02-Mar-2007 17:19:24'
'atelier:11'	'WO-MP5-977808925'	'technicien'	'09-Mar-2007 10:06:38'	'Maintenance préventive'	'09-Mar-2007 11:04:24'
'atelier:10'	'WO-MP2-291646152'	'technicien'	'10-Mar-2007 16:01:27'	'Maintenance préventive'	'10-Mar-2007 16:33:31'
'atelier:10'	'WO-MP1-930822224'	'technicien'	'24-Mar-2007 12:21:17'	'Maintenance préventive'	'24-Mar-2007 13:03:22'
'atelier:11'	'WO-MP5-544643730'	'technicien'	'03-Apr-2007 16:52:16'	'Maintenance préventive'	'03-Apr-2007 17:19:24'
'atelier:10'	'WO-MP2-734292351'	'technicien'	'04-Apr-2007 13:58:26'	'Maintenance préventive'	'04-Apr-2007 14:14:12'
'atelier:11'	'WO-MP6-396142546'	'technicien'	'11-Apr-2007 15:12:57'	'Maintenance préventive'	'11-Apr-2007 16:01:04'
'atelier:10'	'WO-MP1-694395914'	'technicien'	'23-Apr-2007 09:37:36'	'Maintenance préventive'	'23-Apr-2007 10:13:53'
'atelier:11'	'WO-MP5-299431044'	'technicien'	'28-Apr-2007 15:54:37'	'Maintenance préventive'	'28-Apr-2007 16:39:55'
'atelier:10'	'WO-MP2-869326513'	'technicien'	'29-Apr-2007 15:26:35'	'Maintenance préventive'	'29-Apr-2007 16:21:39'

FIGURE A.14 – Données du plan du maintenance prévisionnelle

'oesensor_ID'	'downtime_ID'	'VERSION_DATE_START'	'ACTION_...	'VERSION_DATE_END'
'atelier:10.4'	'Absence_piece'	'02-Jan-2007 11:50:50'	'UPDATE'	'02-Jan-2007 12:39:44'
'atelier:10.4'	'Absence_palette'	'02-Jan-2007 14:05:35'	'UPDATE'	'02-Jan-2007 14:10:43'
'atelier:10.4'	'Arret_panne'	'02-Jan-2007 16:04:16'	'UPDATE'	'02-Jan-2007 16:42:39'
'atelier:10.4'	'Reunion_equipe'	'02-Jan-2007 16:57:44'	'UPDATE'	'02-Jan-2007 17:34:07'
'atelier:10.4'	'Non_production'	'03-Jan-2007 09:06:18'	'UPDATE'	'03-Jan-2007 09:23:57'
'atelier:10.4'	'Arret_urgence'	'03-Jan-2007 10:24:06'	'UPDATE'	'03-Jan-2007 11:01:28'
'atelier:10.4'	'Arret_urgence'	'03-Jan-2007 13:19:20'	'UPDATE'	'03-Jan-2007 13:38:24'
'atelier:10.4'	'Arret_panne'	'03-Jan-2007 13:50:27'	'UPDATE'	'03-Jan-2007 14:36:32'
'atelier:10.4'	'Initialisation_production'	'04-Jan-2007 12:24:40'	'UPDATE'	'04-Jan-2007 13:06:46'
'atelier:10.4'	'Reunion_equipe'	'05-Jan-2007 09:10:55'	'UPDATE'	'05-Jan-2007 09:11:29'
'atelier:10.4'	'Arret_panne'	'05-Jan-2007 09:34:34'	'UPDATE'	'05-Jan-2007 10:30:28'
'atelier:10.4'	'Pause_operateur'	'05-Jan-2007 14:28:30'	'UPDATE'	'05-Jan-2007 14:48:25'
'atelier:10.4'	'Absence_piece'	'05-Jan-2007 18:54:50'	'UPDATE'	'05-Jan-2007 19:52:43'
'atelier:10.4'	'Unexpected'	'06-Jan-2007 11:21:19'	'UPDATE'	'06-Jan-2007 11:46:24'
'atelier:10.4'	'Initialisation_production'	'06-Jan-2007 16:05:25'	'UPDATE'	'06-Jan-2007 16:21:44'
'atelier:10.4'	'Arret_panne'	'07-Jan-2007 09:53:56'	'UPDATE'	'07-Jan-2007 10:12:12'
'atelier:10.4'	'Planned'	'07-Jan-2007 11:54:26'	'UPDATE'	'07-Jan-2007 12:21:35'

FIGURE A.15 – Données des arrêts de production du poste 4

'oeo_oeo_week'	'AUTHOR...	'ORIGINAL_o...	'reject_ID'	'oeo_oeo...	'VERSION_DATE_START'	'quantity'	'VERSION_DATE_END'
'SA-1'	'Data ma...	'atelier:10.4'	'pièce defectueuse'	0 2007	'02-Jan-2007'	475	'08-Jan-2007'
'SA-1'	'Data ma...	'atelier:10.4'	'pièce en plus'	0 2007	'02-Jan-2007'	46	'08-Jan-2007'
'SA-2'	'Data ma...	'atelier:10.4'	'pièce mal positionnee'	0 2007	'09-Jan-2007'	631	'15-Jan-2007'
'SA-3'	'Data ma...	'atelier:10.4'	'pièce defectueuse'	0 2007	'16-Jan-2007'	298	'22-Jan-2007'
'SA-4'	'Data ma...	'atelier:10.4'	'pièce defectueuse'	0 2007	'23-Jan-2007'	153	'29-Jan-2007'
'SA-4'	'Data ma...	'atelier:10.4'	'pièce en moins'	0 2007	'23-Jan-2007'	147	'29-Jan-2007'
'SA-4'	'Data ma...	'atelier:10.4'	'pièce en plus'	0 2007	'23-Jan-2007'	96	'29-Jan-2007'
'SA-4'	'Data ma...	'atelier:10.4'	'pièce mal positionnee'	0 2007	'23-Jan-2007'	160	'29-Jan-2007'
'SA-5'	'Data ma...	'atelier:10.4'	'pièce en plus'	0 2007	'30-Jan-2007'	94	'05-Feb-2007'
'SA-5'	'Data ma...	'atelier:10.4'	'pièce mal positionnee'	0 2007	'30-Jan-2007'	99	'05-Feb-2007'
'SA-5'	'Data ma...	'atelier:10.4'	'pièce defectueuse'	0 2007	'30-Jan-2007'	111	'05-Feb-2007'
'SA-5'	'Data ma...	'atelier:10.4'	'pièce en moins'	0 2007	'30-Jan-2007'	179	'05-Feb-2007'
'SA-6'	'Data ma...	'atelier:10.4'	'pièce en plus'	0 2007	'06-Feb-2007'	66	'12-Feb-2007'
'SA-6'	'Data ma...	'atelier:10.4'	'pièce defectueuse'	0 2007	'06-Feb-2007'	77	'12-Feb-2007'
'SA-6'	'Data ma...	'atelier:10.4'	'pièce mal positionnee'	0 2007	'06-Feb-2007'	95	'12-Feb-2007'
'SA-6'	'Data ma...	'atelier:10.4'	'pièce en moins'	0 2007	'06-Feb-2007'	73	'12-Feb-2007'
'SA-7'	'Data ma...	'atelier:10.4'	'pièce en plus'	0 2007	'13-Feb-2007'	571	'19-Feb-2007'
'SA-7'	'Data ma...	'atelier:10.4'	'pièce mal positionnee'	0 2007	'13-Feb-2007'	273	'19-Feb-2007'
'SA-8'	'Data ma...	'atelier:10.4'	'pièce en plus'	0 2007	'20-Feb-2007'	548	'26-Feb-2007'

FIGURE A.16 – Données de contrôle des produits

'qualityR...	'oe_week'	'productTime'	'...runningT...	'planned_...	'slowing_...	'VERSION_...	'oesensor_ID'	'depend_...	'perform_...	'goodQu_...	'totalQuantity'	'...equipme...	'unknown_...	'...unplann...	'openTim_...	'OEE'	'...VERSION_D_...	'totalTim
0.8001	'SA-1'	20.8642	..47.4642	1.0683	26.6000	02-Jan-2..	'atelier:10.4'	3.1378	0.4396	2085	2606	'..0.8641	0.2942	'...0.4181	54.9317	0.3000	'..08-Jan-2007'	56
0.8048	'SA-2'	25.0292	..51.5625	0.9075	26.5333	09-Jan-2..	'atelier:10.4'	1.2225	0.4854	2601	3232	'..0.9359	0	'...0.7422	55.0925	0.3700	'..15-Jan-2007'	56
0.8000	'SA-3'	25.8231	..52.2897	0.1319	26.4666	16-Jan-2..	'atelier:10.4'	2.4103	0.4938	1192	1490	'..0.9360	0	'...0.5375	55.8681	0.3700	'..22-Jan-2007'	56
0.7951	'SA-4'	21.5821	..47.9819	1.0992	26.3999	23-Jan-2..	'atelier:10.4'	2.9461	0.4498	2157	2713	'..0.8740	0.9997	'...0.7217	54.9008	0.3100	'..29-Jan-2007'	56
0.8002	'SA-5'	20.5910	..46.9242	1.2286	26.3331	30-Jan-2..	'atelier:10.4'	3.2947	0.4388	1934	2417	'..0.8567	0.4819	'...0.1761	54.7714	0.3000	'..05-Feb-2007'	56
0.8000	'SA-6'	17.7419	..44.0083	0.4939	26.2664	06-Feb-2..	'atelier:10.4'	4.3494	0.4031	1244	1555	'..0.7929	0.7214	'...0.1964	55.5061	0.2600	'..12-Feb-2007'	56
0.8000	'SA-7'	17.7232	..43.9228	1.9375	26.1996	13-Feb-2..	'atelier:10.4'	4.0481	0.4035	3376	4220	'..0.8124	0.2339	'...2.0350	54.0625	0.2600	'..19-Feb-2007'	56
0.8001	'SA-8'	15.2891	..41.4219	3.4028	26.1329	20-Feb-2..	'atelier:10.4'	6.1969	0.3691	2193	2741	'..0.7875	1.1739	'...1.0419	52.5972	0.2300	'..26-Feb-2007'	56
0.8002	'SA-9'	15.6942	..41.7603	2.0747	26.0661	27-Feb-2..	'atelier:10.4'	5.8592	0.3758	1342	1677	'..0.7744	0.5183	'...1.5733	53.9253	0.2300	'..05-Mar-200...	56
0.8008	'SA-10'	14.7896	..40.7889	2.0608	25.9993	06-Mar-...	'atelier:10.4'	6.2186	0.3626	2601	3248	'..0.7562	1.2592	'...2.0478	53.9392	0.2200	'..12-Mar-200...	56
0.8001	'SA-11'	20.6803	..46.6128	1.3989	25.9325	13-Mar-...	'atelier:10.4'	2.0872	0.4437	2361	2951	'..0.8537	1.4764	'...1.8892	54.6011	0.3000	'..19-Mar-200...	56
0.8002	'SA-12'	21.1202	..46.9858	2.4756	25.8656	20-Mar-...	'atelier:10.4'	3.5103	0.4495	1898	2372	'..0.8778	0	'...1.4103	53.5244	0.3200	'..26-Mar-200...	56
0.8000	'SA-13'	21.1107	..46.9094	0.3294	25.7988	27-Mar-...	'atelier:10.4'	3.1628	0.4500	1416	1770	'..0.8426	2.1286	'...0.3603	55.6706	0.3000	'..02-Apr-2007'	56
0.8000	'SA-14'	18.4733	..44.2053	3.7686	25.7319	03-Apr-2..	'atelier:10.4'	3.7100	0.4179	1468	1835	'..0.8463	0.4969	'...1.5467	52.2314	0.2800	'..09-Apr-2007'	56
0.8000	'SA-15'	14.1680	..39.8331	5.1831	25.6651	10-Apr-2..	'atelier:10.4'	4.9750	0.3557	2412	3015	'..0.7839	1.0739	'...0.9239	50.8169	0.2200	'..16-Apr-2007'	56
0.8001	'SA-16'	18.3699	..43.9681	2.3611	25.5982	17-Apr-2..	'atelier:10.4'	6.6892	0.4178	1701	2126	'..0.8197	0.9100	'...0.8283	53.6389	0.2700	'..23-Apr-2007'	56
0.7958	'SA-17'	18.3418	..43.8731	0.6994	25.5313	24-Apr-2..	'atelier:10.4'	5.9900	0.4181	1629	2047	'..0.7934	1.1742	'...1.0281	55.3006	0.2600	'..30-Apr-2007'	56
0.8000	'SA-18'	18.2364	..43.7008	3.8578	25.4644	01-May-...	'atelier:10.4'	3.9064	0.4173	1440	1800	'..0.8381	1.8978	'...0	52.1422	0.2800	'..07-May-20...	56
0.8050	'SA-19'	20.2186	..45.6161	2.3589	25.3975	08-May-...	'atelier:10.4'	3.9506	0.4432	2205	2739	'..0.8504	1.0017	'...1.5717	53.6411	0.3000	'..14-May-20...	56
0.8001	'SA-20'	24.8592	..50.1897	0.9219	25.3305	15-May-...	'atelier:10.4'	3.3006	0.4953	2081	2601	'..0.9112	0.4408	'...0.1444	55.0781	0.3600	'..21-May-20...	56
0.8001	'SA-21'	19.2547	..44.5183	2.4158	25.2636	22-May-...	'atelier:10.4'	5.0806	0.4325	1881	2351	'..0.8308	0.8328	'...0.3714	53.5842	0.2900	'..28-May-20...	56
0.8000	'SA-22'	21.6053	..46.8019	1.5833	25.1966	29-May-...	'atelier:10.4'	1.3019	0.4616	1316	1645	'..0.8601	1.4442	'...1.0225	54.4167	0.3200	'..04-Jun-2007'	56
0.8001	'SA-23'	16.3503	..41.4800	2.3836	25.1297	05-Jun-2..	'atelier:10.4'	6.4644	0.3942	2174	2717	'..0.7736	0.7769	'...0.6233	53.6164	0.2400	'..11-Jun-2007'	56
0.8001	'SA-24'	22.2029	..47.2656	0.3831	25.0627	12-Jun-2..	'atelier:10.4'	3.6792	0.4697	1949	2436	'..0.8498	1.3169	'...0.9706	55.6169	0.3200	'..18-Jun-2007'	56
0.8000	'SA-25'	19.6468	..44.6425	3.7708	24.9957	19-Jun-2..	'atelier:10.4'	3.6031	0.4401	2764	3455	'..0.8547	0.3928	'...0.1592	52.2292	0.3000	'..25-Jun-2007'	56
0.8000	'SA-26'	21.3191	..46.2478	2.7253	24.9287	26-Jun-2..	'atelier:10.4'	2.6283	0.4610	2812	3515	'..0.8681	0.0558	'...1.5003	53.2747	0.3200	'..02-Jul-2007'	56
0.7977	'SA-27'	18.7223	..43.5839	0.8717	24.8616	03-Jul-2..	'atelier:10.4'	5.8372	0.4296	2548	3194	'..0.7906	1.0644	'...1.7878	55.1283	0.2700	'..09-Jul-2007'	56

