



AVERTISSEMENT

Ce document est le fruit d'un long travail approuvé par le jury de soutenance et mis à disposition de l'ensemble de la communauté universitaire élargie.

Il est soumis à la propriété intellectuelle de l'auteur. Ceci implique une obligation de citation et de référencement lors de l'utilisation de ce document.

D'autre part, toute contrefaçon, plagiat, reproduction illicite encourt une poursuite pénale.

Contact : ddoc-theses-contact@univ-lorraine.fr

LIENS

Code de la Propriété Intellectuelle. articles L 122. 4

Code de la Propriété Intellectuelle. articles L 335.2- L 335.10

http://www.cfcopies.com/V2/leg/leg_droi.php

<http://www.culture.gouv.fr/culture/infos-pratiques/droits/protection.htm>



Université Paul Verlaine - Metz
Ecole doctorale IAEM - Lorraine



Institut National de Recherche en
Informatique et en Automatique



Laboratoire de Génie Industriel
et de Production de Metz, LGIPM

Thèse

Présentée pour l'obtention du titre de

Docteur de l'Université Paul Verlaine - Metz

Spécialité : Automatique

Par

Simon TAMAYO GIRALDO

Exploitation des informations de traçabilité pour l'optimisation des choix en production et en logistique

Composition du jury

Valérie BOTTA-GENOULAZ

Professeur, Université Claude Bernard, Lyon

David CARPENTIER

Directeur Technique, Société Adents International, Palaiseau

Patrick CHARPENTIER

Professeur, ENS Technologies et Industries du Bois, Epinal

Alexandre DOLGUI

Professeur, ENS Mines de Saint-Etienne

Thibaud MONTEIRO

Maître de Conférences HDR, Université Jean Monnet, Saint-Etienne

Nathalie SAUER

Professeur, Université Paul Verlaine, Metz

Remerciements

Ce travail a été réalisé au Laboratoire de Génie Industriel et Production de Metz (LGIPM), dans un partenariat étroit entre l'Université Paul Verlaine et la société ADENTS High-Tech International à Palaiseau.

Mes plus grands remerciements s'adressent à Madame Nathalie Sauer et à Monsieur Thibaud Monteiro, qui ont encadré ces travaux et qui ont su me transmettre leur amour pour la recherche. J'adresse également mes sincères remerciements à toute l'équipe de collaborateurs du LGIPM qui par leur disponibilité et leur compétence professionnelle ont participé à l'aboutissement de ce travail.

Que Messieurs Christophe Devins et David Carpentier, trouvent aussi dans ce mémoire mes plus vifs remerciements pour leur confiance, leur soutien et leur exemple. Mes remerciements s'adressent également à l'ensemble des personnes d'ADENTS HTI qui ont participé à mes travaux et tout particulièrement à Messieurs Alexandre Perron et Djilali Yahiatene.

Je remercie très chaleureusement tous les membres du Laboratoire d'Ingénierie des Systèmes Mécaniques et des Matériaux (LISMMA) pour leur disponibilité, leur amitié et leur encouragement : Véronique, Caroline, Roberta, Vincent, Patrice, Samir et Florent. Je tiens ici à leur exprimer ma profonde reconnaissance pour m'avoir accueilli dans un environnement aussi enrichissant tant sur le plan scientifique que personnel.

Enfin, je remercie infiniment Maria Jose, pour son soutien inconditionnel.

Sommaire

Sommaire	4
Liste des abréviations	12
 Chapitre I Généralités	 16
I.1 Organisation du chapitre	17
I.2 Définition de traçabilité	18
I.2.1 Traçabilité amont, interne et aval	19
I.2.2 Traçabilité ascendante et descendante	20
I.3 Problématique industrielle globale	20
I.3.1 Traçabilité : un sujet et une obligation d'actualité	20
I.3.2 Historique.....	22
I.3.2.1 Antiquité et âge préindustriel	23
I.3.2.2 XXe siècle et aujourd'hui.....	23
I.3.3 Enjeux de la traçabilité aujourd'hui	24
I.3.4 Mondialisation et diversité des chaînes logistiques.....	25
I.3.5 Acteurs de la traçabilité.....	26
I.4 Système de traçabilité.....	27
I.5 Etat de l'art des outils de traçabilité	28
I.5.1 Systèmes informatiques de traçabilité.....	29
I.5.2 Systèmes d'identification.....	31
I.6 D'une contrainte industrielle vers une problématique de recherche	33
I.6.1 Solutions ADENTS International.....	34
I.6.2 Contexte du projet.....	34
I.7 Eléments à tracer et informations associées.....	36
I.7.1 Définition de lot.....	37
I.7.2 Informations de traçabilité	37
I.8 Qualité, sécurité, risque, criticité, retraits et rappels	41
I.8.1 Notion de risque et de criticité	42
I.8.2 Matrice de criticité.....	43
I.8.3 Retraits et rappels.....	44
I.9 Structure du mémoire.....	46
I.10 Conclusions du chapitre	47

Première partie : Diagnostic associé à une production 48

Chapitre 2 Détermination de la criticité associée à une production 48

2.1	Organisation du chapitre	48
2.2	Risque et hasards comme menaces aux producteurs.....	48
2.3	Systèmes de gestion du risque et démarches de contrôle	52
2.4	Production, traçabilité et diagnostic de criticité	53
2.5	Mesure du risque et criticité.....	54
2.5.1	Positionnement de la notion de criticité	55
2.5.2	Topologie du problème	56
2.6	Outils d'aide à la décision et réseaux de neurones	56
2.7	Introduction aux réseaux neuronaux	58
2.7.1	Principes fondamentaux des réseaux de neurones	60
2.7.2	Neurone ou Unité de traitement.....	60
2.7.3	Pondération des entrées	61
2.7.4	Fonction d'activation	62
2.7.5	Topologie du réseau	66
2.7.5.1	Réseaux feed-forward.....	66
2.7.5.2	Réseaux récurrents.....	67
2.7.6	Représentations topologiques.....	67
2.7.6.1	Réseaux mono-couche ou perceptrons.....	67
2.7.6.2	Réseaux multicouches	68
2.7.7	Apprentissage.....	68
2.7.7.1	Apprentissage supervisé	69
2.7.7.2	Apprentissage non supervisé.....	70
2.7.8	Fonction de coût.....	70
2.7.8.1	Erreur quadratique.....	71
2.7.8.2	Entropie croisée	71
2.7.9	Algorithmes de minimisation.....	72
2.7.9.1	Descente du gradient.....	72
2.7.9.2	Méthode de Newton.....	73
2.7.9.3	Méthode de quasi-Newton.....	73
2.7.9.4	Algorithme de rétro propagation.....	74

2.8	Création et entraînement des réseaux pour la classification et prévision des criticités	77
2.8.1	Présentation du module	77
2.8.2	Architecture	77
2.8.3	Hiérarchie : Neurone, Couche, Réseau	78
2.8.4	Activation et Erreur	80
2.8.5	Entraînement	80
2.8.6	Utilisation du module de diagnostic de criticité	81
2.9	Évaluation (cas pseudo-industriel)	83
2.9.1	Discussion	86
2.10	Conclusions du chapitre	89
Chapitre 3	Dispersion de matières premières	92
3.1	Organisation du chapitre	92
3.2	Besoin de traçabilité interne	92
3.3	Dispersion, criticité et rappels	94
3.3.1	Définition de la dispersion totale	94
3.4	Problématique à résoudre	95
3.4.1	Notion de nomenclature	96
3.4.2	Revue de la littérature	96
3.5	Modélisation du problème	97
3.5.1	Complexité du problème	98
3.6	Méthodes Exactes, Heuristiques et Métaheuristiques	99
3.6.1	Méthodes exactes	100
3.6.2	Heuristiques et Métaheuristiques	101
3.7	Algorithmes génétiques	102
3.7.1	Évaluation et Sélection	103
3.7.2	Reproduction	104
3.7.3	Mutation	105
3.7.4	Critère d'arrêt	105
3.8	Application au problème d'optimisation de la dispersion des matières premières	105
3.8.1	La population initiale	106
3.8.2	Évaluation de la dispersion	107
3.8.3	Sélection et élitisme	107

3.8.4	Croisement des individus	108
3.8.5	Mutation.....	109
3.8.6	Paramétrage	110
3.8.6.1	Paramètres de l'algorithme	110
3.8.6.2	Paramètres des conditions d'arrêt :	111
3.9	Plan d'expériences.....	112
3.9.1	Discussion.....	114
3.10	Exemple numérique	117
3.10.1	Résultats	118
3.11	Conclusions du chapitre	121

Deuxième partie : Exploitation de la criticité.....	124
--	------------

Chapitre 4 Actions d'amélioration en aval de la production.....	124
--	------------

4.1	Organisation du chapitre	124
4.2	Transformations des ressources et gestion des identifiants	125
4.3	Introduction à la préparation de commandes.....	128
4.3.1	Opérations dans la préparation de commandes	129
4.3.2	Types de préparation de commandes.....	130
4.3.2.1	Préparation avec mouvement ou commande par commande.....	130
4.3.2.2	Préparation groupée, par vagues ou plusieurs commandes.....	130
4.3.2.3	Préparation de commandes à poste fixe ou assistée	131
4.3.3	Flux d'information en préparation de commandes.....	131
4.4	Revue de la littérature : transformations, préparation de commandes et optimisation en aval de la production	133
4.5	Positionnement des actions d'amélioration proposées	135
4.6	Objectif et notion de priorité : Production vs Ordres de livraison et définition des critères de choix	137
4.6.1	Critères de priorité d'affectation des ordres de livraison	137
4.6.2	Segmentation des clients	140
4.6.2.1	Valeur et le potentiel des clients : « loi » de Pareto.....	140
4.6.2.2	Usages et les comportements des clients : méthode RFM.....	141
4.7	Mise en place des actions	142
4.8	Conclusions du chapitre	143

Chapitre 5 Optimisation des affectations des lots aux ordres de livraison.. 146

5.1 Organisation du chapitre	146
5.2 Introduction aux systèmes experts	146
5.2.1 Eléments fondamentaux des systèmes experts.....	147
5.2.1.1 Base de connaissances.....	148
5.2.1.2 Moteur d'inférences	148
5.2.1.3 Expert, cognitif et interface	150
5.2.2 Les types de SE.....	151
5.3 Mise en place	152
5.4 Les SE dans l'optimisation et la planification	153
5.5 Utilisation d'un SE pour l'optimisation des affectations Lots - Ordres de livraison	155
5.5.1 Structure du système proposé.....	156
5.5.2 Base de faits.....	156
5.5.3 Base de règles	157
5.5.4 Moteur d'inférence du système.....	159
5.5.4.1 Résolution des conflits.....	161
5.6 Exemples d'utilisation	161
5.6.1 Exemple 1 : production à taille de lot variable	162
5.6.2 Exemple 2 : production à taille de lot fixe	165
5.7 Évaluation du système expert vs attribution FIFO	167
5.7.1 Discussion.....	170
5.8 Prise en compte de l'incertitude.....	170
5.9 Conclusions du chapitre	171

Chapitre 6 Prise en compte de l'incertitude dans l'affectation des lots aux ordres de livraison..... 175

6.1 Organisation du chapitre	175
6.2 Notion d'incertitude	175
6.2.1 Traitement de l'incertitude.....	177
6.2.2 Incertitude et optimisation des choix en préparation de commandes.....	178
6.3 Introduction à la logique floue.....	179
6.3.1 Concepts fondamentaux.....	181
6.3.1.1 Logique booléenne et logique floue.....	181
6.3.1.2 Fonction d'appartenance.....	183

6.3.1.3	Opérateurs logiques flous.....	185
6.3.2	Principe du fonctionnement du système flou.....	187
6.3.3	Fuzzification	187
6.3.4	Inférence	188
6.3.4.1	Activation	188
6.3.4.2	Implication.....	188
6.3.4.3	Agrégation	190
6.3.5	Défuzzification.....	191
6.3.5.1	Méthode du centre de gravité (COG)	192
6.3.5.2	Méthode moyenne des maxima (MOM)	192
6.4	Logique floue et système expert.....	193
6.5	Les SEF dans l'optimisation et la planification	194
6.6	Utilisation d'un SEF pour l'optimisation des affectations Lots - Ordres de livraison	196
6.6.1	Définition des variables floues.....	197
6.6.2	Inférence	200
6.6.3	Règles d'inférence floues	202
6.6.4	Exemples d'utilisation.....	205
6.6.5	Exemple 1 bis : production à taille de lot variable	205
6.6.6	Exemple 2bis : production à taille de lot fixe	208
6.6.7	Tests et validation.....	211
6.7	Conclusions du chapitre	214
	Chapitre 7 Conclusion générale.....	216
	Références.....	224
	Table des figures	240
	Table des tableaux	244

Liste des abréviations

AFNOR : Agence Française de Normalisation (<http://www.afnor.org/>).

AG : Algorithme Génétique (en anglais : GA pour *genetic algorithm*).

AI : *Artificial Intelligence* (en français : intelligence artificielle).

AMDEC : Analyse des Modes de Défaillance, de leurs Effets et de leur Criticité (en anglais : FMECA pour *failure modes, effects and criticality analysis*).

ANN : *Artificial Neural Network* (en français : réseau de neurones artificiels).

AOM : *Advanced Order Management* (en français : système de gestion des commandes).

CA : Chiffre d'Affaires.

COG : *Center of Gravity* (en français : centre de gravité).

CPFR : *Collaborative Planning Forecasting Replenishment* (en français : plan, prévisions et approvisionnements concertés).

DAV : Disponible à la Vente (en anglais : ATP pour *available to promise*).

DLC : Date Limite de Consommation ou date de péremption (en anglais : BBD pour *best before date*).

EAN : *Efficient Article Numbering Association*, Ancienne dénomination de GS1.

ERP : *Enterprise Resource Planning* (en français : PGI pour progiciel de gestion intégré).

ESB : Encéphalopathie Spongiforme Bovine (en anglais : BSE pour *bovine spongiform encephalopathy*).

FIFO : *First In, first Out* (en français : premier entré, premier servi).

GMS : Grandes et Moyennes Surfaces.

GPA : Gestion Partagée des Approvisionnements.

GS1 : *Global Standards One* (<http://www.gs1.org/>).

GTIN : *Global Trade International Number* (en français : code article international).

HACCP : *Hazard Analysis Critical Control Point* (en français : analyse des dangers et points critiques pour leur maîtrise).

ISO : *International Standard Organisation* (<http://www.iso.org/>).

LIFO : *Last in, first out* (en français : « dernier arrivé, premier servi »).

ME : Matériaux d'Emballage, aussi appelés « matières sèches ».

MES : *Manufacturing Executive System*.

MILP : *Mixed Integer Linear Programming* (en français : programmation linéaire mixte).

MOM : *Mean of Maxima* (en français : moyenne des maxima).

MP : Matières Premières (en anglais : RM pour *raw materials*).

OCR : *Optical Character Recognition* (en français : ROC pour reconnaissance optique de caractères).

OGM : Organisme Génétiquement Modifié.

OL : Ordre de Livraison (en anglais : DO pour *delivery order*).

OMS : Organisation Mondiale de la Santé (en anglais : WHO pour *world health organization*, <http://www.who.int/>).

OPT : *Optimized Production Technology* (en français : techniques de production optimisée).

PF : Produits Finis (en anglais : FP pour *finished products*).

PME : Petites et les Moyennes Entreprises (en France de 20 à 249 salariés, <http://www.pme.gouv.fr/>).

RBS : *Risk Breakdown Structure* (en français : découpage des risques).

RFID : *Radio Frequency Identification* (en français : étiquette radiofréquence).

RFM : Méthode de segmentation de clients par Récence, Fréquence et Montant.

SBC : Systèmes à Base de Connaissances » (en anglais : *rule-based systems*).

SCE : *Supply Chain Execution* (en français : gestion opérationnelle de la chaîne logistique).

SE : Système Expert (en anglais : ES pour *expert system*).

SEF : Système Expert Flou (en anglais : FRBS pour *fuzzy rule-based system*).

SSCC : *Serial Shipping Container Code* (en français : numéro séquentiel de colis).

TIC : Technologies de L'information et de la Communication (en anglais : IT pour *information technology*).

TMS : *Transport Management System* (en français : système de gestion des transports).

TPE : Très Petites Entreprises (en France de 0 à 19 salariés, <http://www.pme.gouv.fr/>).

TRU : *Traceable Resource Unit* (en français : unité de ressource traçable).

UC : Unité de Conditionnement.

UCC : *Uniform Code Council*, ancien organisme de codification des États. Aujourd'hui : GS1 US.

UL : Unité Logistique.

WMS : *Warehouse Management System* (en français : système de gestion d'entrepôts).

Chapitre I

Généralités

Au cours des dernières années, la traçabilité est devenue un enjeu vital pour les industriels, ainsi qu'un élément clé dans les systèmes de gestion de la production, de la qualité, et du diagnostic. Aujourd'hui il est nécessaire de développer des méthodes et des outils de traçabilité adaptés, répondant aux exigences d'un nouvel environnement commercial global (mondialisation des marchés et nouvelles technologies de l'information et de la communication). Suite à ce constat, nous avons dégagé une problématique de recherche dont l'objectif est d'exploiter au mieux les différentes informations, enregistrées et suivies dans le cycle de vie des produits, plus précisément dans les étapes de fabrication, conditionnement et expédition. Ce projet de recherche a été mené en partenariat avec ADENTS International, dans le cadre d'une convention CIFRE (convention industrielle de formation par la recherche).

Dans les domaines de production et de logistique, la traçabilité vise à suivre les marchandises le long d'une chaîne d'approvisionnements et des transformations, par l'utilisation des divers moyens d'identification, tels que des numéros de lot ou différentes données associées. Elle permet de localiser, sur son itinéraire, un article qui a été expédié, et de manière inverse, elle donne au consommateur final, la possibilité de retrouver l'origine des produits. La traçabilité est une obligation pour les entreprises, entraînant des enjeux très importants pour les secteurs où les défauts de production peuvent avoir des conséquences graves pour la santé et la sécurité humaine (*i.e.* l'alimentation, les médicaments, l'automobile, l'informatique, l'aéronautique, etc.).

La traçabilité joue un rôle fondamental dans la qualité : elle donne la capacité d'agir de façon corrective afin d'assurer la conformité des produits (résolution du/des problèmes et remise en conformité, destruction, rappel, etc.) et de réaliser une analyse des problèmes en amont et aval du processus de fabrication, pour mettre en place des actions préventives. Elle est utilisée par exemple, pour prévenir les risques liés aux produits agro-alimentaires, faire face aux possibles contrefaçons de

médicaments, ou s'assurer de la non nocivité de toutes sortes de produits (par exemple, dans le cas de la fabrication de jouets pour les enfants). Par ailleurs, la traçabilité devient aujourd'hui une préoccupation croissante pour les consommateurs, qui veulent être sûrs que le produit acquis ne fait pas intervenir d'éléments contraires à leurs codes éthiques et moraux.

Bien que l'importance de la traçabilité et le besoin des systèmes de traçabilité réactifs et robustes, soient incontestables, la perception des industriels à l'égard de ces concepts est encore biaisée par la notion d'obligation. Aujourd'hui la traçabilité est plus perçue comme une contrainte à respecter, que comme un outil permettant d'avantage la maîtrise et l'amélioration des processus. Dans ce projet de recherche, nous présentons des arguments pour modifier ce point de vue. Dans la première partie nous proposons le diagnostic d'une production par l'exploitation des informations de traçabilité, et dans la deuxième partie nous présentons les actions d'amélioration à mettre en œuvre, pour améliorer la gestion des transformations en aval de la production.

I.1 Organisation du chapitre

Ce premier chapitre aborde les généralités autour de notre sujet de recherche. L'objectif principal étant l'exploitation des informations de traçabilité pour améliorer les choix en production et en logistique, nous voulons commencer par une introduction formelle à la notion de traçabilité, en examinant ses enjeux, son évolution récente et la problématique industrielle autour d'elle. Nous proposerons ensuite un état de l'art sur les systèmes informatiques de traçabilité et d'identification. Après quoi nous situerons le projet de recherche dans son contexte industriel, et détaillerons ses objectifs. Nous définirons ultérieurement les informations que nous souhaitons exploiter, *i.e.* les entités fondamentales associées à la traçabilité et le flux d'information qui leur est associé tout au long du cycle de production.

La première partie de ce mémoire aborde la problématique du diagnostic de la criticité associée à une production, de ce fait, il nous semble nécessaire de définir depuis le début, les concepts de risque et de criticité. Ce dernier étant

particulièrement important dans nos travaux, nous présentons une définition propre à ce projet de recherche. Vers la fin du chapitre nous aborderons les concepts de retraits et de rappels, bien qu'étant souvent considérés comme les grands leviers d'action des systèmes de traçabilité en termes de « réparation », dans un premier temps, nous les considérerons comme des variables à maîtriser et dans la deuxième partie de nos travaux ils deviendront nos principaux critères d'optimisation. Finalement, nous présenterons un point sur la mise en place du projet et l'organisation de ce mémoire, pour finalement donner suite aux conclusions du chapitre.

1.2 Définition de traçabilité

La traçabilité est définie par la norme ISO 8402 1991 « *Gestion de la qualité et l'assurance de la qualité* » (réactualisée par la norme ISO 9000/2005) :

Traçabilité : aptitude à retrouver l'historique, l'utilisation ou la localisation d'une entité au moyen d'identifications enregistrées.

Définition I

L'entité peut désigner : une activité (un processus), un produit, un organisme ou une personne. Lorsqu'il se rapporte à un produit, le terme « traçabilité » peut se référer à l'origine des matériaux et des pièces, l'historique des processus appliqués au produit, la distribution et l'emplacement du produit après livraison (GS1 International, 2009).

Du point de vue de l'utilisateur, la traçabilité peut être définie comme le fait de suivre des produits qualitativement et quantitativement dans l'espace et dans le temps. Du point de vue de la gestion de l'information, mettre en place un système de traçabilité dans une chaîne d'approvisionnements, c'est associer systématiquement un flux d'informations à un flux physique. L'objectif est de pouvoir retrouver, à un instant donné, des informations, préalablement déterminées, relatives à des lots ou à des regroupements de produits, ceci à partir d'un ou plusieurs identifiants.

Dans les systèmes de traçabilité, souvent appelés « *tracking and tracing* » (suivi et repérage), deux types de traçabilité peuvent être distinguées : la traçabilité logistique

et la traçabilité produit (cette notion de produit sera expliquée dans la section 1.7). Le premier est le « *tracking* » de l'expression, et le deuxième est le « *tracing* ».

- **La traçabilité logistique** désigne le suivi quantitatif des produits. Elle permet de localiser les produits et de déterminer les destinations et les provenances. Elle est utilisée notamment pour les rappels et retraits de produits et/ou pour en connaître l'origine. Cette traçabilité dépend du bon enregistrement des liens entre les produits consécutifs dans la filière.
- **La traçabilité produit** désigne le suivi qualitatif des produits. Les fabricants l'utilisent notamment pour rechercher les causes d'un problème de qualité, que ce soit en amont, si l'incident a pu se produire chez ses fournisseurs, ou en aval, si l'incident a pu se produire lors du transport, par exemple. Elle dépend surtout du bon enregistrement et de l'exhaustivité des données associées au produit.

1.2.1 Traçabilité amont, interne et aval

La traçabilité se traduit à différentes échelles dans la chaîne logistique comme il est montré dans la Figure 1.

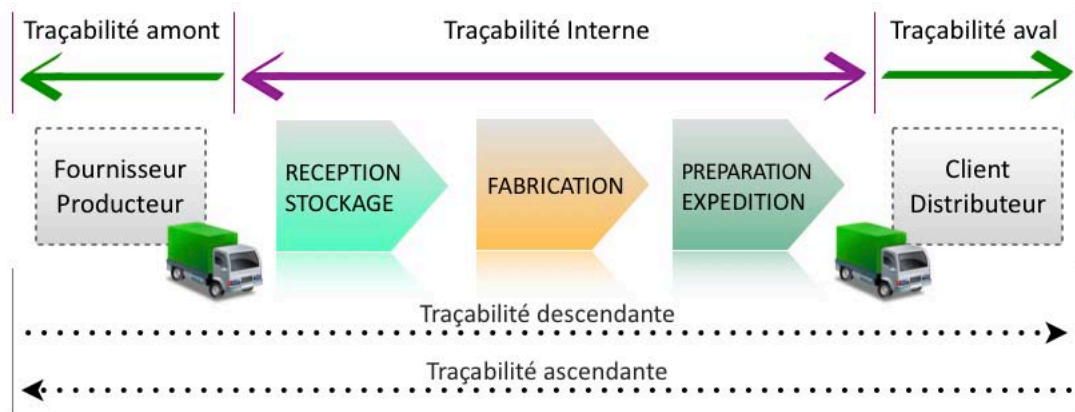


Figure 1 : traçabilité amont, interne et aval dans la chaîne logistique.

- **La traçabilité amont** désigne les procédures et les outils mis en place, pour pouvoir retrouver ce qui est arrivé avant la réception des produits (avant que les acteurs soient responsables légalement ou physiquement des produits).

- **La traçabilité interne** désigne les ressources, les procédures et les outils mis en place tout au long de la transformation effectuée par l'acteur sur ses produits. Elle est indépendante des partenaires commerciaux.
- **Traçabilité aval** désigne les procédures et les outils mis en place pour pouvoir retrouver ce qui s'est passé après le transfert de propriété ou après le transfert physique des produits d'un acteur vers un autre.

1.2.2 Traçabilité ascendante et descendante

Selon le sens dans lequel l'information est suivie, nous pouvons parler de traçabilité ascendante ou descendante (Figure 1).

La traçabilité ascendante sert à retrouver l'origine et les caractéristiques d'un produit à partir d'un ou plusieurs critères donnés. Elle sert notamment à trouver la cause d'un problème (qualité, sécurité, conformité, etc.).

La traçabilité descendante permet, en tout point de la chaîne d'approvisionnements, de retrouver la localisation des produits à partir d'un ou plusieurs critères donnés. Elle sert notamment en cas de rappel ou de retrait de produits (cf. section 1.8.3).

1.3 Problématique industrielle globale

1.3.1 Traçabilité : un sujet et une obligation d'actualité

Depuis la crise de l'encéphalopathie spongiforme bovine (ESB) également appelée « maladie de la vache folle » qui a touché principalement le Royaume-Uni entre 1986 et les années 2000, le terme traçabilité a pris une importance médiatique considérable. Cette médiatisation s'est accentuée depuis 1999, avec les polémiques aux sujets des organismes génétiquement modifiés (OGM), du « poulet à la dioxine » et de l'affaire du sang contaminé. Ces crises sont encore d'actualité, avec la réapparition de la « grippe aviaire » qui a atteint l'Europe fin 2005 et l'apparition de plusieurs intoxications, dues à la présence de la bactérie « E.coli » en 2011. Cette dernière a remis la traçabilité au cœur de l'actualité, l'organisation mondiale de la santé (OMS) recense en juin un total de 3255 cas de malades confirmés ou suspectés, dont 35 décès en Europe et aux Etats-Unis.

Cet impact médiatique s'élargit dans d'autres domaines où la traçabilité joue un rôle de plus en plus important. Dans l'industrie automobile, le constructeur japonais Toyota a rappelé près de neuf millions de voitures dans le monde, dont la majorité aux Etats-Unis, entre septembre 2009 et février 2010 pour divers soucis techniques (Le Monde avec AFP, 9 février 2011).

Les consommateurs d'aujourd'hui prennent conscience du concept de traçabilité dans plusieurs domaines : agro-alimentaire, santé, automobile, aéronautique, jouet, cosmétique, textile, etc. De ce fait, de nombreuses entreprises, face à cette prise de conscience et aux inquiétudes des consommateurs/clients, cherchent à se doter d'outils performants pour des raisons autres que purement logistiques : relation de confiance envers le consommateur, contraintes réglementaires et légales, normalisation, rappel de produits défectueux, commerce électronique, etc. En conséquence, nous constatons une présence de plus en plus importante, des systèmes de traçabilité au sein des Technologies de l'Information et de la Communication (TIC). Une production à zéro défauts est encore inaccessible pour les industries manufacturières, mais pour réduire l'impact financier de la non qualité, un système de traçabilité centralisé facilite les procédures de rappel et la reconstitution de l'histoire de chaque pièce fabriquée.

La traçabilité est une exigence réglementaire, dans l'Union Européenne nous trouvons le règlement 178/2002/CE établissant les prescriptions générales de la sécurité alimentaire, le règlement 1830/2003/CE1 concernant les organismes génétiquement modifiés et de leurs dérivés, la directive 2004/27/CE concernant les produits pharmaceutiques, la directive 2006/24/CE concernant la communication et les réseaux, les résolutions R 740 et R 780 définies par l'Association internationale du transport aérien (IATA) concernant le transport de passagers et leurs bagages, etc.

Contrairement aux domaines cités précédemment, dans l'industrie manufacturière, il n'existe pas de contraintes strictement réglementaires en matière de traçabilité. Ce sont généralement les groupements d'industriels (par exemple, *Odette* et *GALIA* pour l'automobile) qui normalisent leur gestion de la traçabilité (Beorchia, 2011). De manière générale, ces normalisations portent sur le format, les informations et la

capacité de lecture des éléments d'identification des lots de composants ou numéros de série des pièces (*cf.* section 1.7).

Le premier objectif de la traçabilité pour l'Union Européenne est d'assurer le libre échange et de garantir la libre circulation des biens et des personnes. Le considérant No. 1 du règlement 2002/178/CN rappelle cet objectif prioritaire du libre échange, selon lequel, la traçabilité se place dans un rôle ambivalent vis-à-vis de la libre circulation des produits (Stirling-Belin, 2008) :

- Elle conforte la liberté de circulation si elle est effective et efficace, car elle est un outil de la sûreté des produits et permet par l'organisation de retraits de lots « précis et ciblés » de limiter la perturbation des échanges commerciaux.
- Son absence est susceptible de contester cette libre circulation puisqu'elle ne permet pas de garantir la sûreté des produits ou de gérer sereinement des situations de crise (Scarset, 2008).

Elle est donc un outil à appréhender efficacement pour optimiser le fonctionnement et la performance des entreprises. Les systèmes de traçabilité doivent être des outils pour identifier les défauts au sein des processus, obtenir rapidement les causes d'un dysfonctionnement *process*, optimiser l'organisation grâce à des indicateurs de performance fiables (référencement des fournisseurs, respect des cahiers des charges, logistique interne, relations clients, lutte contre la contrefaçon), et bien évidemment, gérer de façon efficace un retrait/rappel de produits. La traçabilité, déclinée sous de multiples formes, va devenir dans les années qui viennent, un outil incontournable pour toutes les entreprises (AFNOR, 2009).

1.3.2 Historique

La définition actuelle de la traçabilité est apparue au milieu des années 80 (Viruéga, 2005), la traçabilité répondait alors à un simple souci logistique : le contrôle des flux de marchandises au sein d'une chaîne de partenaires. Mais la notion de marquage et suivi des éléments est bien plus ancienne.

I.3.2.1 Antiquité et âge préindustriel

La plus vieille évidence de traçabilité remonte au Ve millénaire avant Jésus-Christ, dans les civilisations élamite et sumérienne. Un grand nombre de dons faits aux temples étaient accompagnés d'une marque d'identification. Cette marque était faite sur une tablette d'argile ou sur le col des vases à l'aide d'un cylindre gravé que le donateur utilisait comme signature (Rehby, 2005).

Dans l'antiquité nous pouvons identifier la traçabilité des actes, attestée par les sceaux notamment.

La traçabilité des animaux est également connue des éleveurs, propriétaires d'animaux et des autorités sanitaires depuis des milliers d'années. Ainsi l'identification par marques corporelles était déjà réglementée par le Code d'Hammurabi en Mésopotamie, il y a 3800 ans (Scarset, 2008). Le marquage indélébile au fer rouge, ou par des marques sur les oreilles (le bec d'oiseaux parfois) avec ou sans écrits attestant les caractéristiques de l'animal, semble avoir été pratiqué presque partout dans l'antiquité, au moins pour les animaux de valeur marchande, religieuse ou militaire.

Au moyen âge, un marquage sanitaire accompagnant des certificats était utilisé pour contrer ou limiter les épidémies (peste bovine, peste humaine du XIVe siècle, péripneumonie contagieuse bovine, morve, rage, etc.), avec de sévères sanctions en cas d'infractions. En France, un arrêt du conseil du roi, du 16 juillet 1784 imposait le marquage des animaux « soupçonnés de la morve ou de toute autre maladie contagieuse telle que le charbon, la gale, la clavelée, le farcin et la rage ». L'animal douteux ou malade devait porter un cachet de cire verte sur le front, portant les mots « animal suspect ». Ces animaux étant conduits et enfermés à part des autres (Scarset, 2008).

I.3.2.2 XXe siècle et aujourd'hui

Au XXe siècle la traçabilité s'est d'abord développée pour répondre au modèle fordiste de production de masse, et en particulier aux besoins industriels et agro-industriels de standardisation et de normalisation générés par les nécessités de reconstruction de l'après-guerre et la mondialisation. La notion de traçabilité passe

par la généralisation de la notion de numéro de série ensuite déclinée en code à barres ou dispositifs similaires, éventuellement invisibles, tels que codes magnétiques, ou puces électroniques incluses dans le bois, dans un produit ou un animal vivant. En effet, l'arrivée de la fabrication en série de produits s'est accompagnée de la possibilité de fraudes à grande échelle (Larose *et al.*, 2010).

Les principes fondamentaux de la traçabilité des produits, comme nous les connaissons, ont été introduits dans les années 1970 (Pugh, 1973). Aujourd'hui avec la révolution des techniques d'information et communication (TIC) la traçabilité s'est révolutionnée. Ce phénomène a été étudié par plusieurs auteurs (Sahin *et al.* 2002 ; Morissey et Almonacid 2005 ; Velleman, 2006 ; Bechini *et al.*, 2008 ; Wang *et al.*, 2009) et elle s'est mise au service de la démarche qualité, de la lutte contre la fraude internationale et évolue maintenant vers un suivi individualisé des produits. Ces produits peuvent être connus ou non (par exemple, contenu d'un colis postal envoyé en recommandé suivi grâce à son identifiant). Le cheminement est suivi et une grande partie des données concernant le cycle de vie de production peuvent être enregistrées (quel opérateur a manipulé, quel produit et où, avec quelle machine, dans quel endroit, à quelle température, les chocs, etc.). Jusqu'aux déchets des familles qui peuvent être pesés et pourraient eux aussi être éventuellement suivis.

1.3.3 Enjeux de la traçabilité aujourd'hui

La demande de traçabilité arrive le plus souvent de l'extérieur de l'entreprise avec une orientation contrainte, combinant obligations législatives le plus souvent avec des contraintes imposées par des clients, eux même soumis à une obligation réglementaire de traçabilité à leur niveau. Mais plus qu'une contrainte, la traçabilité est au cœur de plusieurs enjeux stratégiques au sein d'une entreprise. Cependant la mise en place d'un système de traçabilité se construit selon plusieurs critères que sont sa fiabilité, sa précision et sa rapidité de mise en œuvre. La mise en place d'un système de traçabilité apporte de nombreux avantages résumés dans le Tableau 1 (Tamayo *et al.*, 2009).

DOMAINE	ENJEUX
Production et qualité	Retrouver la cause d'écarts de qualité. Prouver des allégations pour l'identification. Satisfaire des exigences de certifications de produits. Optimiser un processus de production.
Affaires Juridiques	Respecter la réglementation. Aider à déterminer les responsabilités. Aider à lutter contre la fraude.
Logistique	Rationaliser les processus liés aux flux logistiques. Optimiser la gestion des stocks. Suivre le transport et les livraisons en temps réel. Identifier les circuits de distribution parallèle.
Marketing	Protéger l'image de marque. Améliorer le service au client (SAV, téléphonie, etc.). Donner une valeur ajoutée au produit (avantage concurrentiel).
Sécurité Sanitaire	Effectuer les retraits et rappels de produits de manière rapide et ciblée. Suivre des effets à long terme.

Tableau I : enjeux de la traçabilité.

1.3.4 Mondialisation et diversité des chaînes logistiques

Avec la mondialisation de l'économie, les filières se sont allongées et complexifiées. De plus en plus d'entités entrent en jeu : des acteurs très divers en taille et en structure. Dans ce nouvel environnement, les circuits de distribution se sont diversifiés (grandes surfaces, petites superettes, e-commerce, etc.) et cette complexité des chaînes d'approvisionnements augmente l'impact en cas « d'incident qualité », d'où l'importance de la mise en place des moyens sécuritaires vis-à-vis des transformations et de la distribution. De plus, la succession de tous ces maillons indépendants augmente la dispersion des produits finis ainsi que le risque de perte d'informations, voire de rupture dans la chaîne d'information.

Par ailleurs, la production en flux tendus, l'évolution des transports et l'évolution des techniques logistiques telles que la GPA (Gestion Partagée des Approvisionnements) ou le CPFR (*Collaborative Planning Forecasting Replenishment*) contribuent à raccourcir les délais entre la fabrication et la mise en vente des produits (Gencod-EAN, 2001). Être en mesure de contrôler le niveau de risque de la production (cf. section 1.8.1), ainsi que de rappeler un maximum de produits avant qu'ils n'arrivent

chez le consommateur, requiert aujourd'hui des procédures plus réactives, robustes et fiables.

1.3.5 Acteurs de la traçabilité

Les principaux acteurs de la traçabilité sont le fournisseur, le consommateur et l'État (Salaün et Flores, 2001), mais aujourd'hui un quatrième acteur s'est adjoint : les médias, qui tiennent une place non négligeable dans le processus de traçabilité puisqu'ils contribuent à relayer les messages des marques auprès de la population (Vellemans, 2006). En conséquence, dès qu'un sujet touche à la sécurité des personnes via une entité, l'État intervient et les médias font le relais des causes et des conséquences. La Figure 2 propose une vue d'ensemble des bases de cette coopération institutionnelle.

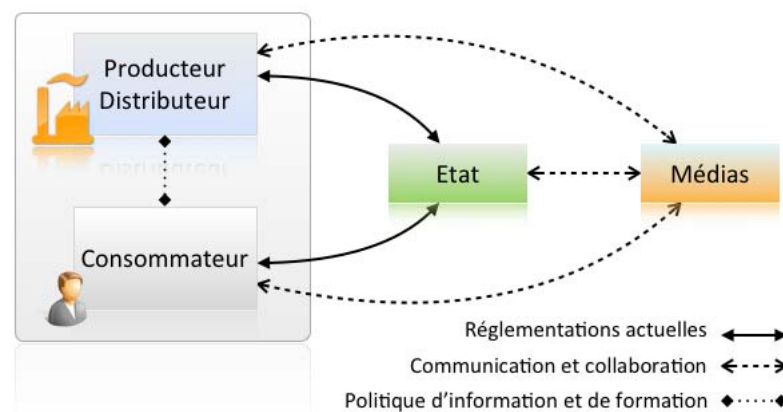


Figure 2 : les acteurs de la traçabilité.

Le producteur/distributeur est là pour fournir un produit au consommateur, qui en est demandeur. L'État a pour fonction de dicter les règles aux fournisseurs et de contrôler leur application, afin de protéger le consommateur contre tout abus. Les médias se posent en observateurs dans le but de transmettre tout dysfonctionnement et d'informer les autres acteurs de façon globale et immédiate.

Le projet présenté dans ce mémoire se situe au niveau des producteurs, pour lesquels aujourd'hui, la mise en place d'un système performant de traçabilité est passée du statut de besoin à celui de nécessité. La traçabilité est l'outil qui permet aux producteurs de sécuriser leur production et donner des garanties tangibles aux clients et à l'État.

Il nous semble intéressant de revoir la notion classique de traçabilité du coupable (Vellemans, 2006), focalisée dans le rappel des produits, où le consommateur est rassuré par la capacité du producteur/distributeur de retirer ses produits non conformes et de répercuter cette campagne en amont. Nous souhaitons élargir la notion de traçabilité à la prévision et à la protection, qui par le suivi des évolutions des procédés et des produits, permet une meilleure maîtrise de la qualité. Ce travail fait l'objet des chapitres suivants.

I.4 Système de traçabilité

Nous adoptons et adaptons la définition de Viruéga (Viruéga, 2005), que nous présentons par la suite :

Le système de traçabilité a la fonction d'identifier les entités de l'organisation industrielle et d'informer la structure de pilotage de l'état de ces entités. Il permet donc de relier un produit à son environnement (historique de matières premières et de fabrication, destinations, etc.) par des actions de lecture, de marquage et d'enregistrement, et ainsi de créer des liens informationnels.

Définition 2

Une fois intégré dans une structure de production (atelier, site, usine, etc.) le système de traçabilité permet de « tracer » une entité choisie, et la bonne exploitation de ses informations permet de piloter *a posteriori* et parfois *a priori* les risques et la qualité de l'entité. La Figure 3 présente la structure de ce fonctionnement.

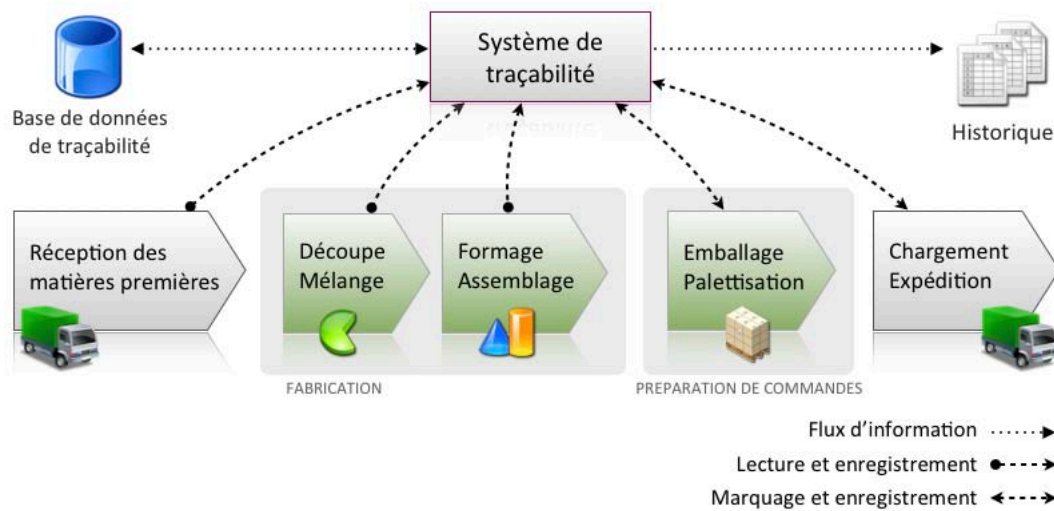


Figure 3 : schéma fonctionnel d'un système de traçabilité.

Par exemple, dans le secteur agro alimentaire, le système de traçabilité assure la connaissance des fournisseurs d'ingrédients et de lots d'ingrédients, présents dans chaque lot de produit fini. En particulier, la bonne exploitation de ces informations permet une optimisation de la dispersion des matières premières (cf. Chapitre 3).

Un système de traçabilité est composé principalement d'une organisation dans la structure (des actions à réaliser au cours de la production) et d'un système d'information, permettant d'enregistrer les données nécessaires à la constitution de l'historique des produits, par une base de données relationnelle. Un système efficient et efficace, capable de transmettre des informations exactes, à jour, complètes et cohérentes sur les produits, à travers la chaîne d'approvisionnements, permet de réduire considérablement les coûts d'exploitation et peut augmenter la productivité (Regattieri *et al.*, 2007).

1.5 Etat de l'art des outils de traçabilité

Tout système de traçabilité repose sur deux points fondamentaux : l'identification des produits et le système d'enregistrement et de gestion de l'information. Les moyens existants pour l'identification peuvent être sous forme littérale, numérique, alphanumérique, code à barres ou radiofréquence (AFNOR, 2009). L'identifiant est inscrit directement sur le produit ou sur son contenant. Dans l'utilisation des codes à

barres et radiofréquences, il est nécessaire de respecter les standards de codification GS1 (*cf.* section 1.5).

Pour ce qui est des outils d'enregistrement, ils permettent d'enregistrer, de stocker, de faire les liens et d'archiver les données, afin de pouvoir accéder à n'importe quel moment aux informations de traçabilité d'un produit ou d'un lot (*cf.* Définition 3).

Cette problématique se découpe en trois parties :

1. Soutenir un suivi d'information continu de traçabilité à la réception et de la mise en magasin des constituants. De même, gérer les inventaires, les procédures de « retour client » et les mouvements internes de stock.
2. Enregistrer et associer les informations correspondantes aux transformations (éclatements, découpes, mélanges, formages, assemblages, etc.).
3. Permettre une traçabilité et un contrôle des processus de préparation de commandes, de conditionnement, d'emballage et d'expédition.

Le système de traçabilité doit donc assurer la synchronisation des données, mais celle-ci n'est effective que lorsque les bases de traçabilité sont renseignées en temps réel. Suite à ce constat, pour synchroniser les flux de marchandises/produits et les informations associées, il est indispensable d'utiliser des outils informatiques performants. Aujourd'hui la traçabilité papier n'est plus une option fiable (Ballin, 2010).

1.5.1 Systèmes informatiques de traçabilité

Nous distinguons deux familles de systèmes informatiques : la première consiste à utiliser des tableurs personnalisés (avec calcul automatique ou traitement statistique des données) dont les utilisateurs sécurisent eux-mêmes les formules et réalisent des sauvegardes régulières. La seconde famille correspond aux progiciels commercialisés proposant l'intégration des informations de traçabilité, dont six types principaux sont identifiés (AFNOR, 2009) :

- **ERP** (*Enterprise Resource Planning*) : ce sont des progiciels de gestion utilisant une base de données centralisée avec des mises à jour en temps

réel. Généralement les ERP gèrent les modules de production, achat-vente, relations partenaires/tiers, affaires, comptabilité, ressources humaines.

- **SCE** (*Supply Chain Execution*) : ils permettent la gestion des commandes clients en termes de préparation, planification du transport etancements de production.
- **MES** (*Manufacturing Execution System*) : ces systèmes délivrent des informations pertinentes en temps réel sur l'exécution des ordres de fabrication, dans le but de les contrôler finement tout au long du *process*.
- **AOM** (*Advance Order Management*) : ils permettent une gestion adaptée du traitement des commandes en fonction de règles de livraison (par exemple, livraison directe fournisseur ou livraison depuis l'un des entrepôts du système logistique en place).
- **WMS** (*Warehouse Management System*) : ces systèmes sont dédiés à la gestion des entrepôts. Ils permettent de gérer les délais de traitement des flux entrants et sortants des entrepôts, ainsi que la validation des mouvements en temps réel évitant les déphasages et les désynchronisations de stocks. Ils pilotent également la gestion de différents statuts de stock (disponible à la vente (DAV) / bloqué pour contrôle technique ou contrôle qualité / retour clients / produit non conforme destiné à la destruction, etc.).
- **TMS** (*Transport Management System*) : ces progiciels de gestion logistique permettent un suivi en temps réel des chargements et des moyens de transport. Ils permettent donc la planification et le pilotage des circuits et systèmes de distribution, ainsi que la gestion des coûts et des délais associés.
- **Progiciels dédiés à la traçabilité** : ils sont souvent adaptés pour les TPE/PME et répondent aux obligations réglementaires de traçabilité pour chaque filière. Ils proposent en général trois modules « réception », « production » et « expédition », gérant pour chacun l'enregistrement, l'identification de produits / UC (unités de conditionnement) / UL (unités logistiques) et permettant la rédaction des rapports.

Il nous semble important de remarquer que tant les ERP, les SCE, les WMS et les TMS prennent en charge les flux à partir du moment où les produits sont emballés et prêts à être expédiés. De ce fait, ils tracent plus l'emballage que le produit, les flux les conduisant parfois à séparer les produits et/ou à les reconditionner rendant les données de traçabilité logistique inexploitable en cas de crise qualité (Beorchia, 2011).

Les différents systèmes peuvent toutefois travailler ensemble, généralement l'ERP intervient en amont de la production, avec la réception de la matière, et en aval à travers le processus de conditionnement, de palettisation, de stockage et de livraison. L'ERP gère la référence commerciale (Larose *et al.*, 2010). Typiquement le MES vient s'insérer entre l'amont et l'aval puisqu'il gère le suivi de la production au niveau des ateliers. Le MES gère la référence de fabrication et des composants.

Souvent, le support de la traçabilité interne est constitué par le lien entre l'ordre de fabrication (OF, rattaché à une ou à plusieurs lignes de fabrication) et les stocks. De ce fait, un couplage entre l'ERP et le MES ou le progiciel de traçabilité dédié, est indispensable.

Enfin, une solution MES ou de traçabilité dédiée doit impérativement offrir des outils puissants, non seulement de gestion des rapports, mais de navigation dans les données de traçabilité. Les écarts en termes de qualité, voire les risques, sont fréquents (GS1, 2009), et la traçabilité doit devenir un outil de tous les jours pour les équipes qualité et support client. Une solution qui collecterait dans le détail, mais qui restituerait les données de façon trop partielle ou compliquée, ne permettra pas de révéler toute la puissance d'une bonne gestion de la traçabilité.

La réglementation (notamment le règlement 178/2002/CE et les normes ISO 22000 et ISO 22005) insiste sur l'obligation de résultats et pas de moyens. Les systèmes de traçabilité doivent donc faire l'objet d'audits réguliers pour contrôler leur efficacité.

1.5.2 Systèmes d'identification

Dans son application industrielle, la notion de traçabilité est souvent associée au débat sur les moyens d'identification (ou de marquage). Identifier les produits est nécessaire, mais ce n'est pas suffisant pour justifier une gestion efficace de la

traçabilité. Les systèmes de marquage et la multiplication des numéros d'identification ne doivent pas être le seul point d'articulation en matière de traçabilité (Beorchia, 2011). Il est donc important de différencier le système de traçabilité qui gère l'information, et les moyens d'identification qui différencient les produits ou les unités de ressources traçables (*cf.* section 1.7).

Dans les technologies d'identification automatique, diverses solutions sont utilisées avec succès depuis une trentaine d'années. Entre les techniques les plus répandues, nous distinguons les codes à barres, les codes matriciels (aussi appelés codes bidimensionnels ou codes 2D), les étiquettes à radiofréquence RFID, les OCR (*Optical Character Recognition*), les bandes magnétiques, etc.

Le Tableau 2 présente des éléments de comparaison entre les codes à barres, les codes matriciels et les étiquettes RFID, qui sont aujourd'hui les solutions les plus utilisées.

	CODES A BARRES	CODES MATRICIELS	ETIQUETTES RFID
Avantages	Langage universel, interopérabilité dans le monde entier entre clients et fournisseurs, tant au niveau des outils d'impression que de lecture. Génération/reproduction simple. Faible coût de génération.	Capacité importante. Très haute densité. Possibilité de marquages directs sur les produits/pièces. Génération/reproduction simple. Faible coût de génération.	Lecture/écriture sans contact. Possibilité de lecture simultanée. Fiabilité (les informations peuvent être doublées, munies d'identifiants de sécurité, etc.). Possibilité de compléter/réécrire les données (évolution du contenu).
Contraintes	Etiquette non réinscriptible. Capacité de mémorisation limitée. Pas de lecture à l'œil nu. Usage soumis à des exigences physiques (taille et forme du support, couleur de fond, etc.).	Etiquette non réinscriptible. Lecteur/décodeur spécifique. Pas de lecture à l'œil nu. Usage soumis à des exigences physiques (taille et forme du support, couleur de fond, etc.).	Coût plus important. Pas de lecture à l'œil nu. Possibilité de perturbation du signal radio. Traitement des déchets nécessaire (gestion du recyclage des puces). Déclaration obligatoire des puces (protection des consommateurs).
Capacité	1 à 40 caractères.	5 à 3000 caractères.	Quelques caractères à plusieurs kilo-octets.
Visibilité pour lecture	Indispensable.	Indispensable.	Non indispensable.
Distance de lecture	0 à 500 mètres.	0,15 à 1 mètre.	Volume d'environ 1m ³ .

Coût	0,01 à 2 Euros.	0,01 à 2 Euros.	0,1 à 20 Euros.
Systèmes de lecture	Lecteurs et décodeurs (lecture en poste fixe). De 100 à 10.000 Euros.	Lecteurs et décodeurs. de 1.000 à 5.000 Euros.	Antennes et décodeurs. de 100 à 10.000 Euros
Génération	Imprimantes Laser ou Transfert thermique. De 200 à 10.000 Euros.	Imprimantes Laser ou Transfert thermique. De 200 à 10.000 Euros.	Antennes sur poste fixe ou embarqué. De 100 à 10.000 Euros.
Standardisation	Universalité des standards	Étiquettes standardisées et normalisées.	Limitée (compatibilité faible lorsque des standards différents cohabitent).
Exemples d'application	Produits de consommation de masse. Unités de conditionnement (cartons et palettes).	Pièces détachées automobiles, circuits imprimés, emballages pharmaceutiques, paquets postaux.	Cartes bancaires, conteneurs de médicaments, conditionnement en parfumerie.

Tableau 2 : comparatif entre les principales solutions d'identification (sources : Ngai *et al.*, 2008 ; Larose *et al.*, 2010 ; Gencod-EAN, 2001).

Le choix des systèmes d'identification (*i.e.* quels supports choisir comme solution de marquage) est indépendant au choix du système informatique. Le système de traçabilité, s'appuyant sur ces supports d'identification, doit donc relier et articuler les informations concernant les entités, les activités et même les acteurs en production (et en logistique). Ces informations devant utiliser (voire respecter) les standards existants.

1.6 D'une contrainte industrielle vers une problématique de recherche

Comme nous l'avons précisé précédemment, ces travaux ont été menés en collaboration avec la société ADENTS International. Tout au long du projet de recherche la question essentielle a été de déterminer comment les informations de traçabilité peuvent être exploitées. Notre défi a été de faire en sorte que la mise en place d'un système de traçabilité ne soit plus perçue comme une contrainte supplémentaire à assumer, mais comme un véritable argument d'avantage concurrentiel.

1.6.1 Solutions ADENTS International

Adents International est une société française d'édition de logiciels. Depuis sa création en 2007, elle s'est fixée pour objectif de devenir la solution de traçabilité de référence sur le marché industriel. Les solutions Adents visent à gérer la traçabilité à la source avec une gamme développée sur mesure, pour répondre aux attentes des industriels en matière de traçabilité unitaire à haute cadence et assurer un suivi en temps réel des produits (unitaire ou par lot), depuis la phase de conditionnement jusqu'à la phase d'expédition. La gamme logicielle Adents fait partie des systèmes dédiés à la traçabilité, et est spécialisée dans les domaines de l'agro-alimentaire, la pharmacie et les produits de masse.

1.6.2 Contexte du projet

Comme nous l'avons vu, la traçabilité est un atout majeur pour une amélioration de la sécurité industrielle. Cependant la mise en place des systèmes de traçabilité nécessite un investissement financier et humain non négligeable. Seule une vision stratégique de cette problématique peut montrer la dualité et les synergies qui peuvent découler d'une bonne intégration de la traçabilité dans les modes de management des systèmes de production.

Notre objectif est donc de proposer des outils pour obtenir ces bénéfices supplémentaires. Ces outils d'analyse, de traitement et d'optimisation doivent être adaptables aux configurations et contraintes des entreprises et suffisamment ergonomiques et robustes, pour traiter les flux d'information de traçabilité. La problématique exprimée concerne non seulement la conception, mais aussi l'évaluation et la validation de ces méthodes, pour ainsi envisager leur mise en œuvre dans les progiciels Adents.

Pour la mise en place du projet, nous avons distingué quelques concepts clés dans le cadre de la traçabilité, permettant d'établir un plan d'action. La première notion qui saute à l'œil est celle de « rappel ». Nous constatons que l'existence des rappels, implique nécessairement, le non respect des consignes de « qualité » et/ou de « sécurité ». A partir de cette analyse, nous établissons notre plan de route : Exploiter les informations de traçabilité pour effectuer le diagnostic d'une

production, en termes de qualité et sécurité. Et ensuite, proposer des actions d'amélioration des choix en production et en logistique, afin de minimiser les impacts des rappels.

Le projet se positionne au niveau de la traçabilité interne de la production (Figure 1), les informations suivies seront celles du cycle de production/transformation, incluant les éléments de généalogie ascendante, présents dans le système (par exemple, les données concernant le référencement des fournisseurs ou l'évaluation des matières premières et la hiérarchisation des risques). Ces informations, que nous appelons indicateurs de production, et qui sont associées à chaque lot de produits seront l'objet d'analyses, à partir desquelles nous pourrions optimiser les choix en production, et notamment prévoir des actions préventives et d'amélioration dans les étapes en aval.

Le projet est constitué de deux activités principales (présentées dans la Figure 4). La première étudie la problématique du diagnostic de criticité (cf. Définition 5) associée à une production, en fonction des informations de traçabilité. Cette notion de criticité tient compte des écarts de qualité et de sécurité. Ce diagnostic, étant étroitement lié à la notion de dispersion des matières premières, sera exploité dans la seconde activité pour proposer des actions d'amélioration des choix en logistique et en production, notamment à l'égard des rappels de produits.

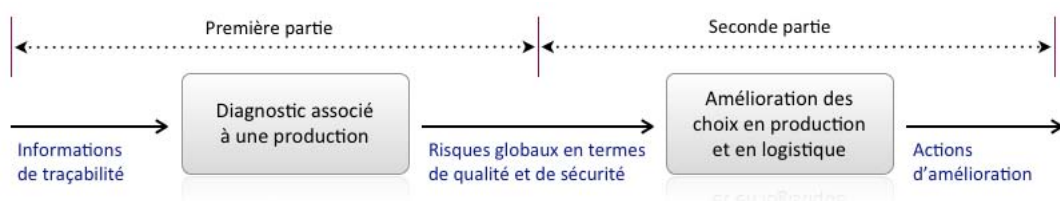


Figure 4 : approche globale du projet.

Nous considérons essentiel, d'aborder de manière formelle les informations que nous souhaitons exploiter. Par la suite, nous présentons une brève introduction aux éléments à tracer ainsi qu'aux flux d'information qui leur sont associés tout au long du cycle de production.

1.7 Éléments à tracer et informations associées

Pour assurer un suivi réel des produits et des activités, il faut connaître le numéro de lot du produit fabriqué (ou son numéro de série unique) pour lui associer distinctement les informations le constituant. Sans cette identification, le système traçabilité ne peut qu'enregistrer les horodatages de mise à disposition des matières et des composants sans les associer à des produits, rendant l'information complexe et incertaine. Les industriels doivent donc détecter les entités à identifier, ainsi que les informations qu'ils y veulent associer.

Selon l'ontologie présentée par Kim *et al.* (1995), les concepts (ou entités) de base de la traçabilité sont les deux suivants : **l'activité primaire** et **l'unité de ressource traçable TRU** (en anglais : *primitive activity* et *traceable resource unit*).

Pour chaque concept de base, un ensemble de descripteurs essentiels doit être inclus dans le système afin de garantir la traçabilité des produits et des activités. Chacun des descripteurs essentiels est alors qualifié utilisant des sous descripteurs provenant du processus industriel, ces éléments sont illustrés dans la Figure 5 (schéma adapté d'après Moe 1998).

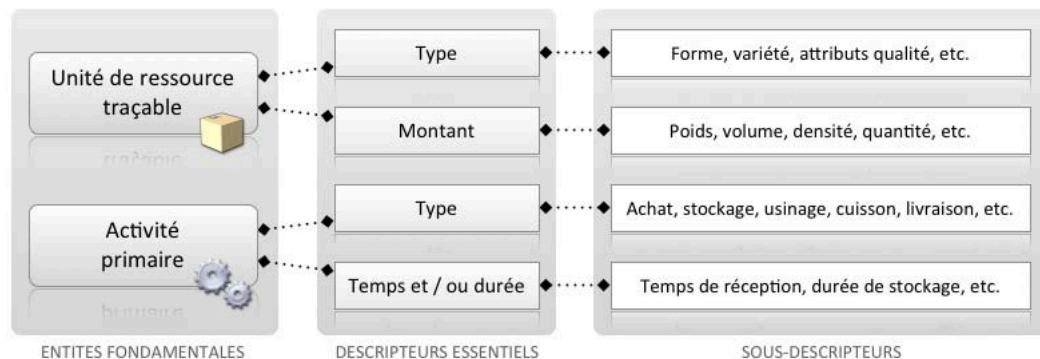


Figure 5 : éléments de base d'un système de traçabilité.

L'activité primaire est définie comme une activité qui ne peut pas être divisée en sous activités (par exemple, stocker, mélanger, conditionner, etc.), et la TRU est un groupe homogène d'une ressource « consommé / fabriquée / transformée / libérée » par une activité primaire. Dans la traçabilité interne la TRU est une unité unique, c'est à dire qu'aucune autre unité ne peut avoir les mêmes caractéristiques,

généralement la TRU correspond au numéro de lot, mais pour certains processus continus l'identification devient plus compliquée (Dupuy, 2004).

