

UNIVERSITÉ DE REIMS CHAMPAGNE-ARDENNE

THÈSE

présentée à

L'UFR SCIENCES EXACTES ET NATURELLES

pour l'obtention du titre de

**DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE
REIMS CHAMPAGNE-ARDENNE**

en

**GÉNIE INFORMATIQUE, AUTOMATIQUE
ET TRAITEMENT DU SIGNAL**

par

Philippe VELLEMAN

**Contribution à la conception d'un outil adapté à l'Opérateur Humain
pour la reconstruction d'une traçabilité « approchée »**

Soutenue le 14 décembre 2006 devant le jury composé de :

Denis	HAMAD	Professeur à l'Université du Littoral Côte d'Opale	Rapporteur
Frédéric	VANDERHAEGEN	Professeur à l'Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambrésis	Rapporteur
Kondo	ADJALLAH	Maître de Conférence Habilité de l'Université de Technologies de Troyes	Examineur
Yvon	GARDAN	Professeur à l'Université de Reims Champagne-Ardenne	Président
Patrice	BILLAUEDEL	Professeur à l'Université de Reims Champagne-Ardenne	Directeur
Bernard	RIERA	Professeur à l'Université de Reims Champagne-Ardenne	Directeur

Remerciements

La rédaction de ce mémoire me donne l'occasion de remercier toutes les personnes qui ont participé et contribué au bon déroulement de cette thèse.

Les travaux présentés ont été réalisés au sein du Centre de Recherche en STIC (anciennement Laboratoire d'Automatique et de Micro-électronique) dirigé par le Professeur Janan ZAYTOON à l'Université de Reims Champagne Ardenne. Je tiens avant tout à le remercier pour m'avoir accueilli dans son équipe de recherche.

Mes remerciements vont également aux personnes qui m'ont fait l'honneur d'accepter d'être membre du jury de cette thèse. Je remercie ainsi M. Denis HAMAD, Professeur à l'Université du Littoral Côte d'Opale, et M. Frédéric VANDERHAESEN, Professeur à l'Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambrésis, d'avoir accepté d'être les rapporteurs de cette thèse. M. Yvon GARDAN Professeur à l'Université de Reims Champagne Ardenne et Directeur de l'Institut de Formation Technique Supérieure, ainsi que M. Kondo ADJALLAH Maître de conférence habilité à l'Université de Technologies de Troyes, d'avoir accepté d'être examinateur.

J'adresse mes remerciements sincères à M. Patrice BILLAUDEL et M. Bernard RIERA, tous deux Professeur à l'Université de Reims Champagne Ardenne, pour avoir accepté de m'encadrer pendant ces années de thèse et sans qui tout ceci n'existerait pas.

Merci à l'ensemble du personnel (anciens et nouveaux) de l'Institut de Formation Technique Supérieur de Charleville-Mézières, pour leur gentillesse, leur aide et soutien.

Je remercie enfin mes parents, ma femme et l'ensemble de mes proches qui ont toujours su m'encourager et m'apporter le soutien matériel, moral et affectif nécessaire à ce type d'entreprise.

Table des matières

INTRODUCTION GÉNÉRALE

La traçabilité : un terme d'actualité où chacun est acteur	13
Contexte et problématique générale	13
Les enjeux pour PSA Peugeot-Citroën	14
Le plan de lecture	15

Chapitre I

CONTEXTE, TERMINOLOGIES ET PRINCIPES DU DIAGNOSTIC..... 17

I.1	INTRODUCTION.....	17
I.2	CONTEXTE : LA FONDERIE PSA PEUGEOT – CITROËN	18
I.2.1	Description de l'atelier de production	18
I.2.2	Paramètres associés à la production	20
I.2.3	Défauts associés à la production	21
I.2.4	Synthèse	23
I.3	LES SYSTÈMES AUTOMATISÉS DE PRODUCTION	24
I.3.1	Les systèmes continus	25
I.3.2	Les Systèmes à Événements Discrets.....	25
I.3.3	Les Systèmes Dynamiques Hybrides	25
I.4	FORMULATION DU PROBLEME DE DIAGNOSTIC	26
I.4.1	Retour sur quelques définitions.....	26
I.4.1.1	La supervision	26
I.4.1.2	Surveillance, détection, suivi, pronostic.....	28
I.4.1.3	Diagnostic, identification, localisation.....	29
I.4.1.4	Le système de surveillance et les dysfonctionnements	30
I.4.1.5	Observation, mesure, signe	31
I.4.1.6	Notion de système et de modèle.....	32
	<i>I.4.1.6.a Modèles fonctionnels pour la supervision</i>	<i>34</i>
	<i>I.4.1.6.b Modèles comportementaux pour la supervision</i>	<i>35</i>
	<i>I.4.1.6.c Modèles structurels pour la supervision</i>	<i>36</i>
	<i>I.4.1.6.d Modèles téléologiques et des défaillances pour la supervision</i>	<i>36</i>
I.4.2	Les différentes méthodes de diagnostic	37
I.4.3	Choix de la méthode de diagnostic	38
I.4.4	Les méthodes sans modèles (directes)	38
I.4.4.1	Redondance matérielle	38
I.4.4.2	Seuillage	38
I.4.4.3	Traitement statistique	39
I.4.4.4	Modèles de connaissance	39
	<i>I.4.4.4.a Les systèmes experts.....</i>	<i>39</i>
	<i>I.4.4.4.b Le raisonnement à partir de cas.....</i>	<i>40</i>
I.4.4.5	La reconnaissance de formes.....	40
I.4.5	Le diagnostic à base de modèles	42
I.4.5.1	Redondance analytique	42

I.4.5.2	Estimation paramétrique	42
I.4.5.3	Observateur	42
I.4.5.4	Filtre	43
I.4.5.5	Espace de parité.....	43
I.5	Problématique du cas PSA Peugeot-Citroën	44
I.5.1	D'un point de vue « exploitation ».....	44
I.5.2	D'un point de vue « process ».....	44
I.5.3	D'un point de vue « données ».....	45
I.5.4	Le système de production de supports de traverse et les méthodes de diagnostic.....	46
I.6	PROBLÉMATIQUE DE RECHERCHE ÉTUDIÉE	47
I.6.1	Notion de traçabilité	47
I.6.2	Identification des points critiques	48
I.7	CONCLUSION	49

Chapitre II

LA TRAÇABILITÉ EN INDUSTRIE		51
II.1	INTRODUCTION.....	51
II.2	REPRÉSENTATION DES SYSTÈMES DYNAMIQUES HYBRIDES.....	52
II.2.1	Quelques précisions sur les SDH	52
II.2.2	Définition formelle d'un SDH.....	53
II.2.3	Modélisation des Systèmes Dynamiques Hybrides	53
II.2.3.1	Les automates hybrides	54
II.2.3.2	Les réseaux de Petri hybrides.....	57
II.2.3.3	Synthèse sur le choix de la représentation de SDH.....	59
II.3	LA TRAÇABILITÉ.....	60
II.3.1	Une série de définitions.....	60
II.3.2	Des traçabilités multiples	61
II.3.2.1	La traçabilité « du coupable »	62
II.3.2.1.a	La traçabilité ascendante	63
II.3.2.1.b	La traçabilité descendante	63
II.3.2.1.c	La traçabilité amont	64
II.3.2.1.d	La traçabilité aval	64
II.3.2.2	La traçabilité de suivi	65
II.3.2.2.a	Traçabilité des données – traçabilité du produit	65
II.3.2.2.b	La traçabilité logistique	65
II.3.2.3	Point de vue hiérarchique	66
II.3.3	Les outils de la traçabilité.....	66
II.3.3.1	Les moyens d'identification de la production	67
II.3.3.1.a	Suivi manuscrit.....	67
II.3.3.1.b	Marquage technique.....	67
II.3.3.1.c	Technologie data matrix.....	67
II.3.3.1.d	La technologie par radiofréquence	68
II.3.3.2	Le système d'exécution de la production	68
II.3.5	Les intérêts de la traçabilité.....	72
II.3.6	Les acteurs de la traçabilité	73
II.4	CONCLUSION	74

Chapitre III

CONTRIBUTION À LA CONCEPTION D'UN OUTIL D'AIDE À LA TRAÇABILITÉ ET AU SUIVI DE PRODUCTION	77
III.1 Introduction	77
III.2 LA TRAÇABILITÉ « APPROCHÉE »	78
III.2.1 Entrées nécessaires à la traçabilité approchée	79
III.2.1.1 La base de données	80
III.2.1.2 Les événements non mesurés	80
III.2.1.2.a <i>Modélisation par chroniques</i>	81
III.2.1.2.b <i>Modélisation par variable linguistique</i>	83
III.3 Détermination du modèle comportemental et reconstruction de l'historique	85
III.3.1 Démarche proposée	85
III.3.1.1 Modèle de l'expert	86
III.3.1.2 Modèle de référence	86
III.3.1.3 Reconstruction approchée de l'historique	86
III.3.2 Exemple	88
III.4 Détermination des caractéristiques « possibilistes » des produits	89
III.4.1 Imperfection du modèle temporel approché	89
III.4.2 Imprécision et Incertitude	91
III.4.2.1 Imprécision	91
III.4.2.2 Incertitude	91
III.4.2.3 Lien entre imprécision et incertitude	91
III.4.2.4 La théorie des probabilités	92
III.4.2.5 La théorie des ensembles flous	93
III.4.2.6 La théorie des possibilités	94
III.4.2.7 La théorie de l'évidence	96
III.4.2.8 Choix de la théorie représentant nos informations	97
III.4.2.9 Construction des fonctions d'appartenance	98
III.5 Calcul de possibilités et d'extraction de sous-modèles temporels	100
III.5.1 Outil de calcul de possibilités	100
III.5.1.1 Distribution de possibilité	101
III.5.1.2 Connaissance préalable possibiliste de l'Opérateur Humain	102
III.5.2 Outil d'extraction de sous-modèles temporels	104
III.6 CONCLUSION	106

Chapitre IV

APPLICATION DE LA TRAÇABILITÉ APPROCHÉE	107
IV.1 INTRODUCTION.....	107
IV.2 EXEMPLE PÉDAGOGIQUE D'UN SYSTÈME DE PRODUCTION.....	108
IV.2.1 L'unité d'usinage.....	108
IV.2.2 L'unité de stockage	110
IV.2.3 L'unité de traitement thermique	111
IV.2.4 Hypothèses	113
IV.2.5 L'unité de vérification des pièces.....	113
IV.3 LA TRAÇABILITÉ PAR RECONSTRUCTION DE L'HISTORIQUE « USINAGE » – MODÈLE TEMPOREL APPROCHÉ DU PRODUIT	117
IV.3.1 Modélisation du système par RdP hybride.....	117
IV.3.2 Élimination de pièces – Événements non mesurés.....	118
IV.3.3 Variation de l'usure connue – loi comportementale	118
IV.3.4 Variation de l'usure non connue – Modèle comportemental	124
IV.3.5 Discussion sur les résultats obtenus	128
IV.4 DÉTERMINATION DES PIÈCES NON-CONFORMES – LA TRAÇABILITÉ PRODUIT POSSIBILISTE	129
IV.4.1 Introduction	129
IV.4.2 Détermination de la suppression d'une pièce.....	132
IV.4.2.1 La pièce incriminée est un rebut	132
IV.4.2.2 La pièce incriminée n'est peut être pas un rebut	132
IV.5 CONCLUSION	133
 CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVES	135
 ANNEXES	139
A.1. LES PLANS D'EXPÉRIENCES	
A.2. LE DATA MINING	
A.3. MODÈLES FONCTIONNELS	
A.4. LES RÉSEAUX DE PETRI	
A.5. MODÈLE CONCEPTUEL DU PROCESS DE FABRICATION	
 RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....	173

Table des figures

Figure 1 : Plan du mémoire	15
Figure 2 : Représentation schématique de l'atelier de production.....	19
Figure 3 : Paire de noyaux.....	20
Figure 4 : Pièce moulée	20
Figure 5 : Système de bases de données actuellement implanté	21
Figure 6 : La supervision des installations automatisées [GRAISYHM, 98]	27
Figure 7 : Point de vue sur la supervision [Riera & al., 04]	27
Figure 8 : Anomalies classées par criticité croissante d'après [Adrot, 00]	31
Figure 9 : Analyse hiérarchique d'un système.....	34
Figure 10 : Différentes méthodes de diagnostic.....	37
Figure 11 : Structure d'un système de diagnostic par reconnaissance de formes.....	41
Figure 12 : Approche par filtre.....	43
Figure 13 : Schématisation d'un point de vue process.....	44
Figure 14 : Pertes d'informations et du suivi de production	50
Figure 15 : Exemple d'une fontaine à deux bassins et automate hybride associé	56
Figure 16 : Éléments composant un RdP hybride	57
Figure 17 : Exemple de RdP continu	58
Figure 18 : Exemple de Réseaux de Petri hybrides.....	58
Figure 19 : La traçabilité « de quoi » et « dans quel but »	61
Figure 20 : Exemple de traçabilité ascendante.....	63
Figure 21 : Exemple de traçabilité descendante.....	64
Figure 22 : Représentation de la traçabilité Amont et Aval	64
Figure 23 : La traçabilité des données au sein d'un processus de production	65
Figure 24 : Enjeux stratégiques assurant la gestion du risque et la maîtrise de la qualité.	66
Figure 25 : Le MES au sein de l'atelier de production	69
Figure 26 : Les onze fonctions du MES	69
Figure 27 : La traçabilité d'un point de vue qualité/productivité et sécurité/marketing.....	71
Figure 28 : L'apport de la traçabilité	72
Figure 29 : Les bases de la Coopération Institutionnelle [Salaün et al., 01], revu.....	74
Figure 30 : Cheminement pour parvenir à une traçabilité.....	75
Figure 31 : Contribution à la conception d'un outil d'aide à la traçabilité hors ligne.....	78
Figure 32 : Exemple de contrainte de type intervalle.....	81
Figure 33 : Exemple de contrainte de type fenêtre d'admissibilité	82
Figure 34: Contrainte de type précedence.....	82
Figure 35 : Contrainte de type intervalle.....	83
Figure 36 : Contrainte de type fenêtre d'admissibilité.....	83
Figure 37 : Variable linguistique définie par expert pour caractériser une température.....	84
Figure 38 : Paramètre évoluant dans le temps.....	85
Figure 39 : Organigramme de l'algorithme de reconstruction de l'historique.....	87
Figure 40 : a) Données mélangées, b) Modèle de l'expert.....	88
Figure 41 : a) Segmentation (bleu) et extrapolation de cette dernière (rouge), b) Évolution réelle (bleu ciel) évolution reconstruite (bleu foncé).	88
Figure 42 : Zone où la qualité des produits reste à déterminer	89
Figure 43 : Agrandissement de la zone imprécise.....	90

Figure 44 : a) Illustration du concept d'appartenance : b) au sens classique, c) au sens flou ..	94
Figure 45 : Illustration de la hiérarchie des types de mesure	97
Figure 46 : Scénarii des différentes fonctions d'appartenance.	99
Figure 47 : Outil de calculs de possibilités et d'extraction de sous modèles temporels	100
Figure 48 : Zone où la qualité des produits reste à déterminer	101
Figure 49 : Exemple de distribution de possibilité.....	102
Figure 50 : Compatibilité du sous-ensemble flou F avec la distribution de possibilité π	103
Figure 51 : Schématisation du système simulé	108
Figure 52 : Schématisation de l'« Unité d'usinage »	109
Figure 53 : Évolution du diamètre du trou, sans suppression de pièces.....	110
Figure 54 : Évolution du diamètre du trou, avec pertes de pièces pendant la production.....	110
Figure 55 : Représentation des diamètres des trous, lors du mélange des pièces pendant le traitement.....	112
Figure 56 : Taux de « recouvrabilité » en fonction du nombre de pièces rangées aléatoirement par lot.....	112
Figure 57 : Définition de la limite de rebuts pour pièces usinées	114
Figure 58 : Définition des classes permettant de catégoriser une pièce traitée.....	114
Figure 59 : Modélisation du système de production simulé.....	117
Figure 60 : Représentation des instants possibles de suppressions de pièces.	118
Figure 61 : Pièces mélangées, représentation par lot	119
Figure 62 : (a) Classement décroissant (b) Définition de l'emplacement des changements d'outils.....	119
Figure 63 : Classement décroissement des diamètres des trous selon le lot	120
Figure 64 : Reclassement, suivant les changements d'outil.....	121
Figure 65 : Résultats comparatifs avec et sans méthode de reconstruction	122
Figure 66 : Illustration de l'erreur de précision.....	122
Figure 67 : Les différents cas de reconstruction de l'évolution des trous des pièces usinées selon les changements d'outil, lors d'une campagne de production.....	123
Figure 68 : Usure non monotone.....	124
Figure 69 : Diamètres des trous mélangés aléatoirement : usure non monotone	125
Figure 70 : Modélisation par segmentation.....	125
Figure 71 : Extrapolation de la segmentation.....	126
Figure 72 : Première tentative de reconstruction de la courbe d'usinage	126
Figure 73 : Reconstruction partielle de la courbe d'usinage (sans bruit).....	127
Figure 74 : Reconstruction totale courbe usinage (avec bruits)	128
Figure 75 : Bande où les données et leur nature restent à déterminer.....	129
Figure 76 : Fonction d'appartenance avec changement d'outil.	130
Figure 77 : Fonction d'appartenance des pièces non-conformes lors d'une production.....	130
Figure 78 : Application de la théorie des possibilités	131
Figure 79 : Variable linguistique représentant l'instant de suppression d'une pièce	132
Figure 80 : Variable linguistique représentant l'instant de suppression d'une pièce	133
Figure 81 : Perspective sur la représentation d'un modèle flou de l'expert.....	137
Figure 81 : La découverte de connaissances dans les bases de données.....	144
Figure 82 : Techniques de DM sur données analysées	145
Figure 84 : Préparer Aluminium – Diagramme A1.....	152
Figure 85 : Fabriquer Noyaux – Diagramme A2	152
Figure 86 : Couler pièces – Diagramme A3.....	153
Figure 87 : Préparer pièces – Diagramme A4	154
Figure 88 : Contrôler pièces – Diagramme A5	154
Figure 89 : Modélisation de la préparation de l'aluminium.....	155

Figure 90 : Modélisation de l'installation de fabrication de supports de traverse	156
Figure 91 : Modélisation de la fabrication des noyaux	157
Figure 92 : Modélisation de l'opération inspection noyaux	158
Figure 93 : Modélisation du sous-process « finition pièce ».....	159
Figure 94 : Modélisation du cheminement du produit (1/2)	160
Figure 95 : Modélisation du cheminement du produit (2/2)	161
Figure 96 : Modèle entité/association « lot d'alliage ».....	165
Figure 97 : Modèles entité/association « Sable »	166
Figure 98 : Modèle entité/association « matière cuve ».....	167
Figure 99 : Modèle entité/association « moule »	168
Figure 100 : Modèle entité/association « modèle brut »	168
Figure 101 : Modèle entité/association « support gravé »	169
Figure 102 : Modèle entité/association « support de traverse »	170
Figure 103 : Modèle entité/association « matière cuve »	171

INTRODUCTION GÉNÉRALE

LA TRAÇABILITÉ : UN TERME D'ACTUALITÉ OÙ CHACUN EST

ACTEUR

Le terme « traçabilité », qui vient des mots anglais : « trace » et « ability » (la capacité de retrouver une trace), est apparu dans les années 90. La traçabilité peut se définir comme la capacité de suivre un produit aux différents stades de sa vie que sont sa production, sa transformation et sa consommation.

Depuis la crise de l'Encéphalopathie Spongiforme Bovine (ESB) le terme traçabilité a acquis ses lettres de noblesse médiatiques. Cette médiatisation s'est accentuée depuis 1999, avec : la polémique au sujet des Organismes Génétiquement Modifiés (OGM) et le « poulet à la dioxine », en passant par le jugement de l'affaire du sang contaminé ; crises qui sont encore d'actualité avec la réapparition de la « grippe aviaire » qui a atteint l'Europe fin 2005.

Pourtant, l'industrie connaît la traçabilité depuis au moins les années 80 avec les normes d'assurance qualité. Pour autant, le public découvre ce concept et les professionnels s'étonnent de l'ampleur de la demande des clients. Ainsi, actuellement le mot est abondamment utilisé dans l'agroalimentaire, la médecine mais aussi dans d'autres secteurs comme l'automobile ou les Nouvelles Technologies de l'Information et de la Communication (NTIC). Les entreprises se retrouvent avec des systèmes (de gestion de données, process, etc.) qui ne sont plus adaptés aux normes spécifiques, définies par les Communautés qui nous régissent. De ce fait, toutes les industries confondues, face à cette prise de conscience et aux inquiétudes des « consommateurs-clients », cherchent à se doter d'outils performants pour gérer ces crises aux conséquences catastrophiques.

CONTEXTE ET PROBLÉMATIQUE GÉNÉRALE

Le travail que nous présentons dans ce mémoire a été mené au sein du groupe Automatique et Systèmes Hybrides du Centre de Recherche en Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication (CReSTIC) de l'Université de Reims Champagne-Ardenne et en collaboration avec la fonderie PSA Peugeot-Citroën de Charleville-Mézières.

Notre démarche a été guidée par un problème industriel qui nous a conduit à identifier une problématique de recherche. Nous sommes, en effet, partis de l'étude d'un cas réel, dans le but de définir et de mettre en œuvre un outil d'analyse des causes de défaillances ; cet outil devant être appliqué à la chaîne de moulage produisant des supports de traverse pour véhicule Citroën.

Nous avons tout d'abord étudié ce cas en nous appuyant sur les témoignages et les doléances du chef de projets, chefs d'équipes, opérateurs, ainsi que sur les études d'amélioration réalisées par des prestataires de service. Nous avons constaté que la gestion de l'information et le suivi de celle-ci faisait grandement défaut au sein de cette installation. Aussi, avant de concevoir un quelconque outil exploitant l'ensemble des paramètres du système, il est primordial de pouvoir retrouver leurs évolutions, tout au long d'une production.

Par conséquent, tracer l'Information est devenu un enjeu vital pour les systèmes de gestion de production, de qualité, de diagnostic. Pour cela, il est nécessaire de développer des méthodes et des outils adaptés qui répondent aux besoins des industries. Suite à ce constat, nous avons dégagé une problématique de recherche dont l'objectif est d'exploiter au mieux les différentes sources de données (objectives et subjectives) sur le procédé et le produit en vue d'extraire des informations pertinentes sur la traçabilité du produit.

LES ENJEUX POUR PSA PEUGEOT-CITROËN

Cette étude, pour PSA Peugeot-Citroën, contribuera à améliorer significativement la qualité de production de leurs chaînes de fabrication de supports de traverse, en diminuant le taux de pièces rebutées, ce qui aura pour conséquence un accroissement de la production et donc une baisse des coûts de cette dernière et des coûts de refonte des rebuts.

Dans cette fonderie, l'atelier incriminé est celui produisant les supports de traverse arrière pour véhicules Citroën ; d'un point de vue socio-économique, la diminution du taux de rebuts relancera la motivation de l'ensemble des équipes de production.

La nécessité de disposer d'outils de suivi de production, de traçabilité, d'aide à la décision ainsi que d'échanges avec les différents acteurs de cette production s'impose avec évidence.

LE PLAN DE LECTURE

Nous présentons un plan de thèse qui correspond au cheminement de notre démarche. Le mémoire se développe en quatre chapitres, Figure 1.

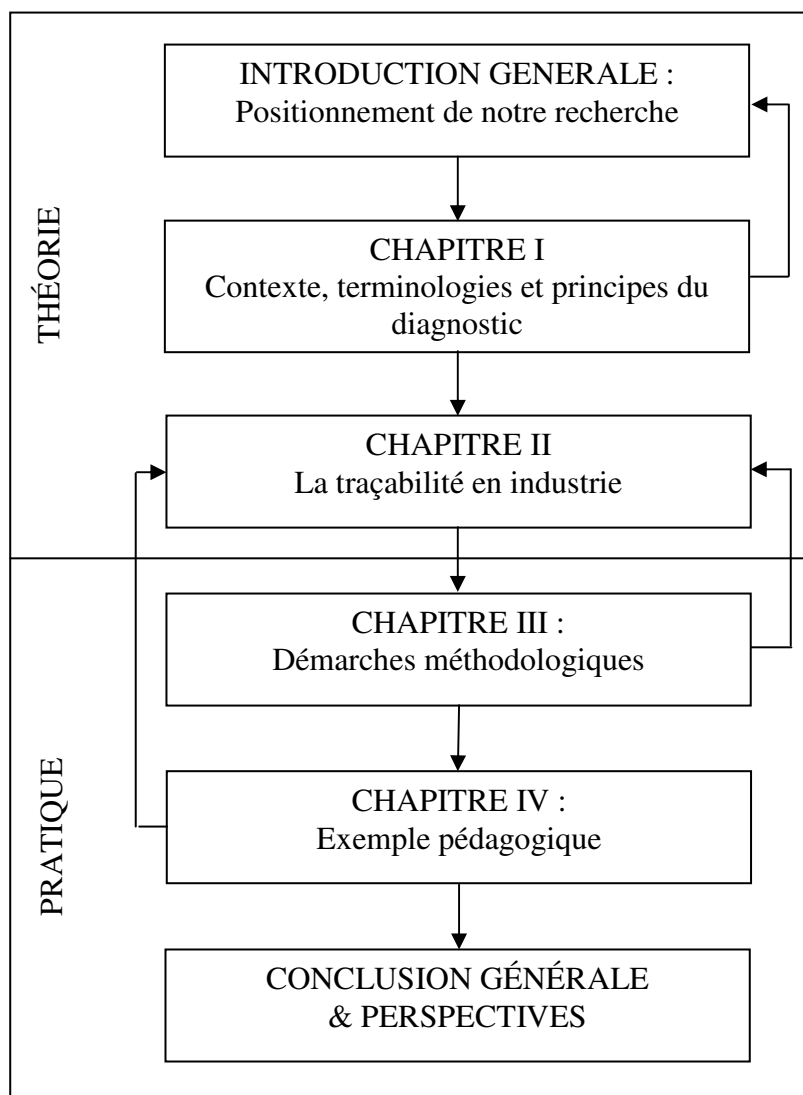


Figure 1 : Plan du mémoire

Dans le premier chapitre, nous présentons d'une part notre contexte de recherches à travers une application industrielle et d'autre part, l'étude bibliographique ayant trait au diagnostic.

Une première partie est dédiée à la présentation des Systèmes Automatisés de Production (SAP), où nous expliquons les raisons pour lesquelles le système de fabrication de supports de traverse, de la fonderie PSA Peugeot-Citroën, fait parti de la famille des Systèmes Dynamiques Hybrides (SDH).

Étant donné la diversité des définitions trouvées dans différents travaux, une deuxième partie permet d'établir un lexique des mots clés en supervision. Enfin, un classement des techniques de surveillance, en fonction de l'existence ou non d'un modèle analytique de l'équipement à diagnostiquer, clôt ce premier chapitre.

Le deuxième chapitre présente d'une part, une définition formelle d'un Système Dynamique Hybride, ainsi que les méthodes permettant d'obtenir une représentation d'un SDH et d'autre part, d'introduire le terme « traçabilité » et de détailler les méthodes et outils applicables au milieu industriel. Nous faisons aussi ici la distinction entre deux traçabilités que nous avons nommées « traçabilité du coupable » et « traçabilité de suivi ». Dans ce chapitre, nous mettons en évidence que le problème de diagnostic rencontré est lié à un problème de traçabilité.

Notre méthodologie est développée au troisième chapitre. Dans la première partie de ce chapitre, nous exposons notre démarche pour retrouver tout au long d'une production et de manière approchée, la trace du paramètre du produit à reconstruire. Pour cela, nous utilisons les informations (objectives ou subjectives) disponibles du système. Ces informations servent, au travers d'un modèle comportemental et d'un module de reconstruction, à obtenir une traçabilité que l'on définit « de temporelle approchée ». Dans la seconde partie de ce chapitre, nous proposons un outil permettant de quantifier la traçabilité « temporelle » approchée. La théorie des ensembles flous et la théorie des possibilités ont été choisies afin de prendre en compte les imperfections dues aux modèles et aux données.

Notre quatrième et dernier chapitre détaille notre méthodologie au travers d'un exemple pédagogique simulant un processus industriel qui a des caractéristiques similaires à la ligne de fabrication des supports de traverses de l'usine PSA Peugeot-Citroën de Charleville-Mézières.

Enfin le mémoire se conclut sur notre participation à la conception d'un outil d'aide à la traçabilité et aborde les perspectives de recherche.

Chapitre I

CONTEXTE, TERMINOLOGIES ET PRINCIPES DU DIAGNOSTIC

I.1 INTRODUCTION

Parmi les facteurs qui contribuent à l'amélioration de la disponibilité, de la qualité et de la sûreté de fonctionnement ainsi qu'à la réduction des coûts des installations industrielles, les méthodes de diagnostic de défaillances sont devenues une aide significative, en particulier pour l'exploitation de Systèmes Automatisés de Production (S.A.P.) dont la complexité est en constante évolution. Le diagnostic consiste à identifier, à localiser et éventuellement à pronostiquer les défaillances et/ou les défauts qui affectent un système. Il s'intègre dans le cadre plus général de la surveillance et de la supervision et permet d'améliorer la qualité ainsi que de réduire les coûts, en intervenant au cours des phases du cycle de vie du produit [Combastel, 00] que sont:

- la conception : une méthode d'analyse préventive peut être utilisée dès les premières étapes d'un projet pour déterminer au mieux les défaillances possibles ainsi que leurs effets : « diagnostic de conception »,
- la production : les défauts peuvent être identifiés et localisés en cours de production. Le diagnostic permet de corriger ou d'arrêter la fabrication de produits puisqu'ils ne pourront satisfaire le cahier des charges,
- l'utilisation : une procédure d'arrêt et/ou de retrait peut être déclenchée si la sécurité est mise en péril par l'occurrence d'un défaut lors d'une phase d'utilisation. Une localisation précise des défaillances pourra permettre d'améliorer la maintenabilité et la disponibilité en indiquant les composants à remplacer. Ici, l'intérêt du diagnostic est de fournir les informations qui définissent une politique de maintenance appropriée.

Le travail que nous présentons ici a été mené en collaboration avec la fonderie PSA Peugeot-Citroën, dont les problèmes industriels ont débouché sur notre problématique de recherche.

Ce chapitre introductif présentera dans un premier temps le contexte de naissance et d'évolution du projet d'implantation d'un système d'analyse de causes de défaillances. Dans un second temps, ce chapitre vise à rappeler la terminologie utilisée dans la littérature scientifique et celle que nous avons adoptée dans ce mémoire. Nous présenterons les différents Systèmes Automatisés de Production, en nous intéressant principalement aux Systèmes Dynamiques Hybrides. Puis nous nous attarderons sur les principales méthodes de diagnostic. Pour terminer, nous mettrons en évidence la problématique inhérente à nos travaux.

I.2 CONTEXTE : LA FONDERIE PSA PEUGEOT – CITROËN

I.2.1 Description de l'atelier de production

L'application industrielle sur laquelle nous travaillons est une chaîne de fabrication de supports de traverse (train arrière) pour véhicules Citroën. L'atelier de fabrication est représenté par la Figure 2. Il est constitué de cinq sous-ateliers, dont les fonctions sont :

- la production de noyaux¹ effectuée par une noyauteuse,
- le stockage de l'aluminium dans deux fours,
- le stockage des noyaux sur palettes,
- le moulage de la pièce : cinq moules montés sur une plaque tournante,
- la finition de la pièce, dont les opérations sont entièrement manuelles.

La noyauteuse (repère 1), produit deux noyaux à la fois : un droit et un gauche. Ces derniers sont soit placés à l'intérieur de moules, soit stockés par un opérateur (repère 3). Avant cette divergence de parcours, les noyaux sont contrôlés dimensionnellement par un opérateur.

Les moules, au nombre de cinq, sont disposés sur une plaque tournante (repère 5). Une fois la paire de noyaux placée à l'intérieur d'un moule, l'aluminium en fusion entreposé et maintenu à température dans deux fours (repère 2) est coulé (repère 4).

¹ Le noyau, représenté à la Figure 3 (page 20) est déposé à l'intérieur d'un moule ; lors de la coulée de l'aluminium, il se produira un vide correspondant à la forme du noyau, à l'intérieur de la pièce. Les noyaux sont composés de sable pulsé et sont cuits dans la noyauteuse.

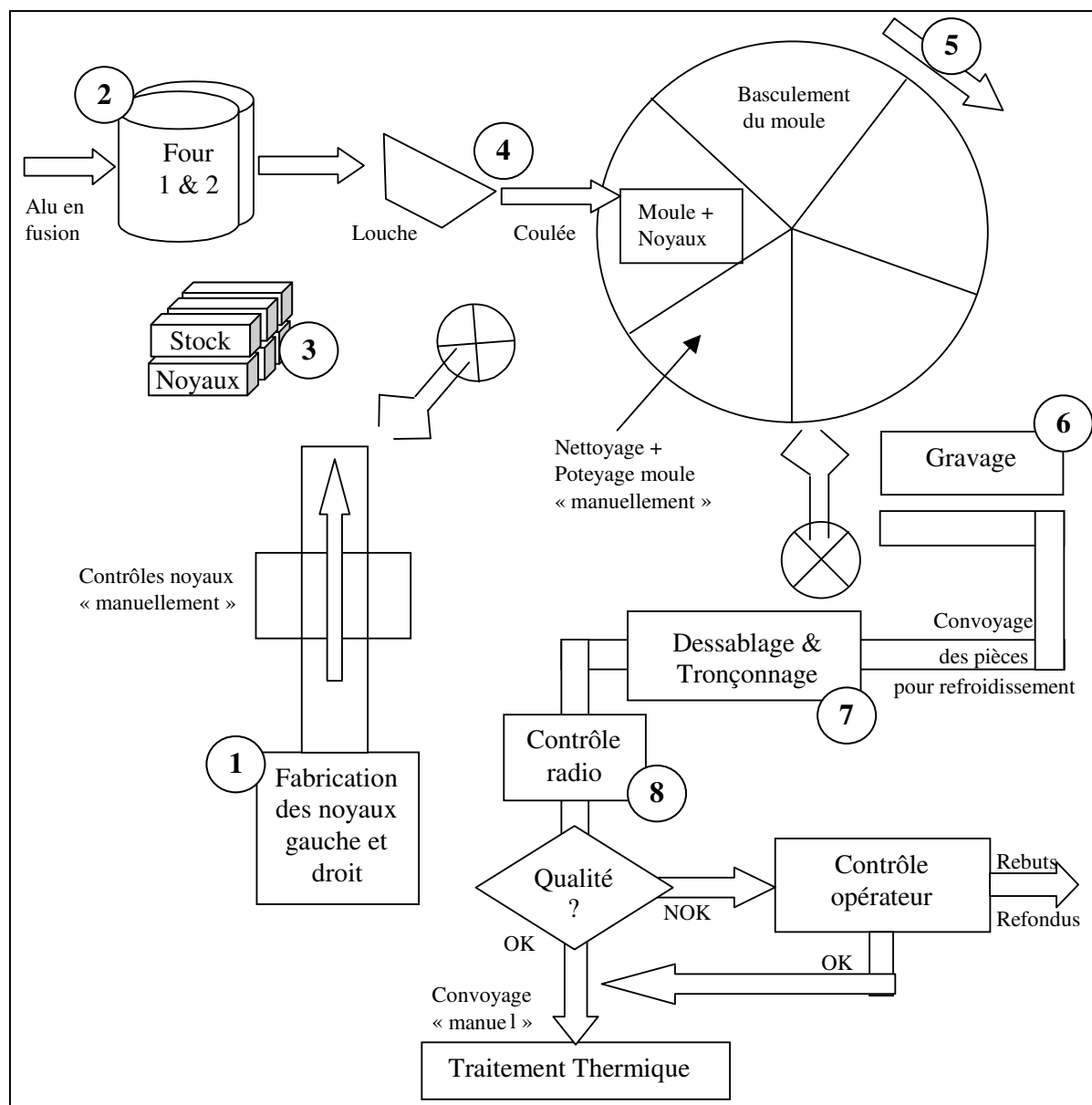


Figure 2 : Représentation schématique de l'atelier de production

Cette opération terminée, la plaque tourne pour amener le moule suivant en position. Le moule, où la coulée a été effectuée, entame un basculement permettant de répartir l'aluminium dans toute l'empreinte. En fin de basculement, la pièce est extraite de son moule et un numéro y est gravé (repère 6). On procède, ensuite, au dessablage et au tronçonnage de la pièce (repère 7), afin de la débarrasser de son noyau et de la séparer de ses parties non-fonctionnelles, appelées masselottes. Enfin, les pièces sont contrôlées unitairement, par un système de radiographie (repère 8), pour s'assurer de leur bonne « santé interne ». Si la pièce n'est pas validée par la radiographie, un opérateur vérifie cette dernière pour un éventuel

« repêchage ». Ainsi, suivant la qualité de la pièce, celle-ci est soit écartée et encodée comme rebut, soit envoyée au traitement thermique. La pièce finale est reproduite à la Figure 4.

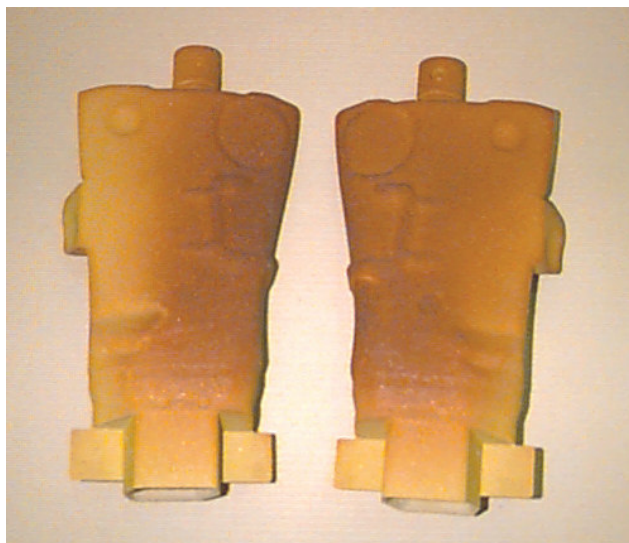


Figure 3 : Paire de noyaux



Figure 4 : Pièce moulée

Nous ne nous intéressons pas aux opérations de traitement thermique puisque celles-ci n'engendrent aucun rebut, à part la mauvaise manipulation de l'opérateur lors du transport vers cet atelier.

I.2.2 Paramètres associés à la production

Tout au long de la production, quarante-six paramètres sont surveillés :

- sept correspondent à la production des paires de noyaux,
- vingt-quatre concernent la préparation de l'aluminium,
- quinze sont relatifs au processus de moulage.

Ces paramètres sont enregistrés dans des bases de données différentes, présentées à la Figure 5 ; une quatrième base de données indique le type de défaut détecté sur les pièces rebutées.

bdd noyaux * Temperature de boîte fixe Temperature de boîte mobile Temperature de sable Temps de cuisson Temps de tir Temps d'investissement	bdd moulage * Numéro de pièce Moule Date N° four T° masselotte D T° masselotte G T° puisage T° pièce D T° pièce G Tps de basc total Tps de basc 1 Tps de basc 2 Tps de basc 3 Tps de basc 4 Tps de ralentisse	bdd spectro * N°four Date Teneur en B Teneur en Be Teneur en Bi Teneur en Ca Teneur en Co Teneur en Cr Teneur en Cu Teneur en Fe Teneur en Mg Teneur en Mn Teneur en Na Teneur en "Ni" Teneur en P Teneur en Pb Teneur en Sb Teneur en Si Teneur en Sn Teneur en Sr Teneur en Ti Teneur en V Teneur en Zn Teneur en Zr
bdd défauts * Numéro de pièce Type de défaut		

Figure 5 : Système de bases de données actuellement implanté

I.2.3 Défauts associés à la production

Une étude détaillée de la chaîne de moulage a permis de recenser les différents paramètres et actions agissant sur ce système. Cette première étude avait pour objectif d'engranger un maximum d'informations tant au niveau du processus qu'au niveau du produit et des causes de rebut en vue de répondre aux questions suivantes :

- « *Quels paramètres influent sur les défauts d'une pièce ?* »,
- « *Que pensez-vous du rôle du noyau ?* »,
- « *Pourquoi certaines pièces ont-elles des malformations ?* »
- « *Peut-on les prédire avant leurs occurrences ?* »
- ...

Ce travail a été réalisé grâce à des interviews des différents acteurs du procédé. Les informations recueillies ont été synthétisées dans un « tableau - questionnaire » dont un extrait est donné Tableau 1. Les connaissances concernant l'apparition des rebuts ont été listées, en

suivant une méthodologie proche de l'AMDEC (Analyse des Modes de Défaillances de leurs Effets et de leur Criticité) [Villemeur, 88] en indiquant pour chaque défaut :

- le dysfonctionnement au niveau du procédé pouvant conduire au défaut.
- Les causes possibles pouvant entraîner chaque type de rebut.
- Les informations de production pouvant signaler l'apparition de chaque type de rebut, avant son occurrence (signes avant-coureurs).

Défaut	Désignation	Explications	Dysfonctionnement	Causes possibles	Infos de production
CC	Coulée courte	Manque métal pièce	Manque métal louche Louche percée Jeu dans louche	Mauvais réglages paramètres louche Pb angle dosage Tps de puisage trop faible Tps égouttage trop faible Louche trop froide	
CK	Choc	Choc franc sur pièce		Chute de la pièce Manipulation pièce	
CQ	Crique	Fissure se produisant dans les zones en cours de solidification		Moule froid Mauvais démoulage Alu mauvais Moule Hors Service	
DE	Déformée	Déformation de la pièce		Moule trop chaud Mauvaise position éjecteur Mauvaise T° moule	

Tableau 1 : Extrait de questionnaire rempli par un opérateur

Les défauts listés pouvant apparaître à travers les sous-ateliers sont les suivants :

a) Concernant la partie noyautage :

- Noyau cassé : rupture ou fissure d'une partie du noyau (mauvaise cuisson du noyau, qualité du sable non conforme, ...).

b) Concernant la partie moulage :

- *Sableuse* : inclusion de sable sur une pièce.
- *Inclusion* : corps étranger dans la pièce.
- *Dimensionnel* : mauvais dimensionnel, suite à une excroissance de la matière.
- *Démarrage* : absence d'une grosse partie de la pièce, (bien que la quantité de métal dans la louche soit suffisante)
- *Malvenue* : absence d'une partie de la pièce, (bien que le système de coulée soit rempli ; généralement sur les arêtes et sur les bossages)

-
- *Éjecteur* : mauvaise position de l'éjecteur (en creux ou en relief)
 - *Retassure* : cavités internes ou de surfaces souvent dans les angles ou dans les parties massives.
 - *Arrachement* : séparation d'une partie de la pièce lorsqu'il y a effet de contrainte.
 - *Coulée courte* : manque métal dans le moule, masselottes insuffisantes et pièces incomplètes.
 - *Déformé* : pièces voilées ayant subi des contraintes au démoulage.
 - *Crique* : pièce comportant des fissures produites lors de la solidification.

c) Concernant la partie finition :

- *Divers* : (dessablage / tronçonnage) : morceaux de sable restant dans la pièce mauvais tronçonnage : pièces non conforme.
- *Choc* : coup(s) sur la pièce, dû(s) à une mauvaise manipulation.
- *Santé interne* : (radiographie) pièces ayant un défaut de micro-retassure visible en radiographie.

I.2.4 Synthèse

Cette première étude n'a pas permis de mettre en évidence les raisons de la non-constance de la qualité des pièces. En effet, nous avons récupéré peu ou pas d'informations de production. En d'autres termes, pour des raisons indéterminées et sans signes avant-coureurs, l'installation présente une qualité de fabrication aléatoire, bien que les paramètres de production semblent toujours être les mêmes. Notre travail de recherche vise, par conséquent, à apporter des éléments de réponses en concevant un outil d'analyse des différentes causes de défaillances capable de déterminer l'origine (paramètres procédé et produit) de cette qualité si variable.

Toutefois, avant de concevoir un tel outil, il est nécessaire d'étudier les Systèmes Automatisés de Productions, afin de déterminer la catégorie dans laquelle se positionne le procédé de fabrication de supports de traverse, ainsi que les méthodes de diagnostic adaptées.

I.3 LES SYSTÈMES AUTOMATISÉS DE PRODUCTION

Un Système Automatisé de Production (SAP) est constitué de l'ensemble des moyens destinés à fournir de la valeur ajoutée à de la matière première conformément à des objectifs techniques et économiques. Le résultat constitue le produit fini qui peut être intermédiaire s'il sert de matière première à un autre SAP. Ces moyens sont :

- ✓ le processus physique ou processus de production qui constitue le support physique du procédé. Il comprend un certain nombre d'équipements (cuves, tuyaux, réacteurs, mélangeurs, machines outils, centres d'usinage, etc.) permettant la mise en oeuvre du procédé de fabrication. Ce dernier concrétise le cahier des charges du produit à obtenir grâce aux transformations effectuées par le processus,
- ✓ le système d'automatisation ou système de contrôle/commande qui permet le contrôle et la gestion des transformations réalisées par le processus de production. Dans ce but, il fait intervenir :
 - les capteurs traduisant l'état du produit et des équipements, les actionneurs agissant sur le processus physique,
 - les régulateurs, automates, calculateurs élaborant les commandes à destination des actionneurs, à partir des informations générées par les capteurs,
 - les moyens de communication reliant les différents composants du système d'automatisation et les opérateurs au travers de l'interface homme-machine,
- ✓ les opérateurs ou utilisateurs qui exploitent le système. Ils participent (avec une importance plus ou moins grande) en fonction du degré d'automatisation, au pilotage, à la gestion, à l'entretien, à l'évolution du système et doivent pouvoir, de façon contrôlée, intervenir à tout moment : arrêt d'urgence, modification de consigne, commande manuelle, etc. Il est donc nécessaire que le système d'automatisation leur transmette un ensemble d'informations et, notamment, les images réelles et à jour de l'état du produit et des équipements.

Nous distinguons trois types de SAP : les systèmes continus, les systèmes à événements discrets et les systèmes dynamiques hybrides.

I.3.1 Les systèmes continus

Les systèmes continus sont constitués d'éléments caractérisés par une ou plusieurs mesures qui peuvent prendre des valeurs dans $\mathbb{R}$ lorsque le temps, lui-même « continu », évolue. Les grandeurs peuvent être, par exemple, une position, une vitesse, une accélération, un niveau, une pression, une température, un débit, une tension, etc.

La gestion de ces systèmes fait appel à des outils mathématiques aptes à la représentation de la dynamique continue : équations différentielles assorties de diverses transformations (Laplace, Fourier...), méthodes d'état à forme matricielle. Les systèmes continus sont perçus par l'automaticien au travers d'une représentation reposant le plus souvent sur des variables d'état continues et une variable temporelle, continue ou discrète. En pratique, le plus souvent, le procédé est une séquence discontinue de sous-procédés continus [Lejon, 91]. Parmi les systèmes continus, comme les verreries, les cimenteries, on trouve les systèmes semi-continus, aussi appelés systèmes « batch », où l'unité discernable est le « lot ». La différence avec les systèmes « purement continus », réside dans le fait que ces procédés comportent des séquences de transfert et de conditionnement, relevant de systèmes à événements discrets, et d'opérations continues pendant un certain temps : évaporation, cristallisation, mélange, ...

I.3.2 Les Systèmes à Évènements Discrets

Un Système à Évènements Discrets (S.E.D.), ou système manufacturier, est un système dont l'évolution est gouvernée par l'occurrence d'évènements. Ces systèmes recouvrent un grand nombre de situations, allant de la circulation de véhicules (en réseau urbain ou en atelier de fabrication) au fonctionnement de machines dans un atelier flexible. Plusieurs modèles mathématiques ont été proposés pour l'analyse et la commande de ces systèmes, en particulier les machines à états finis et les réseaux de Petri. Ceux-ci reposent sur une variable temporelle de nature symbolique, où le temps sert uniquement à définir une chronologie entre les événements. En conséquence, les outils de l'automaticien sont ceux de l'automatique événementielle [Riera, 01].

I.3.3 Les Systèmes Dynamiques Hybrides

Traditionnellement, l'automaticien traite différemment les problèmes de type continu et ceux de type séquentiel. Chacun de ces domaines a créé un ensemble de théories puis de méthodes et développé des solutions performantes pour régler les problèmes homogènes qui se posent à lui. Mais, les progrès informatiques étant, on se trouve confronté à des problèmes

de plus en plus complexes, par le nombre de grandeurs qui interviennent et par leurs interactions. On rencontre ainsi de nombreux cas où des événements, volontaires ou subis (atteinte d'un seuil), entraînent des modifications du comportement de grandeurs continues : changement de valeur ou commutation d'un modèle continu à un autre. Les méthodes permettant de décrire les Systèmes Dynamiques Hybrides (SDH) sont capables de prendre en compte tous les types de grandeurs ainsi que leurs interactions.

Le procédé de fabrication des supports de traverse peut être considéré comme un SDH. En effet, ce système évolue dans le temps et combine des variables continues (flux de production des noyaux, coulée du métal) et des variables discrètes (contrôles de l'Opérateur Humain, changement de four). Dans la seconde partie du chapitre II, nous présentons une définition plus formelle, ainsi que les méthodes permettant de décrire un tel système.

I.4 FORMULATION DU PROBLEME DE DIAGNOSTIC

L'automatisation des systèmes de production, qu'ils soient continus, à événements discrets ou hybrides, conduit à des réalisations dont l'exploitation ne peut être réalisée par les seules fonctions de commande et de régulation de l'automatisation « classique ». La conception de ces systèmes nécessite de prendre en considération des fonctions telles que la surveillance, la supervision et d'inclure des aides à la gestion de production, à la gestion technique, à la maintenance. La diversité des définitions trouvées dans différents travaux étant, nous avons jugé important d'établir un lexique des termes qui seront utiles pour la compréhension des chapitres suivants.

I.4.1 Retour sur quelques définitions

I.4.1.1 La supervision

Le mot « supervision » est abondamment utilisé par la communauté des automaticiens ; pourtant, il n'est pas évident d'en donner une définition qui fasse l'unanimité. La supervision est généralement définie comme une tâche de commande et de surveillance de l'exécution d'une opération ou d'un travail accompli par d'autres agents (hommes ou machines), sans entrer dans les détails de cette exécution. Nous avons adopté la définition du Groupement de Recherche en Automatisation Intégrée et Systèmes Homme-Machine [GRAISYHM, 98] qui stipule que : *la supervision est l'ensemble des outils et méthodes qui permettent de conduire des installations industrielles tant en fonctionnement normal qu'en présence de défaillances ou de perturbations.*

Les activités concernées par la supervision sont le pilotage, la surveillance et la détection de défaillances de l'installation, le diagnostic et la prise de décision pour la reprise (accommodation de la commande, reconfiguration des objectifs ou réparation de l'installation) et correspondent donc à l'exploitation en ligne des installations, Figure 6. Ces activités peuvent être assurées soit par des algorithmes (machines), soit par un ou plusieurs opérateurs humains.

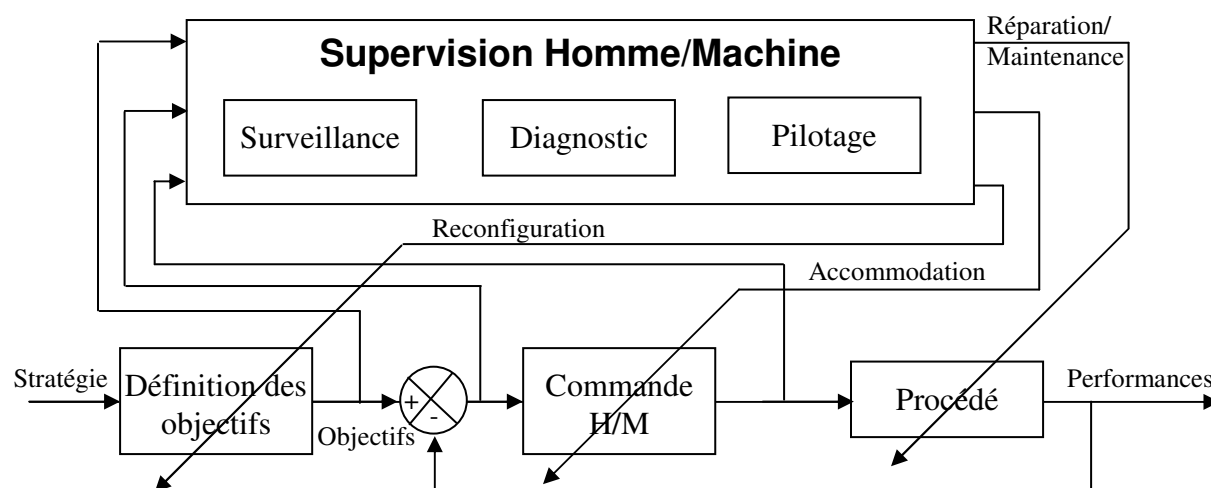


Figure 6 : La supervision des installations automatisées [GRAISYHM, 98]

D'un point de vue fonctionnel, des tâches multiples telles que la prédiction, le diagnostic, le pronostic ou le conseil d'action relèvent de la supervision [Travé-M. et al., 97], comme présenté sur la Figure 7.

Point de vue sur la supervision ...

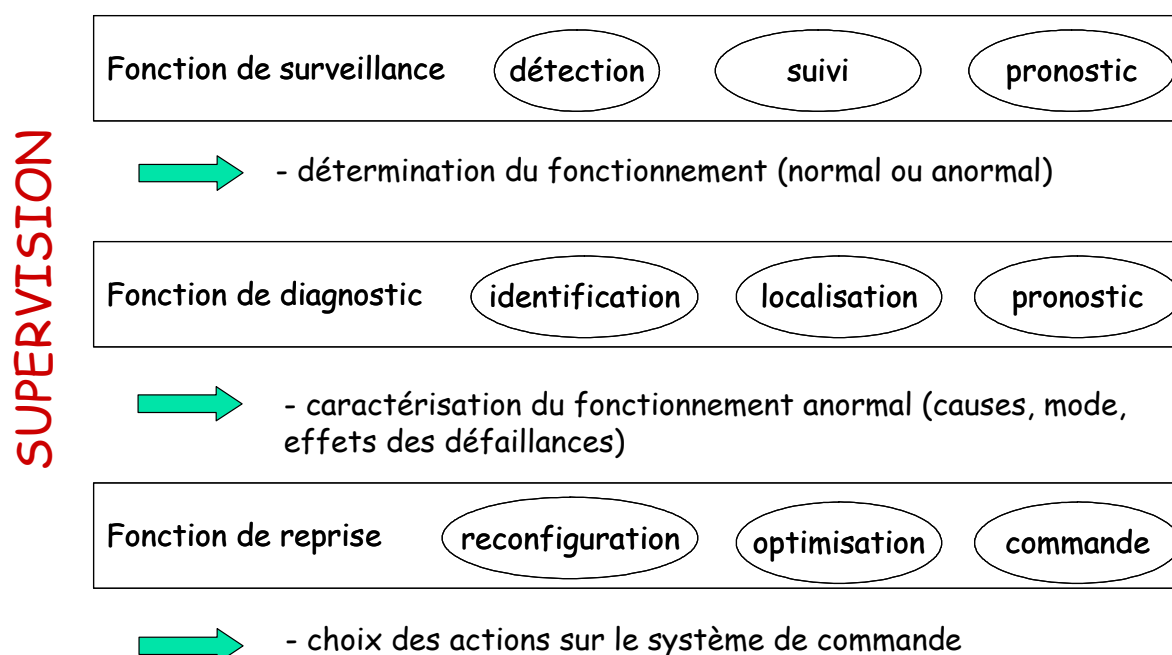


Figure 7 : Point de vue sur la supervision [Riera & al., 04]

Le diagnostic, par exemple, peut en fait se décomposer en plusieurs sous-tâches : détection d'une anomalie, localisation du sous-système défaillant et caractérisation d'un défaut ou d'une défaillance. La répartition de ces tâches entre calculateurs et opérateurs humains dépend du degré d'automatisation.

I.4.1.2 Surveillance, détection, suivi, pronostic

Le rôle de la surveillance est de recueillir en permanence tous les signaux en provenance du procédé et de la commande, de reconstituer l'état réel du système commandé et de faire toutes les inférences nécessaires pour produire les données utilisées ou utilisables, en vue de :

- dresser des historiques de fonctionnement,
- le cas échéant, mettre en œuvre un processus de traitement de défaillance.

La surveillance regroupe les sous fonctions suivantes :

- **la détection**, qui répond à la question « Y a-t-il une (nouvelle) anomalie dans le système ? », permet de déterminer la normalité ou l'anormalité du système en fonctionnement. Deux classes d'opérations anormales sont considérées :
 - la première inclut les situations dans lesquelles les contraintes opérationnelles du procédé sont violées, les situations de collisions par exemple,
 - la seconde regroupe les situations dans lesquelles la loi de commande n'est pas respectée, comme les situations de retard dues à des délais de fabrication trop longs.
- **le suivi** a pour fonction de maintenir un historique des traitements exécutés et une trace des événements observés par le système de commande - supervision.
- **le pronostic** peut être considéré comme la vision du degré de gravité et de l'évolution d'une défaillance, y compris les conséquences et leur issue, en se référant à l'évolution habituellement observée pour des événements similaires. Deux types de pronostic peuvent être distingués [Boufaied et al., 01]. Le premier, appelé pronostic préliminaire, cherche les conséquences inévitables d'une défaillance (identification de l'ensemble des tâches qui ne peuvent plus être exécutées en respectant l'ordonnancement). Le deuxième,

appelé pronostic préventif, est centré sur l'erreur latente et sur la propagation de défaillance (la répétition de la même défaillance).

I.4.1.3 Diagnostic, identification, localisation

On retrouve diverses définitions de diagnostic se rapportant à cette fonction comme :

- la détermination d'un état d'après ses symptômes [Le Petit Robert, 02], définition au sens figuré : prévision, jugement tiré de l'analyse de signes,
- l'art ou l'acte d'identifier une maladie (ou un état défaillant) à partir de ses signes et symptômes ou conclusion atteinte par le diagnostic [Webster, 96],
- la détermination de la (des) cause(s) d'un trouble fonctionnel (ou d'un état défaillant), à partir des symptômes et/ou observations [Chatain, 93],
- l'identification de la cause probable de la (ou des) défaillance(s) à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur un ensemble d'informations provenant d'une inspection, d'un contrôle ou d'un test [AFNOR, 94],
- la détermination du type, de la taille, de l'endroit et de l'instant d'apparition d'un défaut (*fault diagnosis*). Suit la détection de défaut. Inclut la localisation et l'identification d'un défaut [Isermann et al., 97].

L'objectif du diagnostic consiste à déterminer à chaque instant le mode de fonctionnement du système par ses manifestations extérieures. Il s'appuie sur une connaissance a priori des modes de fonctionnement et sur une connaissance instantanée matérialisée par une nouvelle observation de l'état du système. Son principe général consiste à confronter les données relevées au cours du fonctionnement réel du système avec la connaissance que l'on a de son fonctionnement normal ou défaillant. Si le mode de fonctionnement identifié est un mode défaillant, le système de diagnostic pourra localiser sa cause. La fonction du diagnostic est donc de chercher une causalité liant le symptôme, la défaillance et son origine.

Nous considérons pour notre part que la fonction de diagnostic fait apparaître trois sous-fonctions :

- l'identification, qui a pour rôle de déterminer quelles sont les caractéristiques de chacun des défauts ou des défaillances,
- la localisation, qui a pour but de répondre à la question « À quelles classes de défauts ou de défaillances appartiennent les anomalies du système ? »
- le pronostic (défini précédemment).

I.4.1.4 Le système de surveillance et les dysfonctionnements

Le système de surveillance a pour vocation première d'émettre des alarmes dont l'objectif est d'attirer l'attention de l'opérateur de supervision sur l'apparition d'un ou plusieurs événements susceptibles d'affecter le bon fonctionnement de l'installation, comme le dépassement d'un seuil de sécurité au niveau du remplissage d'une cuve [Triki, 05]. Compte tenu de la complexité des procédés, la génération d'alarmes est le moyen le plus employé pour avertir l'opérateur de l'occurrence d'un événement « anormal ». Les alarmes sont donc liées aux dysfonctionnements pouvant apparaître sur le système de production. Il est important de préciser le sens accordé aux termes employés pour évoquer les dysfonctionnements pouvant survenir dans le système.