FIGURE A.17 – Données de TRS du poste 4

Annexe B

Annexe chapitre 8 : Détermination des caractéristiques

Cet annexe présente les données utilisées pour déterminer les valeurs des différentes caractéristiques des scénarios 1 et 2 du chapitre 8.

	'equipme...'	'operation_MP_ID'	'...'	'VERSION_DATE_START'	'...'	'VERSION_DATE_END'
1	'atelier:10'	'WO-MP1-879712335'	'...'	'04-Jan-2002 09:16:47'	'...'	'04-Jan-2002 09:30:22'
3	'atelier:10'	'WO-MP2-803723527'	'...'	'05-Jan-2002 09:56:58'	'...'	'05-Jan-2002 10:50:34'
4	'atelier:10'	'WO-MP2-494244029'	'...'	'30-Jan-2002 15:38:08'	'...'	'30-Jan-2002 16:15:05'
25	'atelier:10'	'WO-MP2-219901180'	'...'	'01-Nov-2002 16:52:49'	'...'	'01-Nov-2002 17:25:53'
26	'atelier:10'	'WO-MP2-532636191'	'...'	'26-Nov-2002 17:56:20'	'...'	'26-Nov-2002 18:22:48'
27	'atelier:10'	'WO-MP1-177292358'	'...'	'30-Nov-2002 10:24:17'	'...'	'30-Nov-2002 10:31:02'
28	'atelier:10'	'WO-MP2-902396434'	'...'	'21-Dec-2002 11:14:57'	'...'	'21-Dec-2002 11:26:30'
133	'atelier:10'	'WO-MP2-456272731'	'...'	'15-Nov-2006 14:40:12'	'...'	'15-Nov-2006 15:00:08'
134	'atelier:10'	'WO-MP1-835232344'	'...'	'09-Dec-2006 10:35:47'	'...'	'09-Dec-2006 11:20:55'
135	'atelier:10'	'WO-MP2-131243851'	'...'	'10-Dec-2006 18:34:45'	'...'	'10-Dec-2006 19:24:15'
136	'atelier:10'	'WO-MP2-588659394'	'...'	'04-Jan-2007 18:09:42'	'...'	'04-Jan-2007 18:39:36'

	'equipme...'	'operation_MP_ID'	'...'	'VERSION_DATE_START'	'...'	'VERSION_DATE_END'
1	'atelier:10'	'CR-MP2-803723527'	'...'	'06-Jan-2002 07:13:00'	'...'	'06-Jan-2002 08:06:36'
3	'atelier:10'	'CR-MP1-879712335'	'...'	'07-Jan-2002 06:44:28'	'...'	'07-Jan-2002 06:58:03'
4	'atelier:10'	'CR-MP2-494244029'	'...'	'31-Jan-2002 05:29:17'	'...'	'31-Jan-2002 06:06:14'
24	'atelier:10'	'CR-MP2-219901180'	'...'	'02-Nov-2002 01:19:29'	'...'	'02-Nov-2002 01:52:33'
25	'atelier:10'	'CR-MP1-302318778'	'...'	'19-Nov-2002 12:14:10'	'...'	'19-Nov-2002 12:30:27'
26	'atelier:10'	'CR-MP1-177292358'	'...'	'20-Dec-2002 03:59:46'	'...'	'20-Dec-2002 04:06:31'
27	'atelier:10'	'CR-MP2-902396434'	'...'	'21-Dec-2002 20:53:09'	'...'	'21-Dec-2002 21:04:42'
137	'atelier:10'	'CR-MP2-822417775'	'...'	'21-Mar-2007 05:52:22'	'...'	'21-Mar-2007 05:53:39'
138	'atelier:10'	'CR-MP1-835232344'	'...'	'21-Mar-2007 10:47:41'	'...'	'21-Mar-2007 11:32:49'
139	'atelier:10'	'CR-MP2-158733428'	'...'	'15-Apr-2007 00:28:17'	'...'	'15-Apr-2007 01:20:27'

Périodes 'SA-1': 1/1/07 --> 7/1/07

- Période de calcul : 1/1/02 --> 7/1/07
- Nous avons 63 opérations 'MP1' dans cette période. Parmi elles, 34 opérations sont en retard.
- Durée moyen retard = 61.20 (h)
- Une opération 'MP2' avec ID '532636191' est supprimée.

FIGURE B.1 – Maintenance Préventive 'MP1' & 'MP2' sur *Int₁* 'SA-1'.

Plan MP prévisionnelle			
79	'atelier:10''WO-MP1-797307646'	'19-Nov-2004 09:25:29'	'19-Nov-2004 10:00:50'
80	'atelier:10''WO-MP2-173989273'	'20-Nov-2004 09:45:15'	'20-Nov-2004 09:55:20'
81	'atelier:10''WO-MP2-700591463'	'15-Dec-2004 11:05:06'	'15-Dec-2004 11:07:35'
82	'atelier:10''WO-MP1-710576865'	'19-Dec-2004 12:24:14'	'19-Dec-2004 12:57:16'
208	'atelier:10''WO-MP2-271081832'	'05-Sep-2009 15:19:54'	'05-Sep-2009 16:06:44'
209	'atelier:10''WO-MP1-594026613'	'24-Sep-2009 18:08:25'	'24-Sep-2009 19:06:13'
210	'atelier:10''WO-MP2-937105775'	'30-Sep-2009 09:02:06'	'30-Sep-2009 09:13:58'
211	'atelier:10''WO-MP1-629657940'	'24-Oct-2009 17:41:47'	'24-Oct-2009 18:33:12'
212	'atelier:10''WO-MP2-149761810'	'25-Oct-2009 13:22:48'	'25-Oct-2009 13:49:18'
213	'atelier:10''WO-MP2-915327797'	'19-Nov-2009 16:22:43'	'19-Nov-2009 17:06:28'

Historique MP réalisée			
81	'atelier:10''CR-MP1-797307646'	'23-Jan-2005 09:25:38'	'23-Jan-2005 10:00:59'
82	'atelier:10''CR-MP2-823536341'	'03-Feb-2005 14:28:25'	'03-Feb-2005 14:47:19'
83	'atelier:10''CR-MP1-710576865'	'25-Feb-2005 09:04:35'	'25-Feb-2005 09:37:37'
84	'atelier:10''CR-MP2-171092786'	'28-Feb-2005 20:44:58'	'28-Feb-2005 21:01:24'
214	'atelier:10''CR-MP1-594026613'	'24-Feb-2010 11:35:13'	'24-Feb-2010 12:33:01'
215	'atelier:10''CR-MP2-252339377'	'27-Feb-2010 18:59:09'	'27-Feb-2010 19:55:47'
216	'atelier:10''CR-MP2-262105568'	'24-Mar-2010 15:13:16'	'24-Mar-2010 15:52:57'
217	'atelier:10''CR-MP1-629657940'	'27-Mar-2010 01:34:22'	'27-Mar-2010 02:25:47'
218	'atelier:10''CR-MP2-654943421'	'19-Apr-2010 05:57:14'	'19-Apr-2010 06:35:45'
219	'atelier:10''CR-MP1-774469736'	'27-Apr-2010 22:55:40'	'27-Apr-2010 23:23:10'

Périodes 'SA-150': 9/11/09 --> 15/11/09

- Période de calcul : 9/11/04 --> 15/11/09
- Nous avons 61 opérations 'MP1' dans cette période. Parmi elles, 31 opérations sont en retard.
- Durée moyen retard = 58.76 (h)
- Zero opération 'MP2' est supprimée.

FIGURE B.2 – Maintenance Préventive 'MP1' & 'MP2' sur *Int*₂ 'SA-150'.

Plan MP prévisionnelle			
130	'atelier:10''WO-MP1-981309736'	'10-Oct-2006 13:58:17'	'10-Oct-2006 14:10:07'
131	'atelier:10''WO-MP2-119866090'	'21-Oct-2006 12:12:38'	'21-Oct-2006 12:56:22'
132	'atelier:10''WO-MP1-617943666'	'09-Nov-2006 18:44:39'	'09-Nov-2006 19:12:07'
133	'atelier:10''WO-MP2-456272731'	'15-Nov-2006 14:40:12'	'15-Nov-2006 15:00:08'
235	'atelier:10''WO-MP2-997966695'	'15-Sep-2010 11:49:12'	'15-Sep-2010 12:08:39'
236	'atelier:10''WO-MP1-740892934'	'19-Sep-2010 16:27:52'	'19-Sep-2010 16:41:50'
237	'atelier:10''WO-MP2-617726347'	'10-Oct-2010 09:24:05'	'10-Oct-2010 09:26:37'
238	'atelier:10''WO-MP1-880789781'	'19-Oct-2010 16:11:08'	'19-Oct-2010 16:58:46'
239	'atelier:10''WO-MP2-511755223'	'04-Nov-2010 14:05:23'	'04-Nov-2010 14:07:49'
261	'atelier:10''WO-MP2-907499669'	'31-Aug-2011 16:20:17'	'31-Aug-2011 17:14:12'
262	'atelier:10''WO-MP1-653620888'	'14-Sep-2011 08:13:03'	'14-Sep-2011 09:04:03'
263	'atelier:10''WO-MP2-741871912'	'25-Sep-2011 12:12:53'	'25-Sep-2011 12:46:57'
264	'atelier:10''WO-MP1-413973554'	'14-Oct-2011 11:29:14'	'14-Oct-2011 12:07:02'

Historique MP réalisée			
133	'atelier:10''CR-MP1-981309736'	'18-Jan-2007 04:32:33'	'18-Jan-2007 04:44:23'
134	'atelier:10''CR-MP2-470156085'	'29-Jan-2007 22:18:19'	'29-Jan-2007 22:44:16'
135	'atelier:10''CR-MP1-617943666'	'17-Feb-2007 17:51:31'	'17-Feb-2007 18:18:59'
136	'atelier:10''CR-MP2-513467578'	'23-Feb-2007 23:55:37'	'24-Feb-2007 00:07:23'
229	'atelier:10''CR-MP2-997966695'	'16-Sep-2010 10:28:08'	'16-Sep-2010 10:47:35'
230	'atelier:10''CR-MP1-414568952'	'07-Oct-2010 04:22:06'	'07-Oct-2010 04:46:32'
231	'atelier:10''CR-MP2-511755223'	'04-Nov-2010 16:24:11'	'04-Nov-2010 16:26:37'
232	'atelier:10''CR-MP1-562597127'	'06-Nov-2010 22:41:35'	'06-Nov-2010 22:43:05'
267	'atelier:10''CR-MP2-223638178'	'19-Mar-2012 05:10:22'	'19-Mar-2012 06:06:44'
268	'atelier:10''CR-MP1-653620888'	'29-Mar-2012 09:23:13'	'29-Mar-2012 10:14:13'
269	'atelier:10''CR-MP2-814694079'	'12-Apr-2012 17:37:28'	'12-Apr-2012 17:46:54'
270	'atelier:10''CR-MP1-413973554'	'01-May-2012 11:53:14'	'01-May-2012 12:31:02'

Périodes 'SA-250': 10/10/11 --> 16/10/11

- Période de calcul : 10/10/06 --> 16/10/11
- Nous avons 62 opérations 'MP1' dans cette période. Parmi elles, 36 opérations sont en retard.
- Durée moyen retard = 58.9 (h)
- Une opération 'MP2' avec ID '617726347' est supprimée.