1.7.1 Définition de lot

Aujourd'hui, nous constatons deux niveaux de mise en place des informations de traçabilité, par rapport à la spécificité des TRU. Celles-ci peuvent être complémentaires au sein d'une même entreprise : les numéros de série et les numéros de lot. La gestion des numéros de série permet d'identifier chaque produit avec un numéro unique, soit généré par le système, soit saisi manuellement (par exemple, en informatique, en parfumerie, en horlogerie, etc.). La gestion des numéros de lot permet de regrouper divers produits sous un même numéro. Cette dernière est la plus utilisée dans le milieu industriel. De ce fait, il nous semble important de préciser la définition formelle de lot, d'après le glossaire international GS1 et le guide ACTA (ACTA-ACTIA, 2007) :

Lot : ensemble d'unités de vente qui ont été produites, fabriquées et/ou conditionnées dans des circonstances pratiquement identiques.

Définition 3

Lot consommateur : lorsqu'il est physiquement constitué, un lot consommateur est un regroupement de plusieurs unités-consommateurs (articles destinés à la vente au consommateur dans un magasin de détail). Un tel lot doit être identifié en tant que tel par un code article, dans les standards internationaux GS1, il s'agit du code article international GTIN (en anglais : *global Trade item number*). GS1 (en anglais : *global standards one*), est un organisme mondial actif dans le domaine de la normalisation des méthodes de codage utilisées dans la chaîne logistique, GS1 rassemble entre autres EAN International et *Uniform Code Council* (UCC).

1.7.2 Informations de traçabilité

Dans les systèmes de traçabilité, qu'il s'agisse de traçabilité interne, amont ou aval, nous distinguons deux types d'informations : « statiques » et « dynamiques ». Les informations statiques sont des informations invariables et indépendantes de

l'activité quotidienne (par exemple, le code article ou GTIN). Les informations dynamiques, quant à elles, sont liées à chaque transaction (changement d'acteur responsable dans la chaîne logistique) et à la fabrication. Elles ne peuvent donc pas être générées à l'avance (par exemple, les numéros de série, les numéros de lots, les dates de péremption, etc.).

Le système de traçabilité doit structurer l'ensemble des données observables ou calculables au cours des transferts et des cycles de production et de vie du produit, afin de structurer les historiques à partir des informations statiques et dynamiques. Ces informations sont amplifiées et modifiées et augmentées tout le long du système de production. La Figure 6 présente le flux de ces informations par les différentes étapes et services du cycle de production.

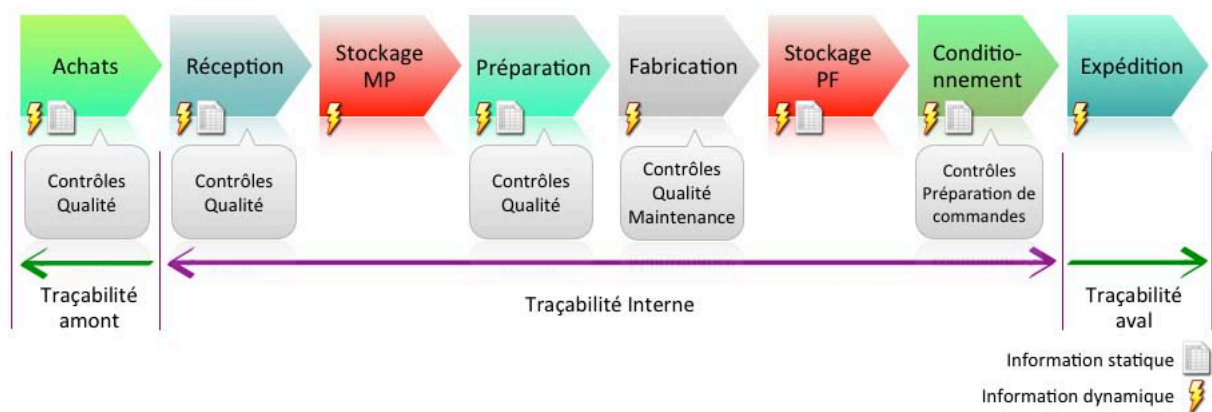


Figure 6 : informations de traçabilité.

Dans le Tableau 3, nous présentons une synthèse et une généralisation des informations à traiter pour une traçabilité interne optimale, avec un premier degré d'intégration en amont et en aval.

SERVICE		DONNEES A MAINTENIR A JOUR / A TRACER	TYPE
TRACABILITE AMONT	ACHATS	- Liste des fournisseurs avec références des produits achetés. - Fiches techniques et de données de sécurité. - Procédure de référencement des fournisseurs de Matières Premières (MP) et de Matériaux d'Emballages (ME).	- Statique - Statique - Statique
	QUALITE	- Evaluation des MP et ME et hiérarchisation des risques. - Liste des auxiliaires technologiques (lubrifiants de machines, colles, encres, etc.). - Test de traçabilité sur les MP et ME livrés au client : évaluation de la réactivité et de la fiabilité par rapport à un incident sur une matière.	- Dynamique - Statique - N/A
— ⊢ ⊔	RECEPTION	Procédure de réception des MP, des ME et des auxiliaires technologiques.	Dynamique

	- Fiche de suivi qualité des transporteurs : date, nom du transporteur, produit livré, propreté, conditions de manutention et de stockage, consignes de température, état des palettes, anomalies constatées, suivi des actions correctives. - Bons de livraison fournisseurs	- Dynamique - Statique
STOCKAGE	- Identification : nom du produit, date de réception, nom du fournisseur et n° de lot, date de fabrication, code et n° de lot interne, quantité, etc. - Indication de l'état des palettes ou des produits en vrac avec une identification spécifique : produit conforme/non conforme/en attente de contrôle. - Conditions de stockage des MP et ME (emplacement, température, etc.). - Livraison à la production : ✓ Enregistrement, suivi du mouvement de stock vers la production (n° de palettes, date, nom du produit, code, n° de lot interne, quantité livrée, destination), respect de la règle de gestion de stock (FIFO, LIFO, etc.). ✓ Gestion de retour des matières vers le magasin de stockage (provenance, n° de palettes, date, nom du produit, code, n° de lot interne, quantité restante).	- Dynamique - Dynamique - Dynamique - Dynamique
QUALITE	- Liste des MP et ME, leurs spécifications techniques et leurs fiches de données de sécurité. - Plans de contrôles à réception, procédure d'échantillonnage. - Enregistrement des contrôles de MP et ME : n° de contrôle, date d'analyse, résultats, visa de libération physique ou informatique. - Métrologie du matériel d'analyse : planning, fréquence d'étalonnage, enregistrement des contrôles, fiche de vie. - Enregistrement des contrôles des produits finis : procédure d'échantillonnage, plan de contrôle et instructions de contrôle, résultats, bulletins d'analyse. - Enregistrement de la libération ou du blocage des lots de produits finis : étiquetage des produits conformes / non conformes.	- Statique - Statique - Dynamique - Statique - Dynamique - Dynamique
PREPARATION	- Enregistrement de l'utilisation des MP : date, nom de la matière, destination. - Archivage des données et des documents : Où ? Comment ? Quelle durée ?	- Dynamique - N/A
FABRICATION	- Enregistrement de l'incorporation des MP et de l'utilisation des ME primaires : date, heure, nom de la matière, référence, n° de lot interne, quantité, n° de lot, ligne de fabrication. - Enregistrement des diverses étapes de fabrication. - Enregistrement des aléas de fabrication : alarme, arrêt, reprise (date, lieu, heure, cause, opérateur, actions correctives). - Identification et enregistrement des produits en cours de fabrication : étiquetage de lots (date, heure, référence du produit, quantité, n° de lot, conditions et durée de cycle). - Gestion des déchets de fabrication : identification et enregistrement (nature du déchet, date, ligne de fabrication, quantité). - Enregistrement de contrôle des corps étrangers : instructions internes (détection des métaux, du verre, de la matière plastique, etc.). - Autocontrôles de fabrication : planning et instruction de contrôle.	- Dynamique - Dynamique - Dynamique - Dynamique - Dynamique - Dynamique - Dynamique
CONDITION- NEMENT	Procédure de conditionnement : instruction de marquage, plan de palettisation, etc.	Statique
PREPARATION	Enregistrement des aléas de conditionnement : date, heure, lieu, cause, visa de	Dynamique

TRACABILITE AVANT	DE COMMANDE	l'opérateur, actions correctives. Enregistrement des contrôles en cours de conditionnement.	Dynamique
	STOCKAGE PRODUITS FINIS	Etiquetage des unités de vente : nom du produit, date de fabrication, ligne, heure/minute de conditionnement, DLUO, DLC, adresse et n° de téléphone du fabricant.	Dynamique
		Etiquetage des Unités de conditionnement (cartons et/ou caisses) : nom du produit, référence interne, date de fabrication, ligne, heure / minute de conditionnement, GTIN, DLUO, DLC, quantité (ou identificateurs conformes aux standards).	Dynamique
		Etiquetage des palettes : SSCC, étiquettes conformes aux standards et selon les instructions internes.	Dynamique
		Enregistrement des mouvements de palettes de produits finis vers le magasin de stockage en interne : nom du produit, quantité, n° de palettes, emplacement, état de conformité des palettes (bloquées / débloquées).	
		MAINTENANCE	Maintenance des équipements de production : planning de la maintenance préventive, enregistrement des interventions internes et externes (date, heure, lieu, bons de travaux, produits utilisés, n° de lot, opérateur).
	Enregistrement lors de l'utilisation de certains auxiliaires technologiques (par exemple, les lubrifiants, les produits de maintenance présentant un risque de sécurité).		Dynamique
TRACABILITE AVANT	EXPEDITION	Etiquetage des palettes conforme aux standards et selon les spécifications internes.	Dynamique
		Bordereau d'expédition : date, client, adresse, nom du produit, code, DLUO, DLC, quantité, date de fabrication, n° SSCC des palettes, transporteurs, etc.	Dynamique
		Bons de livraison clients.	N/A

Tableau 3 : liste des informations à tracer. Sources : Chi-Dung Ta, 2002 et AFNOR, 2009.

D'après ce tableau, nous pourrions dire que la traçabilité est une succession d'opérations extrêmement sophistiquées mais apparemment très simples, dont l'enchevêtrement augmente avec le nombre d'opérations et des intervenants. L'aspect dynamique d'une grande partie de ces informations, évidence un besoin en termes de réactivité auprès des outils d'analyse. De même la taille et la complexité des informations s'amplifient avec la richesse des renseignements concernant les produits à suivre.

L'objectif étant l'exploitation des informations, ce sont donc ces deux aspects, complexité et dynamisme, les éléments de base pour la conception des outils, qui, donc devront être robustes, réactifs et évolutifs.

I.8 Qualité, sécurité, risque, criticité, retraits et rappels

Selon le référentiel ISO (ISO, 1991) le risque est défini comme « l'effet de l'incertitude sur les objectifs ». Dans le contexte juridique, il est défini comme « un événement dont l'arrivée aléatoire, est susceptible de causer un dommage aux personnes et/ou aux biens » (Braudo et Baumann, 1996). Scientifiquement la notion du risque a été introduite par Daniel Bernoulli, en 1738, (dans *Specimen theoriae novae de mensura sortis*) en tant que « l'espérance mathématique d'une fonction de probabilité d'événements ».

Nous acceptons le risque comme une variable associée à la possibilité de causer un dommage, ceci peut être interprété, soit comme le non respect d'un cahier des charges ou d'un délai, soit comme un danger occasionné aux personnes ou aux biens, soit comme une inconsistance de production empêchant le bon déroulement des cycles de fabrication. Le risque relie donc de manière très étroite les notions de qualité et de sécurité, c'est pourquoi nous avons adapté plusieurs définitions (ISO, 1991 ; Braudo et Baumann, 1996 ; Brossier *et al.*, 1998 ; Ionica *et al.*, 2007) pour en créer une propre à ce mémoire, qui sera cohérente avec le diagnostic associé à une production présenté dans les chapitres suivants.

Risque : Éventualité associée aux problèmes, aux défaillances et aux inconsistances, qui pourraient apparaître dans les caractéristiques d'un produit, dans le déroulement d'une activité ou dans le cours d'un processus, entraînant des conséquences négatives du point de vue d'un organisme ou de ses clients.

Définition 4

Lors d'une crise, le système de traçabilité doit être en capacité de donner de manière immédiate, l'information permettant de connaître le nombre de produits impliqués et leurs identificateurs uniques. Ceci, de façon exhaustive et fiable. Aujourd'hui, face aux aléas de qualité et de sécurité, les systèmes de traçabilité doivent donc, trouver tous les numéros de série ou de lot à rechercher, mais uniquement ceux que sont compromis. Nous souhaitons prouver, qu'il est possible de faire beaucoup mieux, grâce à la bonne exploitation des informations de traçabilité. Dans ces travaux nous approchons le problème du diagnostic en termes de risque, de qualité et de sécurité

par l'analyse de ces informations. La première partie de ce mémoire, présente l'étude de ce diagnostic.

L'approche traditionnelle à la gestion du risque et de la qualité, dans laquelle des contrôles sont effectués uniquement à la fin du cycle de fabrication, n'est plus suffisante aujourd'hui. La maîtrise de ces deux concepts fondamentaux, par la détection (et prévention) des leurs dérives, devient donc un élément de création de valeur. Pour nous, une bonne exploitation des informations de traçabilité permet aux managers de pouvoir déterminer précisément les points critiques des chaînes de production ou de distribution, dans lesquels se situent les risques dans un instant donné.

Les risques peuvent être identifiés puis analysés à partir d'une classification des grandes catégories de risques déclinées en sous-catégories propre à chaque domaine d'activité. Cette décomposition arborescente des risques ou RBS (en anglais : *risk breakdown structure*), permet de structurer les risques par familles et sous-familles (Blome et Schoenherr, 2011). Une fois les risques identifiés, des niveaux acceptables de risque doivent être déterminés ainsi que des plans d'atténuation.

1.8.1 Notion de risque et de criticité

L'étude et le management des risques se base principalement sur une approche statistique de la fréquence et de l'importance des dommages d'un événement (Autissier *et al.*, 2009). De cette façon l'importance d'un sinistre potentiel se mesure par l'équation :

$$C = G * P$$

Equation 1

Avec C criticité, P probabilité et G gravité. La gravité quantifie le niveau de dégâts et de dysfonctionnements causés par le risque si celui-ci se réalise, la gravité est souvent associée à l'impact économique de l'événement. La probabilité d'occurrence correspond aux chances raisonnables que le risque a d'apparaître, l'évaluation de cette probabilité est très difficile sauf pour certains risques qui ont fait l'objet d'étude et pour lesquels nous disposons de séries statistiques (Jousse, 2009). La criticité est donc le croisement de la probabilité et de la gravité. Par exemple, pour quatre

niveaux de probabilité et de gravité, la criticité minimale sera de 1 (1 x 1) et la criticité maximale de 16 (4 x 4). Dans certains cas la probabilité de « non détection » est aussi prise en compte dans le produit. Pour l'étude présentée, nous adoptons la notion élargie de criticité donnée par la Définition 5 (Chapitre 2).

1.8.2 Matrice de criticité

Les risques identifiés peuvent être placés dans une matrice de criticité (Figure 7) selon leur gravité (abscisse) et leur probabilité d'occurrence (ordonnée). La matrice peut faire apparaître nombreuses zones de risque.

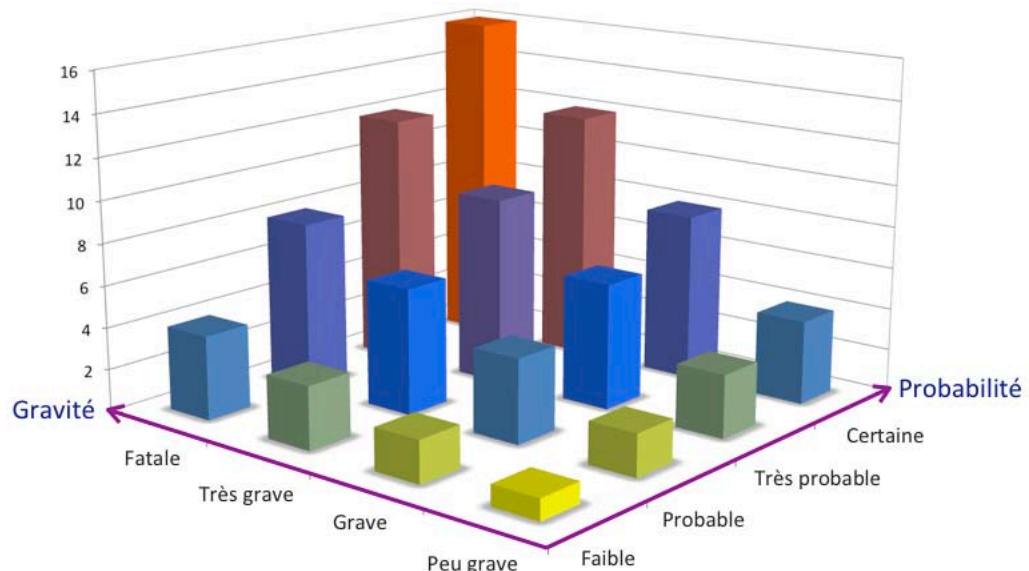


Figure 7 : exemple de matrice de criticité des risques.

La zone dont la criticité est située en bas à gauche de la matrice correspond aux risques considérés comme négligeables. Dans la zone centrale de la matrice (diagonale), les risques ont une criticité qui nécessite leur prise en compte obligatoire avec la définition d'actions pour leur traitement. La zone de risque extrême (en haut à droite) correspond aux risques inacceptables.

Dans l'approche présentée ici, nous cherchons des méthodes pour minimiser la gravité des risques. De ce fait, nous approcherons les concepts de retraits et de rappels dans le but de les maîtriser, les minimiser (voire éviter) et diminuer les impacts commerciaux associés.

1.8.3 Retraits et rappels

Lorsqu'un risque de haute criticité se matérialise, (*i.e.* des problèmes de non respect de contraintes de qualité/sécurité sont constatés) et que les produits ont été expédiés, deux actions peuvent être mises en place : le retrait ou le rappel des produits. Le retrait vise à faire cesser la commercialisation de produits défectueux par le retrait du produit du marché. Le rappel vise à faire cesser la consommation de produits défectueux, lorsqu'il existe un risque avéré ou même potentiel pour le consommateur. Le retrait inclut donc le rappel.

Les mesures comportant le retrait des produits des circuits commerciaux (en anglais *withdrawals*) sont prises, en général, par les autorités publiques, suite au constat de non conformités aux dispositions législatives ou réglementaires en vigueur sanctionnées légalement par ce type de mesure. La consignation, la suspension de vente, la saisie et/ou la destruction sont également d'autres mesures que les autorités exécutent (AFNOR, 2009).

Le rappel des produits (en anglais *recalls*) est une action volontaire de la part de l'industriel (l'opérateur économique) concerné qui, suite au constat par ses services propres d'anomalies de fabrication ou de non conformités, prend toutes les dispositions nécessaires (dont la diffusion de l'information auprès des autorités publiques et des circuits commerciaux) pour remédier à la situation sur le plan légal (respect des obligations de sécurité et de conformité, par exemple, pour ne pas faire l'objet de poursuites judiciaires) mais également, dans certains cas particuliers, pour protéger l'image de marque.

Les exigences réglementaires existantes en matière de retrait ou de rappel s'adressent principalement aux producteurs agro alimentaires, mais il est évident que cette problématique est transversale à tous les secteurs de l'industrie. Le Tableau 4 présente un échantillon des démarches de rappel publiées au cours des dernières années.

INDUSTRIEL	ANNEE	PRODUIT	PROBLEME
Volkswagen	2011	Modèle Jetta 2011 fabriqués entre mars 2010 et mars 2011. Plus de 71000 véhicules ont été rappelés.	Défaut sur les systèmes électriques des alarmes antivol.
Carrefour	2010	Steaks Hachés Surgelés. Tous les lots portant l'estampille sanitaire IE 565 EC, et date limite de consommation fixée au 18 juin 2011 ont été rappelés.	Risque d'intoxication alimentaire (Découverte de la bactérie Escherichia Coli 026 H11).
H&M	2009	Cardigan enfant (Mélange acrylique et laine d'alpaga). La totalité des références 37260-6555 et 437261-6555 a été rappelée.	Les fibres de ce cardigan ont tendance à se détacher. Risque d'étouffement si un enfant les avale.
Höher	2008	Lecteurs DVD portables modèle PDV 2038. Tous les produits portant un numéro de série compris entre RA0711493701 et RA0711497381 ont été rappelés.	Risques de combustion de la batterie amovible.
Mattel	2007	Poupées, personnages, kits de jouets et accessoires fabriqués en Chine et vendus dans le monde entier. 18 millions de jouets ont été rappelés.	Risques de réaction allergique (présence trop importante de diméthyle fumarate).
PSA	2006	Citroën C4 et C5 équipées du moteur diesel 2.0 HDi 138ch, fabriquées entre juillet 2005 et février 2006. 12000 véhicules ont été rappelés.	Anomalie du clapet de la pompe à vide pouvant affecter l'assistance de freinage.
BMW	2005	BMW 3.0 diesel (série 5, série 7, X3 et X5), fabriquées entre mars 2003 et mars 2004. 40000 voitures dont 3860 en France ont été rappelées.	Calaminage des composants du système d'échappement pouvant générer des obstructions.

Tableau 4 : exemples de rappels au sein des différents secteurs, au cours des dernières années.
Sources : UFC, 2008, Communiqués du Bureau fédéral de la consommation, Lefigaro.fr, www.rappelsproduits.fr.

Les coûts associés aux décisions de retrait et de rappel sont sans doute élevés. Notamment dans le cas du rappel de produits, les chiffres sont de l'ordre de quelques centaines à plusieurs milliers d'euros par produit rappelé (Beorchia, 2011), ensuite les sommes en cas de crise s'expriment le plus souvent en millions d'euros. Appart cela, les coûts liés à la perte d'image sont aussi importants. En addition les problèmes peuvent avoir des conséquences potentiellement dangereuses pour la santé et la sécurité humaine.

I.9 Structure du mémoire

Ce projet de recherche a pour but d'exploiter les informations de traçabilité pour améliorer les décisions en production, ainsi que les choix logistiques, afin d'éviter les éventuels retraits et de minimiser les tailles des rappels.

La première partie du mémoire se consacre au diagnostic d'une production, en termes de qualité et de sécurité (chapitre 2), afin de minimiser les risques liés à la non-conformité des produits. Dans le cas du diagnostic, nous remarquons l'importance de la notion de dispersion de matières premières et des composants. Cette dispersion représente l'éparpillement des lots des matières premières dans les différents lots de produits finis. Elle a une influence directe sur les risques et les coûts de l'occurrence d'une crise (par exemple, sanitaire). Un point clé sur lequel nous souhaitons travailler est donc, celui de la formulation du problème de minimisation de la dispersion et de sa résolution, soit par des méthodes exactes, soit par des démarches heuristiques (chapitre 3).

La deuxième partie de ce mémoire, s'adresse au volet de l'amélioration des choix des transformations en aval de la production, au regard des résultats du diagnostic (chapitre 4). Nos actions portent sur la gestion adaptée des choix en préparation de commandes, pour effectuer des expéditions améliorées. Dans la majorité des cas, seule la règle FIFO (« premier entré, premier servi ») est utilisée pour répartir les lots de produits expédiés vers les différents clients. Cette règle, malgré sa praticité, est loin d'être optimale du point de vue de la gestion des risques et de leur impact. Nous souhaitons développer de nouveaux outils, ainsi que des méthodes d'optimisation et d'aide à l'affectation des lots de production vers les ordres de livraison (chapitres 5 et 6). Ces outils doivent comporter des capacités de justification et de traitement de l'incertitude importantes, pour prendre en compte, non seulement les contraintes traditionnelles de logistique et de distribution, mais aussi celles inhérentes au phénomène de traçabilité et de rappel des produits.

I.10 Conclusions du chapitre

Dans ce premier chapitre, nous avons présenté les généralités autour de la notion de traçabilité et de notre projet de recherche. Nous avons d'abord défini le terme « traçabilité » et ses interprétations en amont et en aval de la chaîne logistique. Après l'étude de la problématique industrielle autour de cette notion, nous avons constaté que dans l'actualité, la traçabilité est vue comme une contrainte, servant uniquement à respecter des impositions légales et éventuellement à rappeler les produits non-conformes. Dans ce projet, nous nous sommes attachés à élargir la définition de traçabilité aux domaines de la prévision et de la protection, pour qu'elle ne soit plus perçue comme une obligation supplémentaire à assumer, mais comme un véritable argument d'avantage concurrentiel.

L'étude de l'évolution récente de la traçabilité nous permet de conclure qu'elle est au cœur de plusieurs enjeux stratégiques au sein des entreprises. Notre projet de recherche se situe dans le contexte de la traçabilité interne, visant l'obtention d'un bénéfice concret, par l'exploitation des informations de traçabilité. Dans ce chapitre nous avons présenté les différentes informations que nous souhaitons exploiter. Nous avons identifié les concepts de qualité, de sécurité et du risque, comme les leviers d'action clés nous permettant d'établir un plan d'amélioration, portant sur deux axes principaux : l'analyse des situations de risque à l'égard de la qualité et de la sécurité, et la prise en compte des rappels dans les choix de transformations en aval de la production. De ce fait, la première partie de ce mémoire aborde la problématique du diagnostic de criticité associée à une production, le terme « criticité » a été défini et il sera positionné dans le chapitre suivant. Et la seconde partie se consacre à l'étude des actions par rapport au diagnostic, visant une gestion « adaptée » des transformations, permettant la maîtrise de la qualité et la minimisation des rappels.

Première partie : Diagnostic associé à une production

Chapitre 2

Détermination de la criticité associée à une production

2.1 Organisation du chapitre

Dans ce chapitre nous présentons l'étude réalisée pour la détermination de la criticité associée à une production. Premièrement, nous définissons la notion de risque et les systèmes de gestion associés. Puis nous proposons un état de l'art sur les thèmes de la traçabilité, la production et le diagnostic des risques, qui nous permettra de positionner notre travail. Nous allons ainsi positionner la notion de criticité. Ensuite, nous aborderons la topologie de l'analyse proposée ainsi que les difficultés associées à un diagnostic de ce type, pour passer à l'étude des outils nous permettent de le faire. Une introduction aux réseaux de neurones artificiels est donc réalisée, en approchant leur composition, leur topologie et leur apprentissage.

Postérieurement nous présentons les outils développés dans ce projet, leur architecture, leur interaction avec le système de traçabilité et leur fonctionnement. Finalement un exemple d'application est présenté, pour enfin terminer avec les conclusions du chapitre.

2.2 Risque et hasards comme menaces aux producteurs

Afin de maîtriser la production, il est nécessaire de connaître et de contrôler les caractéristiques des produits (individuellement), ainsi que de garantir leur traçabilité. Dans cette approche, la traçabilité est considérée comme le pivot qui assure la cohérence entre les niveaux de fabrication et la gestion des risques. L'analyse pertinente de l'ensemble des informations de traçabilité, permet un diagnostic précis et réel des niveaux de qualité. Il est donc nécessaire de contrôler et évaluer la production, à travers le suivi des produits pour tout instant de fabrication « t », et

d'obtenir des mesures des risques associés que l'on puisse exploiter dans un temps « $t+n$ » avant l'expédition.

Nous présentons dans ce chapitre, le problème de la détermination du risque (*cf.* Définition 4) pour un système de production existant ainsi que les outils qui ont permis de mesurer, au moyen de l'évaluation systématique des informations de traçabilité, le degré de risque d'un lot donné dans la production. Cette mesure de risque (*cf.* Définition 4) étendue aux domaines de la qualité et la sécurité, devient la variable que nous appelons criticité (*cf.* Définition 5).

Les risques, tel qu'on les conçoit sont des faiblesses dans les propriétés des articles en production, qui peuvent réduire les niveaux de qualité souhaités ; rendant ces produits non conformes, défectueux, dangereux ou risqués. L'objectif d'un système d'analyse des risques est de contrôler certains facteurs qui provoquent une augmentation des dangers, afin de garantir la coordination de la qualité au sein des systèmes de production et d'expédition.

Dans le domaine agro-alimentaire, de nombreux aliments contiennent des éléments qui permettent aux micro-organismes d'y vivre et grandir. Certains de ces organismes sont des agents pathogènes, par conséquent aujourd'hui toute personne consommant des aliments contaminés par des tels éléments pathogènes a des fortes chances d'être intoxiqué (Kvenberg, 1998). En France, on dénombre entre 250 000 et 750 000 cas annuels d'intoxication alimentaire (soit 400 à 1 210 pour 100 000 habitants). Au Royaume-Uni, on dénombre plus de 2 millions d'intoxications (près de 3 400 pour 100 000 hab.). Aux Etats-Unis, on dénombre environ 76 millions d'intoxications (soit plus de 26 000 pour 100 000 habitants), les causes principales de ces intoxications sont présentées dans le Tableau 5 (Mead *et al.*, 1999 ; INVS/AFSSA, 2004).

CAUSES DES MALADIES D'ORIGINE ALIMENTAIRE AUX ETATS UNIS			
	Cause	Cas annuels	Taux (par 100.000 habitants)
1	Virus du type Norwalk	20,000	7.3
2	Salmonelle	15608	5.7

3	Campylobacter	10539	3.9
4	Toxoplasme	2500	0.9
5	Listeria	2298	0.8
Total		60854	22.3

CAUSES DES MALADIES D'ORIGINE ALIMENTAIRE EN FRANCE

	Cause	Cas annuels	Taux (par 100.000 habitants)
1	Salmonelle	8,000	13
2	Campylobacter	3,000	4.8
3	Parasites	900	1.45
4	Listeria	300	0.5
5	Hépatite A	60	0.1
Total		12260	19.85

Tableau 5 : causes maladies d'origine alimentaire.

La Figure 8 et la Figure 9 montrent les causes de décès (annuelles) par maladie d'origine alimentaire en France et aux Etats-Unis.

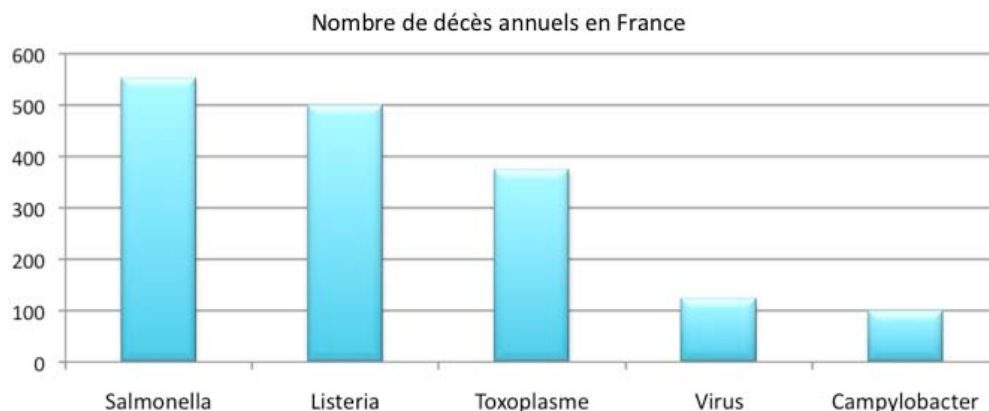


Figure 8 : décès et causes liés au risques alimentaires en France en 2010. Source « Institut de Veille Sanitaire », <http://www.invs.sante.fr/>.

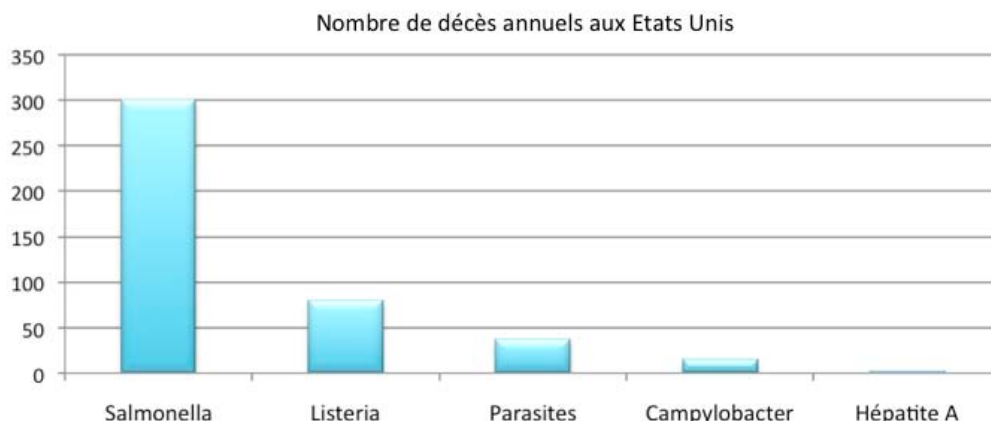


Figure 9 : décès et causes liés au risques alimentaires aux Etats Unis en 2010. Source : « Centers for Disease Control and Prevention », <http://www.cdc.gov/>.

Les matières premières provenant d'animaux comme le bœuf, la volaille, le poisson et les œufs sont souvent porteuses de bactéries, virus ou parasites nocifs pour les humains. Les aliments peuvent être aussi contaminés par des objets physiques pouvant causer des blessures ou bien par des produits chimiques toxiques et des toxines qui peuvent être présents soit dans l'environnement au cours du processus de production. Les aliments peuvent également être contaminés naturellement par le sol dans lequel ils sont cultivés et récoltés, ou par des éléments présents lors du stockage et du transport. De même, certains aliments subissant d'autres transformations présentent des niveaux importants de contamination malgré tous les efforts. Ces risques inhérents s'accumulent à ceux introduits lors de la fabrication pouvant entraîner des blessures, des maladies ou des décès (*US Department of Health and Human Services, 2006*).

En conséquence, le risque représente une menace considérable pour les entreprises et en particulier dans l'industrie agro-alimentaire il peut entraîner de conséquences catastrophiques (Perte de marché, procès, interdictions de vente, etc.). Au moins que ce risque soit connu et contrôlé, il peut entraîner des ruines financières pour les producteurs, et compte tenu de la structure changeante du domaine agricole, la gestion des risques a acquis une importance vitale pour le succès des producteurs (Drollette, 2009). C'est pourquoi aujourd'hui de nombreux principes de gestion sont fondés sur la notion du risque et sont utilisés dans différents domaines, notamment dans la finance, les assurances, la sécurité, la santé publique, l'industrie

pharmaceutique, ainsi que dans les agences de réglementation de ces industries (Ionica *et al.*, 2007).

2.3 Systèmes de gestion du risque et démarches de contrôle

À l'heure actuelle, plusieurs systèmes de gestion de la sécurité sont mis en œuvre afin de réduire le risque en production, le plus connu étant « le contrôle actif de gestion » (en anglais AMC pour *active managerial control*) (Kurtzweil, 1999). Le contrôle actif de gestion fait référence à l'incorporation délibérée d'actions dans la production afin de maîtriser les facteurs de risque de maladie (incarnant une approche plus préventive que réactive auprès de la sécurité alimentaire). L'un des systèmes les plus utilisés est la méthode d'analyse des dangers et points critiques pour leur maîtrise HACCP, (en anglais : *hazard analysis and critical control points*) (Brandriff, 2008) qui est une approche systématique d'identification, de localisation, d'évaluation et de maîtrise des risques potentiels en matière de salubrité des denrées dans les chaînes alimentaires et pharmaceutiques ; visant une maîtrise des dangers chimiques et biologiques (La Figure 10 présente le plan généralisé de cette démarche). La méthode HACCP est un moyen de prévention plutôt qu'une démarche d'inspection des produits finis. Néanmoins, ces systèmes visent à déterminer les mesures de contrôles qui peuvent être utilisés pour éliminer, prévenir ou réduire les risques pour la salubrité des produits, ce sont alors des mesures qui étant certainement efficaces manquent de solutions techniques pour les relier au flux physique de production, c'est pourquoi le suivi et les étapes des opérations restent des tâches de contrôle postproduction. Dans ce chapitre, nous soulignons l'importance du lien entre l'observation et l'action, et nous présentons un outil qui fournit des mesures correctives chaque fois qu'un processus dépassera les limites critiques du risque.

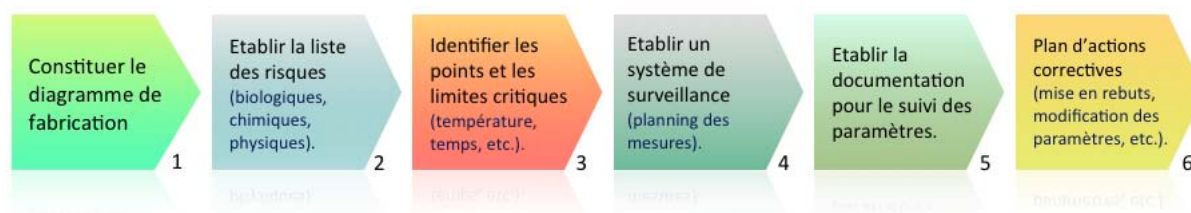


Figure 10 : schéma de la méthode HACCP.

À ce jour, le contrôle actif de gestion est appliqué dans les grandes usines de transformation afin d'assurer la qualité de la production et la réduction des risques. Cependant, des difficultés importantes se sont présentées lors de l'implantation de ce système chez les petits producteurs (Enamul, 2003). De ce fait, il est pertinent de penser à une solution applicable pour les petites usines. Dans ce chapitre, nous présentons une approche s'appuyant sur l'exploitation des solutions de traçabilité existantes pour garantir une gestion du risque, facilement implantable et accessible aux PME's. Le principe des travaux présentés est basé sur l'analyse du comportement de la production en termes de risques. Ceci par le suivi de tous les indicateurs de fabrication jugés pertinents, contenus dans la base de données de traçabilité. L'outil doit contenir une structure permanente de suivi et de décision capable de détecter et prévoir les situations de risque *a posteriori*, plutôt que suggérer des mesures préventives tel que le font les systèmes de contrôle actif de gestion.

2.4 Production, traçabilité et diagnostic de criticité

L'impact du risque et ses exigences ontologiques ont été étudiés au cours des dernières années (Borst *et al.*, 1997). La pertinence de traçage des produits à la fois dans la chaîne d'approvisionnement extérieur et l'intérieur du système de production a été considérée par (Ramesh *et al.*, 1997). Le problème de l'optimisation de la production a également été considéré du point de vue de la traçabilité, concernant spécifiquement le problème de dispersion de matières premières, ce problème a d'abord été abordé sur le cas d'une usine de saucisses (Dupuy *et al.*, 2005)

La législation alimentaire de l'Union Européenne (EU) stipule que l'exploitant doit enregistrer à la fois la réception et l'envoi des ingrédients (Anon, 2002; Anon, 2002b; Schwägele, 2005). Cependant, il n'est pas nécessaire d'enregistrer les transformations des parties que l'on trace (unités de traçabilité) ni d'avoir des

systèmes internes de traçabilité. Des modèles intégrant les initiatives de traçabilité et les indicateurs de fonctionnement ont été présentés dans le passé. Ces modèles cherchaient une amélioration de la qualité, ainsi qu'une minimisation de l'impact des rappels de produits, en particulier visant la définition de la taille du lot optimale (Wang *et al.*, 2007). Dans cette partie de notre étude, nous présentons une approche d'analyse du risque ayant comme but premier sa détection. Il devient impératif d'intégrer une mesure du risque au flux de données internes. Des actions spécifiques ou des procédures pourront être déployées afin d'atteindre un contrôle sur les facteurs de risque et les problèmes de qualité. Cette analyse est basée par le flux de données de traçabilité interne qui est récupéré des plateformes existantes. Une question se pose donc : Comment traiter le flux des données pour trouver les situations risquées? Par la suite, nous présentons une approche globale répondant à cette question, sachant que le but final est l'optimisation de la distribution des produits finis en exploitant les résultats de l'analyse des risques.

La notion d'optimisation des choix logistiques sera détaillée dans le Chapitre 4, mais nous tenons dès lors à préciser que l'intérêt de cette optimisation est de réduire les risques et les coûts dans les rappels de produits. Il sera montré qu'une meilleure gestion logistique basée sur la notion de risque sert à réduire la quantité de produits rappelés, ainsi qu'à rendre plus efficace les procédures de récupération de marchandises.

2.5 Mesure du risque et criticité

La valeur du risque est issue du suivi et de l'observation des indicateurs tout au long du processus de fabrication. Comme dans les méthodes du contrôle actif de gestion son but est de déterminer si les limites critiques sont respectées, ces limites possiblement inconnues sont déterminées par l'expertise métier industriel. Ce suivi du risque peut avoir lieu à n'importe quel point de la fabrication, et il devient plus important lorsque le débit des produits atteint une étape critique du processus de production. Le système de mesure du risque doit veiller à ce que les propriétés de sécurité et qualité soient sous contrôle et qu'il n'aura pas de contradictions avec les étapes de production en aval. La mesure du risque en temps réel sert à déterminer

quand il y a une perte de contrôle ou d'une tendance vers une perte de contrôle afin que des mesures correctives puissent être prises.

2.5.1 Positionnement de la notion de criticité

Dans notre étude, la mesure de risque globale comprenant de manière simultanée, les niveaux de qualité et de sécurité associés aux produits, est nommée « criticité ».

Ci-dessous nous présentons sa définition formelle :

La criticité est l'index associé à la production ou à un lot de production qui représente quantitativement l'état du risque global actuel en termes de qualité et de sécurité.

Définition 5

Elle permet donc la prise en compte simultanée de plusieurs paramètres de fabrication en une seule valeur exprimant le danger potentiel, et non pas uniquement la gravité et la probabilité du risque. Dans le côté pratique, la criticité est ajoutée dans la base de données de traçabilité interne en tant que propriété associée aux identifiant de lot. Il aura donc une valeur de criticité calculée pour chaque unité de produit, souvent représentée par le couple GTIN – Numéro de Lot. La détermination de la criticité à chaque étape de fabrication correspond à une décision multicritères qui consiste à attribuer une valeur de criticité à une liste d'entrées tel qu'il est montré dans la Figure 11.

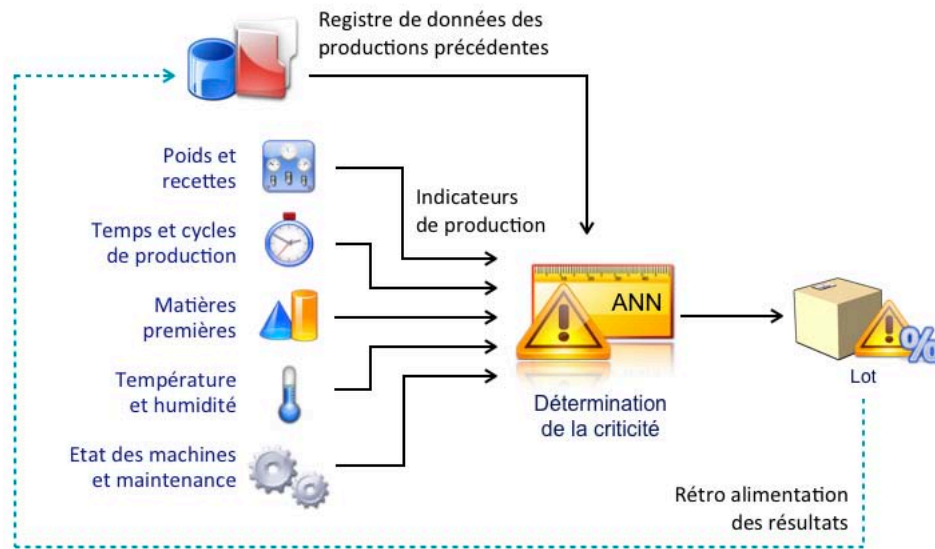


Figure 11 : mesure du risque associée à un lot par l'évaluation de ses indicateurs de production.

2.5.2 Topologie du problème

La valeur de criticité dépend du contexte industriel et doit être adaptée à chaque situation; Pour sa détermination, plusieurs types d'informations sont à considérer. Elles peuvent être qualitatives (par exemple, qualité des fournisseurs) ou quantitatives (exemple: la durée du cycle de production). Il est donc difficile de faire une conception formelle de la fonction de criticité. Il est capital pouvoir traiter les non linéarités dans le comportement des paramètres d'entrée, pour ce faire, nous avons développé une librairie de configuration des réseaux neuronaux nous donnant la possibilité de traiter différents types de problèmes, en passant par les classifications les plus simples et en allant jusqu'aux prévisions de criticité complexes traitant plusieurs cas de non-séparabilité linéaire.

2.6 Outils d'aide à la décision et réseaux de neurones

Dans le contexte présenté, nous cherchons à créer un outil observateur permanent prêt à détecter un type connu de problèmes (étant capable d'améliorer son comportement sans intervention directe de l'extérieur). L'outil proposé doit être robuste face à la diversité des données en termes de type, de taille et de complexité, fin d'exploiter les informations de traçabilité et ainsi extraire la connaissance contenue dans ce flux de données. Sachant que pour avoir une ergonomie totale, le

système doit être en capacité de traiter des processus non linéaires et complexes. Nous avons donc choisi l'implémentation des réseaux de neurones, approche qui autorise une inférence de la fonction liant les éléments d'entrée et la mesure du criticité, sans qu'une connaissance formelle des phénomènes ne soit nécessaire. Étant données les conditions dans lesquelles c'est déroulé la production, un expert serait capable de définir une note de criticité ; pourtant il n'est pas en mesure de formaliser son processus cognitif. Par cet outil, nous cherchons à reproduire cette capacité.

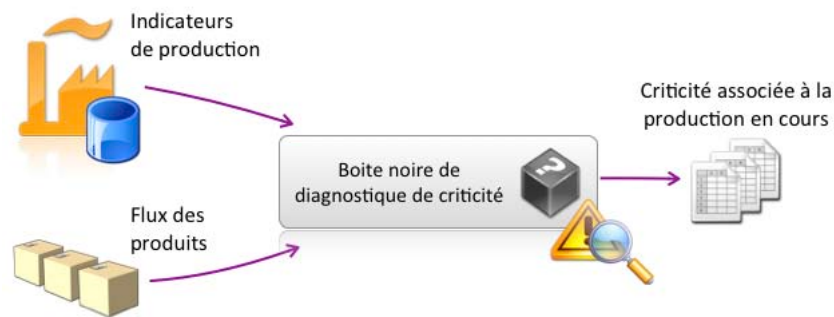


Figure 12 : processus de diagnostic avec entrées diverses.

Les réseaux de neurones sont des outils statistiques de modélisation non-linéaires qui peuvent être utilisés pour modéliser des relations complexes entre les entrées et les sorties d'une certaine procédure établissant des modèles intrinsèques de données (Schou et Gustafsson, 1997).

Leur champ d'application s'applique à plusieurs domaines. À ce jour, nous trouvons des applications liées à la modélisation de systèmes (Pham et Liu, 1995), de catégories (Lajos *et al.*, 2008) et de contrôleurs (Narendra et Parthasarathy, 1990) ; ou dans les systèmes mécaniques (Sorsa, 1993 ; Angeli *et al.*, 1999). L'utilisation des réseaux de neurones artificiels dans le contrôle de défauts a été étudiée dans le domaine de la production de moteurs (Bayir *et al.*, 2004) et plus précisément l'utilisation des réseaux de type classificateur a été explorée pour le diagnostic des processus de pneumatiques (Karpenko *et al.*, 2002). Ces outils ont donc une capacité prouvée dans l'évaluation des processus en production, et ils pourront donner une mesure du risque pour le cas présent. Le diagnostic de criticité peut être considéré comme un problème statistique de filtrage et séparation d'un flux de données ; un

cas pour lequel les réseaux de neurones ont montré leur efficacité (Shin *et al.*, 1992; Hagan et Demuth, 1996). Ils sont ainsi tout à fait indiqués pour la détermination de la criticité même si la conception formelle du problème reste assez complexe (Najafi *et al.*, 1998 ; Yu *et al.*, 2005). L'utilisation des réseaux de neurones évite des analyses mathématiques difficiles, grâce à la simplicité de leur structure (nœuds et connexions). Ils permettent de considérer tout système comme une boîte noire dont les paramètres s'obtiennent à partir de mesures, sans connaissance *a priori* sur les lois du processus concerné.

2.7 Introduction aux réseaux neuronaux

Les réseaux de neurones, aussi appelés ANN's (en anglais : *artificial neural networks*), ont été développés à l'origine avec l'intention de reproduire le fonctionnement du cerveau humain. Dans ceci, un neurone biologique recueille les signaux provenant des autres neurones à travers une multitude de fines structures appelées les dendrites. Le neurone envoie des pics d'activité électrique à travers un prolongement fin et long connu sous le nom d'un axone, qui se décompose en des milliers de branches ou terminaisons (*cf.* Figure 13). À la fin de chaque branche, une structure appelée synapse convertit l'activité de l'axone en effets électriques qui inhibent ou excitent l'activité dans les neurones connectés. Lorsqu'un neurone est excité avec des entrées suffisamment grandes par rapport à son niveau d'inhibition, il envoie un pic d'activité électrique vers son axone, autrement dit, le neurone s'active. L'apprentissage se fait en changeant l'efficacité des synapses en cherchant que l'influence d'un neurone sur un autre varie en fonction du comportement souhaité.

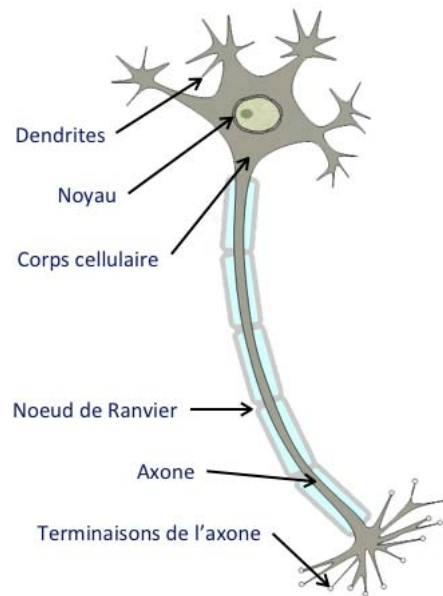


Figure 13 : schéma d'un neurone biologique.

Comme les cerveaux humains, les réseaux neuronaux artificiels sont constitués d'unités de traitement (neurones artificiels) et les connexions (pondérations) entre eux. Les unités de traitement transportent l'information d'entrée vers leurs connexions sortantes. L'information «électrique» est simulée avec des valeurs spécifiques qui sont stockées dans les pondérations. Ces « poids » affectant les entrées de chaque neurone donnent aux réseaux la capacité d'apprendre, de mémoriser, et de créer des relations entre les données.

Une des caractéristiques très importante de ces réseaux est leur caractère adaptatif où «l'apprentissage par des exemples» remplace «programmation» dans la résolution des problèmes. Cette particularité rend ces modèles de calcul très attrayants dans des domaines d'application comme le notre, où l'on a peu de compréhension ou une compréhension incomplète des problèmes à résoudre, mais où les données d'apprentissage sont disponibles.

Il y a différents types de réseaux de neurones, et ils sont utilisés dans de nombreux domaines. Dans les travaux présentés dans ce mémoire, nous nous sommes intéressés à des applications de classification et prévision. Les modèles construits dans cette thèse s'inscrivent dans ces deux catégories.

2.7.1 Principes fondamentaux des réseaux de neurones

Les réseaux de neurones, parfois appelés « systèmes connexionnistes » sont des modèles distribués en parallèle qui ont plusieurs traits distinctifs (Kröse et Smagt, 1996) :

- Un ensemble d'unités de traitement (neurones).
- Un état d'activation pour chaque unité (la sortie du neurone).
- Les liens entre les unités. En général, chaque connexion est définie par un poids w_{jk} qui détermine l'effet que le signal de l'unité j est sur le neurone k .
- Une règle de propagation qui détermine l'entrée de l'unité en fonction de ses apports extérieurs.
- Une fonction d'activation qui détermine le niveau de l'activation selon l'apport effectif des entrées pondérées et le niveau d'activation actuel.
- Une entrée externe (biais ou « *offset* ») pour chaque unité.
- Une méthode de recueil d'informations (règle d'apprentissage).
- L'environnement dans lequel le système peut fonctionner (*i.e.* des signaux d'entrée et d'erreur si nécessaire).

2.7.2 Neurone ou Unité de traitement

Un neurone (Figure 14), aussi appelé nœud, effectue un traitement relativement simple, il reçoit des entrées provenant des voisins ou des sources externes et les utilise pour calculer un signal de sortie $f(x)$ qui se propage vers d'autres unités.

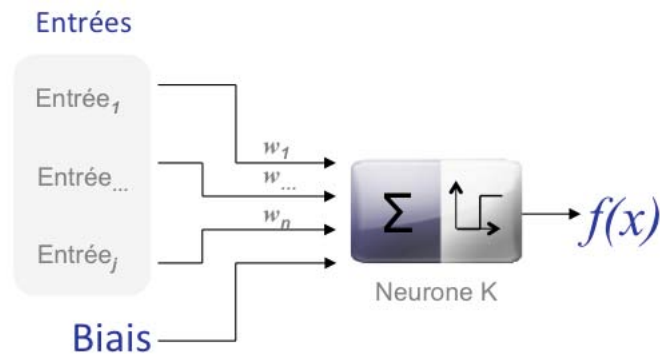


Figure I 4 : unité de traitement.

Dans les systèmes neuronaux, nous identifions trois types d'unités:

- Les unités d'entrée, qui reçoivent des données provenant de l'extérieur du réseau.
- Les unités de sortie, qui envoient des données vers l'extérieur du réseau.
- Les unités cachées, dont les signaux d'entrée et de sortie restent au sein du réseau.

Chaque unité k peut avoir une ou plusieurs entrées $x_0, x_1, x_2, \dots, x_n$, mais une seule sortie $f(X)$. Une entrée x_j dans une unité k est soit une donnée provenant de l'extérieur du réseau, soit la sortie d'une autre unité, soit sa propre sortie $f(X)$.

2.7.3 Pondération des entrées

Chaque unité dans un réseau de neurones combine les valeurs qui lui sont introduites via des connexions synaptiques venant d'autres unités, produisant une valeur unique appelée « apport net ». La fonction qui associe des valeurs est appelée « fonction de combinaison » et est définie par une certaine règle de propagation. Dans la plupart des réseaux neuronaux, chaque unité apporte une contribution additive à l'entrée de l'unité suivante. La contribution totale a_j à l'unité j est simplement la somme pondérée de ses entrées x_i plus un seuil ou biais b_j :

$$a_j = \sum_{i=1}^n w_{ji} * x_i + b_j$$

Equation 2

La contribution donnée par les valeurs positives de w_{ji} est considérée comme une excitation et dans le cas négatif une inhibition de la connexion j_i . Les neurones liés avec cette règle de propagation sont appelés unités à règle sigma. Dans certains cas, des règles plus complexes sont utilisées. Une des règles de propagation connue sous le nom sigma-pi suit le comportement suivant :

$$a_j = \sum_{i=1}^n w_{ji} \prod_{k=1}^m x_{ik} + b_j$$

Equation 3

La plupart de fonctions de pondération utilisent un « biais » ou « seuil » dans le calcul de la contribution nette à l'unité. Pour une unité de sortie linéaire, le biais représente l'ordonnée à l'origine dans les modèles de régression.

2.7.4 Fonction d'activation

Une fois que les neurones ont appliqué la fonction de combinaison à leurs entrées, ils transforment leurs apports nets en utilisant une fonction d'activation, ce qui donne une valeur dite d'activation correspondante à l'unité. Sauf pour les unités de sortie, la valeur d'activation est envoyée à un ou plusieurs autres neurones. Les fonctions d'activation couramment utilisées sont :

- Fonction d'identité (Figure 15)

$$f(x) = x$$

Equation 4

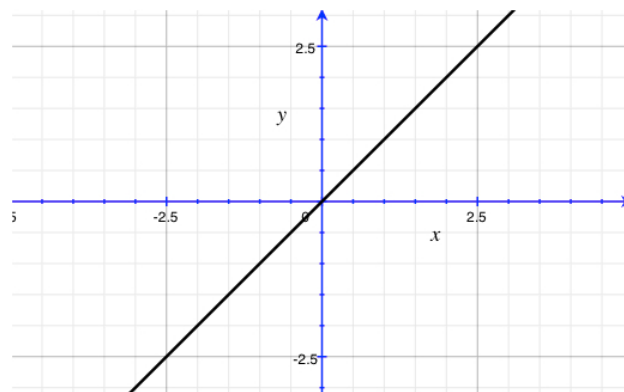


Figure 15 : fonction d'identité.

Il est évident que les unités d'entrée utilisent la fonction d'identité. Parfois, une constante est multipliée par l'entrée nette pour créer une fonction linéaire.

- Fonction seuil binaire ou échelon (Figure 16)

Aussi appelée « Fonction de Heaviside » ou « Step ». La sortie de cette fonction est limitée à l'une des deux valeurs :

$$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } (x \geq \theta) \\ 0 & \text{si } (x < \theta) \end{cases}$$

Equation 5

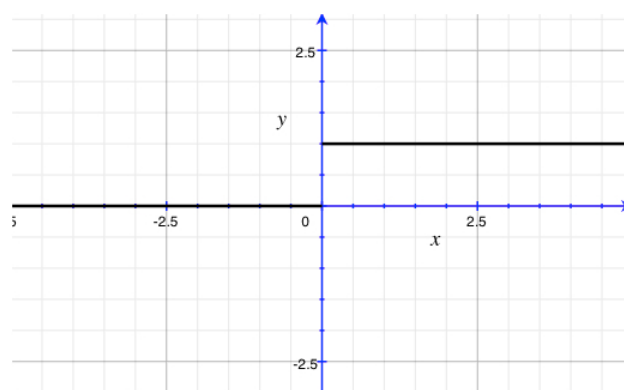


Figure 16 : fonction seuil binaire ($\theta=0$).

Ce type de fonction est souvent utilisé dans les réseaux à une seule couche.

- Fonction sigmoïde (Figure 17)

$$f(x) = \frac{a}{1 + e^{-kx}}$$

Equation 6

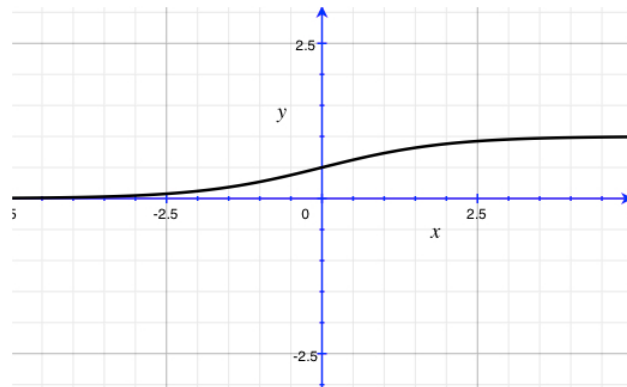


Figure 17 : fonction sigmoïde ($a=1$, $k=1$).

La fonction d'activation non-linéaire la plus utilisée est la fonction sigmoïde (Priddy, P.E. Keller, 2005). Dans sa forme typique (Equation 6), k détermine la pente de la fonction et établit l'amplitude de la sortie (normalement compris entre 0 et 1.).

L'utilisation de cette fonction est particulièrement avantageuse lorsqu'on entraîne les réseaux par retro propagation, car elle est facilement différentiable et permet de réduire considérablement la complexité des calculs d'apprentissage (James, Freeman et Skapura, 1991).

- Fonction sigmoïde bipolaire (Figure 18)

$$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-kx}} - 1$$

Equation 7

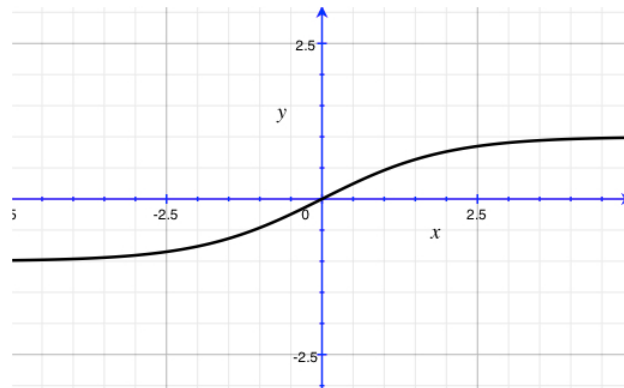


Figure 18 : fonction sigmoïde bipolaire ($k=1$).

Cette fonction a des propriétés similaires à la fonction sigmoïde, et s'utilise pour des applications donnant des valeurs de sortie entre $[-1,1]$. Il a été observé empiriquement que les réseaux multicouches sont plus facilement entraînés en utilisant une fonction bipolaire plutôt qu'une binaire (Pfister, 1995).