Nous retenons, pour cela, les définitions données dans [Ploix, 98],[Lefebvre, 00] et [Adrot, 00] :

- l'anomalie (ou fault) : condition anormale diminuant ou supprimant l'aptitude d'une entité fonctionnelle à accomplir une fonction requise. Ce terme générique permet de décrire tout ce qui n'est pas « conforme » à une référence.
- le défaut : anomalie de comportement au sein d'un système physique ; un défaut n'altère pas nécessairement le fonctionnement d'un système physique mais peut présager d'une défaillance à venir,
- la défaillance (ou failure) : anomalie fonctionnelle au sein d'un système physique. C'est une cessation de l'aptitude d'une unité fonctionnelle à accomplir une fonction requise avec les performances définies dans les spécifications techniques. La défaillance est un passage d'un état à un autre, par opposition à une panne qui est un état,
- la panne (fault ou *Break-down*) : inaptitude d'un dispositif à accomplir sa fonction. C'est la cause de l'apparition de symptômes,
- le symptôme : une ou plusieurs observations qui révèlent d'un dysfonctionnement. Il s'agit d'un effet qui est la conséquence d'un comportement anormal. Ce terme permet le regroupement d'indices de défauts ne présentant pas d'intérêt séparément.

La figure suivante représente les anomalies suivant leur criticité :

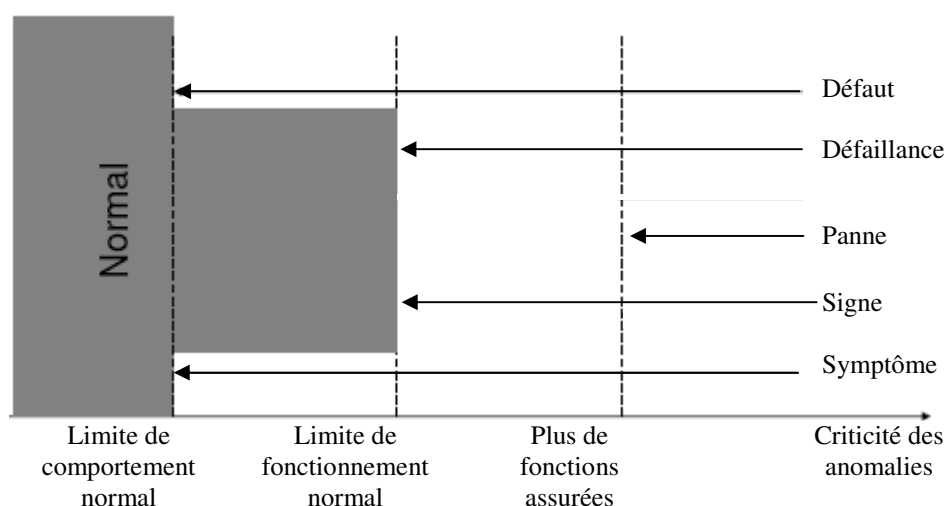


Figure 8 : Anomalies classées par criticité croissante d'après [Adrot, 00]

I.4.1.5 Observation, mesure, signe

Pour parvenir à déterminer et à caractériser les anomalies d'un système, le domaine du diagnostic fait nécessairement référence à des informations sur son comportement et/ou sur son fonctionnement. Ces informations proviennent soit des observations de son environnement, soit de la modélisation de la connaissance du système. Nous définissons donc les termes observation, mesure et signe, issus de [Villemeur, 88], [Zwingelstein, 95] et [Ploix, 98] :

- l'observation est une information obtenue à partir du comportement ou du fonctionnement réel du système.
- la mesure est une observation élémentaire du fait qu'elle reflète une et une seule grandeur physique. Elle est représentée par une variable dont le contenu est l'image d'une grandeur physique. Son obtention s'effectue par l'intermédiaire d'un système physique : le capteur. Les mesures peuvent être de différentes natures :
 - qualitatives : représentées par un ensemble fini de modalités dont chacune est associée à un symbole,
 - quantitatives : dont les valeurs appartiennent à l'ensemble des réels,
 - logiques : valeurs tout ou rien : {vrai, faux}, {0,1},
 - floues : représentées par des fonctions d'appartenance, dont les valeurs sont comprises entre [0,1].

- le signe : est le caractère distinctif d'un état comportemental anormal. Un signe est caractérisé par un ensemble d'observations en provenance d'un système physique et révèle la présence d'un défaut.

Par conséquent, le diagnostic est le raisonnement menant à l'identification de la cause (l'origine) d'une anomalie (défaut, défaillance, panne), à partir des informations relevées par les observations (mesure, signe, symptôme). En étudiant l'étymologie du mot, qui vient du grec « *diagnosis* », nous notons la présence du radical « *gnosis* », autrement dit « connaissance », auquel est ajouté le préfixe « *dia* » signifiant « à travers », il s'agit donc d'acquérir la connaissance à travers les signes observables [web, a].

I.4.1.6 Notion de système et de modèle

Dans ce paragraphe nous définissons les notions fortement liées aux systèmes ainsi qu'aux modèles. Le choix de modèles appropriés s'avère capital pour le diagnostic.

Système : un système est composé d'un ensemble d'éléments interconnectés. Le concept de système implique un but, un projet et l'interaction ainsi que la communication entre les éléments [LeMoigne, 85].

Modèle : d'après [Minsky, 65], un objet A est un modèle d'un objet B, si un observateur peut utiliser A pour répondre aux questions qui l'intéressent à propos de B.

De façon plus formelle, un modèle d'un système physique est une description de sa structure et une représentation comportementale ou fonctionnelle de chacun de ses composants [Milne, 87], Tableau 2. Une représentation comportementale est constituée de relations entre diverses variables du système, appelées classiquement relations de causes à effets. Une représentation fonctionnelle est plus abstraite puisqu'elle ne s'adresse qu'aux objectifs présumés que le système physique doit remplir. Le niveau structurel, quant à lui, s'appuie sur la structure réelle du système physique et décrit les interconnexions entre ses différents éléments ou constituants. Les niveaux comportemental et fonctionnel comprennent des relations entre des grandeurs physiques et permettent de mettre en évidence la présence d'un événement anormal ou anomalie. Le niveau structurel, quant à lui, permet de déterminer l'élément affecté par le défaut. L'intérêt de cette décomposition est de rappeler que, puisqu'un modèle contient toute l'information relative à un système physique, il est utilisable ensuite par la procédure de diagnostic.

Modélisation	Connaissances décrites par le modèle	Diagnostic de ...	Formalisation	Validité	Ambiguïté
Fonctionnelle	Ce que doit faire le système.	Défaillances	Faible	Forte	Forte
Structurelle	Comment le système est fait.	Défaillances et défauts	Moyenne	Moyenne	Moyenne
Comportementale	Comment le système fait ce qu'il doit exécuter.	Défauts	Forte	Faible	Faible

Tableau 2 : Type de modélisation [Combastel, 00]

La notion de système repose sur des éléments constitutifs et sur des interactions entre ces éléments. Celle de modèle, quant à elle, repose sur l'imitation et la reproduction d'une part, sur la formalisation et l'abstraction de la réalité étudiée d'autre part. Ainsi, l'étude d'un système automatisé en vue de sa supervision vise à acquérir et à formaliser les connaissances que l'on a sur le système et sur sa production. Pour cela, il convient de répondre aux trois questions essentielles suivantes :

- ✓ que fait le système ?
- ✓ comment le système est-il fait ?
- ✓ comment le système le fait-il ?

Par conséquent, un modèle n'est que le reflet imparfait, simplifié et imprécis de la réalité qu'il doit représenter.

[Modarres, 96] stipule qu'un système industriel, lors de la phase d'analyse, doit être vu comme une organisation dans l'espace et une organisation dans le temps. Cette approche d'analyse, Figure 9, appréhende un système suivant un ensemble de hiérarchies découlant de modèles :

- le modèle structurel précise l'agencement physique des parties du système,
- le modèle fonctionnel définit le système en termes de fonctions permettant d'atteindre les buts de ce dernier,
- le modèle comportemental représente la manière dont sont réalisées les fonctions au cours du temps,
- le modèle téléologique décrit le système en termes de buts,
- le modèle des défaillances évalue les conséquences de la perte ou de l'inadéquation entre l'utilisation d'une fonction et son rôle.

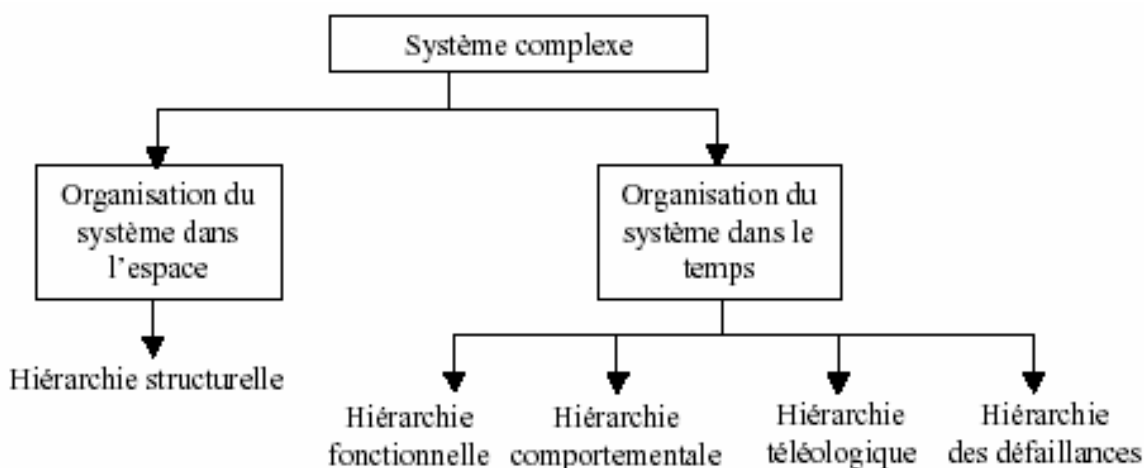


Figure 9 : Analyse hiérarchique d'un système

1.4.1.6.a Modèles fonctionnels pour la supervision

On parle communément d'analyse fonctionnelle au lieu d'analyse et de modélisation fonctionnelle. L'analyse fonctionnelle englobe deux différents aspects :

- d'une part, la définition des besoins fonctionnels, spécifique à l'analyse de la valeur,
- d'autre part, l'analyse fonctionnelle technique, qui a pour but de comprendre et de modéliser le fonctionnement du système.

De façon très générale, les méthodes d'analyse fonctionnelle décrivent les fonctions et les buts du système selon un formalisme spécifique. Ces méthodes fournissent une aide considérable pour la compréhension et la description du fonctionnement du système. Parmi les méthodes qui peuvent s'appliquer aux systèmes industriels, on trouve :

- la méthode MFM (Multilevel Flow Modelling) [Lind, 82], particulièrement adaptée à l'analyse des systèmes complexes continus pour le diagnostic de pannes, la planification de tâches, etc.
- les arbres fonctionnels, RELIASEP ou FAST (Function Analysis System Technique) par exemple [SEP, 88],
- les blocs diagrammes fonctionnels (DBF) [Tassirani, 95],
- la méthode Dynamic Flowgraph Methodology (DFM) [Guarro et al., 95], dédiée à l'analyse de la fiabilité prévisionnelle des systèmes industriels complexes et destinée à mettre en évidence leurs modes de défaillance,
- la méthode Goal Tree Success Tree - Master Plan Logical Diagram (GTST-MPLD), basée sur une décomposition fonctionnelle du procédé,
- la méthode SADT (Structured Analysis and Design Technique) et ses actigrammes [Ross, 77].

Pour comprendre et décrire le fonctionnement du système de supports de traverse, nous avons utilisé la méthode SADT. Les actigrammes sont présentés à l'annexe A.3. page 152.

L'analyse fonctionnelle est une étape préliminaire indispensable à la conception d'un outil de supervision quel qu'il soit. Par contre, les méthodes d'analyse fonctionnelle ne sont pas formelles. Cet inconvénient majeur pose le problème de la validation du modèle et donc des inquiétudes concernant son interprétation. De plus, ces méthodes ne modélisent pas la dynamique : cette caractéristique fondamentale des Systèmes Automatisés de Production ne peut donc malheureusement pas être représentée au moyen de l'analyse fonctionnelle. Les interactions entre les différentes parties du système, les couplages, les échanges d'informations, l'évolution des variables ou des buts, l'aspect séquentiel de la commande ne sont pas mis en évidence simplement au moyen des méthodes de l'analyse fonctionnelle.

1.4.1.6.b Modèles comportementaux pour la supervision

L'analyse comportementale concerne l'étude du comportement du système vis-à-vis de stimulations extérieures et montre donc l'évolution dans le temps des variables du système. L'analyse comportementale est très utile pour anticiper sur un système car, en l'excitant par des perturbations ou des entrées spécifiques, il est possible d'en déterminer l'évolution et donc de prévoir son comportement.

Les modèles comportementaux sont le plus souvent basés sur la théorie algèbro-différentielle et reposent sur une structure mathématique. Ces modèles sont idéaux pour la conception d'un système de surveillance évolué.

La mise en équation d'état d'un système dynamique est la façon théorique idéale pour la résolution centrée technique de tous les problèmes de commande, de surveillance, de diagnostic, d'exploitation, etc. Le problème majeur est l'identification d'un modèle dynamique du système. Les systèmes de production, en les considérant dans leur globalité comme doit le faire l'opérateur de supervision, sont par définition complètement non linéaires. L'obtention du modèle comportemental du procédé pour la supervision est donc très problématique, même si les approches qualitatives sont séduisantes. Toutefois, il est possible de disposer de modèles comportementaux de certaines parties du procédé et valables pour certains points de fonctionnement.

La seconde difficulté concerne la représentation du modèle. Il est certain que les formalismes mathématiques sont abstraits et ne permettent pas une représentation du comportement de l'installation facilement interprétable par l'opérateur. Il existe des approches comme le graphe causal et bond-graph ou celle proposées par [Forrester, 71], sur la

dynamique des systèmes. Toutefois, ces solutions ne résolvent pas le problème de l'identification du modèle dynamique.

1.4.1.6.c Modèles structurels pour la supervision

L'analyse structurelle étudie les interactions internes du système, l'évolution de ses différentes parties et sa partition en sous-systèmes faiblement couplés. L'analyse structurelle inclut deux types d'analyses : l'analyse structurelle par les données et celle reposant sur une description du procédé.

L'analyse structurelle par les données répond à la nécessité de disposer d'outils et de méthodes qui, face à une masse importante de données, permettent de déterminer les informations transmises entre les différentes parties du système. Elle permet aussi de décomposer le système en sous-systèmes faiblement couplés. L'analyse structurelle par les données propose plusieurs méthodes : les approches statistiques, la théorie des sous-ensembles flous, la théorie de l'information, etc.

Toutefois, les approches statistiques d'analyse des données se trouvent parfois limitées par des hypothèses restrictives, quelquefois difficilement vérifiables (variables numériques, relations linéaires,...). En revanche, l'analyse structurelle utilisant les concepts de la théorie de l'information présente l'avantage de s'appliquer à tous types de variables (quantitatives, qualitatives, floues, à un ensemble de modalités structurées ou non) ainsi qu'aux relations de types linéaires, non linéaires.

Le deuxième type d'analyse structurelle repose sur une description du procédé en termes d'existence ou d'absence de liens et de contraintes entre les variables. Il s'agit en fait d'un modèle comportemental « allégé ». Le qualificatif « structurel » attribué à ces modèles fait référence à la structure des équations du modèle comportemental et non à la structure du système [Féliot, 97]. L'analyse structurelle, dans ce cas, repose sur une analyse des relations de redondance analytique. Elle nous semble particulièrement intéressante pour la conception d'outils de supervision pour les systèmes de production existants car elle nécessite seulement de disposer de mesures.

1.4.1.6.d Modèles téléologiques et des défaillances pour la supervision

Le modèle téléologique permet de répondre à la question « dans quel but ? » ; il décrit les buts qui sont associés à une fonction et permet ainsi de représenter le système en termes de buts ou de finalités.

Le modèle des défaillances, quant à lui, permet de répondre à l'interrogation « quelles conséquences ? » ; ce modèle exprime les conséquences d'une perte ou une inadéquation entre l'utilisation d'une fonction et son rôle.

I.4.2 Les différentes méthodes de diagnostic

La première question à se poser quant au choix d'une méthode de diagnostic est la suivante : que savons nous sur le système où apparaissent des défaillances ? Et plus exactement, possédons-nous un modèle permettant de connaître l'évolution de ce système ? En fonction de la réponse, nous pourrons nous diriger vers l'une des deux familles de diagnostic : les méthodes avec modèles ou les méthodes sans modèles. Ces dernières sont illustrées à la Figure 10 :

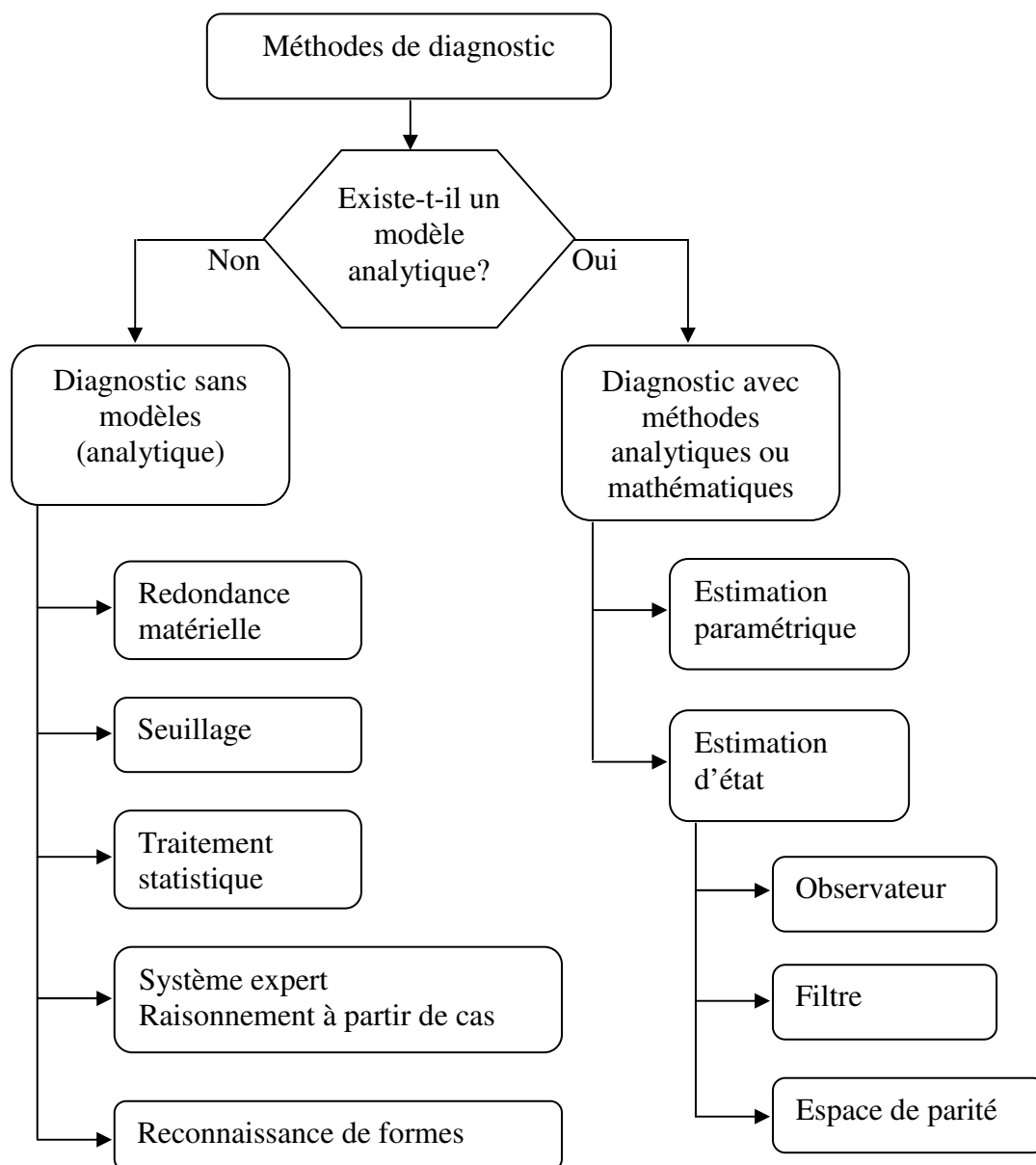


Figure 10 : Différentes méthodes de diagnostic

I.4.3 Choix de la méthode de diagnostic

Les méthodes de diagnostic sans modèles se basent sur des informations issues d'une expérience préalable, sur des règles heuristiques ou encore sur des exemples de résolution. C'est ainsi qu'un expert d'un domaine utilise l'expérience qu'il a acquise lorsqu'il a été confronté à des cas de diagnostics similaires.

Il peut exploiter également un autre type de connaissance : les lois physiques décrivant le comportement attendu du système. Tout écart par rapport au comportement « normal » attendu est considéré comme le symptôme d'une panne. Le principe fondamental de cette approche, qui regroupe les méthodes de diagnostic avec modèles analytiques, consiste donc à vérifier la cohérence du modèle simulé avec les observations du dispositif réel.

I.4.4 Les méthodes sans modèles (directes)

I.4.4.1 Redondance matérielle

Cette méthode consiste à multiplier physiquement les capteurs critiques d'une installation. Un traitement des signaux, issus des éléments redondants, effectue des comparaisons et distingue l'élément défectueux en cas d'incohérence. Cette méthode est pénalisante en termes de poids, de puissance consommée, de volume, de coût d'achat et de maintenance. Elle est donc essentiellement réservée aux cas où la continuité de service est obligatoire, pour un système aérospatial ou nucléaire notamment. En effet, elle présente l'avantage, une fois la défaillance détectée et localisée, de pouvoir utiliser la partie de l'équipement encore saine. Cependant, cette technique ne s'applique généralement que sur des capteurs.

I.4.4.2 Seuillage

Des variables mesurées sont comparées avec des valeurs limites constantes ou adaptatives (évoluant en fonction du point de fonctionnement). Un premier niveau indique la présence probable d'un défaut alors qu'un second niveau peut en caractériser la gravité. Le franchissement d'un seuil révèle la présence d'une anomalie. Le seuillage comporte un inconvénient : son aspect catégorique. Effectivement, le résultat d'une telle méthode peut être remis en question si la grandeur testée est proche du seuil ; à cause du bruit présent lors de mesures, celle-ci peut être considérée comme fausse alors qu'elle ne l'est pas et inversement. Pour éviter ce désagrément, la logique floue est associée au seuillage, ce qui permet, outre la gestion de l'imprécision, d'obtenir une représentation unifiée de la connaissance [Montmain,

92], [Isermann, 98] et ainsi de fusionner les informations décrites à l'aide de grandeurs numériques, qualitatives ou logiques.

I.4.4.3 Traitement statistique

L'étude de l'évolution de la moyenne ou de la variance d'un signal peut favoriser la mise en évidence d'une anomalie. La prise de décision est généralement effectuée à l'aide d'un test d'hypothèses où deux hypothèses représentent le fonctionnement normal et anormal. Parmi les tests d'hypothèses les plus connus, nous trouvons le maximum de vraisemblance généralisée [Willsky, 76] qui possède l'avantage de déterminer seul l'horizon des observations à utiliser et minimise le nombre d'observations nécessaires pour prendre une décision sans ambiguïté.

I.4.4.4 Modèles de connaissance

Pour obtenir de tels modèles, les techniques exploitent la connaissance heuristique du domaine. Les experts humains sont interrogés pour capitaliser leurs connaissances sous la forme de principe. Ces principes sont plus souvent exprimés sous une forme qualitative que sous une forme quantitative puisqu'ils énoncent des notions générales sans entrer dans des détails chiffrés. Ainsi, ces modèles reposent sur une représentation de la connaissance proche de celle adoptée par les êtres humains.

Deux méthodes vont être rapidement présentées : les systèmes experts et le raisonnement à partir de cas.

I.4.4.4.a Les systèmes experts

Cet outil modélise l'expertise et les capacités de raisonnement de spécialistes qualifiés dans le domaine de pointe. Ces systèmes reposent sur l'utilisation :

- d'une base de connaissances qui contient l'expertise du spécialiste décrite sous forme de règles dont la structure est la suivante : SI <conditions> ALORS <conclusions>,
- d'une base de faits qui contient les informations de base nécessaires à l'établissement d'un diagnostic,
- d'un moteur d'inférence qui mime le processus de raisonnement du spécialiste.

Plusieurs techniques de déduction existent : le chaînage avant, le chaînage arrière et le chaînage mixte [Farreny, 89]. Dans le premier cas, l'on part des faits et l'on déclenche toutes les règles dont les conditions sont satisfaites. On obtient alors des conclusions qui peuvent

déclencher d'autres règles. Dans le second cas, l'on part de la conclusion et l'on examine toutes les règles qui y aboutissent. Dans le chaînage mixte, l'on cherche également à décomposer la conclusion en sous-buts, donnés par des règles, mais le choix des règles est conditionné par l'existence de faits comme dans le chaînage avant.

Vu la complexité des systèmes actuels, il est difficilement imaginable de pouvoir définir l'ensemble des règles structurant la connaissance de l'expert ; par conséquent, ces méthodes ont très rapidement montré leurs limites.

I.4.4.4.b Le raisonnement à partir de cas

Le raisonnement à partir de cas (Case Based Reasoning) est un raisonnement qui résout un problème en s'appuyant sur des expériences passées. La connaissance est emmagasinée sous forme de cas. Un cas est un morceau contextualisé de connaissances, représentant une expérience, qui peut être utilisé pour réaliser les buts du moteur de raisonnement [Kolodner, 92]. Ainsi, un cas peut être vu comme une situation éprouvée dans le passé, associé au résultat d'une certaine action pertinente. Le raisonnement à partir de cas est un raisonnement par analogie. Les attributs d'une situation sont employés en tant qu'index dans la bibliothèque de cas pour récupérer le meilleur, selon certains critères de similarité, et ainsi pour déterminer la solution au problème.

La difficulté consiste ici à bien définir les cas, en d'autres termes, à déterminer ceux utiles et nécessaires à la description d'une situation. Leur détermination pour des systèmes dynamiques est loin d'être évidentes.

I.4.4.5 La reconnaissance de formes

Le diagnostic par Reconnaissance de Formes (RdF), Figure 11, peut être présenté comme une solution alternative à l'approche par modèle puisque les modes de fonctionnement sont modélisés, pas de manière analytique mais en utilisant un ensemble de mesures [Boutleux, 96]. La RdF est la science qui se base sur la définition d'algorithmes permettant de classer des objets ou des formes en les comparant à des formes types [Boudaoud, 97]. Ses applications interviennent dans de nombreux domaines tels que la reconnaissance vocale, la reconnaissance de caractères, l'automatisation industrielle, le diagnostic médical et la classification de documents.

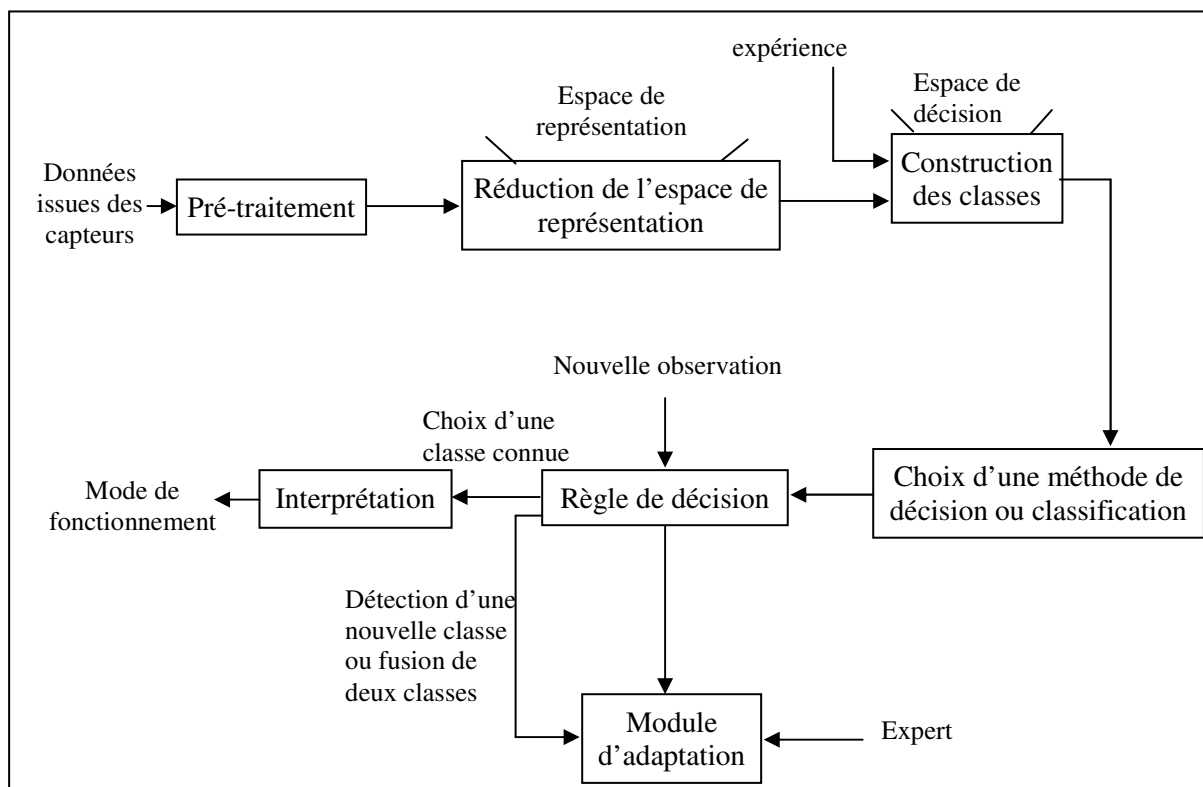


Figure 11 : Structure d'un système de diagnostic par reconnaissance de formes.

De manière générale, on distingue les types de RdF suivants :

- la RdF structurale qui se base sur une représentation des formes à l'aide de grammaires,
- la RdF statistique qui s'appuie sur une représentation purement numérique des formes [Sayed-M, 02].

Le fonctionnement d'un système de diagnostic par RdF se déroule en trois phases [Dubuisson, 90] :

- une phase d'analyse qui consiste à déterminer et à réduire l'espace de représentation des données et à définir l'espace de décision permettant de spécifier l'ensemble des classes possibles,
- une phase de choix d'une méthode de décision permettant de définir une règle de décision qui a pour fonction de classer les nouvelles observations dans les différentes classes de l'ensemble d'apprentissage,
- une phase d'exploitation qui détermine, en appliquant la règle de décision, le mode de fonctionnement du système en fonction de chaque nouvelle observation recueillie sur le processus.

I.4.5 Le diagnostic à base de modèles

I.4.5.1 Redondance analytique

Cette redondance consiste à utiliser des informations supplémentaires issues, non plus de capteurs, mais de modèles permettant l'élaboration de grandeurs de même nature que celles issues des capteurs. L'intérêt est de permettre de remplacer un capteur physique par un capteur informationnel.

I.4.5.2 Estimation paramétrique

Les méthodes d'estimation paramétrique supposent l'existence d'un modèle paramétrique décrivant le comportement du système et la connaissance des valeurs des paramètres en fonctionnement nominal. Elles consistent alors à identifier les paramètres caractérisant le fonctionnement réel, à partir de mesures des entrées et des sorties du système [Willsky, 76]. On dispose ainsi d'une estimation des paramètres du modèle, réalisée à partir des mesures prises sur le système, et de leurs valeurs théoriques. Pour détecter l'apparition de défaillances dans le système, il faut effectuer la comparaison entre les paramètres estimés et les paramètres théoriques. Comme pour les méthodes de redondance analytique, la théorie de la décision sert alors à déterminer si l'écart observé est dû à des aléas normaux du fonctionnement ou à des défaillances. La différence entre les méthodes de redondance analytique et les méthodes d'estimation paramétrique est qu'on effectue, pour les premières, la comparaison entre l'état estimé et l'état théorique du système, alors que pour les secondes, on compare les paramètres estimés aux paramètres théoriques du système [Zemouri, 03]. La seconde catégorie de méthodes à base de modèles regroupe celles reposant sur l'estimation d'état. On y retrouve l'observateur, l'espace de parité et le filtrage.

I.4.5.3 Observateur

La méthode des observateurs, reposant sur l'estimation de l'état, est parmi les méthodes de génération de résidus les plus traitées dans la littérature [Patton et al., 97], [Maquin et al., 94]. Un observateur d'ordre réduit revient à ne considérer qu'une partie du système, donc à estimer une partie de l'état et à rejeter l'autre. Par ailleurs, l'élimination d'une partie du système peut être utilisée pour rejeter les perturbations. Les observateurs à entrées inconnues sont basés sur ce principe. Une classe particulière d'observateurs consiste à générer des résidus directionnels : il s'agit des filtres de détection de défaut introduits par [Beard, 71] et combinés avec les observateurs à entrées inconnues, introduits par [Patton et al., 97].

I.4.5.4 Filtre

Par rapport aux observateurs qui s'adressent à un contexte déterministe, les filtres utilisent une formulation similaire du problème d'estimation et s'appuient sur des modèles stochastiques. Le modèle de la Partie Opérative (P.O.) est placé dans un filtre intercalé entre le système de commande et la PO, Figure 12. Cette approche comprend différents problèmes d'estimation de l'état du système, qui dépendent de la position de l'instant courant t par rapport à la fenêtre temporelle d'observation $[t_o, t_f]$.

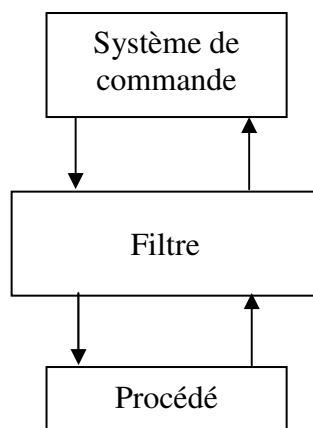


Figure 12 : Approche par filtre.

Le filtre le plus connu est celui de Kalman [Anderson et al., 79]. L'objectif de ce filtre est d'obtenir un estimateur non-biaisé et une variance de l'erreur d'estimation minimale [Adrot, 00].

I.4.5.5 Espace de parité

La méthode de l'espace de parité a été une des premières méthodes employées à des fins de FDI (Fault Detection and Isolation), [Ragot et al., 98]. Le principe de cette méthode est la vérification de la consistance existant entre les entrées et les sorties du système surveillé.

Toutes ces méthodes, avec ou sans modèle, sont séduisantes d'un point de vue théorique. Le paragraphe suivant aborde leur applicabilité dans le cas du procédé de fabrication des traverses de PSA Peugeot-Citroën.

I.5 Problématique du cas PSA Peugeot-Citroën

I.5.1 D'un point de vue « exploitation »

Actuellement, il existe un outil d'analyse de l'installation. Ce logiciel permet de visualiser les paramètres de production² sur les trente derniers jours. Cette durée de stockage est définie pour éviter la saturation des bases de données.

Toutefois, il s'agit uniquement d'un outil de visualisation et nullement d'analyse ou de diagnostic. Dans le cas de l'outil de PSA Peugeot-Citroën, le problème majeur concerne la structure des données archivées. Celles-ci ne font pas du tout référence à un modèle fonctionnel, structurel et/ou comportemental de l'installation, et il n'y a pas de distinction entre les données « produit » et les données « procédé ». Il s'agit donc plus d'un fichier que d'une réelle base de données. Par exemple, le système tel qu'il existe ne peut pas indiquer aux utilisateurs quelles sont les caractéristiques de l'aluminium utilisé pour la fabrication d'un support de traverse donné. Il n'est effectivement pas en mesure de lier les archivages des données « procédé » au produit circulant dans l'unité de production. Il existe donc des zones d'ombre qui empêchent le suivi précis des transformations successives opérées tout au long de la production.

I.5.2 D'un point de vue « process »

Nous avons schématisé l'installation, Figure 13, ci-après, en quatre parties principales qui représentent :

- deux productions intermédiaires qui sont alimentées en Matières Premières (MP),
- une zone de stockage,
- une production finale.

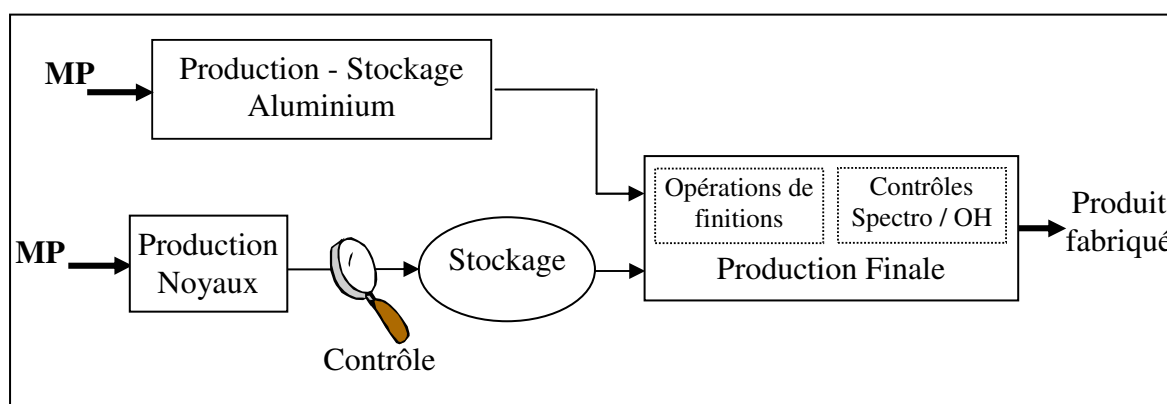


Figure 13 : Schématisation d'un point de vue process

² Les paramètres de production sont relevés à une fréquence de 40 secondes.

L'analyse du système de production fait apparaître plusieurs difficultés liées à l'archivage des données.

La première concernait la production de noyaux. Comme nous l'avons vu précédemment, ceux-ci sont confectionnés avec du sable. Or, sur ce type de matière, il est impossible d'apposer un numéro de production avec quelque dispositif que ce soit. Tout logiquement, les paramètres de production ne peuvent, actuellement, être rattachés aux noyaux produits.

La deuxième difficulté est une perte d'information au niveau de l'historisation qui apparaît lorsque l'opérateur humain intervient, et plus exactement lors du contrôle des noyaux. Ce contrôle permet de juger de la qualité des noyaux produits, si l'un d'eux n'entre pas dans la gamme de fabrication (dimensions non-conformes, manque de matière, etc.), il est éliminé par l'opérateur de contrôle ; cette élimination ne figurera pas dans le suivi de production et donc dans les bases de données. En conséquence, d'un point de vue « process » le noyau éliminé est remplacé par son successeur, par contre, d'un point de vue « données », cela signifie que l'on produit des pièces avec des noyaux qui n'existent plus, puisque ces derniers sont enlevés de la production. Il en résulte que les produits sortant du secteur contrôlé ne sont pas forcément ceux entrant dans le secteur suivant.

La troisième difficulté a également une origine humaine. Lors de la production, ce sont les opérateurs qui placent les noyaux dans le stock. N'ayant pas tous la même logique de classification, une perte de « hiérarchie temporelle » apparaît dans le suivi de notre produit.

La dernière difficulté concerne la fabrication du produit final. En effet, le noyau est détruit lors du passage de la pièce dans l'atelier de finition, il est donc impossible de déterminer les paramètres et donc d'examiner les noyaux a posteriori.

I.5.3 D'un point de vue « données »

Le défaut classique des applications d'aide à la décision [Tien, 03] est qu'elles sont : “awash in data but starved for information” (littéralement : « inondé de données mais mort de faim en information »). L'outil utilisé par PSA Peugeot-Citroën ne fait pas exception à cette règle. Sur le système de production, quarante six paramètres de production sont surveillés en permanence. Ces paramètres n'ont pas tous a priori la même incidence sur l'apparition de défauts. Par conséquent, pour rechercher les paramètres/facteurs influents, nous avons mis en place un *Plan d'Expériences*³ [Taguchi, 86], [Demonsant, 00], [Pillet ,00]. L'un des avantages

³ Pour de plus amples explications sur le plan d'expériences, nous reportons le lecteur aux Annexes A.1 page 128.

du plan d'expériences est l'étude de nombreux facteurs de production, tout en maintenant le nombre d'essais à réaliser, à des hauteurs raisonnables.

Par contre, l'inconvénient majeur est que les facteurs doivent être maîtrisés lors de l'expérimentation : c'est-à-dire que l'on doit imposer simultanément à chacun des facteurs un niveau prédéfini dans le plan. Concernant cet atelier de production, très peu de paramètres peuvent être maîtrisés, de plus, même si le plan d'expériences permet de réduire considérablement le nombre d'essais, il n'a pas été envisageable d'arrêter la production.

En parallèle, toujours dans le but de découvrir des corrélations, tendances et modèles par le triage des larges volumes de données, nous nous sommes intéressés au processus d'extraction de connaissances à partir des données et plus exactement aux méthodes de Data Mining (DM), [Jambu, 99], [Vellemans et al., 05b]⁴.

Toutefois, ces méthodes sont dans le cas PSA Peugeot-Citroën difficilement applicables ou sans objet. En effet, les 4 difficultés recensées au paragraphe précédent montrent que le problème majeur vient de la non connaissance d'événements se produisant lors de la fabrication et de l'utilisation des noyaux. Il est actuellement impossible de lier les données « noyaux » avec le reste du procédé de fabrication. Les méthodes de Data Mining supposent que les données disponibles sont suffisantes pour prendre une décision. Cela n'est pas le cas du procédé de fabrication étudié.

Le problème se situe donc en amont de l'étape d'analyse des données. La chaîne « informationnelle » semble brisée à plusieurs endroits. Le paragraphe suivant montre alors la difficulté d'utiliser des méthodes de diagnostic.

I.5.4 Le système de production de supports de traverse et les méthodes de diagnostic

Comme cela a été montré, le diagnostic dit à base de modèles repose sur une modélisation du comportement du système à diagnostiquer et son principe consiste à comparer le comportement prédit à partir de ce modèle avec le comportement réellement observé afin de détecter les incohérences et en déduire les causes de dysfonctionnement. Au vu de la complexité à obtenir un modèle comportemental de ce cas de recherche, il nous est impossible d'appliquer les méthodes de diagnostic à base de modèles.

Concernant les méthodes avec modèles de connaissances, la fonderie PSA Peugeot-Citroën a fait appel à un prestataire de service dont le rôle était de déterminer les paramètres

⁴ De plus amples explications concernant les méthodes de Data Mining, ainsi qu'un tableau comparatif se trouvent également en annexes A.2 page 142.

de production influents et de spécifier des règles de fonctionnement. Nous avons vu au paragraphe I.2.3, que les paramètres rattachés à la production de noyaux ne sont pas pris en compte, de plus les interventions épisodiques de l'Opérateur Humain ne sont pas archivées. Par conséquent, les règles proposées par le prestataire, en ne tenant pas compte du contexte, sont valables uniquement autour de points de fonctionnement inconnus !

Cette difficulté est aussi valable pour les approches statistiques qui se trouvent en plus limitées par des hypothèses restrictives, quelquefois difficilement vérifiables comme les distributions gaussiennes ou les relations linéaires.

La redondance matérielle n'est pas concevable, vu le coût de la multiplication du matériel et de plus inutile du fait de l'implantation du système.

La reconnaissance de formes est difficilement envisageable puisque le système étudié, avec des paramètres d'entrée identiques, produit des pièces dont la qualité est totalement aléatoire.

Les méthodes de diagnostic sont donc difficilement applicables dans le cas qui nous intéresse. Comme nous l'avons vu, le problème principal vient du fait que la chaîne « informationnelle » est brisée d'une part par le procédé (destruction des noyaux) et d'autre part des événements « humains » n'étant pas ou ne pouvant pas être archivés. Il s'agit donc a priori d'un problème de traçabilité.

I.6 PROBLÉMATIQUE DE RECHERCHE ÉTUDIÉE

I.6.1 Notion de traçabilité

La gestion et surtout le suivi de l'évolution de l'Information relative aux produits et aux sous-produits, sont de plus en plus problématiques à cause de la diversité de cette Information. Pour pallier ce manque de lisibilité lors d'une production, nous allons avoir recours à la « notion de traçabilité ».

D'un point de vue sociologique/juridique, la Traçabilité est considérée comme le fil d'Ariane d'une production ; elle permet d'assurer la qualité et la fiabilité technique des produits. Instrument de contrôle, elle assure aussi une vigilance et une surveillance des personnes et de leurs activités [Pedrot, 03].

Dans le cadre de la fabrication, il est indispensable que les données et les modèles puissent apporter les informations technologiques nécessaires au bon moment. La traçabilité mise en place consiste à suivre les évolutions d'une donnée ou d'un ensemble d'informations,

d'un produit et du process, tout au long du cycle de production ; délimité dans notre cas de la fabrication à la consommation, en passant par le contrôle.

Cette démarche pourra par la suite permettre d'analyser la pertinence des informations utilisées pour les différentes activités de production et, pourquoi pas, d'envisager des améliorations du processus de fabrication. Ceci impose la mise en place d'une formalisation de chaque activité, comme, la définition des données et des informations, la manière dont elles seront traitées et les résultats transmis aux autres activités.

Nous avons vu que les nombreux mélanges de noyaux et de pièces dans le processus de fabrication des supports de traverse provoquent une dispersion des lots et réduisent la précision des informations tracées.

Par conséquent, la solution que nous proposons est d'apporter des méthodes et des outils capables de suivre et de tracer à tout moment, de la fabrication à la consommation, l'évolution du produit et/ou du process ainsi que les acteurs et les opérations. En d'autres termes, nous proposons d'exploiter au mieux les différentes sources de données (objectives et subjectives) sur le procédé et le produit en vue d'extraire des informations « possibles » sur la traçabilité du produit. En outre, l'analyse de l'atelier de production a révélé la nécessité, pour l'utilisateur, d'avoir une vision globale ainsi qu'une représentation à un instant donné du système.

C'est à cette problématique que nous avons tenté de répondre au travers de nos travaux de recherche.

I.6.2 Identification des points critiques

De par ce positionnement, plusieurs points critiques ont été identifiés :

- ✓ la fiabilité des données à tracer n'est pas totale. Lorsque la pièce est sortie de son moule, celle-ci est repérée par un numéro de série. C'est seulement à cet instant qu'elle acquiert une existence à part entière. Lors du contrôle final, réalisé par la spectrométrie et/ou un opérateur humain, si un défaut est constaté, le numéro de série et le type de défaut sont notés sur papier par un opérateur. Par la suite, ces informations sont encodées dans une base de données par un autre opérateur. A ce niveau, plusieurs questions apparaissent :
 - comment être sûr qu'aucune erreur de notation n'a été commise ?
 - face aux mélanges des noyaux lors du stockage, comment être certain de l'origine du noyau une fois la pièce produite ?

- si l'on désire retirer un lot de produits, comment être sûr de l'exhaustivité du nombre de pièces et de leurs composants, constituant ce lot ?
- ✓ la précision du système de traçabilité doit être « tolérable » afin de limiter le nombre de rappels en cas de problèmes de production. En d'autres termes, il faut pour des raisons économiques évidentes limiter les rappels de pièces au cas nécessaires et suffisants.
- ✓ la rapidité de l'outil est également un point important. En cas de production défectueuse, les responsables doivent être en mesure de retrouver le plus vite possible les lots de produits à retirer de la consommation/utilisation. Ainsi, plus les rappels seront effectués au plus tôt, moins les produits auront la malchance de se disperser. De plus ceci permettra, lors de crises, de conserver l'image de marque de l'entreprise.

I.7 CONCLUSION

L'objectif de ce chapitre était de donner un aperçu des techniques habituellement utilisées pour résoudre des problématiques de diagnostic. La première partie de ce chapitre a été dédiée à l'explication de notre cas d'étude : la production de supports de traverse dans l'usine PSA Peugeot-Citroën de Charleville-Mézières. Dans la deuxième, nous avons présenté les Systèmes Automatisés de Production. La troisième partie, a permis d'établir un lexique des mots clés les plus importants en supervision, étant donnée la diversité des définitions trouvées dans les différents travaux. La quatrième partie classe les techniques de surveillance. Nous avons présenté, d'une part, les méthodes sans modèles, c'est-à-dire les outils statistiques, les méthodes à base de connaissances et les techniques de reconnaissance des formes et, d'autre part, celles qui utilisent un modèle, à savoir les méthodes d'estimation d'état et d'estimation paramétrique.

Le point récurrent pour l'application de ces méthodes est l'utilisation des données et des mesures provenant du système. Si ces informations, stockées dans de larges bases de données, ne sont pas correctement répertoriées, enregistrées, gérées et enfin restituées, cela aura une incidence importante pour l'obtention d'un diagnostic robuste et précis. C'est ce que nous nous sommes efforcés de démontrer dans la dernière partie, à travers notre cas d'étude.

Dans la suite de ce mémoire, nous prendrons comme conditions de production, Figure 14, que :

- le système n'est pas apte à restituer l'ensemble des informations concernant sa production,
- le système de gestion de bases de données ne permet pas d'enregistrer et par conséquent, est dans l'incapacité à représenter les informations relatives aux opérations réalisées lors de la production,
- l'opérateur n'a qu'une vue très limitée du dispositif.

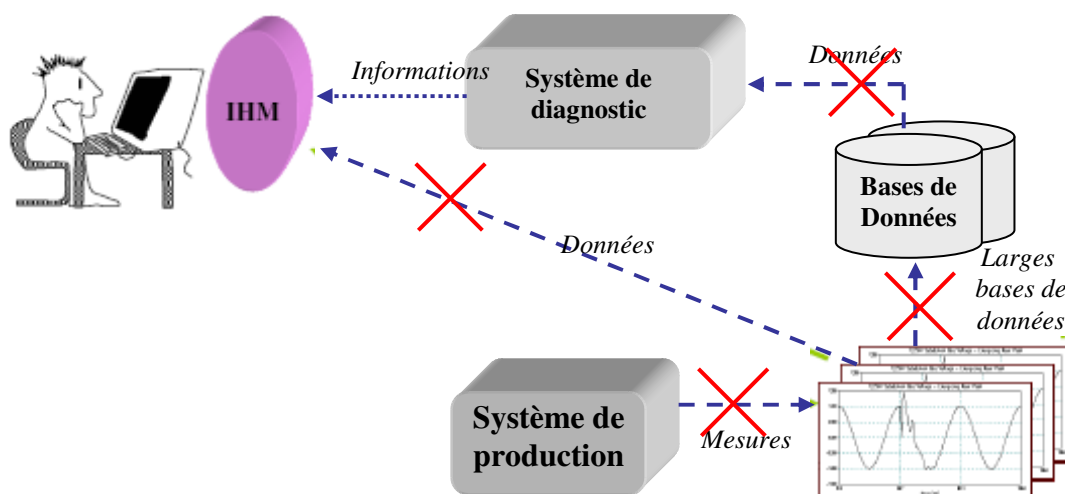


Figure 14 : Pertes d'informations et du suivi de production

Par conséquent, pour pallier à cette perte d'informations, au manque de suivi au sein du système de production et par conséquent garantir les liens entre les différents organes de production, nous nous intéresserons dans le chapitre suivant, à la représentation de Système Dynamique Hybride, ainsi qu'à la notion de « traçabilité » et aux méthodes permettant de garantir celle-ci.

Chapitre II

LA TRAÇABILITÉ EN INDUSTRIE

II.1 INTRODUCTION

Le premier chapitre a mis en évidence un problème de « traçabilité » des données sur le procédé de fabrication de supports de traverse. Comme pour le terme qualité, le terme traçabilité est une expression trop générique pour être utilisée seule, surtout avec des enjeux tels que la sécurité des personnes et des biens [Viruéga, 05]. Comme pour tout terme générique, des notions différentes y sont associées suivant les interlocuteurs, ce qui peut provoquer une incompréhension générale. Aussi, l'enjeu principal est de coordonner l'ensemble des acteurs, qui n'ont ni les mêmes compétences, ni la même utilité de la traçabilité, pour que chacun puisse se comprendre au sein d'un projet unique. Il faudrait, normalement, parler de traçabilités au pluriel puisque les besoins changent considérablement d'une industrie à l'autre, d'un projet à l'autre et même d'un protagoniste à un autre ; c'est pour cela qu'une terminologie relative à la traçabilité est indispensable. Aujourd'hui, aucune loi n'oblige la mise en place de la traçabilité dans le secteur automobile ; les seules réglementations portent pour l'instant sur l'agroalimentaire (viande bovine, volaille et OGM) et sur la pharmacologie [web, e]. Pourtant, ayant conscient des intérêts d'une transparence totale quant à la fabrication de leurs véhicules, PSA Peugeot-Citroën et Renault se lancent dans une démarche commune de mise en œuvre des standards EAN.UCC [Web, f], tant en interne qu'auprès de leurs fournisseurs.

Toutefois, avant de mettre en œuvre une traçabilité, il faut connaître le procédé et son évolution au cours d'une production. Cela paraît une évidence, pourtant de nombreuses démarches débutent tout autrement. On s'aperçoit au final que certaines informations ne sont connues qu'au niveau d'une ligne complète alors que plusieurs opérations intermédiaires sont réalisées, avec une détection des rebuts possibles au niveau de chacune d'elles.

Comme nous l'avons précisé au Chapitre I, l'atelier de fabrication de supports de traverse de la fonderie PSA Peugeot-Citroën est considéré comme un Système Dynamique Hybride (SDH). Nous proposons donc dans la première partie de ce chapitre, une formalisation des SDH, ainsi que les méthodes permettant de décrire un tel système.

La seconde partie sera consacrée à la traçabilité. Un état de l'art, donnant une vue d'ensemble de toutes filières confondues, sera présenté. Dans un même temps, nous aborderons les technologies et techniques permettant d'obtenir, selon les cas de figure, un certain type de traçabilité. Toutefois, le contexte technologique évoluant sans cesse, nous ne ferons pas l'apologie d'une technologie au détriment d'une autre, cela risquerait d'être faussé. Cet état de l'art ne se veut en aucun cas exhaustif.

II.2 REPRÉSENTATION DES SYSTÈMES DYNAMIQUES HYBRIDES

L'étude de ces systèmes s'est développée de façon notable ces dernières années. Une série de Workshops annuels (Hybrid Systems) ont permis de constater l'émergence d'une communauté composée à la fois d'automaticiens et d'informaticiens [Zaytoon, 01].

II.2.1 Quelques précisions sur les SDH

Définition : un système est dit hybride s'il possède deux types de variables d'état : des variables d'état continues et des variables d'état discrètes [Valette et al., 97].

De manière générale, les systèmes dynamiques faisant intervenir explicitement et simultanément, des phénomènes ou des modèles de type dynamiques continus et événementiels sont appelés systèmes dynamiques hybrides. Ces systèmes sont classiquement constitués de processus continus interagissant avec, ou supervisé par, des processus discrets. Les SDH résultent également de l'organisation hiérarchique des systèmes de contrôle/commande complexes ou de l'interaction entre des algorithmes discrets de planification et des algorithmes continus de commande. On peut également rencontrer des systèmes continus auxquels sont associés des commutations discrètes. Les SDH nécessitent, pour leur description, l'utilisation de fonctions du temps continues par morceaux et de fonctions à valeurs discrètes. Ces fonctions représentent aussi bien l'état interne que les entrées, les sorties et les perturbations. Le caractère hybride du système peut provenir du système lui-même ou de sa commande. C'est le cas, par exemple, de la commande tout-ou-rien d'un système continu.

II.2.2 Définition formelle d'un SDH

Nous avons adopté la définition formelle des systèmes dynamiques hybrides suivante :

soit $x(t) \in X \subset \mathbb{R}^n$, $q(t) \in Q \subset \mathbb{N}^m$, $u(t) \in U \subset \mathbb{R}^c$, $v(t) \in \Omega_c \subset \mathbb{N}^d$ et $t \in \mathbb{R}^+$ où n, m, c, d sont donnés. L'ensemble X représente l'ensemble des états continus et l'ensemble Q représente l'ensemble des états discrets. L'ensemble U représente l'ensemble des commandes continues et l'ensemble Ω_c représente l'ensemble des commandes discrètes. La variable t représente le temps.

Soit $S = X \times Q$ et soit P un sous-ensemble fermé de $\mathbb{R}^n \times Q$. On définit l'état hybride $s(t) \in S$ du système à l'instant t par la donnée du couple $[x(t), q(t)]$ et on appelle SDH un système dynamique décrit par les équations suivantes pour $t \in [t_0, t_f]$:

$$\dot{x}(t) = F(x(t), q(t), u(t)) \quad \forall s(t) \in S \cap CP \quad (\text{I. 1})$$

$$[x(t^+), q(t^+)] = G(x(t), q(t), v(t)) \quad \begin{cases} \text{si } s(t) \in \partial P \\ \text{si } v(t) \in \Omega_c \text{ intervient} \end{cases} \quad (\text{I. 2})$$

$$x(t_0) = x_0 \quad (\text{I. 3})$$

$$q(t_0) = q_0 \quad (\text{I. 4})$$

La fonction F représente la dynamique continue et G représente la dynamique hybride du système correspondant aux phénomènes hybrides décrits précédemment. L'ensemble P est celui des zones de déclenchement des phénomènes hybrides et ∂P est la frontière de P . La commande discrète $v(t)$ détermine les instants où la fonction G intervient (instants de commutation/saut). Elle détermine également le nouveau modèle ou l'amplitude du saut de l'état, suivant l'action du phénomène hybride. Les fonctions F et G sont supposées suffisamment régulières pour que le système défini par les équations (I.1) à (I.4) admette une solution unique [Cébron, 00].

II.2.3 Modélisation des Systèmes Dynamiques Hybrides

Notre cas d'étude faisant partie des Systèmes Dynamiques Hybrides, nous nous intéresserons à la représentation de cette catégorie de système.

Le fait de disposer d'un modèle rend possible la simulation du comportement d'un système pour le prévoir, l'influencer et chercher à l'optimiser. Il permet aussi, sous certaines conditions, de l'analyser pour détecter a priori d'éventuels dysfonctionnements et/ou d'en faire

la commande pour obtenir les performances souhaitées. En outre, la modélisation nous permettra de visualiser les parties statiques et dynamiques du système.

Les automates à états finis et les Réseaux de Petri (RdP) sont les moyens couramment utilisés pour la représentation des Systèmes à Événements Discret. Les automates hybrides et les RdP hybrides résultent de l'évolution respective de la théorie des automates à états finis et des RdP généralisés et ont fait l'objet de nombreux travaux [David et al., 89] et [David, 97], [Alla, 95].

Dans les paragraphes suivants, nous présenterons, succinctement le principe des RdP hybrides et des automates hybrides, utilisés pour modéliser les SDH sous un seul formalisme, principalement pour simuler et analyser les systèmes complexes.

II.2.3.1 Les automates hybrides

De même que pour les RdP hybrides, ces derniers sont issus de plusieurs travaux. Les automates hybrides sont originaires de l'extension des automates temporisés [Alur, 94], eux-mêmes issus des automates à états finis classiques [Alur et al., 95] auxquels on a associé à chaque état un ensemble d'équations différentielles. Les équations modélisant le comportement continu à un instant donné dépendent de l'état de l'automate, ce dernier pouvant évoluer en fonction de la valeur des grandeurs continues.

Remarque : les automates temporisés sont des automates à états finis étendus par un ensemble de variables réelles, appelées horloge, dont les valeurs croissent uniformément suivant l'écoulement du temps et qui peuvent être remises à zéro.

Définition : un automate hybride est un sextuple $A = (X, Q, f, H, G, R)$, où :

- $X \subseteq \mathbb{R}^n$ est l'espace des états continus. Les variables continues sont notées par $(x_1, x_2, \dots, x_n)$,
- Q est un ensemble fini d'états discrets,
- $f : Q \rightarrow (X \rightarrow \mathbb{R}^n)$ associée à un état discret q , est l'évolution des variables continues et est décrite par l'équation différentielle $\dot{x} = f(q)$,
- $H : Q \rightarrow 2^X$ définit les invariants des états discrets,
- $G : (Q \times Q) \rightarrow 2^X$ sont les gardes qui déterminent les conditions de commutation d'un état discret à un autre,

-
- $R : (Q \times Q) \rightarrow (X \rightarrow 2^X)$ associe à chaque transition une fonction à valeurs multiples. $R(q, q')$ définit comment les variables continues changent lorsque la transition de q à q' est effectuée.