FIGURE B.3 – Maintenance Préventive 'MP1' & 'MP2' sur *Int*₃ 'SA-250'.

Plan MP prévisionnelle			
156	'atelier:10' 'WO-MP1-387541962'	'...05-Oct-2007 17:16:23'	'...05-Oct-2007 17:17:53'
157	'atelier:10' 'WO-MP2-116055285'	'...06-Oct-2007 18:34:04'	'...06-Oct-2007 18:57:26'
158	'atelier:10' 'WO-MP2-229545034'	'...31-Oct-2007 15:30:12'	'...31-Oct-2007 16:27:49'
235	'atelier:10' 'WO-MP2-997966695'	'...15-Sep-2010 11:49:12'	'...15-Sep-2010 12:08:39'
236	'atelier:10' 'WO-MP1-740892934'	'...19-Sep-2010 16:27:52'	'...19-Sep-2010 16:41:50'
237	'atelier:10' 'WO-MP2-617726347'	'...10-Oct-2010 09:24:05'	'...10-Oct-2010 09:26:37'
238	'atelier:10' 'WO-MP1-880789781'	'...19-Oct-2010 16:11:08'	'...19-Oct-2010 16:58:46'
239	'atelier:10' 'WO-MP2-511755223'	'...04-Nov-2010 14:05:23'	'...04-Nov-2010 14:07:49'
287	'atelier:10' 'WO-MP2-210802148'	'...15-Aug-2012 16:21:27'	'...15-Aug-2012 16:41:13'
288	'atelier:10' 'WO-MP1-727215130'	'...08-Sep-2012 14:52:02'	'...08-Sep-2012 15:39:35'
289	'atelier:10' 'WO-MP2-278937390'	'...09-Sep-2012 16:24:46'	'...09-Sep-2012 16:32:12'

Historique MP réalisée			
160	'atelier:10' 'CR-MP1-387541962'	'...25-Jan-2008 21:32:32'	'...25-Jan-2008 21:34:02'
161	'atelier:10' 'CR-MP2-576158168'	'...09-Feb-2008 05:05:41'	'...09-Feb-2008 05:06:25'
162	'atelier:10' 'CR-MP1-477305819'	'...25-Feb-2008 00:19:14'	'...25-Feb-2008 01:01:48'
229	'atelier:10' 'CR-MP2-997966695'	'...16-Sep-2010 10:28:08'	'...16-Sep-2010 10:47:35'
230	'atelier:10' 'CR-MP1-414568952'	'...07-Oct-2010 04:22:06'	'...07-Oct-2010 04:46:32'
231	'atelier:10' 'CR-MP2-511755223'	'...04-Nov-2010 16:24:11'	'...04-Nov-2010 16:26:37'
232	'atelier:10' 'CR-MP1-562597127'	'...06-Nov-2010 22:41:35'	'...06-Nov-2010 22:43:05'
293	'atelier:10' 'CR-MP2-322580657'	'...04-Mar-2013 04:21:42'	'...04-Mar-2013 04:39:22'
294	'atelier:10' 'CR-MP2-794347665'	'...28-Mar-2013 22:32:34'	'...28-Mar-2013 23:22:32'
295	'atelier:10' 'CR-MP1-727215130'	'...01-Apr-2013 00:40:18'	'...01-Apr-2013 01:27:51'

Périodes 'SA-301': 01/10/12 --> 07/10/12
 - Période de calcul : 01/10/07 --> 07/10/12
 - Nous avons 60 opérations 'MP1' dans cette période.
 Parmi elles, 33 opérations sont en retard.
 - Durée moyen retard = 59.13 (h)
 - Une opérations 'MP2' avec ID '617726347' est supprimée.

FIGURE B.4 – Maintenance Préventive 'MP1' & 'MP2' sur 'SA-301'.

Plan MP prévisionnelle			
207	'atelier:10' 'WO-MP1-584506072'	'...25-Aug-2009 09:43:05'	'...25-Aug-2009 10:09:15'
208	'atelier:10' 'WO-MP2-271081832'	'...05-Sep-2009 15:19:54'	'...05-Sep-2009 16:06:44'
209	'atelier:10' 'WO-MP1-594026613'	'...24-Sep-2009 18:08:25'	'...24-Sep-2009 19:06:13'
339	'atelier:10' 'WO-MP1-241392841'	'...30-Jul-2014 13:28:41'	'...30-Jul-2014 14:02:26'
340	'atelier:10' 'WO-MP2-805467619'	'...10-Aug-2014 09:11:29'	'...10-Aug-2014 09:48:21'
341	'atelier:10' 'WO-MP1-604186214'	'...29-Aug-2014 17:32:32'	'...29-Aug-2014 17:39:18'
342	'atelier:10' 'WO-MP2-587829379'	'...04-Sep-2014 12:53:36'	'...04-Sep-2014 13:33:23'
343	'atelier:10' 'WO-MP1-993880273'	'...28-Sep-2014 10:28:19'	'...28-Sep-2014 10:59:46'
344	'atelier:10' 'WO-MP2-398437278'	'...29-Sep-2014 09:56:41'	'...29-Sep-2014 10:30:31'

Historique MP réalisée			
212	'atelier:10' 'CR-MP1-584506072'	'...17-Jan-2010 00:15:52'	'...17-Jan-2010 00:42:02'
213	'atelier:10' 'CR-MP2-363618130'	'...03-Feb-2010 01:15:05'	'...03-Feb-2010 01:51:58'
214	'atelier:10' 'CR-MP1-594026613'	'...16-Feb-2010 15:41:46'	'...16-Feb-2010 16:39:34'
345	'atelier:10' 'CR-MP1-241392841'	'...15-Mar-2015 08:38:10'	'...15-Mar-2015 09:11:55'
346	'atelier:10' 'CR-MP2-667381002'	'...23-Mar-2015 12:53:36'	'...23-Mar-2015 13:35:38'
347	'atelier:10' 'CR-MP1-604186214'	'...16-Apr-2015 15:07:00'	'...16-Apr-2015 15:13:46'
348	'atelier:10' 'CR-MP2-172830662'	'...17-Apr-2015 14:10:45'	'...17-Apr-2015 15:04:33'
349	'atelier:10' 'CR-MP2-627491360'	'...13-May-2015 02:46:07'	'...13-May-2015 03:15:04'
350	'atelier:10' 'CR-MP1-993880273'	'...16-May-2015 15:15:56'	'...16-May-2015 15:47:23'

Périodes 'SA-400': 25/08/14 --> 31/08/14
 - Période de calcul : 25/08/09 --> 16/10/14
 - Nous avons 63 opérations 'MP1' dans cete période.
 Parmi elles, 31 opérations sont en retard.
 - Durée moyen retard = 54.08 (h)
 - Une opération 'MP2' avec ID '805467619' est supprimée.

FIGURE B.5 – Maintenance Préventive 'MP1' & 'MP2' sur 'SA-400'.

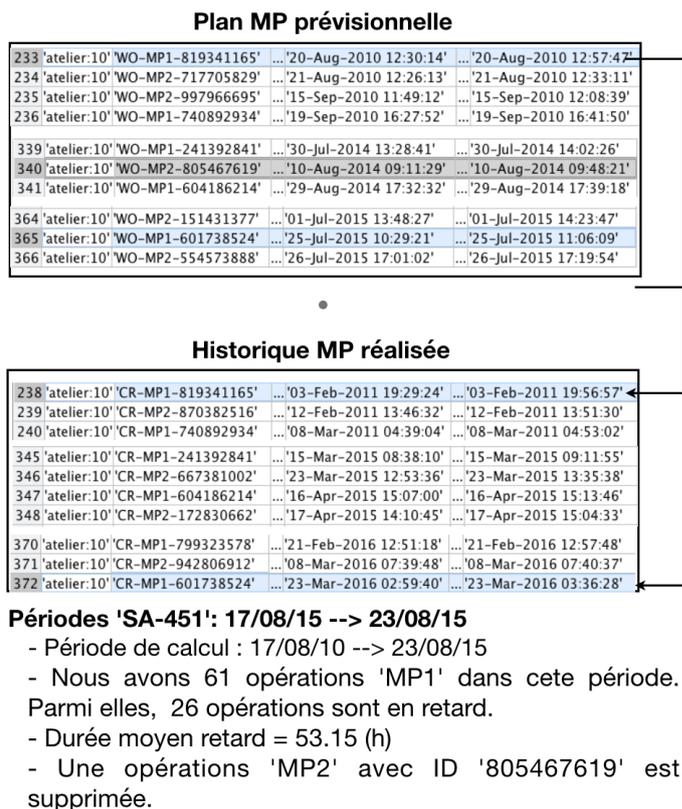


FIGURE B.6 – Maintenance Préventive 'MP1' & 'MP2' sur *Int₄* 'SA-451'.

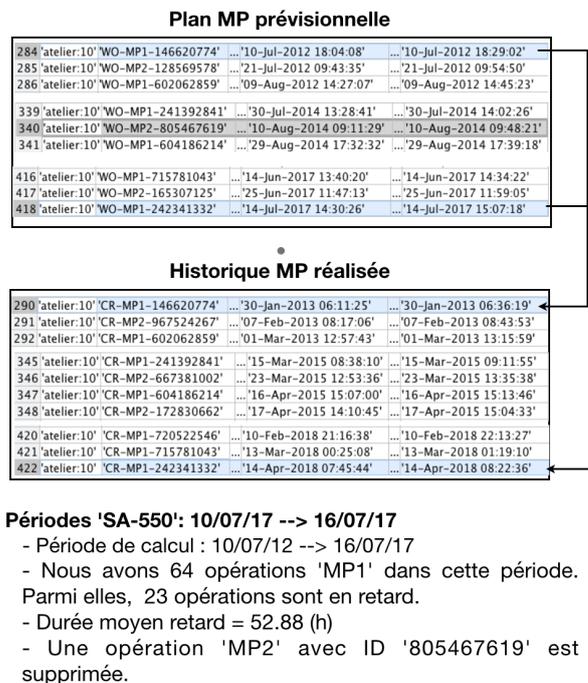


FIGURE B.7 – Maintenance Préventive 'MP1' & 'MP2' sur *Int₅* 'SA-550'.