Les fonctions d'activation des neurones cachés ont le but d'introduire la non linéarité au sein du réseau. Étant donné qu'une composition de fonctions linéaires reste une fonction linéaire, la non linéarité du système doit être garantie. En effet c'est cette non linéarité (*i.e.* la capacité de représenter des fonctions non linéaires) qui rend les réseaux multicouches si puissants. Presque toute fonction non linéaire est capable de réaliser le travail d'apprentissage sans problème. Pour l'entraînement par rétro propagation, la fonction d'activation doit être différentiable et il est préconisé qu'elle soit bornée, c'est pour cette raison que les fonctions sigmoïdes sont les choix les plus courants.

Les unités de sortie des fonctions d'activation doivent être choisies en s'adaptant à la distribution des valeurs ciblées. Pour des sorties binaires $[0,1]$, la fonction sigmoïde est un excellent choix, ainsi que pour sorties à valeurs continues dans des bornes connues, à condition que les résultats puissent être cibles à l'échelle de la fonction d'activation en sortie (Z. Yu, 2000). Mais dans le cas où les valeurs cibles ne sont pas

comprises dans de limites connues, il est préférable d'utiliser une fonction d'activation non bornée telle que la fonction d'identité. Si les valeurs cibles sont positives et qu'elles n'ont pas de borne supérieure, une fonction d'activation exponentielle en sortie peut être utilisée.

2.7.5 Topologie du réseau

La topologie d'un réseau est définie par son nombre de couches, le nombre de neurones par couche, et les types d'interconnexion entre les couches. Ils sont généralement divisés en deux catégories :

2.7.5.1 Réseaux feed-forward

Les neurones ne sont connectés que dans un sens orienté de l'entrée vers la sortie (cf. Figure 19). Le traitement d'information peut se propager au long de plusieurs couches mais aucune connexion rétroactive n'est présente, *i.e.*, des raccordements entre des sorties et des entrées des neurones dans la même couche (ou vers des couches précédentes) ne sont pas autorisées. Les réseaux *feed-forward* sont le principal sujet des développements effectués dans ce chapitre.

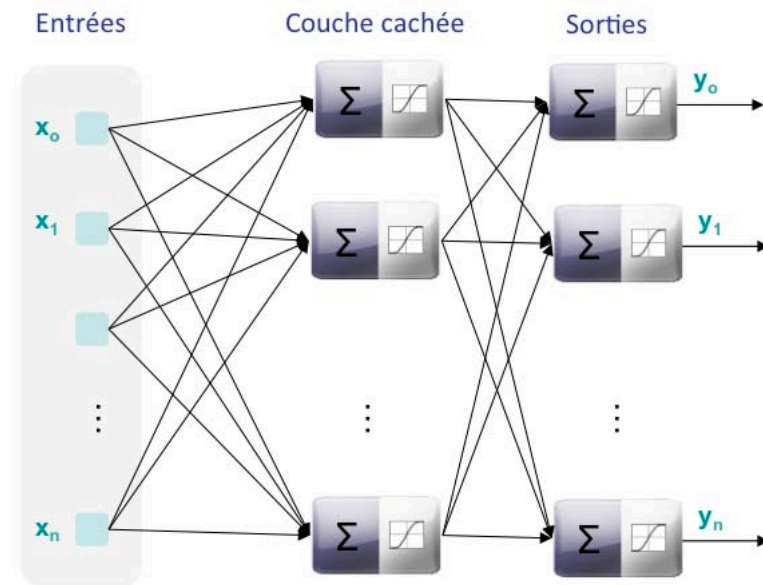


Figure 19 : exemple de réseau *feed-forward*.

2.7.5.2 Réseaux récurrents

Certains neurones peuvent voir leur sortie utilisée comme entrée d'un neurone d'une couche précédente ou de la même couche. Ces connexions rétroactives donnent des propriétés dynamiques importantes à ce type de réseaux. Dans certains cas, les valeurs d'activation des unités subissent un processus de relaxation qui fait évoluer le réseau vers un état stable dans lequel l'activation ne change plus. Dans d'autres applications dans lesquelles ce comportement dynamique détermine la sortie du réseau, les changements des valeurs d'activation des neurones de sortie sont cruciaux (Z. Yu, 2000).

2.7.6 Représentations topologiques

La capacité de représentation d'un réseau peut être définie comme l'ensemble des *mappings* (ou cartographies décisionnelles) qu'il peut mettre en œuvre lorsque ses poids sont variés. Selon le nombre de couches nous distinguons principalement deux types de réseaux :

2.7.6.1 Réseaux mono-couche ou perceptrons

- Un réseau de neurones mono-couche, est composé d'une seule couche de neurones, que l'on représente généralement alignés verticalement, chacun

peut avoir une fonction d'activation différente. Chacun des neurones est connecté à toutes les informations d'entrée et il donne une sortie. Une utilisation courante consiste à associer une classe à chaque neurone, puis pour un classement donné, nous obtenons le résultat en prenant le neurone dont la sortie d'activation est la plus grande.

- Les réseaux mono-couche peuvent représenter uniquement des fonctions linéaires, ou des domaines de décision séparables linéairement.

2.7.6.2 Réseaux multicouches

- Les neurones sont disposés en plusieurs couches. Les entrées sont connectées à tous les neurones de la première couche, tous les neurones de la première couche sont connectés à tous les neurones de la seconde couche, et ainsi jusqu'à la couche de sortie. Toutes les couches sauf la couche de sortie sont considérées des « couches cachées ».
- Les réseaux avec une couche masquée peuvent représenter une cartographie fonctionnelle continue d'une dimension finie à une autre, à condition que le nombre d'unités cachées soit suffisamment grand, plus pratiquement ils sont capables, avec un nombre suffisant de neurones, d'approximer toute fonction continue. En pratique, ils donnent des estimations convergentes des fonctions arbitraires de régression ainsi que des classifications binaires cohérentes, à condition que des hypothèses sur les exemples d'apprentissage, le bruit sur les cibles, le nombre d'unités cachées, et d'autres facteurs, soient valides (Reed *et al.*, 1998; Bishop, 1995).
- Les réseaux avec 2 couches cachées peuvent représenter une décision arbitraire en utilisant fonctions d'activation de seuil (Zhanshou Yu, 2000). En utilisant des fonctions sigmoïde, ils peuvent approximer avec précision n'importe quelle cartographie décisionnelle.

2.7.7 Apprentissage

L'apprentissage est une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du

comportement désiré. Il s'agit du processus d'adaptation des poids à un ensemble d'exemples, à fin d'obtenir pour cet ensemble les résultats cibles. Si l'ensemble d'exemples est assez vaste (les exemples sont assez variés), nous pourrions obtenir un réseau qui donnera des résultats convenables pour des exemples non rencontrés (James, Freeman et Skapura, 1991). Généralement, la topologie du réseau reste fixe, et les pondérations sont déterminées par un algorithme d'apprentissage. De nombreux algorithmes ont été développés afin de trouver un ensemble optimal de poids, ils peuvent être divisés en deux groupes principaux :

2.7.7.1 Apprentissage supervisé

Le réseau est entraîné en lui fournissant des entrées et des sorties souhaitées (résultats cibles), ces couples « entrées-sorties » sont fournis par un système enseignant extérieur (le superviseur). La différence entre les sorties données par le réseau et les résultats souhaités, est utilisée par l'algorithme afin d'adapter le poids dans le réseau (*cf.* Figure 20). L'entraînement se présente donc comme un problème d'approximation dans lequel nous devons trouver la fonction $f(x)$ raccordant un groupe d'entrées x et un groupe de cibles t .

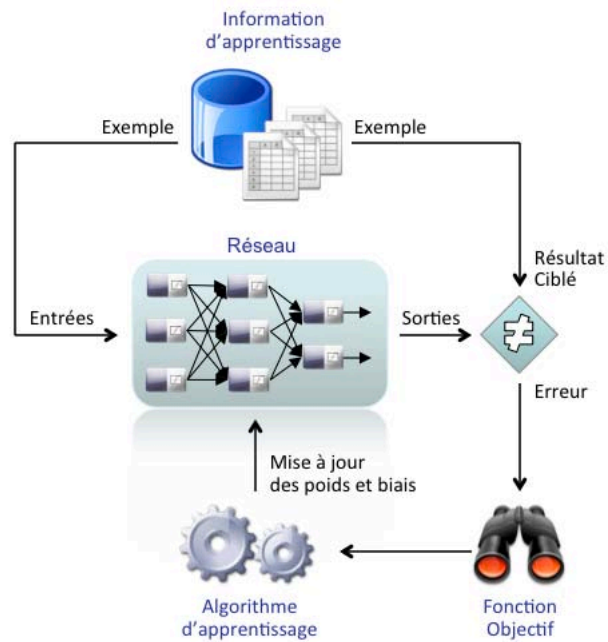


Figure 20 : schéma d'apprentissage supervisé.

2.7.7.2 Apprentissage non supervisé

Dans l'apprentissage non supervisé, une entrée est présentée au réseau et ensuite il évolue librement jusqu'à ce qu'il se stabilise. Le réseau de neurones doit trouver par lui-même les corrélations existant entre les patrons d'apprentissage (Bourret *et al.*, 1991) ; de ce fait, les neurones et les connexions doivent dégager un certain degré d'auto organisation car il n'y a pas de rétroaction de l'environnement pour indiquer si les sorties du réseau sont correctes. Dans ce type d'apprentissage, les neurones sont en compétition pour être actifs. Ils sont à sortie binaire et ils sont considérés actifs lorsque leur sortie vaut 1 (un seul neurone est actif à un instant donné). Chaque neurone de sortie est spécialisé pour « détecter » un certain *mapping* et le réseau devient alors un détecteur de caractéristiques. Cette méthode d'apprentissage est souvent utilisée en analyse de données afin de mettre en évidence des similitudes entre certaines données. Nous trouvons les utilisations les plus connues dans les modèles de Hopfield (Hopfield, 1982) et Kohonen (Kohonen, 1977).

2.7.8 Fonction de coût

Afin d'entraîner le réseau et d'évaluer sa capacité, une fonction objectif (ou fonction de coût) doit être définie. Cette fonction quantifie la performance du système. Le

bon choix de la fonction objectif est très important car il détermine les algorithmes d'apprentissage qui peuvent être utilisés et il est conditionné par l'objectif à atteindre. Nous distinguons deux fonctions couramment utilisées :

2.7.8.1 Erreur quadratique

La fonction de coût la plus utilisée est l'erreur quadratique sur la base d'apprentissage : elle consiste à minimiser la somme des carrés des erreurs entre la sortie du réseau et la valeur réelle de la sortie (Equation 8). Cette fonction « objectif » cherche une vraisemblance maximale avec une hypothèse gaussienne sur la distribution des sorties (Richard et Lippman, 1991).

$$E(w) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i(w) - t_i)^2$$

Equation 8

L'indice i détermine les nœuds de sortie, et $y_i(w)$ et t_i sont, respectivement la sortie réelle du réseau et la cible souhaitée. Dans certaines applications cette fonction d'erreur quadratique est modifiée afin de contrôler la complexité des systèmes.

2.7.8.2 Entropie croisée

De la même façon que l'erreur quadratique moyenne, l'entropie croisée est issue du principe de la vraisemblance maximale. Elle cherche à optimiser la probabilité d'observer que la sortie du réseau appartienne à une classe ciblée.

$$E(w) = - \sum_{i=1}^N [t_i * \ln(y_i(w)) + (1 - t_i) * \ln(1 - y_i(w))]$$

Equation 9

Cette fonction, appelée entropie croisée, atteint son minimum lorsque $t_i = y_i$ pour tout i .

2.7.9 Algorithmes de minimisation

Les algorithmes de minimisation, optimisent l'erreur de sortie donné par le réseau pour une fonction de coût déterminée (La surface de cette fonction d'erreur en fonction des poids du réseau est complexe avec l'existence de minima locaux).

Soit $E(w)$ la fonction de coût (doit être différentiable par rapport aux poids). Le principe de ces méthodes est de se placer en un point initial, de trouver une direction de descente de la fonction objectif dans l'espace des paramètres w , puis de se déplacer d'un pas dans cette direction. Un nouveau point est atteint et cette démarche est répétée jusqu'à l'obtention d'une certaine condition d'arrêt. Ainsi à l'itération it nous calculons :

$$w_{it} = w_{it-1} + \alpha_{it-1} * d_{it-1}$$

Equation 10

Dont α_k est le pas de la descente et d_k est la direction de descente. Les différents algorithmes de minimisation de $E(w)$ se distinguent par le choix de ces deux variables.

2.7.9.1 Descente du gradient

C'est la méthode la plus simple. Nous choisissons comme direction de descente l'opposé du gradient de la fonction objectif ($d_{it} = -\nabla E(w)$). Cette méthode est efficace loin du minimum et elle fonctionne bien pour s'en approcher. De ce fait, le choix du pas n'est pas déterminant, loin du minimum, il faut uniquement vérifier que le pas n'est ni trop petit ni trop grand. Généralement nous utilisons l'asservissement par la norme du gradient :

$$\alpha_{it} = \frac{\alpha_0}{1 + |\nabla E(w_{it})|}$$

Equation 11

Dont α_0 est une constante (typiquement 0,01).

2.7.9.2 Méthode de Newton

La méthode de Newton utilise la dérivée seconde de $E(w)$ pour atteindre le minimum. La modification des paramètres s'écrit ainsi :

$$w_{it} = w_{it-1} - (\nabla^2_{it-1})^{-1} * \nabla E(w_{it-1})$$

Equation 12

La direction de descente est l'inverse de la dérivée seconde de la fonction de coût (∇^2 aussi appelé *Hessien*) et le pas est constant (fixé à 1). Cet algorithme n'est pas très efficace loin du minimum de la fonction mais très efficient près du minimum. Au niveau pratique le calcul de ∇^2 et surtout de son inverse est à la fois complexe et source d'instabilités numériques.

2.7.9.3 Méthode de quasi-Newton

Le principe des méthodes quasi newtoniennes consiste en une généralisation de la méthode de Newton de l'équation. Cette méthode cherche à estimer l'inverse de la dérivée seconde de la fonction de coût plutôt qu'à calculer sa valeur exacte, ceci en utilisant une méthode itérative. Les premiers travaux (Broyden, 1970) sont connus sous le nom de « Formule de rang ». La modification des paramètres s'écrit :

$$w_{it} = w_{it-1} - \alpha_{it-1} * M_{it-1} * \nabla E(w_{it-1})$$

Equation 13

La suite M_{it} est construite de façon à converger vers l'inverse du *hessien* avec M_0 égale à la matrice identité. Cette suite est construite grâce à la méthode dite BFGS (Broyden, 1970), dont la vitesse de convergence est beaucoup plus grande que celle de la méthode du gradient. Une méthode « quasi newton » est efficace dans le voisinage de la solution minimale pour des problèmes de grandes dimensions.

2.7.9.4 Algorithme de rétro propagation

Les méthodes que nous avons présentées nécessitent le calcul du gradient de la fonction objectif par rapport aux poids du réseau neuronal. Étant donné que les fonctions de coût sont additives, le gradient total est la somme de tous les gradients partiels calculés pour chacun des exemples de la base d'apprentissage :

$$w_{it} = w_{it-1} - \alpha_{it-1} * M_{it-1} * \nabla E(w_{it-1})$$

Equation 14

Pour chaque exemple, le gradient partiel $\nabla_i E(w)$ est calculé grâce à l'algorithme de rétro propagation du gradient ou en anglais « *back propagation* » (Rumelhart *et al.*, 1986) qui permet de calculer l'erreur sur une connexion en fonction de l'erreur sur la couche suivante. Dans les travaux présentés dans ce mémoire, nous avons implémenté cet algorithme. Le terme « rétro-propagation » du gradient provient du fait que l'erreur calculée en sortie est transmise en sens inverse vers l'entrée.

La mise en œuvre de cet algorithme utilise l'expression analytique de dérivée de la fonction de coût par rapport à la sortie du réseau pour un exemple déterminé. Si la fonction de coût est l'erreur quadratique, alors la dérivée est la différence entre la sortie du réseau et la sortie désirée :

$$\frac{\partial E(w)}{\partial y_i(w)} = (y_i - t_i)$$

Equation 15

Si la fonction de coût est l'entropie croisée, alors

$$\frac{\partial E(w)}{\partial y_i(w)} = \frac{(y_i - t_i)}{y_i(1 - y_i)}$$

Equation 16

La modification des poids est fonction du gradient qui est calculé dans la couche de sorties et puis ramenée dans les couches précédentes. La première étape de l'algorithme consiste à appliquer un vecteur d'entrées X aux nœuds d'entrées puis

initialiser les poids du réseau (Figure 21). Avec les fonctions de combinaison et activation, nous obtenons les sorties de chaque unité ainsi que la sortie du réseau.

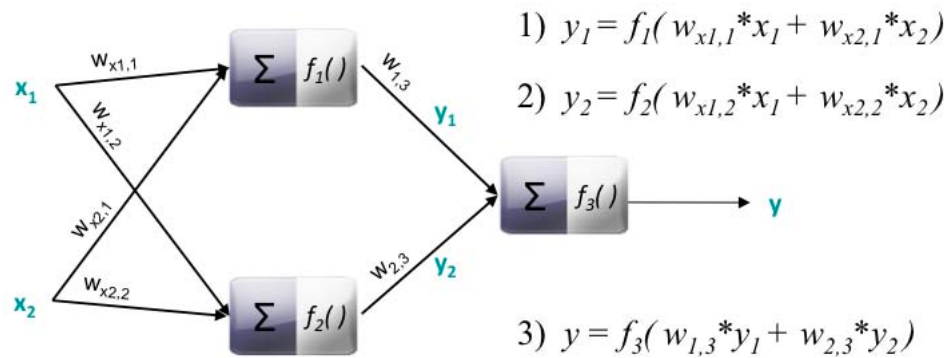


Figure 21 : initialisation de l'algorithme de rétro propagation.

Ensuite, nous exécutons l'échantillon d'apprentissage à travers le réseau, nous calculons le gradient selon la fonction de coût choisie, en commençant par les unités de sortie pour continuer vers les couches masquées jusqu'à la couche des entrées (X), il y a donc une valeur du gradient pour chacun des neurones. Dans l'exemple ci-dessous, nous présentons ce calcul avec une fonction d'erreur quadratique.

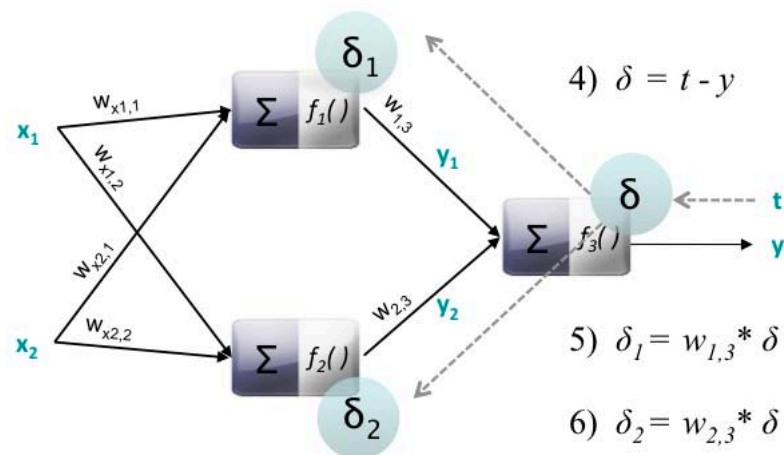


Figure 22 : rétro propagation du gradient.

La troisième phase de l'algorithme consiste à mettre à jour les poids du réseau. Cette mise à jour s'effectue dans le sens inverse du gradient et elle dépend de toutes les erreurs sur la couche des sorties.

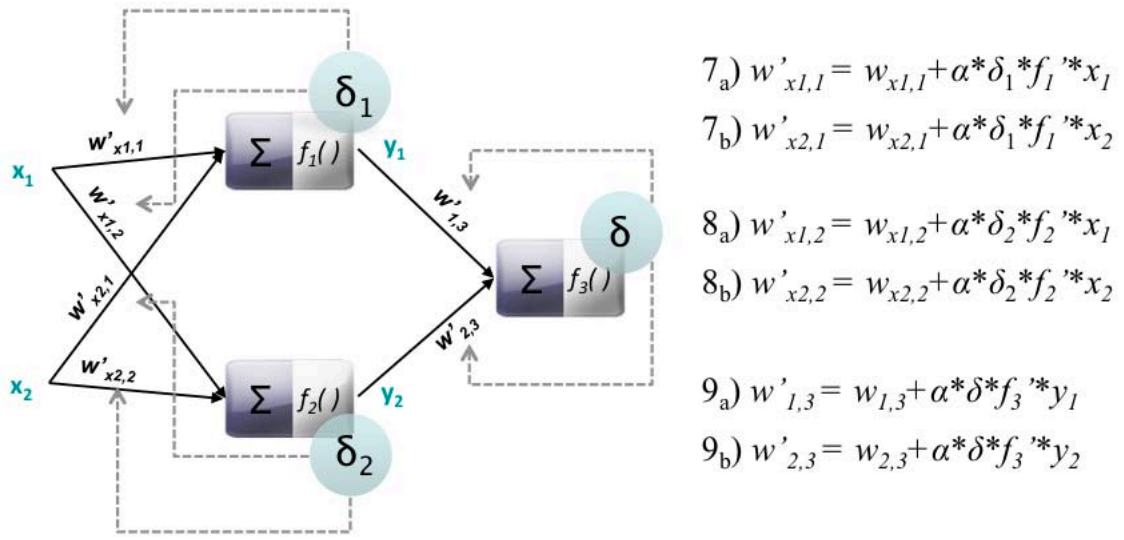


Figure 23 : mise à jour des poids dans le réseau.

L'un des paramètres de cet algorithme est le taux d'apprentissage « α » $\in [0,1]$, il représente le pas d'apprentissage. Si le taux d'apprentissage est trop petit l'entraînement du réseau devient lent, mais il ne doit pas être trop grand non plus sinon il entraînerait des oscillations de l'erreur autour d'un minimum qu'on ne pourra pas atteindre.

Pour éviter les problèmes d'oscillations un terme d'inertie « m » (*momentum*) est ajouté. Cela rend la mise à jour des poids dans une itération it_n « dépendante » de celle de it_{n-1} . Ce qui permettra aussi de sortir des minimums locaux dans la mesure du possible et de poursuivre la descente de la fonction objectif. À chaque itération, le changement de poids conserve les informations des changements précédents.

$$\Delta w_{j(t)} = \alpha * \partial_j * f'_j * y_j + m * \Delta w_{j(t-1)}$$

Equation 17

Cet effet de mémoire permet d'éviter les oscillations et accélère l'optimisation du réseau. Usuellement les valeurs de m varient entre $[0, 0.9]$ (Reed *et al.*, 1999).

Dans les travaux présentés dans ce mémoire, nous avons implémenté l'algorithme d'apprentissage par rétro propagation en utilisant la méthode de descente du gradient, les valeurs du taux d'apprentissage et du momentum ont été adaptables selon les problèmes traités. Nous permettons de configurations d'entraînement

différentes avec la possible variation de « α » et de « m », par l'utilisation d'instances indépendantes de supervision (cf. section 2.8.5 et Figure 25).

2.8 Création et entraînement des réseaux pour la classification et prévision des criticités

2.8.1 Présentation du module

Dans cette section nous présentons le module de réseaux de neurones artificiels développé, qui a l'objectif de pouvoir donner un diagnostic de criticité par l'observation systématique des informations de traçabilité. Dans ce travail d'application, la programmation a été réalisée de façon ergonomique pour que le diagnostic de criticité puisse exploiter la plupart des bases de données de traçabilité en production. Ce module a pour but de faire un diagnostic de criticité des articles en production à chaque fois que des nouvelles informations sont entrées dans la base de données ou bien à chaque fois que la fabrication rencontre un point critique.

2.8.2 Architecture

Le module a accès à une vue en temps réel des tables de données contenant les indicateurs de production associés aux articles en cours. Dès qu'une nouvelle information est entrée dans la base, il vérifie s'il dispose des données nécessaires pour faire un calcul de criticité et si c'est le cas, il lance des calculs de criticité dans les réseaux de neurones (Figure 24).

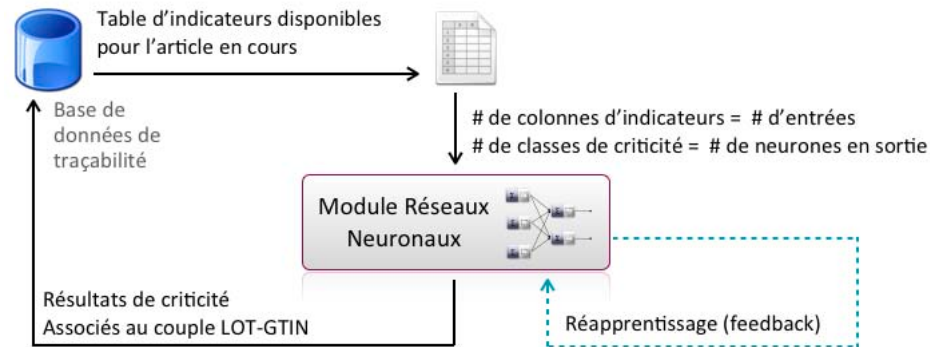


Figure 24 : schéma d'utilisation du module.

Afin d'assurer une efficacité optimale, les réseaux doivent être entraînés et configurés pour chaque type de diagnostic. Il est donc nécessaire de réaliser une étude sur la topologie et l'entraînement optimal avant d'avoir un outil opérationnel. Nous avons développé le module dans une hiérarchie de modules permettant la création de différents types de réseaux *feed-forward*, ainsi que l'utilisation de différentes fonctions d'activation et de coût. Ils peuvent être entraînés avec différents algorithmes d'apprentissage dont les paramètres peuvent aussi être variés. Par la suite, nous présentons l'architecture du module développé.

Note technique: Ce module, faisant partie des logiciels Adents HTI, a été développé entièrement, il a été nommé « *Criticality Determination* » et fait partie de la suite *AdentsIAO* dédiée à l'analyse des données. Le langage de programmation fixé par l'entreprise a été *c#* pour ses fonctionnalités dans la gestion de données et de la mémoire.

2.8.3 Hiérarchie : Neurone, Couche, Réseau

Dans le but de rendre le projet flexible et réutilisable, nous avons créé une hiérarchie d'entités ordonnées par classes dans une librairie, qui peut être appelée par le module, ceci rend le projet plus compréhensible et modulaire notamment dans le cadre des futurs développements. Les trois premiers objets que nous avons distingués sont : neurone, couche et réseau (cf. Figure 25).

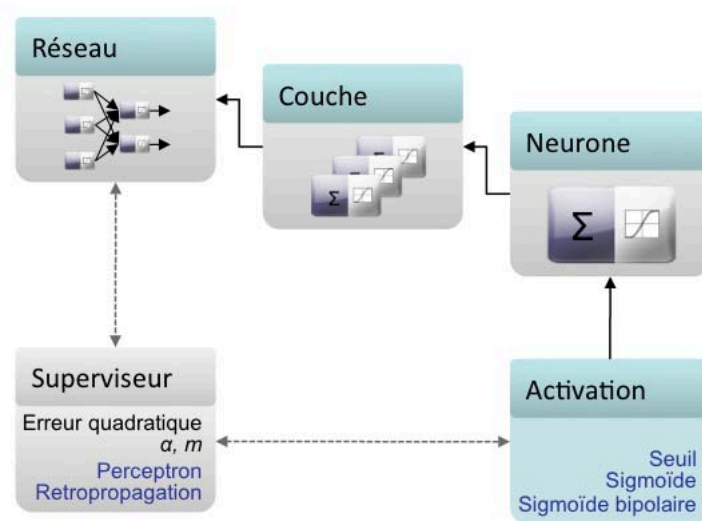


Figure 25 : architecture des objets.

Le neurone apparaît comme l'unité de base, il contient un vecteur de poids, un biais et une fonction d'activation. Il est capable d'initialiser ses poids et son biais de façon aléatoire ainsi que de calculer sa sortie.

La couche représente un vecteur de neurones, elle peut donc contenir ces neurones, ainsi que les sorties qu'ils donnent. La couche peut faire le calcul de sortie de tous les neurones qu'elle contient.

Le réseau est une collection de couches, il représente le réseau neuronal, il contient un vecteur de couches dans lequel nous trouvons les neurones. Le réseau peut calculer sa sortie par l'appel ordonné du calcul des couches. Lorsque cet objet est initialisé, nous devons lui préciser la fonction d'activation qu'il contiendra, le nombre de couches qu'il aura et le nombre de neurones présents dans chaque couche.

La fonction de pondération est traitée de la façon suivante : Tous les neurones d'une couche sont connectés avec tous les neurones de la couche précédente (ou entrées) et avec tous les neurones de la couche suivante. De ce fait, si une connexion entre deux neurones devient inutile, la valeur du poids dans le vecteur de pondération associé sera égale à 0.

2.8.4 Activation et Erreur

Dans les étapes initiales du développement, nous avons travaillé avec des réseaux mono-couche activés par des fonctions seuil. Nous avons rencontré rapidement des problèmes de non séparabilité linéaire. Nous avons donc implémenté aussi les fonctions sigmoïde et sigmoïde bipolaire. Dans les objets « fonction d'activation », nous définissons une entrée (qui représente la somme pondérée des entrées - biais) et la sortie d'activation, qui est définie pour une méthode de calcul dans l'objet. Dans les cas des fonctions sigmoïde et sigmoïde bipolaire, des méthodes pour obtenir le calcul des dérivées première et deuxième sont utilisées afin de pouvoir utiliser la méthode de descente du gradient.

Pour le calcul de l'erreur, nous avons travaillé avec une notion simple de différence entre la cible et la sortie dans les perceptrons et avec une fonction d'erreur quadratique pour les réseaux multicouches. Dans les phases d'apprentissage, nous avons considéré aussi la somme des erreurs données par le réseau pour un ensemble d'exemples donné.

2.8.5 Entraînement

Notre intérêt principal étant celui d'exploiter les informations de traçabilité, dans lesquelles nous trouvons des historiques pour former les réseaux, nous nous intéressons principalement à l'apprentissage supervisé. Deux autres objets se distinguent donc de ceux déjà présentés, les superviseurs (ou *teachers*). Nous en avons conçu deux, un pour les perceptrons et un pour les multicouches. Le premier implémente une méthode de mise à jour des poids par l'erreur (le même principe que celui de l'algorithme de rétro propagation mais à une seule couche) ; le deuxième utilise l'algorithme de rétro propagation tel qu'il a été décrit dans ce chapitre.

L'entité « superviseur » fournit un exemple au réseau, cet exemple est représenté par un vecteur de valeurs d'entrée et un vecteur de valeurs de sortie. Le superviseur connaît la fonction d'activation des neurones ainsi que la fonction de coût qui lui est propre, il détermine donc pour un exemple donné les modifications dans les poids et biais que le réseau doit subir

(Figure 25). C'est dans l'initialisation du vecteur qu'on choisit les valeurs de taux d'apprentissage et de momentum. Dans l'entraînement tel qu'il est présenté dans ces travaux, les éléments contenus dans le vecteur des entrées n'ont pas besoin d'appartenir à un même type d'objet, typiquement il s'agit de la même classe d'objets mais ceci n'est pas une contrainte.

2.8.6 Utilisation du module de diagnostic de criticité

Pour les problèmes de classification simple (séparables linéairement) nous pouvons utiliser des réseaux à une couche avec une fonction de seuil et entraînés avec le superviseur de perceptron. Ceci est le cas le plus primaire que nous pouvons rencontrer, mais qui offre des résultats logiques pour un groupe d'indicateurs réduit et des exemples sans bruit. Cependant dans le problème de diagnostic de criticité, nous rencontrons fréquemment des indicateurs, tels que la dispersion de matières (cf. chapitre 3) premières qui remettent en cause la séparabilité linéaire, et dans ce cas un réseau perceptron devient superflu.

Nous retenons donc l'utilisation de réseaux de neurones multicouches formés par rétro propagation. Durant la phase d'apprentissage les réseaux sont formés pour produire la valeur de criticité correspondante aux entrées présentées. Une fois entraîné, le réseau est utilisé pour diagnostiquer le risque généré par autres entrées (qui possiblement n'étaient pas disponibles au cours de la procédure de formation), de même, il est capable de reproduire les résultats qu'on lui a appris prenant le rôle d'un détecteur de cas critiques déjà connus.

Dans la Figure 26 nous présentons le type de réseau utilisé dans le module développé.

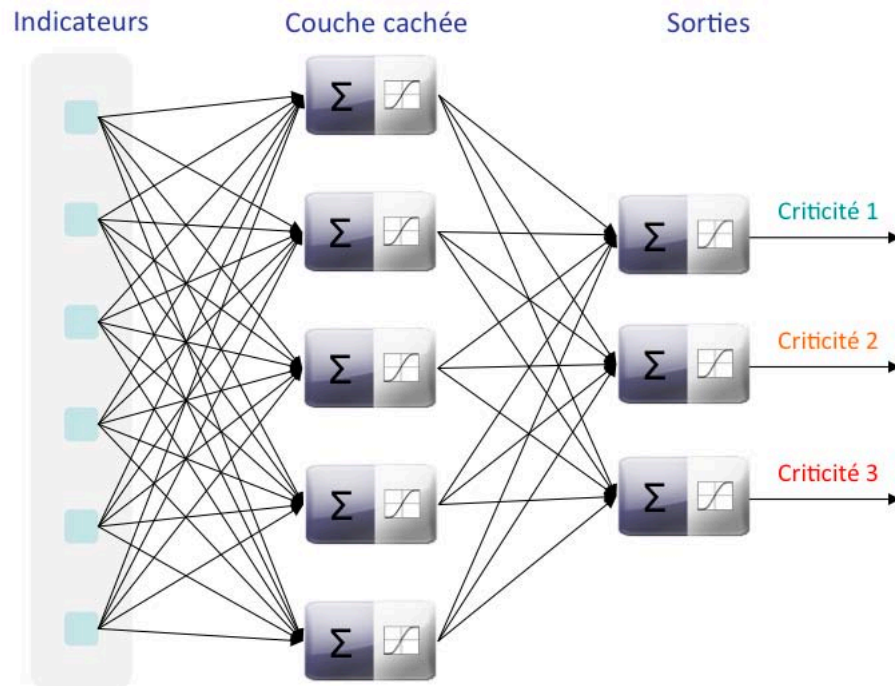


Figure 26 : topologie du réseau utilisé.

Une topologie de base est définie avec une couche masquée (sans couche cachée, le réseau aurait faibles possibilités d'adaptation), il est donc capable, avec un nombre suffisant de neurones, d'approximer toute fonction continue (Reed *et al.*, 1999; Bishop, 1995). Pour déterminer le nombre de neurones dans la couche masquée, il n'existe pas de règle générale mais des règles empiriques, nous admettons que chaque neurone supplémentaire permet de prendre en compte des profils spécifiques des neurones d'entrée (Hornik et Kuan, 1999). Un nombre plus important permet au réseau de mieux s'adapter à un certain ensemble de données mais diminue sa capacité de généralisation. Quelques règles sur cette quantité suggèrent qu'elle doit être :

Soit égale au nombre d'entrées (Wierenga, 2008).

Soit égale au 75% du nombre d'entrées (Venugopal et Baets, 1994).

Soit égale à la racine carrée du produit entre le nombre de neurones de la couche d'entrée et celui de la couche de sortie (Shepherd, 2004).

Dans l'étape de configuration et entraînement des réseaux nous essayons les trois choix, et nous en choisissons le mieux adapté.

2.9 Évaluation (cas pseudo-industriel)

Pour évaluer l'application développée, un réseau a été créé et une simulation de son comportement a été réalisée en exploitant un jeu de données différent de celui utilisé en phase d'apprentissage. Pour atteindre ce but, une base de données d'apprentissage contenant la liste des exemples a été formalisée. Le cas présenté est inspiré de la fabrication des produits charcutiers. Les paramètres les plus significatifs par rapport à la notion de criticité dans l'exemple présenté sont :

Une note des fournisseurs de matière première, y compris les fournisseurs de matières premières de fabrication et des fournisseurs des matériaux d'Emballage. Cette note est une agrégation de la note du groupe des fournisseurs associés à la production en cours. Elle varie de 1 à 10, 1 étant l'équivalent de très mauvais et 10 de fournisseurs optimaux. Dans l'industrie alimentaire, les fournisseurs varient souvent pendant la production, et cette variation change aussi la qualité des entrées de production. Les fabricants doivent adapter leur production aux prévisions de la demande pour les matières premières dont ils disposent, ce qui signifie, dans certains cas, le recours à des matières premières de faible qualité.

Une note de date limite. Cette valeur tient compte de la date d'expiration des matières premières présentes dans les lots fabriqués, tout en attribuant aux lots la date d'expiration la plus proche des matières premières concernées. Cette valeur varie de 1 à 10 jours, 1 étant une valeur catastrophique, et 10 jours une valeur idéale.

Une note de dispersion des matières premières provenant de l'analyse des recettes de fabrication. Cette note représente le rapport entre la dispersion réelle de la production et la dispersion optimale (Tamayo *et al.*, 2008) que la production pourrait avoir. Elle varie de 1 à 10 (1 étant une mauvaise dispersion et de 10 une dispersion optimale).

Une note de cycle de vie en production. Cette valeur varie de 1 à 10, 1 étant une production sans arrêt (le cycle de vie optimale de la production) et 10 étant le maximum possible d'arrêts. À un nombre d'arrêts de production

important, nous associons une augmentation du temps de fabrication et un temps de cycle de vie moins approprié. Il est important de considérer le nombre d'arrêts de production parce que le cycle de vie des produits alimentaires est particulièrement sensible à l'évolution de l'état des produits après un certain temps passé à une température donnée. Par exemple, la viande congelée doit rester sur les mélangeurs un temps très précis et un arrêt de production au cours du processus de mélange peut représenter un changement important dans la valeur du risque sanitaire des produits finis contenant ce mélange.

Compte tenu des critères présentés, une série d'exemples a été définie avec l'aide d'un expert dans le domaine de la production alimentaire. La Figure 27 présente la configuration des indicateurs de production à analyser.

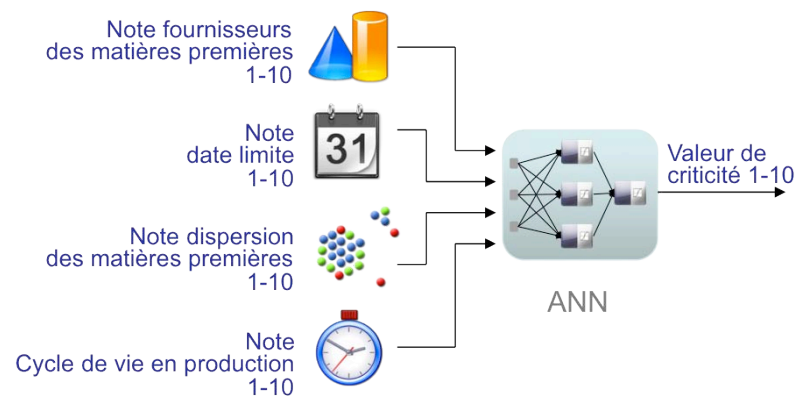


Figure 27 : évaluation du réseau.

Le réseau proposé pour cet exemple en particulier est un réseau *feed-forward* avec une couche cachée contenant 12 neurones. La formation est limitée par un nombre d'itérations déterminé, le taux d'apprentissage et le momentum sont 0.01 et 0.5 respectivement. Afin de montrer la convergence de l'entraînement, à chaque itération nous calculons la moyenne des erreurs quadratiques pour l'ensemble des exemples. La Figure 28 présente l'évolution de cette moyenne dans 1000 itérations. Dans la dernière période d'apprentissage, l'erreur moyenne a été de 0.057%, un résultat très convenable en termes d'adaptation. Le résultat en termes de convergence aurait été différent en utilisant autres valeurs « α » et « m », ce qui

évidence l'importance d'une phase de configuration tant pour le réseau que pour l'algorithme d'entraînement.

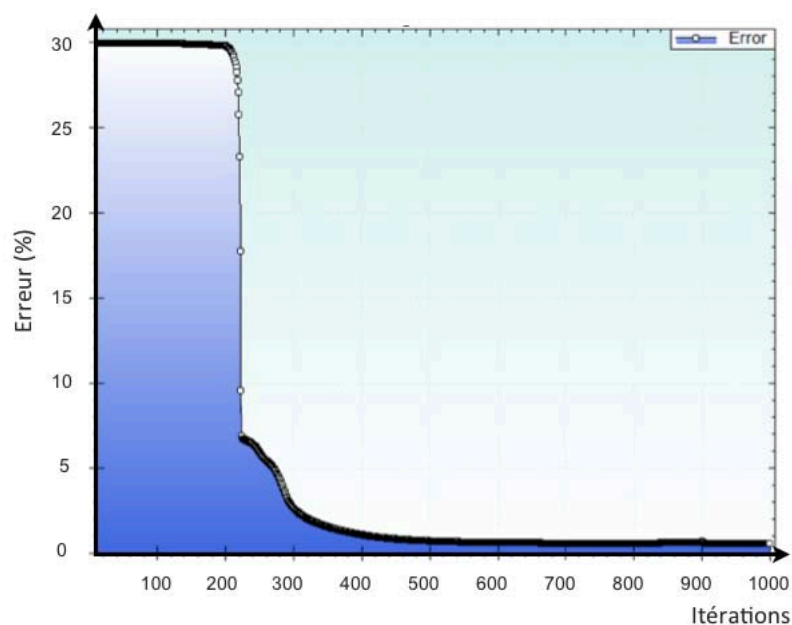


Figure 28 : évolution de l'erreur pour 1000 époques d'itération.

Taux d'apprentissage = 0.01; Momentum = 0.5

La configuration du réseau peut évoluer et s'adapter à d'autres situations particulières. Cependant, il nécessiterait plus d'entraînement pour rester fiable. A titre d'exemple, le Tableau 6 présente les résultats de la criticité d'un ensemble de valeurs aléatoires paramètre d'entrée.

DISPERSION	FOURNISSEURS	CYCLE DE VIE	DATE LIMITE	CRITICITE
10	10	10	10	1
1	1	1	1	10
1	1	5	5	9
10	10	1	1	9
6	9	10	8	3
2	3	10	9	6
8	8	8	8	2
2	2	10	10	8
10	8	6	3	5
5	1	5	1	10
5	5	5	5	6
10	7	6	5	3
2	2	5	5	7

Tableau 6 : résultats du diagnostic de criticité pour un ensemble de configurations.

Les résultats donnés par le réseau de neurones artificiels sont logiques. Nous pouvons en effet, ré détecter toute situation dangereuse donnée dans les exemples, ainsi que prévoir de nouvelles valeurs raisonnables de criticité (à notre expertise). Le réseau développé donne donc un ensemble cohérent des résultats en termes de criticité, qui sert directement à détecter des situations à risque et qui pourrait être exploitée en tant qu'élément de ré ingénierie. Ces résultats satisfaisants confirment la validité du choix de l'architecture du réseau.

2.9.1 Discussion

La capacité d'approximation de l'algorithme est validée. Dans un espace de décision défini par le type de criticité à détecter, l'outil a démontré son aptitude pour approcher la fonction de criticité avec une précision importante.

L'un des buts du projet c'est d'utiliser les réseaux comme outils d'analyse de données. Ils servent donc pour mesurer l'influence d'un indicateur de production donnée dans le niveau de criticité, de même ils aident à repérer les possibles combinaisons des paramètres de engendrant des variations de criticité.

La Figure 29 montre la relation entre les notes de date limite et la criticité, et la Figure 30 montre celle entre les notes de dispersion des matières premières et la criticité.

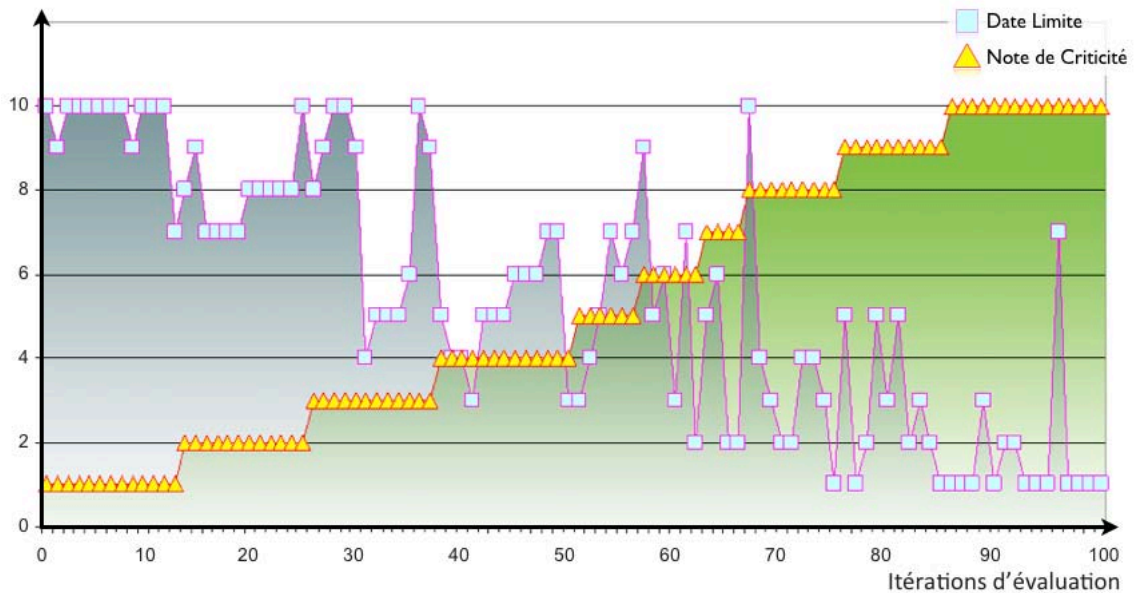


Figure 29 : note de Date Limite vs Note de Criticité, (100 évaluations).

Cette visualisation devient un outil de ré ingénierie dans lequel nous décelons les conséquences des variations de chaque paramètre en production. L'exemple montré présente ces conséquences en termes de criticité, mais une analyse identique peut être mise en œuvre pour une démarche qualité ou sécurité, nous trouvons donc un outil de pilotage de ces variables à l'intérieur du processus.

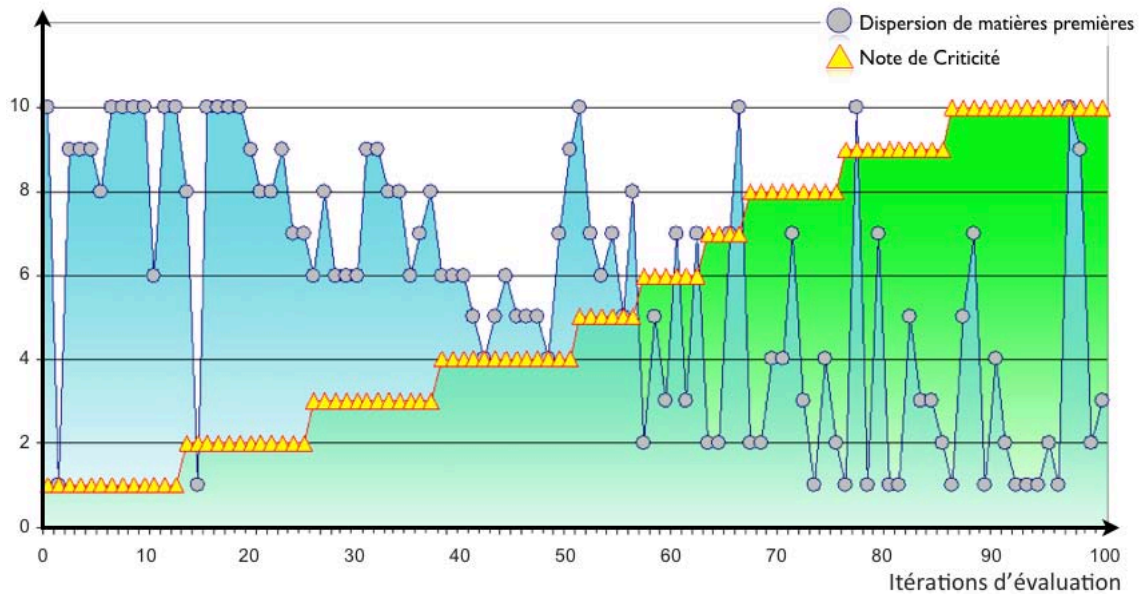


Figure 30 : note de Dispersion Vs Note de Criticité (100 évaluations).

Ce module est notamment utile pour détecter les critères les plus sensibles au sein d'un vaste ensemble de paramètres, tel qu'il est présenté dans la Figure 30 , où même si la dispersion des matières premières présente la note la plus mauvaise, la criticité n'est pas encore grave. Cependant le diagramme de la Figure 29 montre que chaque fois que la date d'expiration présente des notes de moins de 2, la criticité atteint son niveau maximal. En conclusion, il est prouvé empiriquement que la criticité est plus sensible à la date d'expiration de la dispersion des matières premières.

En utilisant ce type de diagrammes, les fabricants peuvent facilement détecter quand un paramètre très sensible atteint un seuil de gravité en termes de criticité. Cela représenterait que pour un *mapping* de production, un indicateur détermine un point décisif dans lequel les autres marqueurs perdent leur influence et le résultat risque est critique. Les limites d'acceptation pour chaque paramètre ainsi que son degré d'influence sur la criticité, peuvent être vus et mesurés, afin de prendre des mesures préventives de la production qui peut enfin augmenter sa qualité, diminuer ses risques, réduire ses probabilités de crises sanitaires, etc.

2.10 Conclusions du chapitre

L'outil présenté permet la détection des risques en temps réel à l'aide de réseaux neuronaux. Un module de conception et apprentissage de réseaux de type *feed-forward* a été développé, et il fournit des outils d'analyse des données robustes et ergonomiques, capables de traiter ensembles de données incomplets et/ou des natures diverses. Ces réseaux de neurones servent à diagnostiquer la valeur de criticité associée à un groupe d'indicateurs de production analysés. Son utilisation permet donc, la détection et la prévision des situations générant des produits non conformes, défectueux, dangereux (minimisant les risques en termes de qualité et de sécurité).

La caractéristique la plus importante que nous recherchons est la réactivité. Il est fondamental que le module donne une réponse d'avertissement lorsque la configuration de production féconde des menaces importantes, qui puissent aboutir dans l'expédition (et la diffusion) des produits à risques. Cet objectif est atteint par la rapidité de l'outil. Comme le réseau de neurones artificiels se compose d'un grand nombre d'unités de traitement « simples » fonctionnant en parallèle sur le même problème, le réseau peut fonctionner à une vitesse considérable et donc s'adapter rapidement aux flux de données de production. La vitesse et ergonomie des réseaux neuronaux ont été prouvées, ils possèdent une propriété remarquable qui est à l'origine de leur intérêt pratique dans des domaines très divers : ils sont des approximateurs.

Les Réseaux de neurones artificiels comportent une très grande flexibilité pour adapter leurs comportements aux environnements nouveaux et changeants. Ils sont également faciles à maintenir, et certains ont la capacité d'apprendre de l'expérience pour améliorer leur propre performance. Dans une application réelle, la reconfiguration d'un module de réseaux consiste simplement à une reprise de la base d'exemples, un tri intelligent de ces exemples et une ré-implémentation des algorithmes d'apprentissage.

Les performances de l'outil présenté dans nos travaux dépendent directement du nombre d'exemples de la base d'apprentissage. Si le nombre d'exemples est faible, et ces exemples ont un niveau de bruit important, la compétence des réseaux est faible.

Une des limitations des réseaux neuronaux vient du fait qu'ils ne produisent pas un modèle explicite de la détection des valeurs de criticité importantes. Ils ne servent pas à fournir un archétype de détection même s'ils peuvent s'approcher à une représentation parfaite de cet univers décisionnel.

L'outil présenté n'a pas une capacité d'explication. Il est donc difficile d'obtenir des justifications par rapport aux résultats de criticité, vu que leur configuration ne dispose généralement pas des interprétations évidentes.

Nous avons constaté que pour certaines dispositions, si la fonction apprise par le réseau de neurones est ajustée trop finement aux exemples, le réseau apprend aussi les particularités de la base d'apprentissage au détriment du modèle générale. Ceci est connu comme un problème de sur ajustement (en anglais *overfitting*). Pour éviter ce type de problème il faut bien configurer le taux d'apprentissage, le *momentum* et le critère d'arrêt de l'algorithme d'entraînement.

Chapitre 3

Dispersion de matières premières

3.1 Organisation du chapitre

Dans ce chapitre nous présentons l'étude réalisée autour de l'optimisation de la dispersion de matières premières. Cette problématique sera positionnée à partir de l'importance de la traçabilité interne dans le diagnostic de criticité et la notion de dispersion de matières premières comme l'indicateur le plus sensible en termes de taille de rappels. Une définition formelle de dispersion est donc donnée. La problématique à résoudre est ensuite accompagnée d'un bref état de l'art. Ce qui amène à la modélisation du problème (l'optimisation de la dispersion des matières premières) ainsi qu'à l'étude de sa complexité. Nous explorons ultérieurement quelques outils permettant la résolution du problème, justifiant ainsi le choix des algorithmes génétiques. Nous réalisons une introduction à ces algorithmes évolutionnistes, pour après présenter l'outil développé, son architecture, son fonctionnement et son paramétrage. Un plan d'expériences est effectué afin d'identifier les configurations les mieux adaptées aux différents types de problèmes, ainsi que les limites de l'algorithme. Finalement un exemple numérique est résolu, pour terminer avec les conclusions du chapitre.

3.2 Besoin de traçabilité interne

Dans les marchés mondiaux, et notamment dans le domaine agro-alimentaire, la prise en compte de la traçabilité devient une obligation de plus en plus pressante au regard de son implication dans la performance sanitaire de tels systèmes. Plus largement, la traçabilité est un atout majeur pour une amélioration de la sécurité industrielle, car elle impacte directement la capacité à maîtriser les processus logistiques. Cependant, la mise en place des systèmes de traçabilité nécessite un investissement financier et humain non négligeable et les modèles de management peuvent être remis en cause au regard de ces nouveaux défis. Cette dimension économique de la traçabilité est à mettre en perspective avec les coûts de plus en

plus importants des rappels de produits défectueux et de leurs impacts sur la notoriété des entreprises concernées.

Ainsi, deux enjeux fondamentaux de la traçabilité, un enjeu sanitaire d'une part et un enjeu économique d'autre part, sont facilement opposables sur le court terme. Seule une vision stratégique de cette problématique peut montrer la dualité et les synergies, qui peuvent découler d'une bonne intégration de la traçabilité dans les modes de management des systèmes de production. Il est important de faire en sorte que la traçabilité ne soit plus perçue comme une contrainte supplémentaire à assumer, mais comme un véritable argument d'avantage concurrentiel.

Dans le secteur alimentaire, il a été démontré que les pertes d'information les plus importantes apparaissent dans les transformations de produits, en particulier dans les processus de mélange (Donnelly, PC-M., Karlsen et Olsen, 2009). Sans la traçabilité interne, il devient difficile de connecter les informations entre les matières acquises et les produits expédiés, ce qui est essentiel lors du traçage des produits alimentaires spécifiques. En contraste avec les politiques européennes, les États-Unis d'Amérique ont formellement introduit des exigences légales en matière de traçabilité interne (Anon, 2002).

Malgré l'importance grandissante de cette problématique, peu de travaux formels ont été réalisés dans ce domaine. C'est dans ce contexte que nous nous intéressons à la conception d'outils d'aide à la décision focalisés dans les processus de transformation et permettant de prendre en compte les enjeux de la traçabilité dans le management des systèmes de production.

L'objectif de ce chapitre est de proposer une formalisation de la dispersion des matières premières destinée à son optimisation. L'un des rares travaux abordant une résolution de ce problème est celui développé par Dupuy (Dupuy, 2004). Cette thèse ouvre une voie nouvelle dans la prise en compte de la traçabilité dans la gestion des systèmes de production. Cependant, l'approche proposée s'appuie sur un modèle linéaire en nombres entiers qui ne peut pas être utilisé directement pour résoudre des problèmes de taille industrielle dans un temps raisonnable. Pour nous, cette notion de dispersion apparaît comme l'indicateur qui a l'impact sur la criticité le plus

important, à l'égard de la minimisation de la taille des rappels. Par la suite, nous présentons sa définition formelle.

3.3 Dispersion, criticité et rappels

Dans ces travaux nous retenons et adaptons, les définitions de dispersion données par Dupuy et Dhouib (Dupuy, 2004 ; Dhouib *et al.*, 2010) :

La dispersion représente l'éparpillement des lots des matières premières et des composants dans les différents lots de produits finis

Définition 6

Cette notion de dispersion est liée de manière étroite à celle de lot (*cf.* Définition 3), étant donné que dans l'actualité, l'identification par lot et celle qui offre la granularité réelle la plus précise pour la majorité des domaines de production.

Dans le contexte agro-alimentaire, la dispersion, représente pour une matière première contaminée ou défectueuse, un indice de multiplication du phénomène au sein de la chaîne de fabrication, du stockage et de la distribution. Parmi les facteurs d'impacts de la contamination, la dispersion est le paramètre qui a l'influence la plus importante sur la taille des rappels lors des crises sanitaires. La dispersion a donc une liaison directe sur les risques et les coûts lors de l'occurrence d'une crise sanitaire. Pourtant sa nécessaire minimisation est un problème spécialement difficile qui n'est, à ce jour, pas résolu et qui n'est pas intégré dans les outils de management des processus industriels.

Dans nos travaux de recherche, nous introduisons une modélisation de cette dispersion dans la chaîne de production qui nous sert à proposer une meilleure affectation des matières premières aux produits finis dans l'organisation de la production.

3.3.1 Définition de la dispersion totale

La modélisation présentée dans ce chapitre utilise une notion de dispersion « totale » qui désigne la présence des différents lots de matières premières dans les produits

finis. Dans la Figure 31 nous présentons la notion de dispersion totale pour différents lots de matière première A, dans les lots du produit fini B.

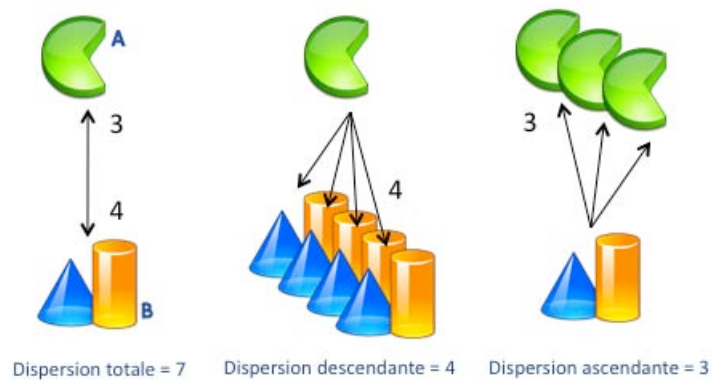


Figure 31 : exemple de Dispersion Totale, Descendante et Ascendante.

La dispersion descendante d'un lot de matière première « est le nombre de lots de produits finis qui contiennent une partie de ce lot de matière première » (Dupuy, 2004). Par exemple, si un lot de réception de jambons est utilisé dans n lots de saucissons, alors la dispersion descendante est égale à n .

La dispersion ascendante d'un lot de produits finis « est le nombre de différents lots de matières premières utilisés dans ce lot » (Dupuy, 2004). Par exemple, un saucisson produit avec des composants de 2 lots différents de viande de type1 et de 3 lots différents de viande de type2 aura une dispersion ascendante égale à 5.

La dispersion totale d'un système est donc égale à la somme des dispersions descendantes de tous les lots de matières premières et des dispersions ascendantes de tous les produits finis.

Ainsi, pour chaque lot de matière première utilisée, il est possible d'obtenir un indicateur d'éparpillement dans la chaîne de fabrication, stockage et distribution.

3.4 Problématique à résoudre

L'objectif du travail présenté, est de minimiser la quantité de produits rappelés en cas de besoin. Sachant que si nous diminuons le volume du nombre de produits rappelés, les coûts induits par le rappel des produits peuvent être considérablement réduits (les chapitres 4 et 5 présentent dans le détail cette optimisation).

Nous devons déterminer la façon de distribuer les matières premières tout au long de la production, ainsi que la façon d'assembler les produits finis à partir des sous-produits, dans une configuration multi étages de production. C'est pour cela, que l'on doit définir tout d'abord les conditions de découpage des matières premières et les conditions d'assemblage des produits finis, c'est à dire, les nomenclatures du problème, que l'on définit ci dessous.

3.4.1 Notion de nomenclature

Chaque type de matière première donne des composants dans des proportions connues, considérées comme fixes. Ceci constitue la « nomenclature de désassemblage » (ou nomenclature de découpe).

Les produits finis sont composés des différentes matières premières dans des proportions données, celles-ci sont considérées comme fixes et constituent les « nomenclatures d'assemblage ».