Dans cette définition [Maler, 03], l'ensemble des états discrets Q représente les « modes » continus du système. Ce système peut rester dans l'état q tant que $H(q)$ est vérifiée par x . Il évolue selon la dynamique $f(q)$. Dès qu'il atteint un point $x' \in G(q, q')$, la transition de q à q' est activée. Dans ce cas, le système peut commuter à l'état q' . L'automate hybride A est souvent représenté par un graphe orienté dont les sommets sont les états discrets et les arcs représentent les transitions. Les invariants et les équations différentielles sont associés aux sommets. Les gardes sont associées aux arcs.

L'exemple de la Figure 15, [Zaytoon et al., 01], page suivante, illustre ces représentations.

Il s'agit de la représentation d'une fontaine à deux bassins, avec :

- écoulement direct entre le bassin 1 et le bassin 2, dû à une fuite le long de la colonne centrale pendant le remplissage du bassin 1 ou le débordement décoratif quand ce bassin est plein ;
- compensation permanente par pompe, à débit constant, entre le bassin 2 et le bassin 1, avec également un effet décoratif.

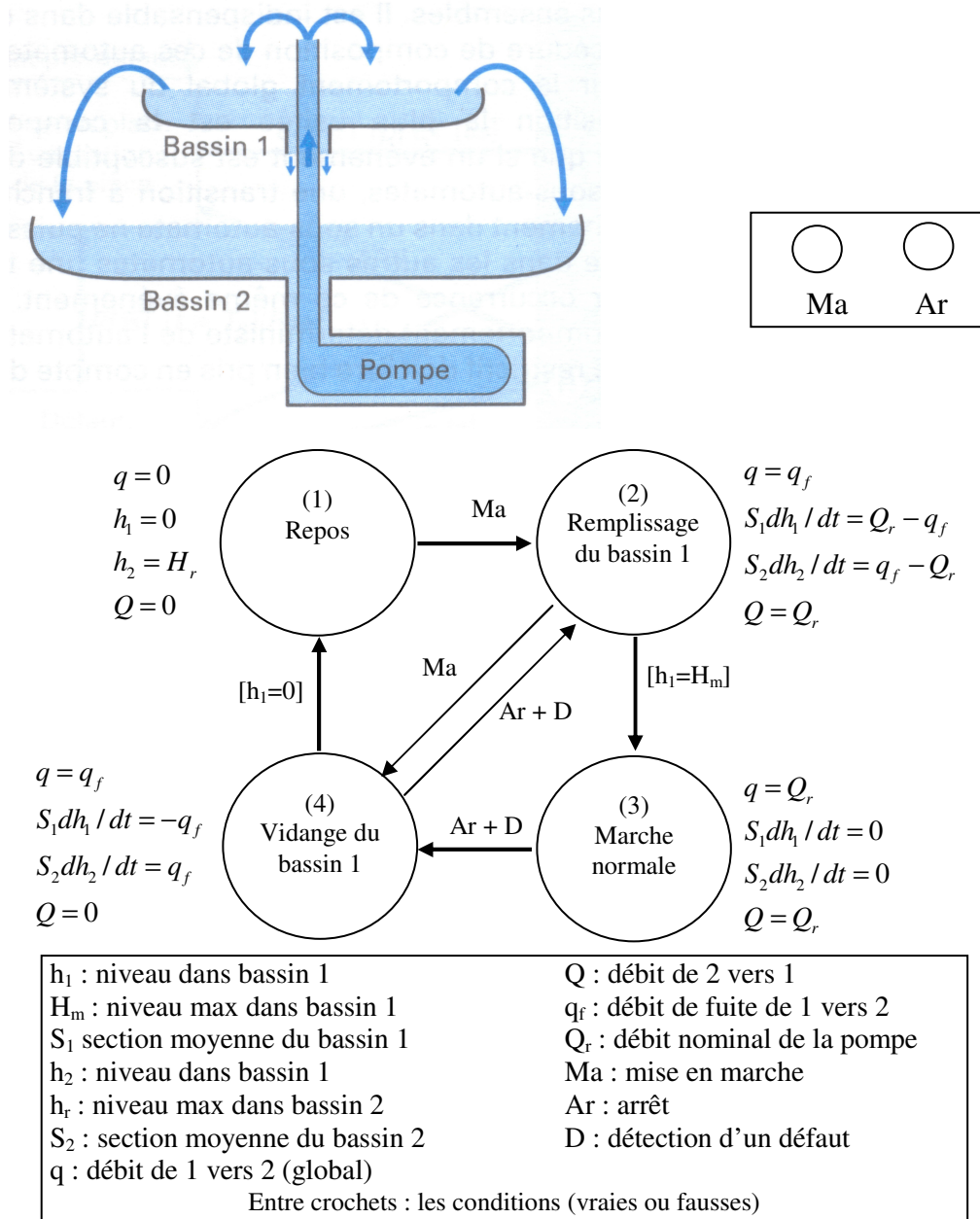


Figure 15 : Exemple d'une fontaine à deux bassins et automate hybride associé

La pompe peut être mise en marche et arrêtée volontairement, ou tomber en défaut. Le fonctionnement normal de cette installation suppose que le bassin 1 soit vide et le bassin 2 à son niveau maximal lorsque l'on met en marche initialement la pompe. On admet pour établir la partie continue du modèle que les variations des sections des bassins peuvent être négligées. L'état d'arrêt complet ($q=0$, $Q=0$, $h_1=0$) n'est pas strictement nécessaire du point de vue de la commande mais il permet une description plus cohérente de l'installation en différenciant l'état de repos (1) de l'état de vidange lente après arrêt de la pompe (4). On notera aussi qu'il y a des événements commandés (Ar), d'autres non (D).

L'utilisation des automates hybrides, pour la modélisation du comportement d'un système, est difficile. En effet, lors de la conception et de la description de l'automate, le modèle devient très rapidement complexe et il est laborieux de valider sa pertinence vis-à-vis du système [Gueguen et al., 01].

II.2.3.2 Les réseaux de Petri hybrides

Plusieurs extensions des RdP généralisés ont été développées pour modéliser les SDH. Les RdP continus permettent de modéliser des variables continues. On y a remplacé les jetons franchissant les transitions entièrement par des jetons qui franchissent les transitions progressivement à la manière d'un sablier. Ces RdP continus associés à des RdP généralisés, modélisant des variables discrètes, forment les RdP hybrides [David, 97].

Définition : Un réseau de Petri hybride autonome est un sextuplet, où :

$Q = \{P, T, Pre, Post, m_0, h\}$, tel que :

$P = \{P_1, P_2, \dots, P_n\}$ est un ensemble fini et non vide de places ;

$T = \{T_1, T_2, \dots, T_m\}$ est un ensemble fini et non vide de transitions ;

$P \cap T = \emptyset$, c'est-à-dire que les ensembles P et T sont disjoints ;

$h : P \cup T \rightarrow \{D, C\}$, appelée « fonction hybride », indique pour chaque nœud s'il est discret ou continu ;

$Pre : P \times T \rightarrow \mathbb{R}^+ \text{ ou } \mathcal{N}$ est l'application d'incidence avant ;

$Post : P \times T \rightarrow \mathbb{R}^+ \text{ ou } \mathcal{N}$ est l'application d'incidence arrière ;

$m_0 : P \rightarrow \mathbb{R}^+ \text{ ou } \mathcal{N}$ est le marquage initial.

Le graphisme adopté, pour la représentation des places et des transitions en continu et en discret, est reproduit à la Figure 16 :



Figure 16 : Éléments composant un RdP hybride

Les systèmes batch sont des exemples de SDH qui se prêtent bien à la modélisation par des RdP hybrides. Ainsi, on considère le cas d'un système fabriquant des pièces en sable, Figure 17a. Le sac noté S contient 100 litres de sable pulsé dans un moule noté M à la vitesse supposée constante $v = 5$ l/s. Ce système est modélisé par le RdP continu de la Figure 17b.

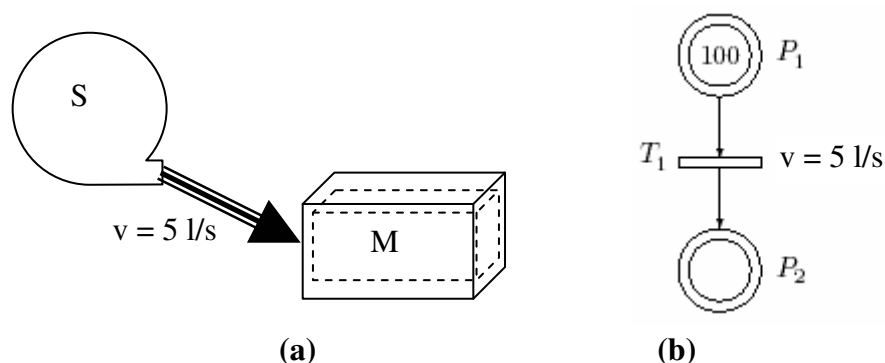


Figure 17 : Exemple de RdP continu

La figure 18 représente un RdP hybride dans son ensemble, où le système discret est associé à des variables continues.

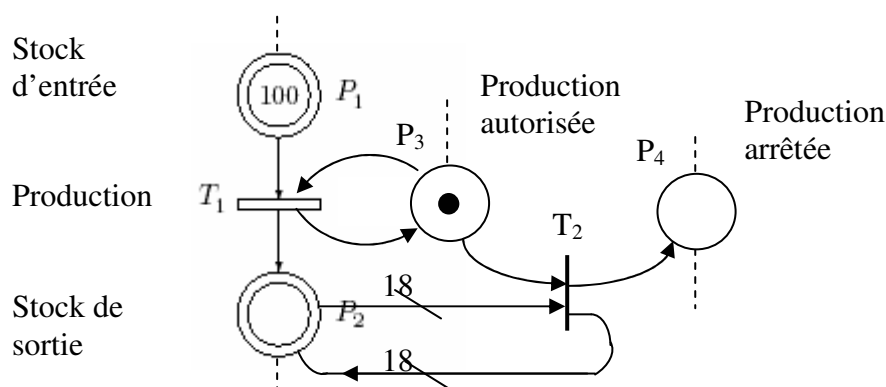


Figure 18 : Exemple de Réseaux de Petri hybrides

Dans cet exemple, la partie continue représente un système de production. La transition T_1 correspond à la production d'une machine, production continue ou approximée par le flux continu d'une production discrète. Quand la valeur dans le moule atteint un certain niveau, 18 pour notre exemple, la production est arrêtée (franchissement de T_2).

Les réseaux de Petri sont connus pour être un outil puissant de modélisation et d'analyse de systèmes discrets. Les réseaux de Petri hybrides, extension du modèle de base, permettent donc de modéliser les systèmes hybrides sur les mêmes bases conceptuelles.

II.2.3.3 Synthèse sur le choix de la représentation de SDH

Les modèles vus précédemment sont tous des modèles état-transition, accompagnés d'équations algèbro-différentielles. Ils diffèrent par le traitement des transitions, l'utilisation des événements, la possibilité (ou non) du parallélisme, la structuration hiérarchique, la représentation graphique de systèmes différentiels (cas des Réseaux de Petri hybrides), et bien sûr le graphisme, celui-ci restant toujours un support visuel très sobre. Ces modèles sont d'une grande généralité et nécessitent l'utilisation de méthodes garantissant leur élaboration et leur validation. Ces conclusions s'appliquent aussi aux autres méthodes état-transition non abordées dans les paragraphes précédents, telles que les Réseaux de Petri par lot, le grafcet hybride, etc. [Zaytoon et al., 01]. Nous n'évoquerons que pour mémoire les bond-graphs, [Dauphin, 00], adaptés aux systèmes à commutations mais exigent un symbolisme spécifique.

Nous nous servons du formalisme des Réseaux de Petri pour la modélisation de notre système, considéré comme Système Dynamique Hybride, ainsi que pour la modélisation des produits résultants de la production. Le choix de ce formalisme s'est imposé car son caractère graphique permet :

- une évolution simple des modèles tout en ayant des bases mathématiques solides,
- de communiquer facilement avec les experts et autres utilisateurs.

Les modélisations du produit et process sont présentes à l'annexe A.4., page 156.

Dans la seconde partie de ce chapitre, nous nous intéresserons à la notion de « traçabilité » ainsi qu'aux méthodes et outils permettant de garantir celle-ci.

II.3 LA TRAÇABILITÉ

II.3.1 Une série de définitions

Actuellement le mot « traçabilité » est abondamment utilisé dans les secteurs agroalimentaires, pharmacologiques, mais aussi dans l'automobile ou les Technologies de l'Information et de la Communication (T.I.C.).

Pour mieux comprendre cette notion en constante évolution, nous donnons quelques définitions :

Définition 1 : Possibilité d'identifier l'origine et de reconstituer le parcours d'un produit, depuis sa production jusqu'à sa diffusion. Terme apparu en 1994 et venant de la traduction des mots anglais « trace » et « ability », [Le Petit Robert, 02].

Définition 2 : Possibilité de retrouver, pour un produit donné, la trace de toutes les étapes de sa fabrication et de la provenance de tous ses composants. Note : La traçabilité d'un produit permet, par exemple, de retrouver les matières premières, les différents endroits où le produit ou ses composants ont été entreposés, les équipements utilisés dans sa fabrication ou sa manutention, etc. [Web, b].

Définition 3 : Traçabilité de lot – repérage de lot : possibilité de retrouver le lot ou le numéro de lot pour la consommation et/ou la composition des articles fabriqués, achetés et livrés. Note : Le lot est une quantité de matériel/matière avec des propriétés semblables [Web, c].

Définition 4 : Aptitude à retrouver l'historique, l'utilisation ou la localisation d'un article ou d'une activité, ou d'articles ou d'activités semblables, au moyen d'une identification enregistrée [ISO 8402, 94].

Définition 5 : Aptitude à retrouver l'historique, la mise en œuvre ou l'emplacement de ce qui est examiné. Dans le cas d'un produit, elle peut être liée à l'origine des matériaux et des composants, l'historique de réalisation, de distribution et d'emplacement du produit après livraison [ISO 9000-2000].

Suivant ces définitions et, de façon synthétique, la traçabilité est considérée comme l'aptitude à retrouver des informations au sujet d'une entité au moyen d'identification(s) ; une entité étant un élément du processus ou passant dans le processus, Figure 19. Cette entité peut donc être une matière première, une machine, un produit fini, semi-fini ou encore une étape de transformation.

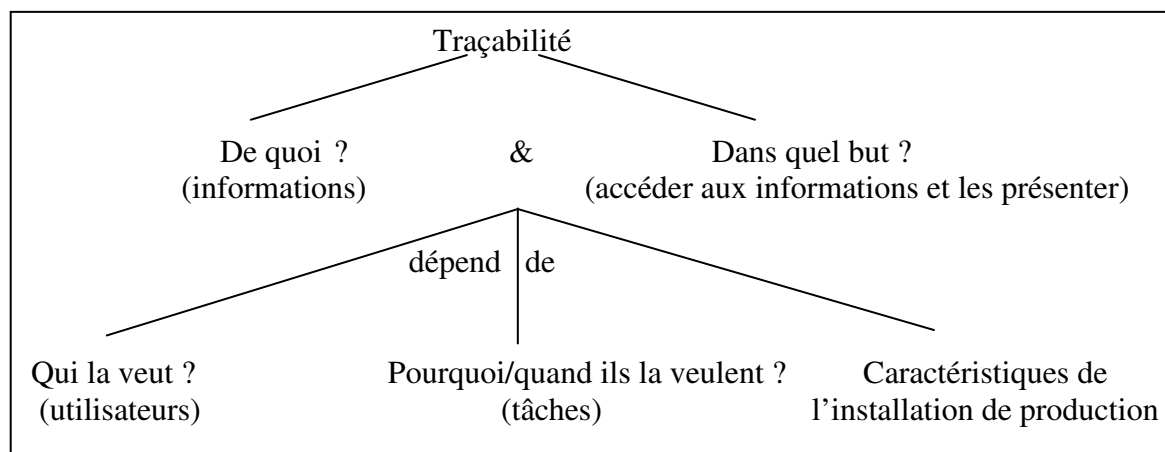


Figure 19 : La traçabilité « de quoi » et « dans quel but »

Chaque définition, spécifique à un secteur d'activité, est formée d'un sens général suivi d'une ou de note(s). Les secteurs d'activités étant très variés – ils vont de l'agroalimentaire (filrière animale, liquide, OGM, ...), au secteur médical (pharmacologie, médecine), en passant par les industries (automobile, aéronautique, ...) ainsi que par la distribution et le droit (des biens et des personnes) – il s'agit donc d'un principe de définition par l'usage. L'on constate, en effet, que chaque secteur concerné par la traçabilité a développé ses propres qualificatifs.

II.3.2 Des traçabilités multiples

À partir de cette constatation, [Viruéga et al., 99] proposent quatre acceptions principales du terme « traçabilité », selon le contexte dans lequel il est employé :

- l'usage « **étalonnage** » est utilisé en métrologie. Il s'applique au rapprochement des équipements de mesures à leur(s) étalon(s). « La traçabilité est la propriété d'un résultat de mesure consistant à pouvoir le relier à des étalons appropriés, généralement internationaux, par l'intermédiaire d'une chaîne ininterrompue de comparaisons » [ISO 8402, 94]. La traçabilité est ici utilisée pour garantir une mesure, grâce à un ensemble de relations avec des étalons.
- l'usage « **garantie de l'origine** ». Il s'agit, cette fois, d'assurer l'origine du produit au moyen d'enregistrements et d'identifications de certaines informations. Cette

utilisation est particulièrement développée dans le secteur de la viande bovine et de la volaille où des produits portent comme les labels « Viande Bovine Française » et « Volaille Française », suite aux récentes crises de « l'Encéphalopathie Spongiforme Bovine » et de « la grippe aviaire ».

- l'usage « **plan de rappel** » se rapporte à l'origine des composants et des composés, à l'historique des processus appliqués à un (ou plusieurs) produit(s), à leur distribution ainsi qu'à leur emplacement après livraison. Cet usage, né d'exigences réglementaires, est donc utilisé pour identifier les produits suspectés de non-conformité. Ainsi, lorsqu'un produit non-conforme est détecté, comme une pièce défectueuse dans un véhicule. La traçabilité permet de « remonter » sans équivoque à l'étape de production ou au lot non-conforme, puis de redescendre vers toutes les marchandises suspectées.
- l'usage « **recueil de données** » se réfère à la relation liant les calculs et les données collectées tout au long de la boucle de qualité, et remonte parfois aux exigences concernant la qualité d'une entité. Lors de son cycle de vie, un produit est sujet à un ensemble d'activités, d'où l'utilité d'une traçabilité qui sert à la gestion de configuration du produit tout au long du cycle de vie et assure une relation entre les documents techniques et les différentes étapes de production.

Dans nos travaux, nous nous intéressons plus particulièrement aux usages de type « plan de rappel » et « recueil de données ». Comme nous l'avons dit précédemment, de ces usages découlent plusieurs traçabilités spécifiques. Notons que la traçabilité reste encore un concept, même si avec le temps ce mot se formalise et se spécifie grâce aux différentes normes.

II.3.2.1 La traçabilité « du coupable »

Cette catégorie de traçabilité regroupe les outils de gestion, de prévention et de diminution des effets néfastes lors de productions non-conformes⁵.

⁵ À travers ces définitions :

- les produits peuvent être considérés comme des produits finis destinés à la consommation, des produits de premières transformations ou des matières premières,
- les critères donnés peuvent être un numéro de lot d'une mauvaise production, un numéro de série, une heure de production,
- la localisation peut être un lieu de stockage, un sous-atelier de production ou de contrôle, etc.,
- l'origine et les caractéristiques peuvent être les fournisseurs, les numéros de lot d'une mauvaise production, une chaîne de fabrication, les résultats d'analyses etc.

II.3.2.1.a La traçabilité ascendante

Cette expression est définie comme la capacité à retrouver l'origine et les caractéristiques d'un produit à partir d'un ou plusieurs critères donnés [GENCOD-EAN, 01]. Par conséquent, la traçabilité ascendante est principalement axée sur le suivi qualitatif des produits.

Elle sert notamment à rechercher les causes d'un problème de qualité, pendant ou après une production. Ceci permet de bien cerner les problèmes de type qualitatifs ainsi que de les résoudre au moindre coût et le plus rapidement possible.

Prenons l'exemple de la Figure 20 représentant la préparation de deux produits. Le produit 1 est constitué des composants X et Y et le produit 2, des composants Y et Z. Admettons qu'un défaut soit signalé sur le produit 2, le rôle de la traçabilité ascendante est de remonter aux différents éléments entrant dans la fabrication du produit incriminé ; ici, les composants Y et Z sont mis en cause.

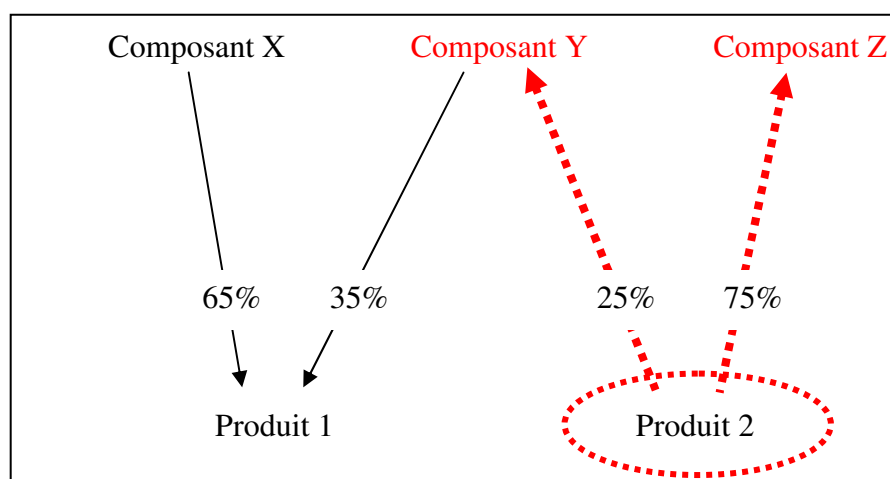


Figure 20 : Exemple de traçabilité ascendante

Les produits finis, en cours de fabrication ou résultant d'un échange inter-entreprises, ont des caractéristiques qui devraient pouvoir être retrouvées grâce à des informations telles que le numéro de lot ou numéro de série, par exemple.

II.3.2.1.b La traçabilité descendante

La traçabilité descendante est la capacité, en tout point de la chaîne d'approvisionnement, à retrouver la localisation de produits à partir d'un ou plusieurs critères donnés. Elle sert notamment en cas de rappel et de retrait de produit [GENCOD-EAN, 01]. La traçabilité descendante a donc pour but de faciliter les diminutions de coûts et de temps de réaction face à une crise.

Reprenons notre exemple, Figure 21, où les composants Y et Z ont été incriminés. Grâce à la traçabilité descendante, nous pouvons retrouver le(s) produit(s) ayant utilisé(s) ces composants défectueux : le produit 1 et le produit 2 précédemment détecté.

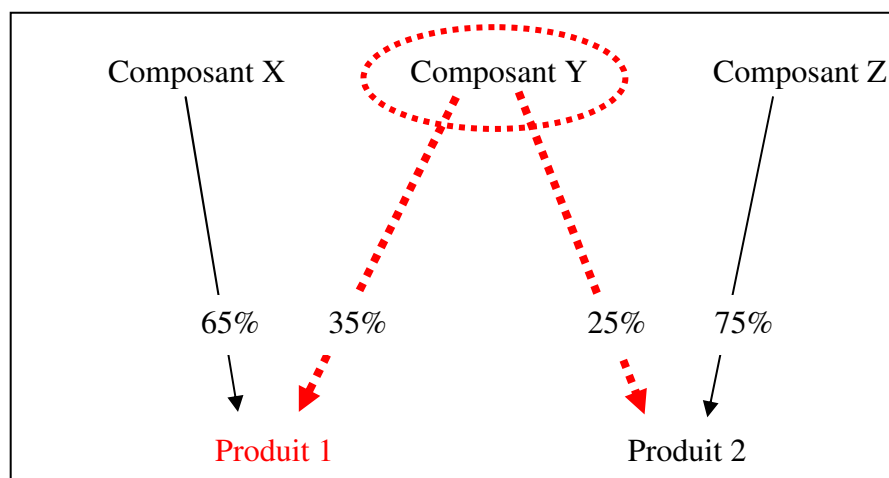


Figure 21 : Exemple de traçabilité descendante

II.3.2.1.c La traçabilité amont

Elle désigne les procédures et outils mis en place afin de « remonter », d'un produit non-conforme vers la matière et les étapes du procédé qui ont abouti à ce produit ou à cet ensemble de produits non-conformes. C'est donc un système de traçabilité des matières premières, de leur parcours dans le processus et de leur présence dans les produits fabriqués.

II.3.2.1.d La traçabilité aval

Elle concerne les procédures et outils mis en place afin d'identifier et retrouver ce qui est advenu après le transfert de propriétés ou après le transfert physique des produits de producteur vers un tiers : stockage chez le fabricant, expédition en plate-forme de distribution, livraison sur le lieu de vente, etc.

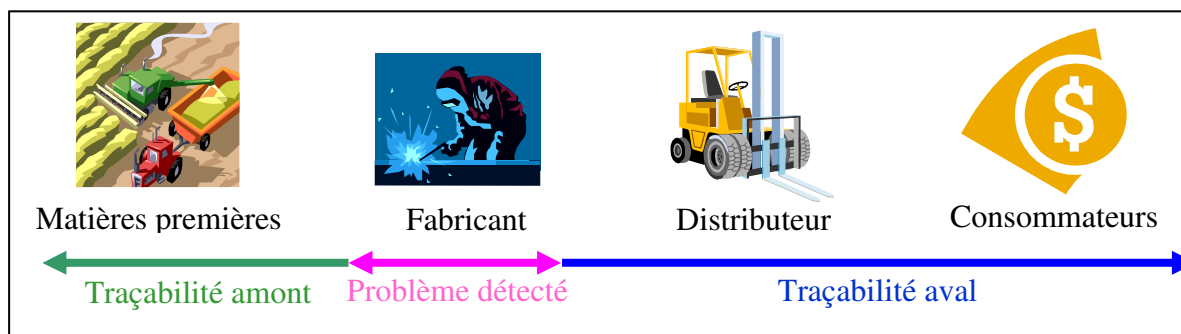


Figure 22 : Représentation de la traçabilité Amont et Aval

II.3.2.2 La traçabilité de suivi

La traçabilité de suivi désigne les procédures et outils qui permettent de suivre un lot de produits et de gérer son historique dans une des étapes de la chaîne de production.

II.3.2.2.a Traçabilité des données – traçabilité du produit

Certains organismes et auteurs, [ACTA-ACTIA, 98],[GENCOD-EAN, 01], [CNA, 01], utilisent l'appellation « traçabilité des données », d'autres celle de « traçabilité du produit ». Or, il nous semble que ces termes ne peuvent pas être réellement dissociés. [Moe, 98] propose une définition intéressante qui reprend les termes clés de ces deux traçabilités. Ainsi, la traçabilité produit/données, Figure 23, est « *l'aptitude de rechercher, pour un lot ou un produit donné, son historique* », – autrement dit les données, c'est-à-dire l'ensemble des documents et enregistrements concernant toutes les étapes de la vie du produit – « *au long de la totalité ou d'une partie de la chaîne de production de l'extraction, au transport, au stockage, à la transformation, à la distribution et à la vente* » : c'est la traçabilité de chaîne, [Moe, 98]. À l'échelle internationale, on parle de « *tracing* ».

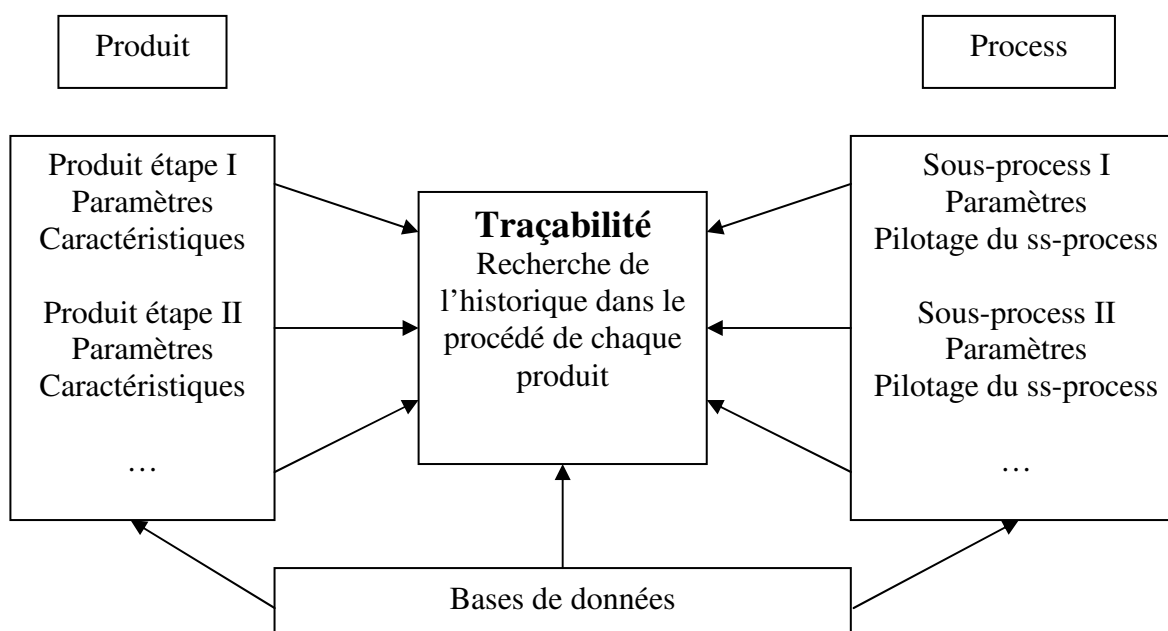


Figure 23 : La traçabilité des données au sein d'un processus de production

II.3.2.2.b La traçabilité logistique

Elle désigne le suivi quantitatif des produits et dépend du bon enregistrement des liens entre les produits successifs. Elle permet de localiser géographiquement les produits ou de déterminer leur destination et leur provenance en cas de rappels. Il ne s'agit alors plus de « *tracing* » mais de « *tracking* ».

II.3.2.3 Point de vue hiérarchique

Pour résumer l'ensemble de ces définitions, nous avons repris le schéma de [Green et al., 02] , voir Figure 24 : la gestion du risque et la maîtrise de la qualité.

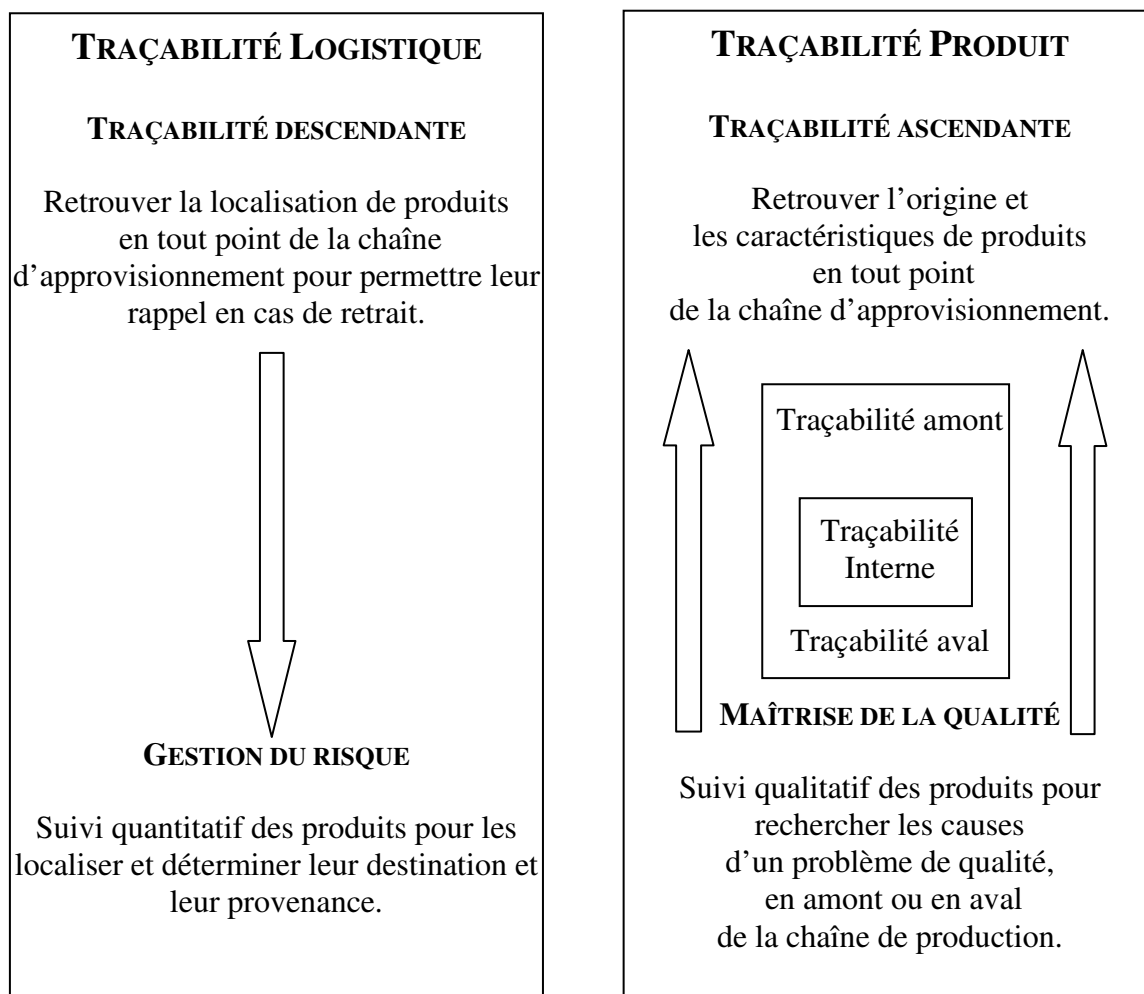


Figure 24 : Enjeux stratégiques assurant la gestion du risque et la maîtrise de la qualité.

II.3.3 Les outils de la traçabilité

Un système permettant de tracer une production doit comporter :

- des **moyens d'identifier et de suivre les produits**. Ces produits peuvent être repérés de manière basique avec des marquages ou de façon plus développée en utilisant les Technologies de l'Information et de la Communication (T.I.C.), comme les puces *Radio Frequency IDentification* (R.F.I.D.),
- des **moyens de gestion de l'information**. Ils permettent de gérer la communication entre le système informatique d'entreprise comprenant les fonctions de gestion de l'entreprise (GPAO, ERP, comptabilité, etc.) et les systèmes de contrôle/commande assurant le pilotage en temps réel des ateliers de fabrication.

II.3.3.1 Les moyens d'identification de la production

Les moyens d'identification peuvent aller du plus simple au plus élaboré :

- suivi manuscrit,
- marquage technique : impression, gravure ...,
- technologie data matrix : codes à barres linéaires, code 2D, code matriciels ...,
- technologie d'identification par radiofréquences : RFID ou tags.

II.3.3.1.a *Suivi manuscrit*

L'utilisation de moyens manuscrits est évidemment le plus simple. L'information est écrite manuellement par les opérateurs sur les enregistrements qualité. Particulièrement peu coûteux et souple, ce moyen est surtout adapté pour des ateliers de fabrication sommaires. Cependant, l'action de l'opérateur humain implique des problèmes de précision, de fiabilité (erreur d'écriture, de lecture) et de réactivité (temps nécessaire à la notation et à la consultation de ces informations), sans oublier une surcharge de travail. De plus, ces erreurs se trouvent décuplées dès que le processus est plus élaboré, lorsqu'il existe différents stockages, des sous-ateliers de transformation,

II.3.3.1.b *Marquage technique*

Le marquage par impression ou gravure reste un très bon moyen pour identifier une pièce. Cependant, le marquage doit être implanté sur une partie non-fonctionnelle de la pièce et l'acceptant « physiquement ».

II.3.3.1.c *Technologie data matrix*

L'enregistrement et la lecture des informations peuvent être exécutés de manière automatique, grâce aux codes à barres, aux cartes sans contact ou aux bandes magnétiques. Ces technologies deviennent très répandues dans l'environnement industriel. Avec de tels systèmes de traçabilité informatisés et automatisés, la recherche de l'Information se révèle beaucoup plus rapide et fiable. Les récentes technologies de la vision artificielle ont permis à la codification des données de faire un pas en avant. En effet, la quantité d'informations que peut contenir un code à barres linéaire est limitée à 15 octets et l'espace physique nécessaire à l'impression d'un tel code n'est pas toujours disponible. Les nouveaux codes bidimensionnels (2D) peuvent contenir 200 fois plus d'informations sur une surface de 2.8 mm².

Le code à barres traditionnel, associé à un fichier de données, sert habituellement de référence ou de pointeur, nous permettant ainsi de connaître la date de fabrication d'une

entité, le constructeur etc. Un des grands avantages de la symbologie 2D est que l'information relative au produit peut être entièrement intégrée dans la codification. Le code est donc indépendant de toute autre source d'information. Malheureusement, l'informatisation et l'automatisation de systèmes industriels présente un coût matériel non négligeable. De plus, selon le contexte et le caractère de l'information à tracer, il n'est pas toujours possible d'appliquer ce type de technologies.

II.3.3.1.d La technologie par radiofréquence

Cette nouvelle technologie d'identification par fréquence radio R.F.I.D permet d'assurer l'identification détaillée d'objets de tous types. Les tags correspondent à un couple puce / antenne, apposé sur un produit. Ils permettent l'identification à distance, grâce à un lecteur captant les informations contenues dans la puce : un numéro de série, une description sommaire ou un numéro de lot. À la différence des codes à barres, les puces R.F.I.D ne nécessitent pas que le lecteur soit approché du produit pour que l'identification s'opère, par contre, pour communiquer, tags et lecteur doivent être sur la même fréquence.

Aujourd'hui, les tags R.F.I.D souffrent de plusieurs maux, en premier lieu de leur prix. Alors qu'une étiquette code barre ne coûte que quelques centimes d'euro, les tags R.F.I.D reviennent, eux, à plusieurs dizaines d'euros, sans compter le lecteur proprement dit qui atteint le millier d'euros. La compatibilité des systèmes entre eux constitue un second obstacle malgré quelques standards internationaux qui commencent à voir le jour, dans des domaines très pointus. La normalisation tarde à arriver, ce qui limite considérablement la diffusion de ces technologies contenant pourtant en elles un énorme potentiel de développement. Pour contrebalancer ces constats négatifs, remarquons tout de même que contrairement aux méthodes et outils précédemment cités, les tags RFID ont la particularité d'être réutilisables, ce qui est un avantage non négligeable.

Aujourd'hui les outils de la traçabilité « produit/procédé » sont intégrés dans le système d'exécution de la production (MES : Manufacturing Execution System).

II.3.3.2 Le système d'exécution de la production

Selon le groupe Manufacturing Enterprise Solutions Association [web, d], les systèmes MES doivent délivrer des informations permettant l'optimisation des activités de production depuis l'ordre de fabrication jusqu'aux produits finis, en faisant le lien entre la planification et le contrôle/commande, Figure 25, page suivante.

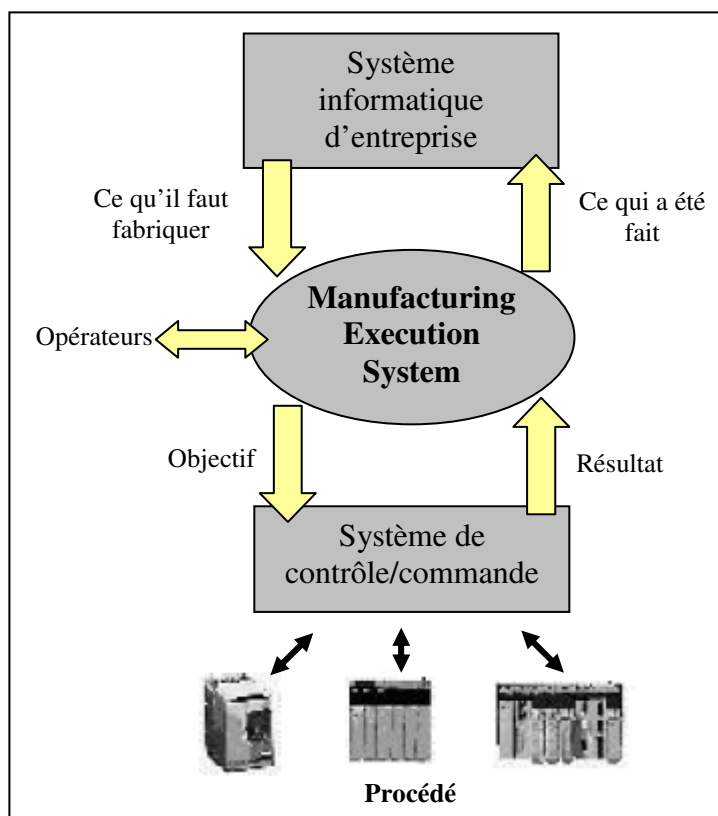


Figure 25 : Le MES au sein de l'atelier de production

Le MES, alimenté par les ordres de production, détermine les séquences d'opérations à réaliser, transmet des instructions de fabrication puis récupère l'ensemble des données de fabrication. Par la suite, le MES peut envoyer vers le système informatique les différentes informations ayant trait à la production. Pour atteindre une production optimale, un jeu de fonctions a été mis en place. Celles-ci, au nombre de onze [J'automatise, 99], se concentrent sur les personnels, les matériels et les équipements, Figure 26 :

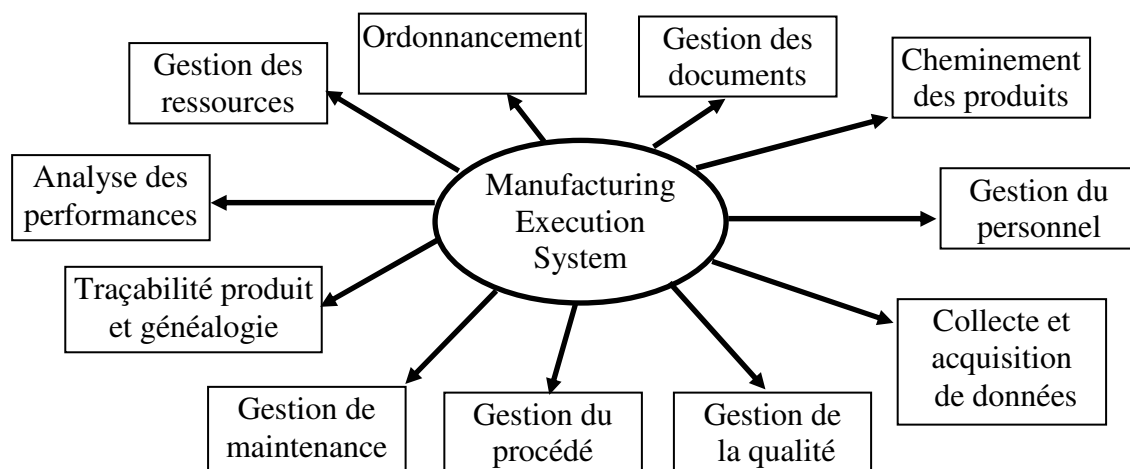


Figure 26 : Les onze fonctions du MES

Aucune consigne n'est précisée concernant la mise en oeuvre de l'ensemble de ces fonctions. Par conséquent, selon le type de procédé : manufacturier, batch, continu, hybride, ces fonctions n'auront pas les mêmes priorités d'application. Par exemple, pour les systèmes manufacturiers, nous nous intéresserons plus particulièrement à la gestion des ressources, du personnel, de la maintenance ainsi qu'à l'ordonnancement et à la traçabilité. En revanche, pour un procédé continu, les fonctions prioritaires seront la gestion de la qualité, la collecte et l'acquisition des données, la traçabilité et la gestion du procédé.

II.3.4 Remarque sur la durée d'archivage des données

Dans la création d'une quelconque référence représentant un produit, la question fondamentale est celle de la durée d'utilisation de ce numéro : combien de temps le producteur doit-il garder l'Information ? Cette durée peut varier d'une semaine, pour des produits frais, à plusieurs années, pour les composants d'un véhicule. Par conséquent, le producteur/fournisseur peut avoir à garantir l'identification d'un produit sur plusieurs années. Ainsi, pour assurer la fiabilité et la pérennité d'un processus de traçabilité, le système d'informations, comportant l'historique d'un produit, doit être en mesure de conserver les informations reliant un numéro au produit pendant **au moins** la durée de vie de ce produit. En ce qui concerne les produits alimentaires, donc périssables, cette durée d'archivage peut être comprise entre la durée de garantie associée à l'achat du produit et la durée de vie d'un produit.

Dans la figure, page suivante, nous avons rassemblé l'ensemble des fonctions et actions que doit réaliser une traçabilité. Les fonctions sont regroupées en deux familles : la traçabilité d'un point de vue qualité/productivité et la traçabilité d'un point de vue sécurité/marketing.

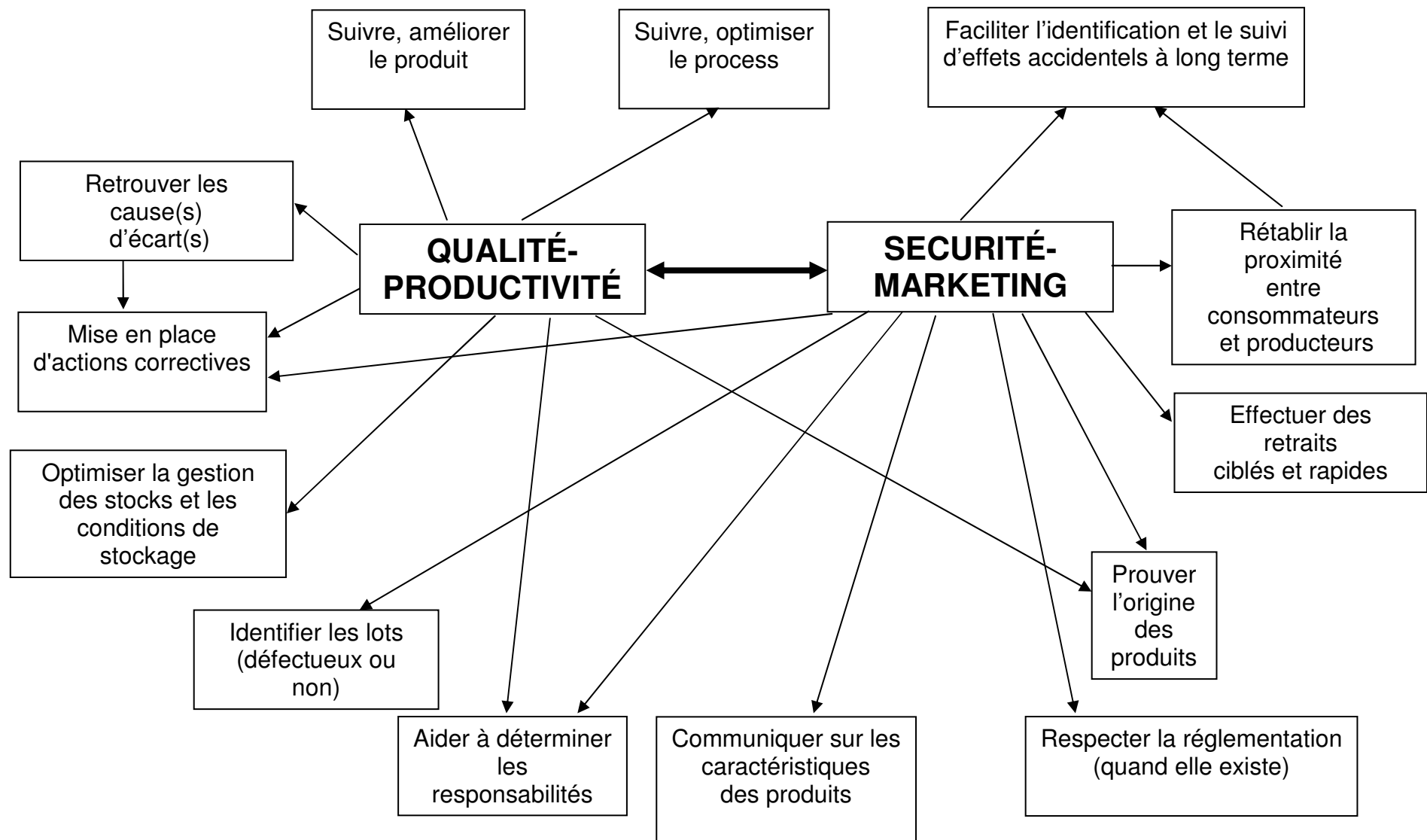


Figure 27 : La traçabilité d'un point de vue qualité/productivité et sécurité/marketing.

II.3.5 Les intérêts de la traçabilité

Que la traçabilité soit appliquée au secteur de l'automobile ou à celui de l'agroalimentaire, en passant par celui de la santé, celle-ci aura été établie dans les mêmes intérêts ; mais vraisemblablement pas dans le même objectif.

L'atout principal de la traçabilité est de pouvoir retrouver, pour un produit donné, la trace de toutes les étapes de sa fabrication et de la provenance de tous ses composants, Figure 28. Cela implique les avantages suivants :

- la diminution de la dispersion physique des lots, d'où la limitation des coûts de mélanges de produits conformes et non-conformes,
- l'augmentation de la précision et de la fiabilité de l'information tracée, en vue d'obtenir des relations de cause à effet dans le cas de produits non-conformes,
- l'augmentation du périmètre des informations partagées,
- la possibilité d'augmenter le contrôle de la production,
- la diminution de la dispersion de l'information sur la chaîne et, par conséquent, la facilitation de l'implantation de systèmes d'information : gestion de productions, de stocks, de la qualité, ...,
- la diminution des coûts de contrôle ; si l'ensemble des paramètres de production est maîtrisé et que la traçabilité des lots de production est optimale, alors des mesures faites sur des lots parents ne sont éventuellement plus nécessaires sur des lots fils.

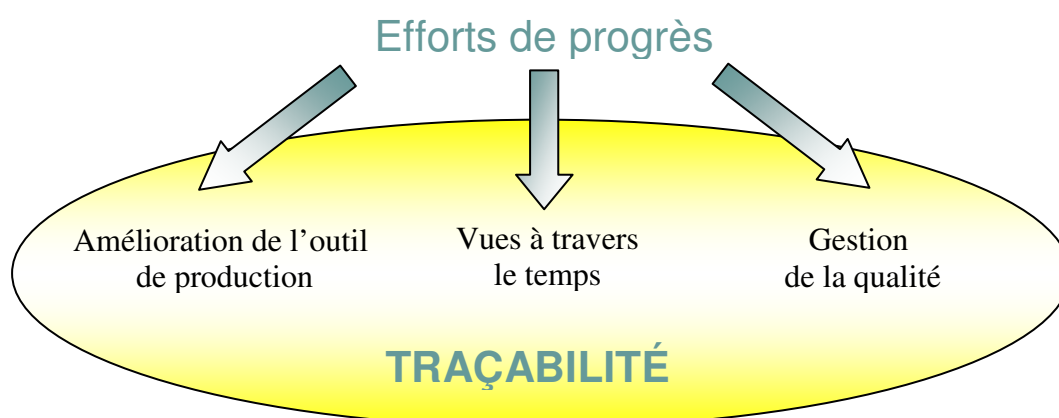


Figure 28 : L'apport de la traçabilité

Mais la traçabilité offre également l'avantage de pouvoir intervenir en amont de la distribution : elle permet, par exemple, de contrôler la qualité du produit depuis l'origine de ses matières premières, ce qui autorise une nette diminution des coûts de non-

qualité intervenant traditionnellement sur les produits finis. Les avantages qui en découlent peuvent être :

- l'augmentation des commandes par le renforcement de la crédibilité du producteur/fournisseur : rapidité de réaction, identification précise des produits mis en cause,
- la sérénité du consommateur, grâce aux produits labellisés ou à la transparence mise en œuvre pour leur fabrication.

Évidemment, le système de traçabilité montre toute sa puissance, son utilité et donc sa rentabilité lors de productions non-conformes. À ces occasions, nous notons en effet :

- la baisse des coûts de la campagne de rappel, en ciblant de façon plus efficace et plus précise les lots incriminés dans le but de rappeler un minimum de produits exportés et comportant un maximum de produits non-conformes. Elle a donc pour avantage supplémentaire de diminuer la « peur du consommateur » puisque moins de personnes seront concernées par le rappel,
- la baisse des coûts de gestion de la campagne de rappel en termes de personnel et de temps, grâce aux outils mis en place pour faciliter et automatiser le traitement des données tracées.

II.3.6 Les acteurs de la traçabilité

Pour [Salaün et al., 01], qui proposent une vue d'ensemble des bases de la coopération institutionnelle, les acteurs principaux de la traçabilité sont le Fournisseur, le Consommateur et l'État, Figure 29, page suivante. Pour nous, un quatrième acteur s'y adjoint : les Médias⁶.

Comme nous l'avons vu récemment lors de « l'affaire du régulateur de vitesse », les médias tiennent une place non négligeable dans le processus de traçabilité puisqu'ils ont aussi contribué à relayer le message de la marque auprès de la population. À cause ou grâce (selon le point de vue duquel on se place) à l'intérêt dont ont témoigné les médias dans cette affaire, l'État a dû intervenir en désignant un expert indépendant.

En fait, à cause ou grâce au principe de précaution, dès qu'un sujet touche à la sécurité des personnes via une entité, l'État intervient et les médias se font le relais des causes et des conséquences ; mais ces rôles sont parfois inversés, comme évoqué ci-dessus.

⁶ Le terme « médias » comprend pour nous l'ensemble des moyens de communication : presses, journaux télévisés, radiodiffusés, Internet ainsi que les diverses associations de consommateurs.

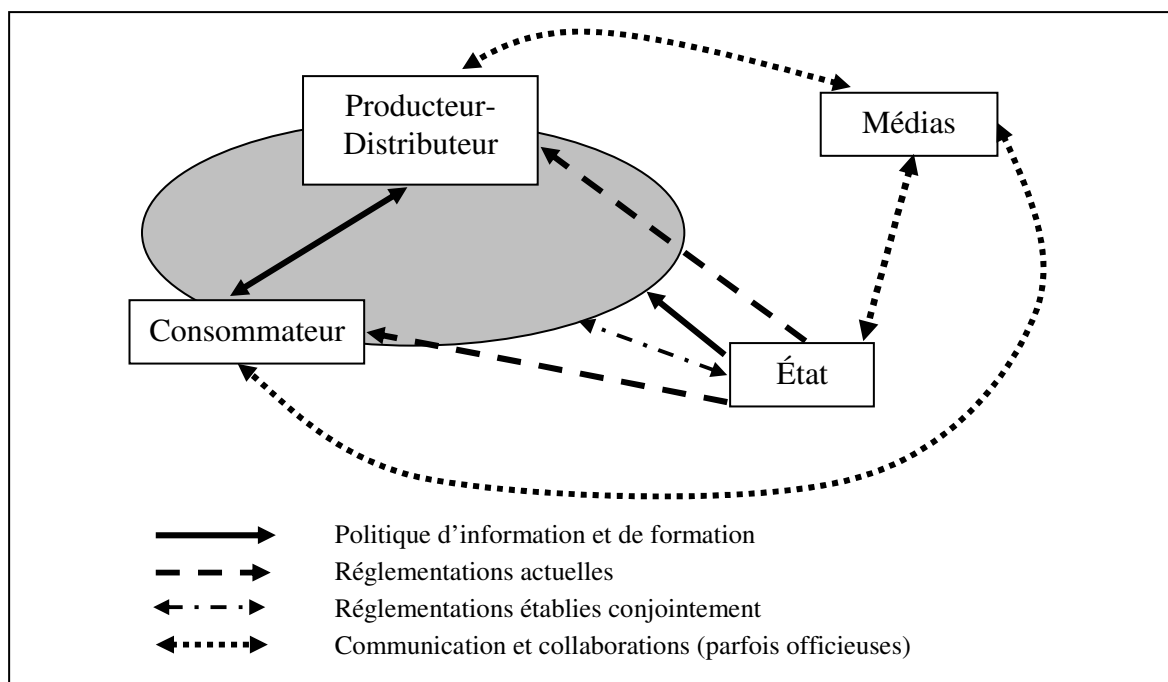


Figure 29 : Les bases de la Coopération Institutionnelle [Salaün et al., 01], revu.

Par conséquent, le fournisseur est là pour fournir un produit au consommateur, qui en est demandeur. L'État, quant à lui, a pour fonction de légiférer, c'est-à-dire de dicter les règles aux fournisseurs, afin de prémunir le consommateur contre tout abus. Enfin, les Médias se posent en observateurs dans le but de transmettre tout dysfonctionnement et d'informer les autres acteurs de façon globale et immédiate.

II.4 CONCLUSION

Dans la première partie de ce chapitre, nous avons présenté le Système Dynamique Hybride ainsi que les méthodes permettant la représentation de tel système.

Nous nous servirons du formalisme des Réseaux de Petri pour la représentation du système de fabrication de supports de traverse de la fonderie PSA Peugeot-Citroën, considéré comme Système Dynamique Hybride, ainsi que pour la représentation des produits résultants de cette production. Le choix de ce formalisme s'est imposé car son caractère graphique permet une évolution simple des modèles tout en ayant des bases mathématiques solides et facilite la communication avec les experts et autres utilisateurs.

Dans la seconde partie de ce chapitre, nous avons défini le terme « traçabilité ». On peut distinguer deux sortes de traçabilité, [Vellemans et al., 05c]:

- la première que nous avons appelé « traçabilité du coupable » sert à rappeler les produits non-conformes. Le consommateur est alors rassuré par la capacité du producteur/distributeur à retirer ses produits non-conformes et à répercuter cette campagne de retrait, en vue de prévenir toute non-conformité des productions futures et ainsi lui garantir que les produits disponibles sur le marché sont consommables (c'est-à-dire bons).
- la seconde, la « traçabilité de suivi », qui nous intéresse plus particulièrement, permet aux fabricants de disposer d'informations leur fournissant la capacité de suivre les évolutions du procédé et produits. Elle permet d'optimiser ainsi l'ensemble des paramètres de production en vue d'une meilleure maîtrise des procédés et, par conséquent, d'une amélioration de la qualité des produits.

Puis, nous nous sommes attardés sur les divers outils permettant d'obtenir les informations utiles à l'élaboration d'une traçabilité ; la démarche pour y parvenir est résumée à la Figure 30. Les intérêts d'un système de traçabilité ont également été détaillés.

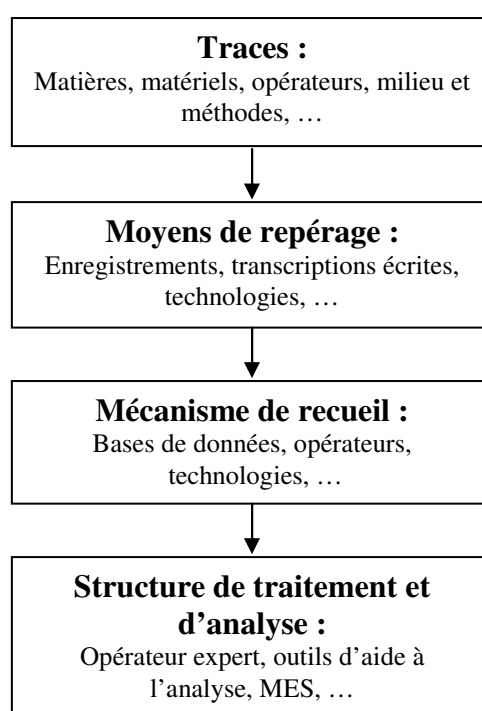


Figure 30 : Cheminement pour parvenir à une traçabilité

Comme le disent [Dupuis et al, 03], nous sommes aujourd'hui passés dans l'âge du principe de précaution où il n'est plus nécessaire d'attendre qu'un risque soit avéré pour agir. Les meilleurs exemples nous ont été donnés lors des deux importantes crises survenues dans le secteur de l'agroalimentaire ; nous voulons parler de l'ESB et de la grippe aviaire. Les

producteurs – distributeurs doivent donc mettre au point des systèmes de traçabilité performants pour pouvoir répondre à des risques qu'ils ne connaissent pas encore.

Que cela soit pour faire de la traçabilité du coupable ou de la traçabilité du suivi, nous partons du principe que les données sont suffisantes. Comme cela a été montré dans le premier chapitre, ce n'est pas le cas du procédé de fabrication de supports de traverse de l'usine PSA Peugeot-Citroën de Charleville Mézières. Dans cet exemple, il n'est pas envisageable de mettre en place les outils modernes de la traçabilité (RFID, data matrix, ...), car les conditions de fabrication ne le permettent pas.