Plan Segment production prévisionnelle

1	'SEGMENT...	'GAMME...	'OF_LOT_ID'	'PRODUI...	'QUANTI...	'DATE_LI...	'OPERAT...	'EQUIPM...	'SCHEDULE_ID'
1	'1'	'4N1-6R3'	'S3-N1-R3-1-2'	'S3-N1-...	30	'16-Jan-...	'Paul'	'atelier:10'	'SA-1'
2	'A'	'4N1-6R3'	'S3-N1-R3-1-2'	'S3-N1-...	30	'16-Jan-...	'Martin'	'atelier:11'	'SA-1'
3	'E&F'	'4N1-6R3'	'S3-N1-R3-1-2'	'S3-N1-...	30	'16-Jan-...	'Martin'	'atelier:12'	'SA-1'
67	'E&F'	'4R1'	'S3-R1-2-25'	'S3-R1'	21	'21-Jan-...	'Martin'	'atelier:13'	'SA-1'
68	'1'	'4R1'	'S3-R1-2-26'	'S3-R1'	18	'21-Jan-...	'Martin'	'atelier:10'	'SA-1'
69	'E&F'	'4R1'	'S3-R1-2-26'	'S3-R1'	18	'21-Jan-...	'Jacques'	'atelier:12'	'SA-1'
70	'1'	'4R1'	'S3-R1-2-27'	'S3-R1'	30	'21-Jan-...	'Martin'	'atelier:10'	'SA-1'
71	'E&F'	'4R1'	'S3-R1-2-27'	'S3-R1'	30	'21-Jan-...	'Jacques'	'atelier:13'	'SA-1'
72	'1'	'4R1'	'S3-R1-2-28'	'S3-R1'	19	'21-Jan-...	'Paul'	'atelier:10'	'SA-1'
73	'E&F'	'4R1'	'S3-R1-2-28'	'S3-R1'	19	'21-Jan-...	'Jacques'	'atelier:12'	'SA-1'
74	'1'	'4N1-6R2'	'S3-N1-R2-2-29'	'S3-N1-...	26	'24-Jan-...	'Martin'	'atelier:10'	'SA-2'

Segment production performance

1	'SEGMENT...	'GAMME...	'OF_LOT_ID'	'PRODUI...	'QUANTI...	'DATE_LI...	'OPERAT...	'EQUIPM...	'SCHEDULE_ID'
1	'1'	'4N1-6R3'	'S3-N1-R3-1-2'	'S3-N1-...	30	'16-Jan-...	'Martin'	'atelier:10'	'SA-1'
2	'A'	'4N1-6R3'	'S3-N1-R3-1-2'	'S3-N1-...	30	'16-Jan-...	'Martin'	'atelier:11'	'SA-1'
4	'E&F'	'4N1-6R3'	'S3-N1-R3-1-2'	'S3-N1-...	30	'16-Jan-...	'Jacques'	'atelier:12'	'SA-1'
66	'1'	'4R1'	'S3-R1-2-25'	'S3-R1'	21	'21-Jan-...	'Martin'	'atelier:10'	'SA-1'
67	'E&F'	'4R1'	'S3-R1-2-25'	'S3-R1'	21	'21-Jan-...	'Jacques'	'atelier:13'	'SA-1'
68	'1'	'4R1'	'S3-R1-2-26'	'S3-R1'	18	'21-Jan-...	'Paul'	'atelier:10'	'SA-2'
69	'E&F'	'4R1'	'S3-R1-2-26'	'S3-R1'	18	'21-Jan-...	'Martin'	'atelier:12'	'SA-2'
70	'1'	'4R1'	'S3-R1-2-27'	'S3-R1'	30	'21-Jan-...	'Paul'	'atelier:10'	'SA-2'
71	'E&F'	'4R1'	'S3-R1-2-27'	'S3-R1'	30	'21-Jan-...	'Martin'	'atelier:13'	'SA-2'
72	'1'	'4R1'	'S3-R1-2-28'	'S3-R1'	19	'21-Jan-...	'Martin'	'atelier:10'	'SA-2'
73	'E&F'	'4R1'	'S3-R1-2-28'	'S3-R1'	19	'21-Jan-...	'Martin'	'atelier:12'	'SA-2'

Périodes 'SA-1': 1/1/07 --> 7/1/07

- Nous avons 72 segments de production correspondant à 26 lots de production.
- Nous avons 65 segments de production dans l'historique de performance de segment.
- Nous avons donc 7 segments retards correspondant à 4 lots de production retard.
- Non absence de l'opérateur contrôle de production.

FIGURE B.8 – Stress de l'opérateur sur 'SA-1'.

Plan Segment production prévisionnelle

8494	'8'	'6R1-6V...	'S3-R1-V23-140-3247'	'S3-R1-...	69	'23-Nov...	'Paul'	'atelier:11'	'SA-150'
8495	'C'	'6R1-6V...	'S3-R1-V23-140-3247'	'S3-R1-...	69	'23-Nov...	'Martin'	'atelier:11'	'SA-150'
8496	'E&F'	'6R1-6V...	'S3-R1-V23-140-3247'	'S3-R1-...	69	'23-Nov...	'Jacques'	'atelier:12'	'SA-150'
8497	'8'	'6R1-6V...	'S3-R1-V23-140-3248'	'S3-R1-...	68	'23-Nov...	'Paul'	'atelier:11'	'SA-150'
8539	'1'	'4R1'	'S3-R1-160-3262'	'S3-R1'	146	'27-Nov...	'Paul'	'atelier:10'	'SA-150'
8540	'E&F'	'4R1'	'S3-R1-160-3262'	'S3-R1'	146	'27-Nov...	'Jacques'	'atelier:13'	'SA-150'
8541	'1'	'4R1'	'S3-R1-160-3263'	'S3-R1'	142	'27-Nov...	'Martin'	'atelier:10'	'SA-150'
8542	'E&F'	'4R1'	'S3-R1-160-3263'	'S3-R1'	142	'27-Nov...	'Jacques'	'atelier:13'	'SA-150'
8543	'1'	'4N1'	'S3-N1-171-3264'	'S3-N1'	117	'28-Nov...	'Paul'	'atelier:10'	'SA-150'
8544	'E&F'	'4N1'	'S3-N1-171-3264'	'S3-N1'	117	'28-Nov...	'Martin'	'atelier:13'	'SA-150'
8545	'1'	'4N1-6R3'	'S3-N1-R3-173-3265'	'S3-N1-...	170	'30-Nov...	'Paul'	'atelier:10'	'SA-151'

Segment production performance

8489	'E&F'	'4N2'	'S3-N2-170-3244'	'S3-N2'	45	'22-Nov...	'Martin'	'atelier:13'	'SA-150'
8490	'2'	'4N2'	'S3-N2-171-3245'	'S3-N2'	83	'22-Nov...	'Paul'	'atelier:10'	'SA-150'
8491	'E&F'	'4N2'	'S3-N2-171-3245'	'S3-N2'	83	'22-Nov...	'Jacques'	'atelier:12'	'SA-150'
8492	'2'	'4N2'	'S3-N2-171-3246'	'S3-N2'	43	'22-Nov...	'Martin'	'atelier:10'	'SA-150'
8539	'1'	'4R1'	'S3-R1-160-3262'	'S3-R1'	146	'27-Nov...	'Paul'	'atelier:10'	'SA-150'
8540	'E&F'	'4R1'	'S3-R1-160-3262'	'S3-R1'	146	'27-Nov...	'Martin'	'atelier:13'	'SA-151'
8541	'1'	'4R1'	'S3-R1-160-3263'	'S3-R1'	142	'27-Nov...	'Paul'	'atelier:10'	'SA-151'
8542	'E&F'	'4R1'	'S3-R1-160-3263'	'S3-R1'	142	'27-Nov...	'Jacques'	'atelier:13'	'SA-151'
8543	'1'	'4N1'	'S3-N1-171-3264'	'S3-N1'	117	'28-Nov...	'Paul'	'atelier:10'	'SA-151'
8544	'E&F'	'4N1'	'S3-N1-171-3264'	'S3-N1'	117	'28-Nov...	'Martin'	'atelier:13'	'SA-151'
8545	'1'	'4N1-6R3'	'S3-N1-R3-173-3265'	'S3-N1-...	170	'30-Nov...	'Paul'	'atelier:10'	'SA-151'

Périodes 'SA-150': 9/11/09 --> 15/11/09

- Nous avons 51 segments de production correspondant à 18 lots de production.
- Nous avons 51 segments de production dans l'historique de performance de segment.
- Nous avons donc 5 segments retards correspond à 3 lots de production retard.
- Non absence de l'opérateur contrôle de production.

FIGURE B.9 – Stress de l'opérateur sur 'SA-150'.

Plan Segment production prévisionnelle

14042	'I'	'4R1'	'S3-R1-262-5339'	'S3-R1'	361	'24-Oct-...'	'Martin'	'atelier:10'	'SA-250'
14043	'E&F'	'4R1'	'S3-R1-262-5339'	'S3-R1'	361	'24-Oct-...'	'Martin'	'atelier:12'	'SA-250'
14044	'I'	'4R1'	'S3-R1-262-5340'	'S3-R1'	228	'24-Oct-...'	'Martin'	'atelier:10'	'SA-250'
14051	'I'	'4N1-6R2'	'S3-N1-R2-260-5343'	'S3-N1-...'	107	'28-Oct-...'	'Martin'	'atelier:10'	'SA-250'
14052	'9'	'4N1-6R2'	'S3-N1-R2-260-5343'	'S3-N1-...'	107	'28-Oct-...'	'Paul'	'atelier:11'	'SA-250'
14053	'E&F'	'4N1-6R2'	'S3-N1-R2-260-5343'	'S3-N1-...'	107	'28-Oct-...'	'Jacques'	'atelier:13'	'SA-250'
14054	'I'	'4N1'	'S3-N1-272-5344'	'S3-N1'	199	'31-Oct-...'	'Paul'	'atelier:10'	'SA-251'

•

Segment production performance

14039	'I'	'4N1-6R3'	'S3-N1-R3-272-5338'	'S3-N1-...'	348	'23-Oct-...'	'Martin'	'atelier:10'	'SA-250'
14040	'A'	'4N1-6R3'	'S3-N1-R3-272-5338'	'S3-N1-...'	348	'23-Oct-...'	'Paul'	'atelier:11'	'SA-250'
14041	'E&F'	'4N1-6R3'	'S3-N1-R3-272-5338'	'S3-N1-...'	348	'23-Oct-...'	'Martin'	'atelier:13'	'SA-250'
14050	'E&F'	'4N1-6R2'	'S3-N1-R2-259-5342'	'S3-N1-...'	310	'26-Oct-...'	'Martin'	'atelier:13'	'SA-250'
14051	'I'	'4N1-6R2'	'S3-N1-R2-260-5343'	'S3-N1-...'	107	'28-Oct-...'	'Martin'	'atelier:10'	'SA-251'
14052	'9'	'4N1-6R2'	'S3-N1-R2-260-5343'	'S3-N1-...'	107	'28-Oct-...'	'Paul'	'atelier:11'	'SA-251'
14053	'E&F'	'4N1-6R2'	'S3-N1-R2-260-5343'	'S3-N1-...'	107	'28-Oct-...'	'Martin'	'atelier:13'	'SA-251'
14054	'I'	'4N1'	'S3-N1-272-5344'	'S3-N1'	199	'31-Oct-...'	'Paul'	'atelier:10'	'SA-251'

Périodes 'SA-250': 10/10/11 --> 16/10/11

- Nous avons 12 segments de production correspondant à 5 lots de production.
- Nous avons 12 segments de production dans l'historique de performance de segment.
- Nous avons donc 3 segments retards correspond à 1 lots de production retard.
- Non absence de l'opérateur contrôle de production.

FIGURE B.10 – Stress de l'opérateur sur 'SA-250'.

Plan Segment production prévisionnelle

25673	'I'	'4R1'	'S3-R1-484-9744'	'S3-R1'	122	'01-Sep-...'	'Martin'	'atelier:10'	'SA-451'
25674	'E&F'	'4R1'	'S3-R1-484-9744'	'S3-R1'	122	'01-Sep-...'	'Jacques'	'atelier:13'	'SA-451'
25675	'I'	'4N1-6R...'	'S3-N1-R1-V23-499-9745'	'S3-N1-...'	85	'01-Sep-...'	'Martin'	'atelier:10'	'SA-451'
25718	'I'	'4N1-6R2'	'S3-N1-R2-478-9760'	'S3-N1-...'	123	'06-Sep-...'	'Paul'	'atelier:10'	'SA-451'
25719	'9'	'4N1-6R2'	'S3-N1-R2-478-9760'	'S3-N1-...'	123	'06-Sep-...'	'Paul'	'atelier:11'	'SA-451'
25720	'E&F'	'4N1-6R2'	'S3-N1-R2-478-9760'	'S3-N1-...'	123	'06-Sep-...'	'Jacques'	'atelier:13'	'SA-451'
25721	'I'	'4N1-6R3'	'S3-N1-R3-487-9761'	'S3-N1-...'	45	'07-Sep-...'	'Paul'	'atelier:10'	'SA-452'

•

Segment production performance

25673	'I'	'4R1'	'S3-R1-484-9744'	'S3-R1'	122	'01-Sep-...'	'Martin'	'atelier:14'	'SA-451'
25674	'E&F'	'4R1'	'S3-R1-484-9744'	'S3-R1'	122	'01-Sep-...'	'Martin'	'atelier:13'	'SA-451'
25675	'I'	'4N1-6R...'	'S3-N1-R1-V23-499-9745'	'S3-N1-...'	85	'01-Sep-...'	'Paul'	'atelier:14'	'SA-451'
25718	'I'	'4N1-6R2'	'S3-N1-R2-478-9760'	'S3-N1-...'	123	'06-Sep-...'	'Martin'	'atelier:14'	'SA-451'
25719	'9'	'4N1-6R2'	'S3-N1-R2-478-9760'	'S3-N1-...'	123	'06-Sep-...'	'Paul'	'atelier:11'	'SA-451'
25720	'E&F'	'4N1-6R2'	'S3-N1-R2-478-9760'	'S3-N1-...'	123	'06-Sep-...'	'Jacques'	'atelier:13'	'SA-451'
25721	'I'	'4N1-6R3'	'S3-N1-R3-487-9761'	'S3-N1-...'	45	'07-Sep-...'	'Paul'	'atelier:14'	'SA-452'

Périodes 'SA-451': 17/08/15 --> 23/08/15

- Nous avons 49 segments de production dans correspondant à 18 lots de production.
- Nous avons 49 segments de production dans l'historique de performance de segment.
- Non segment en retard.
- Non absence de l'opérateur contrôle de production.