3.4.2 Revue de la littérature

Les résultats de (Karlsen et Senneset, 2006) ainsi que ceux de (Randrup *et al.*, 2008) ont prouvé que la mise en œuvre des initiatives de traçabilité facilite les procédures de rappel. Des travaux concernant la rapidité et l'effectivité des rappels selon la topologie des chaînes d'approvisionnement (McGarry, 2009) ont démontré que pour diminuer l'impact des rappels, la chaîne logistique doit être aussi courte que possible. Des études sur la taille de lot optimale en traçabilité, ont conclu que pour une meilleure précision dans les rappels, il faut dimensionner des lots de production de taille minimale (Bertolini, Bevilacqua et Massini, 2006). Plusieurs modèles de gestion de l'information de traçabilité ont été considérés (Jansen-Vullers *et al.*, 2003) ainsi qu'un cadre général et un état des données expérimentales (Regattieri *et al.*, 2007) tenant compte des différentes solutions technologiques dans le marché de traçabilité.

L'influence de la dispersion des matières première dans la distribution et le suivi des produits a été étudiée pour la filière vinicole (Villecourt, 2006). Celle-ci se doit d'être étudiée pour deux raisons fondamentales :

1. Il y a un réel besoin et questionnement de la part du monde industriel sur cette problématique.
2. L'état actuel de la connaissance ne propose pas d'outils et de démarches formelles permettant d'y répondre directement.

L'approche proposée par (Dupuy, 2004) est basée sur un modèle linéaire, qui malheureusement ne permet pas de résoudre les problèmes de minimisation de la dispersion, à cause de sa durée de résolution. C'est dans ce contexte que nous nous intéressons à la conception d'un outil capable de résoudre ce problème, tenant compte des dimensions et des limites de temps déterminées par les systèmes de production.

3.5 Modélisation du problème

Pour minimiser la dispersion, nous devons trouver l'affectation optimale des matières premières aux produits fabriqués, tout en respectant les nomenclatures, les quantités de matière première, les quantités des produits à fabriquer et les recettes de production. Ce sont des variables connues. Celles-ci seront les entrées du modèle d'optimisation, tel qu'il est montré dans l'Equation 1.

$$\min D_{TOT} = f(Q_{RM}, Q_{FP}, B_{RM}, B_{SP}, B_{FP}, T_{RM}, T_{SP}, T_{FP}, N_{CUT}, N_{ASS})$$

Equation 18

Où :

Q_{RM}	Quantités de matière première
Q_{FP}	Quantités de produits finis
B_{RM}	Nombre de lots de matière première
B_{SP}	Nombre de lots de produits assemblés (semi-finis)
B_{FP}	Nombre de lots de produits finis
T_{RM}	Types de matière première
T_{SP}	Types de produits assemblés
T_{FP}	Types de produits finis

N_{CUT} Nomenclature de découpe

N_{ASS} Nomenclature d'assemblage

La fonction D_{TOT} est la somme des dispersions individuelles pour chaque lot de matière première et pour chaque lot de produit fini, comme il est présenté par la suite.

$$\min D_{TOT} = \sum_{i=1}^{B_{RM}} \sum_{k=1}^{B_{FP}} D_{i,k}(Q_{RM}, Q_{FP}, B_{RM}, B_{SP}, B_{FP}, T_{RM}, T_{SP}, T_{FP}, N_{CUT}, N_{ASS})$$

Equation 19

$D_{i,k}$ représente la valeur binaire de dispersion pour chaque couple « Matière première / Produit fini ». $D_{i,k}$ vaut 0 si la matière première n'est pas présente dans le produit fini, et elle vaut 1 le cas contraire.

3.5.1 Complexité du problème

Ce problème est un représentant de la classe des problèmes NP-complets, aussi appelés NP-difficiles. L'estimation de la complexité du modèle montre que le nombre de combinaisons possibles de dispersion est donné par :

$$C = E * \sum_{j=1}^{B_{RM}} ((Q_{i,j})^n |_{i=0}^{i=Q_{max}})$$

Equation 20

Où :

C Nombre de combinaisons à explorer

E Nombre de niveaux de production

Q_{max} Quantité d'assignation la plus grande

$Q_{i,j}$ Quantité de matière première à affecter

B_{RM} Nombre de lots de matière première

n Nombre de produits à fabriquer (dans le niveau de production actuel)

La difficulté du problème est révélée, l'équation de la complexité (Equation 1) est la même que celle du «problème de coloration de graphe» (Wegener, 2005) ou GCP (en anglais : *graph coloring problem*), et comme il s'agit d'un problème NP-complet, nous pouvons conclure que le problème l'optimisation de la dispersion des matières premières appartient au même type. Pour ce niveau de difficulté, les algorithmes de résolution exacts étant de complexité exponentielle, n'arrivent pas résoudre des problèmes de taille industrielle dans un temps raisonnable (Cook, 1971). Il est généralement plus judicieux de faire appel à des méthodes heuristiques ou métaheuristiques.

Par conséquent, une méthode métaheuristique, et plus précisément un algorithme génétique a été proposé afin de résoudre ce problème. Ces algorithmes sont particulièrement adaptés aux problèmes d'optimisation combinatoire, y compris les problèmes dits NP-complets (Barthelemy, 2001 ; Balin, 2011).

3.6 Méthodes Exactes, Heuristiques et Métaheuristiques

La minimisation de la dispersion pour un ensemble très large (mais fini) de paramètres d'entrée, fait partie des problèmes d'optimisation combinatoire. Notre but consiste à trouver la solution optimale entre un nombre fini de choix (Figure 32) avec la possibilité de rencontrer un certain nombre d'optima locaux. Nous cherchons donc à minimiser la fonction présentée dans l'Equation 19, tout en respectant les contraintes de quantité et nomenclature, sur l'ensemble fini de possibilités donné par les limites des quantités. Nous avons démontré que lorsque le nombre de combinaisons possibles devient exponentiel par rapport à la taille du problème, le temps de calcul devient trop grand.

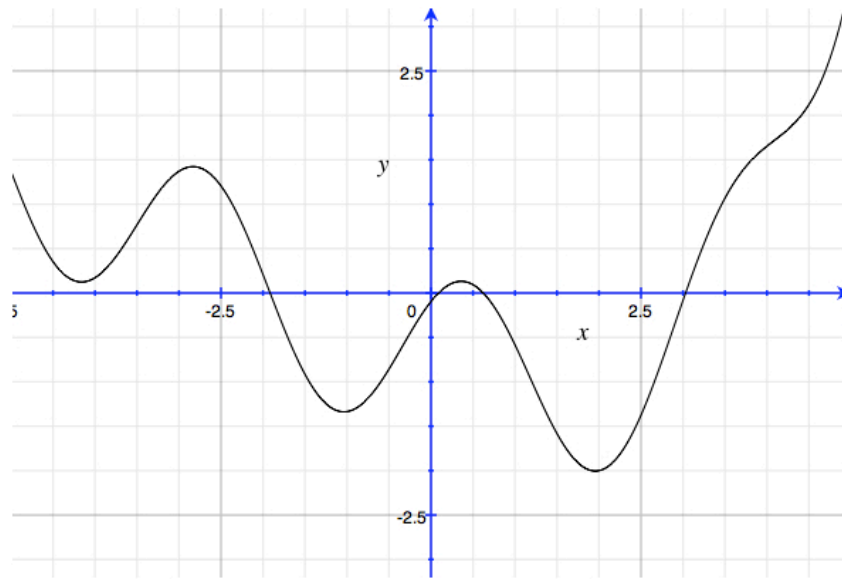


Figure 32 : fonction de coût (à une variable) représentant un problème combinatoire avec des optima locaux, et un optima global ($x=1.95$, $y=-2$).

L'optimisation de la dispersion peut être résolue de manière estimée, en modélisant le problème, puis en appliquant un algorithme adapté qui évalue les différentes configurations des paramètres, en calculant pour chacune la valeur de dispersion totale.

3.6.1 Méthodes exactes

Une méthode exacte, aussi appelée « Recherche Exhaustive » ou BFS (en anglais : *brute-force search*, recherche par force brute), est un terme qui s'applique à une catégorie de méta algorithmes. Elle consiste de façon simple et générale, à énumérer tous les candidats possibles, jusqu'à trouver le candidat qui satisfait mieux la condition d'optimisation du problème.

Parmi les méthodes exactes, nous remarquons de façon importante dans la recherche en production, les techniques de « séparation et évaluation » (*branch-and-bound*) et les « algorithmes avec retour arrière » (*backtracking*). Les méthodes exactes ont permis de trouver des solutions optimales pour des problèmes de taille raisonnable (Reeves, 1993). Mais malgré les progrès réalisés, comme le temps de calcul nécessaire pour trouver une solution risque d'augmenter exponentiellement avec la taille du problème, les méthodes exactes rencontrent des difficultés avec les applications de taille importante (Autin, 2006).

A ce jour, Il existe des applications informatiques génériques pour l'implémentation des méthodes exactes (AMPL, CPLEX, LINDO, MPL, OMP, XPRESS, etc.) qui permettent de résoudre facilement les problèmes pouvant s'écrire sous une forme algébrique en variables binaires ou entières (Autin, 2006).

Les méthodes de résolution exhaustives permettent d'obtenir la ou les solutions dont l'optimalité est garantie, mais étant donné leur insuffisance en termes de temps de calcul, dans certaines situations, il est possible de se contenter de solutions approchées, sans garantie d'optimalité. Nous utilisons pour cela des méthodes dites « heuristiques », adaptées au problème considéré.

3.6.2 Heuristiques et Métaheuristiques

Le mot heuristique dérive du verbe grec *heuriskein*, qui signifie « trouver ». L'heuristique guide le processus dans la recherche des solutions optimales. De ce fait, une « heuristique » est définie comme « une règle d'estimation, une stratégie, une astuce, une simplification, ou tout autre sorte de système qui limite drastiquement la recherche des solutions dans l'espace des configurations possibles » (Feigenbaum et Feldman 1963). Toutefois, le processus heuristique peut résoudre un problème donné, mais n'offre pas la garantie de le faire (Newell, Shaw et Simon 1995). Généralement une heuristique est conçue pour un problème particulier, car sa structure est déterminée par le problème ciblé, même si dans les différentes heuristiques, nous trouvons des principes généraux.

La métaheuristique, elle, se situe à un niveau plus général, et intervient dans les situations dont il n'y a pas une heuristique connue et efficace pour résoudre un problème donné. Le mot méta vient aussi du grec « au-delà ». Formellement une méthode métaheuristique est définie comme « un processus itératif qui subordonne et qui guide une heuristique, en combinant intelligemment plusieurs concepts pour explorer et exploiter tout l'espace de recherche. Des stratégies d'apprentissage sont utilisées pour structurer l'information afin de trouver efficacement des solutions optimales, ou presque optimales » (Osman et Laporte, 1996).

Dans la pratique, l'ensemble de métaheuristiques peut être vu comme une « boîte à outils » algorithmique, pouvant être appliquée dans la résolution d'une grande variété de problèmes, sans avoir besoin de grandes modifications.

Dans les travaux présentés, nous aurons besoin autant des méthodes exactes comme des métaheuristiques. Les premières serviront comme outil de validation des secondes.

3.7 Algorithmes génétiques

Un algorithme génétique ou GA (par les sigles en anglais : *genetic algorithm*) est une métaheuristique d'exploration de l'ensemble des solutions d'un problème d'optimisation, qui cherche à imiter les processus d'évolution naturelle.

L'application d'algorithmes génétiques dans les problèmes combinatoires a commencé avec les travaux effectués par Holland sur les systèmes adaptatifs (Holland 1962). La recherche effectuée par Goldberg a spécialement contribué à sa diffusion (Goldberg, 1994). Des exemples de ces métaheuristiques et leurs hybrides peuvent être trouvés dans les ouvrages suivants, Hood et Stutzle (2004), Siarry et Michalewicz (2007) et Talbi (2006).

Dans le contexte de la production, ce type d'algorithmes a prouvé son efficacité dans les problèmes de planification, dans les travaux de Chang (Chang et Hou, 2008), de Ko (Ko et Wang, 2011) et de Musharavati (Musharavati et Hamouda, 2011).

Les algorithmes génétiques ont été utilisés par de nombreux chercheurs pour approcher les problématiques d'ordonnancement, intégrant de plus en plus les contraintes liées aux nouvelles formes de gestion de la production, telles que le juste-à-temps (Farahani et Elahipanah, 2008), les différents niveaux d'intégration entre les partenaires de la chaîne d'approvisionnements (Dégourdie *et al.*, 2010), et le partage de ressources (Gu *et al.*, 2010 ; Balin, 2011).

Dans le cadre de la gestion des ressources et les problématiques de taille de lots, l'application des algorithmes génétiques a été documentée à maintes reprises. Hnaïen propose l'utilisation de ces algorithmes pour la gestion des approvisionnements dans les systèmes de production à deux niveaux (Hnaïen *et al.*,

2009). Pi-Sheng se sert des algorithmes génétiques pour approximer la valeur de la taille de lot optimale, en fonction de la performance du système de fabrication (Pi-Sheng et Deng, 1999), Gaafar propose une gestion dynamique de la taille de lot par l'utilisation de ces algorithmes, en intégrant la notion d'ordre de fabrication. Dans l'ensemble de ces travaux, les algorithmes génétiques ont démontré leur capacité à résoudre des problèmes complexes dans des délais raisonnables, en proposant des solutions acceptables.

Dans (Back *et al.*, 1997), les algorithmes génétiques sont définis comme « des algorithmes d'optimisation s'appuyant sur des techniques dérivées de la génétique et des mécanismes d'évolution de la nature : croisements, mutations, sélections, etc. ». Ils appartiennent à la classe des algorithmes évolutionnaires. A la différence des métaheuristiques à individus de type recuit simulé, les algorithmes génétiques sont des méthodes à population.

Le principe de fonctionnement est présenté dans la Figure 33 :

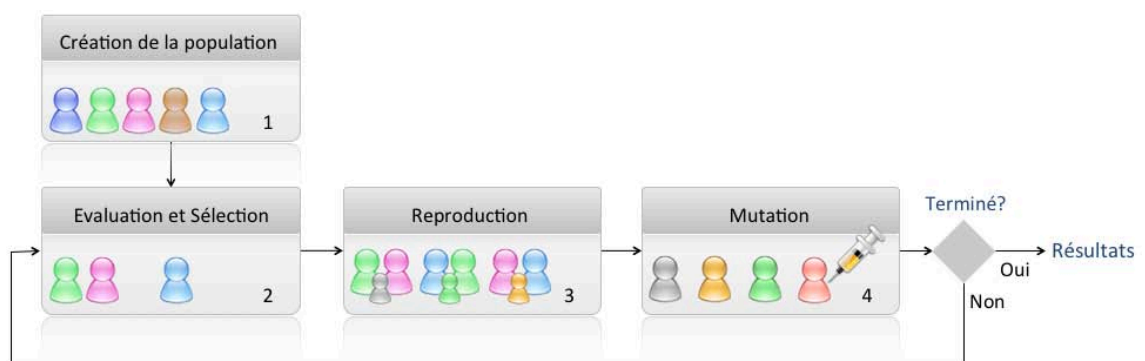


Figure 33 : principe de fonctionnement des algorithmes génétiques.

« Le mécanisme consiste à faire évoluer, à partir d'un tirage initial, un ensemble de points de l'espace vers le ou les optima d'un problème d'optimisation » (McCall, 1995). Cet ensemble de points consiste en une population d'entités possédant des caractéristiques que l'on soumet à une sélection, et puis aux opérateurs génétiques introduits par la suite.

3.7.1 Evaluation et Sélection

A chacune des solutions, l'évaluation affecte une note qui correspond à son adaptation au problème. Dans notre cas, cette note correspond à la valeur de

dispersion totale. Subséquemment une sélection est opérée afin de déterminer quels sont les individus les plus enclins à obtenir les meilleurs résultats. Ce processus est analogue à un processus de sélection naturelle, où généralement les individus les plus adaptés gagnent la compétition de la reproduction tandis que les moins adaptés meurent avant la reproduction. Il existe pourtant une notion d'élitisme, permettant la survie des parents ; ceci peut servir à éviter la perte des meilleurs individus de la génération précédente mais peut de même entraîner une convergence forcée vers un optimum local. Il existe plusieurs techniques de sélection. Voici les principales utilisées :

- Sélection par classement: Les individus choisis sont ceux possédant les meilleures valeurs d'adaptation, le hasard n'entre donc pas dans ce mode de sélection.
- Sélection proportionnelle à l'adaptation (ou roulette) : Chaque individu a une probabilité d'être sélectionné proportionnelle à son adaptation au problème.
- Sélection par tournoi : Cette technique détermine des paires d'individus aléatoirement, ensuite ils sont mis en concurrence et l'individu qui a le meilleur score d'adaptation est choisi.
- Sélection uniforme : La sélection se fait aléatoirement, uniformément et sans intervention de la valeur d'adaptation. Chaque individu a donc une probabilité $1/P$ d'être sélectionné, où P est le nombre total d'individus dans la population.

3.7.2 Reproduction

Aussi appelée croisement ou recombinaison, la reproduction a pour but de recombiner deux individus parents en produisant des nouveaux individus qui héritent des caractéristiques parentales.

Lors de cette opération, nous déterminons l'information (ou chromosomes, ou ADN des parents) à échanger, pour donner des nouveaux individus avec des nouvelles configurations. Typiquement on identifie deux types de reproductions : Celles dont

les deux chromosomes se croisent et s'échangent des portions d'ADN en un seul point (Portmann *et al.*, 1998). Et celles dont il y a plusieurs points de croisement.

3.7.3 Mutation

C'est une altération aléatoire des gènes d'un individu. De ce fait, l'information contenue dans la solution varie de forme inconnue. Un taux de mutation est défini lors des changements de population, ce taux se situe généralement entre 0.5% et 1% de la population totale (Koza, 1992). Il est nécessaire de choisir pour ce taux une valeur relativement faible de manière à ne pas tomber dans une recherche aléatoire et conserver le principe de sélection et d'évolution. La mutation sert à éviter une convergence prématurée de l'algorithme. Typiquement dans la recherche combinatoire, la mutation sert à éviter la convergence vers un optimum local (Figure 32).

3.7.4 Critère d'arrêt

Les étapes précédentes (2, 3 et 4 dans la Figure 33) sont ensuite renouvelées en fonction de la taille de la population constante, jusqu'à un critère d'arrêt. Les critères d'arrêts sont principalement de deux natures (Aytug et Koehler, 2000) :

- Arrêt après un nombre de générations fixé *a priori*. C'est la solution retenue lorsqu'un impératif de temps de calcul est imposé.
- Arrêt lorsque la population cesse d'évoluer ou n'évolue plus suffisamment rapidement. Nous sommes alors en présence d'une population homogène dont nous pouvons penser, qu'elle se situe à proximité du ou des optimums.

3.8 Application au problème d'optimisation de la dispersion des matières premières

Compte tenu de la configuration du problème, les individus de la population initiale sont représentés par un ensemble de matrices décrivant l'affectation des matières premières aux produits semi-finis et de ceux-ci aux produits finis, selon les différents niveaux de recettes de production. Ces individus « solutions » sont générés aléatoirement. Lorsque la population initiale est créée, elle est soumise à l'évolution.

3.8.1 La population initiale

Pour la création de notre population initiale, adaptée à notre problème, il est nécessaire de connaître les caractéristiques de la production à optimiser suivantes :

- Le nom, les différents types et quantités des matières premières, des sous-produits et des produits finis.
- La nomenclature d'assemblage et de désassemblage.

A partir de ces données, nous créons de manière aléatoire des matrices binaires (cf. Figure 34) contenant les positions d'assignation à « utiliser », appelées matrices de participation. Nous générons une matrice à chaque fois que l'on décompose ou compose des produits, *i.e.*, pour chaque choix d'envoi de matière. Nous aurons donc autant de matrices de solutions que d'étages de production moins un. Nous vérifions ensuite la cohérence des matrices entre elles. En effet, si dans un étage de production, nous affectons de la matière à un sous-produit, alors dans la solution de l'étage suivant, il doit avoir de la matière en sortant de ce même sous-produit.

Nous assignons ensuite des quantités au hasard, tout en respectant les contraintes du problème (déterminées par les quantités et les nomenclatures définies précédemment). Nous obtenons donc des matrices qu'on nomme « d'affectation », reliant deux étages de production, et indiquant pour chaque option d'assignation, la quantité à envoyer.

Matrice de participation

Matières premières (RM) vers Sous produits (SP)

	SP ₁	SP ₂	SP ₃	SP ₄	SP ₅	SP ₆
RM ₁	1	0	1	0	0	1
RM ₂	0	1	1	1	0	0
RM ₃	1	1	0	1	0	1
RM ₄	0	0	1	1	0	0

Matrice d'affectation des quantités

Matières premières (RM) vers Sous produits (SP)

	SP ₁	SP ₂	SP ₃	SP ₄	SP ₅	SP ₆
RM ₁	Q ₁₁	0	Q ₁₃	0	0	Q ₁₆
RM ₂	0	Q ₂₂	Q ₂₃	Q ₂₄	0	0
RM ₃	Q ₃₁	Q ₃₂	0	Q ₃₄	0	Q ₃₆
RM ₄	0	0	Q ₄₃	Q ₄₄	0	0

Figure 34 : création des matrices de participation et d'affectation de quantités pour un exemple de 4 matières premières et 6 sous-produits.

En cas de sous-traitance d'une partie de la production, d'autres matrices assignation sont créés concernant les affectations reliant les prestataires externes. Lors de la programmation de l'algorithme, nous avons priorisé une politique de production en

interne, au regard du choix d'attribution entre la sous-traitance et la fabrication. Toutes les matrices générées sont assemblées et l'ensemble des matrices est défini comme un individu de la population à faire évoluer.

3.8.2 Évaluation de la dispersion

Une fois la population créée, nous devons évaluer chacun des individus. Pour cela, la valeur de dispersion totale est comptée (Figure 31). Pour chaque lot de matières premières B_{RM_i} nous devons vérifier s'il est présent dans chaque produit fini B_{FP_k} , si c'est le cas, la valeur partielle de dispersion D_{ik} est 1. Pour ce faire, nous devons compter le nombre de fois que la matière première participe dans les sous-produits du niveau de production suivant. De la même façon, nous comptons combien de fois ces sous-produits participent aux produits du niveau inférieur, et ainsi de suite, jusqu'à identifier tous les chemins possibles que les matières premières peuvent parcourir pour participer dans les produits finis. Puis, si l'un de ces chemins est utilisé dans la solution proposée, la dispersion partielle liée à ce chemin sera égale à 1. Enfin, toutes les dispersions partielles sont additionnées afin d'obtenir la valeur associée à la dispersion totale de l'individu (Equation 19). Après l'évaluation, un ensemble de valeurs de dispersion est obtenue. Ces valeurs indiquent les progressions individuelles dans l'évolution de la population, et sont les principaux paramètres à considérer lors de la sélection.

3.8.3 Sélection et élitisme

Dans l'algorithme proposé

La sélection par classement ordonne la population selon la valeur de dispersion totale. Ensuite, des valeurs d'adaptation sont attribuées aux individus selon leur place dans le rang. La valeur d'adaptation est inversement proportionnelle au classement de l'individu. Elle est utilisée pour déterminer le nombre de reproductions que l'intéressé doit effectuer. Pour une valeur d'adaptation importante, il y aura un nombre de reproductions important. C'est ainsi que les solutions les plus efficaces (en termes de dispersion de matières premières) auront priorité au moment d'apporter leur information à la prochaine génération. En

conséquence, ceux qui ont moins de succès auront une plus grande probabilité de ne pas survivre.

L'élitisme ajouté à la sélection aléatoire détermine au hasard les probabilités de reproduction, mais en appliquant un mélange élitiste de la génération à la fin du processus de reproduction. Le mélange élitiste consiste à copier un ou plusieurs des « meilleurs individus parents » dans la nouvelle génération. Les autres individus de la population sont normalement générés par la reproduction.

Lorsque les probabilités de reproduction sont réparties de façon aléatoire, l'élitisme est nécessaire pour assurer la convergence de l'algorithme. Cette forme de sélection converge plus lentement, mais elle fournit une exploration plus en largeur de l'espace des solutions.

3.8.4 Croisement des individus

La probabilité de croisement (fréquence de reproduction) est de 100%, c'est à dire que l'ensemble des enfants est produit par la reproduction entre les parents (les copies élitistes ne sont pas comptées dans ce groupe). Pour mener à bien la reproduction, les couples sont générés de manière aléatoire, en respectant le nombre de reproductions attribué à chaque individu, il s'agit d'un choix non élitiste des couples. Une fois établie la liste des couples, les enfants sont créés. Chaque nouvel individu hérite de 50% de ses gènes de chaque parent (*cf.* Figure 35). L'avantage d'utiliser cette valeur est que les contraintes inhérentes à la nomenclature sont respectées, ainsi il n'est pas nécessaire de réparer les enfants (pour les possibles dégénérescences) après chaque reproduction. Cela permet de réduire le temps de calcul nécessaire à une itération de l'algorithme. Toutefois, le taux de croisement peut être modifié si des opérateurs plus efficaces de passage sont mis en œuvre (Talbi, 1999; Hoos et Stutzl, 2004).

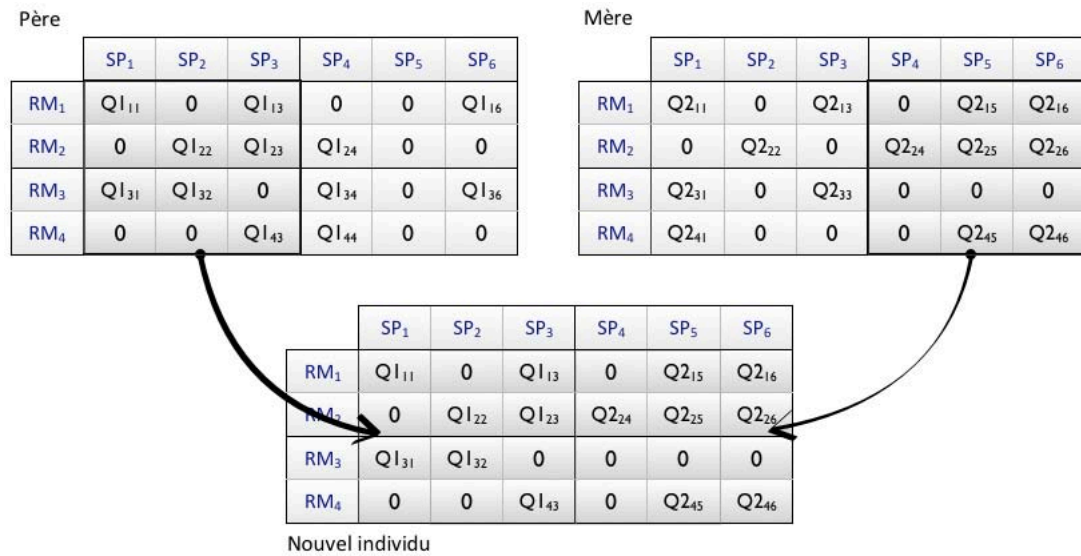


Figure 35 : genèse d'un enfant par croisement à partir de ses parents.

Pour assurer la reproduction des individus d'une population, les couples de reproduction sont générés aléatoirement tout en respectant le nombre de reproductions, déterminé précédemment pour chaque individu.

3.8.5 Mutation

Trois mutations différentes ont été utilisées :

- Un changement de position pour une affectation de quantité de matière première.
- Une dégénération systématique des assignations (en augmentant le nombre de choix de participation afin d'élérer la valeur de dispersion).
- Une modification aléatoire des quantités.

Après avoir testé les trois types de mutations dans des problèmes différents (cf. plan d'expériences, section 3.9), le troisième type de mutation a été choisi comme le mieux adapté (modification des quantités au hasard). Cette mutation est certainement dégénérative, à cause du niveau de complexité de chaque solution, la modification d'un seul gène peut conduire éventuellement à la modification totale des matrices de la solution, afin d'assurer sa validité. La mutation doit, dans un premier temps, modifier de manière aléatoire la distribution des quantités dans le premier niveau de la production (la première matrice de solution, qui concerne

l'affectation entre les matières premières et le premier niveau de sous-produits) ; et ensuite elle doit vérifier la validité des niveaux suivants, ce qui finalement peut entraîner des corrections, de sorte que l'ensemble de matrices « solution » respecte les contraintes du problème (cf. Figure 36).

1 ^{ER} NIVEAU DE PRODUCTION						
Individu avant la mutation						
	SP ₁	SP ₂	SP ₃	SP ₄	SP ₅	SP ₆
RM ₁	Q ¹ ₁₁	0	Q ¹ ₁₃	0	0	Q ¹ ₁₆
RM ₂	0	Q ¹	Q ¹ ₂₃	Q ¹ ₂₄	0	0
RM ₃	Q ¹ ₃₁	Q ¹ ₃₂	0	Q ¹ ₃₄	0	Q ¹ ₃₆
RM ₄	0	0	Q ¹ ₄₃	Q ¹ ₄₄	0	0
Individu après la mutation						
	SP ₁	SP ₂	SP ₃	SP ₄	SP ₅	SP ₆
RM ₁	Q ^{m1} ₁₁	0	0	0	0	Q ¹ ₁₆
RM ₂	0	Q ¹	Q ¹ ₂₃	Q ¹ ₂₄	0	0
RM ₃	Q ¹ ₃₁	Q ¹ ₃₂	0	Q ¹ ₃₄	0	Q ¹ ₃₆
RM ₄	0	0	Q ¹ ₄₃	Q ¹ ₄₄	0	0
2 ^{EME} NIVEAU DE PRODUCTION						
Individu avant la mutation						
	SP ₁	SP ₂	SP ₃	SP ₄	SP ₅	SP ₆
FP ₁	0	0	0	Q ² ₁₄	0	0
FP ₂	0	Q ² ₂₂	0	Q ² ₂₄	0	0
FP ₃	Q ² ₃₁	0	Q ² ₃₃	0	0	Q ² ₃₆
FP ₄	0	0	Q ² ₄₃	0	0	Q ² ₄₆
Individu après la mutation						
	SP ₁	SP ₂	SP ₃	SP ₄	SP ₅	SP ₆
FP ₁	Q ^{m2} ₁₁	0	0	Q ² ₁₄	0	0
FP ₂	0	0	0	Q ² ₂₄	0	0
FP ₃	Q ^{m2} ₃₁	0	Q ^{m2} ₃₃	0	0	Q ^{m2} ₃₆
FP ₄	0	Q ^{m2} ₄₂	0	0	0	Q ^{m2} ₄₆

Figure 36 : exemple de mutation.

3.8.6 Paramétrage

La définition des paramètres de l'algorithme génétique a un impact sur sa performance et sa capacité d'adaptation à un problème spécifique. Selon les caractéristiques du problème que l'on doit résoudre, il est parfois nécessaire de modifier les valeurs de paramétrage. « Ces variables sont prises en compte au début de la résolution d'un problème pour fixer la configuration propre à la population et à son évolution » (Bourda, 1994). Ces paramètres sont déterminés par un plan d'expériences (cf. Tableau 7 et Tableau 8) et ils sont spécifiques à un problème donné.

3.8.6.1 Paramètres de l'algorithme

- Nombre d'individus de la population : Ce paramètre détermine le nombre d'individus générés aléatoirement pour former la population initiale. C'est

aussi le nombre d'individus à la fin de chaque phase d'évolution. En effet, le nombre d'individus de la population est constant : il y a autant de morts que de naissances à chaque étape.

- Population de présélection: Il existe le choix de créer une plus grande population au début, et d'effectuer une procédure de présélection afin de commencer l'algorithme avec un ensemble d'individus plus approprié. Cette population préalable est également générée de façon aléatoire et classée par valeur d'adaptation. Généralement, l'utilisation d'une population de présélection augmente la vitesse de convergence de l'algorithme de (Gao et Hu, 2006).
- Taux de mutation : C'est la probabilité que chaque gène de chaque individu de la population courante subisse une mutation aléatoire au cours d'une phase d'évolution. Dans notre application, nous avons déterminé une variable qui nous permet de décider combien de générations ont fait muter nos individus, ensuite, si la population est prête à subir des mutations, celles-ci sont faites au hasard. En raison du type de mutation choisie, il est possible de n'obtenir aucun changement dans l'individu après une mutation. Tous les individus ont la même probabilité de muter.
- Taux d'élitisme: C'est la proportion de la population des parents qui se mélange avec celle des enfants avant l'évaluation afin de garder les meilleures solutions. Pour manipuler ce paramètre, nous avons déterminé un pourcentage des parents fixe qui s'ajoute à chaque génération d'enfants. Il est impératif d'avoir un taux d'élitisme différent de zéro lorsque la sélection est faite au hasard, sinon l'évolution n'est pas garantie.

3.8.6.2 Paramètres des conditions d'arrêt :

Comme nous l'avons vu, il existe une multitude de conditions d'arrêt. Dans notre cas, nous en utilisons deux:

- Limiter les itérations de l'algorithme à un nombre maximal de générations en vue de contrôler le temps de calcul.

- Arrêter l'algorithme lorsque les générations successives ne produisent plus de meilleurs individus. Pour cela, les N dernières solutions de dispersion (successives) sont considérées. L'algorithme continue son fonctionnement si nous y trouvons des variations (N est un paramètre variable directement proportionnel au taux de mutation).

3.9 Plan d'expériences

Pour évaluer l'applicabilité de l'algorithme génétique dans différentes configurations de production, plusieurs problèmes ont été considérés. Un problème provenant de l'industrie a été résolu (optimisation de la dispersion dans la fabrication des jambons, problème fourni par le groupe Aoste), pour lequel l'algorithme a montré une grande capacité d'adaptation, offrant des résultats très pratique dans un délai plus que raisonnable. Néanmoins, ce n'est qu'un échantillon d'un très grand choix de configurations. Il peut y avoir des variations dans la taille de la production, dans les recettes et dans les types de fabrication. Pour cette raison, une série de problèmes différents a été créé. Ces problèmes sont principalement regroupés par deux facteurs principaux :

- La quantité totale de matières premières : Elle représente la quantité à produire, et peut être quantifiée en additionnant toutes les quantités du premier niveau de la fabrication. C'est à dire les lots de matières premières qui seront distribués selon la recette de découpe. Cette quantité détermine directement le temps de calcul. Si nous avons une unité d'affectation constante minimale, et que les quantités des matières premières augmentent, alors le nombre de cas possibles à évaluer augmentera dans une relation directe. Par exemple, si l'unité d'affectation minimale de 1 kg est et qu'une quantité d'un lot de matières premières est passée de 500 kg à 1.000 kg, pour ce lot particulier, il y aura deux fois plus de solutions d'attribution possible.
- Le nombre de lots à affecter : Dans le cas d'une configuration à trois niveaux de production, le montant des lots peut varier dans l'un des trois niveaux, matières premières, sous-produits, et produits finis ; ou bien elle peut varier

dans tous les niveaux. Dans tous les cas, une augmentation du nombre de lots entraîne l'aggravation du niveau de complexité des recettes de fabrication. Pour le modèle présenté, ceci provoque directement une augmentation du nombre de contraintes à respecter, et pour la même raison, l'algorithme proposé aura plus de difficultés dans son processus de production de solutions (ralentissement dans la première étape), ainsi que dans la validation des mutations (ralentissement dans la totalité des calculs).

QUANTITE TOTALE DE MATIERE PREMIERE			
		Grand	Petit
NOMBRE DE LOTS	Grand	Type 1 15 problèmes	Type 2 5 problèmes
	Petit	Type 3 5 problèmes	Type 4 25 problèmes

Tableau 7 : classification des problèmes d'évaluation.

La quantité totale des matières premières a été classée en deux groupes de problèmes, ceux avec de grandes quantités et ceux avec de petites quantités. Ceux qu'on désigne «petits» sont les problèmes dont la masse totale des matières premières est inférieure ou égal à 7 tonnes, et ceux qu'on désigne «grands» sont ceux qui dépassent cette masse.

Le nombre de lots à attribuer est également classifié comme «grand» ou «petit». Les petits problèmes (en termes de nombre de lots) sont ceux qui ont moins de 20 lots d'affectation, et les grands problèmes sont ceux avec un nombre plus élevé.

Selon ces deux critères 50 problèmes ont été créés et classés dans les types 1, 2, 3 et 4 (cf. le Tableau 7).

Afin d'évaluer la performance de l'outil proposé et ses avantages par rapport aux méthodes exactes, ces problèmes ont été résolus avec une méthode exhaustive MILP (en anglais : *mixed integer linear programming*) programmation linéaire mixte en nombres entiers (Wang *et al.*, 2008), à l'aide du logiciel *Lpsolve* (version 5.5.0.13) et également en utilisant l'algorithme génétique développé. L'algorithme a été testé

avec différentes combinaisons de paramètres afin de déterminer les mieux adaptés à chaque type de problème. L'objectif final de cette approche est d'obtenir un algorithme configuré, capable de résoudre un problème représentant une production réelle en termes de quantité de matières premières et le nombre de lots.

Pour trouver la meilleure configuration de l'algorithme (l'ensemble des paramètres qui s'adapte le mieux à chaque problème) un plan d'expériences a été réalisé, dans laquelle chaque problème a été résolu avec des combinaisons de différents paramètres visant à déterminer la configuration optimale, tel qu'il est présenté dans le Tableau 9. Dans la simulation, 1728 configurations différentes de l'algorithme ont été évaluées pour chacun des 50 problèmes du Tableau 7.

PARAMETRE	MIN	PAS	MAX
Nombre d'individus	30	30	250
Taux d'élitisme	0%	5%	10%
Taux de mutation	1%	5%	11%
Population de présélection	1%	1 %	3 %
Nombre de générations	100	300	1000
Type de sélection	TS1=Rang	---	TS2=Random

Tableau 8 : variation des paramètres dans la simulation de configuration.

3.9.1 Discussion

Après avoir effectué la comparaison entre la méthode MILP et l'algorithme génétique, nous concluons que pour les problèmes de types 1 et 2, la meilleure configuration de l'algorithme est présenté comme l'heuristique # 1 (cf. le Tableau 9), les problèmes de type 3 peuvent être résolus plus aisément par les paramètres composant l'heuristique # 2; et les problèmes de type 4 sont résolus plus facilement avec l'heuristique # 3. Toutefois, si l'algorithme est utilisé comme un outil industriel, il est intéressant de lancer heuristiques parallèles. Il est également conseillé de lancer plusieurs versions de la même configuration. Puisque certains principes évolutifs sont basés sur le hasard, les progrès dans les résultats peuvent varier d'une population à une autre, pour le même ensemble de paramètres.

HEURISTIQUE	POPULATION DE PRESELECTION	NOMBRE D'INDIVIDUS	TAUX D'ELITISME	TAUX DE MUTATION	NOMBRE DE GENERATIONS	TYPE DE SELECTION	TYPE DE PROBLEME
1	2%	210	5%	1	1000	Rang	1 et 2
2	1%	120	0%	1	1000	Aléatoire	3
3	Pas de présélection	50	0%	1	Jusqu'à l'arrêt de l'évolution	Rang	4

Tableau 9 : heuristiques s'adaptant le mieux aux différents types de problèmes.

Une fois un type de production classée par les deux principaux facteurs (quantité et le nombre de lots), sa dispersion optimale peut être obtenue en utilisant l'algorithme génétique avec la configuration correspondante heuristique. La valeur de la dispersion optimale peut être comparée avec celle de dispersion réelle (qui est comptée lors de la fabrication), ce rapport incarne un indicateur important du niveau de risque de la production, et devient essentiel pour des futures optimisations (Tamayo *et al.*, 2009).

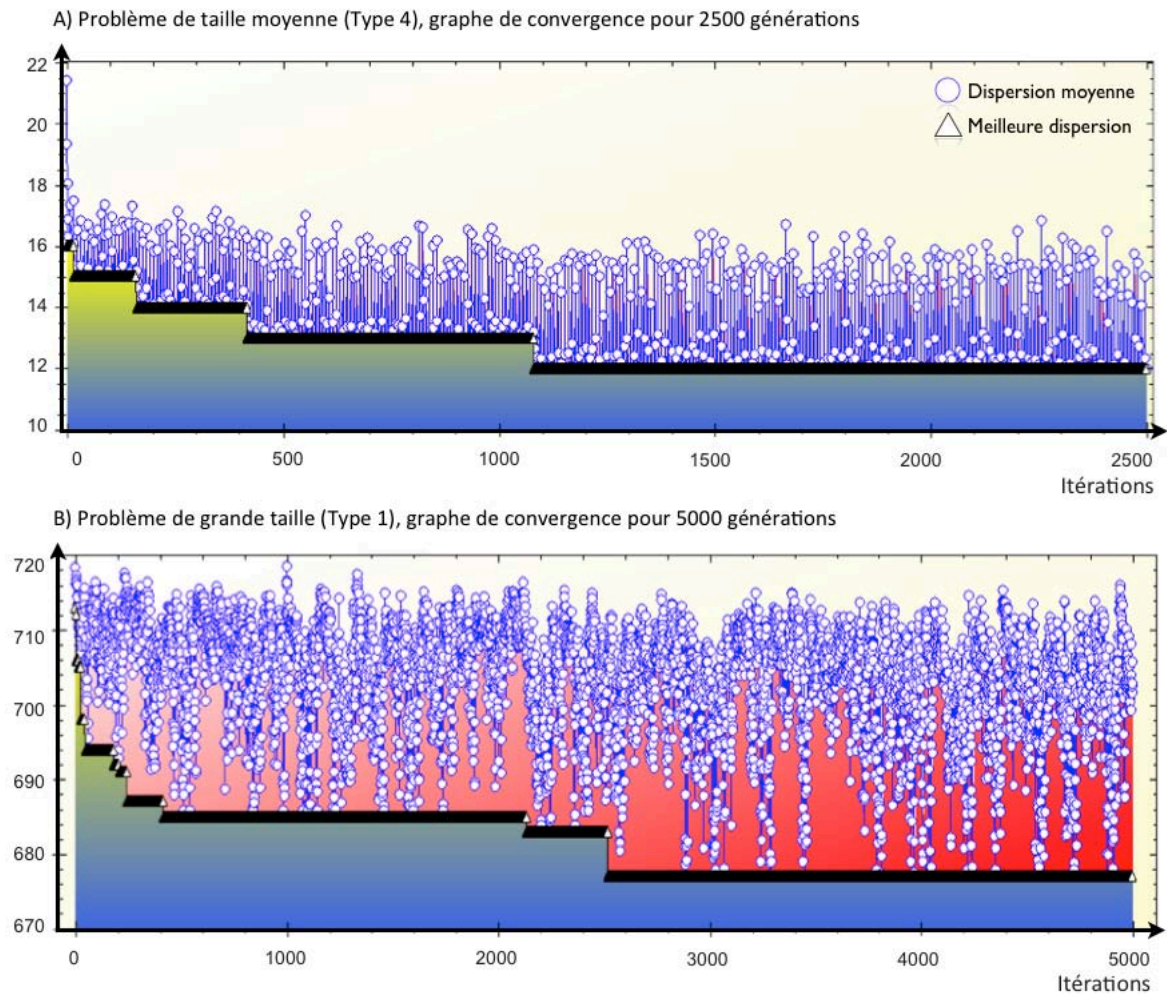


Figure 37 : comportement de l'AG dans la résolution de deux problèmes de taille différente.

La Figure 37 montre le comportement de l'algorithme dans la résolution de deux problèmes différents, des types 1 et 4. Ceci pour une configuration optimale des paramètres, obtenus après les simulations. La Figure 37.A présente un résultat de dispersion égal à 12, trouvé après 1260 générations pour un temps de calcul de 2,3 secondes. Pour le même problème, la méthode MILP n'offrait pas de meilleure réponse après 15 jours de calcul (ces temps de traitement correspondent à un processeur *dual core* cadencé à 3,01 Ghz, et avec 2 Go de capacité de mémoire vive). La Figure 37.B présente un résultat dispersion finale égale à 677, trouvé après 1870 générations et 60,7 secondes de temps de calcul. Ce résultat n'a pas été comparé avec celui de la méthode MILP, car le logiciel de résolution n'a pas pu le traiter en raison de sa taille.

3.10 Exemple numérique

Pour illustrer le fonctionnement de l'algorithme développé, ainsi que l'influence de la variation de ses paramètres dans les résultats, nous proposons la résolution d'un exemple numérique. Cet exemple provient d'une situation réelle et industrielle proposé par le groupe AOSTE, qui est un fabricant français de viande (Dupuy, 2004). Comme nous l'avons dit initialement, nous avons essayé sans succès à résoudre le problème en utilisant la méthode MILP. Cependant la meilleure solution obtenue après 15 jours de calcul a été prise en compte comme valeur de référence, afin de connaître une valeur de dispersion totale acceptable pour cet exemple précis. La solution donnée par la méthode exacte sert donc à mesurer la performance de l'algorithme génétique. Pour la solution de l'algorithme, une simulation des paramètres a été lancée (tel que nous l'avons défini dans le Tableau 8).

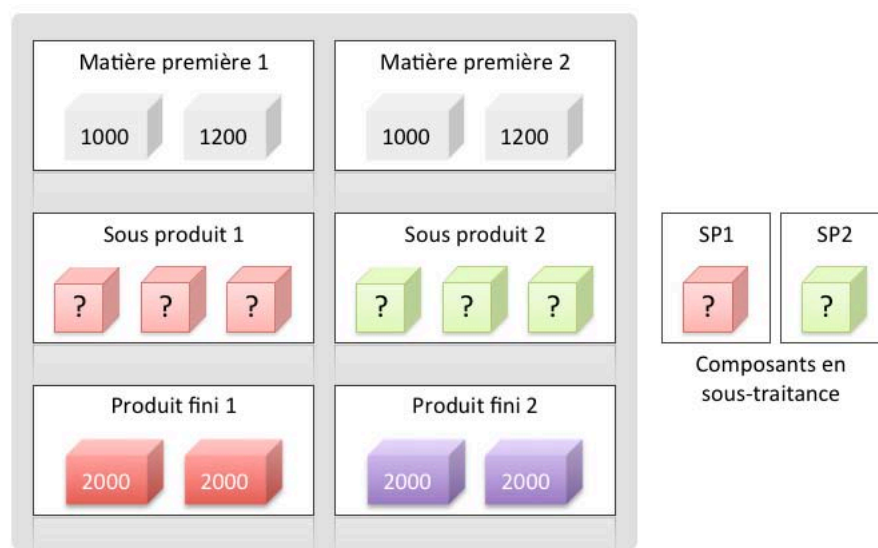


Figure 38 : exemple réel d'optimisation de la dispersion des matières premières.

L'exemple considère une production de quatre lots de matières premières divisés en deux types, six lots de sous-produits également divisés en deux types, deux lots de sous-produits pouvant être sous-traités (un de chaque type), et quatre lots de produits finis divisés dans deux types.

Recette de découpe			Recette d'assemblage		
	SP ₁	SP ₂		SP ₁	SP ₂
MP ₁	60%	40%	PF ₁	50%	50%
MP ₂	45%	55%	PF ₂	70%	30%

Figure 39 : nomenclatures du problème.

Les quantités et les noms sont donnés dans la Figure 38, les quantités à couper ou à assembler sont précisées à l'intérieur de chaque lot. Les recettes de coupe et d'assemblage sont données par la Figure 7. Afin d'estimer la taille du problème, sa complexité est estimée en calculant le nombre de différentes combinaisons de solution (cf. Equation 20), Le nombre de solutions différentes pour cet exemple est :

$$600^3 + 400^3 + 720^3 + 480^3 + 450^3 + 550^3 + 540^3 + 680^3 + 1000^4 + 1000^4 + 1400^4 + 600^4 = 5.973e^{12}$$

Si un ordinateur peut faire une évaluation de dispersion par milliseconde, alors le nombre d'années qu'il faudrait pour calculer toutes les possibilités est donné par :

$$5.973e^{12} * \frac{1}{100} * \frac{1}{1000} * \frac{1}{60} * \frac{1}{60} * \frac{1}{24} * \frac{1}{365} = 1894ans$$

3.10.1 Résultats

La solution en utilisant la méthode exacte a été arrêté après 15 jours de traitement (en utilisant le même matériel hardware décrit dans la section précédente, nous avons obtenue une solution de dispersion totale de 12. L'algorithme génétique trouve une réponse de dispersion totale égale à 12 en 1,3 secondes (en utilisant la même machine). La solution obtenue est montrée dans la Figure 40 :

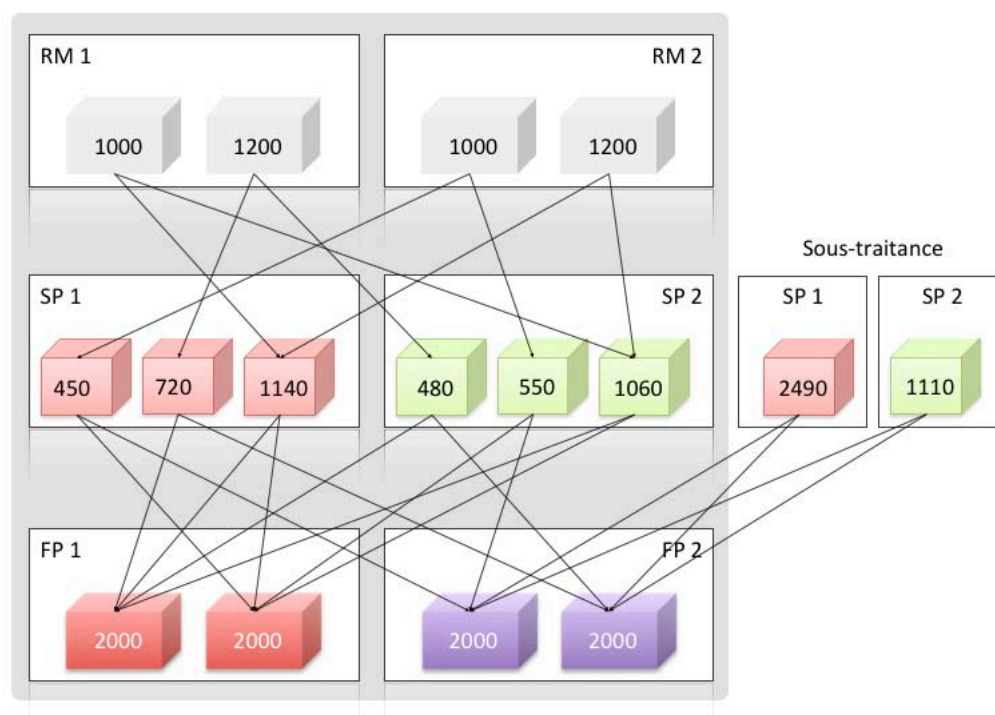


Figure 40 : solution de l'exemple Aoste.

Le détail de la solution est présenté dans la Figure 41. Ce résultat est plus satisfaisant que celui obtenu avec la méthode exhaustive, le temps de traitement utilisé par le GA est remarquablement réduit. L'efficacité de cette métaheuristique est ainsi confirmée dans la résolution de cet exemple, et la possibilité d'effectuer une optimisation de la dispersion en temps réel a été prouvée.

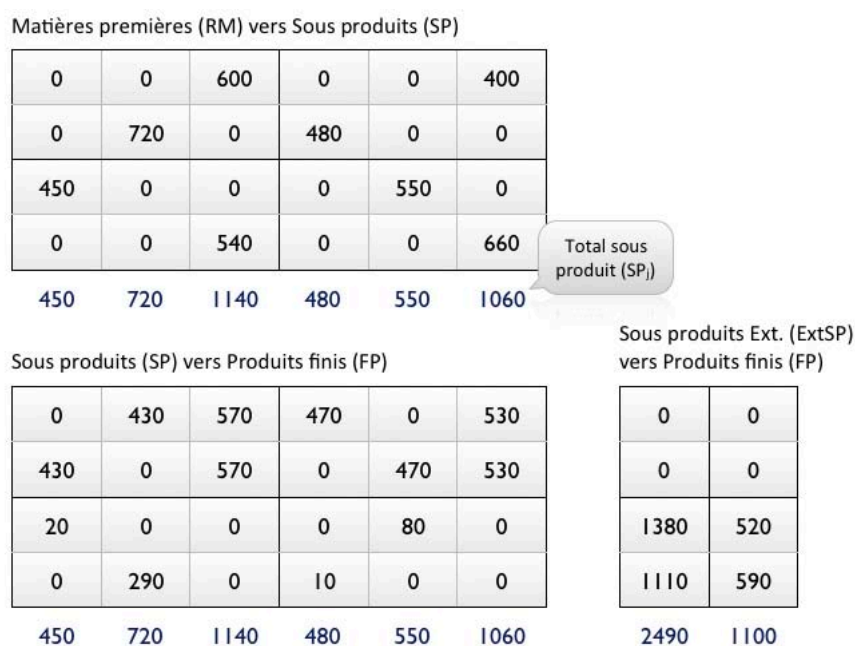
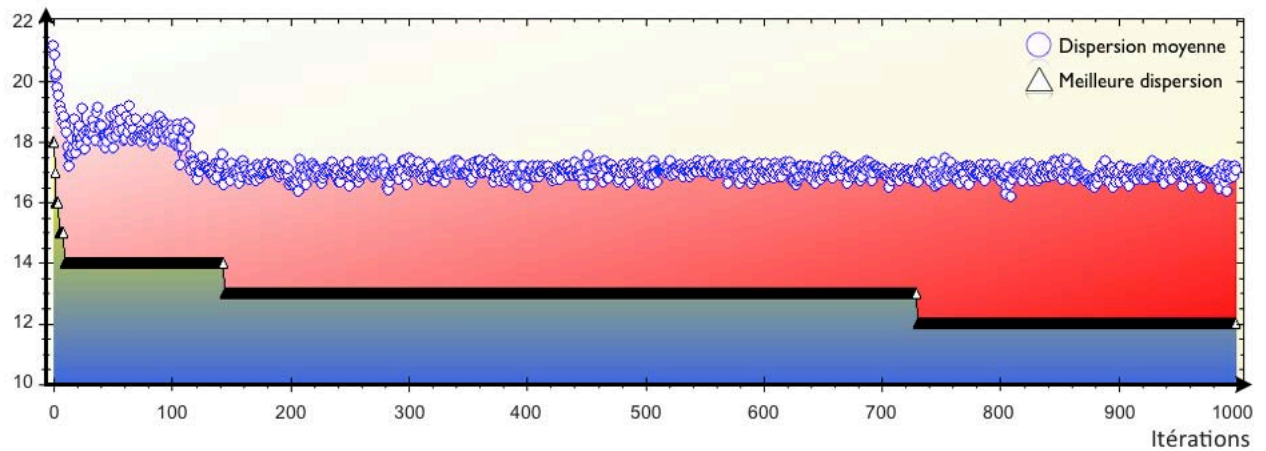


Figure 41 : détail de l'individu solution (Matrices d'affectation).

La Figure 42 montre une convergence suffisamment rapide, l'algorithme tend vers une solution acceptable après 730 générations. Cela montre l'évolution de la population vers l'optimum, nous y identifions les valeurs de « meilleure dispersion » et « dispersion moyenne » pour chaque itération. Les fluctuations dans les dispersions moyennes sont dues aux perturbations issues des mutations, nous remarquons aussi comment la mutation peut servir à sortir d'un optimum local. Ainsi la recherche, bloquée dans un optimum local en $D_{TOT}=14$, a été poursuivie après avoir perturbé la population par l'action de la mutation, une valeur de dispersion plus intéressante a été ainsi trouvée.

Figure 42 : graphe de convergence vers l'optimum $D_{TOT}=12$.

Le jeu de paramètres le mieux adapté pour cet exemple est : une population initiale de 50 individus, sans présélection de la population, une sélection effectuée par le classement, un taux d'élitisme égal à 2%, un taux de mutation égal à 1 (une mutation peut prendre place à chaque itération), et un nombre maximal de générations égal à 1000 (en tant critère d'arrêt).

L'exemple présenté est petit, il a convergé rapidement par rapport à certains exemples de la littérature. Nous ne devons pas oublier que ce type de problème peut facilement devenir compliqué lorsque plusieurs niveaux de fabrication sont pris en compte, ou lorsque la taille du problème augmente (en termes de quantités ou en nombre de lots), et dans ces cas, la convergence est retardée. Néanmoins cet exemple a été choisi pour sa simplicité et parce que d'autres auteurs l'ont étudié (Dupuy, 2004, Dhouib *et al.* 2010).

3.11 Conclusions du chapitre

Ces travaux apportent une contribution importante dans le domaine de la minimisation des risques, grâce à la considération de la traçabilité interne comme phase d'action dans l'optimisation de la gestion en production. Nous adressons le problème de dispersion des produits contaminés au long de la production et nous présentons des méthodes réelles et efficaces d'optimisation. Dans la minimisation de la dispersion des matières premières, les facteurs de « risque sanitaire », « taille de rappel », et « impact médiatique », sont considérés simultanément.

Nous avons étudié le problème de l'optimisation de la dispersion des matières premières dans les produits finis, notamment dans le domaine de la fabrication des aliments. En termes de traçabilité, cette dispersion a un impact fondamental sur la performance des producteurs industriels. Malgré cela le sujet a été rarement pris en considération dans le passé.

Un modèle d'optimisation de la dispersion (par sa minimisation) a été proposé. Ce problème étant très complexe, ne peut pas être résolu en utilisant des méthodes exactes dans un délai raisonnable. Ainsi, une méthode de métaheuristique a été proposée afin d'obtenir une solution dans un temps raisonnable, plus spécifiquement, une adaptation des algorithmes génétiques a été développée pour résoudre le problème. Le processus de résolution par des algorithmes génétiques a été testé sur plusieurs exemples (en tenant compte des différentes tailles de production et des différentes configurations). Les résultats ont montré un grand potentiel pour l'application du modèle. Ces métaheuristiques offrent l'avantage de pouvoir être programmées et testées rapidement sur un problème en particulier.

Dans le domaine de l'optimisation de dispersion, il y a encore beaucoup à faire, même si l'algorithme proposé est capable de trouver des solutions dans un délai raisonnable, ce type de métaheuristique peut toujours être raffiné de plusieurs façons. Au cours du plan d'expériences; certains cas ont montré une convergence très rapide. Cela pourrait suggérer que la population engendre parfois un «super individu». Etant donné que cet individu est sélectionné trop souvent, la population tend à converger vers son génome. Dans ce cas précis, «la diversité du *pool* génétique de la population est trop petite pour que l'algorithme puisse progresser» (Goldberg, 1989). Il peut donc être pertinent développer des méthodes afin de détecter et d'éviter ce scénario. En outre semble adéquat de concevoir des procédés de répartition de la population initiale, pour qu'elle atteigne la totalité de l'espace des solutions.

Dans l'application présentée, l'algorithme considère l'optimisation d'une fonction de dispersion totale relativement simple, il prend en compte la participation discrète des matières premières dans les produits finis sans tenir compte des quantités en cause. Dans le but de minimiser les risques sanitaires, la fonction de dispersion

totale est parfaitement adaptée, parce que si une matière dangereuse est présente dans un produit fini, même en très faible proportion, le produit fini sera toujours dangereuse. Mais pour les applications de l'optimisation de la dispersion, dans des domaines autres que la fabrication de produits alimentaires, la prise en compte des taux de quantité dans la valeur de dispersion peut être cruciale. Une perspective importante consiste à examiner cette méthode d'évaluation.

En termes de logistique, les producteurs ont souvent recours à de multiples objectifs d'optimisation. Par conséquent, il peut être intéressant de développer un modèle d'application des AG suivant une optimisation multi objectifs.

L'utilisation d'un modèle comme celui présenté dans ce chapitre, peut d'ailleurs apporter un gain en termes de gestion des stocks et de la qualité. En adaptant les procédures de découpe aux critères de dispersion optimale, les fabricants auront une maîtrise de leurs conditions de démarrage de production. Cette notion de dispersion optimale, devient de ce fait, un critère de pilotage, que dans le long terme permettra de mieux ajuster les tailles de lots à commander (RM's) et à produire (PF's) pour mieux s'adapter à ses propres recettes. Voilà donc un outil stratégique d'aide à la décision pour mieux maîtriser le flux de production et contrôler les risques sanitaires.

Deuxième partie : Exploitation de la criticité

Les chapitres suivants présentent l'action à entreprendre par rapport au diagnostic réalisé précédemment. L'objectif est la maîtrise de la qualité et la diminution de la taille des rappels éventuels, des enjeux considérables en production industrielle. En pratique, nous cherchons à mettre en place des actions d'optimisation à l'égard des résultats obtenus en termes minimisation de la dispersion des matières premières et de criticité. L'idée principale est d'identifier les articles présents dans les unités de production (articles en cours de fabrication, de préparation ou d'expédition) les lots associés, et ensuite exploiter les informations recueillies et générées, afin de détecter au plus tôt les éventuelles dérives pour mettre en place des actions corrélées.