Toutefois, il est a priori possible d'améliorer l'archivage des événements « humains » en mettant en place une organisation adaptée. Ce n'est pas la solution que nous avons retenue. En effet, il nous semble plus intéressant d'utiliser les informations disponibles, qu'elles soient objectives ou subjectives, pour retrouver une traçabilité que l'on peut qualifier « d'approchée ». Ce travail fait l'objet du chapitre suivant.

Chapitre III

CONTRIBUTION À LA CONCEPTION D'UN OUTIL D'AIDE À LA TRAÇABILITÉ ET AU SUIVI DE PRODUCTION

III.1 Introduction

La traçabilité a été définie au chapitre précédent comme « la possibilité de suivre un produit aux différents stades de sa production, de sa transformation et de sa commercialisation ». Le suivi des produits ou des lots, lors de leur production, se fait classiquement par l'intermédiaire de systèmes de gestion, en liaison avec le système physique de production. Afin d'assurer la traçabilité de chaque instance du produit, il est donc nécessaire de le suivre individuellement et de permettre son observabilité au cours de la production [McFarlane, 03].

L'identification de chaque instance du produit semble être une condition nécessaire au suivi de chaque produit et doit donc être incluse lors de la conception et de l'automatisation de systèmes de production. Certes, comme nous l'avons exposé dans le chapitre précédent, il est possible d'identifier les produits, notamment à l'aide d'étiquettes électroniques (RFID) ou de code à barres, mais ces systèmes ne sont pas adaptés à tous les types de production et en particulier à notre cas d'étude.

Il faut donc de nouveaux outils permettant de suivre de manière approchée l'ensemble des étapes d'une production sans l'utilisation de « moyens physiques ». La Figure 31 présente notre démarche de conception d'un outil d'aide à la traçabilité et au suivi de production.

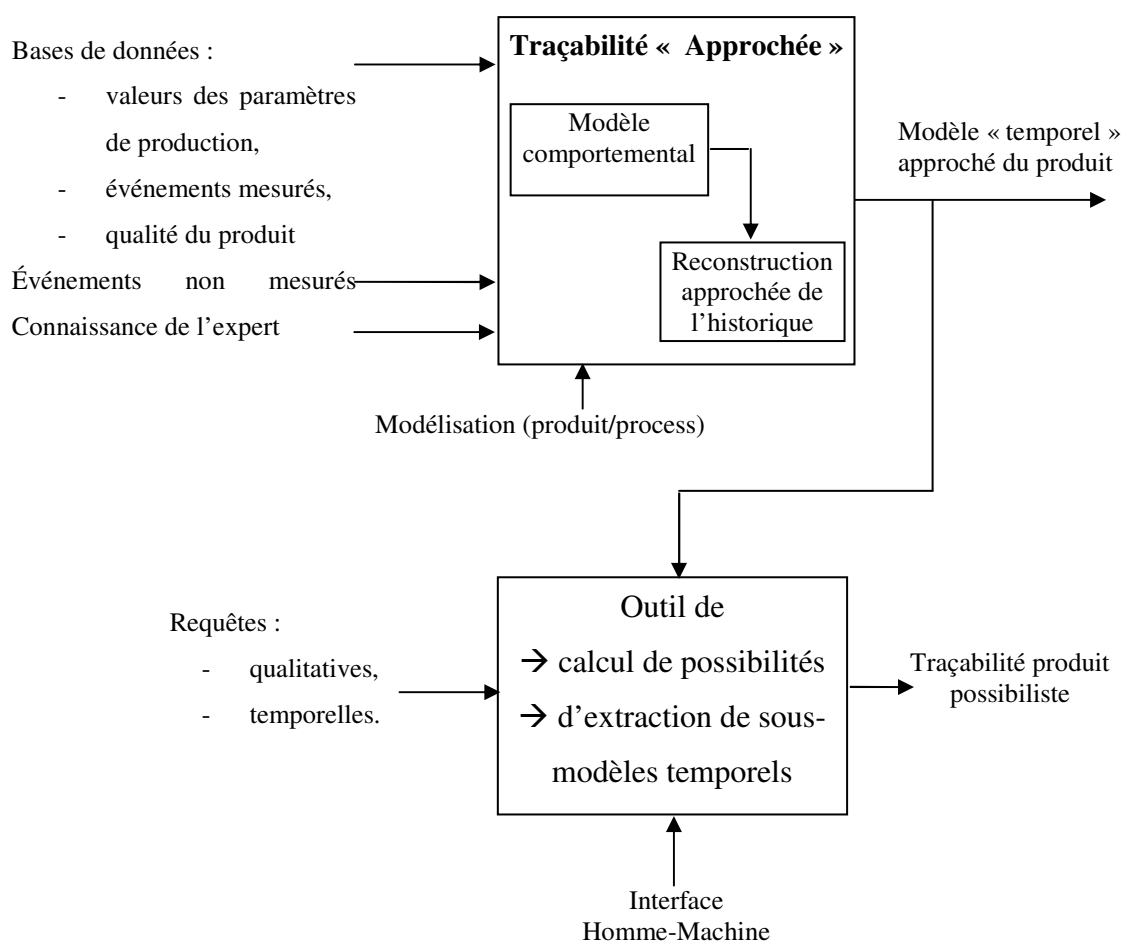


Figure 31 : Contribution à la conception d'un outil d'aide à la traçabilité hors ligne

III.2 LA TRAÇABILITÉ « APPROCHÉE »

Nous avons mis en évidence que notre problème de diagnostic était avant tout lié à un problème de traçabilité. Cependant, il n'est pas possible de garantir la traçabilité du procédé étudié. Nous proposons donc d'exploiter au mieux les sources d'informations disponibles en présentant pour cela le concept de « traçabilité approchée ». L'idée est d'obtenir, de façon approchée, un modèle temporel du produit. En d'autres termes, cela revient à retrouver les paramètres « procédé » associés à chaque produit [Vellemans et al., 06]. L'idée suivante est de « relier » les paramètres du procédé « possibles » à un produit non-conforme. Par conséquent, on aura ainsi reconstruit la « traçabilité », mais nécessairement de façon approchée. Les résultats de la traçabilité « approchée » peuvent ensuite alimenter des outils d'aide à la décision.

La méthode proposée nécessite en entrée un certain nombre de données qui sont listées dans le paragraphe suivant.

III.2.1 Entrées nécessaires à la traçabilité approchée

La méthode proposée suppose que les entrées suivantes soient disponibles :

- la Base de Données (BdD) : cette base de données regroupe les valeurs numériques que prennent les paramètres de production (teneurs des composants, températures, temps de cuisson, ...), les valeurs des Entrées (capteurs) et des Sorties (actionneurs) et les événements mesurés (événements dont les instants ou les intervalles de temps où ils se produisent sont connus comme par exemple un changement d'outil de production), ainsi que la qualité du produit (elle permet de déterminer si le produit fabriqué est bon ou mauvais),
- les événements non mesurés : ils concernent les événements qui dépendent de l'intervention de l'Opérateur Humain, sur le procédé et qui ne sont pas enregistrés dans les Bases de Données,
- la connaissance de l'expert : nous permet de déterminer un modèle comportemental à partir duquel nous tentons de retrouver un lien temporel entre les paramètres du produit et le procédé.

Même si le choix de ces données a été guidé par le procédé de fabrication étudié, les concepts proposés peuvent être appliqués sur d'autres systèmes de production présentant des faiblesses dans la chaîne « informationnelle ». Les paragraphes suivants développent les méthodes et outils choisis pour la représentation des données et modèles.

La modélisation fonctionnelle du système permet d'avoir une connaissance sur le système et la production qui en découle. Comprendre le procédé, passe par la définition des objectifs qui lui sont assignés mais aussi par la manière dont ils sont réalisés. Cela nécessite la description des fonctions du procédé et des relations qui les lient pour réaliser un objectif donné. C'est ce que nous avons entrepris de réaliser en décomposant le système de fabrication de supports de traverse grâce à la méthode SADT et ses actigrammes (Annexes A.3).

Toutefois, l'analyse fonctionnelle ne prend en compte pas l'aspect « dynamique » des Systèmes Automatisés de production et par extension des Systèmes Dynamiques Hybrides. C'est pour cette raison que nous avons modélisé, au moyen de Réseaux de Petri Hybrides le procédé et le produit du système de fabrication de supports de traverse (Annexes A.4). Dans notre approche, les résultats de l'outil de traçabilité « approchée » vont être associés aux modèles précédents, en vue d'améliorer le dialogue Homme-machine

III.2.1.1 La base de données

On peut définir une base de données comme une collection de données opérationnelles, enregistrées (sur un support adressable) et utilisées par des systèmes d'application (les programmes) d'une organisation (humaine) particulière, [Boudjlida, 99]. En outre, la collection de données est structurée indépendamment d'une application particulière. Elle est cohérente, de redondance minimale et accessible simultanément par plusieurs utilisateurs. Cette définition fait ressortir des besoins de structuration, de mise en commun, de non redondance, de qualité et de disponibilité des données d'une base.

La base de données, qui dans notre cas d'étude est composée de plusieurs sous-bases, regroupe les valeurs numériques que prennent les paramètres de production (mesures), les valeurs des Entrées (capteurs) et des Sorties (actionneurs) de l'installation, les événements mesurés (données horodatées), ainsi que la qualité du produit.

Le suivi et la traçabilité des produits passent par la conception d'un système d'informations. Le modèle conceptuel de données [Chen, 76], parfois appelé modèle « entité/association » est la partie centrale de la conception de la base de données ; elle reprend l'ensemble des sous-systèmes nécessaires à une description des interactions entre le produit et le process. Ce modèle structure l'ensemble des données observables ou calculables au cours des cycles de production et de vie du produit ; il doit être conçu pour :

- ✓ atteindre l'ensemble des informations nécessaires à la fabrication du produit,
- ✓ définir des règles permettant d'améliorer, par exemple, la qualité des produits par un meilleur contrôle du process.

Le modèle « entité/association » est donc utilisé pour faire apparaître des ensembles de données et les relations qu'entretiennent ces ensembles. Le modèle conceptuel appliqué à la fabrication de supports de traverse de la fonderie PSA Peugeot-Citroën est développé à l'annexe A.5, page 162.

III.2.1.2 Les événements non mesurés

Les informations non mesurées concernent l'ensemble des événements réalisés par l'intervention d'un Opérateur Humain qui ne sont pas enregistrés dans la Base de Données. Dans le cas de PSA Peugeot-Citroën, il s'agit par exemple du fait que les opérateurs retirent des noyaux du stock. Pour prendre en compte les événements non mesurés, il est nécessaire d'une part de connaître les conséquences de l'action réalisée et d'autre part d'estimer l'intervalle de temps, pendant lequel l'OH a agit sur le système.

Dans le cadre de ce travail, nous considérons que la conséquence de l'événement non mesuré est une perte de la traçabilité. Il s'agit donc par exemple d'un mélange de pièces ou du non horodatage de mesures.

Pour représenter les événements non mesurés, il est possible d'utiliser la modélisation par « chroniques » (avec ses contraintes temporelles associées) ou les « variables linguistiques ».

III.2.1.2.a Modélisation par chroniques

D'après [Ghallab, 96], la modélisation de chroniques, par réseaux de Petri a pour but de spécifier les contraintes de temps dues à l'évolution du procédé. Dans notre cas, nous nous servons de cette modélisation pour déterminer les instants pendant lesquels l'Opérateur Humain est intervenu sur le procédé, [Vellemans, 02],

Définition : Une chronique est un ensemble d'événements E , liés entre eux par des contraintes temporelles. La fonction d'occurrence O associe à chaque événement sa date d'occurrence :

$$\begin{aligned} O : E &\rightarrow \mathbb{Q}^+ \\ e_i &\rightarrow O(e_i) \end{aligned}$$

Chaque chronique est composée d'un ensemble d'événements et d'un ensemble de contraintes temporelles entre ces événements. Les contraintes temporelles sont de type :

- « intervalle », définies par :

$$\begin{aligned} d_{i,k} &\leq O(e_i) - O(e_k) \leq f_{i,k} \\ \text{avec } d_{i,k} \text{ et } f_{i,k} &\in \mathbb{Q}^+ \end{aligned}$$

Ce type de contrainte exprime le fait que l'événement e_i doit arriver après l'événement e_k dans l'intervalle $[d_{i,k}, f_{i,k}]$ comme indiqué sur la Figure 32 :

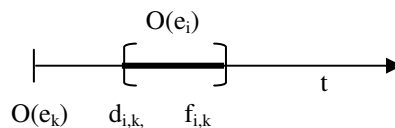


Figure 32 : Exemple de contrainte de type intervalle

- « précédence », elles s'écrivent de la même manière que les contraintes de type intervalle, avec $d_{j,i} = 0$ et $f_{j,i} = +\infty$:

$$0 < O(e_j) - O(e_i) < +\infty$$

Les contraintes de précédence consistent alors à chercher, à partir des durées mesurables $O(e_j) - O(e_k)$, les durées $O(e_j) - O(e_i)$ qui vérifient :

$$\begin{cases} 0 < O(e_j) - O(e_i) < +\infty \\ O(e_j) - O(e_k) < O(e_j) - O(e_i) < O(e_j) - O(e_k) \end{cases}$$

- « fenêtre d'admissibilité », définie par :

$$d_i \leq \min(O(e_i) - O(e_k)) \leq f_i$$

avec $d_i, f_i \in \mathbb{Q}^+$

et e_j sont tous les événements liés avec e_i par une contrainte du type intervalle ou du type $O(e_j) < O(e_i)$ (e_j précède e_i).

Ce type de contrainte exprime que l'événement e_i doit arriver, après l'occurrence du dernier événement le précédent, dans l'intervalle $[d_i, f_i]$, Figure 33 :

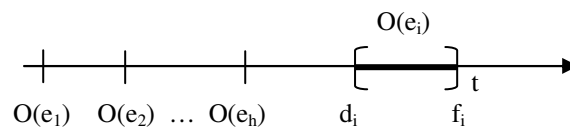


Figure 33 : Exemple de contrainte de type fenêtre d'admissibilité

La modélisation des contraintes définies précédemment est faite par RdP temporisé⁷ : p-temporels et t-temporel par [Ghallab, 98], [Boufaied, et al., 03]. L'occurrence d'un événement en provenance du système surveillé est associée au franchissement d'une transition. Dans ces conditions, toute transition sensibilisée doit être tirée dans un intervalle de temps qui lui est associé et tout jeton doit être consommé dans l'intervalle de temps qui lui est associé. Pour de plus amples précisions concernant les RdP p-t-temporels, nous invitons le lecteur à consulter [David et al., 90], ainsi que les travaux de recherches de [Boufaied, et al., 03].

La contrainte de précédence est représentée à la Figure 34, où la transition t_j associée à l'occurrence de l'événement e_j est tirée après t_i associée à e_i .

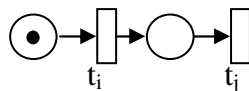


Figure 34: Contrainte de type précédence

⁷ Un RdP temporisé permet de décrire un système dont le fonctionnement dépend du temps. Il y a principalement deux façons de modéliser la temporisation : soit les temporisations sont associées aux places (on dira que l'on a un RdP P-temporisé), soit les temporisation sont associées aux transitions (on dira qu'on a un RdP T-temporisé)

La contrainte de type intervalle est modélisée à la Figure 35. Après le tir de la transition t_i , le jeton produit ne peut être consommé par le tir de la transition t_j que s'il a séjourné, dans la place, pendant une durée comprise entre les bornes de la contrainte C_{ji} , c'est-à-dire appartenant à l'intervalle $[d_{j,i}, f_{j,i}]$.

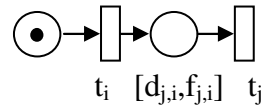


Figure 35 : Contrainte de type intervalle

La contrainte de type fenêtre d'admissibilité est représentée à la Figure 36. Où le tir de la transition t_i ne peut avoir lieu qu'après le tir de toutes les transitions t_j . Ce tir s'effectuera après une durée de sensibilisation de t_i comprise entre les bornes de la contrainte D_i , c'est-à-dire appartenant à $[d_i, f_i]$.

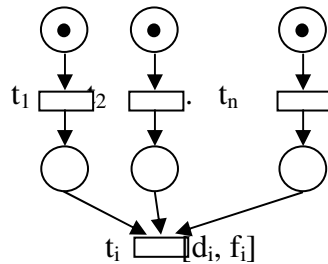


Figure 36 : Contrainte de type fenêtre d'admissibilité.

La deuxième solution pour modéliser les événements non mesurés est d'utiliser des variables linguistiques.

III.2.1.2.b Modélisation par variable linguistique

Le but de l'utilisation de variables linguistiques caractérisées par des descripteurs flous, vagues ou imprécis est d'éviter les bornes artificiellement rigides des descriptions ordinaires et d'introduire une grande souplesse dans la modélisation de la connaissance, d'un expert en général, sur une variable dont la valeur précise est inconnue. Prenons par exemple le relevé d'une température par un opérateur sans instruments de mesures ; cette évaluation de l'information peut se caractériser par :

- une « fourchette » de valeurs : « *il fait entre 24°C et 31°C* »,
- une dénomination littérale peu précise : « *il fait chaud* », ou « *la température est élevée* ».

Une variable linguistique est représentée par un triplet (V, X, T) , dans lequel V est une donnée (température, instant, ...) définie sur un ensemble de référence X , et dont la valeur

peut prendre n'importe quel élément de X . On note $T=\{A_1, A_2, \dots, A_n\}$ un ensemble, fini ou infini, de sous-ensembles flous de X , utilisés pour caractériser V et définissant des restrictions des valeurs que prend V dans X . En utilisant le terme général « *chaud* », on exclut au moins les valeurs strictement inférieures à zéro et l'on restreint l'ensemble des valeurs possibles aux nombres positifs, [Bouchon-M, 94].

Considérons la température extérieure comme variable V , définie sur l'ensemble X des entiers positifs et négatifs. Un exemple d'ensemble T est donné à la Figure 37. Selon l'utilisation qui doit en être faite, le nombre d'éléments de T est plus ou moins grand, ce qui veut dire que la description de V est plus ou moins fine. Si l'on s'autorise à décrire les températures par leur valeur précise, il faut ajouter dans T tous les singletons de X .

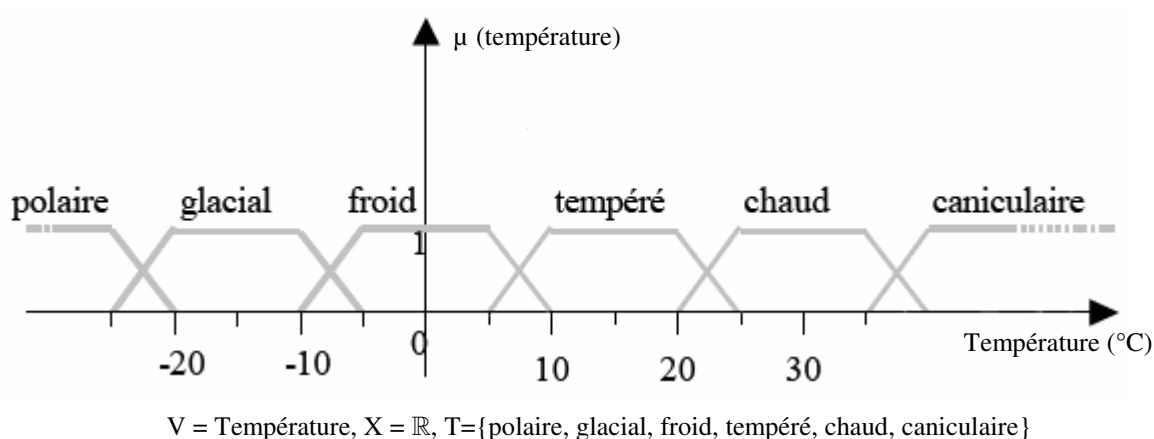


Figure 37 : Variable linguistique définie par expert pour caractériser une température

En nous replaçant dans notre cas d'étude, la variable linguistique nous permet de décrire la suppression d'un produit lors d'une production. La variable V représentera un instant de suppression - défini sur l'ensemble de référence X - dont la largeur de ce dernier représente l'imprécision de l'information ; T déterminera l'ensemble d'appartenance dont la hauteur nous informe sur le degré de confiance qu'à l'Opérateur Humain sur les informations qu'il a précisé.

L'utilisation des chroniques pour la représentation de la connaissance de l'OH nous semble limitée car cette méthode ne permet pas d'associer un degré de confiance à la chronique. Cette idée fera d'ailleurs l'objet de perspectives. Nous avons donc décidé d'adopter une modélisation de l'instant d'apparition de l'événement non mesuré au moyen d'une variable linguistique car elle permet une plus grande souplesse dans la modélisation de la connaissance de l'humain.

III.3 Détermination du modèle comportemental et reconstruction de l'historique

Nous avons vu au Chapitre I, que l'analyse comportementale concerne l'étude du comportement du système vis-à-vis de stimulations extérieures et montre donc l'évolution dans le temps des variables du système. Le modèle comportemental, découlant de l'analyse, est construit à partir de la connaissance de l'expert et va permettre de retrouver un lien temporel entre les paramètres ou caractéristiques du produit et le procédé. En effet, nous avons pris comme hypothèse de ne pas connaître l'occurrence d'une opération de production (événement non mesuré) ce qui a pour conséquence une perte de la traçabilité. « Reconstruire » ou « retrouver » cette traçabilité nécessite de connaître une loi d'évolution d'au moins un paramètre mesurable et variable dans le temps (température, vitesse, usure, etc.) du produit.

Pour illustrer cette idée, prenons l'exemple d'un four pour lequel on dispose de n valeurs de température non horodatées Figure 38a. Si l'on sait que ces données correspondent à la montée en température du four et que de ce fait, les valeurs ne peuvent être que croissantes, il est possible de retrouver la chronologie de la température dans le temps Figure 38b.

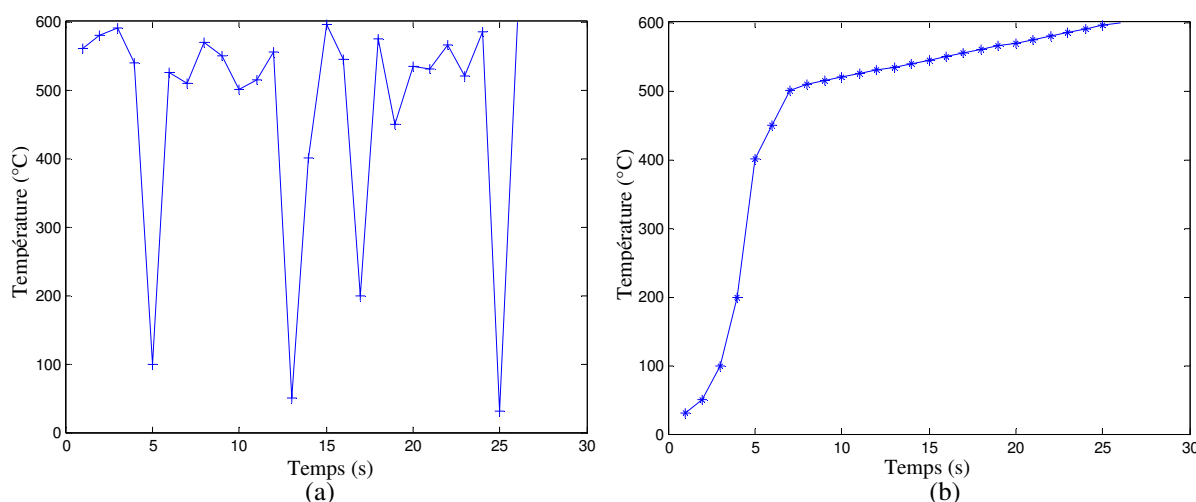


Figure 38 : Paramètre évoluant dans le temps

III.3.1 Démarche proposée

La question essentielle qui se pose alors est la manière dont est représenté le modèle comportemental. Comme cela a été montré dans l'exemple précédent, si la loi d'évolution est monotone (strictement croissante ou décroissante), il est aisé de retrouver la chronologie des événements. Quand ce n'est pas le cas, nous proposons une démarche en trois étapes.

III.3.1.1 Modèle de l'expert

La première étape consiste à faire appel à un expert qui va proposer une représentation du modèle comportemental sous la forme de segments de droite. Ce choix est justifié d'après les travaux menés par le Laboratoire d'Automatique de Grenoble concernant les outils d'aide au diagnostic pour l'opérateur de supervision [Feray-Beaumont, 89], [Montmain, 92], [Gentil, 95] [Evsukoff, 98] et plus récemment ceux menés au LAMIH et au CReSTIC par [Triki, 05].

III.3.1.2 Modèle de référence

L'étape suivante consiste, à partir du modèle de l'expert, à extraire une courbe (ou un gabarit) qui sera ensuite utilisée comme référence pour reconstruire l'évolution temporelle. Les méthodes utilisées (approximation polynomiale de degrés fixés, splines, courbes de Bézier, ...) nous donnent des résultats sensiblement identiques ; à ce stade, la méthode de lissage, n'a qu'une importance relative, l'essentiel étant que le modèle de référence soit proche de celui proposé par l'expert.

Nous faisons comme hypothèse que le modèle de référence contient au plus un extremum. En d'autres termes, une valeur de paramètre correspond au plus à deux instants de production.

III.3.1.3 Reconstruction approchée de l'historique

Enfin, la troisième étape a pour objectif de classer le paramètre du produit suivant le modèle de référence proposé. Pour cela, nous avons développé un algorithme spécifique présenté à la Figure 39, page suivante.

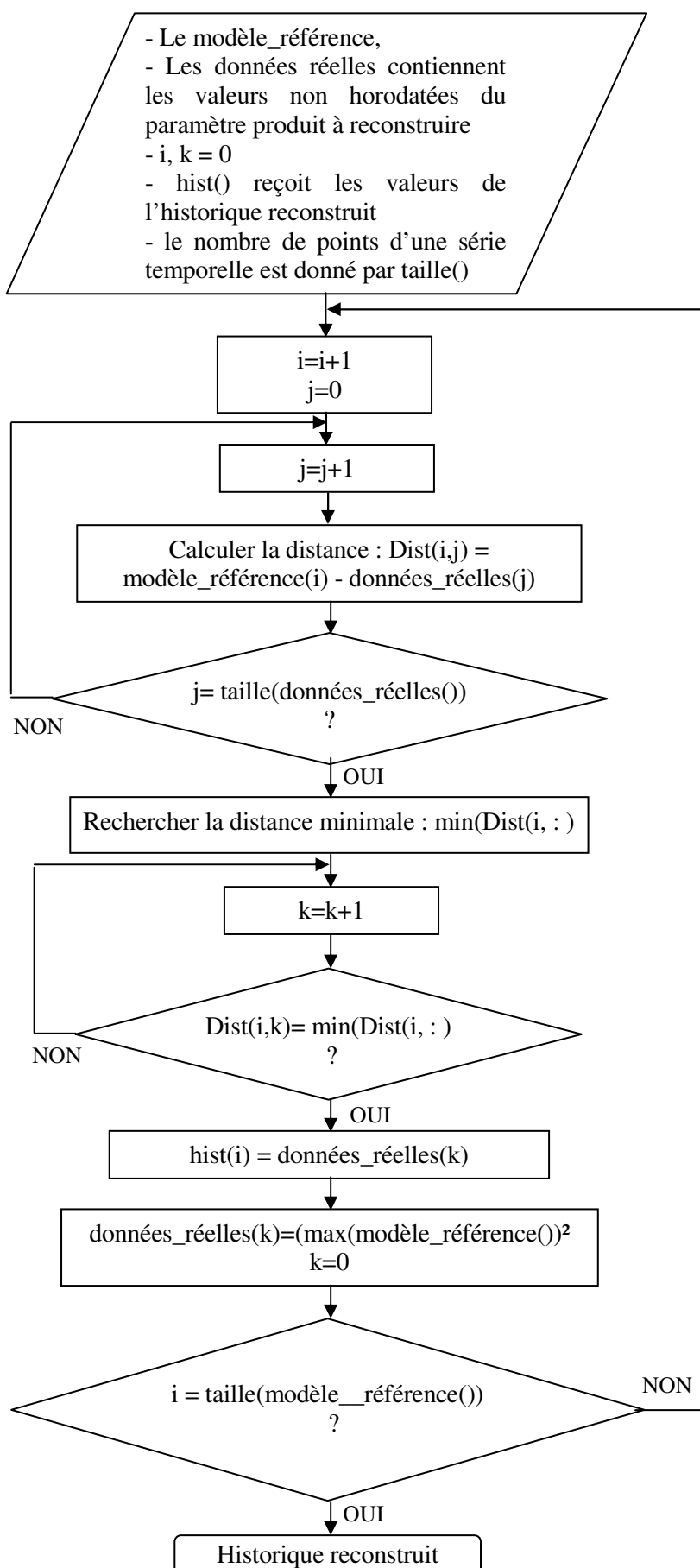


Figure 39 : Organigramme de l'algorithme de reconstruction de l'historique

III.3.2 Exemple

Reprenons les données de l'exemple du four où les données ne sont pas horodatées, mais cette fois en ne faisant aucune hypothèse sur la loi d'évolution Figure 40a. Nous supposons que l'expert fourni une représentation de la dynamique au moyen de trois segments (en bleu) : Figure 40b.

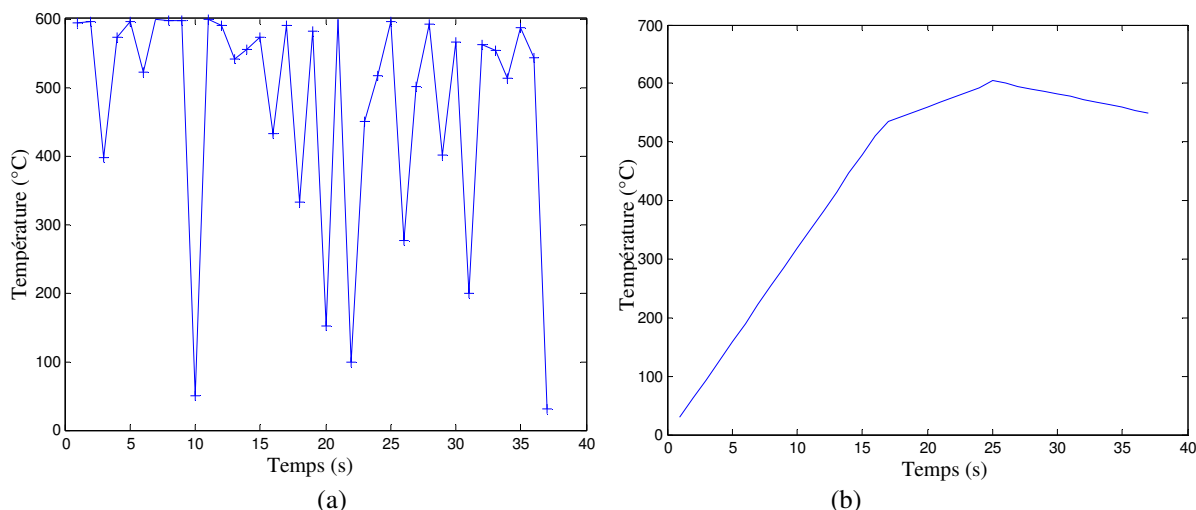


Figure 40 : a) Données mélangées, b) Modèle de l'expert.

Partant de cette segmentation, un algorithme de lissage (par approximation polynomiale de degré 3) permet d'obtenir le modèle de référence de l'évolution de la température (courbe rouge), Figure 41a. La troisième et dernière étape consiste à reconstruire l'évolution de la température (courbe bleu ciel), au moyen de l'algorithme proposé, en utilisant le modèle de référence obtenu et les données « réelles » (courbe bleu foncé), Figure 41b.

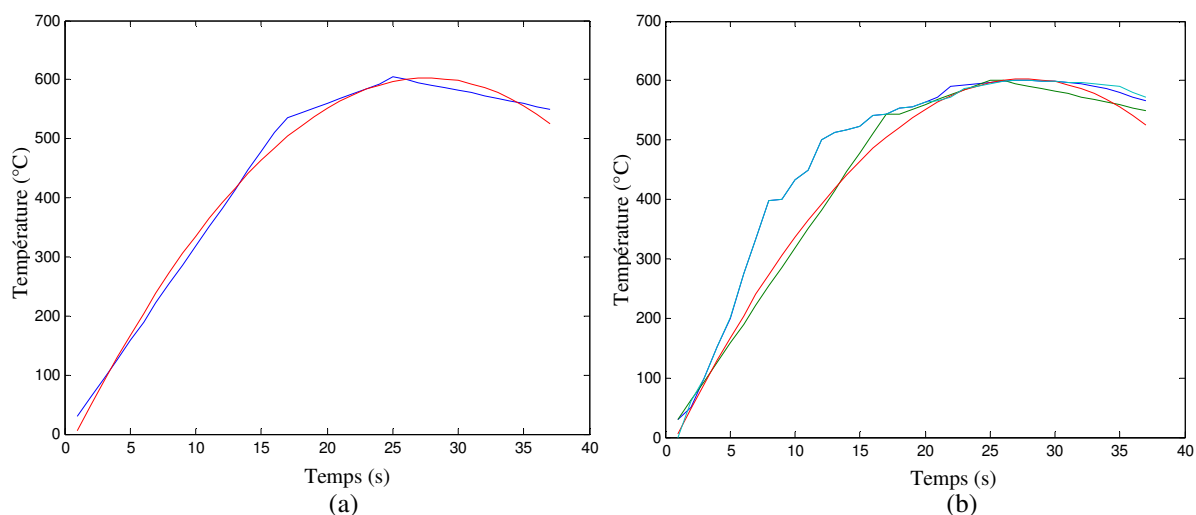


Figure 41 : a) Segmentation (bleu) et extrapolation de cette dernière (rouge), b) Évolution réelle (bleu ciel) évolution reconstruite (bleu foncé).

III.4 Détermination des caractéristiques « possibilistes » des produits

Nous avons mis en évidence que notre problème de diagnostic était avant tout lié à un problème de traçabilité. Nous avons donc proposé une méthode permettant de modéliser « temporellement » et de façon approchée les paramètres « procédé » associés à chaque produit. Cependant, l'imperfection due à l'incertitude et l'imprécision d'un tel modèle n'est pas prise en compte. Nous proposons donc d'intégrer au mieux l'imperfection du modèle temporel approché en introduisant pour cela la notion de « traçabilité possibiliste », [Vellemans et al., 05a]. La traçabilité possibiliste se base sur l'expression « traçabilité statistique » employé par [Viruéga, 05]. Cette dernière est employée lorsque l'on ne dispose d'aucune d'information sur un produit. Il est par exemple impossible de tracer chaque grain de blé dans un silo en fonction de son origine.

L'idée de la traçabilité possibiliste est donc de quantifier la possibilité qu'ont les caractéristiques des produits dans l'historique reconstruit d'être exactes.

III.4.1 Imperfection du modèle temporel approché

L'un des objectifs de la traçabilité est de cibler au plus vite et de manière précise les produits de mauvaise qualité. C'est pour cette raison que nous nous intéressons à la qualité du produit fabriqué. Prenons l'exemple de l'historique reconstruit d'un produit, Figure 42. D'après les gammes de production, ce produit est considéré comme non-conforme dès que la valeur du paramètre « qualité » mesurée est supérieure à un seuil de tolérance.

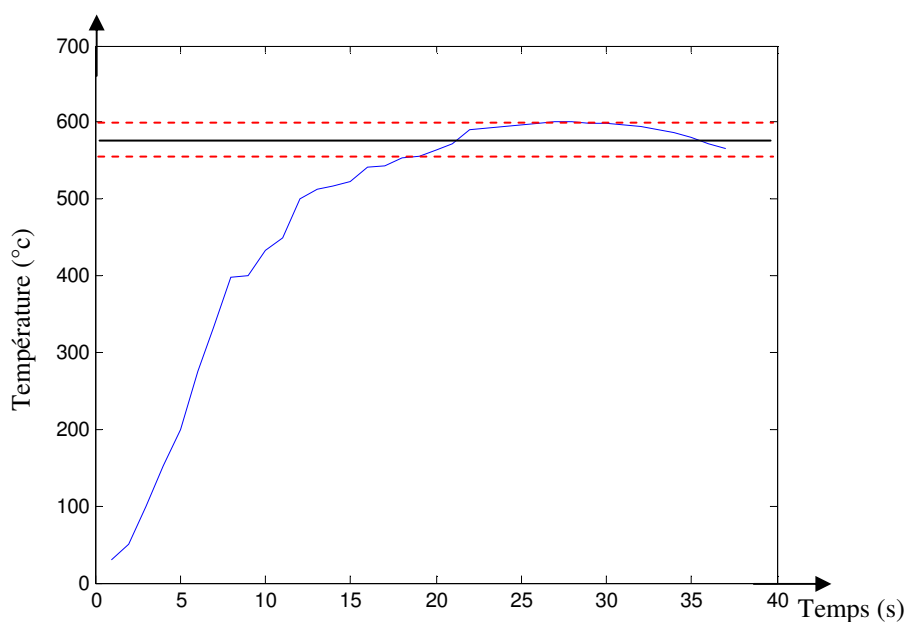


Figure 42 : Zone où la qualité des produits reste à déterminer

Nous savons que l'inconvénient du seuillage est son aspect catégorique. En outre, le bruit engendre une incertitude et une imprécision sur les valeurs des paramètres mesurés.

Prenons l'exemple de la Figure 43 : le produit correspondant à l'instant i est défectueux, Figure 43a. Une fois la traçabilité approchée appliquée (selon une reconstruction dans l'ordre croissant), ce produit est remplacé par un produit conforme, Figure 43b ; l'effet inverse peut évidemment se produire.

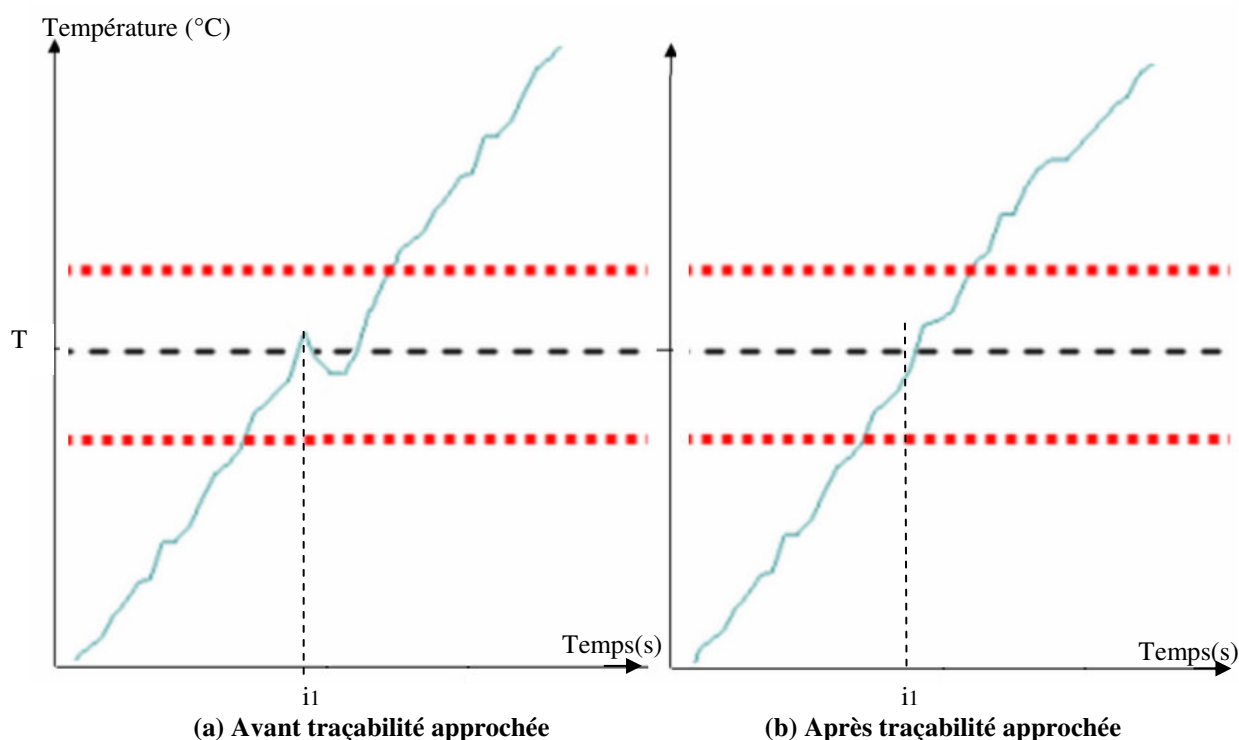


Figure 43 : Agrandissement de la zone imprécise

Ainsi, en appliquant le seuillage sur un historique reconstruit, nous ne pouvons assurer que les produits, dont la valeur du paramètre mesuré est à la limite (inférieure ou supérieure) du seuil, soient uniquement des rejets ou exclusivement des produits conformes. Par conséquent, il persiste une zone où l'historique des données est imprécis, ce qui favorise/ajoute une incertitude sur la nature de ces dernières.

Comme cela a été montré dans les exemples précédents, les paramètres de production ainsi que notre modèle temporel approché sont entachés d'imperfection (c'est-à-dire d'incertitude et d'imprécision). La question essentielle qui se pose alors est la manière de représenter cette imperfection. Pour ces raisons, nous avons étudié les méthodes permettant de prendre en compte l'imprécision et l'incertitude caractérisant une information.

III.4.2 Imprécision et Incertitude

Nous avons vu au Chapitre I que les Systèmes à Événements Discrets et par extension les Systèmes Dynamiques Hybrides comportent deux aspects fondamentaux : leur évolution dans le temps et l'imperfection des informations traitées. Cette imperfection peut provenir des aléas auxquels le système est soumis ou des besoins de flexibilité et d'autonomie dans son fonctionnement. La précision des informations avec lesquelles nous sommes amenés à travailler ainsi que leur fiabilité sont donc limitées.

La justesse des décisions à prendre résultera de la prise en compte totale ou partielle de l'imperfection de l'information dont l'incertitude et l'imprécision sont deux facettes. Dans le langage commun, incertitude et imprécision sont à tort confondues. En fait, ces notions existent souvent simultanément, et sont généralement liées.

III.4.2.1 Imprécision

L'imprécision fait référence à la nature de l'objet ou du fait concerné, à sa qualité, son essence ou son occurrence. Elle renvoie à des informations de type logique ou symbolique : « la pièce sera probablement rebutée ». Le fait que la réalité à venir ne soit pas connue ne permet pas d'affirmer que la pièce sera rebutée ou que les pièces auront les valeurs indiquées. Ces informations sont donc imprécises.

III.4.2.2 Incertitude

L'incertitude est relative à l'information ou à la source [Martin, 05]. Elle mesure donc un défaut quantitatif de connaissance. L'incertitude fait référence à des informations de type numérique : « le diamètre vaut 7 mm, plus ou moins 0,2 mm ». L'information étant définie sur un espace continu ou non, l'incertitude correspond à la partie de cet espace auquel l'information peut appartenir.

III.4.2.3 Lien entre imprécision et incertitude

La définition la plus utilisée est celle qui est donnée par [Dubois et al., 87] : « l'imprécis concerne le contenu de l'information tandis que l'incertain est relatif à sa vérité, entendu au sens de sa conformité à une réalité ».

L'imprécision d'une information est souvent, par erreur, confondue avec l'incertitude, pourtant, il existe une certaine opposition entre ces deux termes : plus nous tentons de rendre précise une information, plus nous la rendrons incertaine ; Zadeh montre l'inadéquation entre les modèles mathématiques précis et la réalité complexe. Selon le type de connaissances

traitées, nous devons choisir le modèle adéquat, en conservant l'information disponible. Ceci exige des méthodes permettant la modélisation et la manipulation des imperfections sans pertes d'informations. Parmi les plus classiques, nous trouvons la théorie des probabilités, la théorie des ensembles flous associée à la théorie des possibilités et la théorie de l'évidence. Nous les présenterons brièvement dans les paragraphes suivants.

III.4.2.4 La théorie des probabilités

Les probabilités, du fait de leur ancienneté, restent la base théorique la plus employée pour la représentation des données incertaines. La probabilité de l'occurrence d'un événement A , de Ω est décrite par la mesure de probabilité qui est une fonction de A , dans $[0,1]$ telle que :

$$\forall A \subset \Omega, P(\emptyset) = 0 \leq P(A) \leq P(\Omega) = 1 \quad (\text{III. 5})$$

$$\forall A, B \subset \Omega \text{ et incompatibles, c-à-d : } A \cap B = \emptyset, \text{ on a : } P(A \cup B) = P(A) + P(B) \quad (\text{III. 6})$$

Une caractéristique de la théorie des probabilités est l'axiome d'additivité ((III. 6)) qui établit que si deux événements sont mutuellement exclusifs, alors la probabilité que l'un des deux ait lieu est la somme des probabilités individuelles. De plus, les axiomes de base conduisent à la conséquence suivante : si la probabilité d'un événement A est connue alors la probabilité de l'événement contraire $\bar{A}$ est exactement déterminée :

$$P(A) + P(\bar{A}) = 1 \quad (\text{III. 7})$$

Le nombre $P(A)$ quantifie dans quelle mesure l'événement $A \subseteq \Omega$ est probable. En lien avec P , dans le cas où Ω est fini, on définit une distribution de probabilité comme une fonction p de Ω dans $[0,1]$ telle que :

$$P(A) = \sum_{w \in A} p(w) \quad \forall A \subseteq \Omega \quad (\text{III. 8})$$

avec la condition de normalisation :

$$\sum_{w \in \Omega} p(w) = 1 \quad (\text{III. 9})$$

Depuis son apparition au 17^{ème} siècle, on a donné au terme « probabilité » deux interprétations : l'une « subjective » et l'autre « fréquentiste » [Smets, 97]. Dans l'interprétation fréquentiste, utilisée dans le cas des informations statistiques, $P(A)$ représente la limite de la fréquence de l'occurrence de l'événement A dans une séquence infinie d'expériences indépendantes. Dans l'interprétation subjective, $P(A)$ représente la croyance qu'un expert accorde à l'occurrence de A .

Lorsque certains indices observés permettent d'augmenter la confiance en une hypothèse, l'axiome d'additivité (III. 6) nécessite de diminuer d'autant la confiance correspondant à l'hypothèse contraire. Néanmoins, dans certains cas, des informations peuvent très bien favoriser une hypothèse sans pour autant discréditer l'hypothèse contraire. La théorie des probabilités semble donc peu adaptée à des situations où la connaissance d'un événement comme la connaissance de son contraire sont très limitées [Zouhal, 97].

De plus, la théorie des probabilités est trop rigide pour exprimer le cas de l'ignorance totale. En effet, elle le modélise par un ensemble d'événements mutuellement disjoints et équiprobables :

$$\forall w \in \Omega, \quad p(w) = \frac{1}{|\Omega|} \quad (\text{III. 10})$$

III.4.2.5 La théorie des ensembles flous

La théorie des ensembles flous, introduite par [Zadeh, 65], est l'une des solutions pour gérer les différents types d'imprécision intervenant dans l'utilisation de systèmes de production. Elle permet la représentation commode des valeurs plus ou moins compatibles avec la description d'une situation type ; situation dans laquelle le système que l'on cherche à simuler ou à réaliser peut se trouver. Cette représentation facilite alors la connaissance que peut avoir un opérateur humain d'un phénomène observé.

La théorie des ensembles flous est fondée sur l'appartenance partielle d'individus à une classe donnée, ainsi que sur le fait qu'une classe n'a pas forcément de bornes strictes. Par conséquent, cette théorie substitue une fonction l'appartenance à la notion de fonction caractéristique.

Les sous-ensembles flous sont très utiles lorsque la connaissance a priori d'un système est de nature experte contrairement à la théorie des probabilités, mieux adaptée à la connaissance statique [Rombaut, 01]. La forme des fonctions d'appartenance est en général assez simple et de représentation trapézoïdale. Cet aspect graduel ou continu de la fonction d'appartenance, a pour rôle de nuancer le degré de ressemblance d'une observation à une classe. La continuité de la fonction d'appartenance permet de suivre l'évolution des nouvelles observations dans l'espace de décision flou, ce qui autorise à un pronostic sur l'évolution du système [Frélicot, 92]. La Figure 44 illustre la différence de concept entre une fonction caractéristique et une fonction d'appartenance.

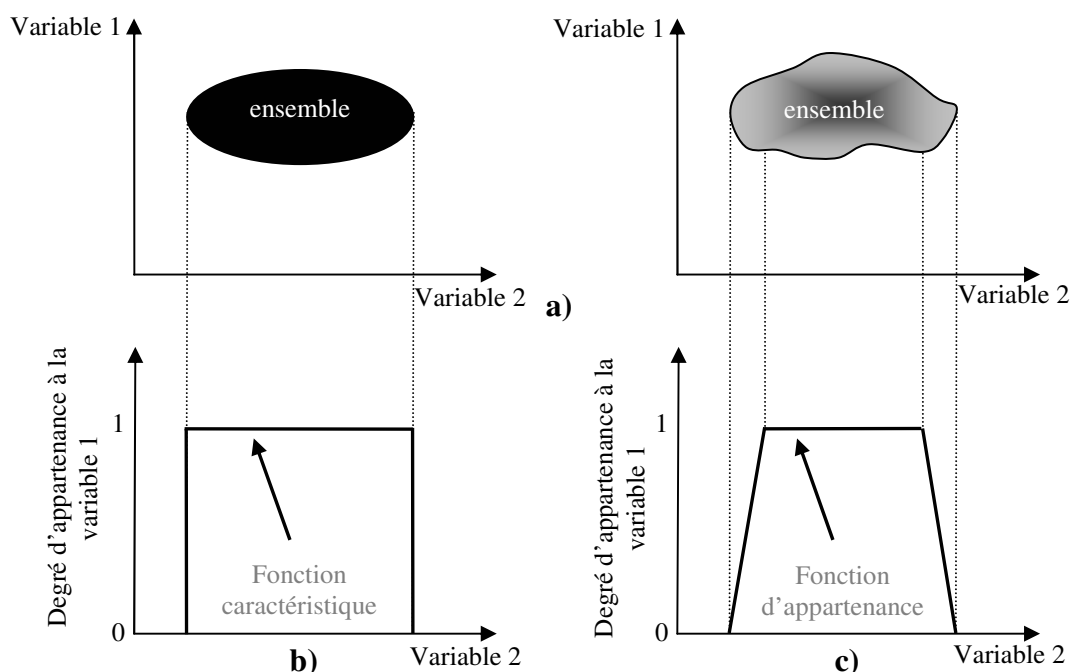


Figure 44 : a) Illustration du concept d'appartenance : b) au sens classique, c) au sens flou

La théorie des ensembles flous a été proposée comme un outil pour ne prendre en compte que l'imprécision incluse dans les données. Cependant, il se peut que des informations intègrent simultanément les deux types d'imperfection, comme dans la phrase : « il faudrait probablement mettre aux rebuts la pièce lorsque le diamètre de celle-ci est environ égal à 7 mm ».

Dans ce cas, l'imprécision concerne le contenu de l'information, tandis que l'incertitude concerne sa véracité [Dubois et Prade, 87]. La théorie des possibilités et la théorie de Dempster-Shafer ont été introduites pour la représentation et le traitement d'informations, à la fois imprécises et incertaines.

III.4.2.6 La théorie des possibilités

La théorie des possibilités, souvent associée à l'utilisation des sous-ensembles flous, introduite par [Zadeh, 78] et essentiellement développée par [Dubois et Prade, 87] permet d'obtenir un modèle plus souple et plus performant pour la prise en compte de l'incertitude incluse dans des objets imprécis.

Elle modélise la confiance optimiste sur un événement A par la fonction Π :

$$\Pi : P(\Omega) \rightarrow [0,1]$$

$$A \rightarrow \Pi(A)$$

Les axiomes à vérifier sont :

$$\Pi(\emptyset) = 0 ; \Pi(\Omega) = 1 \quad (\text{III. 11})$$

$$\forall A, B \subset \Omega, \quad \Pi(A \cup B) = \sup(\Pi(A), \Pi(B)) \quad (\text{III. 12})$$

On peut en déduire que :

$$\sup(\Pi(A), \Pi(\bar{A})) = 1 \quad (\text{III. 13})$$

De (III. 13), on peut conclure que la théorie des possibilités présente un caractère d'ordre ou de préférence entre les événements. Cela signifie qu'un événement entièrement possible n'interdit pas l'événement contraire de l'être également, contrairement au modèle probabiliste qui a un caractère additif.

Une distribution de possibilité π permet d'attribuer un degré de possibilité :

$$\begin{aligned} & \pi : \Omega \rightarrow [0,1] \\ - \text{ à tout élément de } \Omega \text{ dans le cas discret : } & H_i \rightarrow \pi(H_i) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & \pi : I_x \rightarrow [0,1] \\ - \text{ et à tout élément de } I_x \text{ dans le cas continu : } & x \rightarrow \pi(x) \end{aligned}$$

Les mesures et les distributions de possibilité sont liées par les relations suivantes :

$$\begin{aligned} \Pi(A) &= \sup_{x \in A} \pi(x), \quad \text{avec } \Pi(\Omega) = \sup_{x \in \Omega} \pi(x) = 1 \\ \pi(x) &= \Pi(\{x\}), \quad \forall x \in \Omega \end{aligned} \quad (\text{III. 14})$$

Une mesure de possibilité fournit une information sur l'occurrence d'un événement A relatif à un ensemble de référence Ω , mais elle ne suffit pas pour décrire l'incertitude concernant cet événement. Par exemple, si $\Pi(A) = 1$, il est tout à fait possible que A soit réalisé, mais nous pouvons avoir en même temps $\Pi(\bar{A}) = 1$, ce qui exprime une indétermination complète de la réalisation de A . Pour compléter l'information sur A , nous indiquons le degré avec lequel la réalisation de A est avérée, par l'intermédiaire d'une mesure de nécessité, grandeur duale d'une mesure de possibilité [Bouchon-meunier, 94].

On définit ainsi le degré de nécessité d'un événement :

$$N : P(\Omega) \rightarrow [0,1]$$

$$A \rightarrow N(A)$$

La nécessité d'un événement A peut s'exprimer en fonction de la mesure de possibilité de l'événement complémenté :

$$N(A) = 1 - \Pi(\bar{A}) \quad (\text{III. 15})$$

Par conséquent, plus un événement A est affecté d'une grande nécessité, moins l'événement complémentaire $\bar{A}$ est possible et plus on est certain de la réalisation de A . Le modèle possibiliste sert à caractériser l'imprécision incluse dans un événement A par un couple de valeurs $(N(A), \Pi(A))$.

Pour résumer, nous présentons les principales propriétés que vérifient les mesures de possibilité et de nécessité :

$$\Pi(A) = 0 \Leftrightarrow A \text{ est impossible}$$

$$N(A) = 1 \Leftrightarrow A \text{ est certain}$$

$$\Pi(A) = 1 \Leftrightarrow A \text{ est complètement possible mais non certain}$$

$$N(A) = 1 - \Pi(\bar{A})$$

III.4.2.7 La théorie de l'évidence

La théorie de l'évidence, appelée aussi théorie des croyances ou théorie de Dempster-Shafer, est relativement récente, [Shafer, 76]. Cette méthode repose sur la modélisation de la croyance en un événement et offre un formalisme plus souple que la théorie des probabilités, pour représenter des informations comportant des imperfections issues de plusieurs sources.

La théorie de l'évidence définit, à partir d'une distribution de masse $m(B)$, des grandeurs qui pourront par la suite servir de critères de décision. Ces grandeurs sont :

- la Crédibilité, qui est déterminée par :

$$Cr(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B) \quad (\text{III. 16})$$

qui vérifie les propriétés suivantes :

$$Cr(\emptyset) = 0 \quad (\text{III. 17})$$

$$Cr(\Omega) = 1$$

- la Plausibilité, qui est définie par :

$$Pl(A) = \sum_{A \cap B \neq \emptyset} m(B) \quad (\text{III. 18})$$

et qui peut aussi être caractérisée par la fonction de croyance :

$$Pl(A) = 1 - Cr(\bar{A}) \quad (\text{III. 19})$$

$m(B)$ représente la partie du degré de croyance placée exactement sur la proposition B et ne peut être attribuée à aucune hypothèse plus restrictive, compte tenu de l'information disponible.

Ainsi, la théorie de Dempster-Shafer permet d'une part, grâce à la fonction de crédibilité, de prendre en compte toutes les hypothèses qui impliquent A , et d'autre part, grâce à la fonction de plausibilité, d'intégrer toutes les hypothèses qui ne discréditent pas A .

III.4.2.8 Choix de la théorie représentant nos informations

Pour illustrer et résumer les différents types de mesure que nous venons de voir, nous reprenons la figure proposée par [Gacogne, 97], où la théorie de l'évidence englobe les mesures de probabilité, de possibilité et de nécessité.

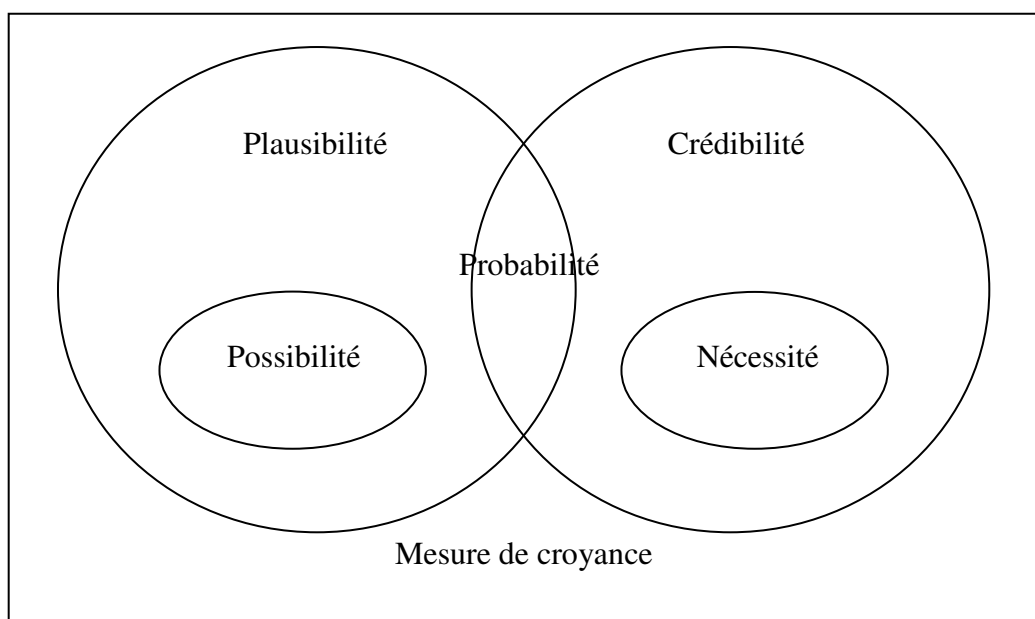


Figure 45 : Illustration de la hiérarchie des types de mesure

Les divers cadres théoriques sont utilisés pour représenter les imperfections de l'information ; certains utilisent la théorie des croyances d'autres, la théorie des probabilités ou la théorie des possibilités. Pour notre part, nous nous sommes basés sur la théorie des ensembles flous, ainsi que sur la théorie des possibilités. En effet, ces théories, simples à mettre en œuvre, sont parfaitement adaptées à notre problématique. Par conséquent, les fonctions d'appartenances, obtenues avec les ensembles flous vont nous permettre de visualiser la gradation d'appartenance d'un point (donnée de production) à un ensemble (un lot de production).

En outre, la théorie des possibilités a été choisie compte tenu du besoin de manipuler des informations :

- imprécises et/ou incertaines (mesures estimées)
- statistiques (mesures disponibles sporadiquement)
- subjectives (réponses de l'opérateur humain)

III.4.2.9 Construction des fonctions d'appartenance

La théorie des ensembles flous est l'une des solutions pour gérer les différents types d'imprécision intervenant dans l'utilisation de notre système de production. Elle permet la représentation commode des valeurs plus ou moins compatibles avec la description d'une situation type ; cette théorie est fondée sur l'appartenance partielle d'individus à une classe donnée, ainsi que sur le fait qu'une classe n'a pas forcément de bornes strictes.

Dans la continuité de notre cas d'étude, nous avons déterminé plusieurs scénarii, pour construire nos fonctions d'appartenance à l'ensemble des produits non-conformes et par conséquent connaître la position des produits consommables (c'est-à-dire bons), défectueux et de ceux dont l'état est mal déterminé. Ces fonctions d'appartenance vont pouvoir nous aider à visualiser le degré d'appartenance à la catégorie « non-conforme » de chaque produit et aussi nous indiquer à quel moment nous risquons d'obtenir des produits défectueux dans une production.