FIGURE B.11 – Stress de l'opérateur sur 'SA-451'.

Plan Segment production prévisionnelle

31716'2'	'4N2'	'S3-N2-580-12026'	'S3-N2'	78	'24-Jul-...	'Paul'	'atelier:10'SA-550'
31717'E&F'	'4N2'	'S3-N2-580-12026'	'S3-N2'	78	'24-Jul-...	'Jacques'	'atelier:13'SA-550'
31718'2'	'4N2'	'S3-N2-580-12027'	'S3-N2'	80	'24-Jul-...	'Martin'	'atelier:10'SA-550'
31719'E&F'	'4N2'	'S3-N2-580-12027'	'S3-N2'	80	'24-Jul-...	'Jacques'	'atelier:12'SA-550'
31772'1'	'4R1'	'S3-R1-612-12046'	'S3-R1'	73	'30-Jul-...	'Paul'	'atelier:10'SA-550'
31773'E&F'	'4R1'	'S3-R1-612-12046'	'S3-R1'	73	'30-Jul-...	'Martin'	'atelier:13'SA-550'
31774'8'	'6R1-6V...	'S3-R1-V23-580-12047'	'S3-R1-...	95	'01-Aug-...	'Martin'	'atelier:11'SA-551'

Segment production performance

31716'2'	'4N2'	'S3-N2-580-12026'	'S3-N2'	78	'24-Jul-...	'Paul'	'atelier:10'SA-550'
31717'E&F'	'4N2'	'S3-N2-580-12026'	'S3-N2'	78	'24-Jul-...	'Jacques'	'atelier:13'SA-550'
31718'2'	'4N2'	'S3-N2-580-12027'	'S3-N2'	80	'24-Jul-...	'Martin'	'atelier:10'SA-550'
31719'E&F'	'4N2'	'S3-N2-580-12027'	'S3-N2'	80	'24-Jul-...	'Jacques'	'atelier:12'SA-550'
31772'1'	'4R1'	'S3-R1-612-12046'	'S3-R1'	73	'30-Jul-...	'Martin'	'atelier:10'SA-550'
31773'E&F'	'4R1'	'S3-R1-612-12046'	'S3-R1'	73	'30-Jul-...	'Martin'	'atelier:13'SA-550'
31774'8'	'6R1-6V...	'S3-R1-V23-580-12047'	'S3-R1-...	95	'01-Aug-...	'Paul'	'atelier:11'SA-551'

Périodes 'SA-550': 10/07/17 --> 16/07/17

- Nous avons 59 segments de production dans correspondant à 22 lots de production.
- Nous avons 59 segments de production dans l'historique de performance de segment.
- Non segment en retard.
- Non absence de l'opérateur contrôle de production.

FIGURE B.12 – Stress de l'opérateur sur 'SA-550'.

Historique d'arrêt production

7039	'atelier:10.4'	'Arret_panne'	'01-Jan-2007 10:48:00'	'...'	'01-Jan-2007 11:18:54'
7040	'atelier:10.4'	'Non_production'	'02-Jan-2007 08:28:10'	'...'	'02-Jan-2007 08:32:55'
7041	'atelier:10.4'	'Unexpected'	'02-Jan-2007 12:33:43'	'...'	'02-Jan-2007 12:37:32'
7042	'atelier:10.4'	'Arret_panne'	'02-Jan-2007 14:24:00'	'...'	'02-Jan-2007 14:40:13'
7043	'atelier:10.4'	'Arret_panne'	'02-Jan-2007 14:44:00'	'...'	'02-Jan-2007 15:23:40'
7044	'atelier:10.4'	'Arret_panne'	'03-Jan-2007 09:50:24'	'...'	'03-Jan-2007 10:30:14'
7045	'atelier:10.4'	'Non_production'	'03-Jan-2007 10:12:09'	'...'	'03-Jan-2007 10:15:46'
7046	'atelier:10.4'	'Non_production'	'03-Jan-2007 16:34:31'	'...'	'03-Jan-2007 16:37:11'
7047	'atelier:10.4'	'Absence_piece'	'03-Jan-2007 17:58:23'	'...'	'03-Jan-2007 18:03:43'
7048	'atelier:10.4'	'Non_production'	'03-Jan-2007 18:47:09'	'...'	'03-Jan-2007 18:52:28'
7049	'atelier:10.4'	'Non_production'	'04-Jan-2007 10:22:31'	'...'	'04-Jan-2007 10:26:31'
7050	'atelier:10.4'	'Arret_panne'	'04-Jan-2007 11:02:24'	'...'	'04-Jan-2007 11:23:29'
7051	'atelier:10.4'	'Maintenance_corrective'	'04-Jan-2007 11:44:27'	'...'	'04-Jan-2007 11:49:19'
7052	'atelier:10.4'	'Reunion_equipe'	'04-Jan-2007 12:08:13'	'...'	'04-Jan-2007 12:13:44'
7053	'atelier:10.4'	'Maintenance_corrective'	'05-Jan-2007 10:22:43'	'...'	'05-Jan-2007 10:27:17'
7054	'atelier:10.4'	'Absence_piece'	'05-Jan-2007 11:13:54'	'...'	'05-Jan-2007 11:18:20'
7055	'atelier:10.4'	'Maintenance_corrective'	'05-Jan-2007 15:57:41'	'...'	'05-Jan-2007 16:01:06'
7056	'atelier:10.4'	'Pause_operateur'	'05-Jan-2007 18:46:27'	'...'	'05-Jan-2007 18:50:32'
7057	'atelier:10.4'	'Arret_urgence'	'06-Jan-2007 11:15:13'	'...'	'06-Jan-2007 11:20:18'
7058	'atelier:10.4'	'Reunion_equipe'	'07-Jan-2007 12:57:31'	'...'	'07-Jan-2007 13:01:39'
7059	'atelier:10.4'	'Initialisation_production'	'07-Jan-2007 13:10:11'	'...'	'07-Jan-2007 13:14:51'
7060	'atelier:10.4'	'Arret_urgence'	'07-Jan-2007 16:35:18'	'...'	'07-Jan-2007 16:39:45'

Périodes 'SA-1': 1/1/07 --> 7/1/07

- Nous avons 5 arrêts en panne de machine.
- Total durée d'arrêt en panne = 30'54s+16'13s+39'40s+39'50s+21'05s=2.46 (h).
- Total durée d'arrêt de production= 3.69 (h)

FIGURE B.13 – Arrêt machine sur 'SA-1'.

Historique d'arrêt production

11960	'atelier:10.4'	'Reunion_equipe'	'09-Nov-2009 08:16:53'	'...09-Nov-2009 08:21:46'
11961	'atelier:10.4'	'Arret_urgence'	'09-Nov-2009 11:42:43'	'...09-Nov-2009 11:42:51'
11962	'atelier:10.4'	'Absence_piece'	'09-Nov-2009 11:45:32'	'...09-Nov-2009 11:46:02'
11963	'atelier:10.4'	'Initialisation_production'	'09-Nov-2009 14:04:38'	'...09-Nov-2009 14:07:51'
11964	'atelier:10.4'	'Planned'	'09-Nov-2009 17:48:06'	'...09-Nov-2009 17:52:54'
11965	'atelier:10.4'	'Reunion_equipe'	'10-Nov-2009 09:11:10'	'...10-Nov-2009 09:15:11'
11966	'atelier:10.4'	'Initialisation_production'	'10-Nov-2009 11:47:33'	'...10-Nov-2009 11:50:44'
11967	'atelier:10.4'	'Non_production'	'10-Nov-2009 15:29:50'	'...10-Nov-2009 15:33:25'
11968	'atelier:10.4'	'Non_production'	'10-Nov-2009 15:48:30'	'...10-Nov-2009 15:51:07'
11969	'atelier:10.4'	'Non_production'	'10-Nov-2009 17:05:45'	'...10-Nov-2009 17:08:03'
11970	'atelier:10.4'	'Arret_urgence'	'11-Nov-2009 09:37:43'	'...11-Nov-2009 09:42:24'
11971	'atelier:10.4'	'Arret_panne'	'11-Nov-2009 11:45:36'	'...11-Nov-2009 11:53:58'
11972	'atelier:10.4'	'Arret_panne'	'11-Nov-2009 13:40:48'	'...11-Nov-2009 13:52:50'
11973	'atelier:10.4'	'Planned'	'11-Nov-2009 13:57:42'	'...11-Nov-2009 14:02:45'
11974	'atelier:10.4'	'Non_production'	'11-Nov-2009 16:31:18'	'...11-Nov-2009 16:35:50'
11975	'atelier:10.4'	'Absence_palette'	'11-Nov-2009 16:36:52'	'...11-Nov-2009 16:39:44'
11976	'atelier:10.4'	'Maintenance_corrective'	'11-Nov-2009 18:09:31'	'...11-Nov-2009 18:13:33'
11977	'atelier:10.4'	'Pause_operateur'	'12-Nov-2009 09:06:13'	'...12-Nov-2009 09:10:27'
11978	'atelier:10.4'	'Arret_panne'	'12-Nov-2009 09:36:00'	'...12-Nov-2009 09:45:08'
11979	'atelier:10.4'	'Planned'	'12-Nov-2009 10:29:19'	'...12-Nov-2009 10:32:14'
11980	'atelier:10.4'	'Absence_piece'	'12-Nov-2009 11:06:25'	'...12-Nov-2009 11:10:51'
11981	'atelier:10.4'	'Unexpected'	'12-Nov-2009 11:40:39'	'...12-Nov-2009 11:43:41'
11982	'atelier:10.4'	'Arret_panne'	'12-Nov-2009 14:38:24'	'...12-Nov-2009 14:51:21'
11983	'atelier:10.4'	'Reunion_equipe'	'12-Nov-2009 16:25:05'	'...12-Nov-2009 16:29:57'
11984	'atelier:10.4'	'Pause_operateur'	'12-Nov-2009 17:54:45'	'...12-Nov-2009 17:58:23'
11985	'atelier:10.4'	'Maintenance_corrective'	'13-Nov-2009 13:27:39'	'...13-Nov-2009 13:31:34'
11986	'atelier:10.4'	'Arret_panne'	'14-Nov-2009 08:52:48'	'...14-Nov-2009 09:09:21'
11987	'atelier:10.4'	'Arret_panne'	'14-Nov-2009 09:50:24'	'...14-Nov-2009 10:02:45'
11988	'atelier:10.4'	'Initialisation_production'	'14-Nov-2009 13:29:43'	'...14-Nov-2009 13:34:37'
11989	'atelier:10.4'	'Non_production'	'14-Nov-2009 17:21:41'	'...14-Nov-2009 17:25:17'
11990	'atelier:10.4'	'Unexpected'	'15-Nov-2009 10:34:36'	'...15-Nov-2009 10:39:46'
11991	'atelier:10.4'	'Maintenance_corrective'	'15-Nov-2009 11:09:08'	'...15-Nov-2009 11:14:22'
11992	'atelier:10.4'	'Non_production'	'15-Nov-2009 11:33:10'	'...15-Nov-2009 11:37:38'
11993	'atelier:10.4'	'Maintenance_corrective'	'15-Nov-2009 13:07:18'	'...15-Nov-2009 13:11:06'
11994	'atelier:10.4'	'Unexpected'	'15-Nov-2009 13:27:50'	'...15-Nov-2009 13:31:10'
11995	'atelier:10.4'	'Initialisation_production'	'15-Nov-2009 15:31:32'	'...15-Nov-2009 15:35:05'
11996	'atelier:10.4'	'Unexpected'	'15-Nov-2009 17:14:02'	'...15-Nov-2009 17:16:14'
11997	'atelier:10.4'	'Maintenance_corrective'	'15-Nov-2009 17:18:55'	'...15-Nov-2009 17:21:18'
11998	'atelier:10.4'	'Unexpected'	'15-Nov-2009 18:07:31'	'...15-Nov-2009 18:11:43'

Périodes 'SA-150': 9/11/09 --> 15/11/09

- Nous avons 6 arrêts en panne de machine.
- Total durée d'arrêt en panne = 08'22s+12'02s+09'08s+12'57s+16'33s+12'21s=1.189 (h).
- Total durée d'arrêt de production= 2.61 (h)

FIGURE B.14 – Arrêt machine sur 'SA-150'.