Chapitre 4

Actions d'amélioration en aval de la production

4.1 Organisation du chapitre

Ce chapitre, étant le premier de la deuxième partie de ce mémoire, introduit les principaux leviers d'action à l'égard des résultats précédents, visant l'amélioration des choix en production et en logistique. Dans un premier temps nous allons définir les points les plus pertinents pour y positionner nos actions, nous commencerons donc ce chapitre avec une introduction de la notion de transformation. Nous approcherons les différents types de transformations ainsi que les flux de matière et d'information en aval de la production, pour situer notre analyse dans le processus de préparation de commandes. Nous proposons donc une brève introduction à ce processus, en abordant les opérations effectuées, les différents types de préparation et les informations associées. Ensuite, une revue de la littérature est proposée concernant les transformations, la préparation de commandes, et l'optimisation en aval de la production. Ceci permet de situer nos actions d'optimisation, qui porteront sur l'optimisation des choix d'affectations des lots de produits finis aux ordres de

livraison. Nous passons donc à la description de ces actions avec la définition précise de quatre objectifs : garantir la bonne qualité des produits, minimiser la taille des rappels, faciliter les procédures de rappel, et diminuer les impacts commerciaux des problèmes de non-qualité et des rappels. Une fois ces objectifs définis, nous proposerons nos critères de priorité pour la mise en place des actions. Cela nous amène à considérer la notion de segmentation, pour finalement laisser place aux conclusions du chapitre.

4.2 Transformations des ressources et gestion des identifiants

Pour la mise en place des actions préventives/correctives, nous nous intéressons à l'ensemble du processus d'obtention de lots de produits concerné par la décision logistique. Nous cherchons à assurer l'effectivité des actions ainsi qu'à élargir leur champ en les plaçant au niveau des points critiques du processus. Il est constaté que ces points critiques, dans lesquels résident les difficultés en termes de traçabilité, apparaissent principalement dans les étapes de transformations (Schwägele, 2005). En aval de la production, la transformation la plus importante apparaît lors de la préparation de commandes, dont l'objectif principal consiste à satisfaire les demandes clients dans les meilleurs délais possibles.

Nous retenons la définition de transformation donnée par Gellynck (Gellynck *et al.*, 2006) :

Les transformations sont des points au sein d'une entreprise (ou entre différentes entreprises de la *chaîne logistique*) dans lesquels les ressources sont fractionnées, mélangées, ajoutées et/ou transférées.

Définition 7

La notion de transformation que nous adoptons n'est pas limitée à l'élaboration/l'assemblage des produits ; en aval de la production, la préparation de commandes entraîne des étapes d'ajout et de transfert qui ont une forte incidence sur la gestion de la qualité et des risques, et sur la précision potentielle du système

de traçabilité. Il a été montré que plus du 60% des transformations correspondent aux mélanges, aux ajouts et aux fractionnements (Derrick et Dillon, 2004).

La Figure 43 présente le flux de matières et les différentes transformations pour un système de fabrication de produits à base de viande, tel qu'il a été introduit dans l'exemple du Chapitre 3. La première partie de nos travaux concerne les transformations de type « production » pour un contexte de traçabilité interne, et les informations traitées sont celles liées aux phases de réception, stockage et fabrication (partie convergente de la Figure 43). Dans les chapitres suivants, nous nous intéressons aux transformations liées aux étapes en aval de la production, notamment aux processus de préparation de commandes et d'expédition, parce que c'est ici qu'apparaît la plus grande quantité d'additions et de mélanges (emballage, palettisation, chargement des camions et conteneurs). Nous avons prouvé qu'une gestion intelligente des choix logistiques (d'allotissement) permet une amélioration très importante en termes de taille de rappel lors d'une crise (Tamayo *et al.*, 2009).

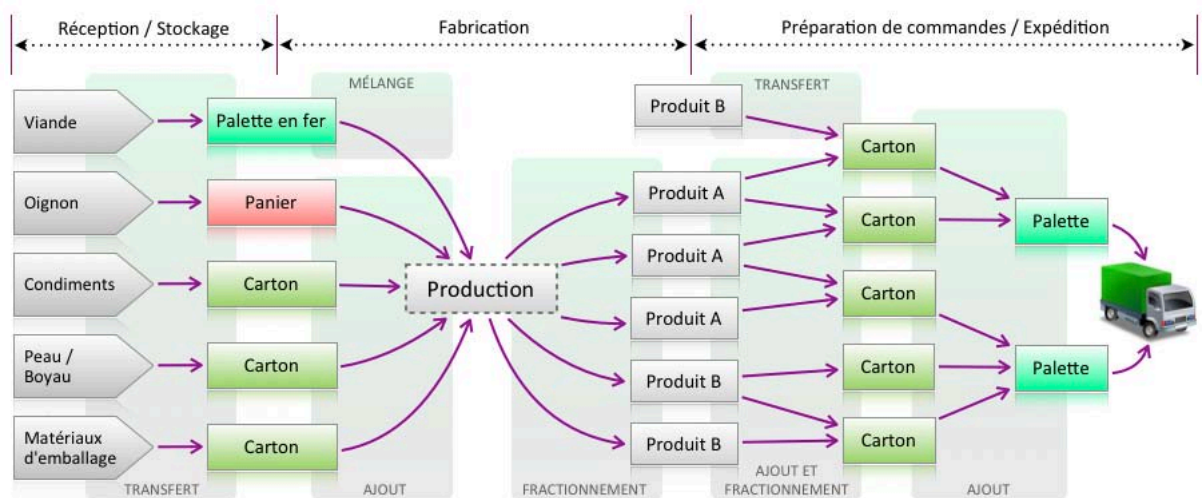


Figure 43 : flux de matières et transformations.

Pendant la production certaines ressources sont mélangées ensemble, ensuite les différents produits finis sont conditionnés et marqués avec les numéros de lot. Les données correspondant aux indicateurs de production y sont associées grâce aux horodatages enregistrés. Dans ce type de production, un lot est souvent défini comme toute la production de la journée ou d'une équipe de travail. En aval chaque unité-consommateur (*cf.* Définition 3) est marquée, conditionnée et congelée.

Chaque carton contenant le produit fini porte un identifiant qui contient le numéro de lot, le GTIN, le poids net total et la DLC (à l'heure actuelle cet identifiant est usuellement une étiquette contenant un code à barres et un texte explicatif).

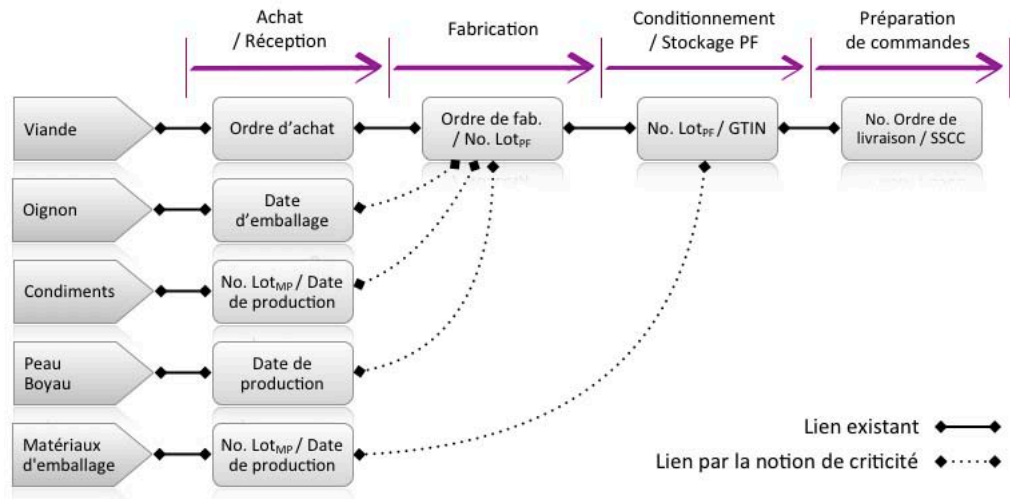


Figure 44 : flux d'information et gestion des identifiants.

Le flux d'informations ainsi que les différents identifiants, sont présentés dans la Figure 44. Les systèmes informatiques de traçabilité permettent à la fois de repérer et de tracer les produits grâce aux identifiants, le GTIN pour les cartons et le numéro de lot pour les produits finis (AFNOR, 2009). Au niveau de la traçabilité interne, il est possible d'utiliser les numéros de lot (« No. Lot_{PF} » dans la Figure 44) pour remonter aux numéros d'ordre de fabrication et d'ordre d'achat. Bien qu'il soit conseillé d'enregistrer les informations sur les différentes ressources (l'oignon, les condiments, les boyaux et les matériaux d'emballage pour cet exemple) et de leurs donner un identifiant unique (GS1, 2009), cela n'est pas mis en œuvre dans les pratiques industrielles (Donnelly *et al.*, 2009). De ce fait, le lien entre le numéro de lot du produit fini et les identifiants de ressources n'existe pas, et il ne peut être construit qu'à partir des horodatages. Par conséquent, aucune des informations sur ces matières premières n'est liée directement à l'identifiant du produit terminé (ceci étant spécialement gênant lors que le processus de production est complexe). Avec l'intégration d'une notion de diagnostic telle que la criticité (distincte à chaque numéro de Lot), nous proposons la création de ce lien. C'est pourquoi l'intégration de ce paramètre dans les bases de données de traçabilité nous semble indispensable.

L'importance des transformations dans les processus de fabrication, ainsi que leur formalisation vis-à-vis de la traçabilité, est un sujet qui, bien qu'abordé par différents chercheurs (Dupuy, 2004 ; Donnelly *et al.*, 2009 ; Bollen, Ridena, et Cox, 2007), n'est pas assez considéré dans les applications industrielles (Thompson *et al.*, 2005). Actuellement, bien que les contraintes normatives soient plus strictes, et que les risques potentiels soient davantage importants, le domaine agro-alimentaire connaît des systèmes de traçabilité bien moins avancés à ceux des domaines de l'automobile et de l'aérospatiale. Ce sont donc les produits de plus grande consommation et au plus grand risque potentiel qui manquent de solutions pragmatiques et applicables. Les progiciels dédiés à la traçabilité (*cf.* section 1.5) proposent des solutions pour la préparation de commandes et la gestion des expéditions, pouvant exploiter les contenus des bases de données de traçabilité sans besoin d'aucune interface. Pourvus des informations pertinentes, ils seraient en capacité d'agir sur les décisions prises dans les dernières étapes du processus de production, ceci sans nécessiter des moyens physiques autres que les existants, permettrait l'amélioration de la qualité au niveau des expéditions, la minimisation des risques et l'optimisation de taille des rappels (Tamayo *et al.*, 2009).

4.3 Introduction à la préparation de commandes

La préparation de commandes est l'une des fonctions principales des entrepôts (*cf.* Figure 43), elle a pour objectif l'exécution des ordres de livraison en cours. Des études ont montré que ses coûts associés peuvent s'élever à 55% du total des coûts des opérations de l'entrepôt (De Koster *et al.*, 2007). Pour la décrire, nous adoptons et complétons la définition donnée par le glossaire de GS1 (GS1 France, 2010):

Suite d'actions nécessaires à la préparation d'une commande ou d'une expédition donnée. Le processus de préparation consiste à collecter les articles dans les entrepôts, afin de les regrouper et conditionner, avant de les expédier dans un délai imparti.

Définition 8

Les différents outils informatiques (cf. section 1.5) permettent l'organisation de la préparation suivant un certain ordre de prélèvement selon des règles d'agencement prédéfinies. Dans le chapitre 5, nous proposerons une gestion intégrant ces règles, par l'analyse des informations de traçabilité.

4.3.1 Opérations dans la préparation de commandes

Le processus de préparation des commandes, est principalement composé des trois opérations successives : le prélèvement (aussi appelé « collecte » ou « *picking* »), le tri et le conditionnement (AFT-IFTIM, 2008). Comme il est présenté dans la Figure 45, ces opérations sont réalisées par des opérateurs appelés souvent « préparateurs » ou « magasiniers ».

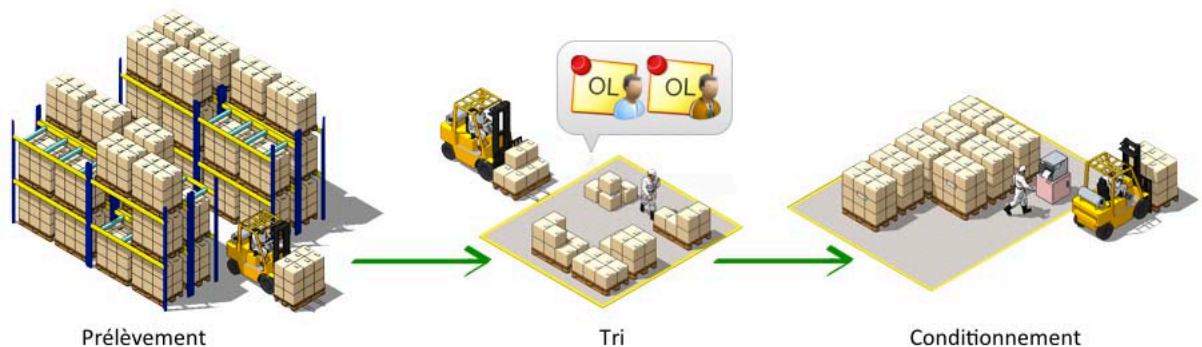


Figure 45 : étapes de la préparation de commandes.

Les préparateurs récupèrent l'information des ordres de livraison (OL's) souvent par l'interface d'une « *Picking List* » (liste à servir), aussi appelé « Ordre de préparation », ou « Liste de prélèvements », pour ensuite commencer la préparation (les informations contenues dans la *picking list* sont présentées en détail dans la section 4.3.3). Le prélèvement consiste à collecter des articles dans leur emplacement de stockage. Le tri consiste à identifier et rassembler les articles correspondants, soit à un même poste de commande, soit à la même commande,

soit à un même client. Le conditionnement consiste à placer les produits triés dans les unités de conditionnement (UC) et les marquer afin de faciliter les opérations de manutention, de transport et de traçabilité.

4.3.2 Types de préparation de commandes

Les différents types de préparation décrits par la suite ne sont pas exclusifs les uns des autres. Il est fréquent qu'ils soient utilisés de façon conjointe au sein d'une même entreprise, la seule contrainte est celle de satisfaire toutes les commandes client dans les meilleurs délais. Dans les différents systèmes de production 3 types principaux de préparation de commandes sont identifiés (Drury, 1988 ; Roux, 2008).

4.3.2.1 Préparation avec mouvement ou commande par commande

- **Un préparateur pour une seule commande :** Pour chaque commande, c'est le même préparateur qui va collecter aux différents endroits de prélèvement les articles et qui les ramène à la zone de préparation pour les conditionner.
- **Plusieurs préparateurs pour une seule commande :** Pour chaque commande, ce sont des préparateurs différents répartis par zone de prélèvement qui vont collecter aux différents endroits de prélèvement les articles et qui les ramènent à la zone de préparation où un ou plusieurs préparateurs les conditionneront.

4.3.2.2 Préparation groupée, par vagues ou plusieurs commandes

- **Un préparateur par vague (plusieurs commandes) :** Pour une vague donnée, c'est le même préparateur qui va collecter aux différents endroits de prélèvement les articles et qui les ramène à la zone de préparation où il les trie par commande avant de les conditionner.
- **Plusieurs préparateurs par vagues (plusieurs commandes) :** Pour une vague donnée, ce sont des préparateurs différents répartis par zone de prélèvement qui vont collecter aux différents endroits de prélèvement les articles et qui les ramènent à la zone de préparation où un ou plusieurs préparateurs les trieront puis les conditionneront.

4.3.2.3 Préparation de commandes à poste fixe ou assistée

- **Préparateur à poste fixe avec prélèvement :** Le préparateur n'a pas de déplacements à effectuer, il prélève les articles du système automatique de manutention, il les conditionne dans une nouvelle unité de stockage (colis, palette, boîte en plastique, etc.) et la renvoie à l'aide du système automatique de manutention.
- **Préparateur à poste fixe sans prélèvement :** Le préparateur n'a pas de déplacements à effectuer, ni de prélèvement d'article. Un système automatique de manutention passant par son poste de travail lui amène le colis à trier, regrouper ou reconditionner et il le fait en mouvement (à l'image d'une chaîne de montage automobile). Le colis repart préparer.

4.3.3 Flux d'information en préparation de commandes

Dans la gestion des informations en préparation de commandes, l'objectif en termes de traçabilité consiste à garantir la continuité des liens entre les identifiants articles, unités de conditionnement (UC's) et Ordres de livraison (OL's), classiquement il s'agit des numéros de Lot, GTIN's et SSCC's (cf. section 1.7.2) Ce flux d'informations est schématisé dans la Figure 46 :

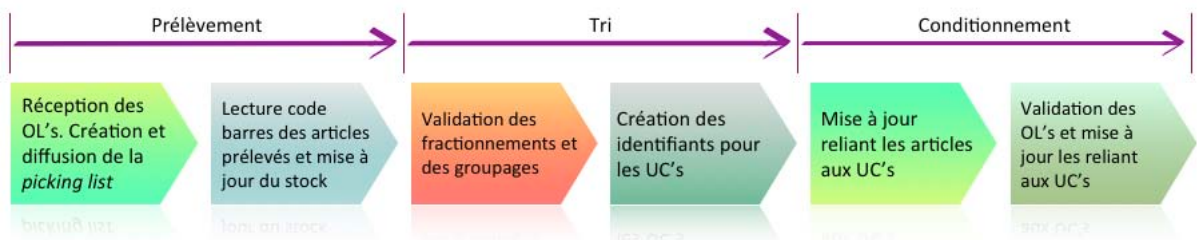


Figure 46 : flux d'information en préparation de commandes.

Le point de départ est la réception des ordres de livraison / des commandes en entrepôt, qui donne suite à la création de la *picking list*. Dans cette opération les commandes sont transformées en ordres de préparation, selon les différentes règles de sortie de stock (FIFO, LIFO, etc.). Une fois créée, la *picking list* est transmise aux préparateurs, cette liste peut prendre plusieurs formes (Blackstone et Cox, 2005) :

- Format papier imprimé.

- Série ou rouleau d'étiquettes produits, chacune correspondant à un produit à préparer.
- Sur écran de terminal embarqué, le préparateur reçoit ses instructions à l'écran et les valide à l'aide du pistolet code à barres de son terminal embarqué.
- Vocale dans le cas d'un picking assisté, le préparateur reçoit ses ordres et confirme les opérations par la voix.

Les principales informations contenues dans la *picking list* sont détaillées dans le Tableau 10 :

INFORMATION	TYPE
Les références, désignations, quantités des articles à préparer.	Obligatoire
Les adresses dans l'entrepôt des articles à préparer.	Obligatoire
L'emplacement des zones de regroupement des articles.	Obligatoire
Les instructions spécifiques de préparation : emballage, agencement des produits dans les unités de conditionnement.	Optionnel
La date de livraison/expédition demandée (<i>requested ship date</i>).	Optionnel

Tableau 10 : informations contenues dans la *picking list* ou liste de prélèvements.

L'opération suivante est le prélèvement des articles, ici le déplacement des préparateurs dépend des différents types de préparation, de la gestion des emplacements dans l'entrepôt et des règles de sortie de stock. Une fois qu'un article est collecté, le préparateur le notifie au système informatique gérant la préparation (cf. section 1.5.1) afin de mettre à jour le stock, ceci est fait par la lecture de l'identifiant article (il s'agit souvent d'un code à barres).

Les articles sont ensuite regroupés sur la zone de préparation (si celle-ci existe) ils sont triés, regroupés et fractionnés, pour satisfaire exactement les quantités demandées, voici le point de transformation le plus important de la situation en aval, puisque les préparateurs vont découper des unités de conditionnement (cartons, caisses, palettes, etc.) pour en constituer d'autres. De ce fait, sans une gestion de règles adaptées, la dispersion des produits risque d'augmenter, ce qui aurait un effet amplificateur sur la dispersion des matières premières (cf. section 3.2).

Les nouvelles unités de conditionnement sont donc aménagées, et marquées selon les solutions de traçabilité choisies (cf. Tableau 2), ordinairement il s'agit de l'impression et de collage des étiquettes. Une mise à jour des informations est réalisée, reliant chaque nouvelle unité de conditionnement aux articles qu'elle contient. Classiquement ceci est réalisé par lecture des codes à barres.

La préparation se termine après la validation des ordres de livraison (ou des lignes commande), elles sont associées à des unités de conditionnement et leur état est mis à jour dans le système, étant désormais disponibles pour l'expédition (ou chargement).

4.4 Revue de la littérature : transformations, préparation de commandes et optimisation en aval de la production

La préparation de commandes est identifiée au sein des entrepôts, comme l'activité la plus coûteuse et celle à plus forte charge de travail (De Koster *et al.*, 2007), car toute baisse en performance peut entraîner des diminutions importantes du taux de service ainsi et par conséquent l'élévation des coûts de gestion de stock (ruptures, arrérages, pénuries, etc.). Plusieurs auteurs ont travaillé sur différents axes d'optimisation en préparation de commandes, mais nous n'avons pas trouvé des propositions reliant les opérations (réalisées lors de la préparation) à la notion de traçabilité et son exploitation. De Koster *et al.*, (De Koster, Le-Duc et Roodbergen, 2007) ont proposé un état de l'art sur problèmes de décision dans la conception et le contrôle des processus de préparation de commandes avec mouvement. Ils ont prouvé que pour fonctionner efficacement, le processus de préparation de commandes doit être contrôlé par un système robuste. Des modèles d'optimisation de la productivité des préparateurs, par la classification des stocks, ont été proposés par (Guenov, 1992 ; Chan et Chan, 2011), dans ces approches, les efforts portent souvent dans les préparations par commande et par vague. D'autres auteurs ont exploré ces problèmes pour optimiser le dimensionnement des entrepôts, et le contrôle des flux (Cormier, 1992 ; Pan et Wu, 2009 ; Kovács, 2011), l'importance d'une gestion des emplacements détaillée est constatée.

Le problème d'optimisation des séquences de prélèvement a été largement exploré (Malborg *et al.*, 1988 ; Portmann, 1991 ; Lin et Lu, 1999 ; Willigenburg *et al.*, 2004 ; Petersen et Aase, 2004 ; Ho *et al.*, 2008 ; Shiao et Lee, 2010 ; Klaus et Moeller, 2011), beaucoup de ces travaux ont abouti à des applications industrielles pour la planification centralisée des routages des préparateurs.

Des travaux en intelligence artificielle (AI) concernant l'aide à la décision en préparation de commandes et en chargement (Nemati *et al.*, 2002 ; Lau *et al.*, 2009), ont démontré que l'optimisation de l'espace ne conduit pas nécessairement à l'optimisation des profits. Beaucoup des travaux dans le domaine de l'aide à la décision ont été effectués pour l'exploitation des systèmes RFID (Chow *et al.*, 2006 ; Meyer *et al.*, 2009 ; Sarac *et al.*, 2010 ; Poon *et al.*, 2011).

Un modèle de planification dynamique de la préparation a été proposé par (Rubrico *et al.*, 2011), ce travail présente une approche heuristique qui tient compte des commandes arrivant de manière aléatoire et des commandes déterministes (statiques), ayant pour but la minimisation du temps de prélèvement.

Quelques travaux intégrant la notion de traçabilité aux systèmes de préparation et expédition ont été proposés dans les dernières années. Trienekens intègre la notion de transparence de l'information dans les transformations de préparation, comme l'élément essentiel pour garantir la qualité et la provenance des produits (Trienekens *et al.*, 2011). Garcia a proposé une structure de travail pour la mesure de la performance en termes de traçabilité, dans les opérations en aval de la production (Garcia *et al.*, 2011), ces travaux se centrent dans l'industrie vinicole, mais le cadre de travail peut être élargi à d'autres contextes industriels. Bollen et Riden, ont exploré le rôle des procédures de préparation, notamment du conditionnement et des mélanges dans les systèmes de traçabilité du milieu agro-alimentaire, ils ont proposé un modèle d'affectation (des unités de conditionnement) capable de réduire considérablement les mélanges et par conséquent, de diminuer la dispersion des articles et d'améliorer la traçabilité (Bollen *et al.*, 2007 ; Riden et Bollen, 2007).

Il a été prouvé que le nombre d'incidents de rappel liés aux produits alimentaires est en augmentation depuis 1997 (Teratanavat et Hooker 2004), le taux de recouvrement restant inchangé. Cela suggère une perspective de recherche

importante vers l'optimisation de la gestion des expéditions, y compris l'identification des meilleures pratiques au regard de la diminution de la taille des rappels et de leur impact. Une recherche approfondie dans ce domaine est économiquement essentielle, de nombreuses études ont démontré que les situations de rappel importantes ont un effet catastrophique sur les bénéfices des entreprises. (Kramer *et al.*, 2005 ; Skees *et al.*, 2001). Nous trouvons quelques références autour de ce sujet, Wynn a examiné les exigences dans la coordination des rappels de produits sous deux angles : les activités menées au cours des processus d'expédition et de rappel et les données traitées dans ces processus (Wynn *et al.*, 2011). La notion des rappels a été associée à celle des transformations dans les travaux de Skoglund et Dejmekils qui ont étudié les problèmes dans les systèmes de traçabilité des productions continues (dans le domaine de la production alimentaire liquide) et proposent une notion de « traçabilité floue » (Skoglund et Dejmek, 2007) pour gérer les difficultés d'identification des matières premières après les mélanges.

Maruchek a proposé des méthodes de gestion des opérations pour fournir des solutions aux problèmes liés aux rappels concernant les relations avec les fournisseurs (Maruchek *et al.*, 2011), mais selon des critères de performance plus liés à la notion de chaîne logistique qu'à celle de la qualité.

Nous voyons donc une voie claire d'exploitation des informations de traçabilité, dans le domaine de la fiabilisation des expéditions. Nous cherchons à réaliser un planning dynamique des opérations de préparation de commandes, pour relier le diagnostic de criticité aux commandes en cours. L'objectif est d'optimiser la gestion de la qualité en aval et de minimiser les tailles des éventuels rappels. Par la suite, nous présentons les actions d'optimisation proposées.

4.5 Positionnement des actions d'amélioration proposées

Nous souhaitons optimiser les choix d'affectation des ordres de livraison aux produits finis, par l'exploitation du diagnostic réalisé dans les chapitres précédents. L'objectif consiste à réaliser des choix qui minimisent les impacts d'éventuels problèmes de qualité, voire les impacts des rappels. De manière plus pratique, nous proposons un outil d'optimisation, sous forme de boîte noire, qui a la capacité d'évaluer

continuellement le panel d'ordres de livraison et l'état des articles stockés (ou bien les produits finis en fin de ligne) en termes de criticité, pour en déduire les meilleurs choix d'affectation, comme il est montré dans la Figure 47.

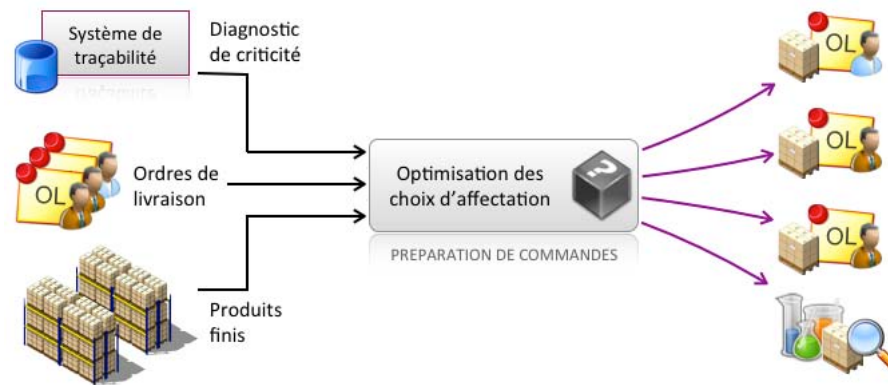


Figure 47 : optimisation des choix d'affectation des produits finis aux ordres de livraison.

L'étude sur le comportement économique des producteurs français a montré que, généralement, les industriels ne prennent pas les décisions qui *a priori* auraient donné les meilleurs résultats, *i.e.* ils n'adoptent pas les méthodes de production apparemment les plus rentables (Brossier *et al.*, 1998). Nous cherchons à proposer des actions stratégiques, par le biais de modules de gestion de commande. De manière à garantir la mise en place de ces actions, le système informatique transmettra, de façon transparente, les données relatives aux choix optimaux de couplage « ordre de livraison - numéro de lot » aux préparateurs. De ce fait, le système doit effectuer une analyse pertinente des données d'entrée (Figure 47) afin de proposer, soit une *picking list* optimisée en termes de criticité, soit des conditions de tri et de conditionnement stratégiques, pour optimiser quatre axes principaux :

1. **Garantir la bonne qualité des produits.**
2. **Minimiser la taille des rappels.**
3. **Faciliter les procédures de rappel selon les critères de distance et de dispersion de produits.**
4. **Diminuer les impacts commerciaux des problèmes de non-qualité et des rappels.**

Nous proposons donc une organisation dynamique de la préparation, tenant compte des critères du diagnostic basés sur les informations de traçabilité, pour une affectation optimale (en termes des quatre axes cités précédemment) des lots de production aux ordres de livraison.

4.6 Objectif et notion de priorité : Production vs Ordres de livraison et définition des critères de choix

Afin de coordonner le processus de préparation de commandes par des règles stratégiques, nous proposons une affectation adaptée pour chaque ordre de livraison. Une planification de ce type doit tenir compte du contexte externe à l'entreprise, elle doit intégrer les autres partenaires de la chaîne logistique (clients, transporteurs, distributeurs, etc.) pour en tirer les priorités d'affectation à l'égard des quatre objectifs décrits dans la section précédente. Pour l'amener à un niveau plus pratique : cela signifie que les choix en préparation de commandes ne doivent pas seulement inclure les critères de performance spécifiques aux activités amont (temps de préparation, taux de service, occupation des ressources, etc.), mais ils devraient également intégrer des éléments des autres acteurs en aval, qui affectent ou sont affectés lors de la livraison des produits finis, *i.e.* les critères déterminant les différents niveaux de priorité des commandes. Cela signifie effectuer des expéditions pensées pour chaque commande et pour chaque client.

Pour l'écriture de nos critères de priorité, nous nous sommes servis de l'expertise de notre partenaire industriel Adents (dont les experts en traçabilité ont plus de 15 ans de pratique dans les domaines agro-alimentaires, pharmaceutiques et cosmétiques), afin de proposer des critères proches de la réalité industrielle et applicables de façon pratique. Dans ce mémoire nous en proposons six.

4.6.1 Critères de priorité d'affectation des ordres de livraison

Dans le Tableau 11 nous présentons, en ordre de priorité, les critères de décision retenus pour l'assignation des lots de production aux ordres de livraison, et par conséquent, aux différents clients.

RANG	CRITERE	DETAIL
1	Taille de la commande	Nombre total d'articles par commande (produits finis ayant la même référence article).
2	Type de client	Importance du client selon les critères de segmentation des clients (cf. section suivante).
3	Distance	Distance géographique de destination de la livraison.
4	Contradate	Date limite de réception (voire « delta ») avant la date de limite de consommation (DLC).
5	Transporteur	Type de prestataire logistique, selon le mode de transport, le respect de délais, la fiabilité, etc.
6	Critère FIFO (<i>first in - first out</i>)	Les produits finis qui sont rentrés plus tôt sont affectés aux OL's qui arrivent en premier.

Tableau 11 : critères de décision pour la préparation des lots de fabrication.

D'un côté nous avons une segmentation du panel d'ordres de livraison, et d'un autre côté les produits finis, eux aussi classés selon leur valeur de criticité (cf. Définition 5). Par principe, les lots de production possédant les valeurs de criticité dépassant un seuil maximum seront « bloqués ». Ce blocage est effectué lors de l'enregistrement des mouvements de produits finis vers le magasin de stockage (cf. Tableau 3 section « stockage produits finis »), et ils ne passeront à l'état « débloqué » qu'après avoir subi des tests qualité/sanitaires supplémentaires.

En donnant priorité à une assignation selon la taille des commandes, nous souhaitons expédier ensemble tous les produits comportant des valeurs de criticité élevées. Ce qui représente une minimisation de nombre d'ordres à rappeler en cas de crise, ainsi qu'une minimisation de la dispersion au moment des transformations en préparation.

Le prochain critère à considérer est le type de client, il est important d'assurer une qualité totale (criticité minimale) dans les ordres de livraison concernant les clients les plus importants. Pour identifier ces clients, il est possible d'exploiter les informations contenues dans les fiches clients pour effectuer une segmentation. Puisque c'est le critère qui aura le plus d'impact sur les conséquences commerciales

des éventuels problèmes qualité/sécurité, nous proposons une analyse approfondie dans la section suivante.

La notion de distance est fondamentale pour optimiser la réactivité lors des rappels (Wynn *et al.*, 2011), de ce fait, il est conseillé d'affecter aux clients les plus proches (voire dans la même ville ou dans la même région) les lots de produits finis comportant des valeurs de criticité assez élevées, ceci augmenterait la capacité d'action et de coordination dans le cas d'un rappel et ainsi minimiser globalement les temps de réponse, permettant la mise en place des mesures pour diminuer les impacts négatifs.

Ensuite, nous considérons la « contradate » imposée par le client. Cette notion propre aux industries agro-alimentaires, donne une urgence supplémentaire à certaines lignes de commande. Les clients, souhaitant garder une marge de temps avant la DLC des produits, exigent une date de livraison en relation à cette dernière. En conséquence, la préparation doit tenir de compte de ce paramètre avant d'affecter tous les produits, afin de garantir le respect de cette contrainte.

Le transport de marchandises met en jeu un très grand nombre d'intervenants qui opèrent en temps réel, dans un système particulièrement complexe. C'est pour cela qu'il est impératif de connaître le panel de prestataires logistiques pour mieux maîtriser le flux des produits. Il est donc nécessaire de prioriser certains prestataires suite à une classification en fonction des différents modes de transport (routier, ferroviaire, maritime, aérien, fluvial, etc.), en fonction des paramètres particuliers des contrats (coût, délai, etc.), et en fonction de la qualification des partenaires (respect des délais, sécurité, fiabilité, etc.). En termes de qualité, ce dernier échelon en aval de la production a une influence importante sur les produits, l'objectif ici consiste donc à bien combiner les variables liées au transport avec celles liés à la préparation, par exemple, le délai du transport doit être cohérent avec la contradate, des produits comportant des valeurs de criticité élevées (étant des produits plus sensibles) doivent être affectés à des transporteurs à forte fiabilité, etc.

En dernier le critère FIFO (premier entré, premier servi) permet de finir le processus d'affectation. A ce stade, nous supposons avoir assigné la majorité des OL's aux lots de produits finis, mais nous n'aurons certainement pas affecté les quantités de

manière précise (à moins que la taille des lots soit similaire à celle des commandes), c'est pourquoi nous utilisons la notion de FIFO pour compléter les ordres de livraison dont les quantités n'ont pas encore été complétées (ceci avec les produits comportant les niveaux de criticité les plus bas). Etant donné qu'il y aura une forte dispersion des lots dans cette opération de « compléter les OL's » (il s'agit d'une transformation de mélange/ajout), il est préférable de disperser les lots dont la criticité est optimale.

4.6.2 Segmentation des clients

Il est impératif de considérer les valeurs de criticité au moment d'envoyer une production potentiellement dangereuse envers un client important, ou vers une plateforme de grande distribution (ce qui suppose une augmentation de la dispersion des produits risqués dans la chaîne externe). Par conséquent, nous cherchons à affecter de façon optimale les lots sortant de la production aux ordres de livraison provenant des clients les plus importants pour l'entreprise. Afin d'identifier ces clients, nous abordons la notion de segmentation.

Dans le contexte industriel d'aujourd'hui, les fonctions logistiques/marketing gèrent le portefeuille de clients (ainsi que de prestataires logistiques) et assurent la synchronisation des flux entre les différents partenaires de la chaîne logistique (Camman *et al.*, 2006). Dans certaines entreprises, le panel des clients est segmenté et de plus le fractionnement est évalué continuellement, dans d'autres, cette classification n'existe pas nécessairement, mais elle peut tout à fait être réalisée à l'aide des fiches client. Dans notre étude, une segmentation de ce type doit donner des mesures d'importance et priorité aux différentes commandes client pour minimiser les impacts commerciaux des éventuelles crises. Il existe différentes méthodes de segmentation, le choix de l'une n'exclut pas les autres, il est possible de les cumuler afin de raffiner l'analyse. Par la suite, nous présentons deux des principales méthodes de segmentation (McDonald et Dunbar, 2004).

4.6.2.1 Valeur et le potentiel des clients : « loi » de Pareto

La valeur d'un client est donnée par le chiffre d'affaires (CA) des ventes que lui est associé (il s'agit d'une vision statique déterminant combien vaut un client à un

instant donné). Le potentiel concerne le développement du client dans le futur (il s'agit d'une vision dynamique). La logique à poursuivre est simple, l'entreprise doit concentrer ses efforts sur les clients à plus fort enjeu économique (axe valeur) ou de conquête (axe potentiel), *i.e.* assurer l'expédition de produits à faible valeur de criticité.

Pour évaluer les valeurs des différents clients il est possible d'utiliser la « loi » de Pareto des 20/80 et ensuite réaliser un découpage ABC. Selon la « loi » de Pareto, le 20% des clients génèrent le 80% du chiffre d'affaires (Baglin *et al.*, 2005), ces clients appartiennent à la classe A. Ensuite la classe B correspond au 30% des clients générant environ le 15% du CA. Puis la classe C correspond à environ le 50% des clients qui représentent approximativement le 5% du CA.

Pour mesurer les potentialités des capacités d'achat des clients, il est important de mesurer pas le chiffre d'affaire mais la marge obtenue grâce aux différents types de clients.

4.6.2.2 Usages et les comportements des clients : méthode RFM

Cette méthode se fonde sur le comportement passé des clients. La méthode de segmentation RFM est un moyen performant pour formaliser les historiques des clients. Le classement RFM se fait en fonction de 3 critères (Fidelis, 2004) :

- Récence : date de la dernière commande.
- Fréquence : nombre de commandes durant une période de référence.
- Montant : somme des quantités commandées cumulées sur une période.

Pour évaluer ces critères, il est nécessaire d'avoir un historique des clients sur un certain nombre de périodes de référence (3, 4, ou 5 mois, trimestres, années, etc.). Cet historique se transforme petit à petit en historique "glissant". A chaque nouvelle période, le classement des clients est recalculé, et un client peut changer de catégorie. La Figure 48 présente un exemple de typologie clients :

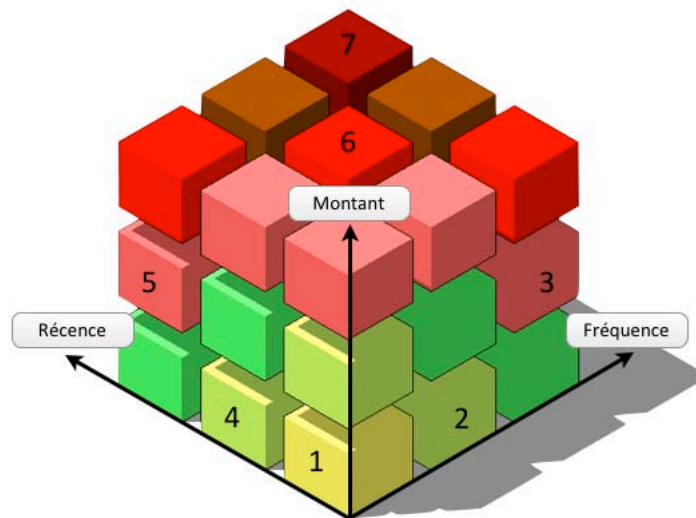


Figure 48 : exemple de segmentation RFM.

Le segment 1 correspond aux clients à faible demande depuis longtemps, le 2 aux clients non confirmés, le 3 aux clients réguliers perdus récemment, le 4 aux clients récents à petit CA, le 5 aux clients réguliers à petit CA, le 6 aux clients récents et réguliers à fort CA et le segment 7 correspond aux très bons clients réguliers.

Dans ce type de classification, l'entreprise doit axer ses efforts qualité sur les bons clients réguliers et sur les clients en développement. Les lots comportant des valeurs de criticité faibles, doivent être expédiés vers les clients qui déterminent la stabilité et la croissance de l'entreprise.

4.7 Mise en place des actions

Pour la mise en place des actions d'optimisation, nous avons besoin d'un outil capable d'assister le système de traçabilité pour la création d'une *picking list* optimale en fonction des objectifs d'optimisation établis. Nous cherchons donc à créer un système d'aide aux préparateurs qui de manière masquée et en temps réel, pourra effectuer l'affectation lots – OL's, par l'analyse combinée des règles de priorité et de l'état des lots en termes de criticité. Ce système doit agir comme un « expert » au moment de faire les choix de préparation effectuant un raisonnement à partir de faits et de critères connus.

L'ergonomie du système est une contrainte particulièrement importante pour assurer à la fois l'adaptabilité aux systèmes existants et la robustesse de

fonctionnement. Les entrées du système seront les lots des produits finis (avec leurs valeurs de criticité) et les ordres de livraison. La sortie sera un objet de couplage contenant pour chaque lot de fabrication, le numéro d'ordre d'expédition à laquelle il sera affecté, tenant compte aussi des lots bloqués (voire envoyés vers les contrôles supplémentaires).

La mise en place du système d'optimisation des assignations en préparation de commandes, permettra l'exploitation des informations produites dans l'analyse de dispersion des matières premières et dans le diagnostic du risque.

Il nous faut donc un système capable de prendre des décisions stratégiques et de réaliser les choix optimaux en fonction de nos objectifs. Nous avons choisi l'utilisation des systèmes experts pour cette mission. Ces systèmes sont capables de tenir compte de variables à la fois quantitatives et qualitatives pour établir une base de faits structurée de façon logique, et prendre des décisions de type prospectif. Dans le chapitre suivant nous présentons une introduction à ce type de systèmes.

4.8 Conclusions du chapitre

Nous avons présenté notre plan d'actions d'optimisation en aval de la production, afin d'exploiter le diagnostic réalisé précédemment. Ces actions portent sur l'amélioration des choix en préparation de commandes à l'égard des valeurs de criticité des lots des produits finis, visant quatre objectifs : la maîtrise de la qualité, la minimisation de la taille des rappels, l'optimisation des procédures de rappel, et la diminution des impacts commerciaux liées aux problèmes de non-qualité et aux rappels. De manière pragmatique, ces objectifs cherchent à éviter ou bien à amoindrir les coûts potentiels associés à la non-qualité des produits.

Pour assurer l'effectivité de ces actions d'optimisation, nous avons exploré les différentes transformations en aval de la production, le concept de transformation a donc été présenté (cf. section 4.2). Il a été prouvé qu'en aval de la production, les transformations les plus significatives apparaissent dans la préparation de commandes (ceci dû au grand nombre d'opérations de transfert, mélange et ajout réalisées dans ce processus). C'est aussi lors de cette étape que le flux d'informations relie les identificateurs produit (Lot, GTIN, SSCC) et client (OL, commande). De ce fait,

nous proposons de mettre en place nos actions pendant la préparation de commandes. Dans la littérature, le sujet d'optimisation en préparation de commandes a été approché par plusieurs auteurs, mais sans avoir été associé aux notions de traçabilité et d'optimisation de la gestion des rappels. Ainsi nous proposons des mesures d'optimisation des choix en préparation de commandes, qui s'appuyant sur nos analyses des informations de traçabilité, minimisent la gestion des rappels.

Le plan d'action proposé consiste à assigner de façon optimale, les lots sortants de la production aux ordres de livraison. Cette dernière partie du travail représente les actions qu'on exerce, en temps réel pour profiter des informations qu'on a recueillies et analysées. Dans notre approche, nous classifions le panel d'ordres de livraison / commandes en cours suivant les six critères de priorité donnés, ensuite les lots de production seront affectés selon leurs valeurs de criticité, tout en respectant les niveaux de priorité des commandes.

Pour la mise en place des actions proposées nous avons envisagé l'utilisation des systèmes experts. Ces systèmes sont capables d'effectuer des raisonnements logiques comparables à ceux des experts humains, proposant des décisions méthodiques. Nous avons besoin d'un outil d'aide à la décision, et comme nous le montrons dans le chapitre suivant, les systèmes experts sont une solution possible.

Chapitre 5

Optimisation des affectations des lots aux ordres de livraison

5.1 Organisation du chapitre

Ce chapitre aborde l'étude réalisée autour des actions d'optimisation des affectations des lots aux ordres de livraison. Ces actions auront lieu dans le processus de préparation de commandes sous la forme d'une aide à la décision, effectuée par un système expert. De ce fait, il nous semble essentiel de commencer ce chapitre par une introduction aux systèmes experts, en abordant les différents types, leurs éléments fondamentaux, leur fonctionnement, et leur mise en place. Ensuite, nous présentons un bref état de l'art sur les systèmes experts dans l'optimisation et la planification, pour donner suite à l'utilisation d'un système de ce type, dans l'optimisation des affectations Lots - Ordres de livraison. Nous présentons la structure du système développé ainsi que son fonctionnement. Ceci sera illustré à l'aide de deux exemples considérant deux affectations de type et taille différents. Ultérieurement, la performance du système sera mesurée à l'aide d'une comparaison, en termes de rappels, entre le système expert et une affectation de type FIFO. La discussion de cette évaluation donnera lieu à l'analyse des limites du système, qui porteront principalement sur la notion d'incertitude. Finalement les conclusions du chapitre sont présentées.

5.2 Introduction aux systèmes experts

Les systèmes experts (SE) sont des outils d'aide à la décision capables de reproduire les réflexions d'un expert dans un domaine donné. Etant basés sur un moteur d'inférence et sur une base de connaissances, ils sont capables d'effectuer des déductions logiques et de produire des solutions cohérentes (Hopgood, 2001). Ils font partie des « Systèmes à base de connaissances » (en anglais : *rule-based systems*) dont les connaissances sont stockées et manipulées afin d'interpréter l'information de manière utile.

Le premier système expert est apparu en 1965 dans le domaine chimique (Feigenbaum et Lederberg, 1967), mais aujourd'hui ces systèmes sont appliqués dans les domaines de la comptabilité, la médecine, le contrôle de processus, les services financiers, la production, les ressources humaines, entre autres.

Les SE ne sont pas des systèmes adaptatifs (comme les réseaux de neurones) mais plutôt des applications dédiées à une activité précise, ils sont généralement conçus pour résoudre des problèmes de classification ou de décision (Pomykalski, Truszkowski et Brown, 1999).

5.2.1 Éléments fondamentaux des systèmes experts

Un système expert est composé principalement de deux éléments indépendants, une base de connaissances et un moteur d'inférences, cette structure générale est présentée dans la Figure 49 :

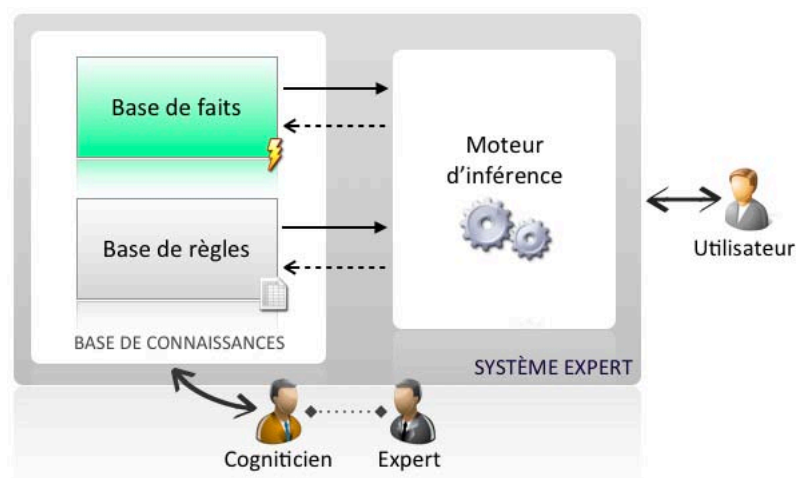


Figure 49 : structure d'un système expert.

Il est très important de remarquer la séparation faite entre les connaissances et l'inférence, ceci permet :

- L'utilisation des codages différents pour les deux éléments, par exemple d'utiliser le langage naturel pour représenter les connaissances.
- La modification des connaissances sans avoir un effet sur le codage du moteur d'inférence.

- L'évaluation de différents types d'inférence sur la même base de connaissances.

5.2.1.1 Base de connaissances

Elle se compose d'une base de règles et d'une base de faits. La première représente le savoir faire (les règles de l'expert) et la seconde représente le savoir (les faits).

Les règles sont des assertions données sous forme d'implications (Sekkat et Canonne, 2005), qui peuvent être interprétées comme des conditions à réaliser pour déclencher une action donnée. L'expression d'une règle est la suivante : **Si** « condition » **Alors** « conséquence ».

La base de faits intègre deux types de faits : les faits permanents du domaine et les faits déduits (propres au cas traité). La base de connaissances contient donc la connaissance du domaine considéré (Negrello, 1991), soit sous la forme de définitions statiques, soit sous la forme d'informations générées de manière dynamique.

5.2.1.2 Moteur d'inférences

Le moteur d'inférences effectue la sélection et l'application des règles en vue de la résolution d'un problème donné. Puis, il est capable de raisonner à partir des informations contenues dans la base de connaissances pour faire des déductions. Ce moteur répond à des requêtes de la part d'un utilisateur ou d'un serveur afin de déclencher une réflexion, il doit donc détecter les règles applicables, choisir parmi elles celle qu'il convient d'appliquer, et finalement l'exécuter. Selon ce traitement logique un moteur d'inférence peut travailler soit en chaînage avant, soit en chaînage arrière, soit en chaînage mixte (Hopgood, 2001 ; Badiru et McCauley-Bell, 2002 ; Ng, 2003).

- **Le chaînage avant** : Cette stratégie de fonctionnement est guidée par les faits (en anglais : *forward-chaining* ou *data-driven strategy*). Le moteur part des faits et règles de la base de connaissance, pour tenter de s'approcher des faits recherchés par le problème, *i.e.* il utilise les règles des conditions vers les conclusions. Pour le moteur, cela consiste à essayer d'activer les règles en

examinant leur condition et à appliquer celles-ci chaque fois que c'est possible. L'application d'une règle permet de déduire de nouveaux faits qui viennent enrichir la base. Le moteur s'arrête dès qu'il ne trouve plus de règles activables.

- **Le chaînage avant :** Cette stratégie est guidée par les buts (en anglais *backward-chaining* ou *goal-driven strategy*), un but est un fait à démontrer. Le moteur part des faits recherchés par le problème, et tente par l'intermédiaire des règles, de « remonter » à des faits connus. Un moteur d'inférences fonctionne en chaînage arrière quand il lit les règles « à l'envers », c'est-à-dire quand il utilise les règles des conclusions vers les conditions. Pour le moteur, cela consiste donc à « fixer un but », puis à examiner les règles permettant de l'établir. Cela l'amène à vérifier de nouveaux buts (sous-buts du but initial ou buts intermédiaires) et ainsi de suite jusqu'à atteindre des faits connus (appartenant à la base de faits). Il échoue chaque fois qu'un but intermédiaire (ou fait) nécessaire n'est pas prouvable.
- **Le chaînage mixte (ou hybride) :** ce mode de fonctionnement combine les deux chaînages précédents. D'abord, il fonctionne comme le chaînage avant pour déduire un fait donné. Mais, il applique un chaînage arrière sur chaque fait trouvé, afin de déterminer les paramètres les plus probables et les plus optimisés. Ce mécanisme permet l'ouverture sur de nouvelles combinaisons encore non envisagées par les règles d'inférence (Hopgood, 2001).

La Figure 49 présente un exemple de chaînage avant et arrière. Etant donnée une base de connaissances contenant les deux faits initiaux, A et B, ainsi que les règles : « R1 : **SI** A, **ALORS** C et F », « R2 : **SI** B **et** E, **ALORS** D » et « R3 : **SI** C **ou** F, **ALORS** E ».

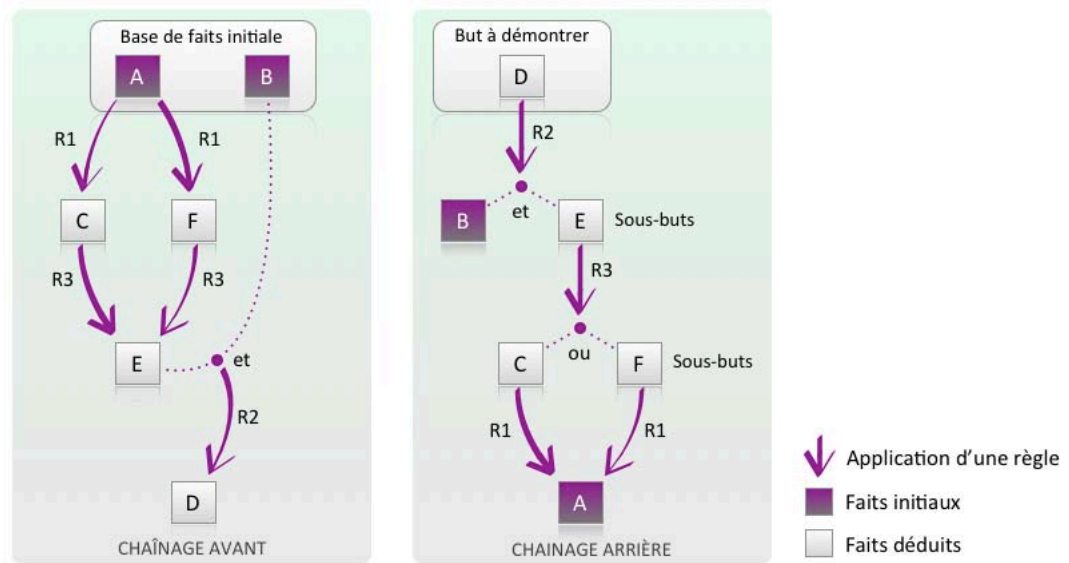


Figure 50 : exemples de chaînage avant et arrière.

Pour une inférence de chaînage avant nous trouvons : R1 est déclenchée, donc C et F sont déduits. Ensuite, R3 est appliquée grâce à la vérification des faits C et F, ce qui permet de conclure E (R3 peut être déhanchée une seule fois et E est toujours déduit). Finalement R2 est appliquée (B étant un fait initial) et D est ajouté à la base de faits en tant que conclusion.

Pour le chaînage arrière, il faut définir un but initial, dans cet exemple, nous prenons : D. Ensuite, si le but à établir est déjà dans la base de faits, le chaînage se termine avec succès, sinon il faut chercher une règle permettant de démontrer et établir les buts intermédiaires à démontrer. Dans notre exemple pour prouver D, il faut démontrer B et E (R2). B est dans la base de faits, puis cela devient un fait vérifié. Pour démontrer E, il faut démontrer C ou F (R3). Pour démontrer F, ainsi que pour démontrer C, il faut prouver A (R1). A est dans la base de faits initiaux, donc F et C sont constatés. Puis E est confirmé, et étant B et E démontrés, D est prouvé.

5.2.1.3 Expert, cognitif et interface

Les deux intervenants de base pour la construction d'un système expert sont l'expert du domaine considéré et le cognitif (ou « éditeur »). L'expert est un professionnel qui connaît un domaine et qui est capable de transmettre ce qu'il sait. Le rôle du cognitif est d'obtenir les connaissances des experts (voir Figure 49) et de traduire

ces connaissances dans un formalisme se prêtant à un traitement informatique, *i.e.* en règles (*cf.* section 5.2.1.1).

Le système expert est souvent complété par des interfaces plus ou moins riches permettant leurs interactions soit avec les utilisateurs, soit d'autres systèmes informatiques (bases de données, logiciels, etc.), soit avec l'expert et le cognicien (pour l'acquisition des connaissances) *cf.* Figure 49. Les interfaces jouent un rôle essentiel car elles interviennent à toutes les étapes du cycle de vie des systèmes experts (développement, exploitation et évolution).

5.2.2 Les types de SE

Les systèmes experts peuvent être classifiés selon leur fonctionnalité (Haton et Haton, 1993) ou bien selon la complexité (ou ordre logique) des variables traitées (Jackson, 1998). Les différents types de systèmes experts présentés dans le Tableau 12 ne sont pas exclusifs les uns des autres, bien au contraire, ils collaborent souvent dans l'application.

CRITERE	TYPE	DESCRIPTION
Fonctionnalité	Interprétation de données	SE capable d'interpréter ou de construire une description abstraite à partir de données. Par exemple, les systèmes d'interprétation géologique : « les mesures sismiques permettent-elles de déduire l'existence de dépôts minéraux importants? ».
	Prédiction	SE capable de prédire des conséquences à partir de situations données. Par exemple, les systèmes de prédiction météorologique : « Il pleut aujourd'hui en France. Va-t-il pleuvoir en Italie demain? ».
	Planification	SE capable de planifier une séquence d'actions pour l'accomplissement d'un ensemble de buts à partir d'un ensemble de conditions de départ et respectant certaines contraintes. Par exemple, les systèmes de planification des interventions requises pour la construction d'un bâtiment.
	Conception	SE capable de concevoir une configuration de composants à partir d'un ensemble de contraintes. Par exemple, les systèmes de développement et simplification de circuits intégrés.
Complexité des variables	0 : Faits booléens sans variable.	SE capable uniquement de faire des évaluations basées sur la logique booléenne. Par exemple, « Si la voiture ne démarre pas et les phares ne s'allument pas alors il n'y plus de batterie ».
	0+ : Symboliques, Réels, Priorités.	SE assimilant la notion de priorité dans les tests ou évaluations. Il intègre donc les nombres réels et les évaluations symboliques (<, >, =, !=). Par exemple, « Si Age > 17 alors Statut = Majeur ».
	1 : Variables et Quantificateurs.	SE savent gérer des variables (donc stocker des informations pendant une évaluation) et peuvent utiliser des quantificateurs (évaluation des connaissances incertaines) ou états (disponible, occupé, transféré, en attente, etc.). Par exemple, « Si variable[X].status = disponible alors effectuer(action, M) ».

Tableau 12 : types de systèmes experts.

Dans l'étude proposée, les connaissances impliquées sont celles du domaine de la gestion de production, nous cherchons à concevoir des systèmes combinés d'interprétation et de planification, incorporant des complexités 0+ et 1. Ils devront pouvoir évaluer les niveaux de criticité des produits, les états et les conditions des ordres de livraison, pour ensuite planifier une affectation conforme aux règles de priorité, définies selon nos objectifs stratégiques.

5.3 Mise en place

La Figure 51 montre les étapes nécessaires à la mise en place d'un système expert :



Figure 51 : étapes de la mise en place d'un SE.

Cette mise en place est possible uniquement si le savoir faire associé au domaine d'expertise est formalisable. De ce fait, la première étape consiste à évaluer les connaissances de domaine et les risques d'échecs auprès des professionnels et futurs utilisateurs. Si le système est viable, il est possible de passer à la deuxième phase. Il s'agit d'un dialogue avec l'expert dans le but est d'extraire de ce dernier le maximum des connaissances par rapport aux sujets étudié. L'étape suivante consiste à formaliser ces connaissances, *i.e.* définir la base de connaissance et les règles d'inférence. Dans la quatrième étape, ces règles sont utilisées pour concevoir l'architecture technique nécessaire et ensuite développer le système. Finalement, la mise en place se termine par une série de tests d'utilisation supervisée par des experts.

5.4 Les SE dans l'optimisation et la planification

L'utilisation des systèmes experts dans la planification, l'ordonnancement et l'optimisation a été documentée en nombreuses occasions. Fox et Smith ont introduit la notion d'ordonnancement intelligent et son lien avec les systèmes d'information par l'utilisation d'un SE (Fox et Smith, 1984). Des systèmes experts à plusieurs niveaux de planification, en ordonnancement et contrôle ont été proposés pour intégrer les processus de planification stratégique, gestion des capacités, ordonnancement et dispatching (Morton *et al.*, 1984 ; Deal *et al.*, 1992). Les systèmes experts pour l'affectation de ressources en production ont été étudiés initialement par Marsh (Marsh, 1985). D'autres travaux ont étudié le sujet, en proposant des affectations de production « intelligentes » (Shepherd et Ortolano, 1994 ; De Toni *et al.*, 1996 ; Wey, 2005).

Plusieurs auteurs ont travaillé autour de l'utilisation des systèmes experts dans le pilotage de la production et ses bénéfices potentiels (Buchanan et Shortliffe, 1984 ; Davies et Darbyshir, 1984 ; Kanet et Adelsberger, 1987 ; Falster, 1987 ; Jayaraman et

Srivastava, 1996; Pham et Pham, 1999 ; Meziane *et al.*, 2000 ; Sekkat et Canonne, 2005). L'une des conclusions commune à l'ensemble de ces travaux est que le SE peut aider les organisations à réduire leurs coûts, à préserver des expertises rares dans les organisations, à augmenter la cohérence dans la prise de décisions et à améliorer la qualité des produits.