Nous avons défini quatre cas qui correspondent à une réalité, Figure 46, où n représente le nombre de produits dont on est sûr qu'ils soient défectueux et m le nombre de produits dont on est sûr qu'ils soient consommables:

- cas 1 : on considère que n produits défectueux se trouvent dans le lot i
- cas 2 : _____ les lots $i, i + 1$
- cas 3 : _____ les lots $i - 1, i$
- cas 4 : _____ les lots $i-1, i, i+1$

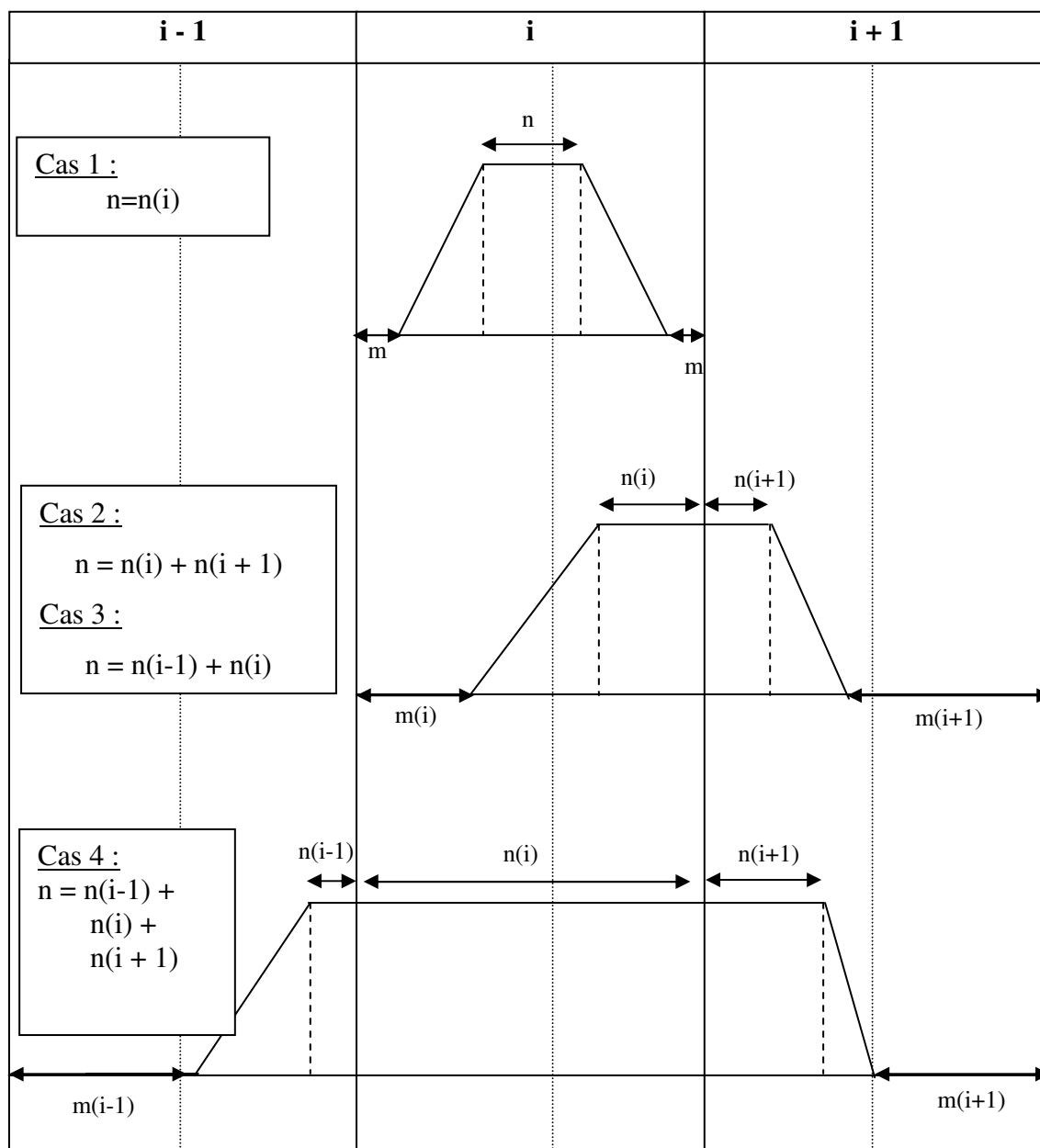


Figure 46 : Scénarii des différentes fonctions d'appartenance.

III.5 Calcul de possibilités et d'extraction de sous-modèles temporels

Dans cette partie, nous nous intéressons aux fonctions de la boîte « outil » de notre contribution, Figure 47.

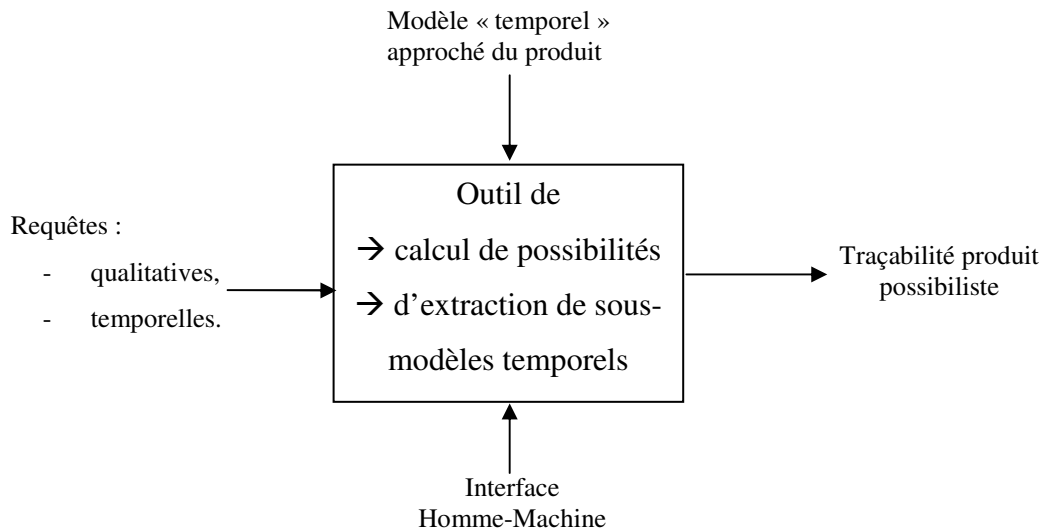


Figure 47 : Outil de calculs de possibilités et d'extraction de sous modèles temporels

Cet outil est composé de deux fonctions. La première, le calcul de possibilités, permet via le modèle temporel approché du produit, de quantifier la possibilité qu'a le modèle d'être proche de la réalité. La seconde fonction, permet à l'utilisateur, d'extraire les informations du produit et procédé, via l'interface Homme-Machine, au moyen de requêtes.

Hors ligne, cet outil nous permet, par conséquent, de fournir pour tous les instants de production une traçabilité possibiliste du produit.

III.5.1 Outil de calcul de possibilités

Nous avons déterminé, aux paragraphes précédents, comment obtenir un modèle « temporel » approché d'un produit, ou autrement dit, comment reconstruire l'historique approché d'un produit.

Maintenant, nous nous intéressons à la quantification de la possibilité qu'a ce modèle d'être proche de la réalité, en utilisant la théorie des possibilités associée aux fonctions d'appartenances pour gérer l'imprécision (due au seuillage) et l'incertitude (due à notre modèle), Figure 48.

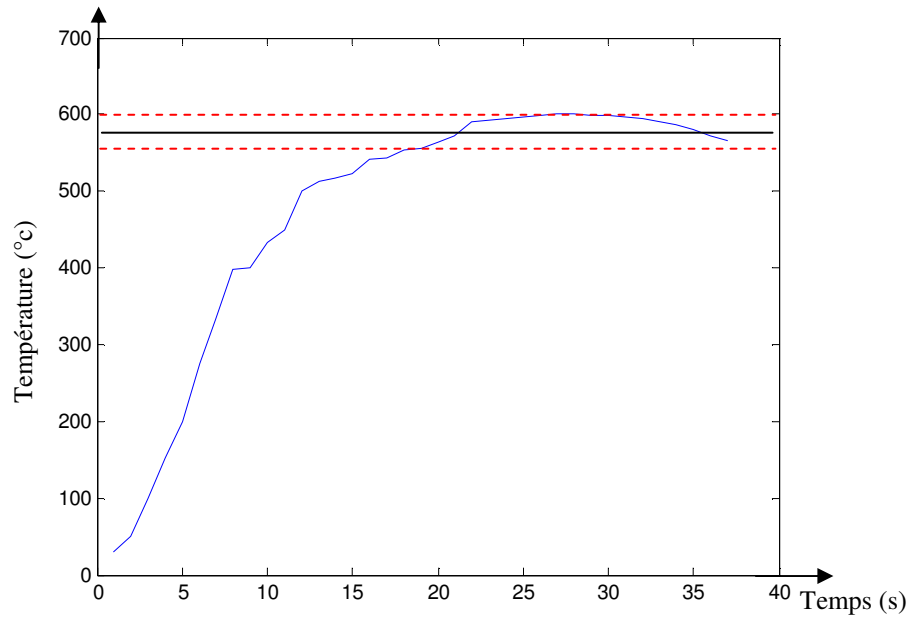


Figure 48 : Zone où la qualité des produits reste à déterminer⁸

La théorie des ensembles flous fournit une base naturelle à la théorie des possibilités. Une contrainte souple (floue) sur les valeurs que peut prendre une variable x induit une distribution de possibilités sur les valeurs que peut prendre cette variable.

III.5.1.1 Distribution de possibilité

Les notions de possibilité et de nécessité ont été introduites au paragraphe précédent, pour quantifier la certitude sur un événement, c'est-à-dire qu'elles s'appliquent à des sous-ensembles nets d'un ensemble de référence X . Lorsque les sous-ensembles sont flous, ce qui est le cas pour notre étude, nous pouvons indiquer dans quelle mesure ces classes seront possibles et certaines, étant données les caractéristiques préalables de X .

Une distribution de possibilité π est une fonction définie sur X , prenant ses valeurs dans $[0,1]$, satisfaisant la condition de normalisation suivante :

$$\sup_{x \in X} \pi(x) = 1$$

La mesure de possibilité Π est définie à partir de la distribution de possibilité π , par :

$$\forall A \in P(X) \quad \Pi(A) = \sup_{x \in X} \pi(x)$$

Considérons l'ensemble de référence X des entiers et la possibilité qu'un certain nombre de produits défectueux se trouvent dans un lot de production. La configuration du lot de production, Figure 48, donne la distribution de possibilités π , à la Figure 49, dans laquelle $\pi(x)$ exprime le degré avec lequel il est possible que x soit un rebut.

⁸ Les bornes supérieure et inférieure du seuillage sont définies par l'Opérateur Humain.

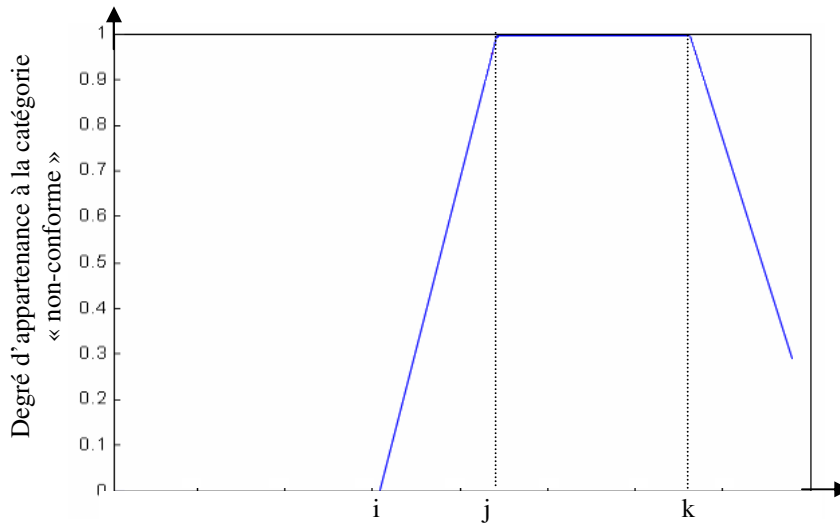


Figure 49 : Exemple de distribution de possibilité

La mesure de possibilité correspondante satisfait par exemple $\Pi[j, k] = 1$; elle nous indique qu'il est tout à fait possible que les produits se trouvant dans le lot soient des rebuts.

On peut interpréter toute distribution de possibilité comme une restriction floue élastique sur les valeurs que peut prendre une variable. La distribution de possibilité devient alors une fonction d'appartenance d'un ensemble flou représentant cette contrainte.

III.5.1.2 Connaissance préalable possibiliste de l'Opérateur Humain

On sait quelles sont les valeurs possibles de l'ensemble de référence X au moyen d'une distribution de possibilité π donnée sur X . La compatibilité du sous-ensemble flou F avec π est évaluée de la façon suivante :

$$\Pi(F ; \pi) = \sup_{x \in X} \min(f_F(x), \pi(x)),$$

(avec $f_F(x)$ est la fonction d'appartenance du sous-ensemble flou F),

et la nécessité de F relative à π par :

$$N(F ; \pi) = \inf_{x \in X} \max(f_F(x), 1 - \pi(x)),$$

La nécessité relative se déduit de la possibilité relative par :

$$N(F ; \pi) = 1 - \Pi(F ; \pi),$$

Les propriétés classiques des mesures de possibilité et de nécessité ne sont pas forcément satisfaites. Ces deux coefficients permettent donc d'évaluer la compatibilité d'une description floue F avec une distribution de possibilité connue.

Considérons la variable linguistique (V,X,T) où X représente un intervalle de production et V est le nombre de rebuts dans un lot, caractérisé par la distribution de possibilité π . Un opérateur humain indique, de façon imprécise, qu'il a supprimé une pièce dans le lot de production et définit F comme « aux alentours de j », avec une représentation triangulaire $T = (j, h, k)$ indiquée à la Figure 50.

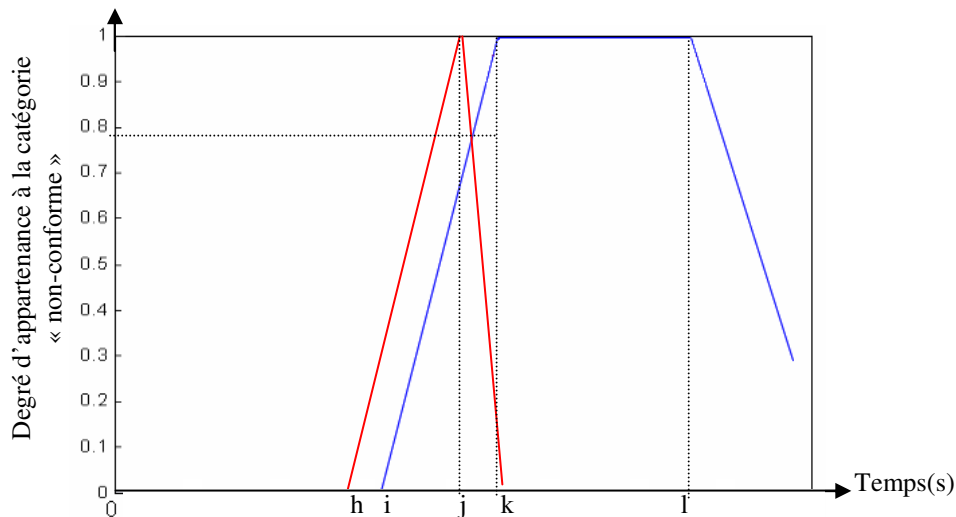


Figure 50 : Compatibilité du sous-ensemble flou F avec la distribution de possibilité π

On en déduit une appréciation sur le fait que cette indication soit acceptable, connaissant π , donnée par sa possibilité $\Pi(F ; \pi) = 0,78$ et sa nécessité $N(F ; \pi) = 0$. On a donc une nécessité nulle sur sa véracité. Cela signifie que le produit retiré n'est pas nécessairement un produit défectueux.

Les possibilités et nécessités sont des indicateurs de compatibilité entre une connaissance servant de référence et une nouvelle information. Ceci est très utile dans notre cas, pour l'exploitation floue de données, pour comparer une proposition floue observée (OH) à une proposition floue de référence.

Par conséquent, en appliquant la théorie des possibilités, associée à l'utilisation des sous-ensembles flous, nous obtenons un modèle plus souple et plus performant pour la prise en compte de l'incertitude incluse dans des informations imprécises. Selon le contexte, cette association nous permet d'avoir une idée de la répartition des produits conformes et/ou non-conformes.

III.5.2 Outil d'extraction de sous-modèles temporels

Une requête signifie dans le langage courant une demande. Dans le domaine informatique, une requête est une demande de traitement, elle correspond à l'interrogation de bases de données afin d'en extraire une certaine partie. La requête nous permettra d'extraire du modèle « temporel approché », des sous-modèles temporels.

Soit la base de données représentée au Tableau 3 :

Numéro_produit	Date_production	Température_1	Qualité
1	11/01/2005 16:31:57	575	Conforme
2	11/01/2005 16:32:26	367	Non-conforme
3	11/01/2005 16:33:01	498	Conforme

Tableau 3 : Exemple de base de données

L'algèbre relationnelle permet d'exprimer et d'appliquer les requêtes sur les relations entre les différentes données. Soit l'exemple du schéma relationnel :

Produit (Numéro_produit, Date_production, Température_1, Qualité)

L'algèbre relationnelle est constituée d'un ensemble d'opérateurs algébriques. Les plus utilisés sont :

- la projection : qui prend en entrée une relation R de schéma X et produit en sortie une nouvelle relation de schéma (a1; a2; ...; an) (schéma inclus dans X) ayant comme enregistrements ceux de R restreints au sous schéma (a1; a2; . . . ; an). On la note : $\pi_{\langle a_1; a_2; \dots; a_n \rangle}(\text{relation})$. Exemple : $\pi_{\langle \text{Température}_1 \rangle}(\text{Produit})$:

Température_1
575
367
498

- la sélection : qui prend en entrée une relation R de schéma X et produit en sortie une nouvelle relation de schéma X ayant comme enregistrements ceux de R satisfaisant la condition de sélection. La condition de sélection utilise les opérateurs de comparaison (<, ≤, >, ≥, ≠, =), les connecteurs logiques (¬, ∧, ∨) et les parenthèses. On la note : $\sigma_{\text{condition}}(\text{relation})$. Exemple : $\sigma_{\text{qualité}=\text{non-conforme}}(\text{Produit})$:

2	11/01/2005 16:32:26	367	Non-conforme
---	---------------------	-----	--------------

-
- les opérateurs ensemblistes : qui regroupent l'union, intersection, la différence, le produit cartésien, la jonction. Le résultat de l'exécution d'un opérateur est toujours une relation.

Nous utilisons deux types de requêtes :

- la requête concernant les valeurs quantitatives du produit et du procédé, obtenues grâce à l'algèbre relationnelle, par exemple les différentes valeurs que prend une température pendant une production,
- la requête temporelle utilisant un intervalle. Une requête temporelle est une séquence de couple $\langle I, V \rangle$ où I dénote l'intervalle d'observation $[t_1, t_2]$ et V la valeur de la donnée dans cet intervalle. Les valeurs t_1, t_2 sont dites valeurs temporelles et V valeur structurelle. Si $t_1 = t_2$, le couple $\langle I, V \rangle$ décrit la valeur instantanée. Une valeur temporelle peut être exprimée selon différentes granularités : seconde, minute, heure, jour, etc. De même, la valeur structurelle peut être un nombre, une couleur, un objet, etc ; nous ne considérons que les valeurs quantitatives. Par exemple, connaître pendant un intervalle de temps, les valeurs d'une température.

En nous replaçant dans notre cas d'étude, la demande de requête peut se faire sur :

- le produit finalisé, ce qui permet de visualiser l'ensemble des valeurs « possibles » des paramètres de production (température de cuisson, temps de basculement, qualité du produit),
- la qualité du produit, ce qui permet de retrouver les valeurs « possibles » des paramètres de production en fonction de la bonne ou mauvaise qualité du produit,
- une fenêtre temporelle, permettant de visualiser les valeurs « possibles » des paramètres de production.

La requête sera délimitée par les modèles de comportement du produit et de fonctionnement du procédé dont nous disposons. À travers une Interface Homme-Machine, l'utilisateur envoie sa requête qui extrait du modèle temporel approché du produit, les informations de production concernant ce dernier.

III.6 CONCLUSION

Au chapitre II, nous avons mis en évidence que notre problème de diagnostic était lié à un problème de traçabilité. Dans la première partie de ce chapitre, nous avons donc exposé notre démarche pour retrouver tout au long d'une production et de manière approchée, la trace du paramètre du produit à reconstruire.

Pour cela nous avons trouvé intéressant d'utiliser les informations disponibles du système, que nous avons considérées comme suffisantes. Ces informations, qu'elles soient objectives ou subjectives, nous servent, au travers d'un modèle comportemental et d'un module de reconstruction, à obtenir une traçabilité que l'on peut qualifier « d'approchée ».

Dans la seconde partie de ce chapitre, nous proposons un outil permettant la quantification de la traçabilité « temporelle » approchée. La traçabilité précédemment obtenue étant approchée et les systèmes de production étant entachés d'imprécision, nous devons, par conséquent, prendre en compte ces imperfections. De ce fait, selon le type de connaissances à traiter, nous devons choisir le modèle permettant manipuler l'imprécision et l'incertitude de l'information à traiter. Nous nous sommes tournés vers la théorie des ensembles flous et la théorie des possibilités, puisque ces théories, simples à mettre en œuvre, sont parfaitement adaptées à notre problématique.

L'application de notre démarche est présentée au chapitre suivant.

Chapitre IV

APPLICATION DE LA TRAÇABILITÉ APPROCHÉE

IV.1 INTRODUCTION

Le travail que nous exposons à travers ce mémoire est issu d'un problème industriel réel. Nous avons donc souhaité présenter dans le premier chapitre le contexte dans lequel a été formulée notre problématique de recherche. La Fonderie PSA Peugeot-Citroën souhaitait se doter d'un système informatique assurant une productivité accrue par minimisation du taux de pièces rebutées. Au fil de l'analyse, la problématique de recherche s'est précisée. Face aux difficultés industrielles rencontrées et au manque d'outils permettant de mettre en œuvre et d'optimiser ce type de système dans les conditions de cet atelier de production, deux nécessités nous sont apparues :

- en premier lieu, apporter à l'opérateur humain toutes les informations lui permettant de surveiller, préciser et fiabiliser le suivi de l'ensemble des productions associées à ce type d'installation.
- en second lieu, lui fournir des outils l'aidant à analyser les éventuelles causes de défaillances et lui proposer une supervision accrue lors du suivi de la production.

Enfin, les méthodes et outils utilisés, pour apporter une traçabilité complète, ont été fortement basés sur les conditions industrielles de la fonderie PSA Peugeot-Citroën. Ne voulant pas nous limiter à ce type de production, nous avons souhaité que ces outils et méthodes soient modulaires et en conséquence, susceptibles d'être applicables à d'autres types de fabrication ayant des caractéristiques similaires : unité(s) de production indépendante(s), stock(s), contrôle(s) faisant intervenir les opérateurs humains, etc.

Les outils et modules permettant d'obtenir une traçabilité approchée ont été implantés sous MATLAB 7.0.1.

IV.2 EXEMPLE PÉDAGOGIQUE D'UN SYSTÈME DE PRODUCTION

Ainsi, dans le but d'obtenir une observabilité du produit/process et pour tenter de résoudre l'ensemble des problèmes cités précédemment, nous avons simulé un système permettant de faire le parallèle avec l'atelier de production de supports de traverse de la fonderie PSA Peugeot-Citroën. Ce cadre applicatif sera utilisé tout au long de ce chapitre pour illustrer nos propos.

Le système simulé est une installation de fabrication de pièces, Figure 51. Il est constitué :

- d'une unité d'usinage,
- d'un stock,
- d'une unité de traitement thermique.

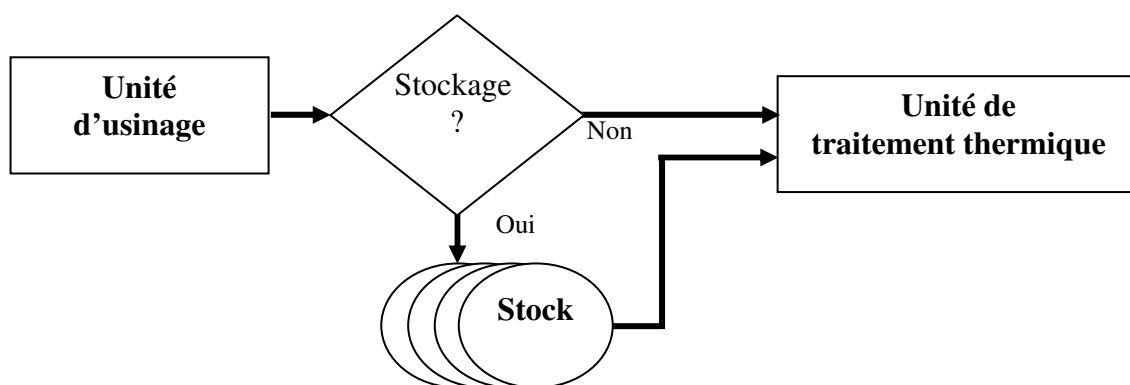


Figure 51 : Schématisation du système simulé

IV.2.1 L'unité d'usinage

En début de chaîne de production, la pièce subit un perçage et reçoit :

- un numéro d'ordre utilisé seulement comme témoin. En d'autres termes, ce numéro n'est pas supposé connu,
- un numéro de pièce,
- un temps qui représente l'instant de fin d'usinage,
- un diamètre variant en fonction de la loi d'usure.

Ces trois paramètres sont enregistrés dans une base de données, comme ci-dessous :

Numéro d'ordre	Numéro de la pièce	Instant de fin d'usinage	Diamètre de perçage

Tableau 4 : Représentation d'une partie de notre base de données

Selon la Figure 52, lorsque l'usure de l'outil devient trop importante, un opérateur change celui-ci, l'instant de ce changement est noté. Suivant le type de matériaux utilisé pour l'outil, nous avons défini un nombre de perçages à ne pas dépasser. Des productions avec différents changements d'outil sont représentées aux figures Figure 67a, b, c, page 123.

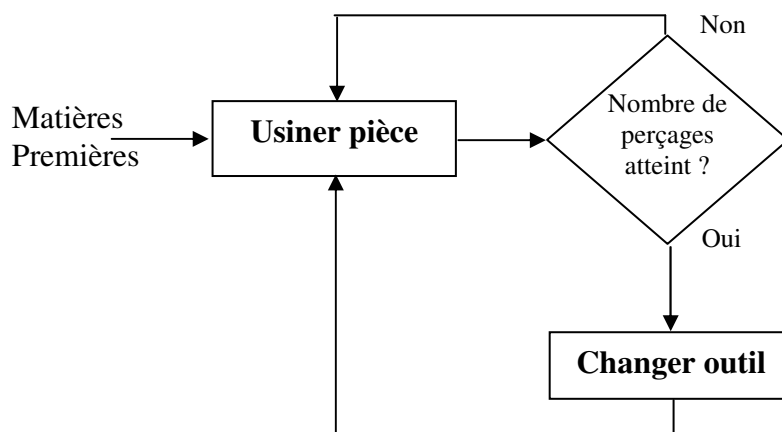


Figure 52 : Schématisation de l'« Unité d'usinage »

Remarque : nous avons choisi cette condition de changement d'outil afin de se rapprocher du pourcentage de rebuts résultant de la production de supports de traverse.

Lors de la vérification des pièces, l'opérateur effectue un simple contrôle visuel des pièces et ôte celles qui présentent des malfaçons, à ce stade, l'opérateur n'a donc aucune possibilité de mesurer le diamètre d'une pièce (pas de contrôle dimensionnel).

Pour obtenir des mesures plus réalistes et ainsi avoir une variation aléatoire des diamètres, nous avons introduit un bruit gaussien.

Pour une campagne de production de 250 pièces, nous obtenons les figures 53 et 54, page suivante, avec un changement d'outil, toutes les soixante quinze pièces.

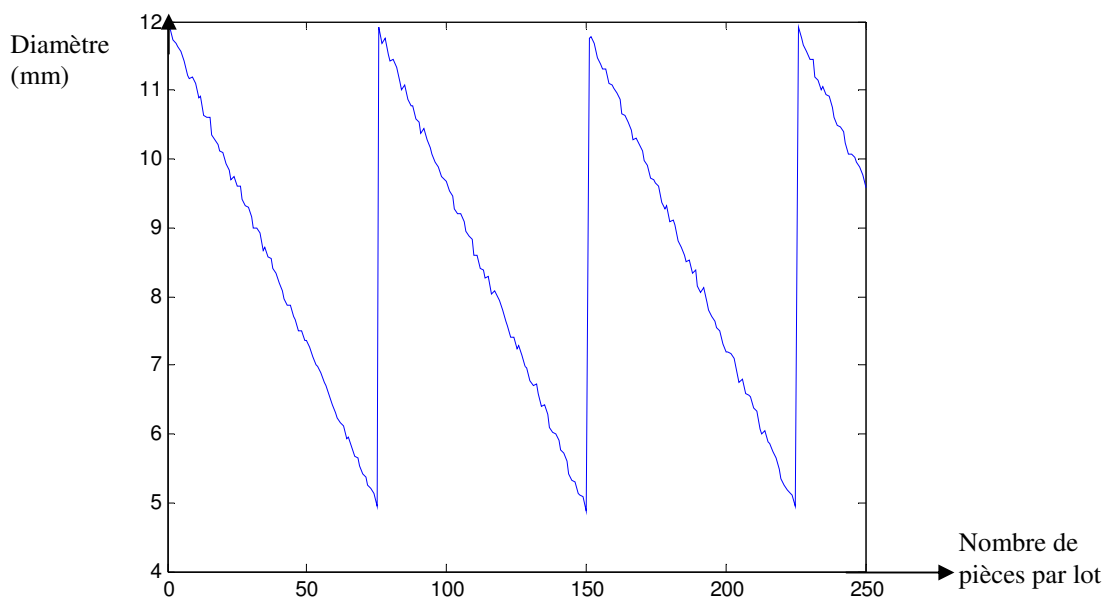


Figure 53 : Évolution du diamètre du trou, sans suppression de pièces.

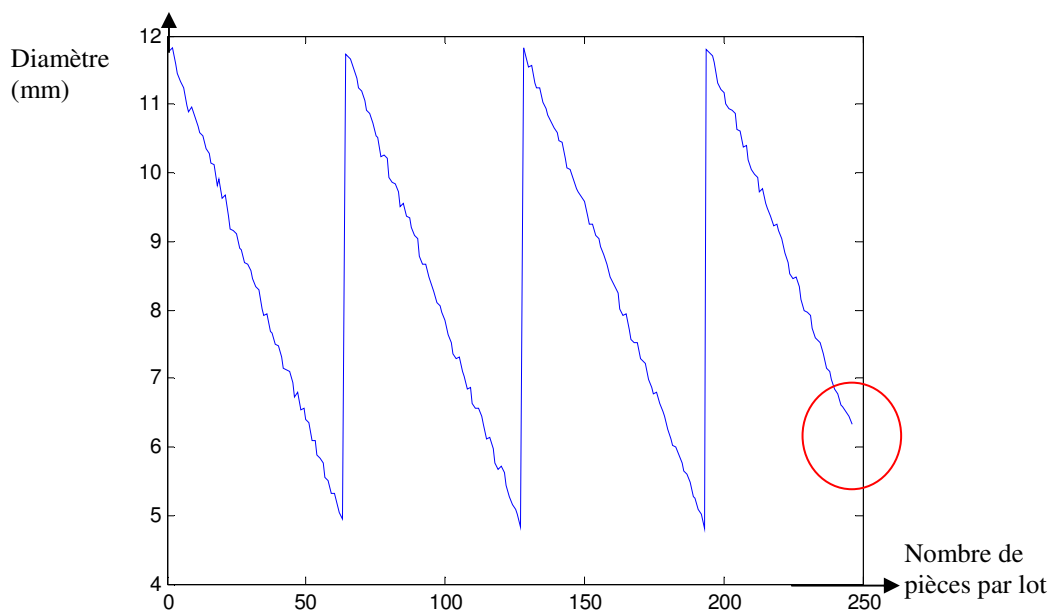


Figure 54 : Évolution du diamètre du trou, avec pertes de pièces pendant la production.¹¹

IV.2.2 L'unité de stockage

La seconde étape de ce processus est le stockage ; la pièce est manuellement entreposée (ou non) dans un stock. Afin de simuler l'intervention de l'opérateur, la pièce passe soit par une pile «First In First Out», soit par une pile «Last In First Out». Nous nous sommes arrêtés à ces deux cas d'étude, ce qui n'empêche aucunement l'ajout d'autres types

¹¹ Par la suite, sur l'ensemble des graphiques, sauf mention contraire, les ordonnées et les abscisses représentent respectivement les diamètres des trous usinés et le nombre de pièces produites.

d'empilement. En outre, un temps de stockage peut être attribué aux paramètres de production de la pièce.

IV.2.3 L'unité de traitement thermique

Lors de la dernière phase de notre process, les pièces subissent un traitement thermique, par lot. La constitution des lots peut être aléatoire ou non, ce qui nous permet de simuler le non respect de la hiérarchie temporelle en sortie du stock. Les pièces traitées reçoivent quatre nouveaux paramètres :

- le numéro de lot
- l'instant de fin de traitement thermique,
- un ph,
- une température de traitement.

Par conséquent, notre base de données évolue, comme nous l'indique le Tableau 5 :

Numéro d'ordre	Numéro de la pièce	Numéro de lot	Instant de fin d'usinage	Instant de fin de tth	Diamètre de perçage	Ph	Température

Tableau 5 : Représentation de la base de données finale.

La raison profonde d'une constitution aléatoire des lots est en fait la simulation de la perte totale de traçabilité et la non-cohérence des données au sein du système. La Figure 55 représente l'évolution des diamètres des trous des pièces lorsque ces dernières ont été mélangées lors du traitement thermique (tth).

Remarque : pour ce résultat, comme pour les suivants, nous avons :

- une pile First In First Out,
- des lots composés de cinquante pièces : ces pièces sont mélangées aléatoirement,
- un temps de stockage nul.

Ces conditions ont été choisies pour obtenir une perte maximale dans la hiérarchisation des données.

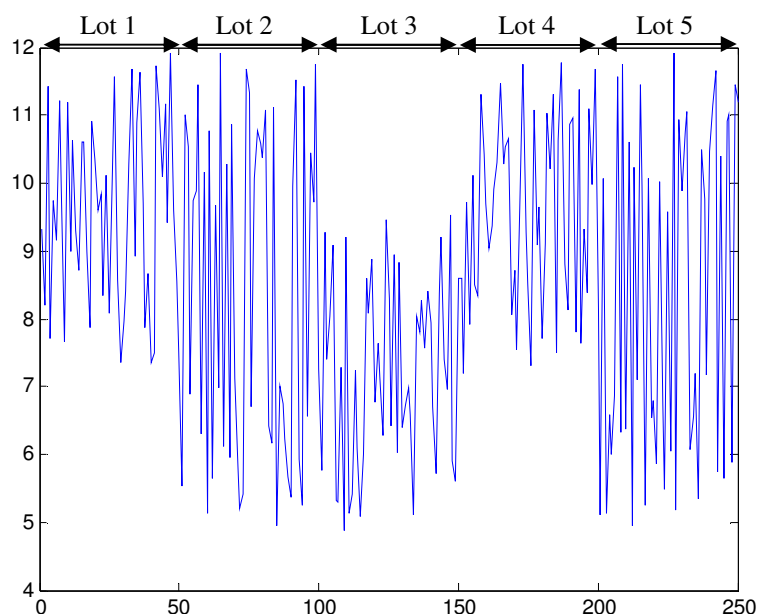


Figure 55 : Représentation des diamètres des trous, lors du mélange des pièces pendant le traitement.

Ainsi, les paramètres de production d'une pièce ne correspondent plus ni au numéro de pièce, ni aux instants de fin d'usinage. Mais, la conséquence la plus fâcheuse réside dans le fait que des pièces qui auraient dû être rebutées seront considérées comme consommables et réciproquement (nous verrons au paragraphe IV.2.5 de quelle manière sont définis les rebuts)

Pour avoir une idée de l'évolution de la perte d'informations, nous avons fait varier le nombre de pièces constituant un lot. Lorsque les pièces dans les lots sont ordonnées, nous obtenons, logiquement, une traçabilité de 100 %. Par contre dans le cas contraire, nous perdons très vite la traçabilité, comme le montre la Figure 56.

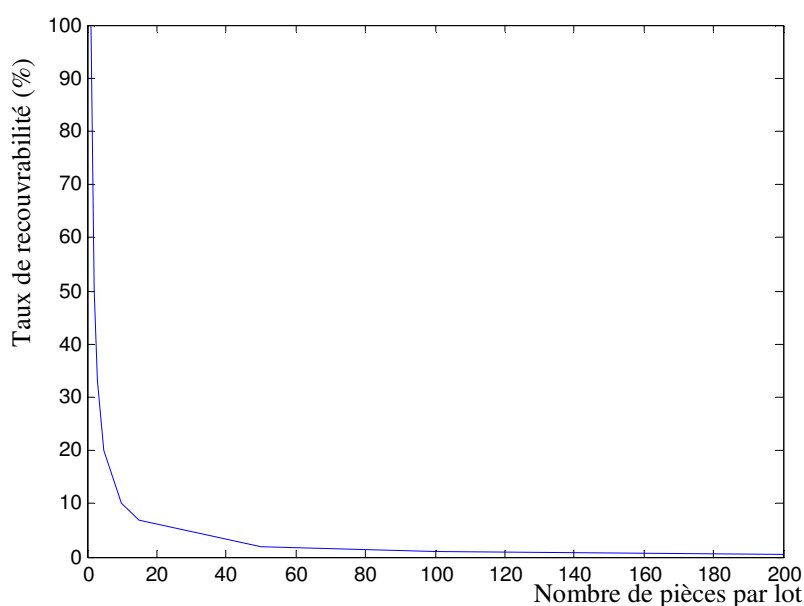


Figure 56 : Taux de « recouvrabilité » en fonction du nombre de pièces rangées aléatoirement par lot.

Dans la suite de cette simulation, nous considérons qu'un lot est composé de cinquante pièces, ce qui nous paraît raisonnable d'un point de vue :

- « pratique », puisqu'il est difficile de mettre plus de cinquante pièces sur une palette servant au stockage
- « théorique » : selon la Figure 56, pour cinquante pièces, le taux de « recouvrabilité » devient très proche de zéro.

Ce choix du nombre de pièces constituant un lot a de plus un avantage financier : si la traçabilité est une lourde charge pécuniaire tant qu'il s'agit de prévention, elle limite les pertes lorsque le dommage advient. En incitant à la segmentation des productions par lots homogènes et identifiés, le système de traçabilité permet de limiter l'étendue des retraits à un lot au lieu de concerner toute une période de production

IV.2.4 Hypothèses

Nous prenons comme hypothèses que :

- 1) l'usure de l'outil varie de façon croissante,
- 2) l'instant de changement d'outil est connu et noté par un opérateur,
- 3) il ne peut y avoir qu'un changement d'outil par lot ; la taille du lot est définie lors du traitement thermique,
- 4) le numéro de pièce ainsi que l'instant de fin d'usinage ne servent que de témoins pour la vérification de nos calculs finaux pour la reconstruction du modèle « temporel » approché.

IV.2.5 L'unité de vérification des pièces

Cette dernière étape permet de définir si une pièce produite est considérée comme conforme ou non. Une pièce est rebutée selon les critères suivants :

- le diamètre du trou de la pièce est inférieur à 7 mm¹², Figure 57.
- les valeurs du ϕ_h et de la température associées à une pièce traitée sont non catégorisées dans les deux classes dites de « pièce bonne ». En dehors de ces deux zones, les pièces sont rebutées. Pour définir ces classes, nous utilisons l'algorithme des K plus proches voisins flou¹³, Figure 58 .

¹² La mesure du diamètre du trou de la pièce ne peut être effectuée qu'en sortie du traitement thermique.

¹³ Aucun modèle ne peut être construit concernant les variations du ϕ_h et de la température, puisque ces deux paramètres changent de façon aléatoire.

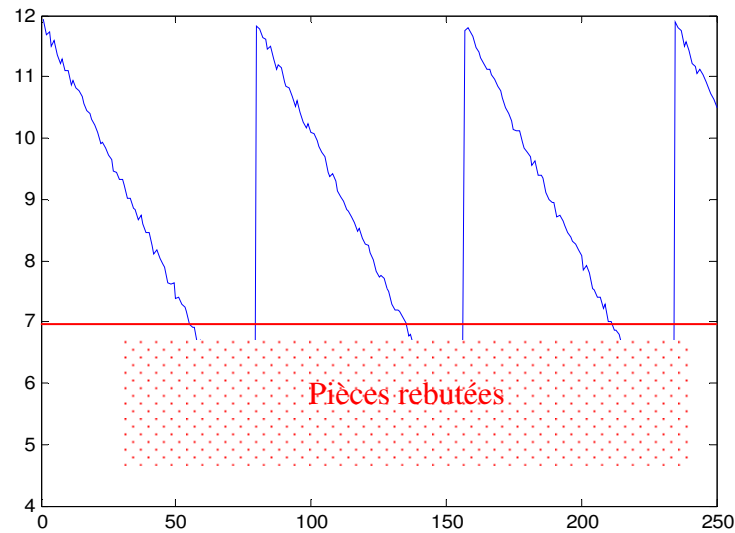


Figure 57 : Définition de la limite de rebuts pour pièces usinées

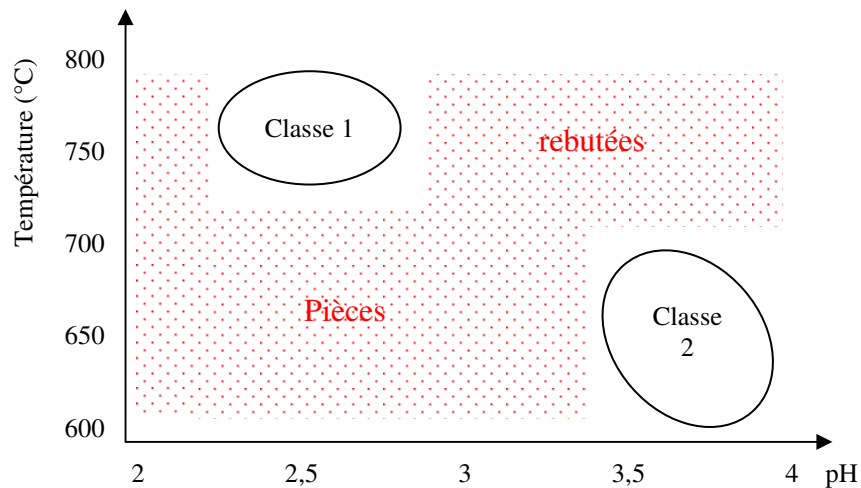


Figure 58 : Définition des classes permettant de catégoriser une pièce traitée

L'algorithme net des K plus proches voisins (Kppv) est une méthode de classement de données. Il est nécessaire de disposer d'une base d'apprentissage constituée de N points¹⁴ dont la répartition dans les c classes $\{w_1, w_2, \dots, w_c\}$ est parfaitement connue. Les distances entre un nouveau point x_i et les points de la base d'apprentissage sont calculées. Les points correspondants aux K plus faibles distances sont retenus. Le nouveau point est alors affecté à la classe majoritaire parmi ces points.

[Keller et al., 85] proposent une version floue de cet algorithme (Kppvf), que nous avons utilisé. Le point à classer x_i se voit attribuer un coefficient d'appartenance u_{ji} à chaque

¹⁴ Un point représente une pièce définie dans le plan température - pH

classe j . Celui-ci est fonction des distances et des coefficients d'appartenance de ses K plus proches voisins. Ces coefficients doivent vérifier :

$$u_{ji} \in [0,1], \text{ pour tous les } i \text{ et tous les } j$$

$$\sum_{j=1}^c u_{ji} = 1 \text{ pour tous les } i$$

$$0 < \sum_{i=1}^N u_{ji} < N \text{ pour tous les } j$$

Le coefficient d'appartenance d'un nouveau point x_i à la classe j est donné par :

$$u_{ji} = \frac{\sum_{l=1}^K u_{jl} \cdot \left(\frac{\|x_i - x_l\|^{m-1}}{2} \right)}{\sum_{l=1}^K \left(\frac{1}{\|x_i - x_l\|^{m-1}} \right)} \quad (\text{III. 20})$$

où u_{jl} est le coefficient d'appartenance à la classe w_j , du $l^{\text{ème}}$ échantillon de l'espace d'apprentissage, parmi les K plus proches voisins de x_i . La variable m , quant à elle, détermine l'importance de la contribution de la distance dans le calcul de la fonction d'appartenance :

- si m croît, la contribution des voisins est davantage pondérée et la notion de distance perd de son importance,
- si m tend vers l'unité, la contribution des voisins les plus proches sera favorisée, ainsi la notion de distance prend de l'importance,
- si m vaut 2, la contribution de chaque voisin est pondérée par l'inverse de la distance respective, au carré, qui sépare une observation de l'observation à classer.

Nos résultats ont été obtenus avec $m=2$. Keller a montré, avec les données « Iris » que d'autres valeurs de m , aux alentours de 2, ne changent pratiquement pas le taux d'erreur de classement. Pour des valeurs de m tendant vers l'infini, nous obtiendrons des résultats infiniment flous. Lorsque m tend vers 1, la notion de floue perd de son importance.

Lorsqu'un point x_i est loin de toutes les classes connues, il n'est pas représentatif et il est rejeté en distance. L'intégration de la notion de rejet en distance est possible. Il suffit de vérifier que les distances d'un point à classer par rapport à ses K plus proches voisins ne sont pas supérieures à un seuil fixé.

Lorsque le point se situe à peu près au milieu entre deux classes, il n'est pas raisonnable de le classer dans l'une des deux classes. Un point est rejeté en ambiguïté s'il n'est pas déjà

rejeté en distance et si la différence entre ces deux plus importants coefficients d'appartenance est inférieure au seuil de rejet fixé.

La construction de la base d'apprentissage peut être réalisée soit par des experts humains, soit par une méthode de coalescence :

- dans le premier cas, où il n'y a qu'un expert, la matrice d'appartenance de la base d'apprentissage est nette. L'expert attribue un coefficient 0 si le point n'appartient pas à la classe concernée et 1 s'il y appartient. La matrice peut être floue dans le cas où il y a plusieurs experts. Chaque coefficient est la moyenne des coefficients donnés par les différents experts.
- dans le second cas, la matrice est le résultat d'une coalescence nette par la méthode des Centres Mobiles (CM) ou floue par la méthode des FCM, [Bezdek, 81]. ou ses méthodes dérivées comme Unsupervised Graph Clustering (UGC) et Unsupervised Fuzzy Graph Clustering (UFGC), [Billaudel et al., 99]. Chaque nouveau point classé vient enrichir la base d'apprentissage

La méthode floue des K plus proches voisins est très simple à mettre en œuvre. Cependant, la détermination des K plus proches voisins nécessite le calcul d'un nombre de distances toujours croissant. Pour y remédier Keller propose de remplacer les points de la base d'apprentissage par un nombre réduit de prototypes ce qui entraîne une perte d'information, [Keller et al., 85]. Les distances sont alors déterminées par rapport à ce nombre fixe de prototypes. La méthode devient celle des K plus proches prototypes (Kppp).

L'algorithme des K plus proches voisins, nous a donc permis de catégoriser, au moyen de deux classes floues, les pièces dites « bonnes ».

IV.3 LA TRAÇABILITÉ PAR RECONSTRUCTION DE L'HISTORIQUE « USINAGE » – MODÈLE TEMPOREL APPROCHÉ DU PRODUIT

Pour obtenir une traçabilité approchée par la reconstruction de l'historique d'usinage, nous avons vu au paragraphe III.2.1, que nous avons besoin de diverses informations en entrée. Dans cette partie, nous allons déterminer l'ensemble des entrées ayant trait à notre système simulé.

IV.3.1 Modélisation du système par RdP hybride

Cette étape a donc pour objectif de représenter, sous forme de RdP hybride, Figure 59, l'évolution du process et des produits associés, tout au long d'une production.

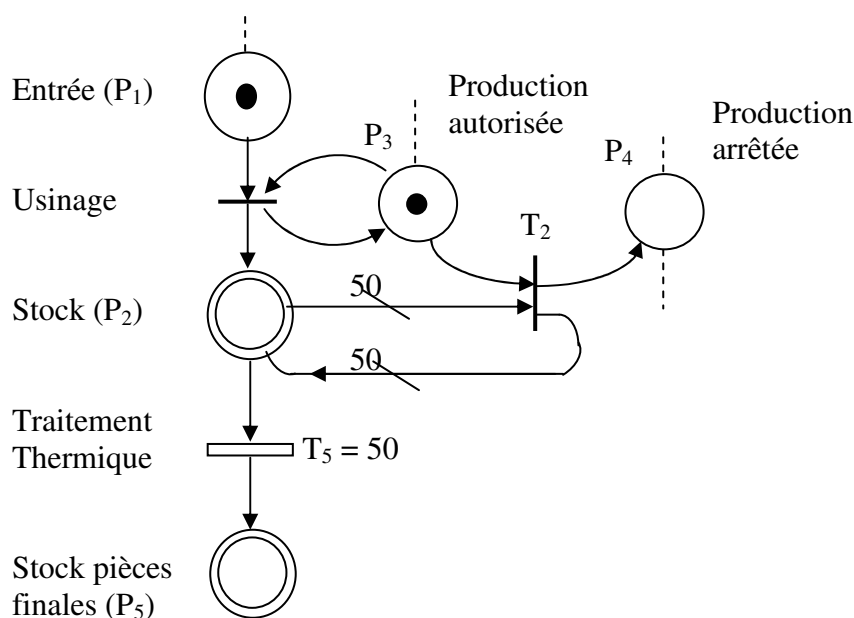


Figure 59 : Modélisation du système de production simulé

Les pièces entrent unitairement pour l'opération d'usinage et sont stockées en fin d'usinage. En sortie du stockage, les produits sont regroupés en lot, un jeton représente alors un lot, soit cinquante pièces.

IV.3.2 Élimination de pièces – Événements non mesurés

Des éliminations de pièce dues à l'intervention de l'Opérateur Humain, en sortie d'usinage, ne sont pas répercutées dans la base de données. Ainsi, nous ne pouvons savoir si une pièce x fait réellement partie intégrante de la production ; si ce n'est pas le cas, nous n'avons aucun moyen de connaître son instant de suppression. Par conséquent, la pièce supprimée est remplacée par la suivante¹⁵. Pour remédier à cette perte d'informations et donc cibler l'instant où la pièce a été enlevée, nous utilisons la variable linguistique, définie selon les observations de l'opérateur ; celui-ci indique comme sur la Figure 60 :

- l'instant approximatif auquel la pièce a été retirée,
- un intervalle de temps, qui permettra de cerner de manière plus souple l'instant de suppression,
- un degré de confiance quant aux informations précédentes.

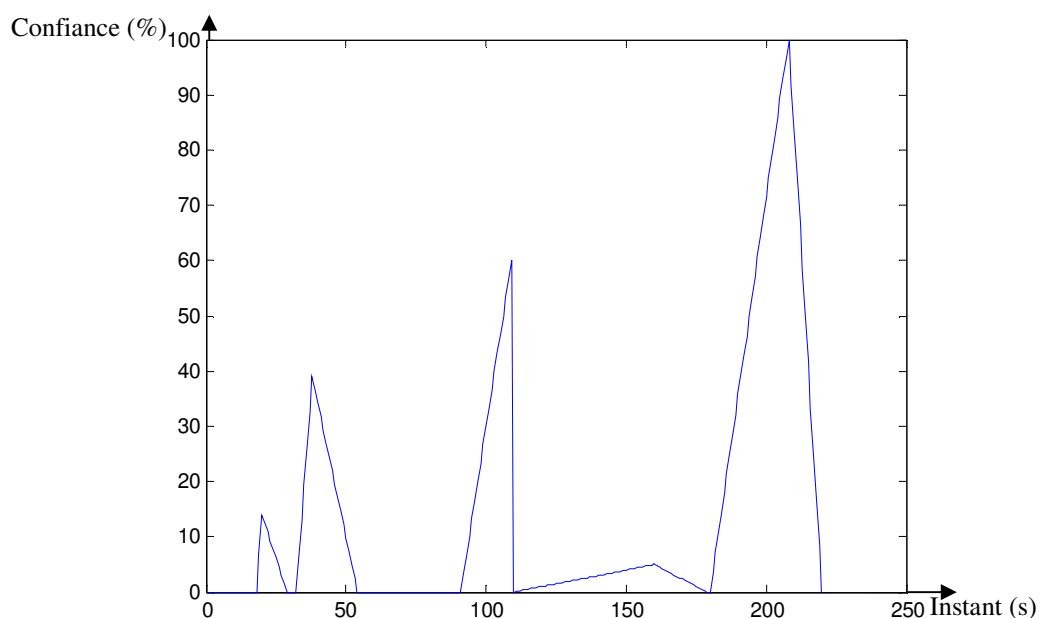


Figure 60 : Représentation des instants possibles de suppressions de pièces.

IV.3.3 Variation de l'usure connue – loi comportementale

Une fois les pièces mélangées, Figure 61, nous obtenons une représentation temporelle, par lot, faussée et par conséquent, nous perdons la hiérarchie de nos « données usinage ».

L'une des deux informations dont nous disposons concerne la variation du diamètre du trou ou plus exactement de l'usure de l'outil.

¹⁵ Sur le graphique de la Figure 60, cinq pièces ont été supprimées, aux instants [24 ; 42; 110; 175 ; 214].

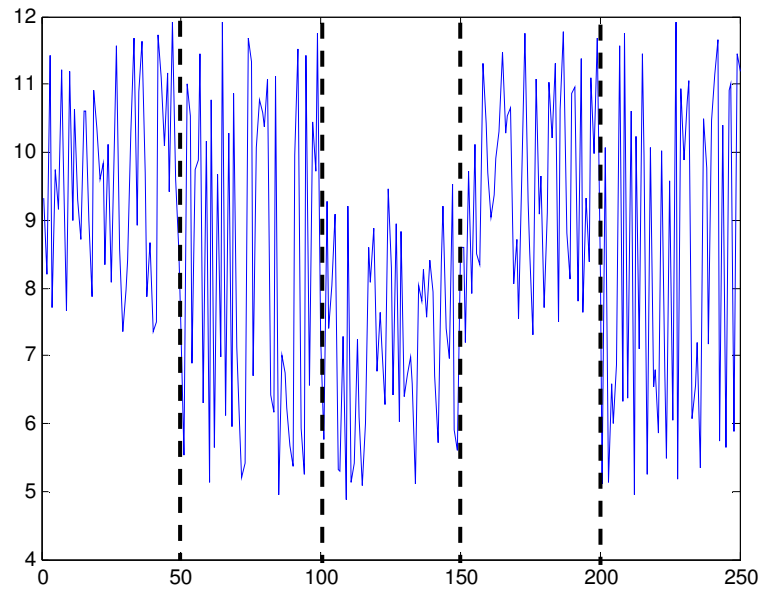
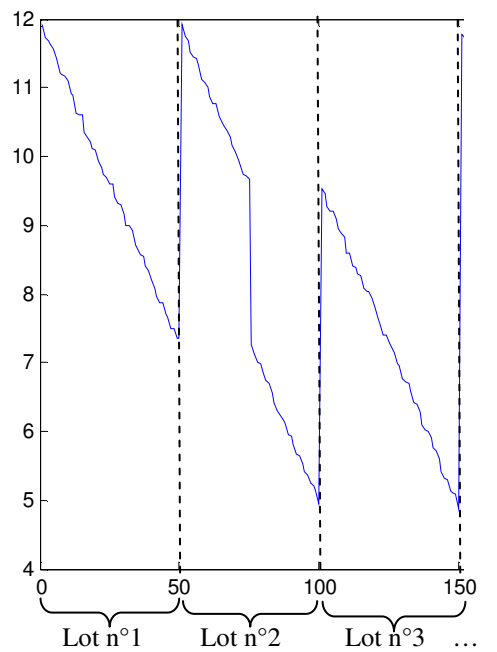
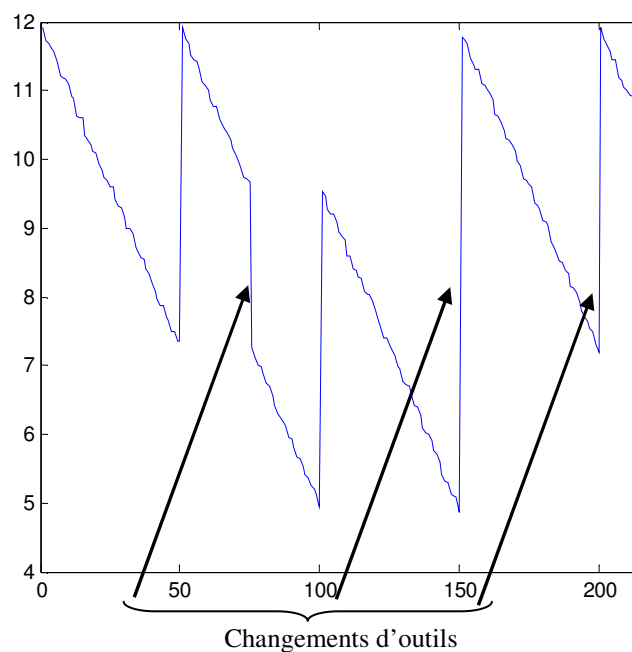


Figure 61 : Pièces mélangées, représentation par lot

D'après l'hypothèse 1 (§ IV.2.4), l'usure est croissante, ce qui revient à dire que le diamètre du trou décroît. Pour retrouver une information plus cohérente, il suffit alors de reclasser de façon décroissante, l'ensemble des pièces d'un lot selon le diamètre du trou, Figure 62(a).



Hypothèse n°1 → diamètre de l'outil décroît
(a)



Hypothèse n°2 : instant de changement connu
(b)

Figure 62 : (a) Classement décroissant (b) Définition de l'emplacement des changements d'outils

Ainsi, nous obtenons une représentation partielle de l'usinage dans le temps, Figure 63 :

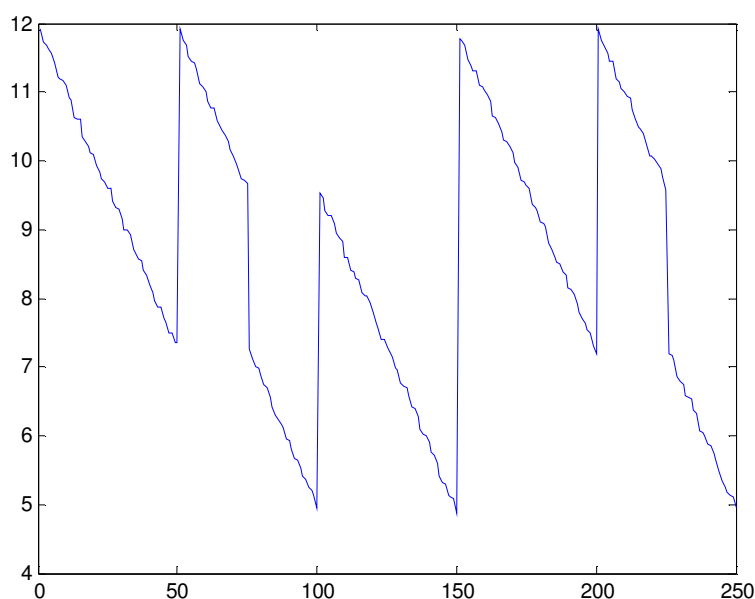


Figure 63 : Classement décroissant des diamètres des trous selon le lot

La seconde information précise et fiable que nous disposons (§ IV.2.4), nous informe des instants de changement d'outil, enregistré par l'opérateur¹⁶.

Ainsi, nous savons à quel moment a lieu « le saut » entre un outil utilisé et un outil neuf, Figure 62(b). Par conséquent, antérieurement à un changement d'outil, les diamètres des trous sont de faible valeur ; et postérieurement au changement d'outil, les diamètres des trous auront une valeur proche de la valeur initiale qui est ici de 12 mm. Sachant cela, nous pouvons reclasser à nouveau et de manière encore plus cohérente les diamètres des trous. Suite à cette reconstruction, nous obtenons une allure de courbe similaire, à l'évolution réelle des diamètres des trous, Figure 53, mais possédant un aspect plus linéaire, comme le montre la Figure 64.