Historique d'arrêt production

15254	'atelier:10.4'	'Unexpected'	'10-Oct-2011 13:40:18'	'10-Oct-2011 13:44:13'
15255	'atelier:10.4'	'Planned'	'10-Oct-2011 15:40:29'	'10-Oct-2011 15:43:32'
15256	'atelier:10.4'	'Arret_panne'	'10-Oct-2011 15:50:24'	'10-Oct-2011 15:51:01'
15257	'atelier:10.4'	'Arret_panne'	'11-Oct-2011 08:52:48'	'11-Oct-2011 08:56:03'
15258	'atelier:10.4'	'Absence_palette'	'11-Oct-2011 09:19:12'	'11-Oct-2011 09:22:51'
15259	'atelier:10.4'	'Reunion_equipe'	'11-Oct-2011 09:48:14'	'11-Oct-2011 09:52:03'
15260	'atelier:10.4'	'Arret_urgence'	'11-Oct-2011 12:34:36'	'11-Oct-2011 12:36:18'
15261	'atelier:10.4'	'Initialisation_production'	'11-Oct-2011 12:38:11'	'11-Oct-2011 12:40:40'
15262	'atelier:10.4'	'Arret_panne'	'11-Oct-2011 13:12:00'	'11-Oct-2011 13:16:58'
15263	'atelier:10.4'	'Arret_urgence'	'11-Oct-2011 14:58:50'	'11-Oct-2011 15:03:37'
15264	'atelier:10.4'	'Absence_palette'	'12-Oct-2011 14:07:32'	'12-Oct-2011 14:10:04'
15265	'atelier:10.4'	'Arret_panne'	'12-Oct-2011 14:38:24'	'12-Oct-2011 14:39:20'
15266	'atelier:10.4'	'Pause_operateur'	'12-Oct-2011 15:34:33'	'12-Oct-2011 15:38:21'
15267	'atelier:10.4'	'Planned'	'12-Oct-2011 16:10:25'	'12-Oct-2011 16:13:45'
15268	'atelier:10.4'	'Absence_palette'	'13-Oct-2011 13:03:37'	'13-Oct-2011 13:07:11'
15269	'atelier:10.4'	'Non_production'	'13-Oct-2011 13:20:15'	'13-Oct-2011 13:23:10'
15270	'atelier:10.4'	'Reunion_equipe'	'13-Oct-2011 15:08:49'	'13-Oct-2011 15:12:41'
15271	'atelier:10.4'	'Reunion_equipe'	'13-Oct-2011 16:35:51'	'13-Oct-2011 16:39:43'
15272	'atelier:10.4'	'Absence_palette'	'13-Oct-2011 17:29:32'	'13-Oct-2011 17:32:55'
15273	'atelier:10.4'	'Absence_palette'	'14-Oct-2011 09:01:45'	'14-Oct-2011 09:04:22'
15274	'atelier:10.4'	'Absence_palette'	'14-Oct-2011 10:04:27'	'14-Oct-2011 10:07:20'
15275	'atelier:10.4'	'Unexpected'	'14-Oct-2011 11:01:30'	'14-Oct-2011 11:05:45'
15276	'atelier:10.4'	'Arret_panne'	'14-Oct-2011 11:45:36'	'14-Oct-2011 11:50:32'
15277	'atelier:10.4'	'Absence_pieced'	'15-Oct-2011 08:06:19'	'15-Oct-2011 08:10:17'
15278	'atelier:10.4'	'Maintenance_corrective'	'15-Oct-2011 09:39:46'	'15-Oct-2011 09:43:05'
15279	'atelier:10.4'	'Non_production'	'15-Oct-2011 09:52:02'	'15-Oct-2011 09:55:25'
15280	'atelier:10.4'	'Planned'	'15-Oct-2011 11:26:11'	'15-Oct-2011 11:27:24'
15281	'atelier:10.4'	'Arret_urgence'	'15-Oct-2011 11:30:28'	'15-Oct-2011 11:31:22'
15282	'atelier:10.4'	'Absence_pieced'	'15-Oct-2011 11:36:18'	'15-Oct-2011 11:38:11'
15283	'atelier:10.4'	'Absence_palette'	'15-Oct-2011 11:41:18'	'15-Oct-2011 11:42:47'
15284	'atelier:10.4'	'Arret_panne'	'15-Oct-2011 12:43:12'	'15-Oct-2011 12:48:44'
15285	'atelier:10.4'	'Arret_urgence'	'15-Oct-2011 16:04:31'	'15-Oct-2011 16:08:40'
15286	'atelier:10.4'	'Initialisation_production'	'15-Oct-2011 16:48:08'	'15-Oct-2011 16:53:02'
15287	'atelier:10.4'	'Maintenance_corrective'	'15-Oct-2011 17:19:44'	'15-Oct-2011 17:22:25'
15288	'atelier:10.4'	'Absence_palette'	'16-Oct-2011 08:16:31'	'16-Oct-2011 08:20:54'
15289	'atelier:10.4'	'Maintenance_corrective'	'16-Oct-2011 12:14:41'	'16-Oct-2011 12:19:32'

Périodes 'SA-250': 10/10/11 --> 16/10/11

- Nous avons 6 arrêts en panne de machine.
- Total durée d'arrêt en panne = 00'37s+03'15s+04'58s+00'56s+4'56s+5'32s=0.3372 (h).
- Total durée d'arrêt de production= 1.81 (h)

FIGURE B.15 – Arrêt machine sur 'SA-250'.

Historique d'arrêt production

21821	'atelier:10.4'	'Planned'	'17-Aug-2015 15:39:40'	'17-Aug-2015 15:42:27'
21822	'atelier:10.4'	'Reunion_equipe'	'18-Aug-2015 09:49:05'	'18-Aug-2015 09:54:51'
21823	'atelier:10.4'	'Maintenance_corrective'	'18-Aug-2015 14:06:58'	'18-Aug-2015 14:09:23'
21824	'atelier:10.4'	'Non_production'	'18-Aug-2015 15:41:06'	'18-Aug-2015 15:45:39'
21825	'atelier:10.4'	'Maintenance_corrective'	'18-Aug-2015 17:06:03'	'18-Aug-2015 17:10:43'
21826	'atelier:10.4'	'Absence_palette'	'19-Aug-2015 11:31:26'	'19-Aug-2015 11:35:22'
21827	'atelier:10.4'	'Pause_operateur'	'19-Aug-2015 13:44:48'	'19-Aug-2015 13:47:57'
21828	'atelier:10.4'	'Initialisation_production'	'19-Aug-2015 14:58:54'	'19-Aug-2015 15:02:15'
21829	'atelier:10.4'	'Absence_palette'	'19-Aug-2015 15:02:31'	'19-Aug-2015 15:07:03'
21830	'atelier:10.4'	'Arret_panne'	'19-Aug-2015 15:21:36'	'19-Aug-2015 15:22:22'
21831	'atelier:10.4'	'Maintenance_corrective'	'19-Aug-2015 17:31:18'	'19-Aug-2015 17:35:54'
21832	'atelier:10.4'	'Non_production'	'19-Aug-2015 17:51:53'	'19-Aug-2015 17:56:04'
21833	'atelier:10.4'	'Arret_panne'	'20-Aug-2015 11:31:12'	'20-Aug-2015 11:33:05'
21834	'atelier:10.4'	'Arret_panne'	'20-Aug-2015 16:33:36'	'20-Aug-2015 16:36:01'
21835	'atelier:10.4'	'Arret_panne'	'21-Aug-2015 10:04:48'	'21-Aug-2015 10:09:36'
21836	'atelier:10.4'	'Pause_operateur'	'21-Aug-2015 16:53:47'	'21-Aug-2015 16:58:37'
21837	'atelier:10.4'	'Absence_palette'	'21-Aug-2015 17:51:09'	'21-Aug-2015 17:55:49'
21838	'atelier:10.4'	'Pause_operateur'	'21-Aug-2015 18:57:42'	'21-Aug-2015 19:01:36'
21839	'atelier:10.4'	'Initialisation_production'	'22-Aug-2015 08:37:34'	'22-Aug-2015 08:40:35'
21840	'atelier:10.4'	'Reunion_equipe'	'22-Aug-2015 09:24:20'	'22-Aug-2015 09:28:58'
21841	'atelier:10.4'	'Arret_urgence'	'22-Aug-2015 11:16:03'	'22-Aug-2015 11:20:44'
21842	'atelier:10.4'	'Arret_urgence'	'22-Aug-2015 11:23:37'	'22-Aug-2015 11:28:12'
21843	'atelier:10.4'	'Arret_panne'	'22-Aug-2015 11:31:12'	'22-Aug-2015 11:34:55'
21844	'atelier:10.4'	'Arret_panne'	'22-Aug-2015 13:26:24'	'22-Aug-2015 13:30:51'
21845	'atelier:10.4'	'Arret_urgence'	'23-Aug-2015 08:35:24'	'23-Aug-2015 08:39:26'
21846	'atelier:10.4'	'Pause_operateur'	'23-Aug-2015 09:39:28'	'23-Aug-2015 09:44:10'
21847	'atelier:10.4'	'Arret_panne'	'23-Aug-2015 12:00:00'	'23-Aug-2015 12:02:12'
21848	'atelier:10.4'	'Maintenance_corrective'	'23-Aug-2015 14:51:44'	'23-Aug-2015 14:56:34'
21849	'atelier:10.4'	'Reunion_equipe'	'23-Aug-2015 15:02:58'	'23-Aug-2015 15:07:51'
21850	'atelier:10.4'	'Non_production'	'23-Aug-2015 15:40:24'	'23-Aug-2015 15:45:06'
21851	'atelier:10.4'	'Absence_palette'	'23-Aug-2015 15:58:50'	'23-Aug-2015 16:03:46'
21852	'atelier:10.4'	'Absence_pieced'	'23-Aug-2015 16:20:36'	'23-Aug-2015 16:24:26'

Périodes 'SA-451': 17/08/15 --> 23/08/15

- Nous avons 7 arrêts en panne de machine.
- Total durée d'arrêt en panne = 0'46s+1'53s+2'25s+4'48s+3'43s+4'27s+2'12s=0.337 (h).
- Total durée d'arrêt de production= 1.55 (h)

FIGURE B.16 – Arrêt machine sur 'SA-451'.