Les systèmes experts dans l'optimisation en production ont été explorés par de nombreux auteurs (Feigenbaum *et al.*, 1995 ; Wey, 2005 ; Iqbal *et al.*, 2007 ; Jozefowska et Zimniak, 2008 ; Chi *et al.*, 2008 ; Liukkonen *et al.*, 2011), de manière générale, ces systèmes sont axés sur l'optimisation des paramètres et la classification des connaissances pour de meilleures performances en production. L'aide à la prise de décisions stratégiques a été abordée dans les contextes de la fabrication (Ligeza, 1988 ; Chandrashekara, 1999 ; Metaxiotis *et al.*, 2002) et le marketing (Shepherd et Ortolano, 1994 ; Li, 2005).

Nous trouvons des applications des systèmes experts dans les domaines de la gestion des entrepôts et de la préparation de commandes. De manière générale, ces applications concernent deux sujets principaux : la conduite des séquences de prélèvement (Dekoster *et al.*, 2007 ; Lau *et al.*, 2009 ; Chan et Chan, 2011 ; Klaus et Moeller, 2011 ; Mishra *et al.*, 2011), et la gestion de ressources (Chow *et al.*, 2006 ; Demirel *et al.*, 2010). D'autres travaux étudient les notions d'ordres de livraison et des expéditions, au sein des thématiques orientées *supply chain*, nous remarquons des applications des systèmes experts pour l'intégration des partenaires (Cheung *et al.*, 2011, Jin et Rong, 2011) et pour la gestion de la qualité (Hillmer *et al.*, 1992 ; Celik, 2009), ces travaux ont prouvé l'importance de la standardisation durant les contrôles qualité ainsi que dans la prise des décisions.

A ce jour, nous ne trouvons pas d'application offrant une affectation « intelligente » produits/commandes, comme celle que nous proposons. Pourtant l'efficacité des systèmes experts pour piloter ce type de décisions est incontestable, vu leur performance dans autant d'applications similaires.

5.5 Utilisation d'un SE pour l'optimisation des affectations Lots - Ordres de livraison

Nous proposons un SE visant à exploiter les compétences / connaissances spécifiques dans le domaine de la préparation de commandes, plus précisément dans le choix d'affectation des lots de produits finis aux ordres de livraison. L'objectif des sections suivantes consiste à proposer un outil capable de définir ces affectations de manière cohérente avec les objectifs d'optimisation définis précédemment (*cf.* section 4.5). L'efficacité des systèmes experts dans la prise de décisions en production étant constatée (Buchanan et Shortliffe, 1984), nous proposons l'utilisation de ces outils pour mettre en œuvre nos actions.

Ce type de système peut analyser un ensemble d'objectifs en interaction et potentiellement complexes, afin de déterminer un ensemble d'actions pour atteindre ces objectifs et / ou fournir une commande temporelle de ces actions, en tenant compte des contraintes du système (Feigenbaum *et al.*, 1995).

L'outil présenté est en mesure de planifier l'affectation des livraisons une fois qu'il a acquis les connaissances correspondantes. Ainsi, l'acquisition des connaissances devient une étape fondamentale dans le développement de notre système expert.

Dans le schéma global de notre projet, ce système expert fait parti d'un module d'optimisation qui, étant connecté au système de traçabilité, est le centre d'actions.

En termes de faisabilité, le système ne présente pas de contrainte importante. Seule la formalisation des connaissances est susceptible de demander un certain effort. Etant donné qu'il s'agit d'un travail innovant, les règles de priorité n'existent pas toutes dans la pratique industrielle, or pour la validation du système nous utiliserons le cadre d'actions défini dans le chapitre précédent pour alimenter la base de connaissances. De ce fait, l'extraction des connaissances plutôt que demander l'interlocution avec un expert, admet l'interprétation de l'ensemble d'actions préconisées.

5.5.1 Structure du système proposé

La Figure 52 représente la structure de fonctionnelle du SE proposé. L'application récupère les informations à traiter, normalement ceci est effectué en copiant une table (ou une vue d'une table) de la base de données du système de traçabilité. Nous différencions deux types d'informations en entrée : celles associées à l'ensemble des ordres de livraison en cours, et celles associées aux lots de produits finis. Ces informations passent à travers une interface logicielle, qui après l'inférence, récupère le résultat des affectations Lots – OL's pour le transmettre aux systèmes de traçabilité et ainsi « diriger» les préparateurs vers les bons choix.

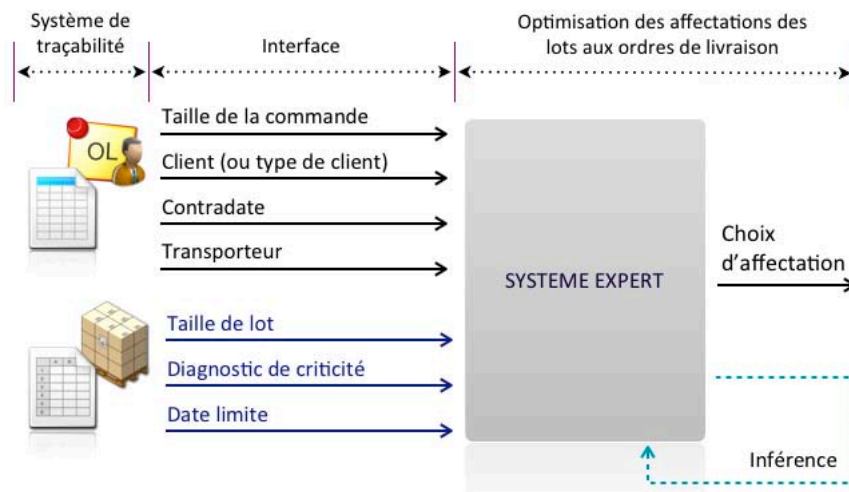


Figure 52 : structure du système expert proposé.

5.5.2 Base de faits

Les faits initiaux du système sont donnés par les variables différenciant les ordres de livraison (taille de la commande, client, contradate et transporteur) ainsi que par celles définissant les articles (taille de lot, criticité, DLC), ces faits déterminent le point de départ des inférences à un instant donné.

La base de faits est réinitialisée à chaque période de préparation de commandes, *i.e.* pour la création de chaque *picking list*. Par conséquent, l'interface du système (étant transparente aux préparateurs) est fondamentale pour le fonctionnement du module. Une fois la base de faits est constituée, le système réalise l'inférence à partir de l'évaluation des règles de répartition et des priorités, afin de déduire d'autres faits

et finalement générer le résultat du choix d'assignation. Le Tableau 13 présente des exemples des faits initiaux et déduits.

FAITS	
Initiaux	L'ordre de livraison No.123 comporte une commande de 100 articles de type ABC000.
	L'ordre de livraison No.123 correspond à un client de type « en développement » (cf. section 4.6.2).
	L'ordre de livraison No.123 impose la contrainte 26/10/2011.
	Le lot No.XYZ000 comporte 300 articles de type ABC000.
	Le lot No.XYZ000 comporte une valeur de criticité de 9 (cf. section 2.8.6).
	Le lot No.XYZ000 comporte une date limite fixée au 22/12/2011.
Déduits	L'ordre de livraison No.123 est « ouvert » (les quantités demandées n'ont pas encore été complétées).
	Le lot No.XYZ000 doit être affecté à un transporteur de type « fiable » (cf. section 4.6.1).
	Les articles du lot No.XYZ000 doivent être envoyés ensemble.
	Le lot No.XYZ111 est « Bloqué » et doit subir des tests sanitaires supplémentaires (cf. Tableau 3 section « stockage produits finis »).
	Le lot No.XYZ999 doit être envoyé vers un client proche géographiquement.

Tableau 13 : exemples des faits initiaux et déduits.

5.5.3 Base de règles

L'objectif de l'inférence consiste à créer des couples Lot-OL dont la contrainte principale est la quantité (par type d'article) imposée par la commande. Les règles d'inférence doivent assurer la cohérence avec les critères de priorité définis dans la section 4.6.1, pour ceci, deux ensembles de règles sont définis : celles du niveau inférieur et celles du niveau supérieur. Les premières traitent les faits initiaux (données d'entrée du système) et les secondes traitent les faits découlent des premières (faits déduits). De ce fait, les règles de niveau inférieur représentent les premières étapes d'inférence, et les règles de niveau supérieur sont plus proches à fournir une solution/conclusion au problème.

La gestion de priorité de notre analyse est effectuée selon la notion de criticité (les valeurs de criticité étant comprises entre 1 et 10). Les règles d'assignation ont été conçues en considérant la variation des criticités dans les différents lots, afin de

commencer l'affectation des lots les plus critiques et en finissant par les lots qui montrent moins de risques. Un extrait de la base de règles est présenté dans le Tableau 14 de base :

NIVEAU	CONDITION		CONSEQUENCE
Inférieur	Si	Le lot a une criticité de 10	Alors Faire des contrôles supplémentaires
	Si	Le lot a une valeur de criticité égale à 6, 7, 8 ou 9	Alors Envoyer le maximum de ses articles ensemble (tous si possible)
	Si	Le lot a une valeur de criticité égale à 1 ou 2	Alors Utiliser ses articles pour compléter des ordres ouvertes
	Si	Le lot a une valeur de criticité égale à 6, 7, 8 ou 9	Alors Lui affecter des transporteurs de type « fiable »
	Si	Le lot a une valeur de criticité égale à 7, 8 ou 9	Alors Envoyer ces articles vers un client proche
	Si	L'OL impose une contrainte le DD/MM/YYY	Alors Lui affecter les lots comportant des DLC avant DD*/MM*/YYYY*
	Si	L'OL correspond à un client de type « bon et régulier »	Alors Lui affecter des lots comportant des criticités 2, 3, 4 ou 5
Supérieur	Si	Les articles du lot doivent être envoyés ensemble et il y a un OL dont la quantité est supérieure	Alors Affecter le lot à l'OL indiqué
	Si	Les articles du lot doivent être envoyés ensemble et il n'y a pas d'OL dont la quantité est supérieure	Alors Affecter le lot à l'OL dont la quantité est la plus proche
	Si	Le lot doit être envoyé vers un client proche et il y a un OL dont le client est proche	Envoyer le maximum d'articles du lot ensemble vers l'ordre indiqué
	Si	Le lot a une valeur de criticité égale à 1 ou 2 et il reste des OL's ouverts	Alors Remplir les ordres indiqués avec les articles du lot

Tableau 14 : exemples de règles pour l'affectation des lots aux ordres de livraison.

L'un des principaux avantages du système proposé est sa flexibilité. Des nouvelles règles peuvent être ajoutées à tout instant, mais seulement si chaque règle est écrite attentivement (considérant les diverses combinaisons de faits) afin de maintenir la cohérence.

5.5.4 Moteur d'inférence du système

L'exécution de la décision commence par le comptage des quantités demandées pour les différents types d'articles, suivi par le repérage des lots correspondants à ces articles. Le système établit un ensemble de faits initiaux pour chaque type d'article, *i.e.* une affectation par article / ligne de commande. Par exemple, pour la préparation de 4 ordres de livraison *A*, *B*, *C* et *D* chacune comportant des commandes de 3 articles différents *x*, *y* et *z* ; le système prendra toutes les commandes du produit *x* (en définissant les faits initiaux associés) et ensuite repèrera les lots de produit *x* présents dans le stock (en définissant les faits initiaux associés), subséquemment il fera l'inférence pour déterminer l'affectation des lots de *x* dans les commandes *A*, *B*, *C* et *D*, avant de répéter ces étapes pour les produits *x*, *y* et *z*.

Le moteur d'inférence proposé, fonctionne selon le chaînage avant. Dans la littérature, aucune de ces deux techniques d'inférence n'est reconnue supérieure à l'autre, cependant il y a des types de problèmes pour lesquels l'une des deux sera la mieux adaptée. L'inférence par chaînage avant est préconisée lorsque le système a pour tâche de recueillir des informations pour déterminer des états successifs et prendre une décision ou déclencher une action (Negrello, 1991), voilà pour quoi nous avons choisi cette méthode. La Figure 53 présente le principe de fonctionnement du moteur d'inférences proposé :

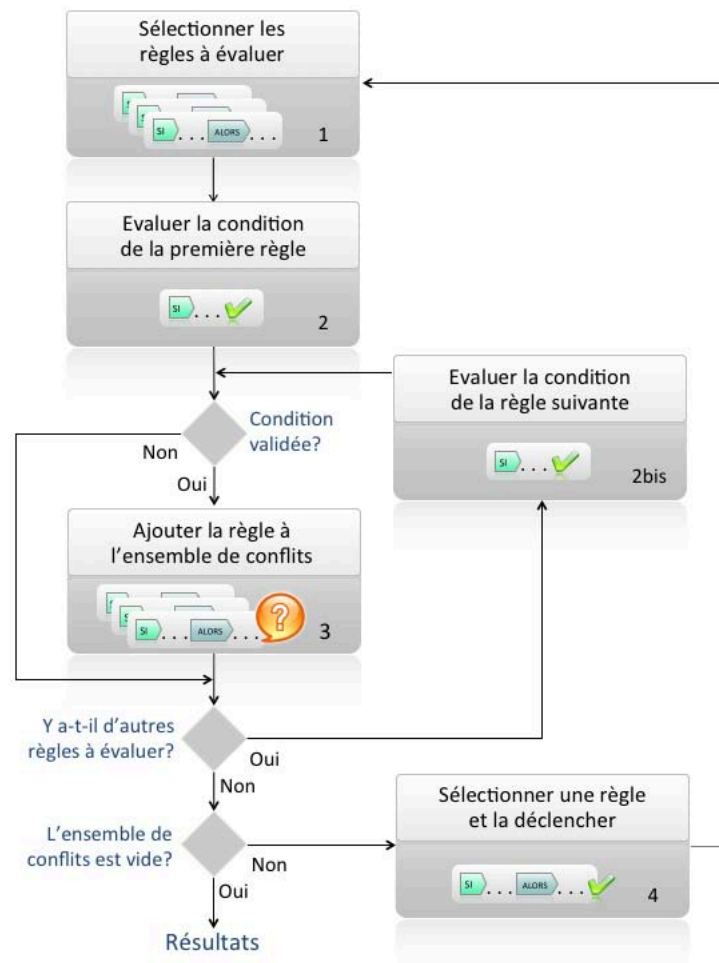


Figure 53 : fonctionnement du moteur d'inférences proposées (chaînage avant).

Dans le par chaînage avant, la stratégie d'inférence est guidée par les données (cf. section 5.2.1.2). Nous proposons donc un schéma dont les règles sont choisies et appliquées en réponse à la base de faits initiaux, *i.e.* l'état des lots et des OL's. Il est possible de faire une sélection des règles à évaluer (étape 1), cela permet d'adapter la stratégie de décision, par exemple, la notion de contradate est beaucoup plus importante dans le domaine agroalimentaire que dans le domaine automobile.

Dans l'ensemble de règles disponibles, nous activons celles dont les conditions sont satisfaites (étapes 2 et 2bis). Ces règles dites « déclenchées » constituent l'ensemble de conflits (étape 3), et la méthode de résolution des conflits, doit en choisir une et l'appliquer (étape 4) afin de vider cet ensemble. Bien que l'ensemble des conflits puisse contenir de nombreuses règles, une seule règle est déclenchée sur un cycle

donné, ceci parce qu'une fois qu'une règle est appliquée, les faits déduits ont potentiellement changé, et l'ensemble de conflits est susceptible d'avoir été modifié.

Dans le cas d'une production homogène et d'un petit ensemble d'ordres de livraison, le processus d'inférence peut être simplifié devenant quasi-algorithmique, mais pour les différentes variations des valeurs de criticité et des commandes clients, les choix d'affectation deviennent plus complexes (Tamayo *et al.*, 2009).

Lorsque toutes les règles ont été évaluées et éventuellement appliquées, le système expert fournit ses choix d'affectation sous la forme d'une matrice, contenant pour chaque lot l'identifiant de l'ordre de livraison qui lui est associé. Comme il est montré dans. S'il existe des lots comportant la valeur maximale de criticité, le système les bloque (préconisant de les envoyer vers des contrôles supplémentaires).

5.5.4.1 Résolution des conflits

La résolution des conflits est la méthode permettant de choisir la règle à déclencher à partir de l'ensemble de règles dont les conditions sont satisfaites (l'ensemble de conflits). L'ensemble des conflits est complété avant de passer à sa résolution (étape 4 dans la Figure 53), ceci admet l'utilisation des valeurs de priorité associées aux règles, *i.e.* connaissant toutes les règles potentiellement applicables, le SE déclenche celle dont la priorité est la plus importante.

Une stratégie très simple pour gérer la priorité, consiste à ordonner les règles dans la base de connaissances selon leur importance afin d'avoir une résolution de conflits par « ordre d'arrivée », *i.e.* déclencher immédiatement la première règle dont la condition est satisfaite. Dans ce schéma, l'ensemble des conflits n'est pas du tout constitué. Etant donné que l'ordre dans lequel les règles sont enregistrées (dans la base de connaissances) détermine la priorité lors de la résolution de conflits, les règles de niveau inférieur doivent apparaître avant celles du niveau supérieur.

5.6 Exemples d'utilisation

Par la suite, nous présentons deux exemples d'utilisation du système développé, afin de montrer à la fois des contextes industriels différents et des tailles de problèmes diverses. Les entrées de chaque inférence seront données par une matrice d'ordres

de livraison et une matrice de stock (*cf.* section 5.5.1). La matrice d'ordres de livraison contient les informations différenciant les ordres selon les critères de priorité d'affectation (définis dans le Tableau 11). Dans les exemples proposés, nous avons quantifié ces critères, afin de les adapter aisément au sein de système de règles, *i.e.* les critères seront présentés selon un chiffrage donné. Cette quantification est présentée dans le Tableau 15.

CRITERE	VALEUR	DETAIL
Numéro de l'OL	De 1 à N	N étant nombre total d'ordres à préparer (pour chaque référence article)
Quantité commandée	De 1 à Q_{max}	Q_{max} étant la quantité maximale en stock
Type de client	1, 2, 3	1 étant un client à faible demande 2 étant un client régulier à petit CA 3 étant un très bon client régulier
Distance géographique	1, 2, 3	1 correspond à une destination proche 2 correspond à une destination intermédiaire 3 correspond à une destination lointaine
Marge par rapport à la contradate	1, 2, 3	1 étant une marge faible (urgence maximale) 2 étant une marge moyenne (urgence normale) 3 étant une marge importante (urgence minime)
Cotation du transporteur	1, 2, 3	Qualification du transporteur en termes de respect des délais, fiabilité, et sécurité. Etant 1 le meilleur et 3 le moins bon.

Tableau 15 : chiffrage des critères de décision dans la matrice d'ordres de livraison.

5.6.1 Exemple 1 : production à taille de lot variable

Ce premier exemple traite une production dont les lots de fabrication sont de taille variable, le type de production préconisé par l'OPT (en anglais : *optimized production technology*, ou techniques de production optimisée) qui apparaît typiquement dans les productions du domaine automobile (Baglin *et al.*, 2005). L'exemple considère la préparation de 6 ordres de livraison avec des quantités aléatoires (nous avons choisi une loi de distribution uniforme pour la génération des valeurs), pour un total de 500 articles demandés, tel qu'il est présenté dans le Tableau 16. Les lots sont nommés ABC001, ABC002, ... , ABC010 (comportant différentes valeurs de criticité) et leurs tailles apparaissent en bleu entre parenthèses dans le Tableau 17.

#OL	QUANTITE	TYPE DE CLIENT	DISTANCE DESTINATION	MARGE CONTRADATE	TYPE DE TRANSPORTEUR
1	68	2	3	2	2
2	64	2	1	3	1
3	112	1	2	3	2
4	60	2	2	2	1
5	98	1	3	2	1
6	98	3	3	1	2

Tableau 16 : liste d'ordres de livraison pour l'exemple 1.

Le système expert doit répartir les articles des lots dans les 6 ordres de livraison selon les critères de priorité présentés dans le chapitre précédent. Nous pouvons distinguer que la commande la plus importante en termes de quantité correspond à l'OL No.3 (112 articles), de plus, nous pouvons remarquer l'importance de l'ordre No.6 étant associé à un « très bon client régulier » ainsi qu'à une destination lointaine. Ainsi il est possible de différencier tous les ordres afin de suggérer des actions adaptées pour une expédition optimale. Le système expert a proposé l'affectation suivante :

		ORDRE DE LIVRAISON						
		0	1	2	3	4	5	6
LOT	ABC 001 (49 _{PF})	0	64	0	0	0	0	0
	ABC 002 (56 _{PF})	0	0	44	0	0	0	0
	ABC 003 (45 _{PF})	0	0	0	51	0	0	0
	ABC 004 (54 _{PF})	0	4	0	0	15	16	26
	ABC 005 (50 _{PF})	0	0	0	0	0	45	0
	ABC 006 (55 _{PF})	0	0	20	0	0	9	24
	ABC 007 (58 _{PF})	24	0	0	0	0	0	0
	ABC 008 (47 _{PF})	0	0	0	0	45	0	0
	ABC 009 (47 _{PF})	0	0	0	61	0	4	0
	ABC 010 (39 _{PF})	0	0	0	0	0	0	48

Tableau 17 : affectation proposée par le système expert pour les données de l'exemple 1.

Cette matrice contient l'information optimisée, qui se présente d'une manière similaire aux résultats données par les algorithmes génétiques (cf. section 3.8), du fait que le système est en train de « répartir » les lots de produits finis dans les

expéditions (à travers les OL's). Cependant dans l'optimisation de la dispersion de matières premières, nous avons un critère unique d'optimisation (la dispersion, cf. Définition 6) et, dans le cas actuel, nous en avons plusieurs (représentés par un nombre important de règles). Toutefois, la notion de dispersion est prise en compte par le système lorsqu'il évite les fractionnements inutiles des lots (de ce fait, nous trouvons un nombre important de « zéros » dans la matrice de résultats). L'une des priorités du SE est de regrouper les articles des lots dont la criticité est élevée, et en cas d'impossibilité, les disperser aussi peu que possible. La Figure 54 affiche ces résultats de manière graphique.

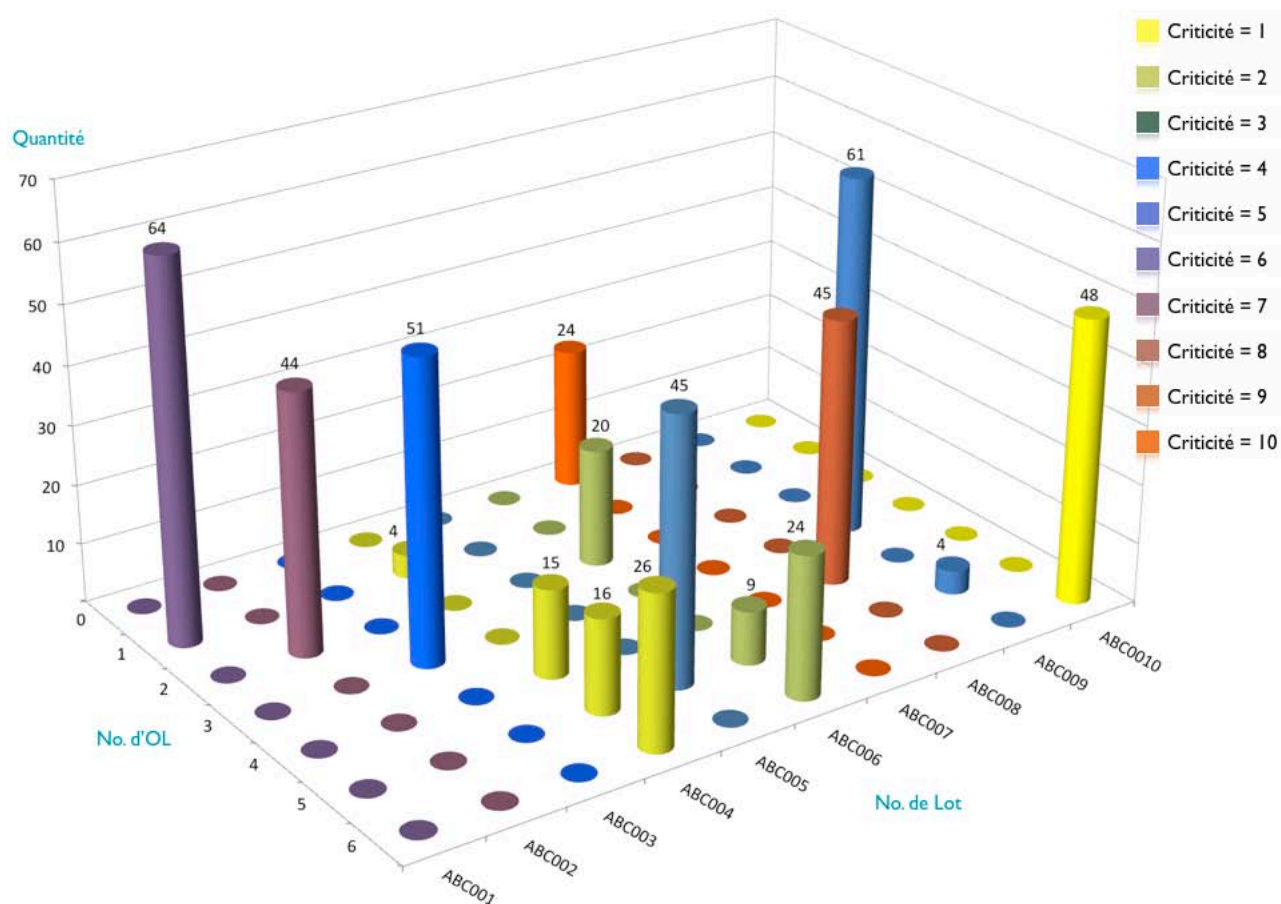


Figure 54 : affectation proposée par le système expert pour la préparation de 6 ordres de livraison avec 10 lots de produits finis de différentes tailles (exemple 1).

Cet allotissement contient les dispositions les mieux adaptées pour atteindre nos objectifs. Pour chaque lot, nous avons des instructions de fractionnement (ou de transfert) et pour chaque ordre de livraison nous avons des instructions d'ajout (ou de transfert).

En analysant ces résultats, nous pouvons constater que l'OL No.6 a été constitué avec des lots dont les valeurs de criticité sont optimales (lots ABC004, ABC006 et ABC010). Le système a « bloqué » le lot ABC007 de criticité 10 (il a été affecté à l'OL « 0 »). Les lots ABC002 et ABC005 (criticité 8 et 9 respectivement) ont été affectés chacun à une seule commande (tous les articles sont partis ensemble). Nous pouvons donc remarquer que dans la répartition le SE a cherché à éviter de découper certains lots (ceux les plus sensibles ABC008, ABC002, ABC001) pour privilégier le fractionnement d'autres (ABC004 et ABC006).

5.6.2 Exemple 2 : production à taille de lot fixe

Cet exemple est présenté pour montrer le fonctionnement du SE dans une préparation à plus grande échelle et pour un système de production à taille de lot fixe, ce qui est représentatif des systèmes agroalimentaires ou de production de masse (Baglin *et al.*, 2005).

#OL	QUANTITE	TYPE DE CLIENT	DISTANCE DESTINATION	MARGE CONTRADATE	TYPE DE TRANSPORTEUR
1	314	1	3	2	2
2	255	2	3	3	2
3	372	3	1	1	2
4	312	3	3	2	1
5	327	1	3	1	3
6	368	2	2	3	3
7	266	3	3	2	1
8	391	1	1	3	2
9	462	1	3	1	3
10	308	1	1	2	2
11	488	3	2	3	3
12	251	1	3	1	3
13	358	1	3	2	1
14	228	3	2	1	1
15	300	2	1	1	2

Tableau 18 : liste d'ordres de livraison pour l'exemple 2.

Nous considérons la préparation de 15 ordres de livraison avec des quantités aléatoires, pour un total de 5000 articles demandés, tel qu'il est présenté dans le Tableau 18. Le stock est constitué par lots de taille constante (400 articles par lot) nommés ABC001, ABC002, ... , ABC013 (comportant différentes valeurs de criticité).

Le système expert a proposé l'affectation suivante :

		ORDRE DE LIVRAISON															
		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
LOT	ABC 001	0	0	0	0	0	0	0	0	0	303	97	0	0	0	0	0
	ABC 002	0	0	0	0	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0	0	300
	ABC 003	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	211	0	189	0	0	0
	ABC 004	0	0	0	0	0	241	0	0	0	159	0	0	0	0	0	0
	ABC 005	0	314	0	0	0	86	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	ABC 006	0	0	0	0	0	0	368	0	0	0	0	0	0	0	32	0
	ABC 007	0	0	0	372	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	28	0
	ABC 008	0	0	0	0	0	0	0	0	391	0	0	0	0	0	9	0
	ABC 009	400	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	ABC 010	0	0	187	0	0	0	0	0	0	0	0	54	0	0	159	0
	ABC 011	0	0	0	0	0	0	0	166	0	0	0	234	0	0	0	0
	ABC 012	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	62	338	0	0
	ABC 013	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	200	0	0	0	0

Tableau 19 : affectation proposée par le système expert pour les données de l'exemple 2.

Nous avons constaté que le système (et en conséquence le processus de préparation de commandes) est sensible à la relation qu'il peut exister entre la taille moyenne des commandes et la taille des lots de produits finis, ceci peut dans certains cas soit faciliter le processus d'affectation, soit le rendre très compliqué.

Dans cet exemple, nous remarquons aussi que le SE a réussi à proposer une répartition comportant une quantité très faible de fractionnements. La Figure 55 montre une affectation bien plus complexe que celle de l'exemple précédent, pourtant nous constatons que, dans la mesure des possibilités, les lots comportant des valeurs de criticité élevées n'ont pas été fractionnés. Ces lots « sensibles » ont

été affectés à des destinations proches ainsi qu'à des clients à faible demande ou à petit CA (ce qui est constaté dans l'affectation des lots ABC008 et ABC009 aux OL's 3 et 8).

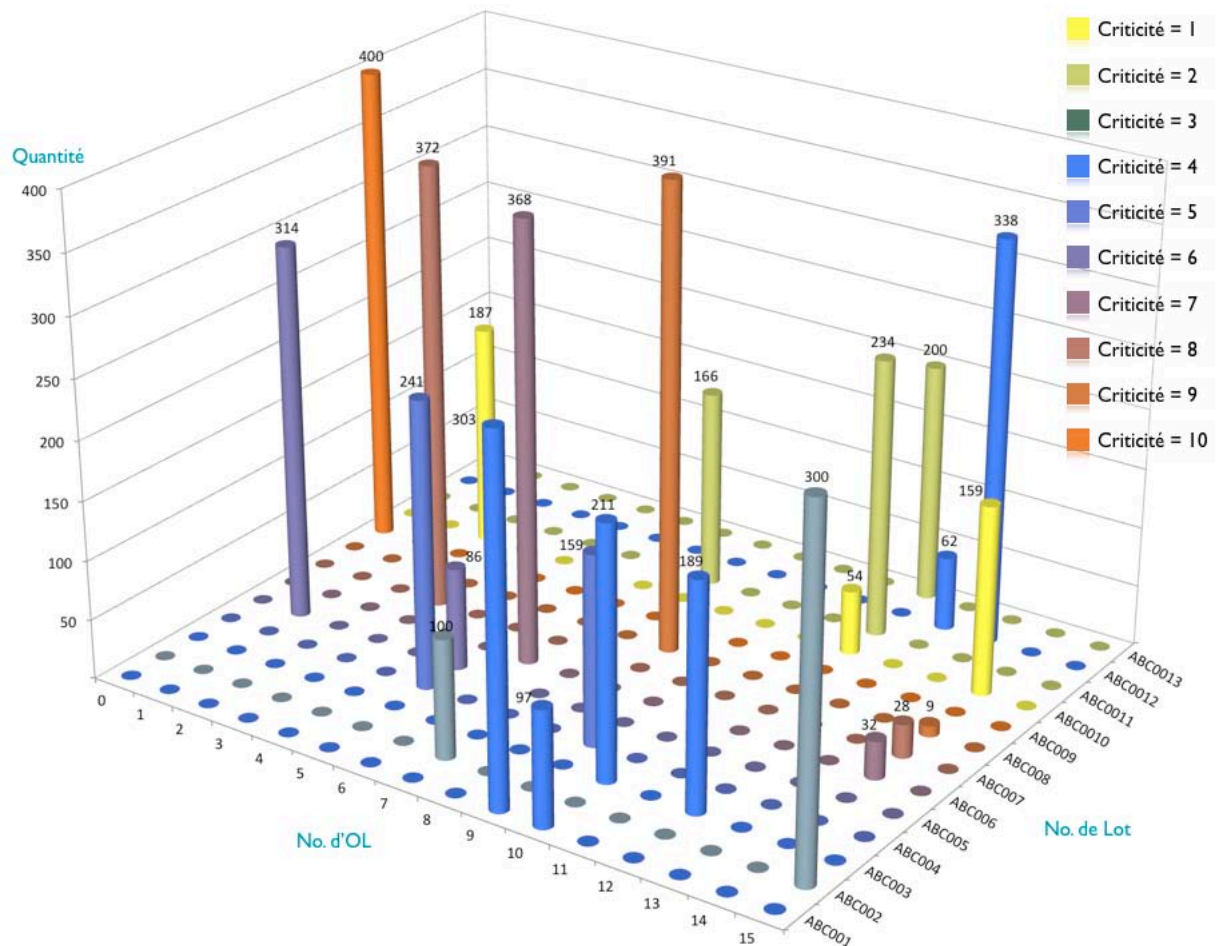


Figure 55 : affectation proposée par le système expert pour la préparation de 15 ordres de livraison avec 13 lots de produits finis de taille fixe (exemple 2).

Dans le cas des ajouts, nous pouvons remarquer que les quantités les plus importantes ont été constituées avec des lots dont la dispersion suggère pas de risques (ainsi l'ordre 11 à été préparé avec les lots ABC010, ABC011 et ABC013).

5.7 Évaluation du système expert vs attribution FIFO

Pour bien évaluer la performance du système proposé, il est important de comparer son résultat d'affectation avec celui d'une affectation réelle. Nous proposons donc un comparatif en termes de résultats entre la sortie du système expert et une affectation FIFO (la méthode la plus utilisée dans l'industrie alimentaire). Pour ce

faire, une quantité de lots de fabrication a été considérée ainsi qu'un ensemble d'ordres de livraison. Le choix d'expédition a été fait à deux reprises : d'abord avec le système expert (en considérant la valeur de criticité donné dans le diagnostic, cf. section 2.5.1) et ensuite en utilisant le critère FIFO (sans prendre en compte la criticité). En conséquence, deux listes différentes d'affectation ont été obtenues pour être évaluées. Plusieurs cas de crise ont été simulés (50 itérations) et la quantité de produits rappelés a été comptée pour chaque méthode afin de proposer une comparaison (FIFO vs Système Expert).

La Figure 56 illustre la différence entre quantités rappelées en cas de crise, selon les deux critères utilisés, pour l'expédition de 2000 articles (10 lots de 200 produits) répartis entre 8 ordres de livraison, avec une probabilité de crise de 0.15%, les crises ont été simulées de manière aléatoire sur 50 itérations. La surface formée par les rappels du système expert est considérablement moins importante que celle du FIFO.

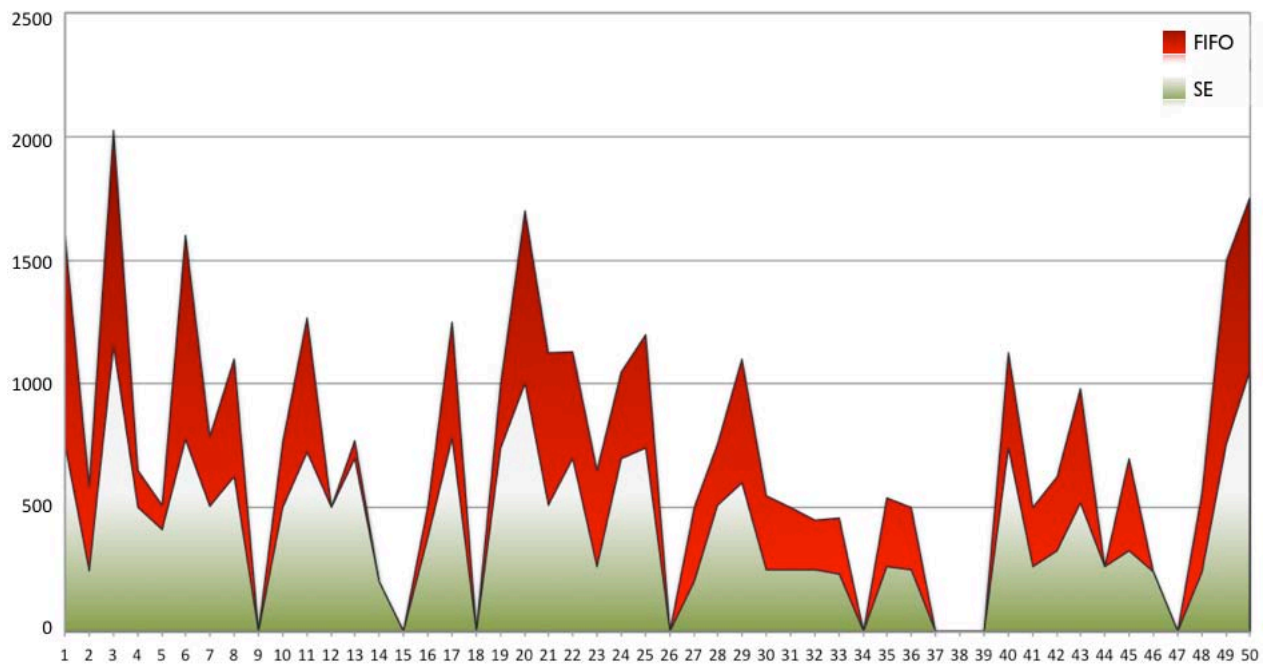


Figure 56 : comparatif entre le nombre de lots rappelés selon les deux critères de choix d'expédition (FIFO et SE). Pour l'expédition de 2000 articles (10 lots de 200) répartis entre 8 Ordres d'Expédition, avec une probabilité de crise de 0.15% (évaluation aléatoire sur 50 itérations)

En particulier, lorsque le rappel est important, l'impact considérable de la mise en œuvre de cet outil d'aide à la décision est clairement identifiable. Cela peut être constaté dans les rappels de la troisième itération, où pour l'expédition FIFO il faut

rappeler le 100 % des produits tandis que pour l'expédition réalisée avec le SE, il faut rappeler 57.6% des produits.

Dans le cas illustré par la Figure 56, chaque itération étant considérée comme une livraison, dans certaines expéditions, il n'y a pas de crise (itérations 9, 15, etc.), dans quelques unes les quantités rappelées sont identiques (itérations 12, 14, etc.), mais pour beaucoup d'autres (le plus grand nombre des cas) le résultat en nombre de produits rappelés est largement amélioré par l'utilisation du système expert. Il est donc possible d'obtenir une image globale de l'effet d'une répartition intelligente.

Afin d'examiner un large éventail de cas, nous proposons un plan d'expériences : cette procédure a été effectuée pour diverses quantités d'articles (1000, 2000 et 3000) qui ont été distribués entre différents ensembles d'ordres de livraison (8, 12 ou 20), ceux derniers comportant des quantités demandées déterminées aléatoirement et avec des probabilités de crise de 0,05%, 0,10% et 0,15% proportionnelles aux valeurs de la criticité de la production. Les résultats sont présentés dans le Tableau 20.

	#OL	P = 0,05%			P = 0,10%			P = 0,15%		
		FIFO	SE	GAIN	FIFO	SE	GAIN	FIFO	SE	GAIN
1000	8	28.2	23.2	17.5	50.8	34.1	32.8	78.7	59.6	24.2
	12	11.3	9.8	13.4	35.6	21.8	38.9	41.6	34.8	16.4
	20	19.4	14.2	26.7	21.5	18.9	12.1	40.2	32.4	19.3
2000	8	143.4	88.4	38.4	234.0	182.3	22.1	273.3	209.6	23.3
	12	85.5	64.8	24.2	213.9	177.6	17.0	292.2	261.6	10.5
	20	60.6	51.0	15.9	113.4	97.7	13.9	200.8	176.1	12.3
3000	8	227.0	184.5	18.7	634.4	468.5	26.1	768.0	516.2	32.8
	12	164.0	146.6	10.7	249.4	170.2	31.7	529.0	429.5	18.8
	20	151.9	137.2	9.6	186.1	145.4	21.9	365.5	274.1	25.0
				19.5%	24.1%			20.3%		

5.7.1 Discussion

Pour chaque configuration quantité / nombre d'ordres de livraison / probabilité de crise, le nombre de produits rappelés est mesuré pour les deux systèmes d'affectation FIFO et ES, dans chaque cas, le rapport du bénéfice obtenu par le SE est démontré. Les résultats obtenus montrent un gain important pour chacune des combinaisons, pour certains types d'expédition le système permettrait de rappeler 38.9% moins d'articles que l'expédition FIFO (en moyenne), ce qui montre une amélioration significative de la distribution (en termes de lots rappelés) lorsqu'elle est faite par le système expert.

Le système expert développé utilise l'information produite dans le diagnostic de criticité proposé dans la première partie de ce mémoire (information résultante des algorithmes génétiques et des réseaux de neurones, cf. sections 2.8 et 3.8). Nous avons prouvé que la structuration des connaissances dans les niveaux hiérarchiques constitue un excellent point de départ pour la prise de décision dans les points de transformation. Les informations obtenues grâce à des systèmes de traçabilité, permettent de construire une base de faits robuste permettant l'utilisation de règles orientées sur divers axes d'optimisation. La comparaison du système expert avec le méthode FIFO donne des résultats très intéressants, mais pour obtenir des meilleures configurations d'affectation, il serait nécessaire d'avoir une définition plus fine dans la base des règles, en adaptant la gestion des priorités (dans notre cas, l'ordre d'écriture des règles dans la base) aux différentes configurations de préparation telles que les différentes tailles de lot et la variabilité de la production en termes de criticité.

5.8 Prise en compte de l'incertitude

L'ensemble de connaissances que nous avons généré, nous a permis d'obtenir un outil de référence. Bien que l'outil ait donné des résultats très positifs à l'égard de la minimisation de la taille des rappels, les connaissances peuvent comporter des imperfections importantes. Ainsi, nous trouvons très intéressant et utile, l'intégration d'un outil permettant de représenter l'imperfection et l'incertitude de notre modèle expert.

Nous avons constaté que le plus grand avantage du système proposé, porte sur l'optimisation des transformations avant l'expédition, *i.e.* éviter de fractionner des lots de produits finis autant que possible, et effectuer les ajouts avec ceux qui comportent moins de risques. Dans ce contexte, le système a montré une sensibilité importante aux variations de la taille des lots et de la taille des commandes, ce qui pour certains cas, a signifié une limitation due à la simplicité dans la définition des règles. Par exemple, les articles d'un lot comportant une criticité élevée doivent être envoyés ensemble, mais les quantités des OL's ne le permettant pas, le système déduit que le lot doit être découpé et envoyé vers des clients « proches », puis l'affectation est faite avec le premier ordre dont le client est « proche », sans avoir la capacité de choisir celui qui est « le plus proche » (ce qui conviendrait d'avantage). Par conséquent, les faits et les règles sont parfois vagues, empêchant le système de considérer certaines combinaisons d'affectations.

La plus grande limite du système porte donc sur l'incertitude lié au chiffrage des entrées (faits associés aux lots et aux OL's). Dans nos exemples, nous avons proposé ce chiffrage suivant un ordre logique (*cf.* Tableau 15) et nous l'avons évaluée dans notre plan d'expériences, néanmoins les règles que nous avons définies traitent les faits de manière discrète, donc les possibles manques d'exactitudes sur la quantification de nos entrées sont propagées tout le long de l'inférence.

Dans le chapitre suivant, nous aborderons cette notion d'incertitude avec plus de détails.

5.9 Conclusions du chapitre

Les systèmes experts, ou systèmes à bases de règles, sont des outils qui cherchent à reproduire les décisions d'un expert dans un domaine précis, ces systèmes ont trouvé des applications avec un succès important dans le monde industriel. Ils se basent sur l'hypothèse que les connaissances peuvent être représentées sous forme de règles et de faits. Dans ce chapitre, nous avons proposé l'utilisation de ce type de systèmes pour l'optimisation des affectations des lots de produits finis aux ordres de livraison. Dans ce contexte les faits sont déterminés par les caractéristiques définissant les différents lots en stock (taille de lot, criticité, DLC) et les différents

ordres de livraison (taille de la commande, type de client, distance de destination, marge par rapport à la contrainte et type de transporteur). Les règles d'inférence pour l'affectation, ont été créées selon les critères de priorité définis dans la section 4.4, qui portent sur quatre axes principaux : garantir la bonne qualité des produits, minimiser la taille des rappels, faciliter les procédures de rappel, et diminuer les impacts commerciaux des problèmes de non-qualité et des rappels.

Le moteur d'inférences du système proposé, réalise ses inférences « en avant », avec une gestion de conflits par ordre de priorité, de ce fait, chaque règle est classée dans la base de règles selon sa priorité.

Cet outil d'optimisation des affectations des lots de produits finis aux ordres de livraison, utilise les informations produites dans le diagnostic de la production (première partie de ce mémoire) pour améliorer les choix d'expédition des produits. Nous avons constaté que la structuration des connaissances en niveaux hiérarchiques constitue un excellent commencement pour la prise de décision (dans les systèmes proposés les règles ont été définies en deux niveaux). L'apprentissage d'information, grâce aux systèmes de traçabilité, nous permet de construire des bases de règles et de faits de plus en plus riches, il faudrait cependant que les règles prennent en compte l'incertitude liée à ces informations.

Le fonctionnement du système présenté a été illustré dans deux exemples d'affectation, pour les systèmes de production à taille de lot fixe et variable. Ensuite, un plan d'expériences a été effectué afin de mesurer les améliorations données par le système par rapport à une affectation réalisée selon le critère FIFO, le critère de comparaison a été le nombre de produits rappelés pour une probabilité de crise donnée. Les affectations ont été effectuées en utilisant le système expert et le critère FIFO pour différentes combinaisons de « quantité d'articles à préparer », « nombre d'ordres de livraison » et « probabilité de crise ». Un nombre considérable de tests indépendants a été effectué et le nombre moyen de produits rappelés a été mesuré. Pour chacune des combinaisons d'évaluation le résultat en nombre de rappels a été amélioré par l'utilisation du système expert.

L'un des points forts du système présenté porte sur le fait que le système de préparation a déjà accès aux informations de traçabilité. Il permet de donner des

instructions aux préparateurs, puis le système expert, trouve sa place de manière transparente aux types de préparation existants. D'ailleurs, le SE assure la gestion simultanée de nombreuses informations (et contraintes), tout en donnant une explication « logique » des décisions et actions exécutées.

Un autre point fort vient de la possibilité d'utiliser le système comme outil d'analyse et de simulation. Par exemple, il est possible d'évaluer le résultat en termes de rappels, selon la variation des règles d'inférence (activation, niveau de priorité, création de nouvelles règles). En tant qu'outil d'analyse et de pilotage, le système expert permet d'optimiser les choix de taille de lot, étant donné qu'il génère les instructions nécessaires pour obtenir les fractionnements minimaux et satisfaire un carnet de commandes avec une taille de lot donnée. Ou bien, il permet d'évaluer le résultat en termes de nombre de fractionnements des lots (ou d'ajouts de lots) par rapport aux variations de la taille de lot de produits finis. Dans cette approche, le système peut devenir quasiment une méthode d'optimisation de la taille de lots.

Les points sensibles du système sont associés aux limitations dans la formalisation des connaissances ainsi qu'à l'incertitude dans les faits. Les règles d'inférence, manquant de finesse pour identifier les variations dans les entrées (par l'instant quantitatives), ne trouvent pas toujours les meilleures configurations d'affectation (pour en choisir d'autres plus évidentes).

Chapitre 6

Prise en compte de l'incertitude dans l'affectation des lots aux ordres de livraison.

6.1 Organisation du chapitre

Ce chapitre aborde la problématique liée au traitement de l'incertitude dans le système expert proposé. C'est pourquoi, nous commençons par une définition de la notion d'incertitude, pour ensuite réaliser une brève présentation des principaux outils permettant de prendre en compte l'incertitude au sein des systèmes experts. Cela oriente notre choix vers la logique floue. Nous présentons une introduction à ce type de raisonnement, en abordant les concepts fondamentaux associés à la logique floue. Nous allons ainsi présenter le lien entre cette logique et les systèmes experts, pour introduire le concept de système expert flou (SEF). Un état de l'art sur l'utilisation de ces systèmes est ensuite proposé, ce qui permet de valider le choix de la logique floue, pour le traitement des incertitudes au sein de notre système. De ce fait, nous passons à la présentation de l'approche proposée, en définissant les variables floues qui remplacent les entrées du système expert classique, le schéma de fonctionnement de l'inférence du nouveau système et les règles floues proposées. Ensuite, le SEF développé est évalué en reprenant les exemples du chapitre précédent. Pour finir, nous proposons des tests de validation, afin de comparer les résultats d'affectation obtenus avec le système proposé, par rapport à un système expert classique et à la méthode FIFO. Les résultats de ces tests montrent un gain remarquable en termes de stabilité, notamment lorsque la complexité de la préparation est importante.

6.2 Notion d'incertitude

L'objectif principal de ce chapitre consiste à proposer une amélioration de l'affectation pour la préparation de commande, même si les entrées du système ne peuvent être estimées qu'à partir de prédicats vagues, ou lorsque ces entrées sont incertaines. Nous avons constaté que la logique classique est limitée à l'égard de

notre problème. Par exemple, un écart faible entre les quantités commandées par client donné, peut faire basculer notre perception de lui en tant que « client à faible demande », « client à petit CA » ou « très bon client », ce qui contraint fortement la gestion des affectations qui lui sont associées. De ce fait, n'ayant que quelques niveaux de segmentation des clients notre analyse est biaisée et nous risquons de déduire des conclusions erronées.

Les systèmes experts peuvent effectuer des inférences logiques en utilisant le chaînage avant ou arrière (cf. section 5.2.1.2), et ceci à partir d'une base de faits et d'une base de connaissances, considérées comme exactes. Cependant, dans nombreuses applications réelles, les informations codées dans le SE peuvent être aléatoires, *i.e.* elles peuvent avoir un degré de véracité.

Pour présenter la notion d'incertitude associée aux systèmes experts, nous adaptons les définitions de (Castillo et Alvarez, 1990 ; Jackson, 1998 et Hop good, 2001) :

Incertain : manque d'exactitude et de véracité. Une règle peut être incertaine si pour des prémisses vraies l'aboutissement vers la conclusion n'est pas toujours assuré. Un fait peut être incertain dans le sens où on n'est pas sûr de sa valeur de vérité. Et le langage de description peut être incertain s'il utilise des termes vagues.

Définition 9

Si nous parlons, par exemple, d'un réservoir d'eau avec un capteur de niveau, nous pourrions énoncer la règle suivante : « **si** la sortie du capteur est faible **alors** le niveau d'eau est faible ». Néanmoins, il est constatable qu'un faible niveau d'eau dans le réservoir n'est pas la seule explication possible pour une sortie faible du capteur. Une autre cause possible pourrait être que le flotteur monté sur le capteur est bloqué. Puis, tenant compte de l'incertitude liée à cette règle, il vaut mieux dire que **si** la sortie du capteur est faible, **alors** le niveau d'eau est **probablement** faible. Le fait d'avoir une sortie du capteur faible peut être aussi incertain, si la source de cette information n'est pas totalement fiable. Ici, nous ne pouvons pas être absolument sûrs que la sortie du capteur est faible, car cette information repose sur un compteur pour mesurer la tension. Et de la même manière, le langage est incertain par rapport

à la notion d'une sortie du capteur « faible ». En supposant que la sortie est une tension, nous devons examiner si « faible » correspond à 1mV, 1V ou 1kV.

Il est important de distinguer ces sources d'incertitude, car elles doivent être traitées différemment (Hopgood, 2001). Il y a des situations qui sont vraiment aléatoires et dont l'issue, bien qu'incertaine, peut être anticipée sur une base statistique.

6.2.1 Traitement de l'incertitude

Deux grandes approches sont distinguées dans le traitement de l'incertitude (Hopgood, 2001 ; Siler et Buckley, 2006), la première catégorie comprend les approches statistiques, dont la plus utilisée est *l'inférence bayésienne* (en anglais : *bayesian updating*). La deuxième catégorie comprend la théorie des possibilités, aussi appelée *logique floue*. Dans le Tableau 21 nous présentons un comparatif entre ces deux approches :

	INFERENCE BAYESIENNE	LOGIQUE FLOUE
Avantages	Le fonctionnement est basé sur un théorème statistique prouvé.	Le fonctionnement est basé sur une théorie permettant de représenter mathématiquement l'imprécision relative.
	Moyennement facile à implémenter. L'utilisateur fournit des valeurs pour la probabilité des faits étant donné une hypothèse plutôt que l'inverse.	Facile à implémenter. L'utilisateur fournit ses connaissances (linguistiques) en tant qu'opérateur du processus.
	Nécessite des probabilités déductives généralement faciles à estimer. Les preuves (pour et contre) associées à une hypothèse peuvent être combinées dans la même règle en utilisant des poids d'affirmation et de négation.	Nécessite des règles simples pour la maîtrise des systèmes avec un comportement complexe (fortement non linéaire et difficile à modéliser), ainsi que pour des processus rapides.
	Système pouvant évoluer dans le temps. La probabilité d'une hypothèse peut être mise à jour selon la variation des faits.	Système pouvant évoluer dans le temps. Les règles et les faits peuvent être facilement modifiés.
Inconvénients	La probabilité d'une affirmation doit être soit connue soit devinée. Puis, cette probabilité ne représente rien par rapport à la précision de l'affirmation.	Le système manque de directives précises pour la conception d'un réglage (choix des grandeurs à mesurer, détermination des inférences, etc.).
	Difficultés théoriques. L'hypothèse d'Indépendance entre les faits est souvent infondée. De même l'interpolation linéaire pour les traiter n'est pas mathématiquement justifiée.	Difficultés théoriques. Il est difficile de démontrer la stabilité du système. De même la cohérence des inférences non est garantie <i>a priori</i> (par l'apparition de règles contradictoires).
	Système pouvant être limité. Avec des représentations basées sur coefficients de probabilité, il ne peut pas représenter la notion de vérité absolue.	Système pouvant être limité. Avec le fonctionnement non linéaire, il est possible d'entrer dans des cycles limites.

Tableau 21 : comparatif entre les systèmes d'inférence bayésienne et les systèmes de logique floue. Sources (De Mathelin *et al.*, 1993 ; Hopgood, 2001 ; Becker *et al.*, 2007).

L'inférence bayésienne est une technique de manipulation de l'incertitude qui est générée à partir des variations statistiques ou aléatoires. La logique floue modélise l'imprécision dans l'usage des descriptions. La technique bayésienne peut être appropriée pour mesurer la probabilité d'une hypothèse, mais elle ne dit rien sur le sens de l'hypothèse (Zadeh, 1965).

6.2.2 Incertitude et optimisation des choix en préparation de commandes

L'approche des systèmes utilisant l'inférence bayésienne est essentiellement différente de ceux utilisant la logique floue : les réseaux bayésiens s'attachent à la prise en compte de faits précis, mais incertains, alors que la logique floue s'intéresse

à la modélisation de faits imprécis (Becker *et al.*, 2007). Pour améliorer le système proposé dans cette étude, nous envisageons l'utilisation de cette dernière.

La théorie des possibilités, ou la logique floue, permet de remédier la troisième forme d'incertitude, *i.e.* détailler le langage vague, pour définir les connaissances de manière précise, ce qui jusqu'à là, limite la précision de l'inférence au sein du système proposé. Nous constatons l'intérêt de faire entrer l'approche floue dans la prise de décisions lors des transformations en préparation, pour lesquelles les informations disponibles peuvent être imprécises, incertaines et parfois qualitatives. Le « savoir faire » sous forme de règles d'inférences, constitué dans le chapitre précédent reste valable, mais sera adapté pour le traitement des nouvelles variables floues.

6.3 Introduction à la logique floue

Les premières idées d'une logique d'inférence autre que la booléenne sont apparues aux Etats Unis dans les années 1940 autour de la notion d'incertitude, mais c'est en 1965 que le concept « d'ensemble flou » (en anglais *fuzzy set*) a été proposé par Zadeh. L'ensemble flou définit une classe d'objets dont les éléments ont des degrés d'appartenance (Zadeh, 1965), *i.e.* un élément peut plus ou moins appartenir à un certain ensemble, ce qui permet de modéliser les imprécisions et les incertitudes, ainsi qu'effectuer des raisonnements avec une flexibilité que ne permet pas la logique classique. Ces raisonnements associant un niveau de fiabilité à une variable logique, permettant d'aborder le domaine de l'incertain, incarnent ce que nous appelons aujourd'hui « logique floue » (en anglais *fuzzy logic*). La logique floue est donc née du constat qu'un grand nombre de données ne peut pas être représenté à l'aide de variables booléennes (qui ne peuvent prendre que deux valeurs : 0 ou 1).

Des nombreuses applications de la logique floue ont été développées dans divers domaines où aucun modèle déterministe n'existe, ainsi que dans des situations pour lesquelles l'imprécision sur les données rend les décisions par des méthodes classiques impossibles. Notamment pour les problèmes d'analyse en temps réel, les processus de dynamique rapide et les systèmes de contrôle/commande en général.

Les premières applications ont été développées en Europe vers 1975, mais c'est au Japon vers la fin des années 1980 que la logique floue s'est largement diffusée (Borne *et al.*, 1998), lorsque l'industrie japonaise a développée des produits pour le grand public à base de logique floue.

Dans le Tableau 22 nous récapitulons quelques propriétés fondamentales de la logique floue (Zalila, 1993 ; Bourlier et Sperandio, 1995 ; Balmissse, 2002 ; Zalila *et al.*, 2008) :

PROPRIETE	CARACTERISTIQUES
Intelligibilité	La logique floue est principalement basée sur l'emploi de règles linguistiques décrivant l'expertise et le savoir-faire des experts. Cela simplifie la définition de modèles descriptifs et qualitatifs des processus.
	Par sa lisibilité et sa similarité avec le langage naturel, le formalisme des règles floues facilite le dialogue entre ingénieurs, cognitivistes, experts et utilisateurs dans le cadre d'un système à forte interaction pluridisciplinaire.
Localité	Chaque règle modélise le comportement de l'expert (ou de l'agent décisionnaire) face à une situation donnée. Puis, la modification du comportement pour une situation donnée, se fait en modifiant règles locales spécialisées dans sa description.
	Une modification locale n'engendre pas de changement global dans le comportement du système. Ceci permet au concepteur de « réparer » (ou « affiner ») localement le système pour l'adapter à l'analyse de certaines situations.
Justification	Il est possible de tracer le chemin utilisé par le système flou pour atteindre une décision finale en partant des entrées (pour cela, il suffit lister les règles qui ont été déclenchées ainsi que leurs degrés d'activation).
	La mesure de possibilité remplace celle de probabilité lorsque le système doit évaluer l'occurrence d'un événement sur lequel il possède peu de données historiques ou des données de mauvaise qualité. De ce fait, la validation du modèle flou s'en trouve facilitée.
Granularité	Il est possible de fixer la taille du « grain de connaissance » que le système manipule. <i>i.e.</i> fixer, dans le maillage de l'espace de décision, la taille de la maille correspondant à chaque règle floue. Deux approches sont possibles : soit augmenter le nombre d'entrées présentes dans la partie conditions de la règle (et ainsi modéliser de manière plus détaillée tous les éléments sur lesquels reposent des différences de prise de décision), soit affiner localement une règle (en la remplaçant par un groupe de règles plus spécialisées).
Simplicité dans la mise en place	Chaque règle peut être décrite de manière imprécise, incertaine ou subjective, ce qui facilite la programmation. En plus, l'architecture du système flou étant simple, entraîne une grande flexibilité et des faibles besoins de maintenance.
	La manipulation de règles non précises peut générer un nombre d'erreurs non négligeable. La mise en place d'un système flou nécessite donc une attention particulière lors de la phase de test.

Tableau 22 : récapitulatif des propriétés fondamentales de la logique floue.

Contrairement à l'approche des réseaux de neurones artificiels (*cf.* section 2.6) qui construit des modèles de type boîte noire, la logique floue permet de maintenir les propriétés d'intelligibilité, de localité, de justification et de granularité, tout en offrant une grande souplesse dans la mise en place des systèmes, même en l'absence de connaissance a priori, *i.e.* les historiques « d'exemple » ne sont pas nécessaires.