¹⁶ Nous considérons qu'un changement d'outil se fait de manière instantanée, c'est-à-dire qu'il n'y a pas de temps de maintenance à ajouter.

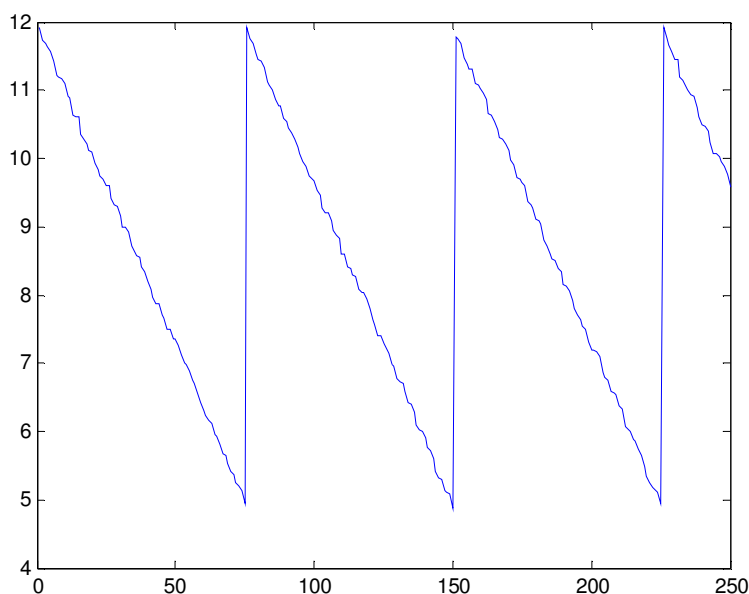


Figure 64 : Reclassement, suivant les changements d'outil.

L'aspect linéaire est dû au classement décroissant de l'ensemble des données bruitées. La reconstruction de l'historique n'est donc qu'une évolution approximative du diamètre des trous. Nous avons expliqué au paragraphe III.4.1, les raisons de cette évolution approximative.

Le Tableau 6¹⁷ présente le pourcentage de pièces mal classées obtenu en fonction du nombre de changements d'outil, lors d'une campagne de production. Nous constatons que plus nous avons de changements d'outil, plus nous obtenons une probabilité forte de classer correctement les pièces. Le fait de changer d'outil permet de scinder la taille d'un lot en deux parties : où un maximum de pièces rebutées se trouve à l'extrême gauche du changement d'outils et où un maximum de pièces consommables se situe à l'extrême droite du changement d'outil.

Nombre de changements d'outil	0	1	2	3	4	5
Pièces mal classées (%)	80	41	31	21	15	9,5

Tableau 6 : Pourcentage de pièces mal classées en fonction des changements d'outil.

La Figure 65 permet de comparer les résultats obtenus avec et sans cette première méthode de reconstruction d'historique.

Les résultats obtenus montrent bien la diminution des erreurs de reclassement lorsque nous utilisons la méthode de reconstruction d'historique. Le taux de recouvrabilité est nettement meilleur grâce à cette méthode.

¹⁷ Les valeurs constituant le Tableau 6 et Tableau 7, sont les résultats de moyennes obtenues sur cinquante tests.

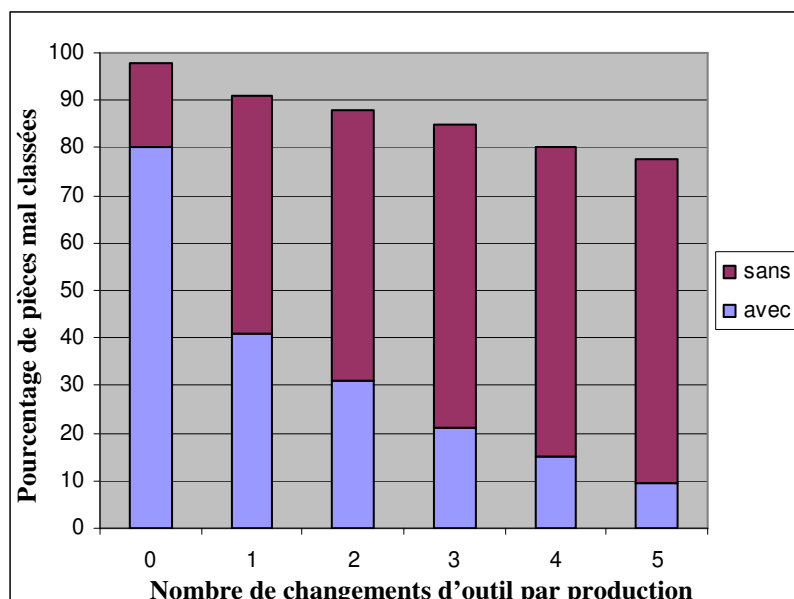


Figure 65 : Résultats comparatifs avec et sans méthode de reconstruction

En ce qui concerne l'erreur de précision, correspondant aux erreurs survenant lors du classement des pièces, nous obtenons les résultats présentés au Tableau 7 :

Nombre de changements d'outil	0	1	2	3	4	5
Erreur de précision maximale (plus ou moins) en nombre de pièces	9	4	2	1	1	1

Tableau 7 : Erreur de précision en fonction des changements d'outil.

En changeant trois fois d'outil par lot, nous obtenons, « dans le pire des cas », une erreur de précision plus ou moins égale à un ; ce qui revient à dire, qu'en fin de production, une pièce classée au rang « i », en prenant l'exemple de la Figure 66a, pourrait être positionnée au rang « $i-1$ », Figure 66b, si nous tenons compte de l'évolution décroissante du diamètre du trou ; avec un autre cas de figure, ce sont les paramètres des rangs « i » et « $i+1$ » qui auraient été permutés.

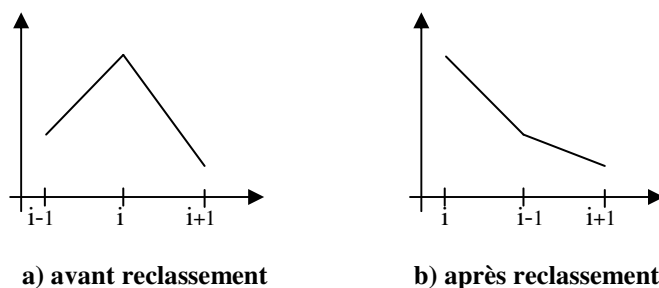
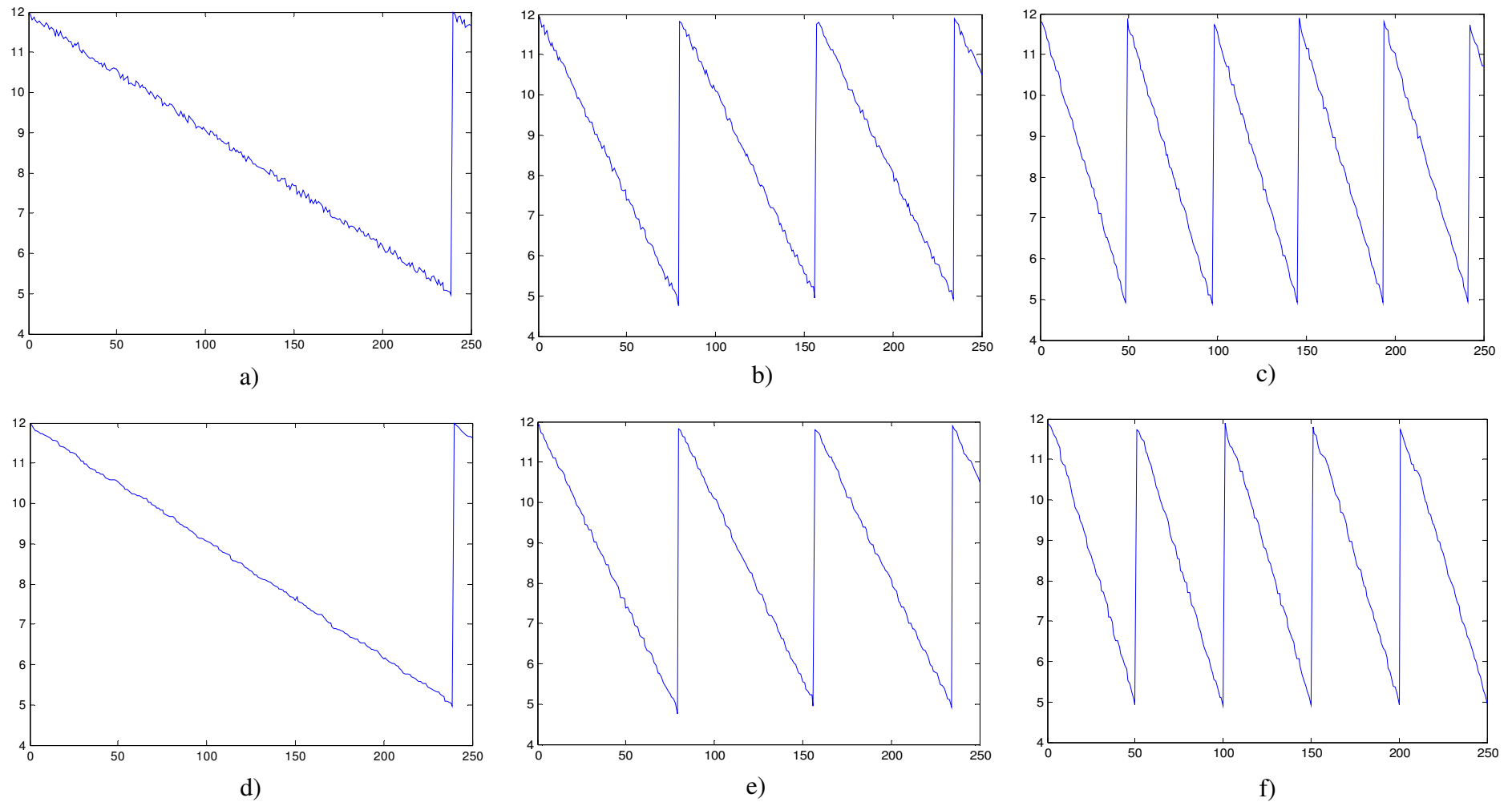


Figure 66 : Illustration de l'erreur de précision

La figure ci-après quant à elle, présente un échantillon de cas possibles, selon le nombre de changements d'outils.



a), d) un changement d'outil, b), e) trois changements d'outil, c), f) cinq changements d'outil
 (partie haute : données en sortie d'usinage, partie basse : historique reconstruit), cas où l'évolution de l'usure est connue.

Figure 67 : Les différents cas de reconstruction de l'évolution des trous des pièces usinées selon les changements d'outil, lors d'une campagne de production.

IV.3.4 Variation de l'usure non connue – Modèle comportemental

Dans la partie précédente, nous avons vu que nous pouvions reconstruire l'historique, en prenant comme hypothèse que l'évolution de l'usure était connue et monotone.

Nous considérons maintenant que l'évolution n'est pas connue et peut être non monotone. Les 130 valeurs composant l'évolution du paramètre produit représentent la taille d'un lot de production. La Figure 68 indique l'évolution des diamètres que nous avons utilisé :

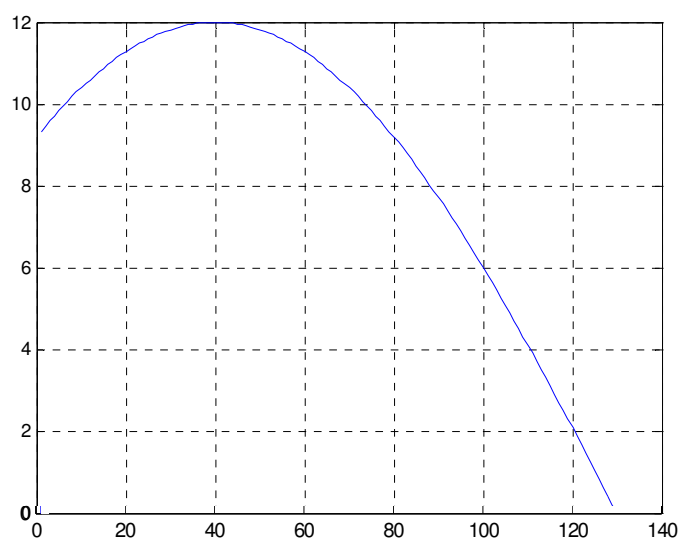


Figure 68 : Usure non monotone

Le modèle fonctionnel choisi est une sinusoïde. La raison de ce choix est de respecter l'hypothèse définie au paragraphe III.3.1.2, afin que le modèle fonctionnel contienne au plus un extremum. Ceci aura pour but, lors de la reconstruction de l'historique de ce paramètre, de nous trouver face à une incertitude quant au classement de ces données redondantes.

Les pièces usinées sont mélangées afin de simuler la perte de traçabilité, Figure 69.

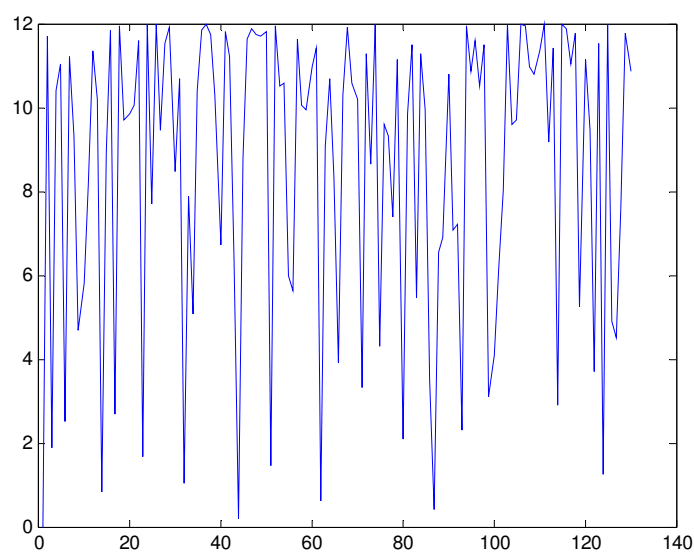


Figure 69 : Diamètres des trous mélangés aléatoirement : usure non monotone

Ne disposant pas de loi comportementale sur cette évolution, nous faisons appel à un expert ayant des connaissances sur le système ; pour notre étude, ses connaissances sont relatives à l'usure de l'outil, suivant les matériaux employés. Ainsi, l'expert nous permet d'obtenir une idée de l'évolution des diamètres des trous, en la représentant, par les segments de la Figure 70.

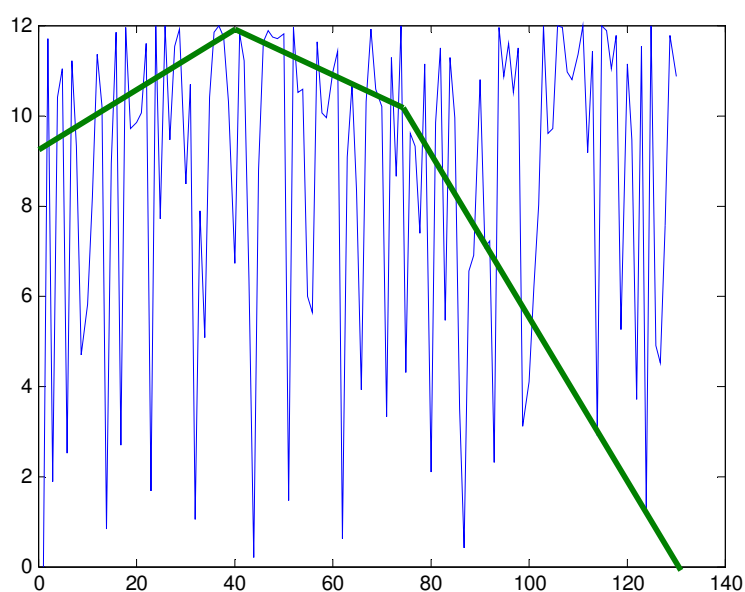


Figure 70 : Modélisation par segmentation

Partant de ce modèle, nous utilisons l'algorithme de lissage, conformément au paragraphe III.3.1.2, permettant d'obtenir le modèle de référence, Figure 71.

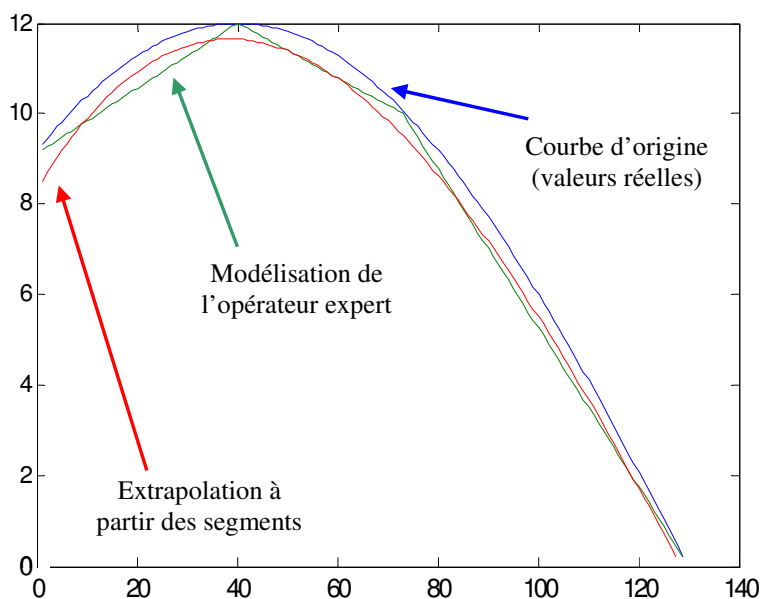


Figure 71 : Extrapolation de la segmentation

Ensuite, nous reconstruisons l'évolution des diamètres des trous, en nous servant de l'algorithme de reconstruction présenté au paragraphe III.3.1.3. Le modèle de référence obtenu grâce aux informations de l'expert n'est pas « précis ». L'algorithme de reconstruction que nous avons développé place les données non utilisées en fin de classement, Figure 72.

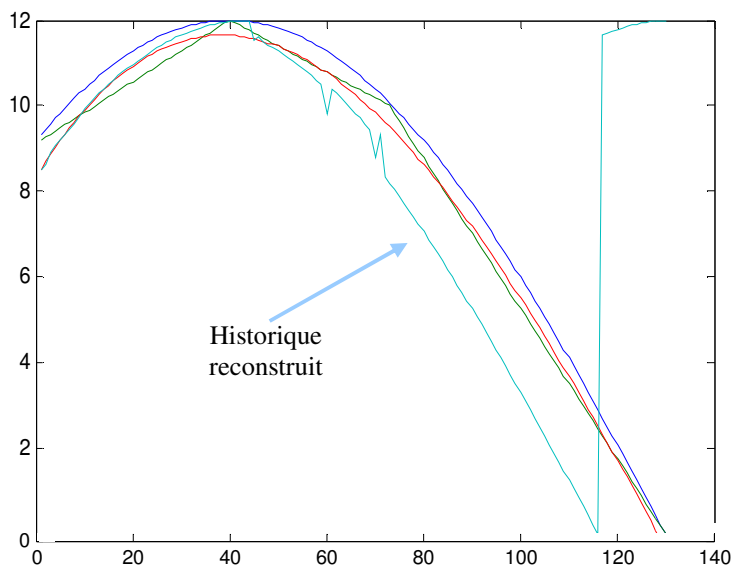


Figure 72 : Première tentative de reconstruction de la courbe d'usage

Nous remarquons sur la Figure 72 que dans l'intervalle $[0,80]$, une mesure de diamètres de trous se situant sur l'axe des ordonnées, pourra donner deux valeurs sur l'axe des abscisses. Par conséquent nous aurons, pour un même diamètre de trou, deux instants de production.

Pour améliorer la reconstruction, l'idée est de classer séparément les données des parties A et B, Figure 73. Pour cela, nous déterminons dans un premier temps l'intervalle qui comporte des valeurs similaires (Partie A). Ensuite, l'algorithme classe de façon décroissante les données ne faisant pas partie de cet intervalle (Partie B). Enfin, nous ordonnons les valeurs restantes dans la partie A.

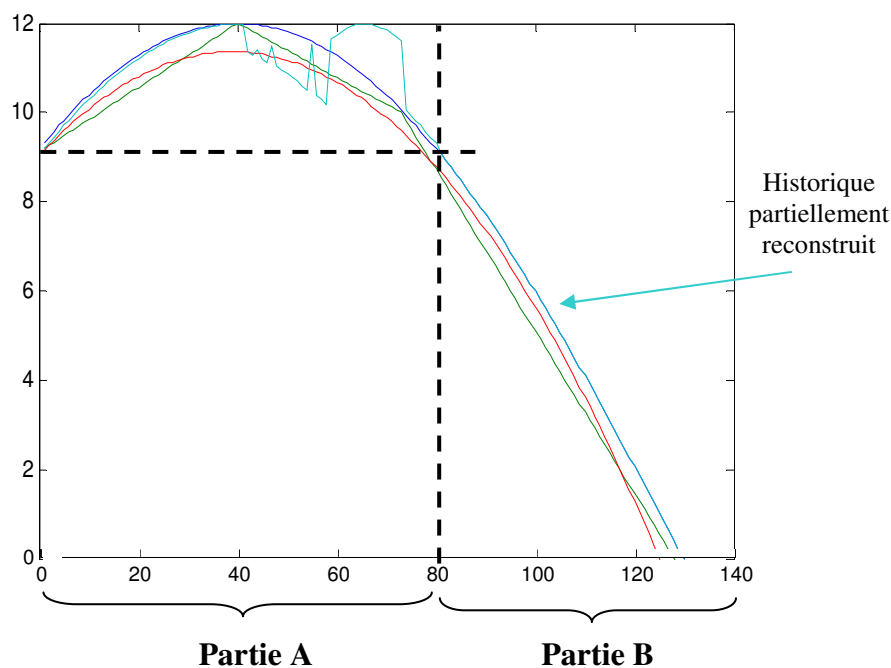


Figure 73 : Reconstruction partielle de la courbe d'usinage (sans bruit)

Notons que la courbe de l'historique reconstruit, pour la partie B, est superposée à la courbe d'origine. Concernant la partie A, la reconstruction de la première moitié se trouve très proche de la courbe d'origine ; tandis que pour la seconde, nous sommes, une nouvelles fois, confrontés au rejet de points en fin de classement.

Pour ne plus avoir le problème de données non utilisées et placées en fin de fichier, nous rangeons celles-ci de telle manière que les données d_i comprises dans l'intervalle de longueur n , soient classées comme suit : d_1, d_n, d_2, d_{n-1} et ainsi de suite, les améliorations sont visibles à la Figure 74, page suivante.

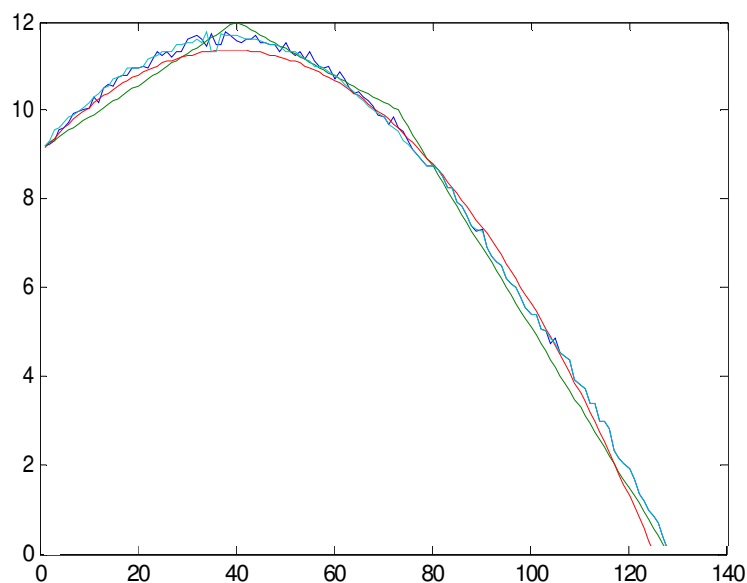


Figure 74 : Reconstruction totale courbe usinage (avec bruits)

En ce qui concerne les résultats, sur une cinquantaine de tests, nous obtenons, pour un lot de production de 130 pièces et dans le pire des cas, une moyenne de soixante erreurs, avec une imprécision maximale de plus ou moins cinquante cinq pièces.

Néanmoins, la majeure partie des erreurs de classement se situe en début d'usinage, où les pièces sont conformes (rappel : un produit est non-conforme lorsque son diamètre de perçage est inférieur à 7 mm). Dès lors, ces erreurs n'auront aucune influence sur les résultats, puisque par la suite, nous nous intéresserons qu'aux pièces non-conformes.

IV.3.5 Discussion sur les résultats obtenus

Les résultats précédemment obtenus ne sont pas très probants, quant à l'efficacité de notre module de reconstruction. Ceci est dû :

- à la précision du modèle de référence ; une loi d'usure connue nous donnera une vision plus précise qu'un modèle obtenu par la connaissance d'un expert,
- et surtout, au type d'évolution du paramètre sur lequel on applique le module de reconstruction. Il est évident, que la reconstruction de l'évolution d'un paramètre ayant une valeur correspondant à plus d'un instant de production donnera des résultats entachés d'imprécision.

Par conséquent, pour tenter d'améliorer les résultats précédemment obtenus, nous devons ajouter de l'information, nous donnant une connaissance supplémentaire sur l'évolution du paramètre à reconstruire. Cette idée est développée lors des perspectives.

Nous avons vu dans le paragraphe IV.2.5, qu'un produit est non-conforme quand son diamètre de perçage est inférieur à la valeur limite de 7 mm. Par conséquent, toutes les pièces dont les diamètres du trou se trouvent au-dessus de cette valeur limite sont considérées comme conformes. Nous verrons dans le paragraphe suivant que cette affirmation n'est pas totalement vraie.

IV.4 DÉTERMINATION DES PIÈCES NON-CONFORMES – LA TRAÇABILITÉ PRODUIT POSSIBILISTE

IV.4.1 Introduction

Nous avons défini dans la partie IV.2.5, les conditions nécessaires pour qu'une pièce soit conforme. Pour distinguer les pièces bonnes des pièces rebutées pendant l'usinage, nous utilisons notamment un seuillage (les pièces dont le diamètre du trou est inférieur à 7mm seront rebutées). Nous appliquons ce seuillage à un historique reconstruit, Figure 75.

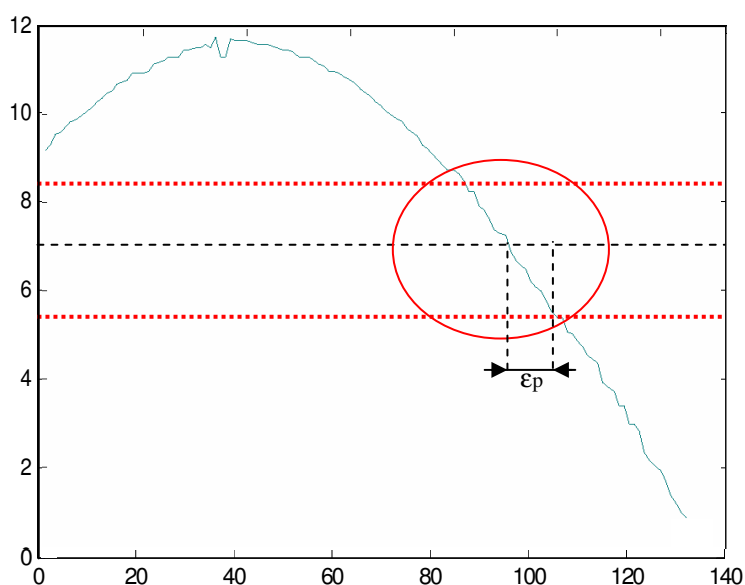


Figure 75 : Bande où les données et leur nature restent à déterminer

La bande relative au seuillage est déterminée grâce à l'erreur de précision (ϵ_p), précédemment calculée, voir Tableau 7, page 122. Pour cet exemple, la bande a été définie dans le cas où, lors de la production, il n'y a pas eu de changement d'outil ; ce qui, selon les résultats du tableau, nous donne une erreur de précision maximale de neuf pièces.

Ainsi, en appliquant le seuillage sur un historique reconstruit, nous ne pouvons assurer que les pièces, dont le diamètre du trou se situant dans l'intervalle, défini par ϵ_p , soient uniquement des rebuts ou exclusivement des pièces conformes. Par conséquent, il persiste une

zone où l'historique des données est imprécis, ce qui engendre que la nature de ces dernières est incertaine.

De ce fait, pour affirmer ou infirmer qu'une pièce est rebutée, nous devons utiliser des méthodes caractérisant les imperfections de l'information et ainsi obtenir une connaissance plus approfondie de la nature de la pièce. Pour ce faire nous utiliserons la théorie des ensembles flous, la théorie des possibilités, ainsi que les fonctions d'appartenances définies au chapitre III.

Remarque : en supposant qu'après un changement d'outil les pièces produites sont toujours correctes, les fonctions d'appartenance auront donc la forme ci-dessous :

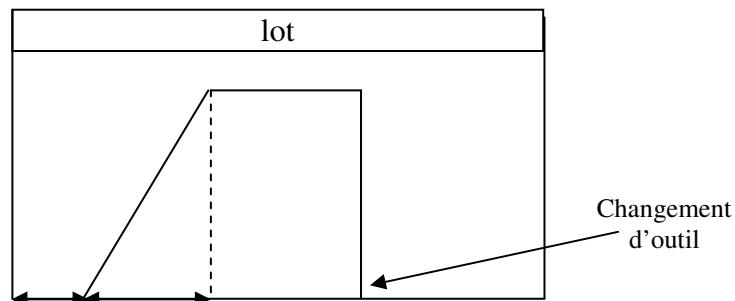


Figure 76 : Fonction d'appartenance avec changement d'outil.

Toujours d'après notre exemple, nous obtenons la fonction d'appartenance ci-dessous :

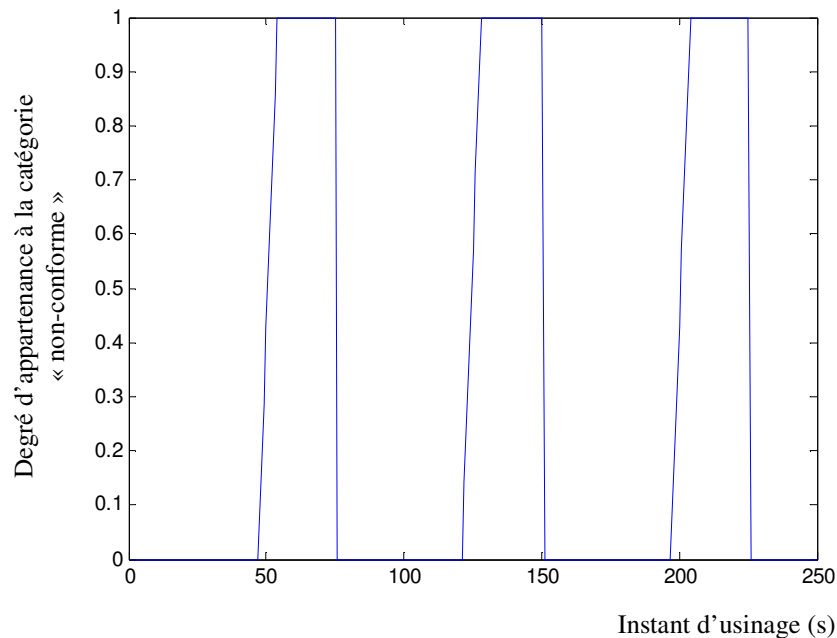


Figure 77 : Fonction d'appartenance des pièces non-conformes lors d'une production.

Cette fonction d'appartenance permet de situer les pièces non-conformes (degré d'appartenance égal à 1), conformes (degré d'appartenance égal à 0) et dont l'état est indéterminé (compris entre 0 et 1).

En appliquant la théorie des possibilités, associée à l'utilisation des sous-ensembles flous, nous obtenons un modèle plus souple et plus performant pour la prise en compte de l'incertitude incluse dans des informations imprécises.

Ici, la combinaison de ces deux théories nous permet d'une part, d'évaluer l'instant à partir duquel la nature des données devient imprécise : données se trouvant proches de la « frontière de conformité, non-conformité », et d'autre part, de quantifier la véracité de l'affirmation « cette pièce est un rebut ».

Selon l'exemple de la Figure 78, nous obtenons une certitude et une précision sur les informations suivantes : « la pièce n°128 sera considérée comme un rebut à un peu moins de 90% », tandis que « la pièce n°199 sera considérée comme bonne », avec un degré d'appartenance à la catégorie non-conforme de 6%.

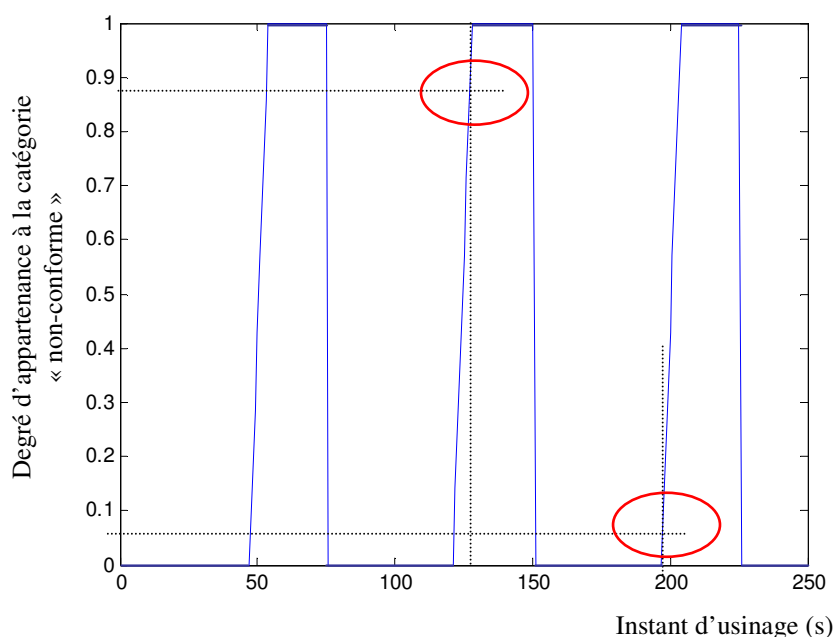


Figure 78 : Application de la théorie des possibilités

IV.4.2 Détermination de la suppression d'une pièce

IV.4.2.1 La pièce incriminée est un rebut

Considérons la variable linguistique (V, X, T) où $X=[0, 250]$ et V est l'instant de la suppression d'une pièce. Supposons que cet instant soit indiqué par l'opérateur comme $O = \text{« aux alentours de 210 »}$, avec une représentation triangulaire $T = (220, 5, 5)$ comme indiqué sur la Figure 79. Nous en déduisons, grâce à la fonction d'appartenance, que la pièce produite à l'instant « 210 » appartient à cent pour cent à la classe des pièces non-conformes ; par conséquent sa possibilité est donnée par $\Pi(O) = 1$ (a).

Sa nécessité donne une certitude sur sa véracité et est calculée par l'équation : $N(A)=1-\Pi(\bar{A})$, l'événement inverse est impossible : on est sûr que suivant l'emplacement de la pièce, cette dernière est défectueuse donc $\Pi(\bar{A}) = 0$, d'où $N(O) = 1 - 0 = 1$ (b).

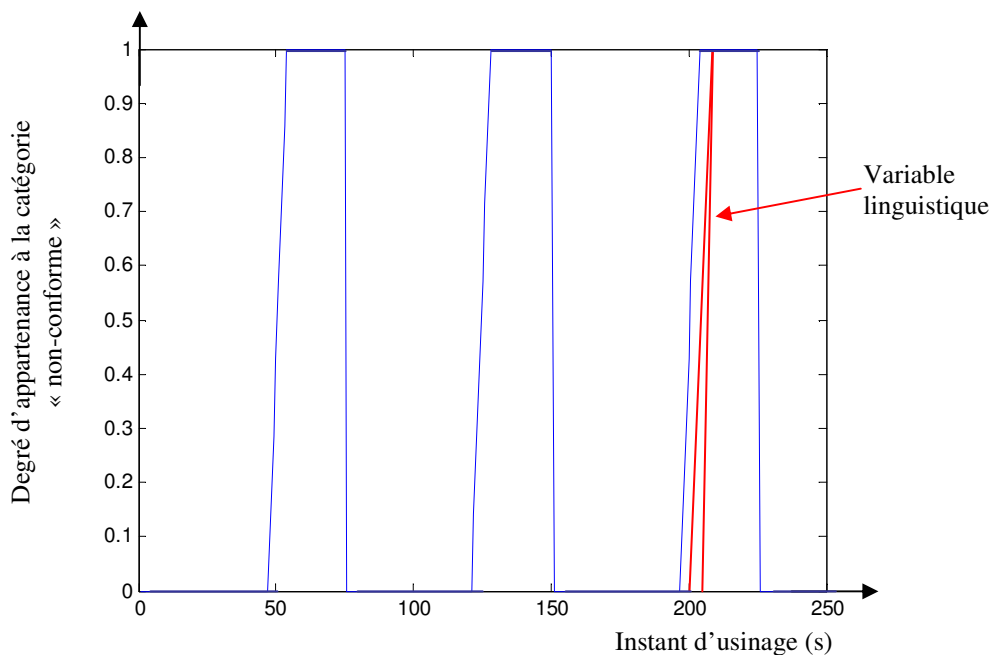


Figure 79 : Variable linguistique représentant l'instant de suppression d'une pièce

De ces résultats, nous déduisons de (a), que l'information observée est complètement possible et le calcul de la nécessité (b) nous renseigne sur le fait que cette information est avérée. D'une manière plus littérale, nous pouvons affirmer que : « la pièce ôtée à l'instant « 210 » est défectueuse ».

IV.4.2.2 La pièce incriminée n'est peut être pas un rebut

Considérons, maintenant, la variable linguistique (V, X, T) où $X=[0, 250]$ et V est l'instant de la suppression d'une pièce. Supposons, cette fois, que cet instant soit indiqué par

l'opérateur comme $O = \text{« aux alentours de 125 »}$, avec une représentation triangulaire $T = (125, 35, 15)$ comme indiqué sur la Figure 80. Nous en déduisons, grâce à la fonction d'appartenance, que la pièce produite à l'instant « 125 » appartient à un peu moins de soixante dix pour cent à la classe des pièces non-conformes ; par conséquent sa possibilité est donnée par $\Pi(O) = 0,68$ (a). La possibilité que l'on ait l'événement $\bar{A}$ contraire est supérieur à zéro, d'où $0 < N(O) < 1$ (b)

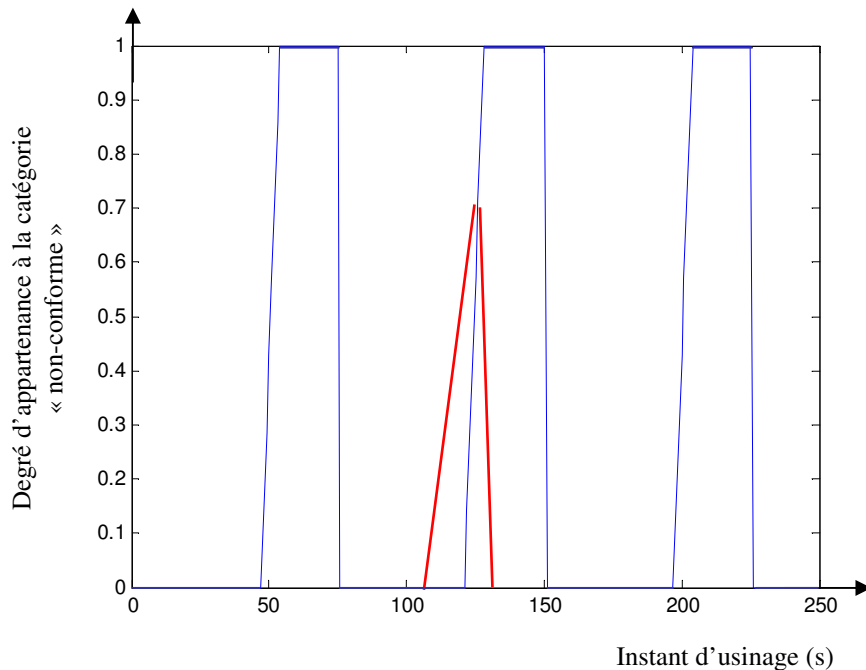


Figure 80 : Variable linguistique représentant l'instant de suppression d'une pièce

De ces résultats, nous déduisons de (a), que l'information observée est possible et le calcul de la nécessité (b) nous renseigne sur le fait que nous devons prendre cette information avec prudence. Ainsi, nous ne pouvons affirmer que la pièce ôtée à l'instant « 125 » soit défectueuse.

IV.5 CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'application de notre méthodologie permettant d'obtenir une traçabilité possibiliste du produit associé au procédé. Pour réaliser cette application, nous nous sommes basés sur les problèmes liés au cas d'étude de l'atelier de production de supports de traverse arrière pour véhicules Citroën de la fonderie PSA Peugeot-Citroën.

Lors du développement de cette application, nous avons souhaité ne pas nous restreindre à un seul type de process industriel. Nous avons donc développé différents modules afin de pouvoir construire son propre système à simuler. On y trouve :

- un module de production : où la production s'effectue unitairement,
- un module de traitement thermique : où les pièces sont traitées par lot (aléatoire ou non)
- un module stockage qui permet de simuler en partie une perte de la trace du produit.

Nous avons introduit des modules de pertes produits et de perte temps : servant à simuler, respectivement, l'intervention de l'OH sur le procédé et la mauvaise gestion des bases de données.

Ce dernier chapitre nous a permis de valider notre méthodologie au travers de la simulation d'un système usinant des pièces et les traitant thermiquement. L'ensemble des liens, entre les différentes informations de production, étant établis, la traçabilité du coupable peut être appliquée. À partir de ce résultat, nous pouvons ajouter une brique à l'édifice d'un système de diagnostic par traçabilité :

- possédant les liens suffisants entre les différentes bases de données et ateliers de production,
- connaissant le parcours temporel approché (selon le contexte) d'un produit tout au long de sa production

Nous disposons de suffisamment d'informations nous permettant de suivre l'intégralité d'une production. Surveiller, n'est pas suffisant, il faut adjoindre au système de supervision la fonction de diagnostic permettant d'identifier, localiser et pronostiquer tout éventuel fonctionnement anormal. C'est pour cette raison qu'il pourrait être intéressant, pour les travaux de recherche à venir, de créer un module permettant à l'opérateur humain, de pouvoir rejouer les scénarii d'une production. Le but serait de pouvoir tester des hypothèses, en faisant jouer des scénarii, afin d'observer et mesurer l'évolution du système. Cela permettrait également la visualisation des phénomènes émergents que l'on ne peut pas imaginer/prévoir a priori. Cette visualisation aiderait à la compréhension du système et de sa dynamique.

CONCLUSION GÉNÉRALE

ET PERSPECTIVES

Dans ce mémoire, nous nous sommes consacrés à l'étude et à la conception d'un outil d'aide à la traçabilité industrielle adapté à l'Opérateur Humain. Après avoir souligné l'inutilisation des méthodes de diagnostic lorsque la trace de l'Information n'est pas assurée durant une production ; nous nous sommes attachés à proposer une méthodologie basée sur un nouveau type de traçabilité : la « traçabilité approchée temporelle possibiliste » afin de répondre, en permanence, au besoin du suivi de l'Information.

Au premier chapitre, nous avons donné un aperçu des techniques habituellement utilisées pour résoudre des problématiques de diagnostic. La première partie de ce chapitre a été dédiée à l'explication de notre cas d'étude : la production de supports de traverse. Dans la deuxième, nous avons présenté les Systèmes Automatisés de Production. La troisième partie, a permis d'établir un lexique des mots clés les plus importants en supervision, étant donné la diversité des définitions trouvées dans les différents travaux. La quatrième partie classe les techniques de surveillance. Nous avons présenté, d'une part, les méthodes sans modèles, c'est-à-dire : les outils statistiques, les méthodes à base de connaissances et les techniques de reconnaissance des formes et, d'autre part, celles qui utilisent un modèle, à savoir les méthodes d'estimation d'état et d'estimation paramétrique. Le point récurrent pour l'application de ces méthodes est l'utilisation des données et des mesures provenant du système. Si ces informations, stockées dans de larges bases de données, ne sont pas correctement répertoriées, enregistrées, gérées et enfin restituées, cela engendre une incidence importante pour l'obtention d'un diagnostic robuste et précis. C'est ce que nous nous sommes efforcés de démontrer dans la dernière partie, à travers notre cas d'étude.

Le second chapitre a proposé un état de l'art afin de définir le terme « traçabilité », ainsi que les différents types de traçabilité pouvant exister selon le cas dans lequel on se place. Dans ce chapitre nous avons classé la traçabilité en deux types :

- la première que nous avons appelée « traçabilité du coupable » sert à rappeler les produits non-conformes,
- la seconde : la « traçabilité de suivi » permet aux fabricants de disposer d'un ensemble d'informations leur fournissant la possibilité de suivre au mieux les étapes de fabrication, dans l'optique d'une meilleure visibilité de leur installation.

Dans la seconde partie de ce chapitre, nous nous sommes attardés sur les divers outils permettant d'obtenir les informations utiles à l'élaboration d'une traçabilité. Les intérêts d'avoir un système de traçabilité ont également été détaillés. Si l'état de l'art de la traçabilité s'enrichit constamment, très peu de travaux portent sur des systèmes permettant de « reconstruire », « retrouver » la traçabilité et leurs implantations. Nos travaux ont essayé de compléter ce manque C'est ce que nous avons essayé de compléter par nos travaux présentés aux Chapitres III et IV.

Pour répondre au besoin identifié au Chapitre I et confirmé par l'état de l'art de la traçabilité, nous avons proposé au Chapitre III notre contribution à la conception d'un outil d'aide à la traçabilité pour procédés industriels. Les travaux de recherches ont porté tout d'abord sur la dénomination d'un nouveau type de traçabilité : la « traçabilité approchée (temporelle) possibiliste », au travers duquel, nous utilisons les théories des ensembles flous et des possibilités. Le Chapitre IV en est l'application.

Le travail réalisé à ce jour n'est pas une fin en soi et les perspectives de recherche sont nombreuses aussi bien dans le domaine de la supervision adaptée à l'homme que des nouvelles technologies permettant de tracer l'information. Un système de supervision doit être vu comme un système d'informations pour toute l'entreprise. De ce fait, il convient de s'intéresser à d'autres utilisateurs (que les opérateurs) des informations provenant du procédé.

Au chapitre III, nous avons expliqué la raison pour laquelle nous avons adopté la modélisation par variable linguistique, afin de déterminer les instants d'apparition d'événement non mesurés, dus à l'intervention de l'Opérateur Humain. Toutefois, il nous semble intéressant d'envisager l'utilisation des chroniques pour modélisation et la représentation de ce type d'événements. L'avantage majeur des chroniques est que l'aspect temporel est pris en compte à travers la spécification de contraintes temporelles entre les événements en provenance du système surveillé. Un autre avantage est l'expressivité du

formalisme. Celui-ci permet en effet d'exprimer des scénarii génériques (comme la suppression de pièces par un opérateur humain) du type « occurrence de n événements du même type dans un intervalle de temps donné » [Dousson, 02].

Par conséquent, dans la continuité de ce travail, nous nous attacherons à associer un degré de confiance aux chroniques afin d'obtenir une plus grande souplesse dans la modélisation de la connaissance de l'Opérateur Humain.

Les connaissances de l'expert, nous permettent d'obtenir le modèle de référence. Cependant, ces connaissances peuvent être entachées d'imperfection. Ainsi pour donner la possibilité à l'expert de représenter l'imperfection et l'incertitude de son modèle, nous trouvons très intéressant et utile d'envisager la détermination d'une zone floue autour du modèle expert, comme représenté à la Figure 81.

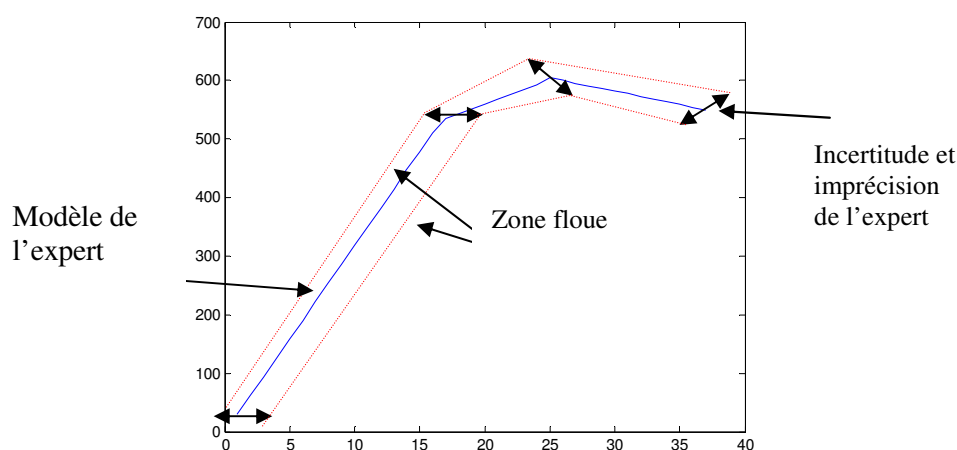


Figure 81 : Perspective sur la représentation d'un modèle flou de l'expert

Nous avons expliqué au paragraphe IV.3.5, que pour tenter d'améliorer les résultats obtenus, nous devons ajouter de l'information, nous donnant une connaissance supplémentaire sur l'évolution du paramètre à reconstruire. Cela consisterait à relever l'évolution d'un second paramètre, mesurable et variable dans le temps, et corrélé au premier paramètre (par exemple, mesure de la température de l'outil de perçage). Ce paramètre apportera une connaissance supplémentaire sur l'évolution de la production au travers du temps.

De plus, lors de la reconstruction de la traçabilité, nous avons pris en considération que le modèle de référence contenait au plus un extremum. Ainsi, il serait envisageable et intéressant d'appliquer au module de reconstruction de l'historique, un modèle de référence

ayant une valeur de paramètre correspondant à plus de deux instants de production, et d'étudier les résultats d'une telle reconstruction.

Enfin, ayant un modèle temporel approché du produit et disposant donc d'informations supplémentaires au suivi de la production, l'objectif suivant sera de reprendre nos premiers travaux concernant l'analyse et la conception d'un outil d'analyse des causes de défaillances, appliqué à la chaîne de moulage produisant des supports de traverse pour véhicules Citroën.

ANNEXES

A.1. LES PLANS D'EXPÉRIENCES

Nous nous sommes intéressés aux Plans d'Expériences pour déterminer l'influence de paramètres sur la qualité de la production. Ces derniers permettent de hiérarchiser l'influence relative des différents facteurs sur une production et donc d'identifier les axes prioritaires d'action et les paramètres optimaux pour que le système soit le plus stable et le plus robuste possible. L'annexe A.1 revient sur les principes des Plans d'Expériences.

A.1.1. Introduction

« On réfléchit beaucoup avant de réaliser les essais, et ceci pour précisément avoir à moins réfléchir et à moins se poser de questions après la réalisation des essais ». [Deniélou, Guy].

Le terme plan d'expériences¹⁸ vient de l'anglais « *Design of Experiments* » qui se traduit par conception des expériences. En fait, la méthode englobe aussi bien la définition des séquences d'essais à réaliser pour étudier un problème donné que l'analyse algébrique et statistique, des résultats de ces essais. Selon la définition donnée par [Fisher, 66], les plans d'expériences constituent « un essai technologique d'utilisation maximale des données ».

Développés par des agronomes au milieu du XX^{ème} siècle, les plans d'expériences se sont généralisés dans les milieux industriels [Taguchi, 86]. La méthode définit, grâce à un choix optimal des essais, une relation (modèle statistique) entre une série de paramètres et une ou plusieurs réponses. On voudra, par exemple, déterminer l'influence de paramètres sur la qualité de production.

L'une des différences majeurs entre les méthodes classiques de réalisation d'essais et la méthode plan d'expériences réside dans le fait que dans la première, quiconque conduit des expériences suit un plan d'étude afin de hiérarchiser sa progression, mais avance souvent à l'intuition ou encore dans un ordre aléatoire. Ainsi, la recherche de l'effet des différents facteurs se fait de manière séquentielle et souvent non planifiée – changeant la valeur ou le niveau, d'un seul facteur à la fois, d'un essai à l'autre. Alors que dans la seconde méthode,

¹⁸ Nous définissons l'expérience comme une connaissance acquise par une longue pratique jointe à l'observation, aux épreuves, aux essais, effectués pour démontrer ou vérifier un phénomène.

plusieurs facteurs à la fois changent de niveau. L'interprétation ne se fait plus « résultats d'essai par résultats d'essai », mais à partir de l'ensemble des résultats.

A.1.2. Intérêts des plans d'expériences

De nombreux intérêts résultent de l'application des plans d'expériences :

- ils sont rapides et faciles à mettre en œuvre puisqu'il s'agit simplement d'appliquer une méthode définie,
- les phénomènes difficilement modélisables, tels que le comportement d'un système quelconque vis à vis d'une multitude de facteurs, sont étudiés sans connaissances pointues dans un domaine spécifique,
- un système du type « boîte noire » peut être modélisé et réglé efficacement sans connaître ses caractéristiques propres, mais toujours en ayant une estimation des limites physiques de l'ensemble,
- les facteurs étudiés peuvent être quantitatifs (température, pression, temps, etc.) ou qualitatifs (lots de matière, modes opératoires, etc.),
- ils permettent d'étudier en même temps plusieurs réponses caractérisant les performances du système. En général, chaque réponse dépend de plusieurs facteurs à la fois et ils identifient les meilleures combinaisons de niveaux des facteurs,
- ils permettent de hiérarchiser, de façon chiffrée, l'influence relative des différents facteurs sur la réponse étudiée, et donc d'identifier les axes prioritaires d'action et les paramètres optimaux pour que le système, produit soit le plus robuste possible,
- ils diminuent le nombre d'essais à réaliser.

A.1.3. Inconvénients des plans d'expériences

Plusieurs contraintes peuvent restreindre l'application des plans d'expériences. Les situations suivantes sont celles que l'on rencontre le plus souvent :

- les résultats d'essais doivent pouvoir être quantifiés : l'exploitation des résultats d'un plan d'expériences relève de la méthode des moindres carrés. Cette méthode exige que les résultats soient exprimés ou traduits par des valeurs quantitatives.
- les facteurs doivent être maîtrisés lors de l'expérimentation : c'est-à-dire que l'on doit imposer simultanément à chacun des facteurs un niveau prédéfini dans le plan. Dans la pratique, il n'est pas rare de se trouver dans une configuration où un plusieurs facteurs ne sont pas maîtrisables au cours des essais. Dans ces

conditions, les valeurs des facteurs non maîtrisable ou mal maîtrisés seront mesurées et pris en compte lors de l'exploitation des résultats en utilisant des méthodes spécifiques d'analyse statique.

- le système doit être stable : la non-stabilité du système provient de facteurs cachés, non-maîtrisés et non pris en compte dans l'analyse. Si la stabilité du système ne peut pas être assurée, il est alors nécessaire d'identifier le ou les facteurs cachés avant d'engager les essais, de les intégrer dans le modèle, d'en mesurer les valeurs prises au cours des essais, pour estimer leur influence et celle des autres facteurs.
- les perturbations de la fabrication doivent être acceptables : la mise en oeuvre d'un plan d'expériences en production peut engendrer des risques pour certains processus de fabrication à cause des changements de configurations importants du système d'un essai à l'autre (rebuts, dégâts matériel, etc.) : dans ce cas, on préfère recourir à des méthodes d'expérimentation séquentielles (méthode du Simplexe), permettant de trouver une solution sans trop perturber le système.

A.2. LE DATA MINING

Nous nous sommes tournés vers les méthodes de Data Mining, parallèlement aux Plans d'Expériences, pour pouvoir analyser notre large base de données, afin d'obtenir des corrélations et/ou des tendances pour interpréter nos données. L'annexe A.2 détaille les avantages et les inconvénients, de manière non exhaustive, les méthodes de fouilles de données.

A.2.1. Origine du Data Mining

Le Data Mining (DM, ou fouille de données) a vu le jour dans les années 80, quand les professionnels ont commencé à se soucier des grands volumes de données informatiques inutilisables tels quels par l'entreprise. Le DM d'alors consistait essentiellement à extraire de l'information de gigantesques bases de données de la manière la plus automatisée possible ; contrairement à aujourd'hui où le Data Mining consiste à l'analyse qui suit l'extraction.

A.2.2. Distinction entre données et connaissance

La donnée : une données décrit des exemples ou des événements précis. Elle peut être recueillie par écrit ou de manière automatique. Son exactitude peut être vérifiée par référence au monde réel. Un exemple illustrant cette définition est le détail des achats d'un client tels qu'ils apparaissent sur un ticket de caisse.

La connaissance : une connaissance décrit une catégorie abstraite. Chaque catégorie peut couvrir plusieurs exemples. Des experts sont nécessaires pour recueillir et formaliser la connaissance : l'interprétation des données relatives à un client peut conduire à le classifier comme un bon client ou comme un client à risque.

A.2.3. Définitions du DM

On trouve pléthore de définitions générales du data mining :

Définition 1 : extraction d'informations originales, auparavant inconnues et potentiellement utiles, à partir de données, [Frawley et al., 91].

Définition 2 : découverte de nouvelles corrélations, tendances et modèles par le tamisage d'un large volume de données, [Page].

Définition 3 : processus d'aide à la décision où les utilisateurs cherchent des modèles d'interprétation dans les données, [Parsaye et al., 93].

Définition 4 : exploration et l'analyse, par des moyens automatiques ou semi-automatiques, d'un large volume de données afin de découvrir des tendances ou des règles, [Berry, 04].

Définition 5 : process non-élémentaire de mises à jour de relations, corrélations, dépendances, associations, modèles, structures, tendances, classes, facteurs obtenus en navigant à travers de grands ensembles de données, [Jambu, 99].

Définition 6 : torture de l'information jusqu'à ce qu'elle avoue, [Chorafa, 85].

Le DM correspond donc à l'ensemble des techniques et des méthodes qui à partir de données permettent d'obtenir des connaissances exploitables ; il est donc dissocié du Data Warehousing (entrepôt de données). Plus généralement, les spécialistes du domaine considèrent que la « découverte de connaissances dans les bases de données », ou Knowledge Discovery in Database (KDD), englobe tout le processus d'extraction de connaissances à partir des données. Le mot connaissance est compris ici comme étant un ensemble de relations (règles, phénomènes, exceptions, tendances...) entre des données. Le DM est, par conséquent, l'une des étapes du processus de découverte de connaissances dans les bases de données, celle qui recouvre uniquement l'extraction des connaissances à partir des données.

De manière générale, on peut définir le DM comme l'extraction d'informations ou de connaissances originales, auparavant inconnues, potentiellement utiles à partir de gros volumes de données.