Historique d'arrêt production

25044	'atelier:10.4'	'Unexpected'	'10-Jul-2017 10:05:45'	'10-Jul-2017 10:09:42'
25045	'atelier:10.4'	'Non_production'	'10-Jul-2017 11:45:10'	'10-Jul-2017 11:49:37'
25046	'atelier:10.4'	'Unexpected'	'10-Jul-2017 18:02:58'	'10-Jul-2017 18:06:04'
25047	'atelier:10.4'	'Absence_piece'	'11-Jul-2017 12:24:30'	'11-Jul-2017 12:27:58'
25048	'atelier:10.4'	'Arret_panne'	'11-Jul-2017 13:26:24'	'11-Jul-2017 13:31:48'
25049	'atelier:10.4'	'Pause_operateur'	'11-Jul-2017 15:02:13'	'11-Jul-2017 15:06:28'
25050	'atelier:10.4'	'Reunion_equipe'	'12-Jul-2017 12:56:48'	'12-Jul-2017 12:59:13'
25051	'atelier:10.4'	'Absence_palette'	'12-Jul-2017 13:35:24'	'12-Jul-2017 13:39:54'
25052	'atelier:10.4'	'Maintenance_corrective'	'12-Jul-2017 13:56:44'	'12-Jul-2017 14:00:07'
25053	'atelier:10.4'	'Reunion_equipe'	'12-Jul-2017 14:55:46'	'12-Jul-2017 14:59:39'
25054	'atelier:10.4'	'Absence_piece'	'13-Jul-2017 10:18:23'	'13-Jul-2017 10:23:12'
25055	'atelier:10.4'	'Unexpected'	'13-Jul-2017 10:39:34'	'13-Jul-2017 10:43:31'
25056	'atelier:10.4'	'Absence_piece'	'13-Jul-2017 11:43:34'	'13-Jul-2017 11:48:39'
25057	'atelier:10.4'	'Arret_panne'	'13-Jul-2017 12:43:12'	'13-Jul-2017 12:48:01'
25058	'atelier:10.4'	'Planned'	'13-Jul-2017 13:03:15'	'13-Jul-2017 13:07:30'
25059	'atelier:10.4'	'Arret_panne'	'13-Jul-2017 14:24:00'	'13-Jul-2017 14:30:06'
25060	'atelier:10.4'	'Planned'	'14-Jul-2017 08:31:31'	'14-Jul-2017 08:36:14'
25061	'atelier:10.4'	'Arret_urgence'	'14-Jul-2017 09:56:19'	'14-Jul-2017 10:01:25'
25062	'atelier:10.4'	'Unexpected'	'14-Jul-2017 10:13:57'	'14-Jul-2017 10:17:06'
25063	'atelier:10.4'	'Initialisation_production'	'14-Jul-2017 11:07:40'	'14-Jul-2017 11:12:18'
25064	'atelier:10.4'	'Reunion_equipe'	'14-Jul-2017 12:26:51'	'14-Jul-2017 12:27:14'
25065	'atelier:10.4'	'Maintenance_corrective'	'14-Jul-2017 12:29:28'	'14-Jul-2017 12:31:36'
25066	'atelier:10.4'	'Arret_panne'	'14-Jul-2017 13:40:48'	'14-Jul-2017 13:42:11'
25067	'atelier:10.4'	'Planned'	'14-Jul-2017 13:47:59'	'14-Jul-2017 13:51:30'
25068	'atelier:10.4'	'Pause_operateur'	'14-Jul-2017 16:47:23'	'14-Jul-2017 16:51:10'
25069	'atelier:10.4'	'Pause_operateur'	'14-Jul-2017 17:38:57'	'14-Jul-2017 17:42:24'
25070	'atelier:10.4'	'Arret_urgence'	'14-Jul-2017 17:55:41'	'14-Jul-2017 17:59:55'
25071	'atelier:10.4'	'Pause_operateur'	'15-Jul-2017 09:22:52'	'15-Jul-2017 09:25:19'
25072	'atelier:10.4'	'Absence_piece'	'15-Jul-2017 18:17:06'	'15-Jul-2017 18:22:30'
25073	'atelier:10.4'	'Absence_piece'	'16-Jul-2017 09:34:08'	'16-Jul-2017 09:38:18'
25074	'atelier:10.4'	'Arret_panne'	'16-Jul-2017 10:33:36'	'16-Jul-2017 10:36:08'
25075	'atelier:10.4'	'Maintenance_corrective'	'16-Jul-2017 12:46:52'	'16-Jul-2017 12:49:46'
25076	'atelier:10.4'	'Pause_operateur'	'16-Jul-2017 12:54:07'	'16-Jul-2017 12:59:49'
25077	'atelier:10.4'	'Reunion_equipe'	'16-Jul-2017 13:12:53'	'16-Jul-2017 13:17:06'
25078	'atelier:10.4'	'Non_production'	'16-Jul-2017 14:55:56'	'16-Jul-2017 14:59:57'
25079	'atelier:10.4'	'Absence_piece'	'16-Jul-2017 15:39:49'	'16-Jul-2017 15:43:56'
25080	'atelier:10.4'	'Pause_operateur'	'16-Jul-2017 17:55:16'	'16-Jul-2017 17:58:27'
25081	'atelier:10.4'	'Arret_urgence'	'16-Jul-2017 18:02:33'	'16-Jul-2017 18:06:20'
25082	'atelier:10.4'	'Maintenance_corrective'	'17-Jul-2017 08:23:03'	'17-Jul-2017 08:26:03'

Périodes 'SA-550': 10/07/17 --> 16/07/17

- Nous avons 5 arrêts en panne de machine.
- Total durée d'arrêt en panne = 5'24s+4'49s+6'06s+1'23s+2'32s=0.337 (h).
- Total durée d'arrêt de production= 1.87 (h)

FIGURE B.17 – Arrêt machine sur 'SA-550'.

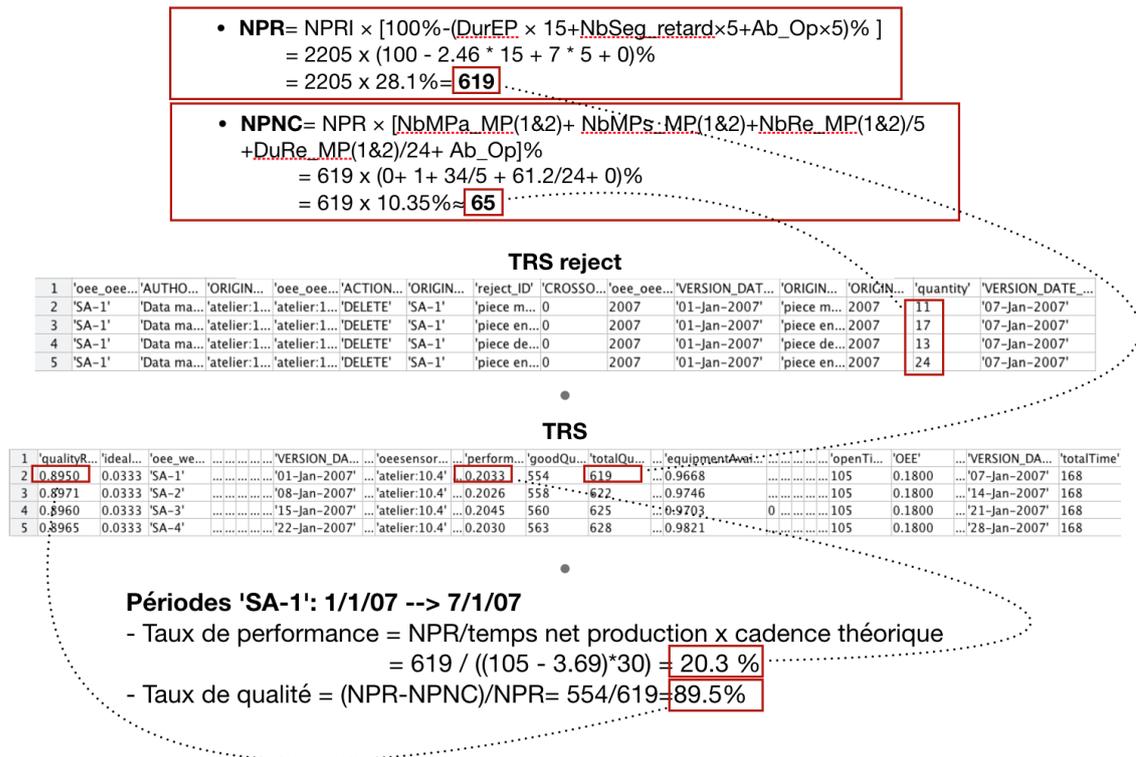


FIGURE B.18 – Données sur les quantités de produits fabriqués pour le calcul du TRS sur 'SA-1'.

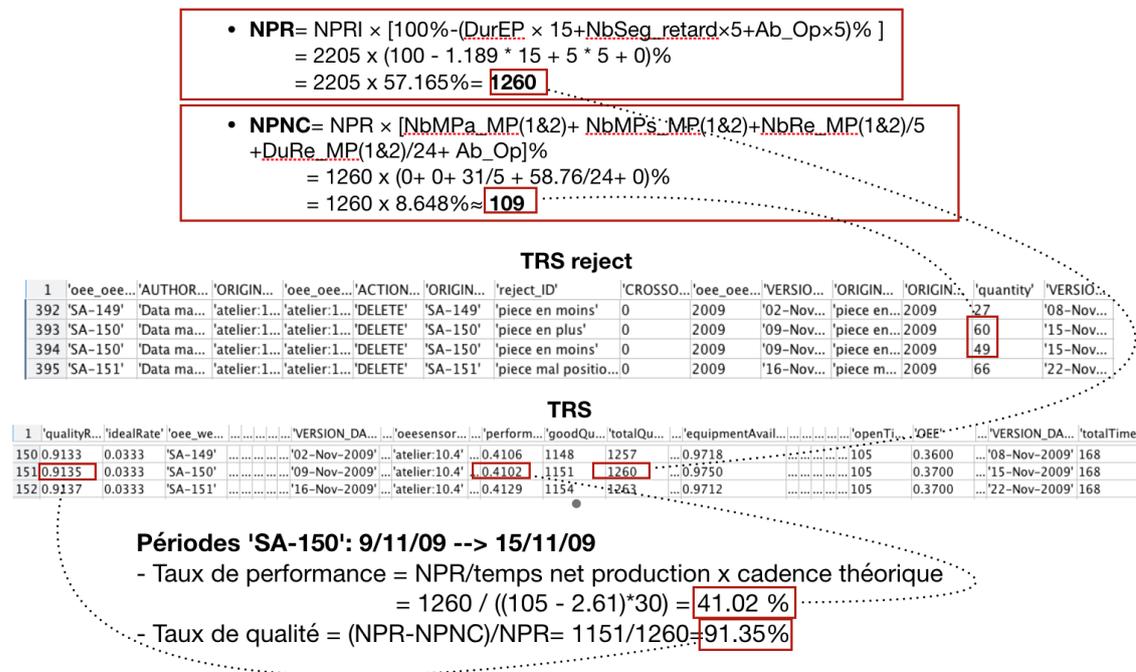


FIGURE B.19 – Données sur les quantités de produits fabriqués pour le calcul du TRS sur 'SA-150'.

- $$\text{NPR} = \text{NPRI} \times [100\% - (\text{DurEP} \times 15 + \text{NbSeg_retard} \times 5 + \text{Ab_Op} \times 5)\%]$$

$$= 2205 \times (100 - 0.3372 \times 15 + 3 \times 5 + 0)\%$$

$$= 2205 \times 79.94\% = \mathbf{1763}$$
- $$\text{NPNC} = \text{NPR} \times [\text{NbMPa_MP}(1\&2) + \text{NbMPs_MP}(1\&2) + \text{NbRe_MP}(1\&2)/5 + \text{DuRe_MP}(1\&2)/24 + \text{Ab_Op}]\%$$

$$= 1763 \times (0 + 1 + 36/5 + 58.9/24 + 0)\%$$

$$= 1763 \times 10.65\% \approx \mathbf{188}$$

TRS reject

1	'oeo_oeo...'	'AUTHOR...'	'ORIGIN...'	'oeo_oeo...'	'ACTION...'	'ORIGIN...'	'reject_ID'	'CROSSO...'	'oeo_oeo...'	'VERSIO...'	'ORIGIN...'	'ORIGIN...'	'quantity'	'VERSIO...'
642	'SA-249'	'Data ma...'	'atelier:1...'	'atelier:1...'	'DELETE'	'SA-249'	'piece en...0	2011	'03-Oct-...	'piece en...2011	2011	2011	40	'09-Oct-...
643	'SA-250'	'Data ma...'	'atelier:1...'	'atelier:1...'	'DELETE'	'SA-250'	'piece en...0	2011	'10-Oct-...	'piece en...2011	2011	2011	150	'16-Oct-...
644	'SA-250'	'Data ma...'	'atelier:1...'	'atelier:1...'	'DELETE'	'SA-250'	'piece en...0	2011	'10-Oct-...	'piece m...2011	2011	2011	38	'16-Oct-...
645	'SA-251'	'Data ma...'	'atelier:1...'	'atelier:1...'	'DELETE'	'SA-251'	'piece en...0	2011	'17-Oct-...	'piece en...2011	2011	2011	184	'23-Oct-...

TRS

1	'qualityR...'	'idealRate...'	'oeo_wee...'	'VERSION_DA...'	'perform...'	'goodQu...'	'totalQu...'	'equipmentAvail...'	'openTi...'	'OEE...'	'ORIGIN...'	'VERSIO...'	'totalTime'
250	0.8955	0.0333	'SA-249'	'03-Oct-2011'	0.5685	1576	1760	0.9828	105	0.5000	2011	'09-Oct-...	168
251	0.8934	0.0333	'SA-250'	'10-Oct-2011'	0.5695	1575	1763	0.9828	105	0.5000	2011	'16-Oct-...	168
252	0.8956	0.0333	'SA-251'	'17-Oct-2011'	0.5698	1579	1763	0.9823	105	0.5000	2011	'23-Oct-...	168

Périodes 'SA-250': 10/10/11 --> 16/10/11

- $$\text{Taux de performance} = \text{NPR} / (\text{temps net production} \times \text{cadence théorique})$$

$$= 1763 / ((105 - 1.81) \times 30) = \mathbf{56.95\%}$$
- $$\text{Taux de qualité} = (\text{NPR} - \text{NPNC}) / \text{NPR} = 1575 / 1763 = \mathbf{89.34\%}$$

FIGURE B.20 – Données sur les quantités de produits fabriqués pour le calcul du TRS sur 'SA-250'.