Nous pouvons affirmer que la logique floue cherche à formaliser et à mettre en œuvre la façon de raisonner d'un être humain. En ce contexte, elle peut être classée dans le domaine de l'intelligence artificielle. Elle permet de modéliser ainsi que représenter l'expertise dans un domaine, avec une prise en compte de l'incertitude à la fois robuste et simple (Sugeno, 1985). De cette manière, la théorie du flou est un outil adapté pour étendre la capacité du système proposé dans le chapitre précédent.

6.3.1 Concepts fondamentaux

6.3.1.1 Logique booléenne et logique floue

Bien que la notion d'ensemble soit à l'origine de nombreuses théories mathématiques, elle ne permette pas de représenter certaines situations simples et fréquemment rencontrées. Par exemple, parmi les personnes il est facile de définir l'ensemble des clients. Par contre, il sera plus difficile de définir l'ensemble des clients « bons », cette notion étant graduelle. La théorie des ensembles flous admet ce type de représentation. Tel qu'il est montré dans la Figure 57 le contour de chaque ensemble flou n'est pas « net », mais « flou » ou « graduel ». Pour l'exemple de la figure, selon l'approche classique le point *m* appartient bien à l'ensemble *A*, mais le point *n* n'appartient pas, tandis que selon l'approche floue, le point *n* appartient « partiellement » à l'ensemble *A*.

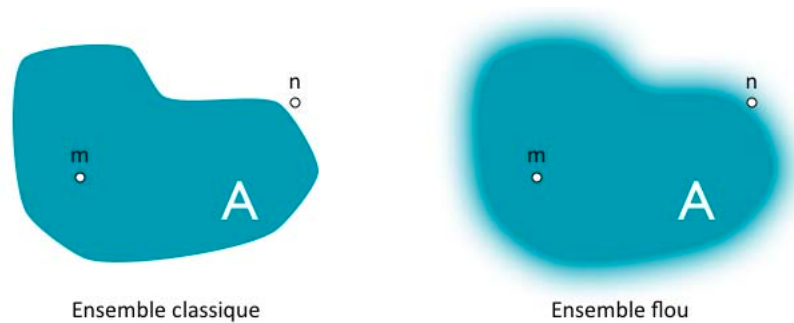


Figure 57 : comparaison entre ensemble classique et un ensemble flou.

Suivant le cas présenté dans la section précédente, peut-on considérer qu'un client de type 3 (cf. Tableau 15) est un très bon client? N'est-il pas ni vraiment très bon, ni vraiment mauvais mais tout simplement entre les deux ?

Pour répondre à ce type de question, la logique floue considère la notion d'appartenance d'un objet à un ensemble non plus comme une fonction booléenne mais comme une fonction qui peut prendre toutes les valeurs entre 0 et 1.

Dans le cadre de la logique booléenne (ou classique), il est nécessaire d'introduire un seuil correspondant à la valeur limite des ensembles. Dans le groupe des clients, une limite va déterminer si le client est moyen ou très bon (voire Figure 2), par exemple cette limite peut être définie par rapport au montant : somme des quantités commandées cumulées sur une période (cf. section 4.6.2.2).

La logique floue introduit la notion de continuité entre les états. Le passage de vrai à faux est progressif, ce qui permet de déterminer un degré d'appartenance à l'un ou l'autre état (Figure 58).

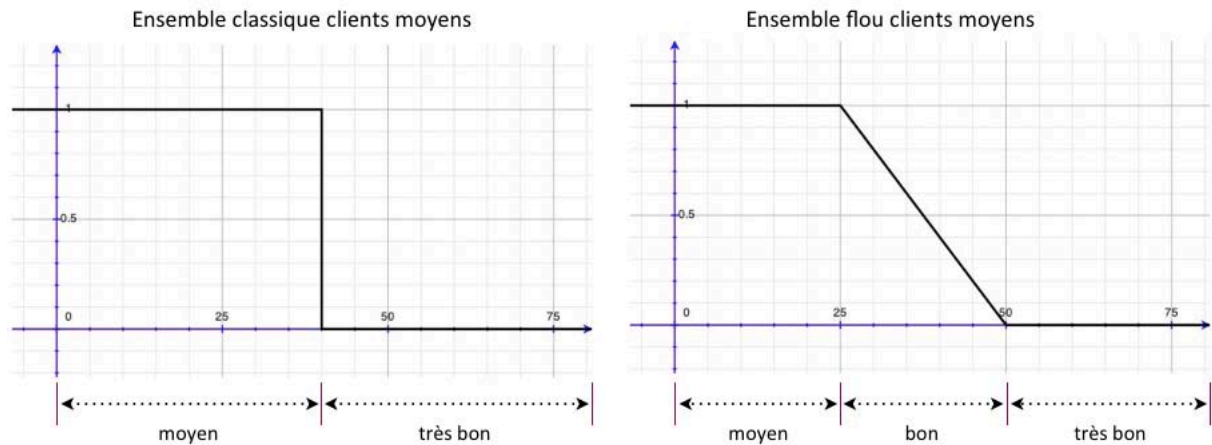


Figure 58 : définitions booléenne et floue d'un homme « jeune ».

Par exemple, si nous constatons qu'un client a passé 30 commandes, nous pouvons dire qu'il s'agit plutôt d'un client bon que régulier, sans pour autant affirmer qu'il s'agit d'un client très bon.

6.3.1.2 Fonction d'appartenance

Mathématiquement parlant, un ensemble flou A défini sur un univers U est caractérisé par la fonction d'appartenance μ_A , qui correspond à la « fonction caractéristique » en logique classique (Chevrie et Guély, 1998). L'Equation 20 présente la fonction d'appartenance caractérisant l'ensemble A .

$$\mu_A: U \rightarrow [0,1]$$

Equation 21

Le résultat de la fonction d'appartenance d'une proposition x , aussi appelé « degré de vérité » de x , sera noté $\mu_A(x)$. L'ensemble flou A est donc défini par :

$$A = \{x, \mu_A(x) | x \in X\}$$

Equation 22

Par exemple, le terme flou « client moyen » peut être caractérisé par :

$$\{(25,1), (30,0.8), (35,0.6), (40,0.4), (45,0.2), (50,0)\}$$

Plusieurs ensembles flous peuvent être définis sur la même variable. Dans notre exemple, les ensembles « client moyen », « client bon » et « client très bon » sont des notions sur le montant commandé, explicitées par une fonction d'appartenance, tel qu'il est présenté dans la Figure 59 :

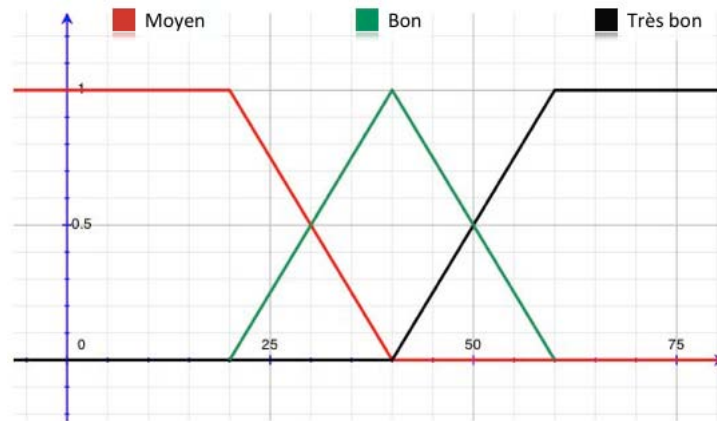


Figure 59 : partition floue avec trois classes de clients.

Les fonctions d'appartenance peuvent théoriquement prendre n'importe quelle forme, mais de manière générale, quatre types principaux de fonctions sont identifiés : les « fonctions linéaires par morceaux », les « courbes sigmoïdes », les « fonctions de distribution gaussienne » et les « courbes polynomiales quadratiques et cubiques » (Dubois et Prade, 1980 ; Buckley et Jowers 2006).

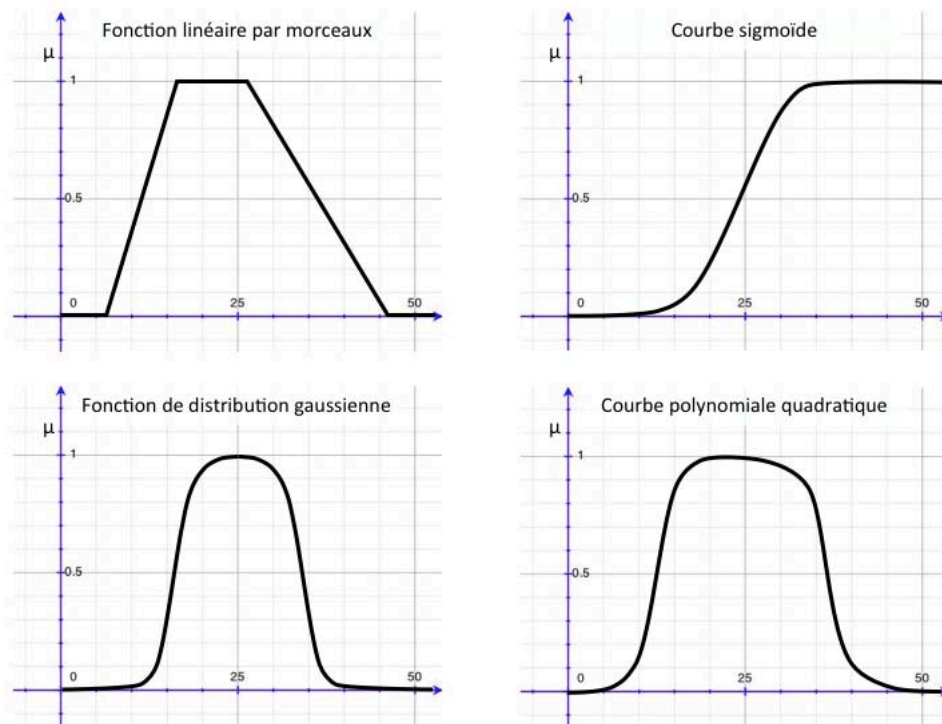


Figure 60 : principaux types de fonctions d'appartenance.

Dans la pratique, les fonctions d'appartenance « linéaires par morceaux » sont les plus utilisées, ceci en raison de leur simplicité (Chevrie et Guély, 1998). Souvent configurées en forme de triangle ou de trapèze, elles comportent des points permettant de définir aisément les zones où la notion est « vraie », ainsi que les zones où elle est « fausse », ce qui simplifie le processus de formalisation de l'expertise.

Dans certains cas, les fonctions d'appartenance peuvent être égales à 1 pour une seule valeur de la variable et égales à 0 ailleurs, et prennent alors le nom de « singletons ».

6.3.1.3 Opérateurs logiques flous

Ces opérateurs permettent d'effectuer des opérations logiques entre notions floues, *i.e.* de faire des calculs sur des degrés de vérité. Trois opérateurs principaux sont définis : intersection, union et complément (ou négation). Bien qu'il existe de nombreuses variantes dans ces opérateurs, les plus répandus sont ceux dits « de

Zadeh » (Dubois et Prade, 1980 ; Kasabov, 1998, Malek, 2008), que nous présentons par la suite :

- **Intersection** : représentée par l'opérateur logique « *ET* » ou « $\wedge$ ». Le degré de vérité de la proposition « $x \text{ ET } y$ » est le minimum des degrés de vérité de x et de y .

$$\mu(x \text{ ET } y) = \min(\mu(x), \mu(y))$$

Equation 23

- **Union** : représentée par l'opérateur logique « *OU* » ou « $\vee$ ». Le degré de vérité de la proposition « $x \text{ OU } y$ » est le maximum des degrés de vérité de x et de y .

$$\mu(x \text{ OU } y) = \max(\mu(x), \mu(y))$$

Equation 24

- **Complément** : représentée par l'opérateur logique « *NON* » ou « $\neg$ ». L'action logique correspondante au complément d'un ensemble est la négation.

$$\mu(\text{NON } x) = 1 - \mu(x)$$

Equation 25

La Figure 61 présente de manière graphique le fonctionnement de ces opérateurs, ainsi que leur équivalence dans la logique classique.

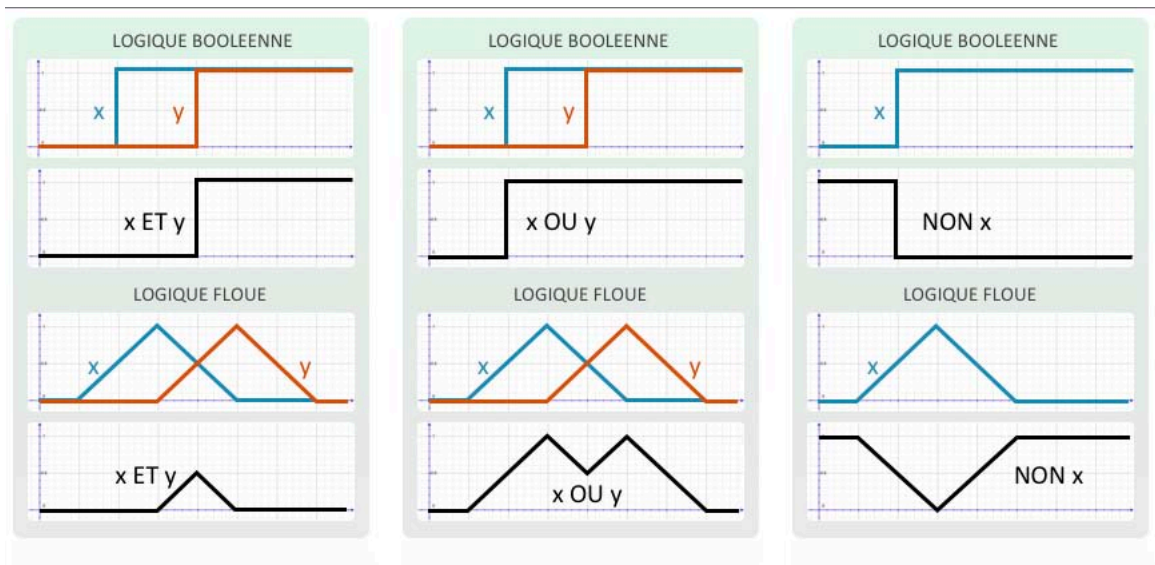


Figure 61 : représentation des opérateurs logiques flous.

Notons que les trois opérateurs flous *ET*, *OU* et *NON* respectent bien ses équivalents dans la logique booléenne *i.e.* « 0 *ET* 1 donne bien 0 », « 0 *OU* 1 donne bien 1 » et « *NON* 1 donne bien 0 ».

6.3.2 Principe du fonctionnement du système flou

La Figure 5 présente le principe de fonctionnement d'un système flou. Ceci se décompose en trois étapes distinctes : la fuzzification, l'inférence et la défuzzification.

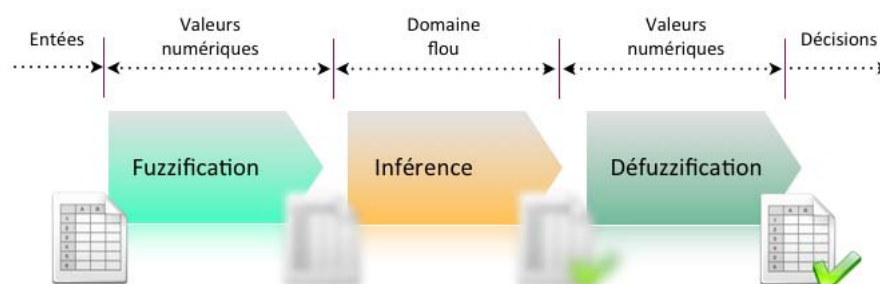


Figure 62 : principe de fonctionnement d'un système flou.

6.3.3 Fuzzification

Cette première étape, aussi appelée « quantification floue », sert d'interface entre les entrées non floues et le domaine flou. La fuzzification consiste à déterminer le degré d'appartenance de chaque variable d'entrée à chaque état, par l'évaluation

des fonctions d'appartenance. Dans l'exemple de la Figure 59, l'interface de fuzzification récupère l'entrée suivante « un client a commandé un montant cumulé de 24 dans la période d'évaluation », après la fuzzification les sorties sont donc « le client est moyen à 80% », « le client est bon à 20% » et « le client est excellent à 0% »

6.3.4 Inférence

C'est dans l'inférence (ou « raisonnement flou ») que les degrés d'appartenance de chaque variable à chaque état permettent d'appliquer les règles floues. L'inférence peut être décomposée en trois étapes : activation, implication et agrégation.

6.3.4.1 Activation

Le degré d'activation d'une règle est donné par l'évaluation de la combinaison logique des propositions contenues dans le prédicat. *I.e.* évaluer le résultat de l'opération logique de la partie « conditions » de chaque règle, à l'aide des opérateurs présentés dans la section précédente. Dans la Figure 63, le *ET* est opéré en calculant le minimum entre les degrés de vérité des propositions.

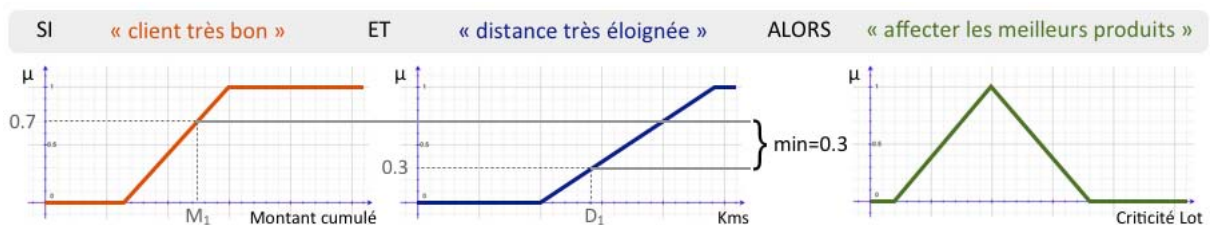


Figure 63 : évaluation du degré d'activation du prédicat de la règle SI le client est très bon ET la distance de destination est très éloignée, ALORS affecter les meilleurs lots en termes de criticité.

6.3.4.2 Implication

Le degré d'activation de la règle permet de déterminer sa conclusion, *i.e.* définir la forme de la sortie correspondante à la partie « conclusion ». Une implication floue est la relation « $\rightarrow$ » entre deux ensembles X et Y quantifiant le degré de vérité d'une proposition de type :

$$SI (x \in A) \text{ ALORS } (y \in B)$$

Equation 26

Dont A et B sont des ensembles flous de x et y respectivement. La fonction d'appartenance $\mu(x \rightarrow y)$ dépend des fonctions d'appartenance $\mu_A(x)$ et $\mu_B(y)$. Dans la logique booléenne ($\mu_A(x)$ et $\mu_B(y)$) prennent uniquement les valeurs 0 ou 1) $\mu(x \rightarrow y)$ est définie par l'opération $\neg \mu_A(x) \vee \mu_B(y)$, ceci donne la table de vérité suivante :

$\mu_A(x)$	$\mu_B(y)$	$\mu(x \rightarrow y)$
0	0	1
0	1	1
1	0	0
1	1	1

Tableau 23 : table de vérité de l'implication « SI x ALORS y ».

Dans la logique floue il est possible de définir plusieurs fonctions d'implication. Dans le Tableau 24, nous en présentons les principales :

TYPE D'IMPLICATION	VALEUR DE VERITE
Reichenbach	$\mu(x \rightarrow y) = 1 - \mu_A(x) + \mu_A(x) * \mu_B(y)$
Willmott	$\mu(x \rightarrow y) = \max(1 - \mu_A(x), \min(\mu_A(x), \mu_B(y)))$
Rescher-Gaines	$\mu(x \rightarrow y) = \begin{cases} 1 & \text{si } \mu_A(x) \leq \mu_B(y) \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$
Kleene-Dienes	$\mu(x \rightarrow y) = \max(1 - \mu_A(x), \mu_B(y))$
Brouwer-Godel	$\mu(x \rightarrow y) = \begin{cases} 1 & \text{si } \mu_A(x) \leq \mu_B(y) \\ \mu_B(y) & \text{sinon} \end{cases}$
Goguen	$\mu(x \rightarrow y) = \begin{cases} \min\left(\frac{\mu_B(y)}{\mu_A(x)}, 1\right) & \text{si } \mu_A(x) \neq 0 \\ 1 & \text{sinon} \end{cases}$
Lukasiewicz	$\mu(x \rightarrow y) = \min(1 - \mu_A(x) + \mu_B(y), 1)$
Larsen	$\mu(x \rightarrow y) = \mu_A(x) * \mu_B(y)$
Mamdani	$\mu(x \rightarrow y) = \min(\mu_A(x), \mu_B(y))$

Tableau 24 : principales fonctions d'implication floues.

Les sept premières fonctions généralisent l'implication booléenne, pourtant ce sont les deux dernières, celles de Mamdani (Mamdani, 1977) et celle de Larsen (Larsen,

1980) les plus utilisées (Aguilar-Martin, 1995 ; Mendel 1995, Bombardier et Schmitt, 2010). La Figure 64 présente un exemple d'implication selon la méthode de Mamdani :

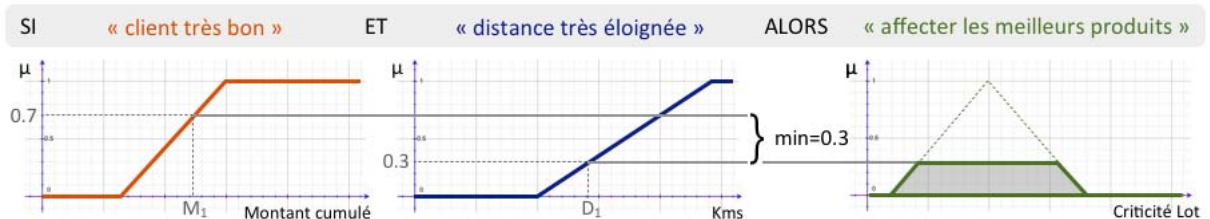


Figure 64 : exemple d'implication de Mamdani.

Suivant l'implication de Mamdani, l'ensemble flou de conclusion est donc construit en réalisant le minimum entre les degrés d'activation (de la partie conditions) et la fonction d'appartenance (de la conclusion), ceci résulte en un « écrêtage » de la fonction d'appartenance de conclusion.

6.3.4.3 Agrégation

Les décisions du système sont basées sur l'évaluation de toutes les règles, de ce fait, il est nécessaire de pouvoir les arranger dans un seul ensemble. L'agrégation est le processus par lequel les ensembles flous qui représentent les sorties de chaque règle sont combinés en un seul ensemble définitif.

Pour effectuer l'agrégation le système considère que les règles sont liées par un opérateur logique d'union. Ainsi la conclusion μ_C est obtenue en calculant le maximum entre les fonctions d'appartenance résultantes pour chaque règle :

$$\mu_C = \max(\mu_{R1}, \mu_{R2}, \dots, \mu_{Rn})$$

Equation 27

La Figure 65 montre un exemple d'agrégation où deux règles agissent sur une sortie

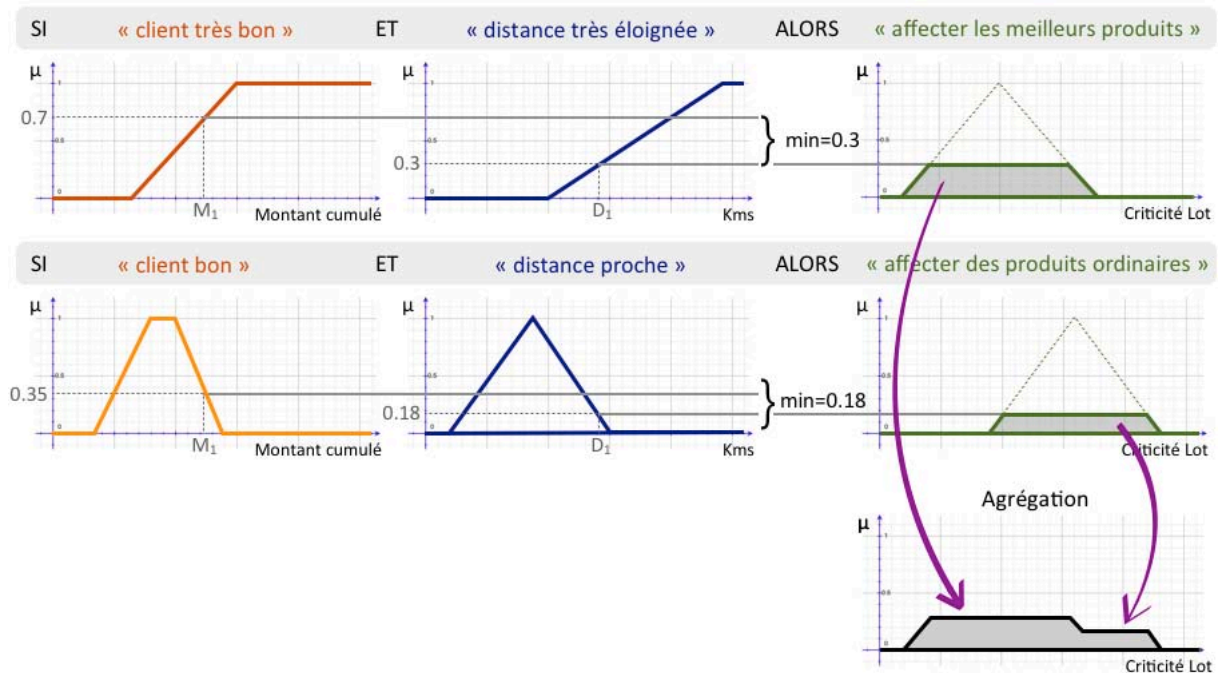


Figure 65 : exemple d'agrégation des règles.

Les règles floues peuvent avoir des valeurs de pondération, déterminant leur degré d'importance dans l'agrégation. Les poids modifient le résultat de l'inférence. En effet, ils sont utilisés pour multiplier le degré de vérité de la règle dans les fonctions d'agrégation. Ces poids « experts » peuvent prendre différents valeurs, néanmoins pour les sorties floues, les poids supérieurs à 1 peuvent conduire à un effet de saturation. De ce fait, la majorité de systèmes fonctionnent avec des poids entre 0 et 1.

6.3.5 Défuzzification

L'ensemble de conclusion, constitué lors de l'agrégation n'est pas exploitable en tant que résultat de décision, il faut donc le transformer vers une valeur numérique de solution, c'est le rôle de la défuzzification.

Plusieurs possibilités existent mais il semble difficile de déterminer de manière systématique la meilleure méthode de défuzzification. Les deux les plus utilisées sont « la méthode du centre de gravité » et « la méthode moyenne des maximums » (Mendel 1995, Kasabov, 1998, Balmisse, 2002). Par la suite nous présentons ces deux méthodes :

6.3.5.1 Méthode du centre de gravité (COG)

Etant la plus utilisée par sa simplicité, cette méthode consiste à prendre comme solution l'abscisse du centre de gravité de l'ensemble d'agrégation des solutions. Cela se traduit mathématiquement selon l'Equation 28, où, pour un univers de discours U et un ensemble de conclusion μ_c , nous trouvons la sortie suivante :

$$sortie = \frac{\int_U y * \mu_c(y) dy}{\int_U \mu_c(y) dy}$$

Equation 28

6.3.5.2 Méthode moyenne des maxima (MOM)

Cette méthode consiste à prendre comme solution la moyenne des valeurs de sorties les plus vraisemblables, *i.e.* la moyenne des abscisses des maxima. Pour l'ensemble des maxima S , appartenant à l'univers U , la sortie est donnée par :

$$sortie = \frac{\int_S y dy}{\int_S dy} \text{ avec } S = \{y_0 / \mu_c(y_0) = \max(\mu_c(y))\}_{y_0, y \in U}$$

Equation 29

La Figure 66 présente un comparatif entre les résultats des deux méthodes de défuzzification :

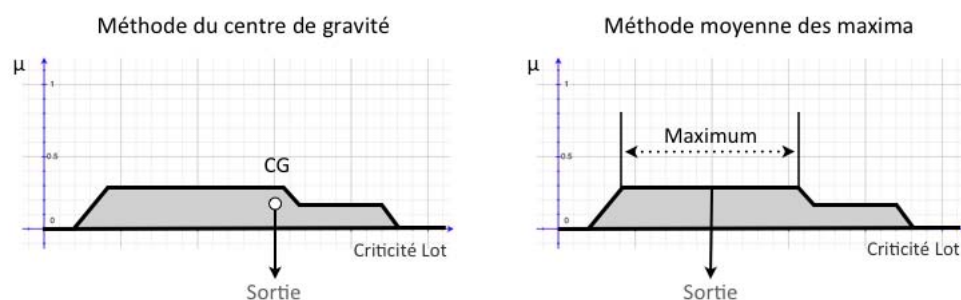


Figure 66 : exemple des méthodes de défuzzification appliquées à un même ensemble de conclusion.

La méthode du centre de gravité fournit des résultats plus stables vis à vis des variations du sous ensemble de conclusion. En contrepartie, elle comporte plus de calculs. Dans le cas de la méthode moyenne des maxima, de faibles variations dans le

sous-ensemble d'agrégation peuvent entraîner des sauts importants du signal de sortie. Ceci est particulièrement déconseillé si la sortie défuzzifiée alimente un système nécessitant un signal régulier.

6.4 Logique floue et système expert

Les notions de logique floue et du système expert sont fortement liées. En effet, la construction d'un modèle en logique floue passe toujours par la transcription d'une expertise humaine sous la forme de règles floues. Celles-ci sont ensuite utilisées par le moteur d'inférence tel que nous l'avons présenté dans le chapitre précédent. Ce type de système est appelé système expert flou (SEF), ou en anglais *Fuzzy Rule-Based System* (FRBS).

Les bases de règles floues, tout comme les systèmes experts classiques, fonctionnent en s'appuyant sur une base de connaissance issue de l'expertise humaine. Il y a néanmoins de grandes différences dans les caractéristiques et le traitement de cette connaissance. En logique floue, les règles sont exprimées en langage naturel à l'aide de termes vagues. De ce fait, elles sont facilement formulables, ce qui n'est pas le cas pour les systèmes experts classiques qui nécessitent des valeurs précises pour les variables manipulées. L'une des différences importantes entre ces deux types de systèmes apparaît donc au niveau de la base de règles. Dans le Tableau 25, nous proposons un récapitulatif des principales dissimilitudes :

	BASE DE REGLES FLOUES	BASE DE REGLES CLASSIQUES
Nombre de règles	Faible	Important
Traitement	Graduel	Booléen
Enchaînement	Possible mais peu utilisé	Fréquent (voire nécessaire)
Evaluation	Règles traitées en parallèle	Règles traitées séquentiellement
Contradictions	Interpolation entre règles pouvant se contredire	Pas d'interpolation (pas de contradiction)

Tableau 25 : comparatif entre les bases de règles floues et bases de règles des systèmes experts classiques.

La base de règles floues est composée de règles qui sont généralement utilisées en parallèle, mais peuvent également être enchainées dans certaines applications. De ce

fait, la logique floue autorise la conception de systèmes d'aide à la décision plus efficaces que les systèmes experts classiques (Zalila *et al.*, 2008).

Définir des règles floues revient à définir des cellules multidimensionnelles qui couvrent l'espace de décision. La Figure 67 présente un maillage flou en deux dimensions R_A et R_B avec seize cellules de conclusion.

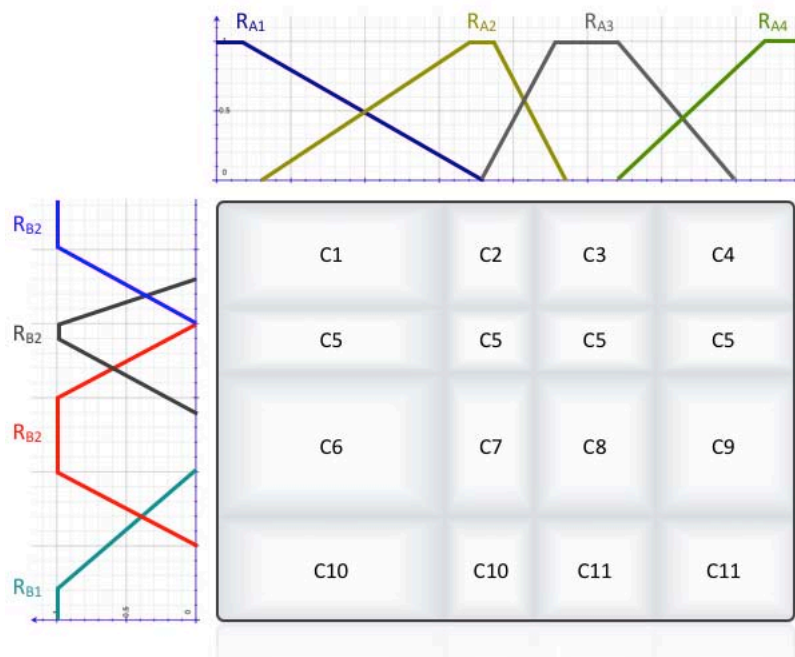


Figure 67 : exemple de maillage flou à deux dimensions.

Les règles étant floues, les cellules correspondantes se chevauchent dans les frontières des conclusions. Dans la figure, deux niveaux de granularité sont identifiés (cf. Tableau 22). Par exemple, les conclusions C5 sont déterminées par la règle à prémisse grossière : « SI y est R_{B2} , ALORS z est C5 », cela définit une zone d'activation large, *i.e.* l'espace décisionnel peut être défini avec peu de règles. Le cas contraire apparaît pour la conclusion C8, qui est déterminée par la règle à prémisse fine : « SI x est R_{A3} et y est R_{B2} , ALORS z est C8 ».

6.5 Les SEF dans l'optimisation et la planification

Les premiers systèmes experts flous ont été introduits par Mamdani (Mamdani, 1974) et par Mamdani et Assilian (Mamdani et Assilian, 1975) pour le contrôle de processus complexes, comme les installations industrielles. C'est dans le domaine du

contrôle que nous trouvons le plus grand nombre de travaux d'application, de ce type de systèmes.

Plusieurs chercheurs ont exploré l'utilisation des systèmes experts flous dans le diagnostic. La plupart d'entre eux focalisés, soit dans la mécanique et la maintenance (Jae *et al.*, 2000 ; Venkata, 2000 ; Skarlatos, *et al.*, 2004 ; Demiguel et Blazquez, 2005 ; Wu *et al.*, 2007), soit dans la médecine (Suryanarayanan, 1995 ; Kovalerchuk *et al.*, 1997 ; Phuong et Kreinovich, 2001). Quelques travaux ont abordé les concepts de risque et de qualité (Eerikäinen *et al.*, 1993 ; Davidson *et al.*, 2006 ; Perrot *et al.*, 2006) mais toujours dans le cadre du diagnostic, ces travaux restent très liés à la notion de commande des processus continus.

Les liens théoriques entre les systèmes experts flous et la prise de décisions multicritère, ont été explorés dans les travaux de Dubois et Prade (Dubois et Prade, 1980) et dans ceux de Hopgood (Hopgood, 2001). L'utilisation des systèmes experts flous dans la prise de décisions stratégiques et collaboratives a été documentée à nombreuses reprises (Chan et Chang, 1998 ; Garavelli *et al.*, 1999 ; Badiru et McCauley-Bell, 2002 ; Buyukozkan, 2004 ; Omero *et al.*, 2005).

Dans le domaine de la production, nous trouvons de nombreux travaux d'application des SEF dans l'aide à la décision et dans la planification. Howard a présenté des directives pour le développement de bases de règles, dédiées à la spécification de systèmes de fabrication et de contrôle (Howard *et al.*, 2002). Azadegan a proposé une revue de la littérature des applications de logique floue en fabrication (Azadegan *et al.*, 2011), nous y distinguons les travaux de Tan et Tang qui utilisent la logique floue pour développer un système d'affectation d'une flotte de véhicules à guidage automatique (Tan et Tang, 2001). Custodio a proposé un modèle de la planification de la production et d'ordonnancement en utilisant un système de décision floue (Custodio *et al.* 1994). Thangavadivelu et Colvin ont présenté un système de d'aide à la décision pour l'ordonnancement des opérations de labour (Thangavadivelu et Colvin, 1997). Le travail de Canbolat et Gundogar applique un algorithme flou pour effectuer une planification suivant des règles combinatoires (Canbolat et Gundogar, 2004). Bhattacharya et Vasant proposent un SEF pour inclure des biais et des

décideurs dans la planification des mélanges de produit (Bhattacharya et Vasant, 2007).

L'étude des différents systèmes cités montre la diversification de l'utilisation de la logique floue. En effet, la manière de son intégration dans un système expert varie d'une application à une autre, dépendant de la nature de l'incertitude et de sa modélisation (Ketata et Najar, 2005). Les systèmes experts flous ont, dans tous les cas démontré leur efficacité pour pallier les problèmes liés à l'incertitude ainsi qu'à l'imprécision des données et des connaissances intervenant dans l'expertise.

6.6 Utilisation d'un SEF pour l'optimisation des affectations Lots - Ordres de livraison

Nous avons constaté que la logique booléenne est limitée pour traiter notre problème d'affectation. L'utilisation d'une modélisation floue nous permet, pas seulement, un traitement transparent des données (*i.e.* pas besoin de chiffrage des critères associés aux ordres de livraison), mais aussi une représentation plus vraisemblable de notre espace de décision (cela permet au système d'éviter des conclusions erronées).

L'approche proposée permet la combinaison de paramètres quantitatifs et qualitatifs. Le système peut traiter des formations imprécises, incertaines et de nature différente, ce qui lui confère une robustesse similaire à celle des réseaux de neurones (*cf.* section 2.7), mais avec deux grands avantages : la capacité de justification (*cf.* Tableau 22) et la possibilité de fonctionner en absence des données historiques.

Notre objectif est d'améliorer l'approche basée sur un système expert présentée dans le chapitre précédent. Dans celui-ci, le résultat de l'application des règles donne pour chaque ensemble « ordres de livraison / lots de produits finis » un résultat en termes de consignes d'affectation, suivant les consignes d'amélioration définies dans le Chapitre 4.

Le système expert flou garde la même structure que celui de la section 5.5.1, en contrepartie, les entrées ne sont pas chiffrées. Donc, la base de faits reçoit par

exemple, des informations de montant, de fréquence et de récence pour chaque client (cf. section 4.6.2.2) et des informations de taux de service pour chaque transporteur. Le système effectue une première inférence pour déterminer le type de client. Après quoi, il effectue des boucles d'inférence pour l'évaluation de toutes les variables floues, pour finalement proposer une affectation adaptée. Dans la section suivante nous présentons les variables floues, ainsi que leurs fonctions d'appartenance.

6.6.1 Définition des variables floues

Pour fuzzifier les entrées du SEF, différents ensembles flous ont été créés, afin de transformer nos variables. Pour définir chaque ensemble, plusieurs fonctions d'appartenance ont été construites. Nous avons proposé un nombre réduit de fonctions d'appartenance par variable floue, afin de simplifier la rédaction des règles (d'ailleurs, le nombre de fonctions est souvent limité par la quantité d'adjectifs pouvant définir une certaine variable). Ainsi chaque élément d'entrée peut appartenir à différents sous-ensembles flous avec des degrés de vérité différents (cf. section 6.3.1.2).

L'un des objectifs du système, consiste à éviter les fractionnements et les ajouts non-nécessaires. Pour cela, les données concernant les quantités (taille de commande et de lot) ne sont pas fuzzifiées.

Le système effectue une première inférence pour le traitement des informations clients. Trois variables floues sont définies « montant », « fréquence » et « récence ». Le Tableau 26 propose un récapitulatif des ces variables et de leurs fonctions d'appartenance :

VARIABLE FLOUE	FAIT D'ENTREE	FONCTIONS D'APPARTENANCE	TYPE DE FONCTION
Montant (commandé par un client)	Montant cumulé sur la dernière période	- Faible - Moyen - Elevé - Très élevé	Distribution gaussienne
Fréquence (de commande associée à un client)	Nombre de commandes dans la dernière période	- Occasionnel - Normal - Régulier	Distribution gaussienne
Récence (de la dernière commande associée à un client)	Temps passé depuis la dernière commande	- Inactif - Passif - Actif - Récent	Distribution gaussienne

Tableau 26 : variables floues et fonctions d'appartenance pour l'inférence du type de client.

Ces variables servent d'entrées pour l'inférence de la variable floue « type de client », qui comporte les quatre fonctions d'appartenance : « mauvais », « moyen », « bon » et « excellent », de type linéaires par morceaux. La Figure 68 présente graphiquement ces variables floues :

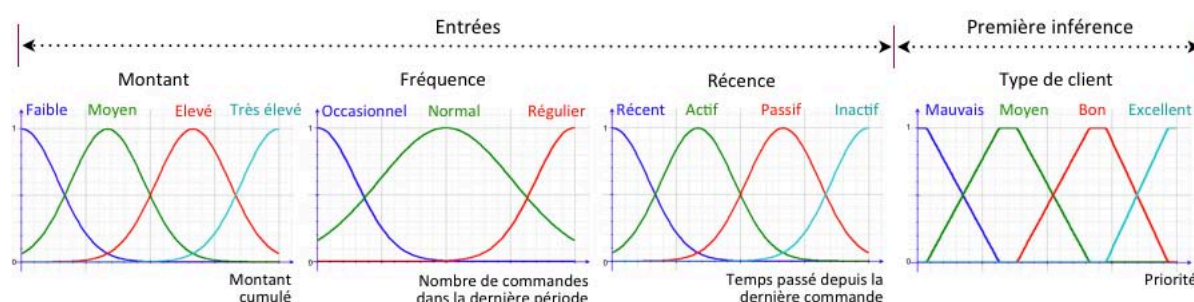


Figure 68 : variables floues et fonctions d'appartenance pour l'inférence du type de client.

La détermination du « type de client » est transparente au système d'affectation, elle est effectuée dans une première boucle d'inférence floue. Dans la suite du chapitre nous considérons que le SEF reçoit donc une valeur de priorité associée à chaque client (en pourcentage), tel qu'il est montré dans la Figure 68.

La quantité de fonctions d'appartenance, ainsi que le type de fonction peuvent varier d'un système à un autre. De même, les règles floues déterminant l'importance de chaque ensemble flou (montant, fréquence et récence) dans la « priorité du client » (conclusion associée à chaque type de client), peuvent être modifiées à tout instant, cela donne la possibilité d'adapter facilement le système aux différents contextes

commerciaux. Dans l'exemple de la Figure 68, nous présentons des fonctions de distribution gaussienne. N'étant pas les plus simples, leur utilisation peut être avantageuse pour le développement des interactions avec des réseaux de neurones (Harris *et al.*, 2002).

Les critères d'entrée de système expert, que nous avons introduit dans la section 5.5.1, sont donc convertis en variables floues. Nous avons cherché à représenter les diverses « caractérisations » d'une même variable comme par l'exemple un transporteur qui, selon son taux de service peut être considéré comme « moyen », « faible » ou « excellent », nous négligeons le cas « mauvais » en partant du principe que les partenaires logistiques choisies sont au moins « moyens ».

Le Tableau 27 présente le récapitulatif de ces ensembles d'entrée, qui seront ceux de l'inférence principale pour l'affectation des lots :

VARIABLE FLOUE	FAIT D'ENTREE	FONCTIONS D'APPARTENANCE	TYPE DE FONCTION
Type de client	Première inférence floue (cf. Tableau 26)	• Mauvais • Moyen • Bon • Excellent	Linéaires par morceaux (triangulaires et trapézoïdales)
Fiabilité et respect des délais du transporteur	Taux de service	• Moyen • Fiable • Excellent	Distribution gaussienne
Distance de destination de la commande	Kilomètres de distance de destination	• Locale • Régionale • Intermédiaire • Lointaine	Linéaires par morceaux (trapézoïdales)
Marge par rapport à la contradate	Nombre de jours restants par rapport à la contradate	• Urgente • Faible • moyenne • Large	Linéaires par morceaux (triangulaires)

Tableau 27 : Variables floues et fonctions d'appartenance pour l'inférence des affectations des lots de produits finis aux ordres de livraison.

Ces ensembles, selon les règles d'inférence, servent à générer l'ensemble de criticité, qu'après l'inférence, donnera la valeur de criticité (ou la plage de valeurs) la plus adaptée pour une configuration donnée. Cette valeur de criticité est aussi associée à cinq sous-ensembles flous, comme le montre la Figure 69 :

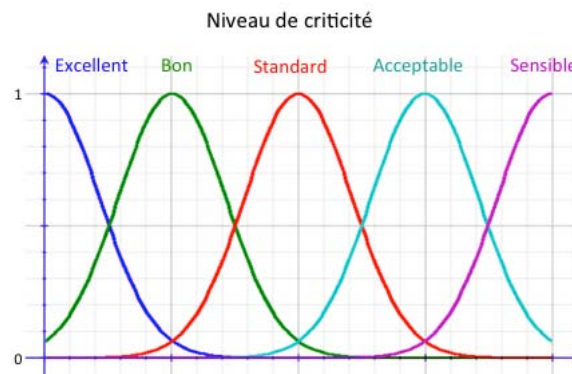


Figure 69 : partition floue de l'ensemble « criticité ».

6.6.2 Inférence

En faisant une comparaison avec le types d'inférence des systèmes experts classiques, le système proposé effectue une inférence qui se rapproche plus du chaînage avant (des données vers les buts, cf. 5.2.1.2), que de celui en arrière. Toutefois, dans l'inférence floue, cette notion de chaînage dépend plutôt de l'algorithme d'implémentation. Nous avons défini le processus de déduction en considérant que les règles sont appliquées de manière simultanée. Le fonctionnement de l'inférence est présenté dans la Figure 70 :

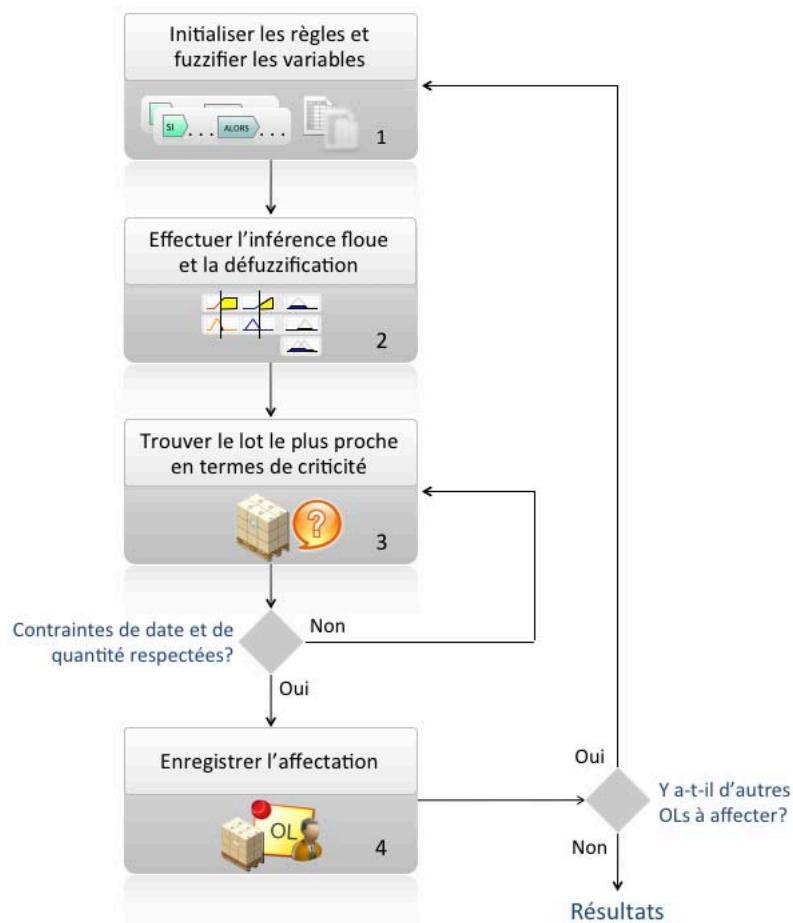


Figure 70 : fonctionnement du SEF pour l'affectation des lots aux ordres de livraison.

L'une des grandes différences entre cette inférence et celle du système du chapitre précédent, est l'absence de résolution de conflits. Nous pouvons affirmer que l'utilisation de l'inférence floue, remplace les boucles de résolution de conflits (ce qui représente un gain très important en termes de performance de calcul).

Nous avons donc intégré le « module » floue dans le système expert d'affectation. Le processus de décision se base sur l'analyse des caractéristiques de chaque ordre de livraison, afin de définir les conditions des lots « idéales » pour satisfaire la commande (*i.e.* les mieux adaptées en termes de criticité et de DLC). Le système détermine à chaque cycle d'évaluation (étape 2 dans la Figure 70) le lot (appartenant à l'ensemble de lots « initialisées » dans la base de faits) à affecter. Le système doit ensuite valider ce résultat en fonction des contraintes de quantité et de date. Si l'affectation respecte les contraintes, alors elle est enregistrée, sinon, le système effectue une boucle pour choisir une autre.

Les contraintes de validation pour chaque affectation sont basées sur deux objectifs : le respect de la contrainte imposée et la minimisation de la dispersion de lots (de produits finis, *i.e.* effectuer le minimum de fractionnements/ajouts). Dans cette boucle le système donne priorité, si besoin, à la fragmentation des lots comportant les valeurs de criticité les plus faibles.

6.6.3 Règles d'inférence floues

L'établissement des règles constitue une étape fondamentale dans le développement du SEF. En effet, il s'agit de trouver des règles floues qui permettront d'effectuer l'inférence en respectant les critères d'affectation. La classification des variables floues effectuée précédemment (*cf.* section 6.6.1), sert d'orientation pour définir ces règles.

Dans l'approche floue proposée, les règles sont évaluées de manière simultanée, c'est pourquoi il est nécessaire de reconstituer la base de règles en un seul niveau d'inférence. Néanmoins, différents poids sont affectés aux règles (*cf.* section 6.3.4.3) ce qui nous permet d'agir sur leur niveau d'influence lors de l'agrégation.

Pour la création de la base de règles nous utilisons une approche systématique afin de garantir une couverture importante (voire totale) de l'espace de décision. Cette approche comporte deux étapes principales :

- Définir des règles « à prémisse grossière » (*cf.* section 6.4) pour chaque ensemble flou, et leur affecter un poids faible. Par exemple, pour la définition des sous-ensembles concernant la distance, nous écrivons les quatre règles : « SI la distance est *lointaine* ALORS affecter des *produits bons* », « SI la distance est *intermédiaire* ALORS affecter des *produits standards* », « SI la distance est *régionale* ALORS affecter des *produits acceptables* », et « SI la distance est *proche* ALORS affecter des *produits sensibles* ».
- Définir des règles « à prémisse fine » pour les combinaisons des sous-ensembles spécifiques et leur affecter un poids plus important. Par exemple, « SI le client est *excellent* ET la distance est *lointaine* ALORS affecter des *produits excellents* »,

ou bien, « SI le client est *mauvais* ET la distance est *proche* ALORS affecter des *produits sensibles* ».

Dans la Figure 71, nous présentons l'évolution de la surface de décision (ici, uniquement pour deux variables) :

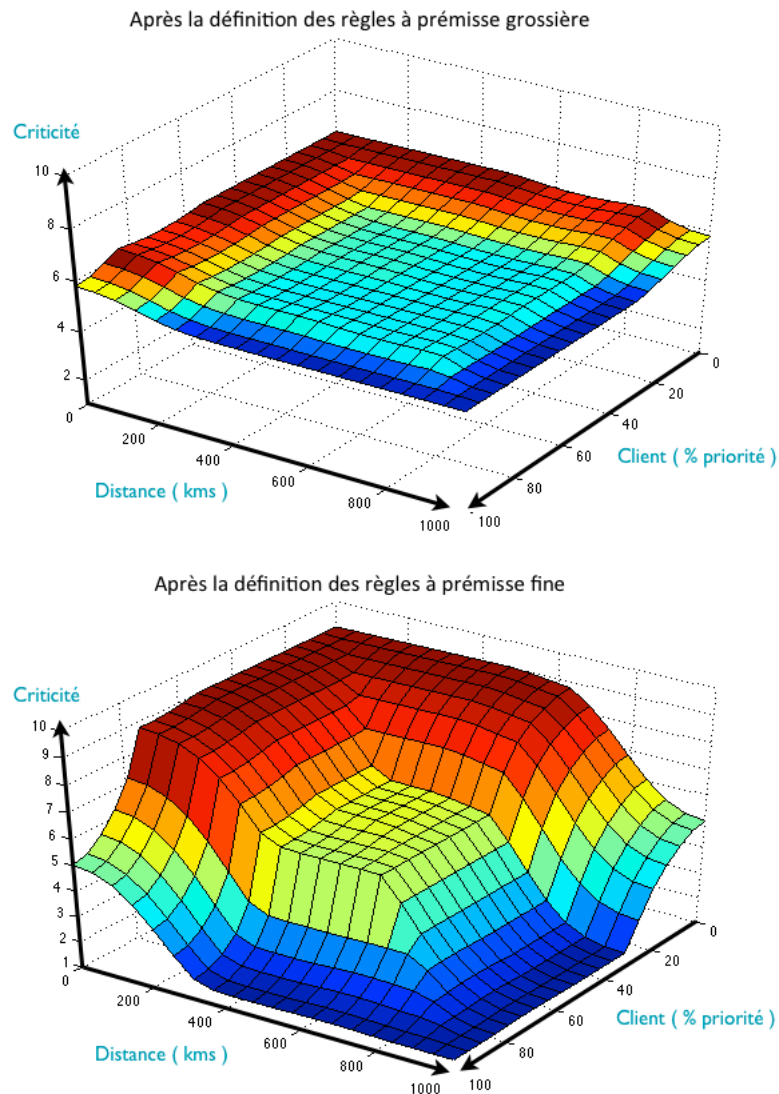


Figure 71 : surface de décision du résultat de l'inférence en fonction des variables floues associée à la distance et au type de client.

Après la définition des règles à prémisse grossière, le système prend une forme qui s'adapte aux objectifs, mais les sorties de décision ne correspondent pas aux valeurs désirées. C'est lorsque les règles à prémisse fine sont créées (avec des pondérations plus importantes), que la plage de valeurs de sortie devient cohérentes avec les valeurs souhaitées.

Dans l'exemple de la Figure 71, la première image montre le comportement du système, avec dix règles à prémisse grossière, comportant des poids de 0,05. Et la seconde montre l'évolution de ce comportement après avoir ajouté quatre règles à prémisse fine, comportant des poids entre 0,75 et 1. Nous pouvons constater que la réponse du SEF est cohérente avec nos critères d'affectation (cf. section 4.6.1). Par exemple, pour un client 100% prioritaire et une distance lointaine, le système suggère l'affectation d'un lot à très faible criticité.

Dans le Tableau 28, nous présentons quelques exemples des règles définies :

	CONDITIONS			CONSEQUENCE	POIDS
Règle à prémisse grossière	Si	Le client est « mauvais »	Alors	Affecter des produits « sensibles »	0,05
	Si	Le client est « moyen »	Alors	Affecter des produits « acceptables »	0,05
	Si	Le transporteur est « excellent »	Alors	Affecter des produits « sensibles »	0,05
	Si	La distance est « intermédiaire »	Alors	Affecter des produits « standard »	0,05
Règles à prémisse fine	SI	Le client est « mauvais » OU la distance est « proche »	Alors	Affecter des produits « sensibles »	0,75
	Si	Le client est « excellent » OU la distance est « lointaine »	Alors	Affecter des produits « excellents »	0,75
	Si	Le client est « bon » ET le transporteur n'est pas « moyen » ET la marge par rapport à la contrainte est « large »	Alors	Affecter des produits « acceptables »	1,0

Tableau 28 : exemples de règles floues.

Nous avons constaté que la base de règles floues, peut être générée de manière plus rapide principalement par deux raisons : l'élaboration des règles floues demande moins de temps (elle est faite à travers des descriptions linguistiques bien plus simples que celles des systèmes experts classiques) et moins de règles sont nécessaires pour décrire l'espace de décision, contrairement au système précédent, où il fallait considérer, une par une, les variations quantitatives des paramètres les plus sensibles.

6.6.4 Exemples d'utilisation

L'utilisation du système est similaire, à celle du système expert classique. Pour un ensemble d'ordres de livraison et un ensemble de lots, le système initialise de faits sous forme de variables floues. L'inférence floue remplace la gestion des règles et la résolution des conflits. L'utilisation du SEF permet la constitution de la base de faits sans effectuer aucun chiffrage des entrées (cf. Tableau 15). De ce fait, nous présentons dans chaque exemple, les données « réelles » associées aux paramètres d'entrée.

Pour présenter le comportement du SEF proposé, nous reprenons sommairement les deux exemples présentés dans le chapitre 5.

6.6.5 Exemple I bis : production à taille de lot variable

L'exemple traite la préparation de 6 ordres de livraison avec des quantités aléatoires pour un total de 500 articles demandés. Les paramètres « non chiffrés » associés à chaque sont présentés dans le Tableau 16 (ces données sont analogues à celles du Tableau 16).

#OL	QUANTITE (NOMBRE DE PRODUITS)	PRIORITE CLIENT (%)	DISTANCE DESTINATION (KMS)	MARGE CONTRADATE (JOURS)	TAUX DE SERVICE DU TRANSPORTEUR
1	68	34	650	15	60
2	64	45	130	28	95
3	112	18	500	29	50
4	60	62	500	17	25
5	98	10	780	21	25
6	98	85	900	4	55

Tableau 29 : liste d'ordres de livraison pour l'exemple I bis.

Le résultat d'affectation a tout à fait la même structure que celui du chapitre précédent. Le SEF a donc proposé l'affectation suivante :

ORDRE DE LIVRAISON						
0	1	2	3	4	5	6

LOT	ABC001 (49 _{PF})	0	0	0	0	9	55	0
	ABC002 (56 _{PF})	0	0	1	0	0	43	0
	ABC003 (45 _{PF})	0	0	0	0	51	0	0
	ABC004 (54 _{PF})	0	0	0	11	0	0	50
	ABC005 (50 _{PF})	0	3	18	24	0	0	0
	ABC006 (55 _{PF})	0	0	0	53	0	0	0
	ABC007 (58 _{PF})	24	0	0	0	0	0	0
	ABC008 (47 _{PF})	0	0	45	0	0	0	0
	ABC009 (47 _{PF})	0	65	0	0	0	0	0
	ABC010 (39 _{PF})	0	0	0	0	0	0	48

Tableau 30 : affectation proposée par le système expert flou pour les données de l'exemple 1 bis.

Dans la Figure 72, nous présentons graphiquement ces résultats :

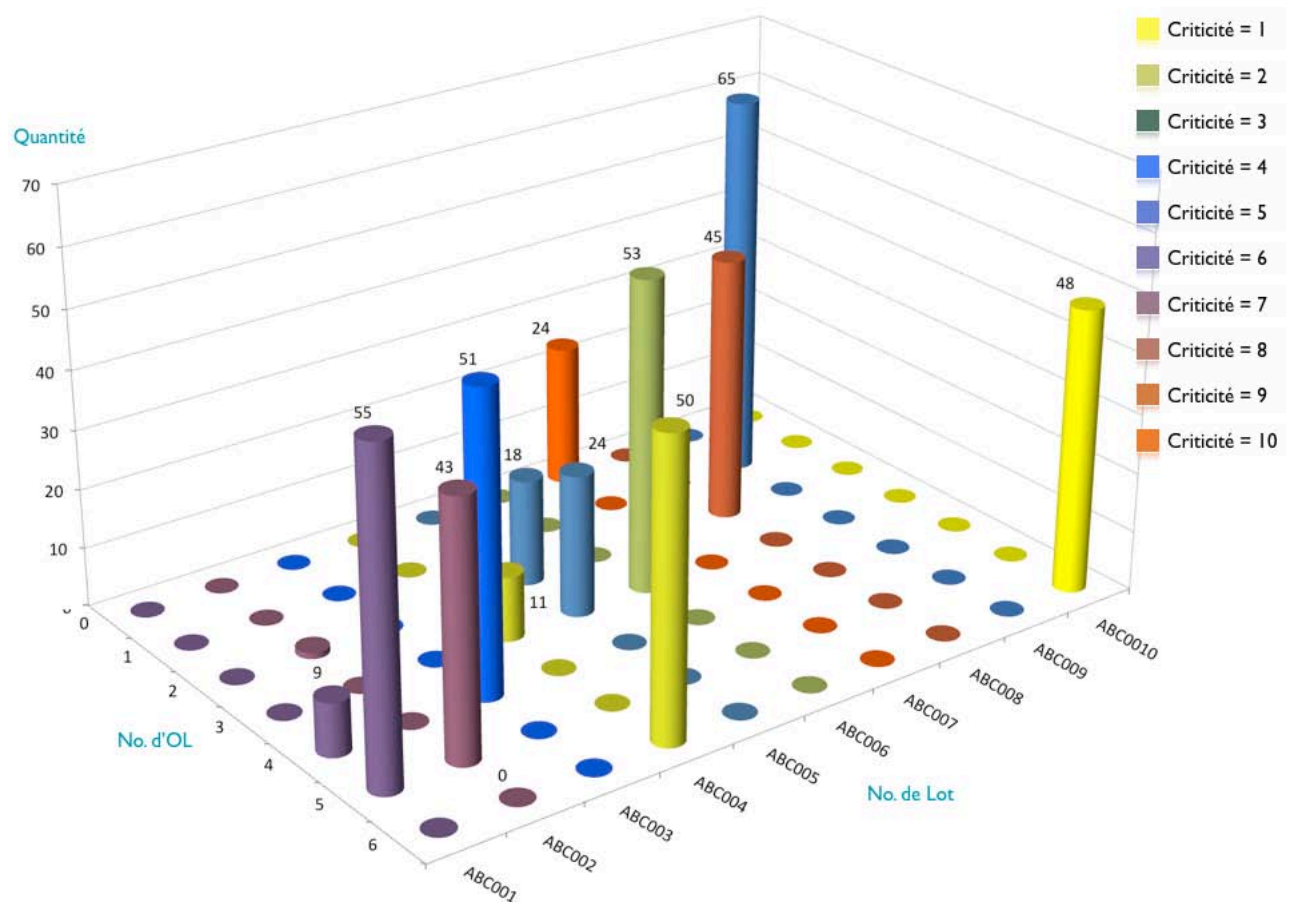


Figure 72 : affectation proposée par le système expert flou pour la préparation de 6 ordres de livraison avec 10 lots de produits finis de différentes tailles (exemple 1 bis).