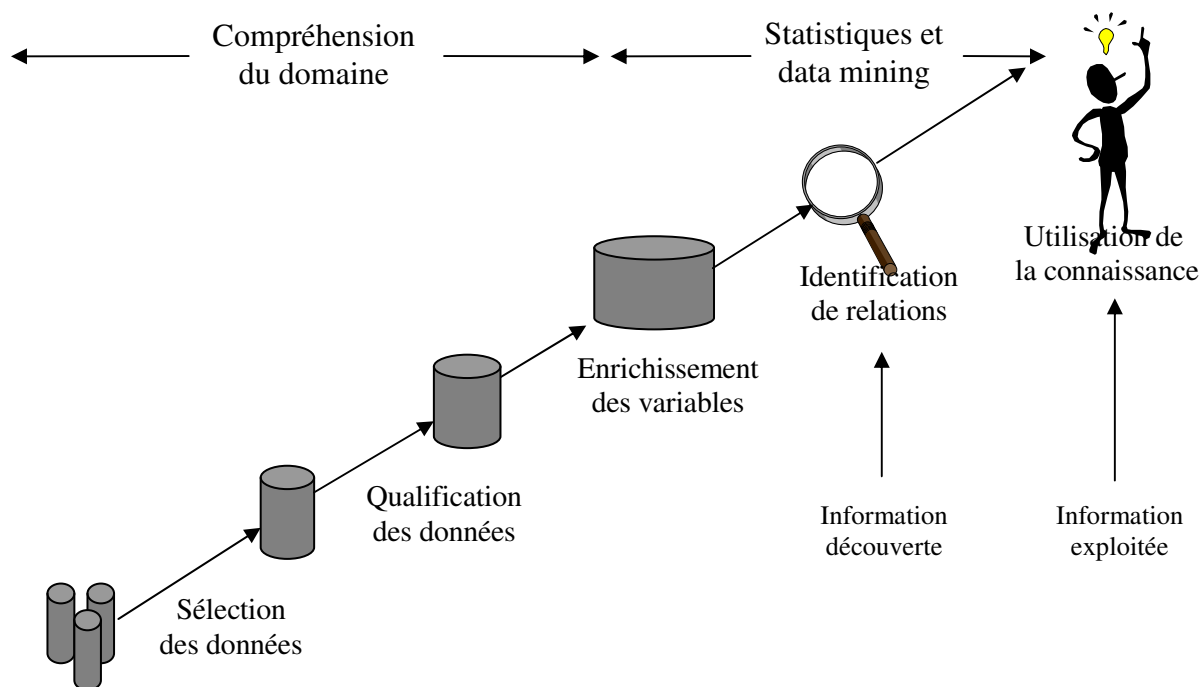


Figure 82 : La découverte de connaissances dans les bases de données

A.2.4. Le DM et les statistiques

En théorie, le DM s'appose aux statistiques. En effet, les algorithmes de DM sont exploratoires, c'est-à-dire qu'ils cherchent tous azimuts, alors que les statistiques sont confirmatoires, c'est-à-dire qu'elles interviennent pour vérifier une hypothèse. Dans la pratique, rares sont les techniques de DM réellement exploratoires. Les outils de DM utilisent les mêmes fondements théoriques que les techniques statistiques traditionnelles. Ils s'appuient sur des principes relativement similaires en introduisant un zeste d'intelligence artificielle et d'apprentissage automatique.

A.2.5. Types de variables traitées

Les types de variables conditionnent fortement les techniques utilisées dans le processus de DM. Ainsi, les variables, parfois appelées attributs, décrivant un cas peuvent être de plusieurs types :

Types de variables	Caractéristiques
Disjonctives	Prend 2 états : vrai ou faux
Catégories non ordonnées	Ne contenant pas de notion d'ordre couleur du ciel
Catégories ordonnées	Peuvent être classées : tranches horaires
Continues	Prend des valeurs numériques sur lesquelles des calculs, tels que la moyenne, peuvent être effectués.

A.2.6. Regroupement des méthodes de DM

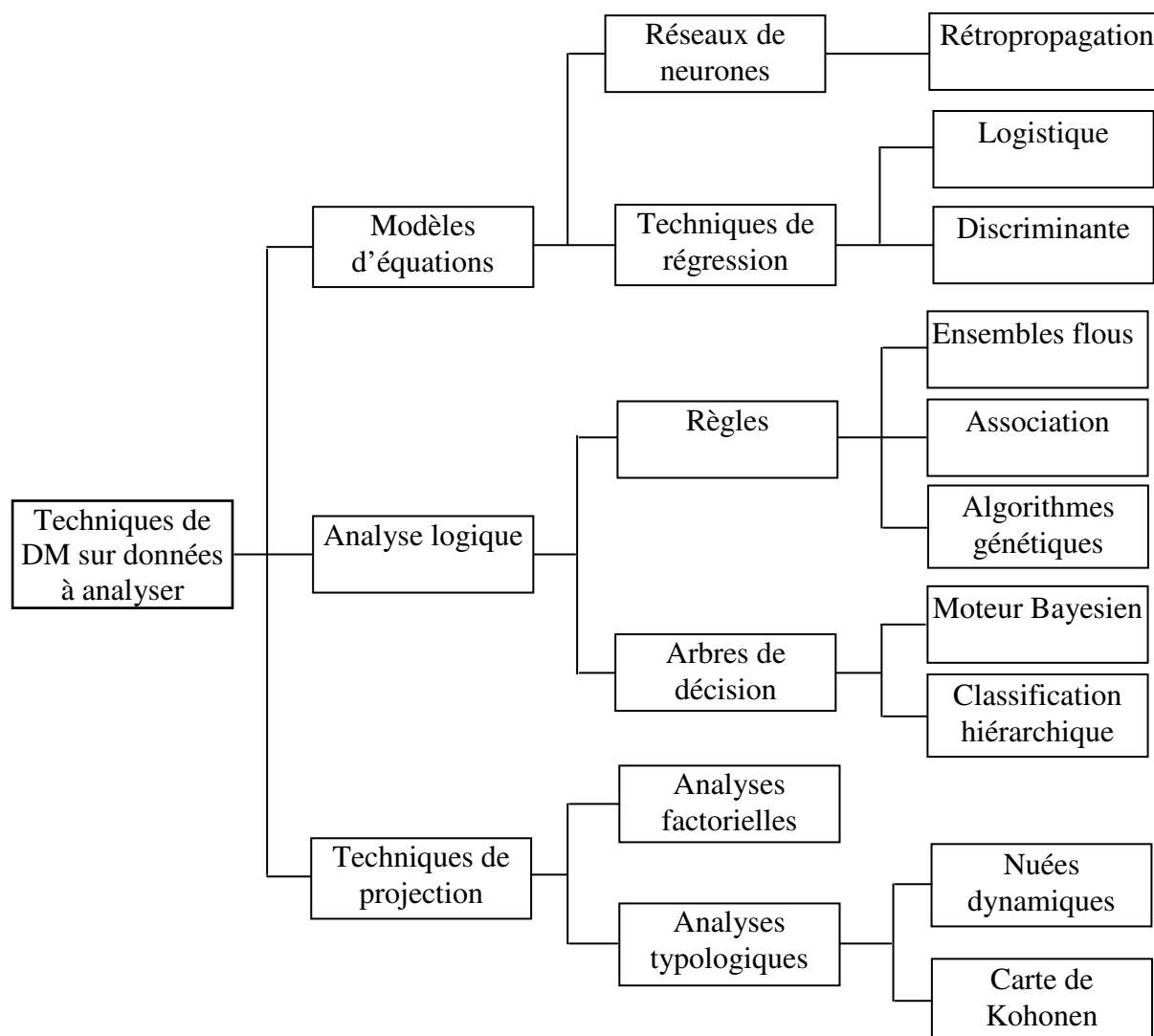


Figure 83 : Techniques de DM sur données analysées

A.2.7. Tableau comparatif des différentes méthodes : [Vellemans et al., 04]

	AVANTAGES	INCONVÉNIENTS
Méthodes basées sur les arbres de décision	Facile d'emploi lorsque l'on possède toutes les données (peu nombreuses) et leur relations (simples). Il est facile de comprendre et d'interpréter un arbre (puisque chaque chemin amène à une feuille). Les arbres de décisions manipulent très bien les données non-numériques (ce qui évite la transformation de variables). Temps de calcul réduit et interprétation simple, menant à une prise de décision rapide. Peu sensible aux données extrêmes.	Il faut posséder l'ensemble des données. Les données ne peuvent pas être représentées avec des relations fortes. La clarté des arbres peut devenir fallacieuse, puisque les branches de l'arbre de décision impliquent une précision qui est rarement reflétée en réalité. Algorithme gourmand (à cause des dédoublements de branches) Ces scissions ou dédoublements sont faites séquentiellement, chaque scission dépend de son prédécesseur. Ainsi toutes les futures

		scissions dépendront de la première. Cela signifie que la solution finale pourrait être très différente si une autre scission est choisie. Les arbres manquent de finesse prédictive.
Méthodes basées sur les règles	Facile d'emploi lorsque l'on possède toutes les données (peu nombreuses) et leur relations (simples). Contrairement aux arbres de décision, les règles ne sont pas nécessairement indépendantes. Peu sensible aux données extrêmes.	Il faut posséder l'ensemble des données. Très grand nombre de règles, difficiles à comprendre, quand appliquées à une base de données volumineuses. Les données ne peuvent pas être représentées avec des relations fortes. A la différence des arbres, les règles produites peuvent ne pas couvrir toutes les situations possibles. Les règles peuvent avoir des prévisions conflictuelles.
Les réseaux de neurones	Utilisés pour des données non- linéaires. La construction du modèle est automatique et direct à partir des données ; elle ne nécessite pas d'intermédiaire comme un expert ou un cognitif. Le réseau de neurones est un modèle sur mesures en fonction des exemples qu'il « voit » : il ne répète pas « bêtement » le passé. Il est robuste. Il n'est pas handicapé par des données bruitées, fausses ou manquantes, celles-ci sont écartées car elles sont incohérentes avec le reste. Ils permettent de modéliser efficacement de grands et complexes problème, dans lesquels il peut y avoir des centaines de variables ayant un grand nombre d'interactions. Ils peuvent être mis en application pour fonctionner sur des ordinateurs parallèles. Une fois exercés, les réseaux de neurones fournissent des prévisions très rapidement. Les réseaux de neurones, tendent à mieux fonctionner, quand le jeu de données est volumineux et que le rapport signal/bruit soit élevé. Aspect « boîte noire » séduisant car spectaculaire. Capacité d'adaptation : apprentissage extrapolable et potentiel d'auto-organisation Capacité de généralisation (surtout en reconnaissance de formes). Simplicité de mise en œuvre pour de nombreux problèmes. Intérêt général dans le cas de problèmes pour lesquels on ne connaît peu d'informations a priori. Apprentissage automatisé, fort pouvoir prédictif, capacité d'accepter des colinéarités (lorsque les données d'une colonne sont la combinaison linéaire d'une ou plusieurs autres) et des milliers de données. Spectre d'utilisation très large.	Incapacité d'expliquer les relations trouvées (causes à effets). Pas facilement interprétables. Il n'y a aucun raisonnement explicite donné pour le cheminement des décisions ou des prévisions Il faut que les données non-numériques soient converties en données numériques. Il faut avoir une puissance de calcul suffisante pour pouvoir mettre cette méthode en œuvre. Ils tendent à accroître les données d'apprentissage, lorsque les mesures ne sont pas rigoureuses. Ils requièrent un temps d'apprentissage important. Leur flexibilité est telle qu'ils trouveront beaucoup de modèles faux, lorsque le rapport signal/bruit est bas. Temps de réponse important. Manque de formalisme (le savoir et la compétence sont plus liés à l'expérience qu'à la maîtrise des formalismes théoriques). Manque de recul. Un aspect « boîte noire », qui ne permet pas forcément d'expliquer la façon dont on arrive au résultat. D'où la nécessité que cet outil soit manipulé par un expert métier, car, même s'il n'existe a priori aucun lien raisonnable entre une variable à expliquer et des variables explicatives, le réseau de neurones sera malgré tout capable d'en établir un, ce qui peut parfois être déroutant, voire dangereux si l'utilisateur fait une confiance aveugle à la technique. Risque de sur-apprentissage ; vouloir s'approcher trop près d'une valeur peut conduire à modéliser des cas particuliers, non pertinents.

La logique floue	On peut classer des réponses, en rapport aux résultats désirés. Fidèle aux résultats. Précision assez proche du raisonnement humain, davantage que les systèmes experts	Peu d'applications. Exige des règles pour toutes situations établies, au pire, de façon empirique.
Les systèmes experts	Des applications éprouvées, en entreprise, une grande facilité d'utilisation et de programmation, un « raisonnement » aisément compréhensible par un non-expert.	Un travail important de la part de l'expert est nécessaire pour créer et entretenir le système. En outre, une base de règles s'avère toujours soit partielle car incomplète, soit contradictoire car trop complète
Les K plus proches voisins	Bon pour découvrir les groupes/ les zones. On peut utiliser directement les sources des données (entières), au lieu d'avoir recours à un échantillonnage, pour l'apprentissage. Sont très faciles à comprendre lorsque l'on possède peu de variables. Ils sont utilisés pour la construction de modèles qui impliquent des types de données non standards, tels que le texte (condition pour cela, avoir une métrique appropriée)	Requiert une grande quantité de mémoire (aussi appelé, raisonnement basé sur la mémoire). Il faut avoir toutes les données. Peuvent être extrêmement sensibles aux enregistrements similaires.
Algorithmes génétiques	Bons pour des problèmes de prévisions, impliquant des données non-linéaires. Les algorithmes peuvent être utilisés même s'il manque des données. Permettent d'obtenir des solutions à des problèmes n'ayant pas de méthodes de résolution décrite précisément ou dont la solution exacte (si elle est connue) est trop compliquée pour être calculée en un temps raisonnable. Le mécanisme de résolution et de sélection est indépendant du problème à résoudre – l'algorithme génétique n'exige aucune connaissance de la manière dont résoudre le problème, il est seulement nécessaire de pouvoir évaluer la qualité de la solution. Fournissent des solutions pas trop éloignées de l'optimal.	Identique aux réseaux de neurones. Approche nécessitant une grande puissance de calcul. L'on ne connaît pas la méthode de résolution
Analyse discriminante	Très facile à interpréter	Pas populaire dans le data mining : elle suppose que toutes les variables soient normalement distribuées ; les variables discrètes non ordonnées ne peuvent pas être employées ; les frontières qui séparent les classes sont toutes de formes linéaires.
La régression logique	Utilisée principalement pour la prédiction de variables binaires.	Sa variable de réponse doit être discrète, elle ne peut donc pas être modélisée directement par la régression linéaire. Besoin d'un expert. Laborieux à mettre en œuvre.

Les arbres de décision : Les arbres de décision sont une manière de symboliser une série de règles qui mènent à une classe ou à une valeur.

Le principe des arbres de décision est de représenter une population sous forme de ramifications formant chaque fois des sous-groupes. Ces sous-groupes, partageant une caractéristique commune, sont construits à partir d'une base d'exemples.

L'utilisation la plus courante des arbres reste l'analyse exploratoire, préliminaire à toute modélisation. Ils sont très couramment utilisés pour la sélection des variables principales.

La réponse obtenue est une mise en évidence de corrélations et d'enchaînements hiérarchiques de règles logiques sous forme d'un «arbre».

Des modèles d'arbres de décision sont généralement employés dans le data mining pour examiner les données et pour induire l'arbre et ses règles qui seront employés pour faire des prévisions. Un certain nombre de différents algorithmes peuvent être employés pour la construction d'arbres de décision : CHAID (détection d'interactions automatique Chi-carrée), CART (classification et arbres de régression), Quest, etc.

Des arbres de décision qui sont employés pour prévoir des variables discrètes s'appellent « *arbres de classification* » parce qu'ils placent des exemples dans des classes. Les arbres de décision utilisés pour prévoir les variables continues s'appellent « *arbres de régression* ».

Les bases de règles : L'induction de règles est une méthode pour classifier des cas. Comme les arbres de décision, les méthodes d'induction de règles produisent un ensemble de règles ; mais celles-ci, contrairement aux arbres de décision, sont indépendantes et donc ne forment pas nécessairement un arbre.

Les grilles de score : Linéaires ou à fonctions logistiques, les grilles de scores, comparées aux arbres de décision, sont un peu plus «fines» mais, de par leur caractère seulement additif, ne peuvent rendre compte d'aucune relation multi-variable.

Les réseaux de neurones : (neurones : petits modules de calcul organisés en «couches» constituant un réseau).

Principe : Création d'un modèle reposant sur les données existantes par un réseau apprenant. Les réseaux de neurones sont un outil d'analyse statistique permettant de construire un modèle de comportement à partir d'un certain nombre d'exemples (constitués d'un certain nombre de variables descriptives) de ce comportement. Le réseau de neurones, "ignorant" au départ, réalise un "apprentissage" à partir de ces exemples et devient, par modifications successives, un modèle rendant compte du comportement observé en fonction des variables descriptives.

Dans un tout autre domaine, il est possible d'apprendre à associer des relevés de mesures à des pannes : le prédicteur obtenu réalise une maintenance préventive en indiquant la possibilité de panne dès que les mesures prennent des valeurs qu'il estime suspectes (ou un diagnostic à partir des derniers relevés si on est arrivé trop tard).

Les réseaux neurologiques sont d'intérêt particulier parce qu'ils offrent des moyens de modéliser efficacement de grands et complexes problèmes dans lesquels il peut y avoir des centaines de variables ayant beaucoup d'interactions. Des réseaux de neurones peuvent être employés dans des problèmes de classification (variable événementielle) ou pour des régressions (variable continue).

Techniques les plus utilisées : MultiLayer Perceptron, RadialBasis Function, Kohonen Network

Les systèmes experts : Modèles s'appuyant sur des règles, basés sur le principe « Si...Alors », censés capitaliser l'expertise humaine sur un sujet et donner une réponse à toute situation.

La Logique floue : Alors que les systèmes experts s'arrêtent aux valeurs « vrai » et « faux », la logique floue attribue des scores, ou « pourcentages de part de vérité », à la façon des prévisions météo. Une réponse n'est plus vraie ou fausse, mais a x% de chances d'être vraie.

Les K plus proche voisin : En essayant de résoudre de nouveaux problèmes, les personnes regardent souvent les solutions semblables à des problèmes qu'ils ont précédemment résolus. Les K plus proche voisin (k-NN) sont une technique de classification qui emploie une version de ce même raisonnement. Elle décide dans quelle classe placer un nouveau cas en examinant un certain nombre de cas les plus semblables.

Les réseaux bayésiens : Principe : associer une probabilité d'apparition à un événement étant donnée la connaissance de certains autres événements.
Le réseau bayésien est un graphe orienté dans lequel les nœuds représentent des variables et les arcs les dépendances entre elles. Ils permettent de connaître les probabilités associées aux variables et aux liens de dépendance.

Algorithmes génétiques : ils permettent d'obtenir des solutions à un problème n'ayant pas de méthode de résolution décrite précisément, ou dont la solution exacte, si elle est connue, est trop compliquée pour être calculée en un temps raisonnable. C'est notamment le cas, quand des contraintes, multiples et complexes, (et parfois contradictoires) doivent être satisfaites simultanément, comme par exemple pour constituer des équipes de travail, planifier des tournées de livraison, construire des modèles statistiques, etc.

Ils ne sont pas employés pour trouver des modèles intrinsèquement, mais pour guider plutôt l'apprentissage des algorithmes d'extraction de données tels que les réseaux de neurones. Essentiellement, les algorithmes génétiques agissent en tant qu'une méthode pour exécuter une recherche guidée de bons modèles dans l'espace de solution. Ils s'appellent « algorithmes génétiques » parce qu'ils suivent « bêtement » le modèle de l'évolution biologique dans lequel les membres d'une génération (des modèles) concurrencent pour transmettre leurs caractéristiques à la prochaine génération (des modèles), jusqu'à ce que le meilleur (modèle) soit trouvé, tout en gardant une population identique en volume.

Il s'agit d'une approche un peu brutale, nécessitant une grande puissance de calcul, mais présentant l'immense avantage pratique de fournir des solutions pas trop éloignées de l'optimal, même si l'on ne connaît pas de méthode de résolution.

Analyse discriminante : L'analyse discriminante est la technique de classification mathématique la plus ancienne, éditée par R. A. Fisher en 1936 pour classer les célèbres données Iris. Il est très facile d'interpréter le

modèle résultant parce que tout utilisateur peut déterminer de quel côté de la ligne (ou d'hyperplan) un point se trouve.

L'analyse discriminante n'est pas populaire dans le data mining, pour trois raisons principales :

- ↳ elle suppose que toutes les variables sont normalement distribuées, ce qui n'est pas toujours le cas,
- ↳ les variables événementielles non ordonnées ne peuvent pas être employées,
- ↳ les frontières qui séparent les classes sont toutes de formes linéaires.

A.3. MODÈLES FONCTIONNELS

Nous présentons, sous forme de diagrammes SADT (Structured Analysis and Design Technic), la description « théorique » d'une partie du process. Ils nous ont permis en début d'étude, d'extraire les objectifs du système et de décomposer ceux-ci en niveaux de plus en plus détaillés. Le niveau final est atteint, lorsque les éléments individuels du système peuvent être spécifiés pour la conception du système.

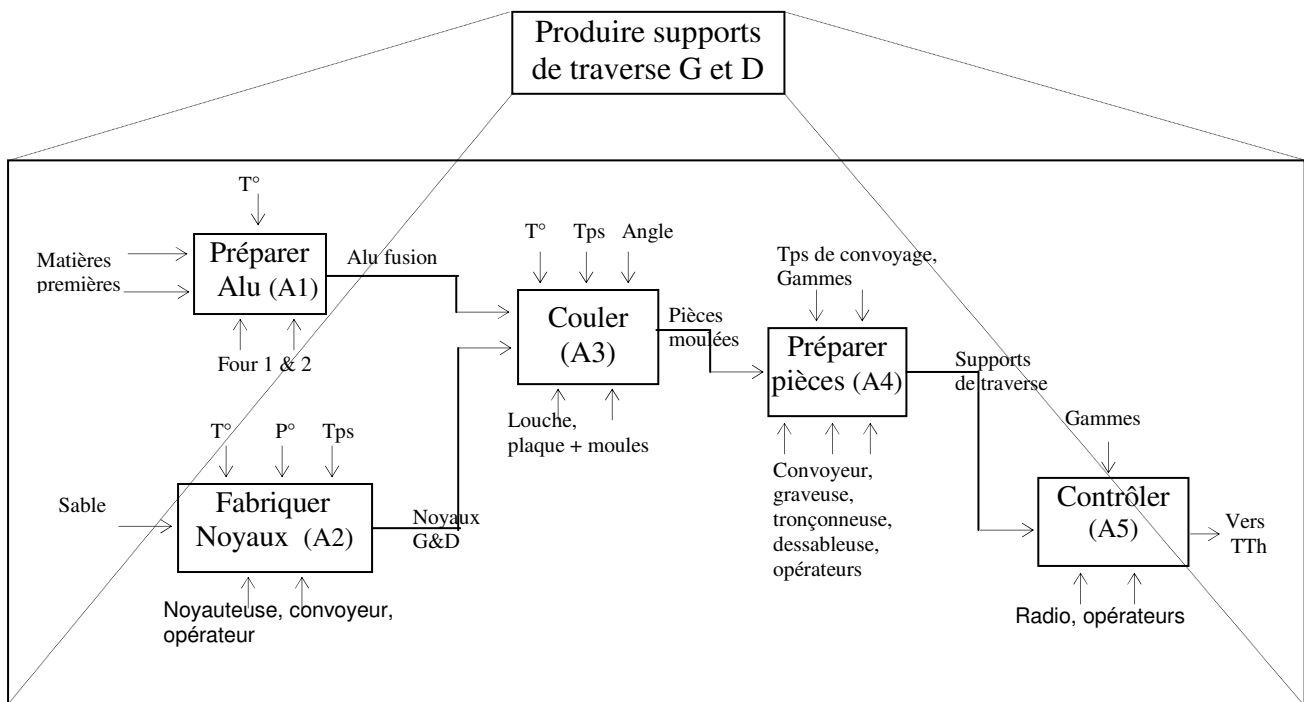


Figure 84 : Produire supports de traverse - Diagramme A0

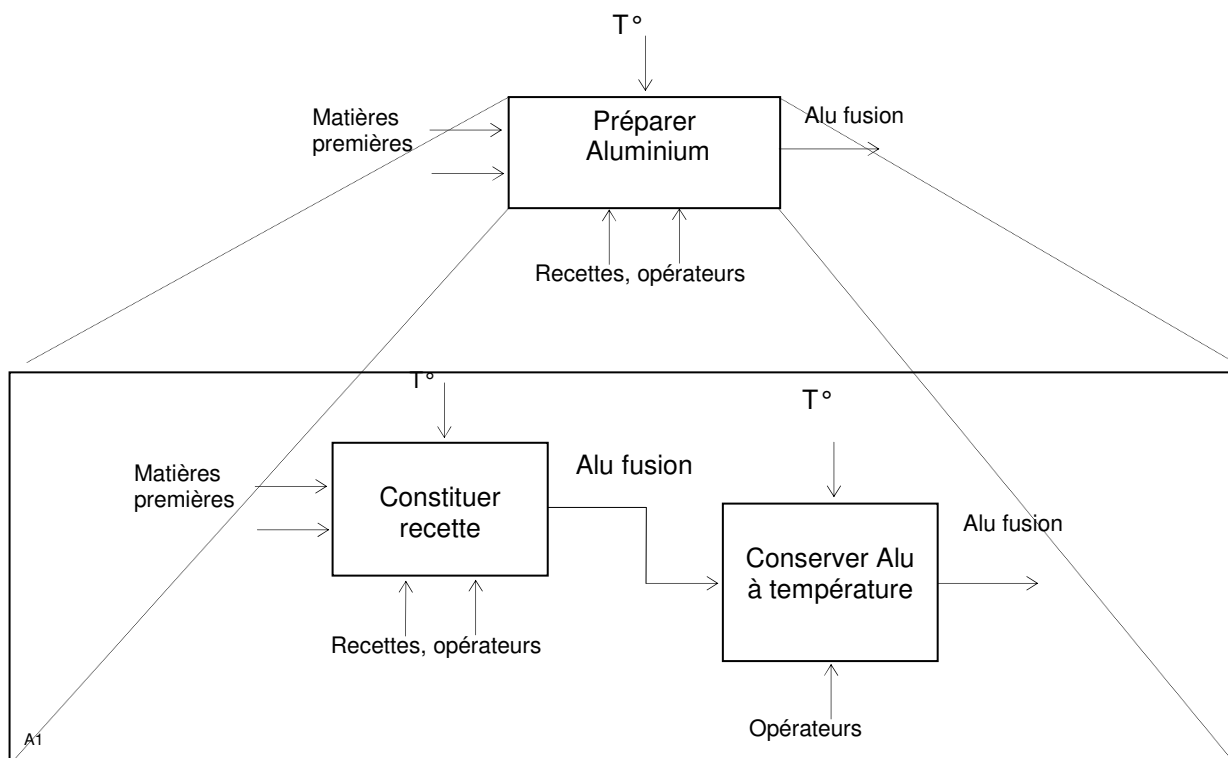


Figure 85 : Préparer Aluminium – Diagramme A1

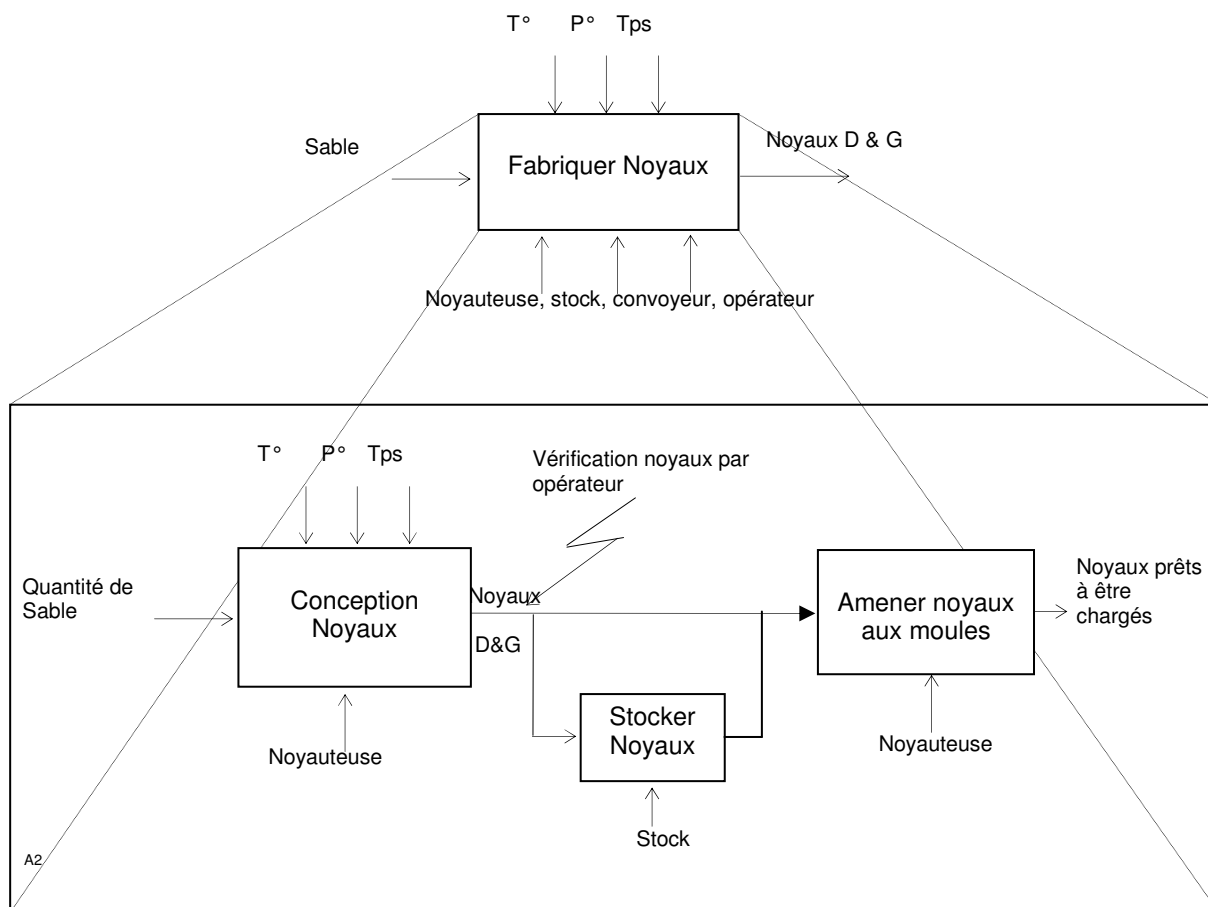
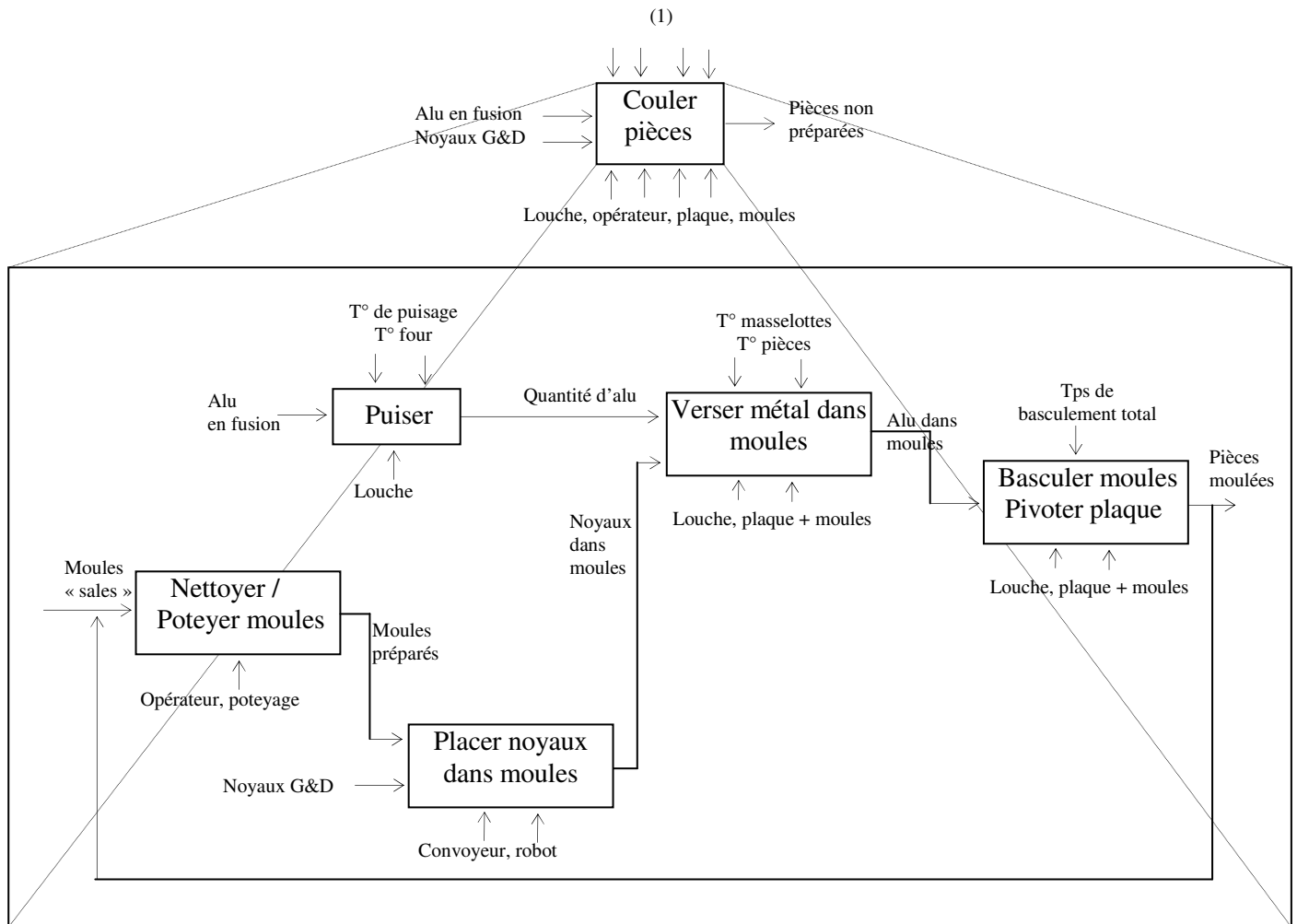


Figure 86 : Fabriquer Noyaux – Diagramme A2



(1) : T° four, T° pièce droite, T° pièce gauche, T° métal pdt puisage, T° masselotte D, T° masselottes G, Tps de basculement 1 à 4, Tps de ralentissement

NB : T° métal puisage : T° du métal dans le four au moment où la louche plonge, pour le puisage

T° masselottes : T° de l'outillage juste avant que le métal ne soit versé dans le moule

Tps de basculement total : Somme des temps de basculement + temps de ralentissement

Figure 87 : Couler pièces – Diagramme A3

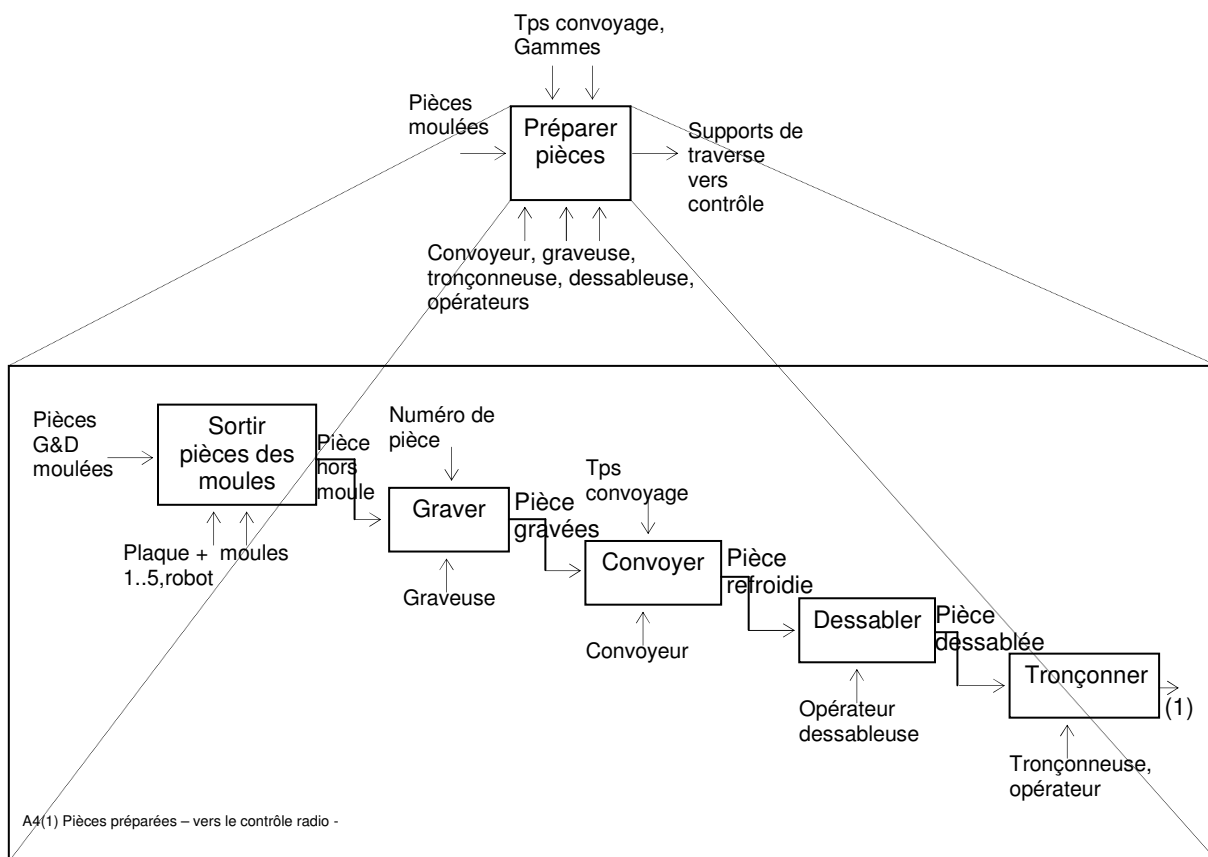


Figure 88 : Préparer pièces – Diagramme A4

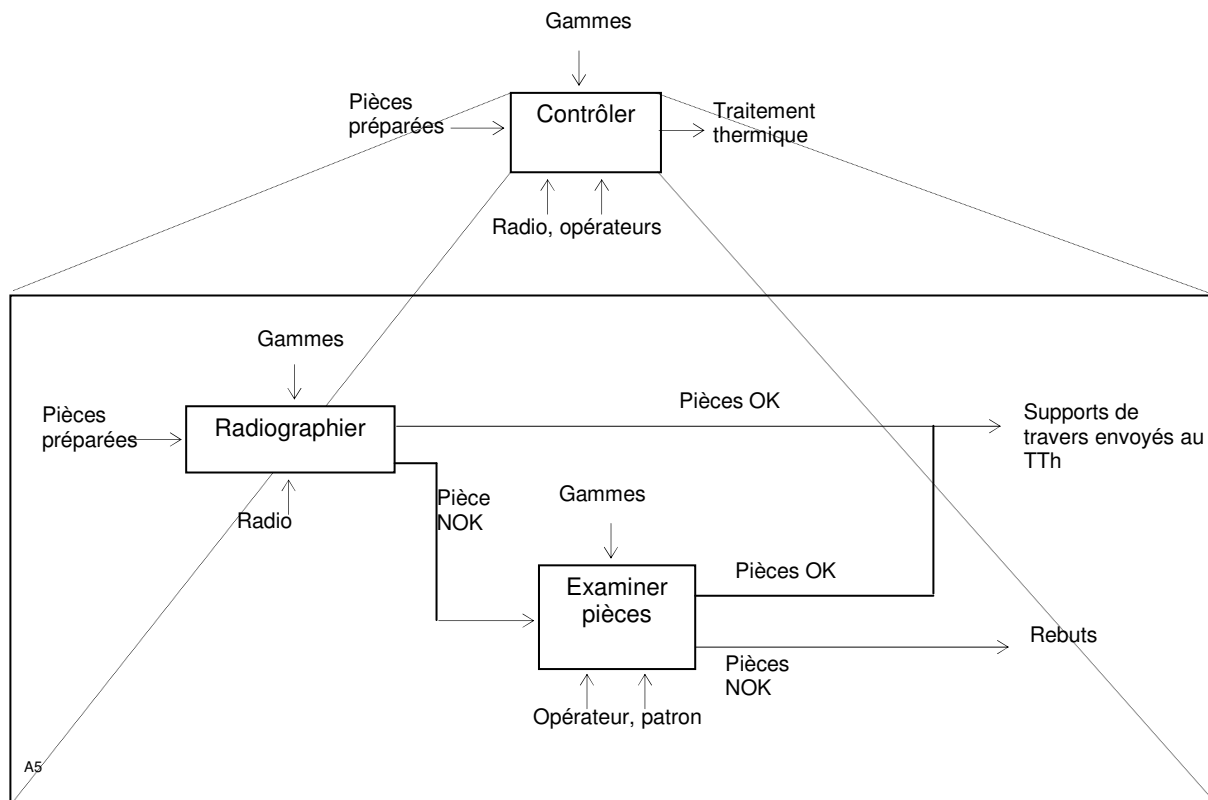


Figure 89 : Contrôler pièces – Diagramme A5

A.4. LES RÉSEAUX DE PETRI

L'annexe A.4 présente une partie de la modélisation de l'installation de support de traverses et des produits associés. Les modélisations sont réalisées grâce aux Réseaux de Petri.

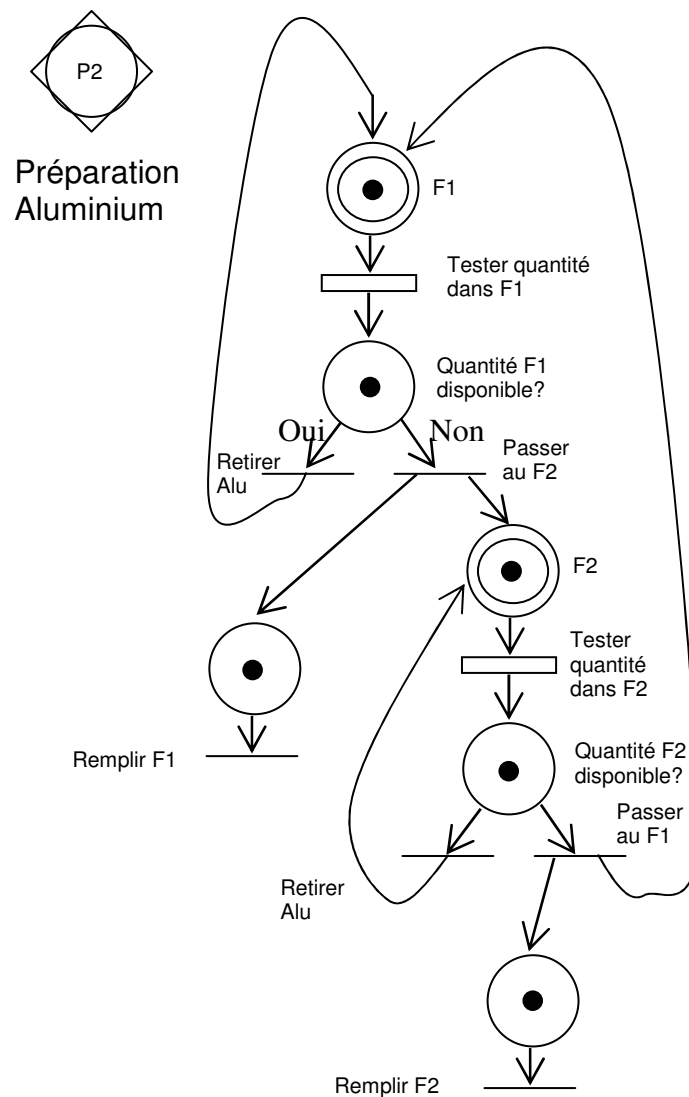


Figure 90 : Modélisation de la préparation de l'aluminium

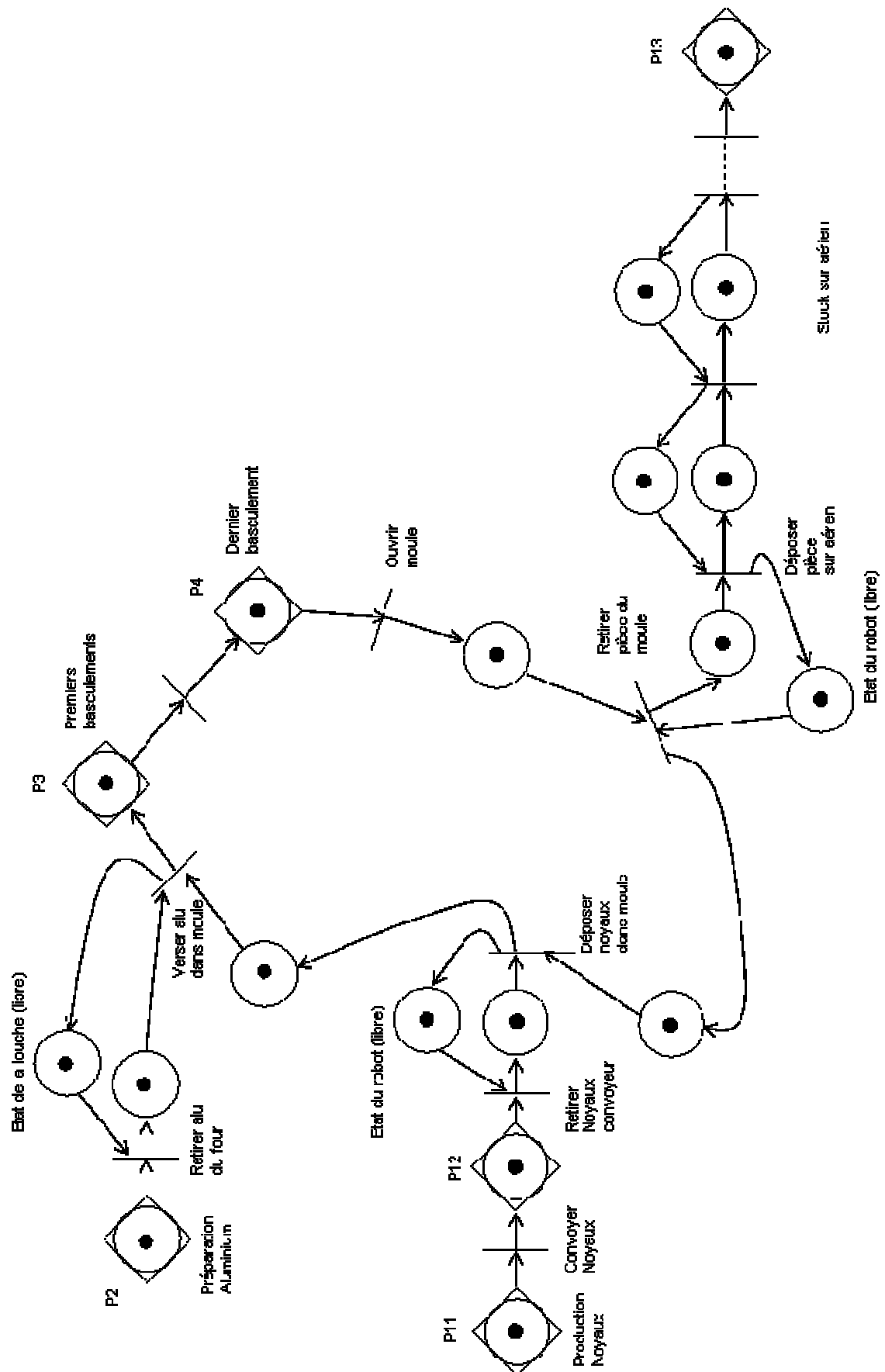


Figure 91 : Modélisation de l'installation de fabrication de supports de traverse

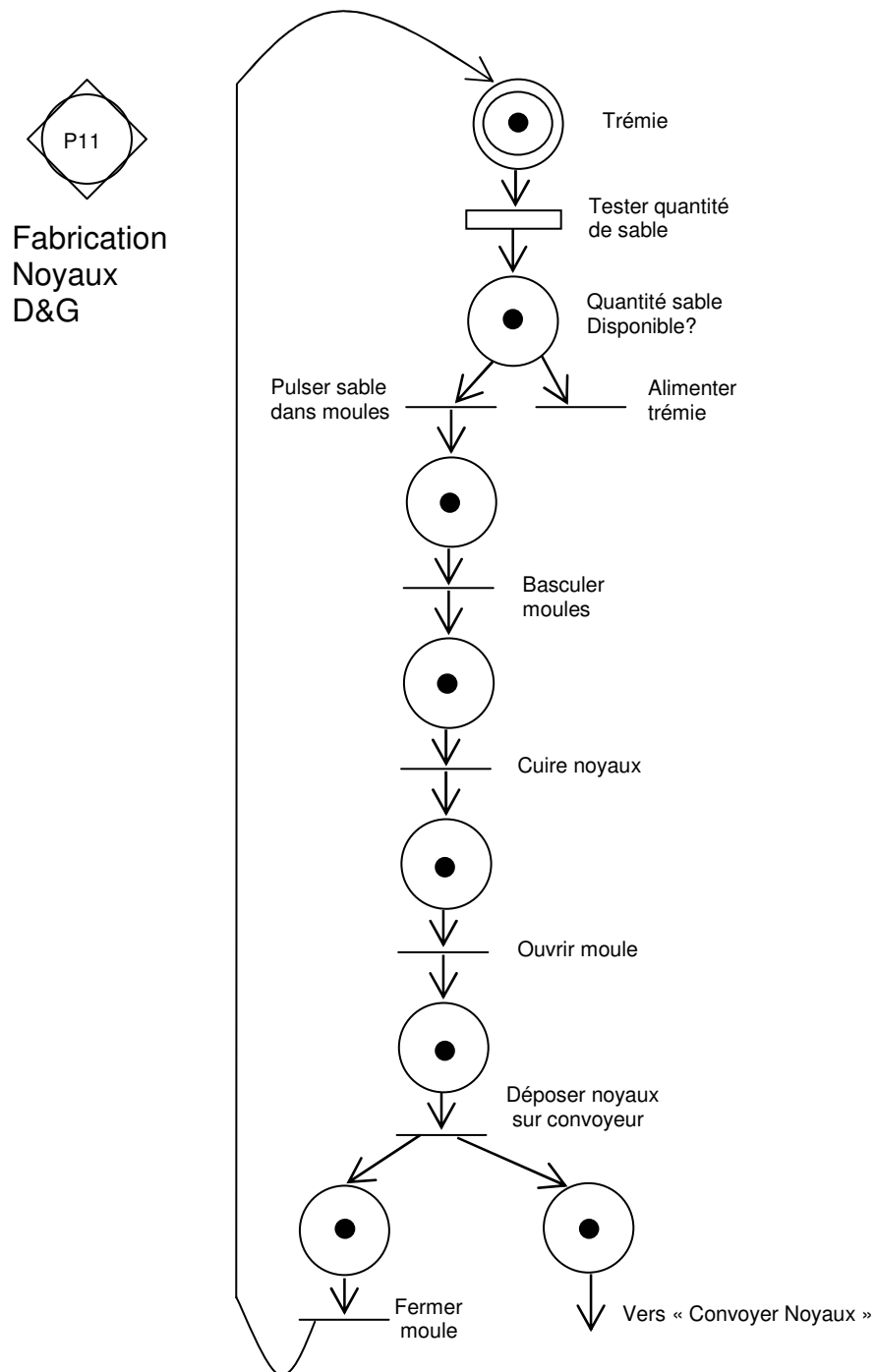


Figure 92 : Modélisation de la fabrication des noyaux

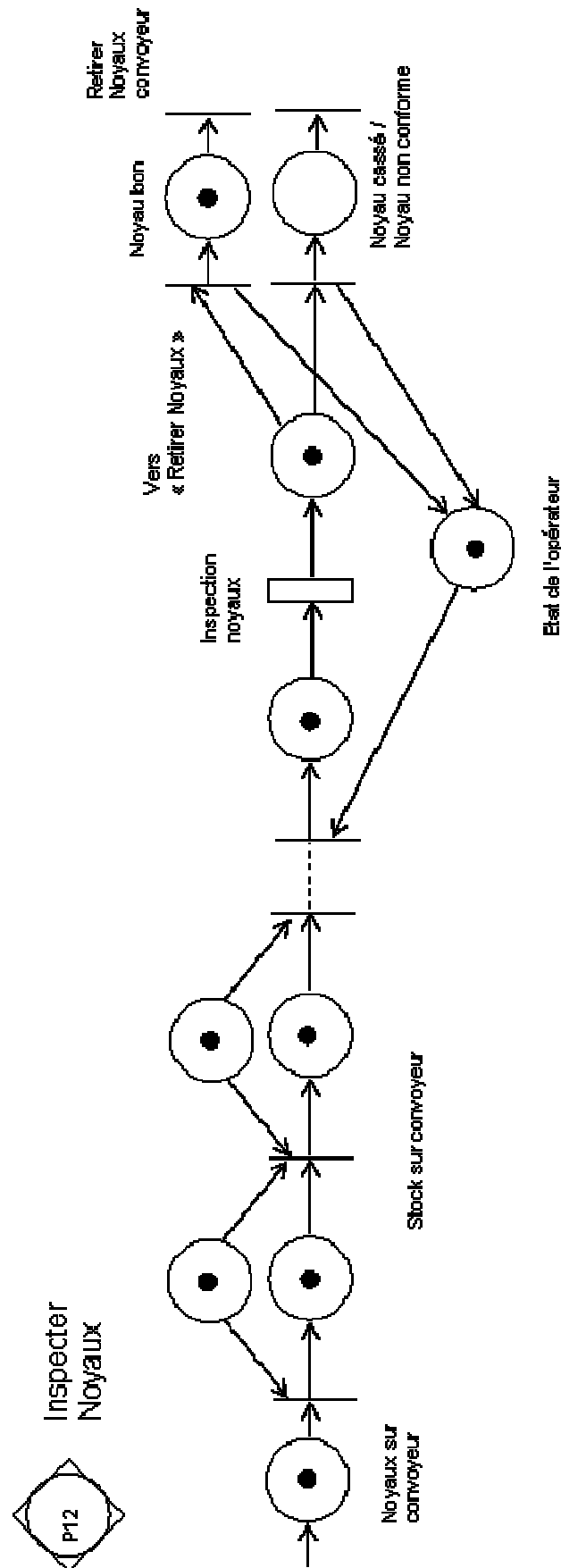


Figure 93 : Modélisation de l'opération inspection noyaux

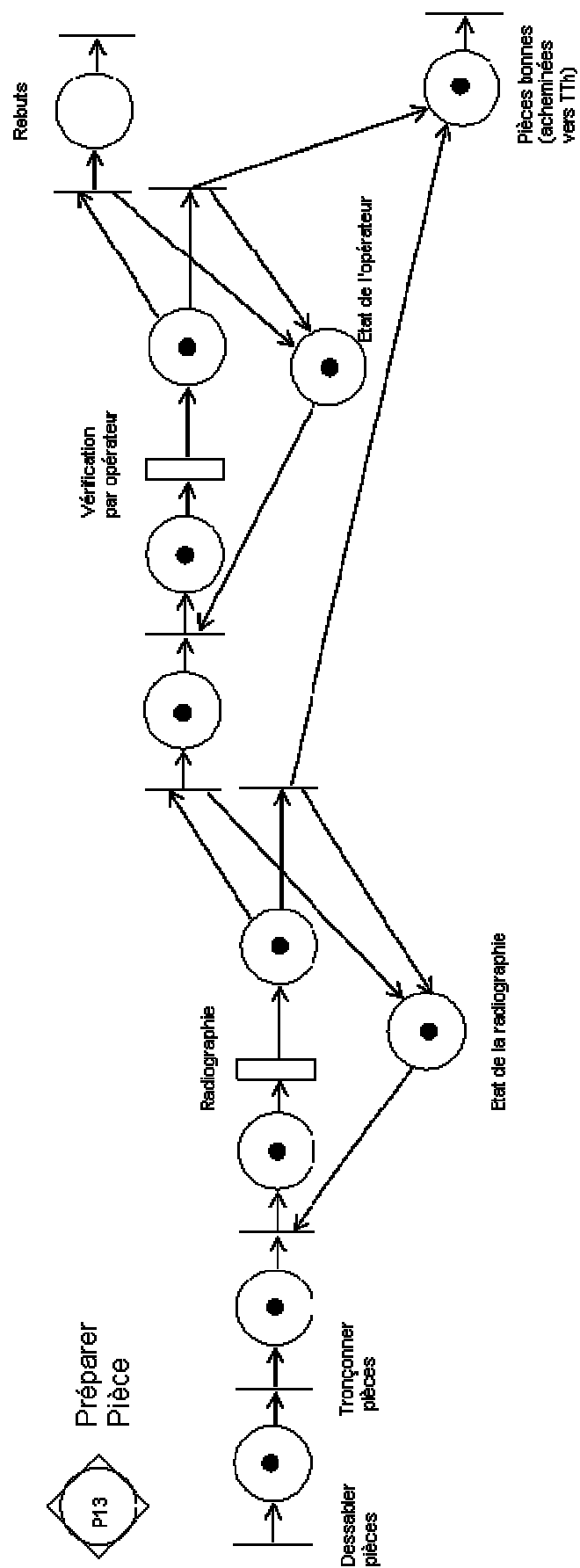


Figure 94 : Modélisation du sous-processus « finition pièce »

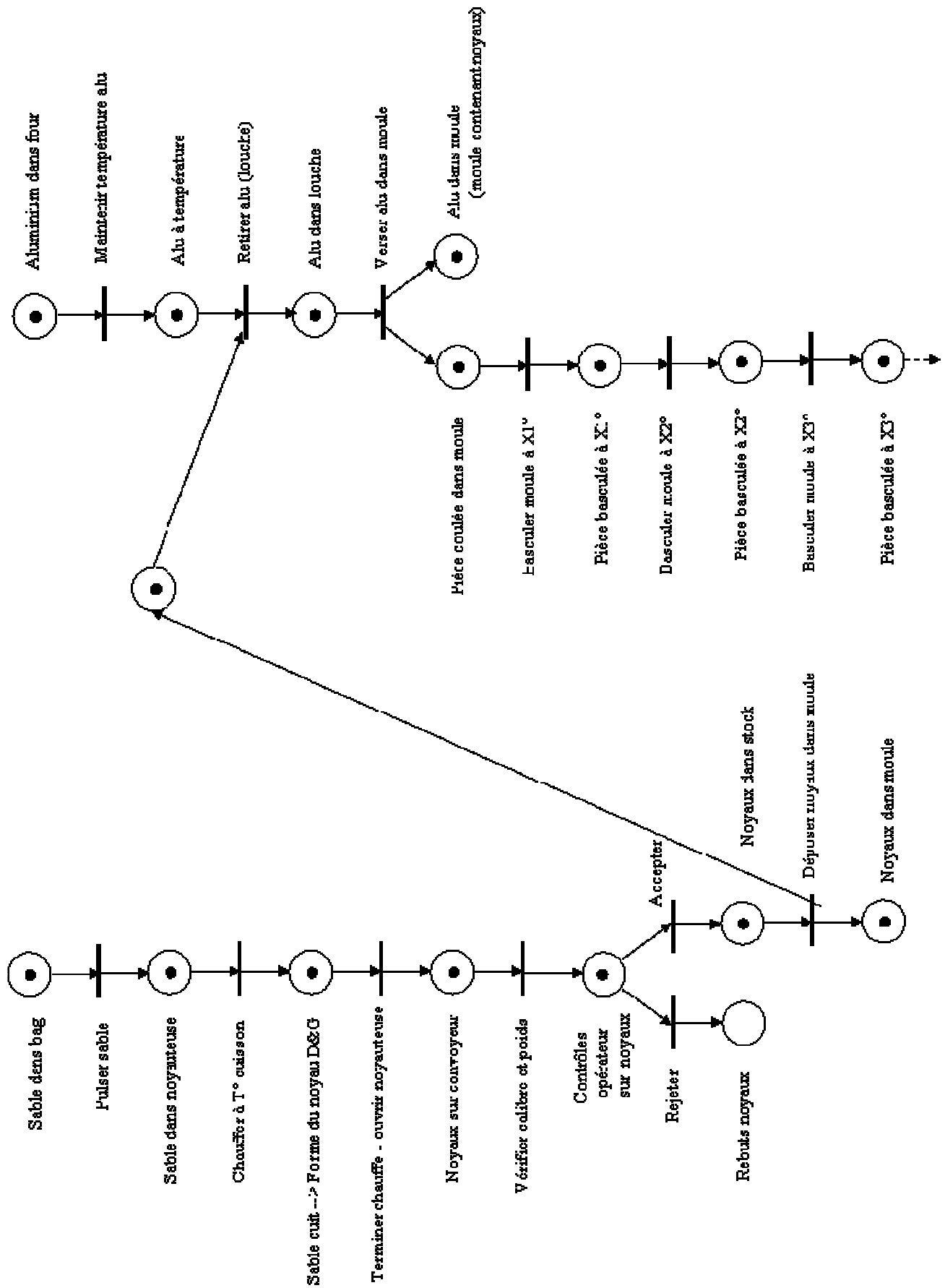


Figure 95 : Modélisation du cheminement du produit (1/2)

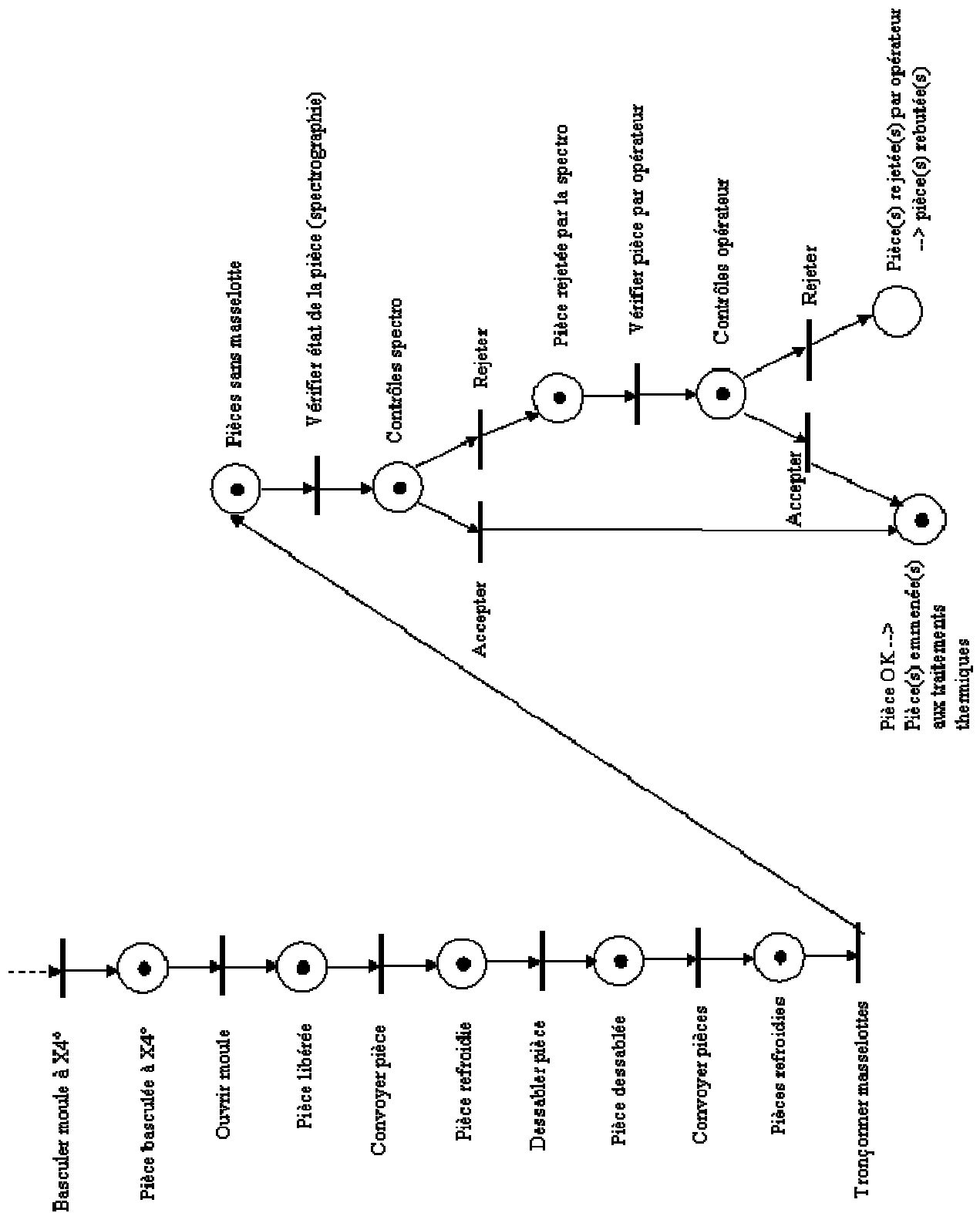


Figure 96 : Modélisation du cheminement du produit (2/2)

A.5. MODÈLE CONCEPTUEL DU PROCESS DE FABRICATION

A.5.1. La modélisation conceptuelle des données

Le suivi et la traçabilité des produits passent par la conception d'un solide système d'informations. Ce système doit structurer l'ensemble des données observables ou calculables au cours des cycles de production et de vie du produit, il doit être conçu pour :

- ✓ atteindre l'ensemble des informations nécessaires à la fabrication du produit,
- ✓ trouver de la connaissance parmi ces différentes sources d'informations,
- ✓ définir, par exemple, des règles permettant d'améliorer la qualité des produits par un meilleur contrôle du process.