- $$\text{NPR} = \text{NPRI} \times [100\% - (\text{DurEP} \times 15 + \text{NbSeg_retard} \times 5 + \text{Ab_Op} \times 5)\%]$$

$$= 2205 \times (100 - (0.337 \times 15 + 0 + 0))\%$$

$$= 2205 \times 69.94\% = \mathbf{2093}$$
- $$\text{NPNC} = \text{NPR} \times [\text{NbMPa_MP}(1\&2) + \text{NbMPs_MP}(1\&2) + \text{NbRe_MP}(1\&2) + \text{DuRe_MP}(1\&2)/6]\%$$

$$= 2093 \times (0 + 1 + 26/5 + 59.13/6 + 0)\%$$

$$= 2093 \times 16.05\% \approx \mathbf{336}$$

TRS reject

1	'oeo_oeo...'	'AUTHOR...'	'ORIGIN...'	'oeo_oeo...'	'ACTION...'	'ORIGIN...'	'reject_ID'	'CROSSO...'	'oeo_oeo...'	'VERSIO...'	'ORIGIN...'	'ORIGIN...'	'quantity'	'VERSIO...'
1162	'SA-449'	'Data ma...'	'atelier:1...'	'atelier:1...'	'DELETE'	'SA-449'	'piece mal position...0	2015	'03-Aug-...	'piece m...2015	2015	2015	5	'09-Aug-2015'
1163	'SA-450'	'Data ma...'	'atelier:1...'	'atelier:1...'	'DELETE'	'SA-450'	'piece en plus'0	2015	'10-Aug-...	'piece en...2015	2015	2015	248	'16-Aug-2015'
1164	'SA-451'	'Data ma...'	'atelier:1...'	'atelier:1...'	'DELETE'	'SA-451'	'piece en moins'0	2015	'17-Aug-...	'piece en...2015	2015	2015	336	'23-Aug-2015'

TRS

1	'qualityR...'	'idealR...'	'oeo_wee...'	'VERSION_DAT...'	'oesensor...'	'perform...'	'goodQu...'	'totalQu...'	'equipmentAv...'	'openT...'	'OEE...'	'VERSIO...'	'totalTime'
450	0.8392	0.0333	'SA-449'	'03-Aug-2015'	'atelier:10.4'	0.4984	1294	1542	0.9822	105	0.4100	'09-Au...'	168
451	0.8392	0.0333	'SA-450'	'10-Aug-2015'	'atelier:10.4'	0.4969	1294	1542	0.9851	105	0.4100	'16-Au...'	168
452	0.8395	0.0333	'SA-451'	'17-Aug-2015'	'atelier:10.4'	0.6743	1294	2093	0.9854	105	0.5600	'23-Au...'	168

Périodes 'SA-451': 17/08/15 --> 23/08/15

- $$\text{Taux de performance} = \text{NPR} / (\text{temps net production} \times \text{cadence théorique})$$

$$= 2093 / ((105 - 1.55) \times 30) = \mathbf{67.43\%}$$
- $$\text{Taux de qualité} = (\text{NPR} - \text{NPNC}) / \text{NPR} = 1294 / 1542 = \mathbf{83.92\%}$$

FIGURE B.21 – Données sur les quantités de produits fabriqués pour le calcul du TRS sur 'SA-451'.

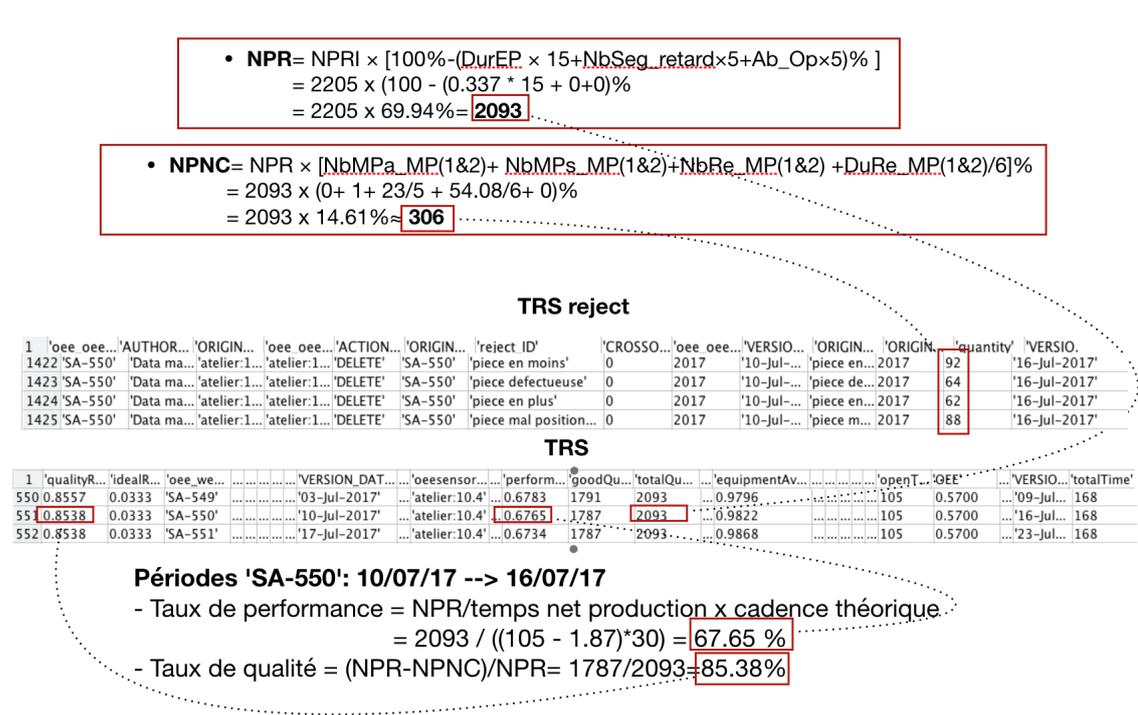


FIGURE B.22 – Données sur les quantités de produits fabriqués pour le calcul du TRS 'SA-550'.

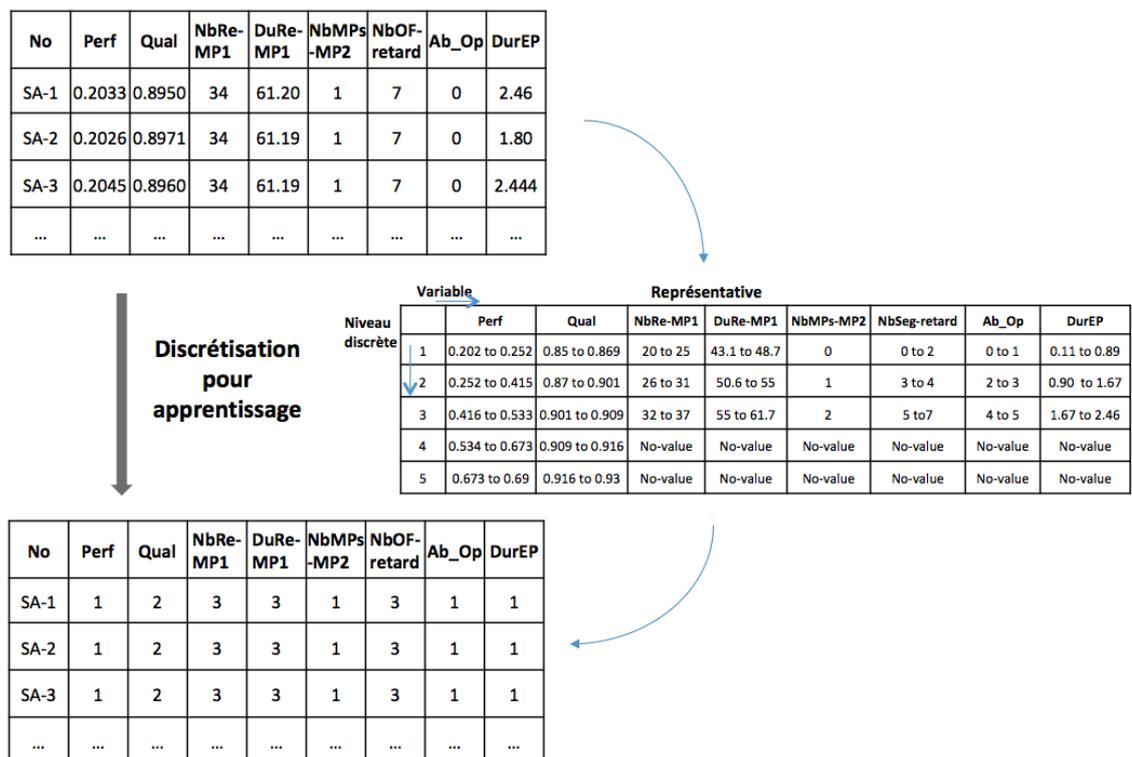


FIGURE B.23 – Tableau de discrétisation pour l'apprentissage.

```

189 %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%Interrogation 1:
190 %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
191 evidence{Node_Perf}=1;
192 evidence{Node_Qual}=2;
193 %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
194 % Probabilités a priori des variables
195 engine=enter_evidence(engine,evidence);
196
197 marg_Node_NbMPa_MP1=marginal_nodes(engine,Node_NbMPa_MP1);
198 marg_Node_NbMPs_MP1=marginal_nodes(engine,Node_NbMPs_MP1);
199 marg_Node_NbRe_MP1=marginal_nodes(engine,Node_NbRe_MP1);
200 marg_Node_DuRe_MP1=marginal_nodes(engine,Node_DuRe_MP1);
201
202 marg_Node_NbMPa_MP2=marginal_nodes(engine,Node_NbMPa_MP2);
203 marg_Node_NbMPs_MP2=marginal_nodes(engine,Node_NbMPs_MP2);
204 marg_Node_NbRe_MP2=marginal_nodes(engine,Node_NbRe_MP2);
205 marg_Node_DuRe_MP2=marginal_nodes(engine,Node_DuRe_MP2);
206
207 marg_Node_NbOF_retard=marginal_nodes(engine,Node_NbOF_retard);
208 marg_Node_DurEP=marginal_nodes(engine,Node_DurEP);
209 marg_Node_Ab_Op=marginal_nodes(engine,Node_Ab_Op);
210
211 marg_Node_Perf=marginal_nodes(engine,Node_Perf);
212 marg_Node_Qual=marginal_nodes(engine,Node_Qual);
213
214 % Observation : représentation graphique des probabilités de marginal
215 %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
216 %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%Interrogation 2:
217 %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
218 %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
219 evidence{Node_Perf}=3;
220 evidence{Node_Qual}=4;
221 %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
222 % % %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
223 % % %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
224 % % %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
225 % % %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
226 % % %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%Interrogation 3:
227 % % %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
228 evidence{Node_Perf}=4;
229 evidence{Node_Qual}=2;
230 %%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
231 %
232 % Probabilités a priori des variables
233 engine=enter_evidence(engine,evidence);
234 marg_Node_NbMPa_MP1=marginal_nodes(engine,Node_NbMPa_MP1);
235 marg_Node_NbMPs_MP1=marginal_nodes(engine,Node_NbMPs_MP1);
236 marg_Node_NbRe_MP1=marginal_nodes(engine,Node_NbRe_MP1);
237 marg_Node_DuRe_MP1=marginal_nodes(engine,Node_DuRe_MP1);
238
239 marg_Node_NbMPa_MP2=marginal_nodes(engine,Node_NbMPa_MP2);
240 marg_Node_NbMPs_MP2=marginal_nodes(engine,Node_NbMPs_MP2);
241 marg_Node_NbRe_MP2=marginal_nodes(engine,Node_NbRe_MP2);
242 marg_Node_DuRe_MP2=marginal_nodes(engine,Node_DuRe_MP2);
243

```

Mettre les valeurs discrètes pour les noeuds de performance et qualité comme les inputs et calcul des probabilités conditionnelles des variables

FIGURE B.24 – Extrait du programme Matlab pour mettre en place les interrogations de scénario 1.