La méthode de structuration proposée repose sur le modèle « entité/association ». Rappelons qu'un Modèle Conceptuel de Données (MCD) est une représentation de la réalité ; il n'est pas directement utilisable par une machine, mais c'est un mode de représentation intermédiaire entre la réalité observée (réel perçu) et un logiciel implanté sur un ordinateur. Le modèle « entité/association » est donc utilisé pour faire apparaître des ensembles de données et des relations de sens qu'entretiennent ces ensembles.

A.5.2. Application à la fabrication de supports de traverse

Cette modélisation est la partie centrale de la conception de la base de données ; elle reprend l'ensemble des sous-systèmes nécessaires à une description des interactions entre le produit et le process. Pour notre application, nous avons défini un certain nombre d'entité qui sont descriptives de la transformation de la matière première en produit fini.

Concrètement les entités que nous définissons ci-après sont de type « matière alu », « produit » ou encore « convoi de produits » et les associations de type « action ». Remarquons que nous avons volontairement défini comme entité, chaque changement d'état du produit ; autrement dit, l'évolution du produit se traduit par une nouvelle entité qui caractérise les associations et les dépendances qui en sont déduites.

A.5.2.1. Définitions des entités du modèle entité/association »

Pour élaborer notre modèle, nous avons utilisé deux types d'entité de nature complémentaire :

- le type produit (ou matière) représente les états intermédiaires visibles de la matière lors de sa transformation en supports de traverse.
- le type fiche décrit l'ensemble des paramètres mesurés caractérisant le produit ou le process.

Une étude approfondie du procédé de fabrication nous a conduit à retenir les entités suivantes, présentées en fonction de la chronologie des événements :

- **Matière cuve** : correspond à l'entité de base à laquelle nous rattachons les caractéristiques physico-chimiques connues. Cette entité correspond aux quantités de matières premières travaillées selon des modes définis.
- **Matière four** : représente la matière avant l'opération de coulée. Cette distinction est nécessaire par rapport à la matière cuve ; en effet, nous définissons la matière four comme la matière cuve, à laquelle ont été ajoutés des additifs de correction et une température de maintien.
- **Le moulage** est l'unité de base correspondant à un produit. En fait, en suivant le process, la génération des moules correspond à l'étape où le flux continu de matière four est transformé en flux discret, chaque unité étant un moule
- **Support brut** : est la résultante de l'action de mise en forme du moule lors de l'opération de basculement. Le moule correspond à une et une seule paire de support brut.
- **Convoi refroidissement** : après l'opération de mise en forme, chaque paire de supports bruts est déposée sur des wagonnets aériens, qui sont au nombre de trente.
- **Support gravé** : cette entité correspond à un et un seul support brut ayant subi l'opération de gravure ; un numéro de pièce lui est définitivement attribué.
- **Support dessablé & tronçonné** : cette entité correspond à un et un seul support gravé ayant subi l'opération de dessablage et de tronçonnage de ses masselottes.
- **Support de traverse** : est un support dessablé et tronçonné ayant subi les étapes de contrôles de la part de la radiographie ou/et des opérateurs. Le contrôle de la radiographie s'applique à la totalité des produits et concerne principalement les défauts visibles. Les contrôles effectués par les opérateurs

sont dus au fait que la radiographie n'accepte aucune marge d'erreur. Après un contrôle opérateur certains supports de traverse sont « repêchés ».

Pour que le modèle soit facilement exploitable, l'entité fiche décrite ci-après, où est largement utilisée dans la description du procédé de fabrication. Une fiche contient les informations relatives à la matière, au produit ou au process. Il convient néanmoins de distinguer la périodicité d'établissement d'une fiche ainsi que le mode de prélèvement qui peut être automatique ou manuel.

Remarque : prélèvement automatique

Événementiel : dans ce cas, le relevé est effectué sans intervention des opérateurs lorsqu'un événement particulier se produit.

Prélèvement automatique périodique : ici, c'est une période fixe qui déclenche l'établissement de la fiche

Prélèvement manuel périodique : ce sont les mesures effectuées par les opérateurs à intervalle fixe

Prélèvement manuel événementiel : ce sont des mesures réalisées par les opérateurs lorsqu'un événement particulier survient. Généralement, cet événement est lié à une dérive de la qualité du produit.

A.5.2.2. Conception et exploitation du modèle « entité/association »

Nous allons maintenant décrire le procédé de fabrication des supports de traverse à l'aide du modèle « entité/association » dont nous avons défini les principales entités. Pour cela, nous avons élaboré un graphe faisant intervenir une succession d'entités et de relations, en ajoutant au besoin de nouveaux composants non pris en compte lors de la description initiale. Ce graphe, représenté à la Figure 97, est élaboré en respectant la chronologie des opérations du procédé de fabrication. Il est complété par les informations indispensables à son exploitation.

Le modèle fait apparaître des entités que nous n'avons pas décrites précédemment. Cela permet de mettre l'accent sur l'intérêt de l'utilisation d'un tel modèle pour affiner la structure de la base de données qu'il engendre.

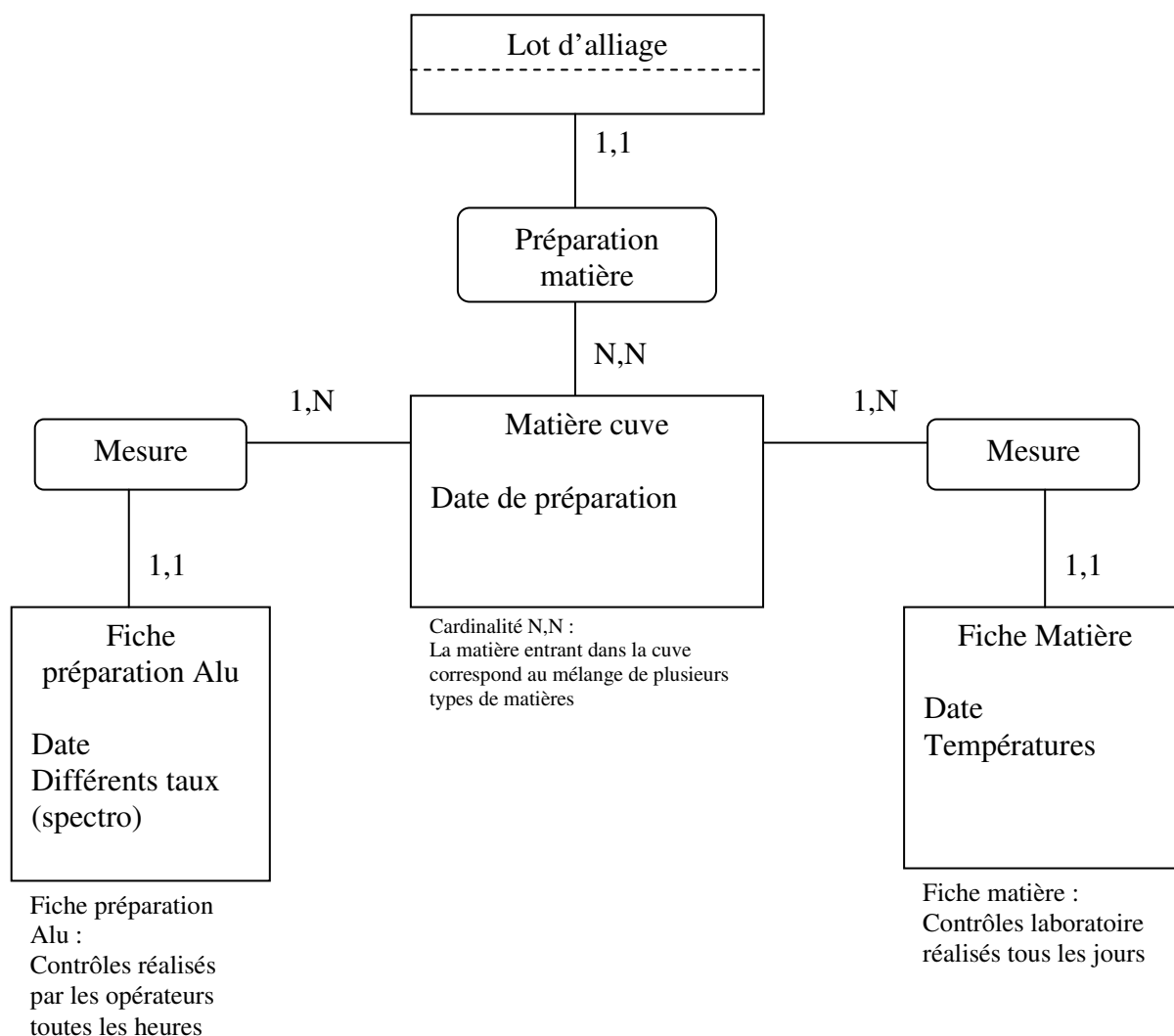


Figure 97 : Modèle entité/association « lot d'alliage »

Le modèle relationnel issu de cette entité est le suivant :

Matière cuve (date d'entrée, type, date de sortie)

Fiche Aluminium (date, teneurs...)

Fiche matière (date, température)

Remarques :

Le lot d'alliage : représente la quantité d'alliage que la cuve comporte. Pour caractériser l'entité « matière cuve » des mesures sont réalisées (relevés réalisés in situ lors de la préparation de l'aluminium) : la *Spectrométrie* (le spectromètre de masse est souvent couplé avec un système de chromatographie en phase gazeuse, et cette association, d'une méthode séparative et d'une méthode d'identification, permet d'étudier des mélanges complexes à l'état de traces (quelques nanogrammes de mélange). La teneur de ces composés influe directement sur les caractéristiques du produit.

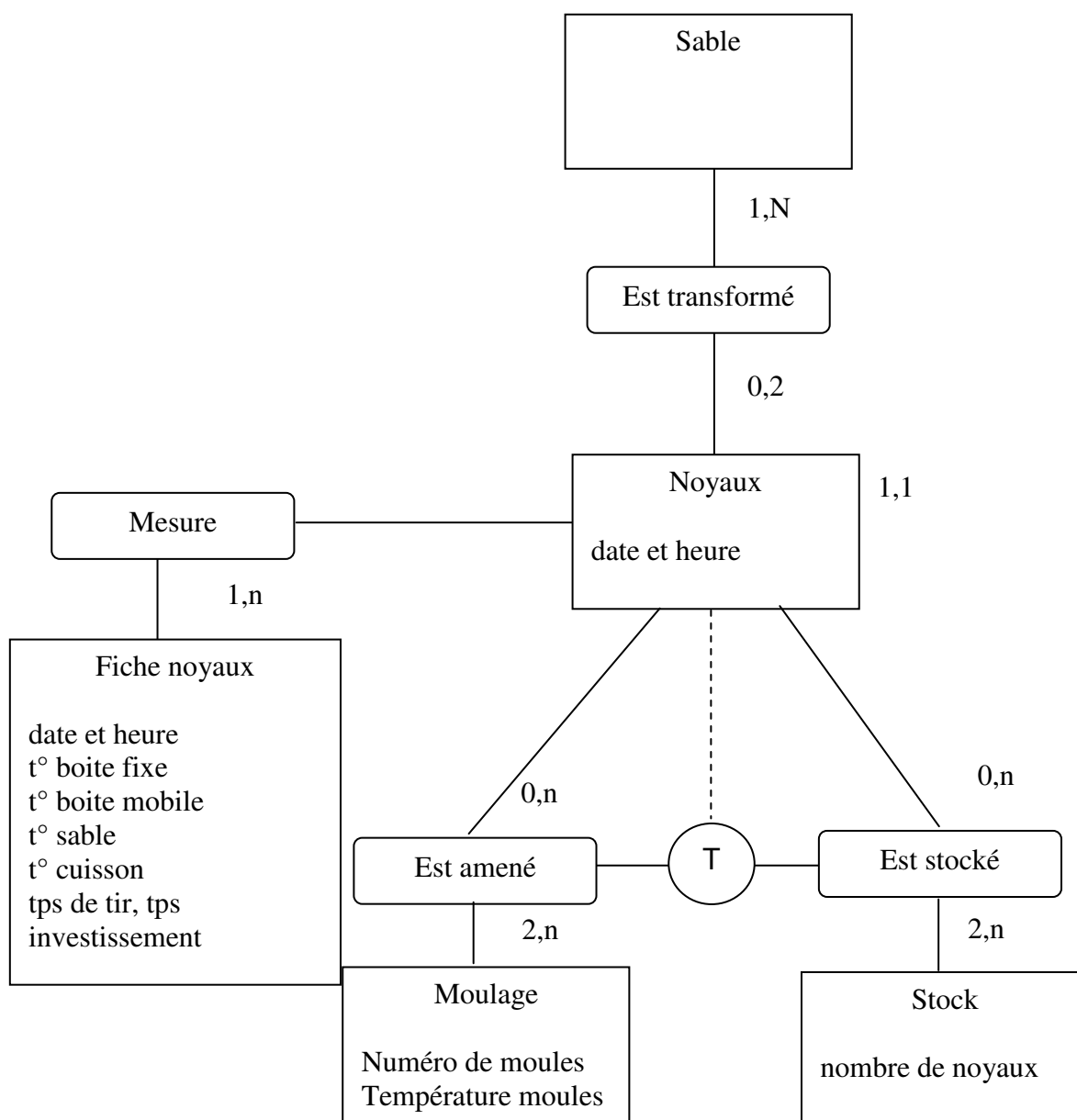


Figure 98 : Modèles entité/association « Sable »

Le modèle relationnel issu de cette entité est le suivant :

Sable représente le contenu et la quantité de sable que les noyaux comporteront.

Fiche noyaux (date et heure, t° boîte fixe, t° boîte mobile, t° sable, t° cuisson, tps de tir, tps investissement)

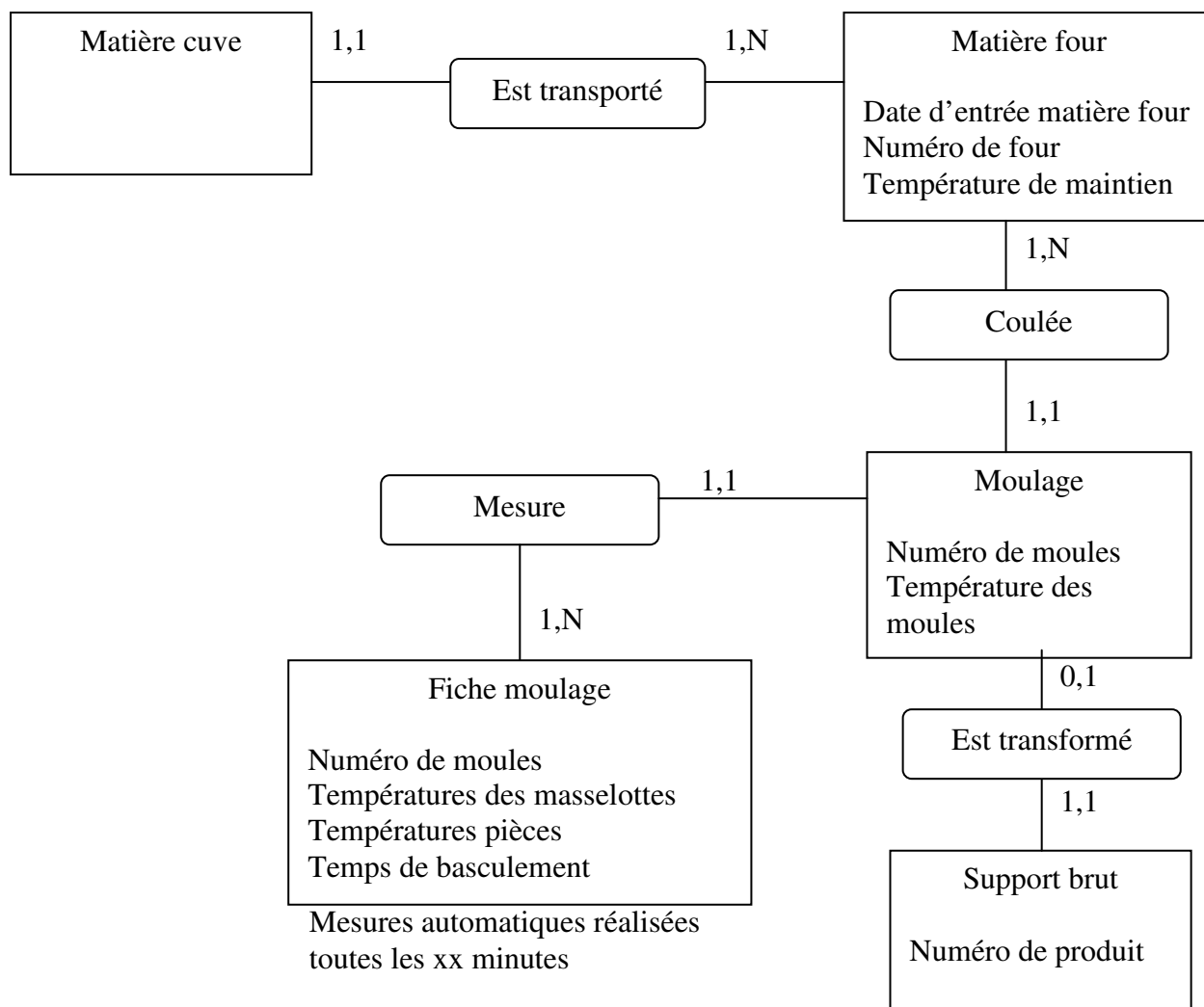


Figure 99 : Modèle entité/association « matière cuve »

Le modèle relationnel est le suivant :

Matière four (date d'entrée matière, numéro de four, température de maintien).

Moulage (date de coulée, numéro de moule, températures des moules)

Fiche moulage (Numéro de moule, températures des masselottes, températures pièces, temps de basculement)

Remarques :

Les mesures caractérisant un moulage sont les suivants :

- Températures de coulées : la températures influe sur la capabilité de la matière à être coulée.
- Températures masselottes, températures pièces, temps basculement : la surveillance des temps de basculement et des températures permet de vérifier la conformité du process par rapport aux critères de moulage.

Les fiches de relevés sont périodiques et caractérisent les moulages fabriqués pendant l'intervalle de temps entre les mesures. Autrement dit, chaque mesure réalisée est rattachée à un lot de moulages.

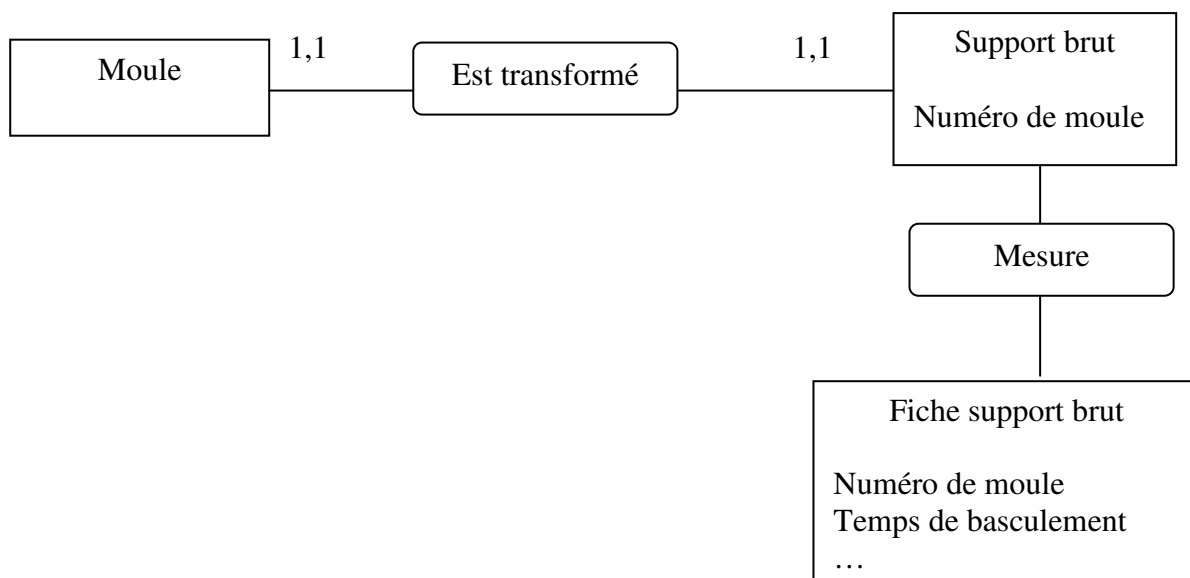


Figure 100 : Modèle entité/association « moule »

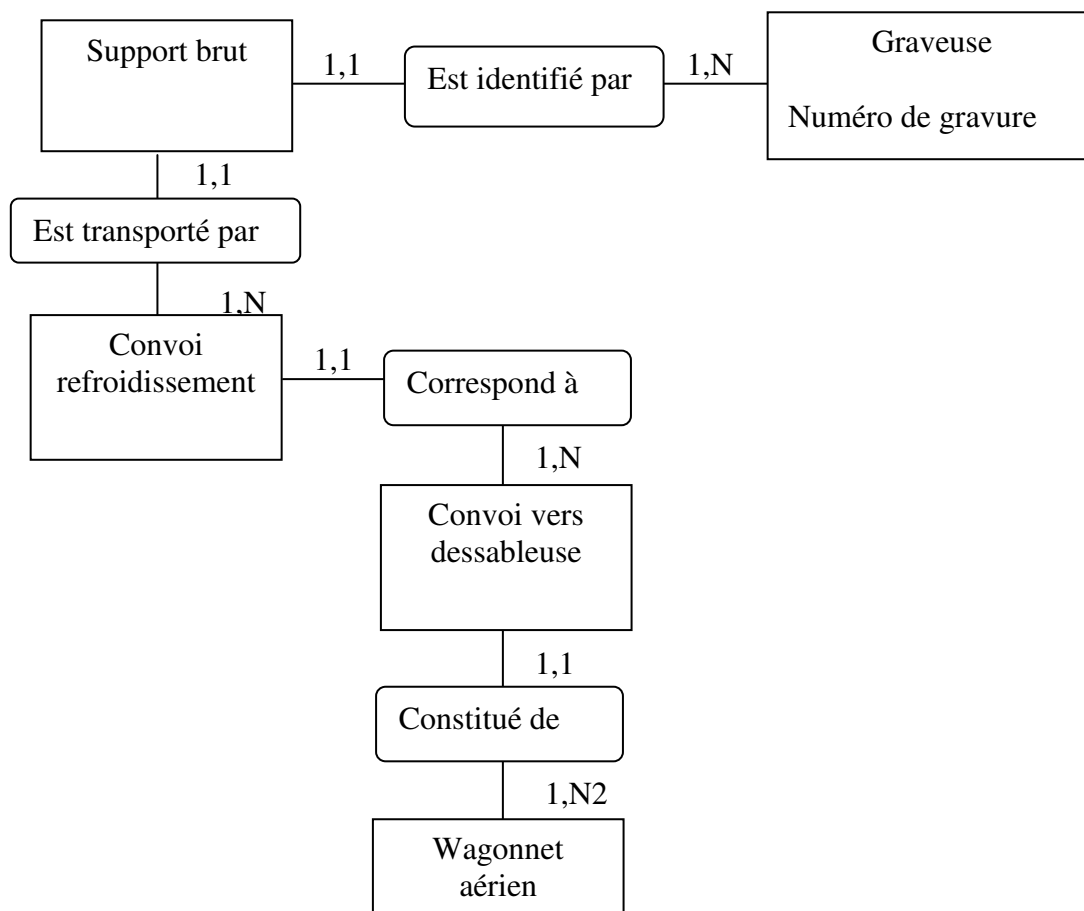


Figure 101 : Modèle entité/association « modèle brut »

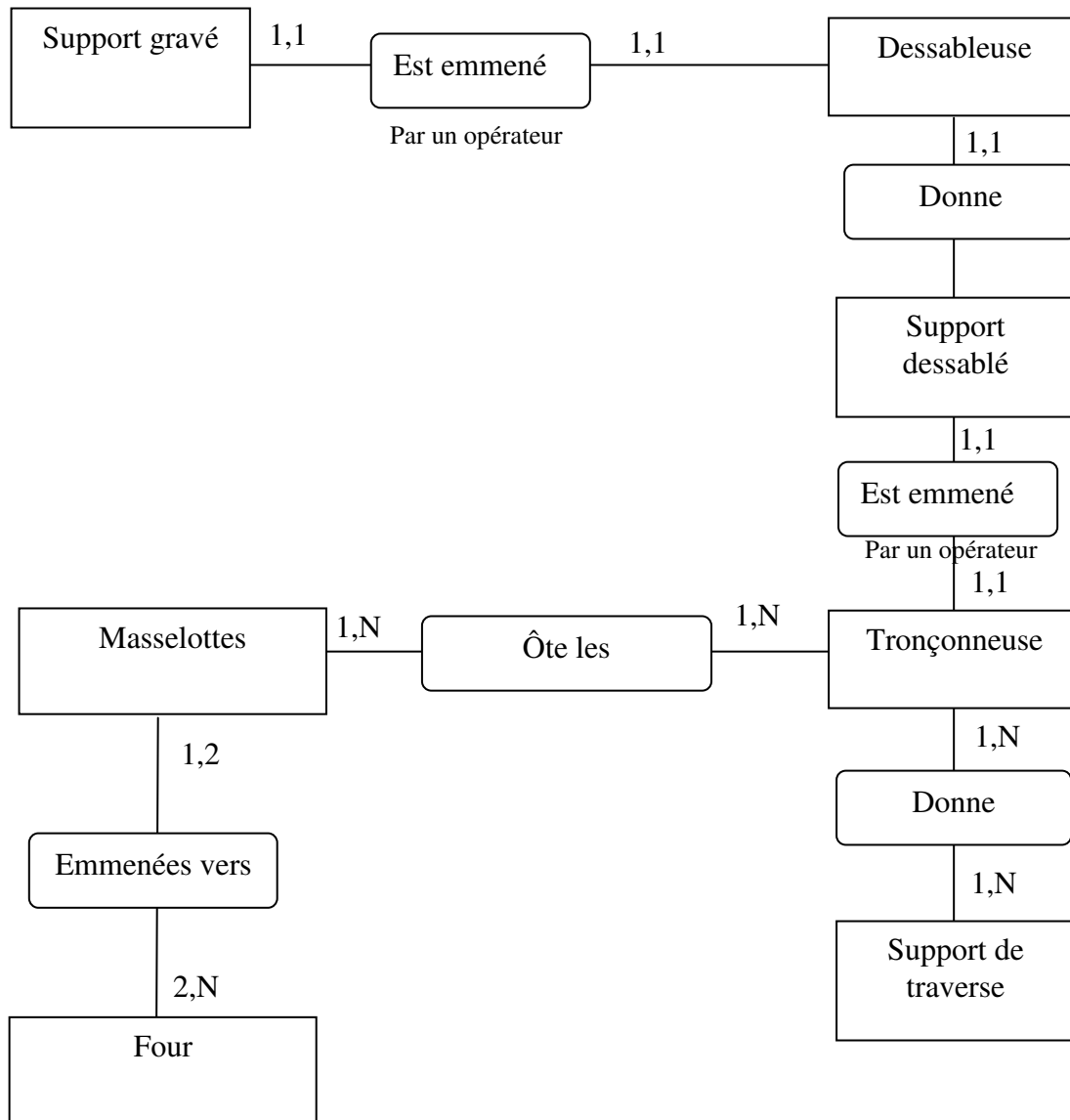


Figure 102 : Modèle entité/association « support gravé »

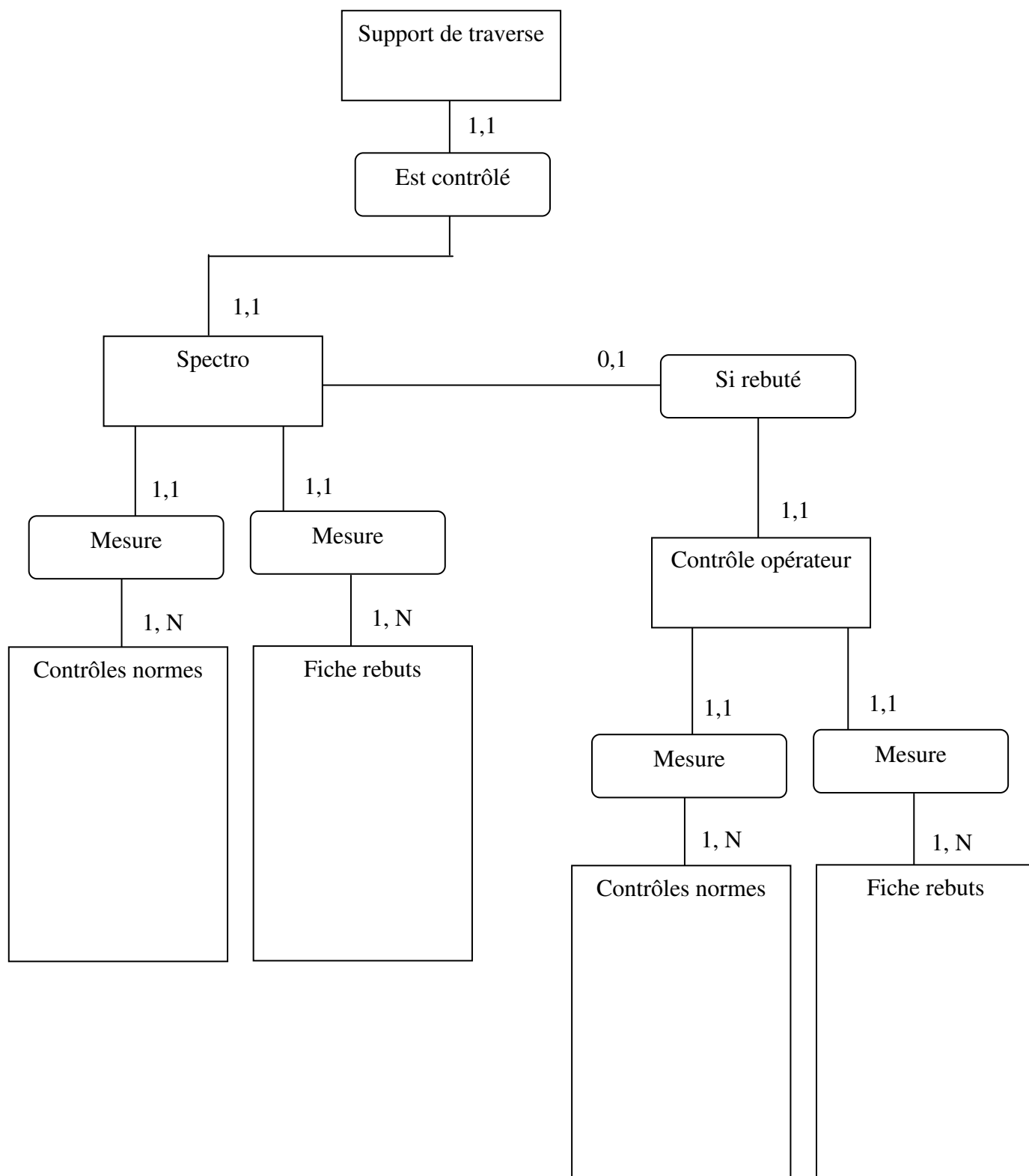


Figure 103 : Modèle entité/association « support de traverse »

Remarques :

Ce modèle fait apparaître les contrôles finaux réalisés sur les produits avant montage.

L'ensemble de ces analyses est censé valider la conformité des produits par rapport aux critères imposés par l'entreprise et la norme en vigueur.

A.5.2.3. Application à la modélisation de l'entité

Lors de l'analyse du procédé de fabrication, nous avons défini le modèle, présenté à la Figure 104, ci-après, pour établir les relations de sens entre l'entité et les autres entités du modèle.

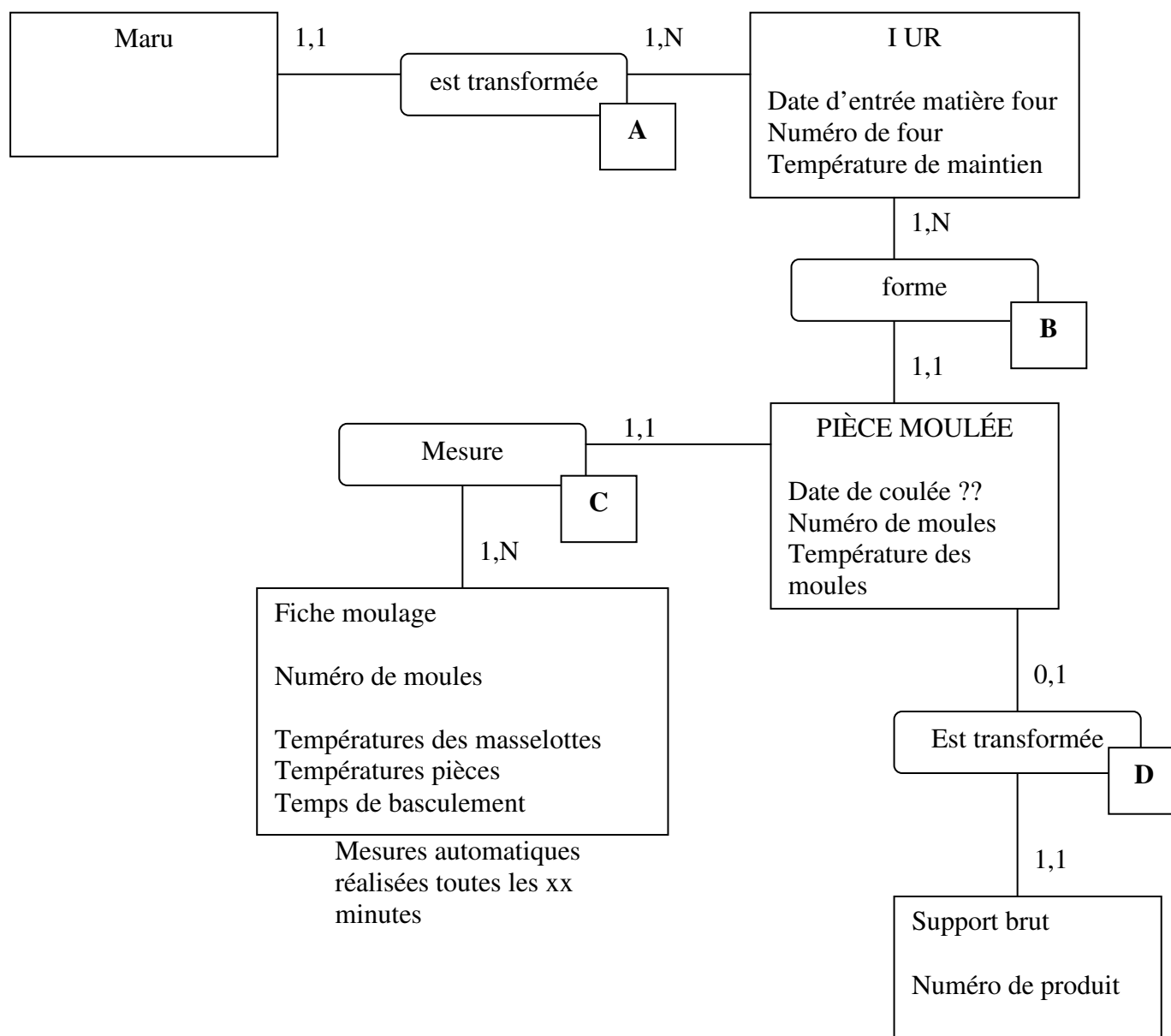


Figure 104 : Modèle entité/association « matière cuve »

Les relations identifiées par les lettres de A à D traduisent les règles décrites ci-dessous :

Relation A :

La MATIÈRE CUVE est transformée en une seule et unique MATIÈRE FOUR

La MATIÈRE FOUR est le résultat d'une et une seule MATIÈRE CUVE

Relation B :

La MATIÈRE FOUR forme au moins une PIÈCE MOULÉE

La PIÈCE MOULÉE est formée d'une seule et unique MATIÈRE FOUR

Relation C :

À chaque PIÈCE MOULÉE est associé une et une seule fiche appelée FICHE MOULAGE.

Chaque FICHE MOULAGE caractérise au moins une PIÈCE MOULÉE.

Relation D :

Un SUPPORT BRUT est le résultat de la transformation d'une et une seule PIÈCE MOULÉE

Chaque PIÈCE MOULÉE transformée donne naissance à un et un seul SUPPORT BRUT, mais tous ne sont pas transformés.

Ce modèle est ensuite transcrit sous forme relationnelle afin d'établir la structure informatique nécessaire et suffisante pour éviter toute perte d'information et limiter les redondances.

BIBLIOGRAPHIE

- [ACTA-ACTIA, 98] « Traçabilité. Guide pratique pour l'agriculture et l'industrie alimentaire », Paris, 1998.
- [Adrot, 00] O. Adrot, « Diagnostic à base de modèles incertains utilisant l'analyse par intervalles : l'approche bornante ». Thèse de doctorat de l'Institut National Polytechnique de Lorraine, 2000.
- [AFNOR, 94] AFNOR, « Maintenance - Concepts et définitions des activités de maintenance ». Norme NF X 60-010, Association Française de Normalisation, 1994.
- [Alla, 95] H. Alla, « Outils de base : automates finis, langages, et expressions régulières ». Actes de l'école d'été d'automatique de Grenoble : Commande des Systèmes à Événements Discrets, France, 1995.
- [Alur, 94] R. Alur, D. Dill, « A theory of timed automata ». Theoretical Computer Science, 126, pages, 183-235, 1994.
- [Alur et al., 95] R. Alur, C. Courcoubetis, N. Halbwachs, T. Henzinger, X. HO, « The Algorithmic Analysis of Hybrid Systems ». Theoretical Computer Science, 138(1) :3-34, 1995.
- [Anderson et al., 79] B. Anderson, J. Moore, « *Optimal filtering* » Information and System Sciences Series, Prentice Hall, Thomas Kailath, Editor, 1979.
- [Beard, 71] R. Beard, « Failure accommodation in linear systems through self reorganization ». Thèse de doctorat, Massachusetts Institute of Technology (MIT), 1971.
- [Berry, 04] M.J.A. Berry, « Data Mining Techniques: For Marketing, Sales, and Customer Relationship Management », édition John Wiley & Sons, 2004.
- [Bezdek, 81] J.C. Bezdek, « Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms », New- York, Plenum Press, 1981.
- [Billaudel, 98] P. Billaudel, « Contribution au classement de données et à l'instrumentation biomédicale ». Habilitation à diriger des recherches, Reims, 1998.
- [Billaudel et al., 99] P. Billaudel, A. Devillez, G Villerman-Lecolier, « Unsupervised fuzzy classification method based on a proximity graph and on a graduated hierarchy, 8th, IEEE International conference on fuzzy systems FUZZ-IEEE'99, Seoul, Korea, 1999.

-
- [Bouchon-M, 94] B. Bouchon-Meunier, « La logique floue », deuxième édition corrigée. Que sais-je ? Vol. 2702. Presses universitaires de France, Paris, 1994.
- [Boudaoud, 97] N. Boudaoud, « Conception d'un système de diagnostic adaptatif en ligne pour la surveillance des systèmes évolutifs ». Thèse de doctorat de l'Université de Technologie de Compiègne, 1997.
- [Boudjlida, 99] N. Boudjlida, « Base de données et système d'informations, le modèle relationnel : langages, systèmes et méthodes », ISBN 2100043099, Dunod, Paris, 1999.
- [Boufaied et al., 01] A. Boufaied, M. Combacau « Étude d'une fonction de surveillance : le pronostic. » 4^{ème} Congrès International de Génie Industriel, Vol. 1, 2001.
- [Boutleux, 96] E. Boutleux, « Diagnostic et suivi d'évolution de l'état d'un système par reconnaissance des formes floues. Application au modèle du réseau téléphonique français ». Thèse université Technologie de Compiègne, 1996.
- [Cébron, 00] B. Cébron, « Commande de systèmes dynamiques hybrides ». Thèse de doctorat, université d'Angers, décembre 2000.
- [Chen, 76] P.P. Chen, « The Entity-Relationship Data Model : Towards a unified view of data ». ACM-TODS, vol. 1, n°1, 1976.
- [Chatain, 93] J.N. Chatain, « Diagnostic par système expert ». Traité des Nouvelles Technologies, série Diagnostic et Maintenance, Hermès, Paris, 1993.
- [Chorafa, 85] D. Chorafa, « The hand book of data communication and computers networks », 1985.
- [CNA, 01] Conseil National de l'Alimentation. « Avis sur la traçabilité ». Avis n°28 et n°41, http://www.agriculture.gouv.fr/spip/ressources.publicationsofficielles.a-visduconseilnationaldelalimentationcna_r381.html
- [Combastel, 00] C. Combastel, « Méthodes d'aide à la décision pour la détection et la localisation de défauts dans les entraînements électriques ». Thèse de doctorat, Institut national polytechnique de Grenoble, 2000.
- [Dauphin, 00] G. Dauphin-Tanguy, « Les bond-graphs », traité IC2, Hermès sciences Publications, 2000.
- [David, 97] R. David, « Modeling of hybrid systems using continuous and hybrid Petri Nets ». 7th international workshop on PN and performance models.
- [David et al., 89] R. David, H. Alla, « Du Grafctet aux réseaux de Petri ». Hermès, Paris, 2^e édition, 1989.

-
- [David et al., 90] R. David, H. Alla, « Autonomous and Timed Continuous Petri Nets ». 11th International Conference on Application and Theory of Petri Nets, Paris, 1990.
- [Demonsant, 00] J. Demonsant, « Plans d'expériences et qualité totale », Forum qualité scientifique, 2000.
- [Dousson, 02] C. Dousson, « Extending and unifying chronicle representation with event counters ». In Proc. of the 15th ECAI, p. 257–261, Lyon, France : F. van Harmelen, IOS Press, 2002.
- [Dubois et al., 87] D. Dubois et H. Prade, « Théorie des possibilités. Application à la représentation des connaissances en informatique », Deuxième édition, Masson, 1987.
- [Dubuisson, 90] B. Dubuisson, « Diagnostic et reconnaissance de formes ». Traité des Nouvelles Technologies, Série Diagnostic et Maintenance, Hermès, 1990.
- [Dupuis et al, 03] C. Dupuis, V. Botta-Genoulaz et A. Guinet, « Traçabilité dans l'industrie agro-alimentaire », 5^{ième} Congrès International de Génie Industriel, 26-29octobre, Canada, 2003.
- [Evsukoff, 98] A. Evsukoff, « Le raisonnement Approché pour la Surveillance de Procédé », thèse de doctorat de l'Institut Polytechnique de Grenoble, France, 1998.
- [Farreny, 89] H. Farreny, « Les systèmes experts : principes et exemples », Cepadues editions, 1989.
- [Fera-Beaumont, 89] S. Fera-Beaumont, « Modèle qualitatif de comportement pour un système d'aide à la supervision des procédés », Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, France, 1989.
- [Fisher, 66] R. Fisher, « The Design of Experiment », 8e éd., Hafner Publishing Company, 1966.
- [Frawley et al., 91] W.J. Frawley, G. Piatetsky-Shapiro, C.J. Matheus, « Knowledge Discovery in Databases : An Overview ». Menlo Park (CA) 1991.
- [Frélicot, 92] C. Frélicot, « Un système adaptatif de diagnostic prédictif par reconnaissance des formes floue », mémoire de thèse, Compiègne, France, 1992.
- [Gacogne, 97] L. Gacogne, « Éléments de Logique floue », éditions Hermès, 256 pages, 1997.
- [GENCOD-EAN, 01] « La traçabilité dans les chaînes d'approvisionnement : de la stratégie à la pratique », Paris, 2001.

-
- [Gentil, 95] S. Gentil, « Systèmes d'aide à la supervision », Article, Cote : CA95-103, 1995.
- [Ghallab, 96] M. Ghallab, « On chronicles: representation, on-line recognition and learning », 5ème International Conference on Principles of Knowledge Representation and Reasoning (KR'96), Cambridge (USA), pp.597-606, 5-8 Novembre 1996.
- [Ghallab, 98] M. Ghallab, « Chronicles as practical representation for dealing with time, events and actions ». AIIA Conference, Padoue, Italie, 1998.
- [GRAISYHM, 98] GRAISYHM, « Méthodologie de conception des systèmes de supervision ». Rapport Région Nord Pas de Calais, Mai, Valenciennes, France, 1998.
- [Green et al., 02] R. Green, M. Hy, « La traçabilité : un instrument de la sécurité alimentaire », Agroalimentaria, n°15, décembre 2002.
- [Guarro et al., 95] S. Guarro, G. Apostolakis, « Demonstration of the Dynamic Flowgraph Methodology ». Engineering and System Safety, 49(3): 335353, Elsevier science, 1995.
- [Gueguen et al., 01] H. Gueguen, C. Roubinet, J.C. Pascal, T. Soriano, H. Pingaud,, 2001
- [Isermann, 98] R. Isermann, « On fuzzy logic applications for automatic control, supervision and fault diagnosis ». IEEE transactions on systems, man and cybernetics, Vol. 28, No.2, march 1998.
- [Isermann et al., 97] R. Isermann, P. Balle, « Trends in the application of model-based fault detection and diagnosis of technical processes », Control Engineering Practice, vol. 5, n° 5, 1997.
- [ISO 8402, 94] Norme ISO 8402, « Management de la qualité et assurance de la qualité », European standard, 1994.
- [ISO 9000-2000] B. Froman, C. gourdon, « Dictionnaire de la qualité », AFNOR 2003
- [J'automatise, 99] J'automatise N°6, pp.68-70, Septembre – Octobre 99.
- [Jambu, 99] M. Jambu, « Introduction au Data Mining – Analyse intelligente des données », Éditions Eyrolles, Paris, 1999.
- [Keller et al., 85] J.M. Keller, M.R. Gray, J.A. Givens, « A fuzzy k-nearest neighbor algorithm », IEEE Transactions on systems, man and cybernetics, 15(4), pp580-585, 1985.
- [Kolodner, 92] J. Kolodner. « An introduction to case-based reasoning ». Artificial Intelligence Review 6(1), pp. 3-34, 1992.

-
- [Le Petit Robert, 02] « Le Nouveau Petit Robert », Dictionnaire de la langue française, Edition Paul Robert, Paris, 2002.
- [Lefebvre, 00] F. Lefebvre, « Contribution à la modélisation pour le diagnostic des systèmes complexes : application à la signalisation des lignes à grande vitesses ». Thèse de doctorat, Valenciennes, juin 2000.
- [Lejon, 91] J.C. Lejon. « L'évolution de la conduite sur SNCC ». L'ergonomie des systèmes numériques de contrôle commande, Paris, 1991.
- [LeMoigne, 85] J.L. LeMoigne, Lemoigne, « La modélisation des systèmes complexes » Dunod, Bordas, Afcet systèmes, Paris 1985.
- [Lind, 82] M. Lind, « Multilevel Flow Modelling of Process Plant for Diagnosis and Control ». Proc. International Meeting on Thermal Reactor Safety (Chicago II, USA, 1982), pp 1653-1666. (Also published as Risø-M-2357. Risø National Laboratory, Denmark 1982).
- [Loron et al., 93] L. Loron, G. Laliberté, « *Application of the extended Kalman Filter to parameters estimation of induction motors* ». Power Electronics and Applications EPE'93, Brighton (UK), p 85-90, 1993.
- [Mcfarlane, 03] D. McFarlane, « Product Identity and Observability » ECC'03, Cambridge, Septembre 2003.
- [Maler, 03] O. Maler, « Simulation des systèmes continus ouverts. Application à la synthèse ». Rapport Université Joseph Fourier - Informatique & Mathématiques Appliquées, 2003.
- [Maquin et al., 94] D. Maquin, M. Darouach, J. Ragot, « Robust observer for continuous uncertain systems". IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, October 2-5, San Antonio, TX, USA, 1994.
- [Martin, 05] A. Martin, « La fusion d'informations », ENSIETA - Réf. : 1484, Janvier 2005.
- [Milne, 87] R. Milne, « Strategies for diagnosis ». IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Vol.17, N°3, p 333-339, 1987.
- [Minsky, 65] M. Minsky. « Matter, mind and models ». AIM-77, Institut of technology of Massachussetts, Artificial Intelligence Laboratory, 1965.
- [Modarres, 96] M. Modarres. « Functional Modeling for Integration of Human-Software-Hardware in Complex Physical Systems ». Fourth International Workshop on Functional Modeling of Complex technical System, pp75-100, Athens, Greece.
- [Moe, 98] T. Moe, « Perspectives on traceability in food manufacture », Food Science and Technologie, Vol.9, pp.211-214, 1998.

-
- [Montmain, 92] J. Montmain, « Interprétation qualitative de simulation pour le diagnostic en ligne de procédé continu », Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, France, 1992.
- [Montmain, 92] J. Montmain, « Interprétation qualitative de simulation pour le diagnostic en ligne de procédé continu », Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, France, 1992.
- [Parsay et al., 93] K. Parsaye, M. Chignell, « Intelligent Database Tools & Applications”.
- [Patton et al., 97] R. Patton, J. Chen, « Observer based fault detection and isolation: robustness and applications ». Control Engineering Practice, Vol. 5, No. 5, pp. 671-682, 1997.
- [Pedrot, 03] P. Pedrot, « Traçabilité et responsabilité ». Ouvrage collectif, édition Economica, Paris, 2003.
- [Pillet, 00] M. Pillet, « Les plans d’expériences flous bayesiens », Forum qualité scientifique, 2000.
- [Ploix, 98] S., Ploix. « Diagnostic des systèmes incertains : Approche Bornante », Thèse de Doctorat, Université Henri Poincaré, CRAN, 1998.
- [Ragot et al., 98] J. Ragot, D. Maquin, « Techniques récentes de diagnostic de systèmes et rôle de l'instrumentation". Séminaire de l'École Doctorale PROMEN. Quelle métrologie pour le XXIème siècle ? Nancy, France, 12-13 mai 1998.
- [Riera, 01] B. Riera, « Contribution à la conception d’outils de supervision adaptés à l’homme ». Mémoire de HDR, Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambrésis, Valenciennes, France, 2001
- [Riera et al., 04] B. Riera, F. Gellot, « Surveillance « active » des SED ». Séminaire SED/SDH, CReSTIC, Reims, 2004.
- [Rombaut, 01] M. Rombaut, « Fusion : état de l'art et perspectives », Convention DSP 99.60.078, IUT de Troyes, laboratoire LM2S-UTT, octobre 2001.
- [Ross, 77] D. Ross, « Structures Analysis : a language for communicating ideas », IEEE Transactions, Softwareengineering, Vol SE-3, 1977.
- [Salaün et al., 01] Y. Salaün, K. Flores, « Information quality : meeting the needs of the consumer ». International journal of information management, Vol.21, 2001.
- [Sayed-M., 02] M. Sayed Mouchaweh, « Conception d’un système de diagnostic adaptatif et prédictif basé sur la méthode FPM pour la surveillance en ligne des systèmes évolutifs». Thèse de doctorat, université de Reims Champagne-Ardenne, 2002.

-
- [SEP, 88] SEP. « Description de la méthode RELIASEP », Manuel Utilisateur, Société Européenne de Propulsion, Transiciel, pp. 5-33, 1988.
- [Shafer, 76] G. Shafer, « A mathematical theory of evidence », Princeton University Press, Princeton, N.J., 1976.
- [Smets, 97] P. Smets, « Imperfect information : Imprecision – Uncertainty », Uncertainty Management in Information Systems, pages 225–254. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, 1997.
- [Taguchi, 86] G. Taguchi, « Introduction to Quality Engineering, Asian Productivity Organisation », Tokyo, 1986.
- [Tassirani, 95] Tassirani, « L'analyse fonctionnelle », Ed. AFNOR, (1995).
- [Tien, 03] J.M. Tien, « Toward a Decision Informatics Paradigm: A Real-Time, Information-Based Approach to Decision Making », IEEE Transactions On Systems, Man, And Cybernetics—Part C: Applications And Reviews, 33, No. 1, pp. 102-113.
- [Travé-M. et al., 97] L., Travé-Massuyès, P., Dague, F., Gerrin. « Le raisonnement qualitatif. » Hermès, France, 1997.
- [Triki, 05] S. Triki, « Contribution à la conception d'outils de supervision active pour les procédés continus et manufacturiers », mémoire de thèse, Valenciennes, France, 2005.
- [Valette et al., 97] R. Valette, R. Champagnat, D. Andreu, H. Pingaud, « Modélisation des systèmes de production hybrides » AGIS'97, colloque de recherche doctorale, Angers, France, 1997.
- [Vellemans, 02] Vellemans P., « Suivi d'évolutions et reconnaissance de chroniques ». Mémoire de DEA, Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambrésis, Valenciennes, janvier 2002.
- [Vellemans et al., 04] Vellemans P., Billaudel P., Riera B., « Human Adapted System for Analysis of the Failure Causes: A Multi-Method Approach », IFAC, Analysis, Design and Evaluation of Human-Machine Systems / Error and Safety (IFAC'04), 7-9 september 2004, Atlanta, GA USA.
- [Vellemans et al., 05a] Vellemans P., Billaudel P., Riera B., « Human Adapted System for Traceability: a Multi-Methodological Approach », Third IEEE International Conference on Systems, Signals & Devices (SSD'05), March 21-24, 2005, Susa Tunisia.
- [Vellemans et al., 05b] Vellemans P., Billaudel P., Riera B., « Data mining and models for human adapted system », 3rd International Conference Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications, March 27-31, 2005, Susa, Tunisia.

-
- [Vellemans et al., 05c] Vellemans P., Billaudel P., Riera B., « Product traceability integration within process for more precise diagnosis », International Joint Conferences on Computer, Information, Systems Sciences and Engineering (CIS2E 05), IETA 2005, University of Bridgeport, USA.
- [Vellemans et al., 06] Vellemans P., Billaudel P., Riera B., « Traceability, a new approach to obtain decision-making aid », European Annual Conference on Human Decision-Making and Manual Control, EAM'06, September 27-29, 2006, Valenciennes, France.
- [Villemeur, 88] A. Villemeur, « Sûreté de fonctionnement des systèmes industriels ». Édition Eyrolles, Collection DER-EDF, Volume 67, 1988.
- [Viruéga, 05] J-L. Viruéga, « Traçabilité : outils, méthodes et pratiques », Éditions d'Organisation, Paris, 2005.
- [Viruéga et al., 99] J-L. Viruéga, P. Verner, « Le nouvel usage de la traçabilité dans le secteur français de la viande bovine ». Revue française de gestion industrielle, Vol.18, n°4, pp.81-97, 1999.
- [web, a] L'encyclopédie libre. www.wikipedia.fr
- [Web, b] Glossaire des mots, signes et expressions utilisés dans les industries alimentaires, <http://www.metiers-industries-alimentaires.com/glossaire.php?lettres=tz>
- [Web, c] Usine nouvelle, <http://www.usinenouvelle.com>, Édition juin 2002,
- [Web, d] Manufacturing Enterprise Solutions Association, www.mesa.org
- [Web, e] « Qu'est-ce que la traçabilité ? », http://www.finances.gouv.fr/DGCCRF/04_dossiers/consommation/faq_alimentation/faq12.htm, mars 2002.
- [Web, f] Efficient Article Numbering International and the Uniform Code Council. (EAN-UCC), <http://www.ean-ucc.org>
- [Webster, 96] Webster's new encyclopaedic dictionary. Le prat, New-York, 1996.
- [Willsky, 76] A.S. Willsky, « A survey of design methods for failure detection in dynamic systems ». Automatica, Vol. 12, pp.601-611, 1976.
- [Zadeh, 65] L. Zadeh, « Fuzzy sets », *Informations and control* 8, (1965) 338-353.
- [Zadeh, 78] L. Zadeh, « Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility », *Fuzzy sets and systems* 1, 3-28, 1978.
- [Zaytoon, 01] J. Zaytoon, « Systèmes Dynamiques Hybrides ». Extrait de la collection : Techniques de l'ingénieur, 2004.

-
- [Zaytoon et al., 01] J. Zaytoon, C. Iung, M. Bertrand, « Systèmes Dynamiques Hybrides ». Hermès Sciences publications, 2001.
- [Zemouri, 03] M. Zemoury, « Contribution à la surveillance des systèmes de production à l'aide des réseaux de neurones dynamiques : Application à la e-maintenance ». Thèse de doctorat, université de Franche-Comté, 2003.
- [Zouhal, 97] L-M. Zouhal, « Contribution à l'application de la théorie des fonctions de croyance en reconnaissance des formes, mémoire de thèse, Compiègne, juillet 1997.
- [Zwingelstein, 95] G. Zwingelstein, « Diagnostic des défaillances. Théorie et pratique pour les systèmes industriels ». Traité des Nouvelles Technologies, série Diagnostic et Maintenance, Hermès, 1995.