Les affectations proposées par le système expert flou montrent la prise en compte de paramètres plus « fins ». Par exemple, l'OL No.2 a été constitué avec des produits « sensibles », même s'il correspond au client dont la valeur de priorité est moyenne. Ceci est dû à ce que la distance est proche et la fiabilité du transporteur est excellente. De manière cohérente avec les premiers résultats, le SEF priorise d'avantage l'ordre No.6 (produits excellents et pas d'ajouts).

Il est intéressant de comparer la différence en termes de transformations entre les approches proposées. Dans la solution générée par le SE classique 6 fractionnements et 8 ajouts sont effectués pour un total de 14 transformations (cf. Tableau 17). Dans la solution du système flou, nous trouvons 5 fractionnements et 8 ajouts pour un total de 13 transformations. Pour cet exemple de petite taille, le résultat de transformations, selon le critère FIFO, est similaire à celui du système proposé (un total de 14 transformations (dont 9 fractionnements et 5 ajouts). Par contre, pour

des systèmes moins simples, ou bien, pour d'autres combinaisons de taille moyenne de lot – taille moyenne de commande, le nombre de transformations est plus important lorsque l'affectation est réalisée par FIFO.

6.6.6 Exemple 2bis : production à taille de lot fixe

Cet exemple concerne la préparation de 15 ordres de livraison (commandes de taille aléatoire), pour un total de 5000 articles demandés, avec un stock de taille de lot constante (400 articles par lot). Le Tableau 18 présente les différents paramètres « non chiffrés » de l'ensemble d'ordres de livraison (données analogues à celles du Tableau 18).

#OL	QUANTITE (NOMBRE DE PRODUITS)	PRIORITE CLIENT (%)	DISTANCE DESTINATION (KMS)	MARGE CONTRADATE (JOURS)	TAUX DE SERVICE DU TRANSPORTEUR
1	314	10	667	20	33
2	255	55	800	30	60
3	372	90	100	13	60
4	312	75	900	23	95
5	327	30	800	10	50
6	368	63	560	28	25
7	266	81	950	15	90
8	391	15	150	28	61
9	462	25	700	28	30
10	308	10	45	20	60
11	488	67	600	28	35
12	251	30	700	25	30
13	358	22	700	20	90
14	228	73	500	10	95
15	300	39	20	5	60

Tableau 31 : liste d'ordres de livraison pour l'exemple 2bis.

Le système expert flou a proposé l'affectation suivante :

ORDRE DE LIVRAISON																
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
○ ABC001	0	0	0	0	312	0	0	0	0	0	0	0	88	0	0	0

ABC002	0	0	0	0	0	327	0	0	0	0	0	73	0	0	0	0
ABC003	0	0	0	0	0	0	37	0	0	0	0	0	163	0	200	0
ABC004	0	0	0	372	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	28	0
ABC005	0	0	255	0	0	0	0	0	0	145	0	0	0	0	0	0
ABC006	0	0	0	0	0	0	0	0	0	317	0	0	0	83	0	0
ABC007	0	125	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	275	0	0
ABC008	0	189	0	0	0	0	211	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ABC009	400	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ABC010	0	0	0	0	0	0	0	266	0	0	134	0	0	0	0	0
ABC011	0	0	0	0	0	0	0	0	265	0	0	135	0	0	0	0
ABC012	0	0	0	0	0	0	120	0	0	0	0	280	0	0	0	0
ABC013	0	0	0	0	0	0	0	0	126	0	74	0	0	0	0	0

Tableau 32 : affectation proposée par le système expert flou pour les données de l'exemple 2bis.

En termes de transformations, nous trouvons les résultats suivants pour cet exemple. FIFO : 12 fractionnement et 14 ajouts, SE : 9 fractionnements et 12 ajouts et SEF : 13 fractionnements et 11 ajouts. La différence, n'étant pas excessive, favorise les systèmes « intelligents ». De plus, il faut considérer que dans la démarche présentée, les fractionnements et les ajouts sont effectués avec les produits les moins sensibles.

La Figure 55 présente l'affectation proposée par le SEF :

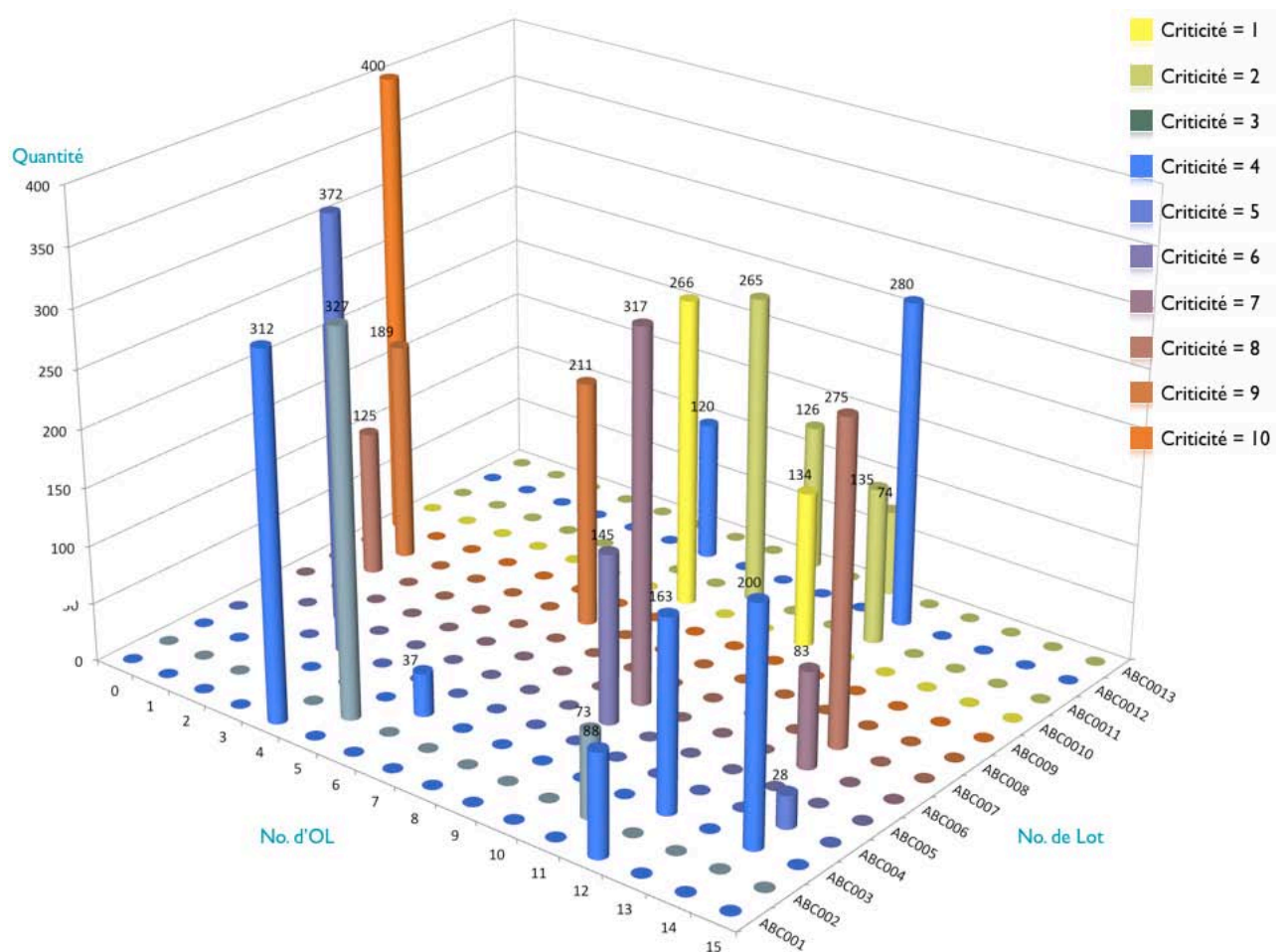


Figure 73 : affectation proposée par le système expert pour la préparation de 15 ordres de livraison avec 13 lots de produits finis de taille fixe (exemple 2).

Le résultat est cohérent avec les objectifs proposés. Nous pouvons observer par exemple, que l'OL No.7, a été affecté aux meilleurs produits. Cet ordre concerne un client « excellent » et une destination « lointaine » (cf. Tableau 28, 2eme règle à prémisse fine).

Il est important de remarquer, que l'implémentation du système flou est sensiblement plus simple que celle du système expert classique. Les plus grandes différences portent sur l'algorithmique liée à la prise des décisions finales, *i.e.* la validation des choix (cf. Figure 70, étapes 3 et 4). Dans le cas du système expert classique, il est nécessaire de comparer de manière séquentielle, étape par étape, les faits avec les prémisses des règles d'inférence. Cela devient rapidement compliqué, lorsqu'il s'agit de le traduire dans les langages de programmation. Dans le cas du système expert flou, la gestion des choix provient d'une unique inférence simultanée

qui suggère un choix d'affectation, l'algorithme n'a qu'à récupérer les lots qui s'adaptent le mieux à ce choix, et vérifier le respect des contraintes de quantité.

Additionnement, le SEF reçoit directement les informations associées aux paramètres d'entrée, sans nécessiter aucun chiffrage. Dans le contexte de la traçabilité cette différence est davantage importante, puisque l'outil flou est opérationnel dès qu'il est connecté au flux d'information.

6.6.7 Tests et validation

Nous avons effectué des tests avec différentes configurations de préparation de commandes. C'est pour cela qu'ont été comparées les affectations effectuées par le système expert, par son homologue flou et par la méthode FIFO. Pour certaines configurations, les résultats générés par la SEF se rapprochent de ceux du SE, ce qui n'est pas surprenant, car derrière l'écriture des règles de chaque système, il y a les mêmes critères d'amélioration. Par contre, dans tous les cas, il y a une différence notable entre ces résultats et ceux générés par la gestion FIFO. Les différences les plus importantes, portent sur le critère de fragmentation des lots et sur la stabilité des affectations.

Dans la Figure 75, nous présentons les résultats d'affectation générés par ces trois types de décision, pour deux exemples de préparation. Le premier, concerne la préparation de 300 produits, avec une taille de lot égale à 50, qui seront affectés à 8 ordres de livraison. Le deuxième, présente la préparation de 750 produits, avec une taille de lot égale à 33, qui seront affectés à 9 ordres de livraison :

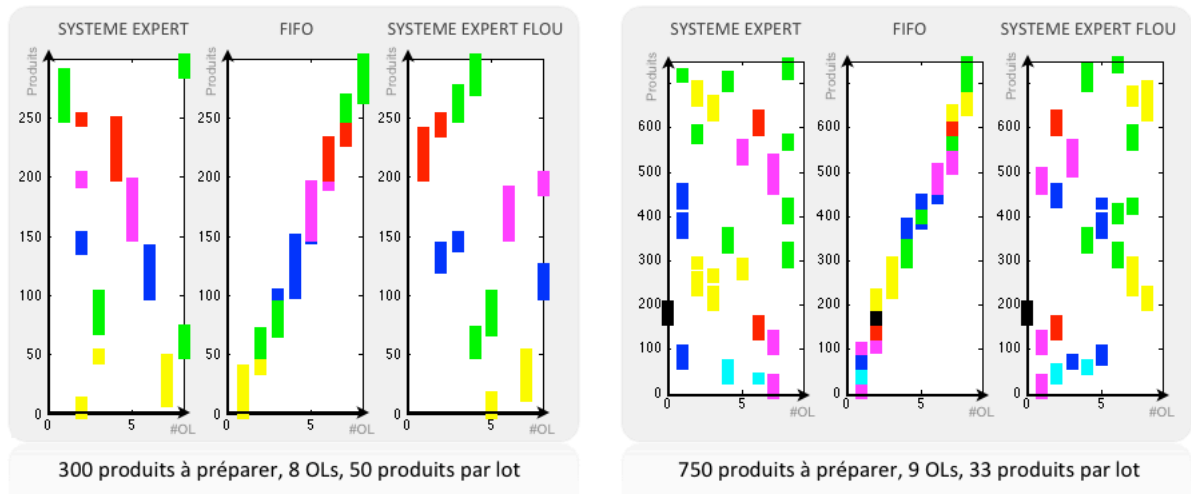


Figure 74 : comparaison SE, FIFO et SEF.

Les produits à affecter sont représentés dans l'axe des ordonnées et les ordres de livraison dans celui des abscisses. Les couleurs symbolisent les différentes valeurs de criticité. Sont jaunes les produits « excellents » et noires les produits « sensibles ».

Le résultat de la préparation de 300 produits nous permet de remarquer qu'une affectation par FIFO, fractionne systématiquement tous les lots jusqu'à combler les quantités des commandes. En contrepartie, nos systèmes effectuent les transformations de manière adaptée. Par exemple, dans cette configuration nos deux systèmes ont priorisé l'OL No.7 (en lui assignant de produits « excellents ») et quand ils ont été obligés de fractionner les produits en rouge, ils ont choisi de les affecter à l'OL NO.2.

Dans l'exemple de préparation de 750 produits, nous remarquons que l'affectation se complexifie lorsque la taille du lot est moins importante par rapport à la quantité de produits à préparer. Cela rendra plus compliqué le processus de décision. Cependant, ce résultat montre par exemple, que les affectations du SE et du SEF ont évité le fractionnement des produits en rouge.

Dans la Figure 75, nous présentons deux exemples dont la complexité est plus élevée. Le premier, concerne la préparation de 1000 produits, avec une taille de lot égale à 50, qui seront affectés à 30 ordres de livraison. Le deuxième, présente la préparation de 10000 produits, avec une taille de lot égale à 200, qui seront affectés à 150 ordres de livraison :

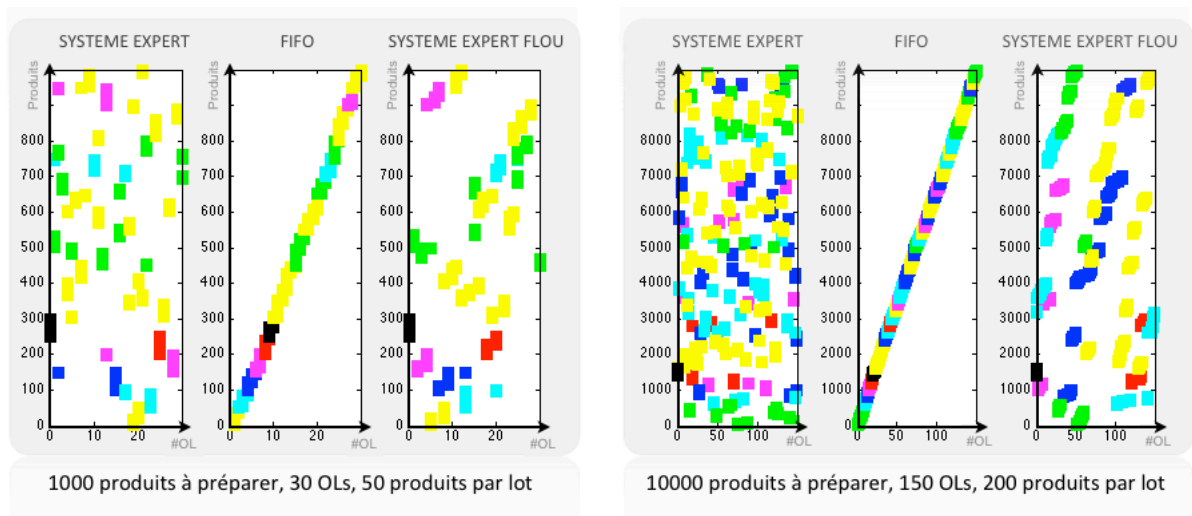


Figure 75 : exemples de préparation

Dans le résultat de préparation de 1000 produits, nous constatons que les affectations du SE et du SEF, « focalisent » les lots « standards » et « acceptables » dans certains ordres de livraison, pour ensuite compléter les quantités manquantes avec les lots « bons » et « excellents » (*i.e.* ils améliorent la gestion des transformations). Cet exemple montre déjà une différence entre le résultat du système expert et celui du système flou. Dans ce dernier, il y a moins de dispersion. Cette remarque devient plus notable, dans les résultats de préparation de 10000 produits. Ici, le SE éparpille les produits de manière importante, mais le système flou garde un comportement stable.

Cette stabilité est liée à la capacité du système à prendre des décisions similaires, à différents moments, pour un ensemble de paramètres d'entrée équivalents. Le SE effectue des affectations qui divergent les unes des autres lorsque le nombre d'ordres de livraison devient important, *i.e.* quand les entrées comportent une variabilité plus importante. Bien que ces affectations soient adaptées aux objectifs d'optimisation, ce comportement est chaotique par rapport à celui du SEF, qui, tout en restant cohérent en termes de stabilité, optimise considérablement les transformations.

Ce dernier exemple peut être considéré comme une vue macroscopique dans l'horizon temporel. Si le système de traçabilité arrive à rassembler suffisamment de

commandes fermes, ce type de résultat peut donc servir comme scénario de planification pour les choix de préparation sur une longue période.

6.7 Conclusions du chapitre

Pour traiter l'incertitude au sein des systèmes experts, deux approches ont été présentées, l'inférence bayésienne et la logique floue. La première est plus orientée vers la manipulation de l'incertitude (variations statistiques) et la seconde vers l'imprécision dans l'emploi des descriptions et de la modélisation de faits imprécis. En conséquence, nous avons décidé d'utiliser la logique floue pour améliorer le comportement du système expert proposé, par la prise en compte de l'incertitude et ainsi affirmer son efficacité.

La logique floue s'appuie sur la théorie des ensembles flous, qui prend en compte des ensembles définis par des frontières graduelles ou imprécises. Dans ce chapitre, nous avons introduit les notions fondamentales concernant cette théorie. Cela nous a permis de générer des ensembles flous et des fonctions d'appartenance pour les faits initiaux de notre système, ainsi que pour les variables de sortie.

Nous avons donc proposé un système expert flou, ou SEF, permettant de donner une solution aux problèmes de fusion de données quantitatives et qualitatives, en remplaçant le « chiffrage » des paramètres d'entrée (effectué dans le chapitre précédent), par la fuzzification des variables. Lors du développement du SEF, nous avons pu constater que l'utilisation de la logique floue, facilite la phase de rédaction des règles d'inférence et simplifie l'architecture du système.

Le résultat obtenu, est un système d'inférence flou, plus simple, plus flexible, plus facile à implémenter, et notablement plus stable dans certaines configurations de décision. Cependant, il serait intéressant de concevoir un système capable d'adapter ses fonctions d'activation et les poids de ses règles, aux différentes configurations en préparation de commandes, notamment par rapport aux variations de la taille de lots et de taille des commandes.

Le système proposé a été évalué à l'égard des exemples du chapitre précédent. De même, il a été utilisé pour l'affectation de différentes configurations de préparation,

en comparant les résultats obtenus, avec ceux donnés par la méthode FIFO et par le SE classique. Les résultats ont été positifs, les grands avantages de l'utilisation du SEF, portant sur sa robustesse vis à vis des incertitudes et la facilité de sa mise en place.

Dans le contexte de la préparation de commandes, nous avons constaté l'importance de la minimisation de certaines transformations à l'égard de la dispersion des produits. L'une des pistes de recherche à suivre, porte sur l'exploration de ces transformations. Déjà, la prise en compte de l'importance de la minimisation de cette dispersion, dans l'écriture des règles d'inférence, donne des résultats prometteurs.

L'utilisation de la logique floue ouvre des possibilités remarquables dans la simplification de l'inférence et dans la facilitation du processus de formalisation de connaissances. L'implémentation de l'inférence floue dans le système expert, ne le rend pas plus performant en termes de calcul, mais le gain qu'elle apporte en termes de stabilité, est fondamental. Nous avons prouvé que l'utilisation des inférences floues augmente la robustesse et la fiabilité du système.

Chapitre 7

Conclusion générale

Ces travaux de recherche sont consacrés à l'exploitation des informations de traçabilité, afin de proposer des actions d'amélioration en production et en logistique. Au début du projet, nous nous sommes intéressés à l'étude de la traçabilité telle qu'elle existe dans le contexte industriel actuel. Cela nous a permis d'identifier deux principaux axes de travail pour le déroulement de ce projet de recherche : l'un portant sur le diagnostic d'une production et l'autre sur les actions à entreprendre par rapport à ce diagnostic.

Dans le cas du diagnostic, nous remarquons l'importance de la notion de dispersion de matières premières et des composants, ainsi que celle de la criticité associée à l'état global de risque des produits, en termes de qualité et de sécurité. Dans le contexte des actions par rapport au diagnostic, nous nous intéressons d'avantage à la notion de « rappel » de produits, visant une gestion de transformations adaptée en aval de la production, afin de minimiser ces rappels. Pour la mise en place de ces deux grandes activités, nous nous sommes engagés à proposer des modèles et des méthodes robustes et flexibles, pouvant s'adapter à la versatilité ontologique des flux d'informations de traçabilité.

Ces travaux ont été menés en collaboration avec la société ADENTS International, experte en traçabilité. Tout au long du projet, nous nous sommes attachés à conserver une approche pragmatique, afin de concevoir des outils ergonomiques qui puissent être intégrés dans les progiciels ADENTS.

Au cours du premier chapitre, nous présentons la notion de traçabilité et notre projet de recherche. La première partie de ce chapitre est dédiée à l'introduction de la problématique industrielle associée à la traçabilité. Bien que celle-ci soit perçue comme une contrainte, il existe un potentiel important dans le contexte du suivi, où elle offre aux fabricants un ensemble d'informations leur permettant, non seulement, d'avoir une meilleure visibilité sur les flux des produits, mais aussi de d'anticiper ou de détecter les possibles dérives des systèmes de production. Nous

décidons donc d'élargir la définition de traçabilité aux domaines de la prévision et de la protection. Ultérieurement, nous abordons la notion de système de traçabilité, ainsi que les différentes solutions de gestion d'information et d'identification, présents dans la réalité industrielle d'aujourd'hui. Dans le cadre du diagnostic, les flux d'informations doivent être correctement répertoriées, enregistrées, gérées et enfin restituées, pour assurer l'obtention d'un résultat robuste et précis. Vers la fin du premier chapitre, les concepts de risque et de criticité sont abordés, ainsi que ceux de retraits et de rappels. Ce dernier étant essentiel pour nos travaux, il devient l'un de nos principaux critères d'optimisation.

Dans le deuxième chapitre, nous présentons l'approche proposée pour la détermination de la criticité associée à une production. De ce fait, nous positionnons la notion de criticité en tant qu'index associé à une production ou à un lot de production, qui représente quantitativement l'état du risque global actuel en termes de qualité et de sécurité. Pour effectuer le diagnostic de criticité en fonction des informations de traçabilité, nous utilisons un réseau de neurones artificiels. L'outil développé est conçu pour que le diagnostic de criticité puisse exploiter la plupart des bases de données de traçabilité en production. Un exemple d'application est présenté, afin d'évaluer le comportement de l'outil. La capacité d'approximation de l'algorithme est validée, il est capable d'approcher la fonction de criticité avec une précision importante. La rapidité de calcul permet aussi d'assurer la réactivité du système. Ce diagnostic permet d'utiliser les réseaux comme outils d'analyse de données. Ils peuvent mesurer l'influence d'un indicateur de production donnée dans le niveau de criticité.

Le troisième chapitre est consacré à l'étude de l'optimisation de la dispersion de matières premières. Cette problématique se positionne à partir de la notion de dispersion comme l'indicateur qui a la plus forte influence sur la taille de rappels. La définition formelle de dispersion est donc donnée. La problématique à résoudre est étudiée à l'égard de sa complexité, puis, le problème de minimisation de la dispersion des matières premières est NP-complet. Pour ce niveau de difficulté, les algorithmes de résolution exacts ne donnent pas de solutions dans un temps raisonnable. Par conséquent un algorithme génétique est proposé dont les résultats

sont très positifs. Ces résultats ont été comparés avec d'autres obtenus à l'aide d'une méthode exacte, montrant un grand potentiel pour l'application du modèle proposé. En étudiant les critères de dispersion optimale, il est possible d'ajuster les tailles de lots à commander et à produire pour mieux gérer les transformations, et minimiser le niveau de criticité.

Le chapitre quatre introduit la deuxième partie du mémoire. Il est consacré aux actions d'amélioration à entreprendre, à l'égard des résultats de diagnostic. Après avoir étudié les transformations en aval de la production, nous décidons de positionner nos actions dans le processus de préparation de commandes. Etant le point de convergence de plusieurs opérations de fractionnement et d'ajout, le fait de situer nos actions dans cette étape, nous permet d'assurer leur effectivité et d'élargir leurs impacts. Nous décidons d'orienter nos travaux vers l'optimisation des choix d'affectations des lots de produits finis aux ordres de livraison. Cela à l'égard de quatre objectifs fondamentaux : garantir la bonne qualité des produits, minimiser la taille des rappels, faciliter les procédures de rappel, et diminuer les impacts commerciaux des problèmes de non-qualité et des rappels. Suivant ces objectifs, nous proposons cinq critères de priorité pour la mise en œuvre des affectations. Ces critères portent sur le principe d'effectuer une affectation « adaptée » pour chaque ordre de livraison, en fonction de la quantité commandée, l'importance du client, la distance de destination de la commande, la marge par rapport à la contradate imposée par le client et la fiabilité du prestataire logistique associé. Dans notre approche, nous classons le panel d'ordres de livraison en cours suivant ces critères, pour ensuite affecter les lots de production selon leurs valeurs de criticité.

Dans le chapitre cinq, nous présentons l'étude réalisée autour de l'optimisation des affectations des lots aux ordres de livraison. Ces actions apparaissent sous la forme d'une aide à la décision, effectuée par un système expert. Celui-ci initialise une base de faits, à partir des variables différenciant les ordres de livraison (taille de la commande, client, destination, contradate et transporteur) ainsi que par celles définissant les articles (taille de lot, criticité, DLC), ces faits déterminent le point de départ des inférences. Ensuite, par l'évaluation des règles d'inférence qui « traduisent » nos critères d'optimisation, le système propose une affectation

améliorée des produits finis aux ordres de livraison. Le fonctionnement de l'outil développé est illustré par des exemples, avec des résultats positifs. Une simulation est proposée, afin de mesurer la performance du système par rapport à la minimisation de la taille des rappels. Cela est effectué en comparant, le nombre de produits rappelés, soit suivant l'affectation FIFO, soit suivant l'affectation donnée par le système expert. Les résultats obtenus montrent un gain important en termes de rappels pour les affectations effectuées par le système expert. Au delà d'une gestion « adaptée » des expéditions, l'utilisation du système permet de réduire considérablement le nombre de fragmentations et d'ajouts réalisés en préparation de commande. Nous constatons que pour certaines variations de la taille de lots et la taille moyenne des commandes, la méthode FIFO fractionne systématiquement les lots, tandis que le système proposé, évite ces fractionnements, ou bien les réalise selon les critères d'optimisation.

Pour répondre au besoin identifié dans le système expert, concernant la prise en compte de l'incertitude, nous avons décidé d'intégrer un outil permettant de représenter l'imprécision des entrées du système ainsi que celle des règles d'inférence. Ce travail fait l'objet du chapitre six. Après une brève comparaison entre les réseaux bayésiens et la logique floue, nous constatons que cette dernière s'adapte mieux au problème d'affectation des lots de production aux ordres de livraison. Suite à ce constat, nous intégrons la logique floue dans notre système expert, cela simplifie de manière importante l'inférence. Le système expert flou développé est évalué en reprenant les exemples du chapitre précédent, pour lesquels il donne des résultats cohérents. Afin de mesurer l'évolution du système, celui-ci est utilisé pour l'affectation de différentes configurations de préparation, en comparant les résultats obtenus avec ceux données par la méthode FIFO et par le SE classique. Les résultats montrent des grands avantages, en termes de stabilité et de simplification de la mise en place.

Le travail réalisé se compose d'un ensemble d'outils, permettant dans sa globalité, une exploitation des informations de traçabilité. Les choix des solutions présentées sont orientés vers une flexibilité maximale d'intégration. *I.e.* pour que chaque outil puisse être incorporé au système de traçabilité de manière aisée, tout en restant

capable de traiter rapidement des flux de données importants. La Figure 76 présente l'ensemble des activités réalisées, avec une représentation fonctionnelle des outils développés et de leurs interactions.

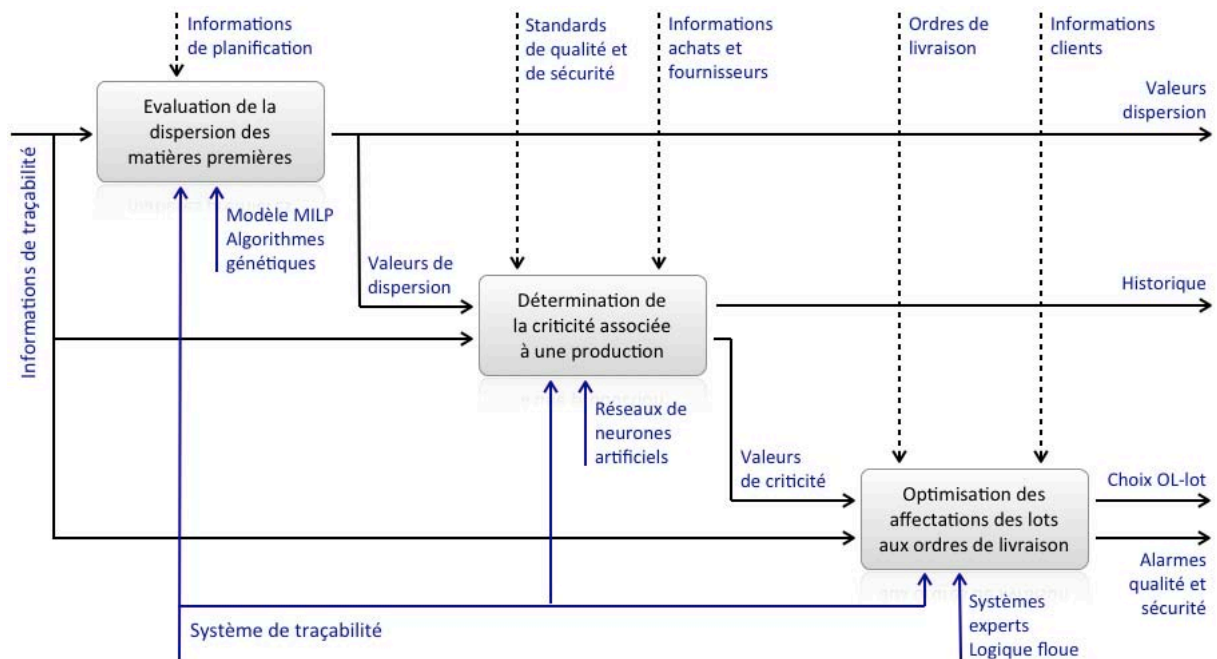


Figure 76 : schéma fonctionnel des activités effectuées pour l'exploitation des informations de traçabilité et l'amélioration des choix en production et en logistique.

En soi, chaque phase du travail, est une étape indépendante, nous permettant d'intégrer des informations différentes et de considérer différentes étapes du cycle de production. Dans sa totalité, le schéma nous montre que l'utilisation de certains outils d'analyse, d'optimisation, et d'aide à la décision, peuvent transformer un flux d'informations de traçabilité (entrant par la gauche), en résultats concrets et instructions exploitables (sortant par la droite), dont l'importance est vérifiée, notamment dans le cadre de la minimisation des rappels.

L'un de nos objectifs principaux porte sur l'intérêt de présenter la notion de traçabilité, comme un véritable outil de maîtrise de la qualité, permettant aux industriels, bien plus que la génération des historiques et la gestion des rappels. Nous sommes satisfaits d'avoir contribué à l'atteinte de cet objectif. Nous vérifions que par l'implémentation des démarches d'analyse, la traçabilité devient un outil permettant la détection des dysfonctionnements au sein des processus, elle sert à diagnostiquer les scénarios de risque, à optimiser l'organisation grâce au suivi réel

des flux de matières et d'informations. Et elle devient un véritable outil d'optimisation des choix au sein des transformations.

Les trois leviers d'action de notre travail, représentés par les trois activités principales de la Figure 76, sont limités par différentes contraintes. De manière générale, notre approche est dépendante de la formalisation des informations existantes. Pour notre travail, il est fondamental que les données traitées soient répertoriées. Dans l'évaluation de la dispersion des matières premières, l'outil proposé est tributaire des procédures d'enregistrement des transformations (notamment celles de découpe), pour pouvoir comparer les résultats de dispersion optimale avec ceux de dispersion actuelle. Dans le diagnostic de la criticité associé à une production, les performances de l'outil présenté dépendent directement du nombre d'exemples de la base d'apprentissage. De ce fait, sans des historiques bien catalogués pouvant être utilisés en tant qu'exemples, les réseaux neuronaux artificiels manquent d'entraînement et sont incapables de générer un diagnostic cohérent. Au niveau des actions d'amélioration, pour effectuer les bons choix d'affectation des lots de produits finis aux ordres de livraison, le système expert flou nécessite des connaissances dont la formalisation est possible, les règles « génériques » que nous avons présentées, peuvent être implémentées facilement, mais pour en concevoir d'autres plus adaptées à la stratégie de chaque entreprise, il faut que l'expérience soit disponible.

Le travail de recherche effectué à ce jour, n'est pas une fin en soi et les perspectives de recherche sont abondantes, soit dans le domaine du diagnostic, soit dans les actions d'amélioration basées sur les informations de traçabilité. Nous avons vérifié, que dans le contexte de la traçabilité, le plus grand axe de progrès concerne les solutions d'identification, les nouvelles technologies de marquage et de lecture représentent une évolution remarquable dans la fiabilité et la précision des systèmes de traçabilité. Cela augmente de manière remarquable la granularité de l'information et permet une finesse d'analyse, qui se rapproche de plus en plus du produit unitaire. Aujourd'hui, dans la grande majorité des systèmes de traçabilité, nous parlons encore du lot, mais cela risque de changer dans les années à venir. Les systèmes

d'analyse et d'aide à la décision doivent être prêts à accompagner cette évolution dont le plus grand défi portera sur la taille et la complexité des données à traiter.

Les outils d'intelligence artificielle offrent des possibilités abondantes pour l'analyse et l'optimisation des systèmes de production. Nous en avons exploré quelques uns et ils se sont prouvés performants, tout en restant à la fois légers au niveau de l'implémentation et robustes dans le traitement des informations. De ce fait, il convient de s'intéresser à d'autres sujets d'analyse, à d'autres objectifs d'optimisation et à d'autres utilisateurs. Notamment, il serait intéressant de voir comment notre approche du diagnostic « global » pourrait changer d'échelle pour couvrir un spectre plus spécifique, par exemple, la détection de défauts, la prévision de la variation des propriétés, etc.

Références

- ACTA-ACTIA, 2007. Traçabilité : guide pratique pour l'agriculture et l'industrie alimentaire 2nd ed. ACTA-ACTIA, eds., Lille, France.
- AFNOR, 2009. Traçabilité, retrait / rappel et gestion de crise (Module de soutien ISO 22000), , pp.1-11.
- AFT-IFTIM, 2008. La préparation des commandes 3rd ed. Celse, ed., Pratique de la logistique.
- Aguilar-Martin, J., 1995. La logique floue et ses applications industrielles. Quadri, 25(1), pp.75-86.
- Angeli, C., 1999. An online expert system for fault diagnosis in hydraulic systems. Expert Systems, 16(2), pp.115-120.
- Austin, B., 2006. Les métaheuristiques en optimisation combinatoire. Conservatoire National des Arts et Métiers, Paris, France.
- Autissier, D., Bensebaa, F. & Boudier, F., 2009. L'atlas du management 3rd ed. E. D'Organisation, ed., Paris, France : EYROLLES.
- Aytug, H. & Koehler, G.J., 2000. New stopping criterion for genetic algorithms. European Journal Of Operational Research, 126, pp.662-674.
- Azadegan, A. et al., 2011. Fuzzy logic in manufacturing : A review of literature and a specialized application. International Journal of Production Economics, 132(2), pp.258-270.
- Back, T., Fogel, D.B. & Michalewicz, Z., 1997. The Handbook of Evolutionary Computation 1st ed. I. P. L. and O. U. Press, ed., New York, NY, USA : Taylor & Francis.
- Badiru, A.B. & McCauley-Bell, P., 2002. Fuzzy Engineering Expert Systems with Neural Network Applications, New York, NY, USA : John Wiley & Sons, Inc.
- Baglin, G. et al., 2005. Management Industriel et Logistique : Conception et pilotage de la Supply Chain 4th ed., Paris, France : Economica.
- Balin, S., 2011. Non-identical parallel machine scheduling using genetic algorithm. *Expert Systems with Applications*, 38(6), pp.6814-6821.
- Ballin, N.Z., 2010. Authentication of meat and meat products. Meat science, 86(3), pp.577-87.
- Balmisse, G., 2002. La logique floue. In Gestion des connaissances, outils et applications du knowledge management. Vuibert, p. 208.
- Bayir, R. & Bay, O.F., 2004. Serial wound starter motor faults diagnosis using artificial neural network. In Proceedings of the IEEE International Conference on Mechatronics, 2004. ICM '04. Istanbul, Turkey : IEEE, pp. 194-199.

- Bechini, a et al., 2008. Patterns and technologies for enabling supply chain traceability through collaborative e-business. *Information and Software Technology*, 50(4), pp.342-359.
- Becker, A. et al., 2007. Réseaux bayésiens 3rd ed. Eyrolles, ed.
- Beorchia, F.X., 2011, Le déploiement de la traçabilité dans l'industrie manufacturière. In *SPILOG : Supply chain / Logistique Production / Traçabilité*. Lyon, France.
- Bhattacharya, a & Vasant, P., 2007. Soft-sensing of level of satisfaction in TOC product-mix decision heuristic using robust fuzzy-LP. *European Journal of Operational Research*, 177(1), pp.55-70.
- Bishop, C.M., 1997. *Neural Networks for Pattern Recognition*. C. M. Bishop, ed., Oxford, Great Britain : Oxford University Press.
- Blackstone, J.H. & Cox, J.F. eds., 2005. *APICS Dictionary* 11th ed., MGCM.
- Blome, C. & Schoenherr, T., 2011. Supply chain risk management in financial crises—A multiple case-study approach☆. *International Journal of Production Economics*, pp.1-15.
- Bollen, A.F., Riden, C.P. & Cox, N.R., 2007. Agricultural supply system traceability, Part I : Role of packing procedures and effects of fruit mixing. *Biosystems Engineering*, 98(4), pp.391-400.
- Bombardier, V. & Schmitt, E., 2010. Fuzzy rule classifier : Capability for generalization in wood color recognition. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 23(6), pp.978-988.
- Borne, P. et al., 1998. *Introduction à la commande floue*, Paris, France : Technip.
- Bourda, Y., 1994. *Introduction à l'informatique théorique*, Paris, France : Eyrolles, EDF.
- Bourlier, F. & Sperandio, J.-C., 1995. Analyse et formalisation de la conduite automobile par des règles de production. Intérêt, limites et difficultés. *Psychologie française*, 40(1), pp.61-72.
- Bourret, P., Reggia, J. & Samuelides, M., 2003. *Réseaux neuronaux*, Lamnay, France : Teknea.
- Braudo, S. & Baumann, A., 1996. *Dictionnaire du droit privé français*, Versailles, France.
- Brossier, J., Milleville, P. & Eldin, M., 1998. *Le Risque en agriculture* Collection. I. Institut de recherche pour le développement, ed., Editions de l'Orstom.
- Broyden, C.G., 1970. The Convergence of a class of double-rank Minimization Algorithms 2 : the new algorithm. *IMA Journal of Applied Mathematics*, 6(1), pp.76-90.
- Buchanan, B.G. & Edward H. Shortliffe, 1984. *Rule Based Expert Systems : The Mycin Experiments of the Stanford Heuristic Programming Project*, Addison-Wesley.

- Buckley, J.J. & Jowers, L.J., 2006. *Simulating Continuous Fuzzy Systems*, Springer-Verlag.
- Buyukozkan, G., 2004. A fuzzy-logic-based decision-making approach for new product development. *International Journal of Production Economics*, 90(1), pp.27-45.
- Camman, C., Livolsi, L. & Claye-Puaux, S., 2006. Supply chain management : les risques associées à l'évolution des fonctions logistique et achat. In 6th International Conference on Logistics Research. Pontremoli, Italy : RIRL 2006, pp. 179-192.
- Canabolat, Y.B. & Gundogar, E., 2004. Fuzzy priority rule for job shop scheduling. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 15(4), pp.527-533.
- Castillo, E. & Alavarez, E., 1990. Uncertainty methods in expert systems. *Microcomputers in civil engineering*, 5(1), pp.43-58.
- Celik, M., 2009. Designing of integrated quality and safety management system (IQSMS) for shipping operations. *Safety Science*, 47(5), pp.569-577.
- Chan, C.-L. & Chang, C.-C., 1998. A Method Combining MAU and Fuzzy Logic for Cooperative Decision Making. In *International Conference on Computers and Industrial Engineering*. pp. 291-294.
- Chan, F.T.S. & Chan, H.K., 2011. Improving the productivity of order picking of a manual-pick and multi-level rack distribution warehouse through the implementation of class-based storage. *Expert Systems with Applications*, 38(3), pp.2686-2700.
- Chandrashekara, a, 1999. A neuro-expert system for planning and load forecasting of distribution systems. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 21(5), pp.309-314.
- Chang, Y. & Hou, Y., 2008. Dynamic programming decision path encoding of genetic algorithms for production allocation problems. *Computers & Industrial Engineering*, 54(1), pp.53-65.
- Cheung, C.F., Cheung, C.M. & Kwok, S.K., 2011. A Knowledge-based Customization System for Supply Chain Integration. *Expert Systems with Applications*, (September).
- Chevrie, F. & Guély, F., 1998, *La logique floue*, Collection Technique. P.28.
- Chi-Dung Ta, 2002. *Traçabilité totale en agroalimentaire - Méthodologie, pratique et suivi* AFNOR, eds., Saint Denis La Plaine, France.
- Chi, C.-L., Street, W.N. & Ward, M.M., 2008. Building a hospital referral expert system with a Prediction and Optimization-Based Decision Support System algorithm. *Journal of biomedical informatics*, 41(2), pp.371-86.
- Chow, H.K.H. et al., 2006. Design of a RFID case-based resource management system for warehouse operations. *Expert Systems with Applications*, 30(4), pp.561-576.

- Cook, S.A., 1971. The complexity of theorem-proving procedures. In Proceedings of the third annual ACM symposium on Theory of computing. New York, NY, USA : ACM, pp. 151-158.
- Cornier, G., 1992. A review of warehouse models. *European Journal of Operational Research*, 58(1), pp.3-13.
- Custodio, L.M.M., Sentieiro, J.J.S. & Bispo, C.F.G., 1994. Production planning and scheduling using a fuzzy decision system. *IEEE transactions on robotics and automation*, 10(2), pp.160-168.
- Davidson, V., Ryks, J. & Fazil, a, 2006. Fuzzy risk assessment tool for microbial hazards in food systems. *Fuzzy Sets and Systems*, 157(9), pp.1201-1210.
- Davies, B. & Darbyshire, I., 1984. The Use of Expert Systems in Process-Planning. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 33(1), pp.303-306.
- De Koster, R., Le-Duc, T. & Roodbergen, K.J., 2007. Design and control of warehouse order picking : A literature review. *European Journal of Operational Research*, 182(2), pp.481-501.
- De Mathelin, M., Perneel, C. & Acheroy, M., 1993. Bayesian estimation vs fuzzy logic for heuristic reasoning. In *Second IEEE International Conference on Fuzzy Systems*. Ieee, pp. 944-951.
- De Toni, A., Nassimbeni, G. & Tonchia, S., 1996. An artificial, intelligent-based production scheduler. *Integrated Manufacturing Systems*, 7(3).
- Deal, D.E. et al., 1992. An expert system scheduler : some reflections on expert system development. *Journal of Computers and Operations Research*, 5(3), pp.10-17.
- Demiguel, L. & Blazquez, L., 2005. Fuzzy logic-based decision-making for fault diagnosis in a DC motor. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 18(4), pp.423-450.
- Demirel, T., Demirel, N.Ç. & Kahraman, C., 2010. Multi-criteria warehouse location selection using Choquet integral. *Expert Systems with Applications*, 37(5), pp.3943-3952.
- Derrick, S. & Dillon, M., 2004. A guide to traceability within the fish industry, Copenhagen, Denmark.
- Dhouib, S. & Aissa, M., 2010. A Record to Record Travel metaheuristic to minimize total dispersion in food industry. *ACS/IEEE International*.
- Donnelly, K.A.-M., Karlsen, K.M. & Olsen, P., 2009. The importance of transformations for traceability - A case study of lamb and lamb products. *Meat science*, 83(1), pp.68-73.
- Drollette, S.A., 2009. *Managing Production Risk in Agriculture*, Logan, Utah, USA.
- Drury, J., 1988. Towards more efficient order picking. IMM monograph no. 1, The Institute of Materials Management.

- Dubois, D. & Prade, H., 1980. Fuzzy sets and systems. Theory and Applications, New York, NY, USA : Academic Press, Inc.
- Dupuy, C., 2004. Analyse et conception d'outils pour la traçabilité de produits agroalimentaires afin d'optimiser la dispersion des lots de fabrication. Thèse de doctorat. Institut National de Sciences Appliquées de Lyon.
- Eerikäinen, T. et al., 1993. Fuzzy logic and neural network applications in food science and technology. Trends in Food Science & Technology, 4(8), pp.237-242.
- Falster, P., 1987. Planning and controlling production systems combining simulation and expert systems. Computers in Industry, 8(2-3), pp.161-172.
- Farahani, R. & Elahipanah, M., 2008. A genetic algorithm to optimize the total cost and service level for just-in-time distribution in a supply chain. *International Journal of Production Economics*, 111(2), pp.229-243.
- Feigenbaum, E.A. & Feldman, J., 1995. Computers and Thought 1st ed. A. The MIT Press, ed., Menlo Park, CA, USA : AAAI Press.
- Feigenbaum, E.A. & Lederberg, J., 1967. Mechanization of Inductive Inference in Organic Chemistry. Formal Representations for Human Judgment.
- Feigenbaum, E.A. et al., 1995. Advanced Software Applications in Japan - Advanced Computing & Telecommunications Series, New Jersey, USA : Noyes Publications.
- Fidelis, P., 2004. La segmentation RFM., pp.1-2.
- Fox, M.S. & Smith, S.F., 1984. ISIS: A Knowledge-Based System for Factory Scheduling. Expert Systems, 1(1), pp.25-49.
- Freeman, James, A. & Skapura, D.M., 1991. Neural networks : algorithms, applications, and programming techniques, Redwood City, CA, USA : Addison Wesley Longman Publishing Co., Inc.
- Gaafar, L., 2006. Applying genetic algorithms to dynamic lot sizing with batch ordering. *Computers & Industrial Engineering*, 51(3), pp.433-444.
- Garavelli, A.C. et al., 1999. Fuzzy logic to improve the robustness of decision support systems under uncertainty. Computers & Industrial Engineering, 37, pp.477-480.
- Garcia, F. a et al., 2011. A framework for measuring logistics performance in the wine industry. *International Journal of Production Economics*, pp.1-15.
- Gellynck, X., Verbeke, W. & Vermeire, B., 2006. Pathways to increase consumer trust in meat as a safe and wholesome food. Meat Science, 74(1), pp.161-171.
- Gencod-EAN, 2001. Traceability in the supply chain : From strategy to practice. , p.107.
- Goldberg, D.E., 1989. Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning 1st ed., Boston, MA, USA : Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc.

- GSI France, 2010. Glossaire de traçabilité, Issy-les Moulineaux, France : GSI International.
- GSI, 2009. Business Process and System Requirements for Full Chain Traceability. Changes, (1), pp.1-77.
- Gu, J. et al., 2010. A novel competitive co-evolutionary quantum genetic algorithm for stochastic job shop scheduling problem. *Computers & Operations Research*, 37(5), pp.927-937.
- Guenov, M., 1992. Zone shapes in class based storage and multicommand order picking when storage/retrieval machines are used. *European Journal of Operational Research*, 58(1), pp.37-47.
- Hagan, M.T. & Demuth, H.B., Neural networks for control. In Proceedings of the 1999 American Control Conference (Cat. No. 99CH36251). Ieee, pp. 1642-1656.
- Hao, J.-K., Galinier, P. & Habib, M., 1999. Métaheuristiques pour l'optimisation combinatoire et l'affectation sous contraintes. *Revue d'intelligence artificielle*, 13(2), pp.283-324.
- Harris, C., Hong, X. & Gan, Q., 2002. Adaptive Modelling, Estimation and Fusion from Data : A Neurofuzzy Approach, Berlin, Germany : Springer-Verlag.
- Haton, J.-P. & Haton, M.-C., 1993. L'Intelligence artificielle 3rd ed., Presses Universitaires de France (PUF).
- Hillmer, D. et al., 1992. A risk-identification tool for managers planning expert system applications. *Expert Systems with Applications*, 4(2), pp.247-257.
- Hnaïen, F., Delorme, X. & Dolgui, A., 2009. Genetic algorithm for supply planning in two-level assembly systems with random lead times. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 22(6), pp.906-915.
- Ho, Y.-C., Su, T.-S. & Shi, Z.-B., 2008. Order-batching methods for an order-picking warehouse with two cross aisles. *Computers & Industrial Engineering*, 55(2), pp.321-347.
- Holland, J.H., 1962. Outline for a logical theory of adaptive systems. *Journal of the ACM* JACM, 9(3), pp.297-314.
- Hoos, H.H. & Stutzle, T., 2004. Stochastic Local Search: Foundations & Applications (The Morgan Kaufmann Series in Artificial Intelligence) 1st ed. E. Inc., ed., San Francisco, CA, USA : Morgan Kaufmann.
- Hopfield, J.J., 1982. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Biophysics*, 79(April), pp.2554-2558.
- Hopgood, A.A., 2001. Intelligent Systems for Engineers and Scientists 2nd ed., Boca Raton, FL, USA : CRC Press.
- Hornik, K. & Kuan, C.-M., 1992. Convergence analysis of local feature extraction algorithms. *Neural Networks*, 5(2), pp.229-240.

- Howard, A., Kochhar, A. & Dilworth, J., 2002. A rule-base for the specification of manufacturing planning and control system activities. *International Journal of Operations & Production Management*, 22(1), pp.7-29.
- Institut national de veille sanitaire, I.-A., 2004. Morbidité et mortalité dues aux maladies infectieuses d'origine alimentaire en France, Saint-Maurice, France.
- Ionica, A., Edelhauser, E. & Irimie, S.I., 2007. Quality risk management – An integrated approach in the mining industry. *Fascicle of Management and Technological Engineering*, Volume VI(1941-1946).
- Iqbal, a et al., 2007. A fuzzy expert system for optimizing parameters and predicting performance measures in hard-milling process. *Expert Systems with Applications*, 32(4), pp.1020-1027.
- ISO, 1991. NF EN ISO 8402, Gestion de la qualité et l'assurance de la qualité. Normes ISO 9000-9004 , p.72.
- Jackson, P., 1998. *Introduction to Expert Systems* 3rd ed., Boston, MA, USA : Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc.
- Jayaraman, V. & Srivastava, R., 1996. Expert systems in production and operations management. *International Journal of Operations & Production Management*, 16(12), pp.27-44.
- Jin, C. & Rong, W., 2011. Modeling of expert system of quality standard in supply chain. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 27(1), pp.56-61.
- Jouandeau, A., 2004. Contribution à la modélisation de la satisfaction client par la logique floue. Thèse de doctorat. Institut national des sciences appliquées.
- Jousse, G., 2009. *Traité de risologie - La science du risque IMESTRA*, eds., Maintenenon.
- Jozefowska, J. & Zimniak, a, 2008. Optimization tool for short-term production planning and scheduling. *International Journal of Production Economics*, 112(1), pp.109-120.
- Kanet, J.J. & Adelsberger, H.H., 1987. Expert systems in production scheduling. *European Journal of Operational Research*, 29, pp.51-59.
- Karpenko, M. & Sepehri, N., 2002. Neural network classifiers applied to condition monitoring of a pneumatic process valve actuator. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 15, pp.273-283.
- Kasabov, N.K., 1998. *Foundations of neural networks, fuzzy systems, and knowledge engineering*, Cambridge, MA, USA : MIT Press.
- Ketata, R. & Najjar, Y., 2005. Générateur de Systèmes Experts Flous. In *Méthodologie et Heuristiques pour l'Optimisation des Systèmes Industriels*.
- Kim, H.M., Fox, M.S. & Gruninger, M., 1995. An ontology of quality for enterprise modelling. In *4th IEEE Workshop on Enabling Technologies : Infrastructure for*

- Collaborative Enterprises (WET ICE). Los Alamitos, CA, USA : IEEE Comput. Soc. Press, pp. 105-116.
- Klaus & Moeller, 2011. Increasing warehouse order picking performance by sequence optimization. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 20(0), pp.177-185.
- Ko, C.-H. & Wang, S.-F., 2011. Precast production scheduling using multi-objective genetic algorithms. *Expert Systems with Applications*, 38(7), pp.8293-8302.
- Kohonen, T. et al., 1977. A principle of neural associative memory. *Neuroscience*, 2(6), pp.1065-1076.
- Kovács, A., 2011. Optimizing the storage assignment in a warehouse served by milkrun logistics. *International Journal of Production Economics*, 133(1), pp.312-318.
- Kovalerchuk, B. et al., 1997. Fuzzy logic in computer-aided breast cancer diagnosis : analysis of lobulation. *Artificial intelligence in medicine*, 11(1), pp.75-85.
- Koza, J.R., 1992. Genetic programming : On the programming of computers by means of natural selection 1st ed. M. I. of Technology, ed., Cambridge, MA, USA : MIT Press.
- Kramer, M.N., Coto, D. & Weidner, J.D., 2005. The science of recalls. *Meat Science*, 71(1), pp.158-163.
- Krose, B. & Smagt, P. van der, 1996. An introduction to neural networks 8th ed., Amsterdam, The Netherlands : The University of Amsterdam.
- Kurtzweil, P., 1999. Critical Steps Toward Safer Seafood, Washington, USA : U. S. Food and Drug Administration - Center of Food Safety and Applied Nutrition.
- Kvenberg, J.E., 1998. Managing Food Safety : A HACCP Principles Guide for Operators of Food Establishments at the Retail Level, Washington, USA : U. S. Food and Drug Administration - Center of Food Safety and Applied Nutrition.
- Lajos, J. et al., 2008. CAM : A Spreading Activation Network Model of Subcategory Construction when Categorization Uncertainty is High.
- Larose, G. et al., 2010. SDL : La Traçabilité, Saint Quentin, France.
- Larsen, P.M., 1980. Industrial applications of fuzzy logic control. *International Journal of ManMachine Studies*, 12(1), pp.3-10.
- Lau, H.C.W. et al., 2009. An AI approach for optimizing multi-pallet loading operations. *Expert Systems with Applications*, 36(3), pp.4296-4312.
- Li, S., 2005. A Web-enabled hybrid approach to strategic marketing planning : Group Delphi+a Web-based expert system. *Expert Systems with Applications*, 29(2), pp.393-400.
- Ligeza, A., 1988. Expert systems approach to decision support. *European Journal of Operational Research*, 37(1), pp.100-110.

- Lin, C.-H. & Lu, I.-Y., 1999. The procedure of determining the order picking strategies in distribution center. *International Journal of Production Economics*, 60-61(0), pp.301-307.
- Liukkonen, M. et al., 2011. Expert system for analysis of quality in production of electronics. *Expert Systems with Applications*, 38(7), pp.8724-8729.
- Malborg, C.J., Krishnakumar, B. & Simons, G.R., 1988. A mathematical overview of warehousing systems with single/dual order-picking cycles. *Applied Mathematical Modelling*, 12(1), pp.2-8.
- Malek, M., 2008. Systèmes Experts. Cycle.
- Mamdani, E.H. & Assilian, S., 1975. An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *International Journal of ManMachine Studies*, 7, pp.1-13.
- Mamdani, E.H., 1977. Application of Fuzzy Logic to Approximate Reasoning Using Linguistic Synthesis. *IEEE Transactions on Computers*, C-26(12), pp.1182-1191.
- Marsh, C.A., 1985. MARS : an expert system using the automated reasoning tool to schedule resources. In *Robotics and Expert Systems - Proceedings of Robex 85*, Instrument Society of America. pp. 123-125.
- Maruchek, A. et al., 2011. Product Safety and Security in the Global Supply Chain : Issues, Challenges and Research Opportunities. *Journal of Operations Management*, 29(7-8), pp.707-720.
- McCall, J., 2005. Genetic algorithms for modelling and optimisation. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 184(1), pp.205-222.
- McDonald, M. & Dunbar, I., 2004. *Market Segmentation : How to Do It, How to Profit from It* 1st ed. Butterworth-Heinemann Ltd.
- McGarry, S.A., 2009. Product tracking systems for fresh produce. In *Joint Institute for Food Safety and Applied Nutrition (JIFSAN)*. Greenbelt, MD, USA : Center for Food Safety and Applied Nutrition (CFSAN), FDA, USA, p. 32.
- Mead, P.S. et al., 1999. Food-related illness and death in the United States. *Emerging infectious diseases*, 5(6), pp.840-2.
- Mendel, J.M., 1995. Fuzzy logic systems for engineering : a tutorial. *Proceedings of the IEEE*, 83(3), pp.345-377.
- Metaxiotis, K.S., Askounis, D. & Psarras, J., 2002. Expert systems in production planning and scheduling : A state-of-the-art survey. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 13, pp.253-260.
- Meyer, G.G., Främling, K. & Holmström, J., 2009. Intelligent Products : A survey. *Computers in Industry*, 60(3), pp.137-148.
- Meziane, F. et al., 2000. Intelligent systems in manufacturing : current developments and future prospects. *Integrated Manufacturing Systems*, 11(4), pp.218-238.

- Mishra, N. et al., 2011. Addressing lot sizing and warehousing scheduling problem in manufacturing environment. *Expert Systems with Applications*, 38(9), pp.11751-11762.
- Moe, T., 1998. Perspectives on traceability in food manufacture. *Trends in Food Science & Technology*, 9(5), pp.211-214.
- Mohan, K. & Ramesh, B., 2002. Managing variability with traceability in product and service families. In *Proceedings of the 35th Annual Hawaii International Conference on System Sciences*. IEEE Comput. Soc, pp. 1309-1317.
- Morrissey, M.T. & Almonacid, S., 2005. Rethinking technology transfer. *Journal of Food Engineering*, 67(1-2), pp.135-145.
- Morton, T.E., Fox, M.S. & Sathi, A., 1982. PATRIARCH : A multilevel system for cost accounting, planning and scheduling, Graduate School of Industrial Administration, Carnegie Mellon University.
- Musharavati, F. & Hamouda, a S.M., 2011. Modified genetic algorithms for manufacturing process planning in multiple parts manufacturing lines. *Expert Systems with Applications*, 38(9), pp.10770-10779.
- Naïm, P. et al., 2007. Réseaux bayésiens 3rd ed. Eyrolles, ed.,
- Najafi, H.L. et al., 1998. An Intelligent Dynamic Reconstruction Filter for Audio Signal Reconstruction using Neural Networks. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 11(1), pp.49-53.
- Narendra, K.S. & Parthasarathy, K., 1990. Identification and control of dynamical systems using neural networks. *IEEE transactions on neural networks / a publication of the IEEE Neural Networks Council*, 1(1), pp.4-27.
- Negrello, L., 1991. Systèmes experts et intelligence artificielle. *Cahier Technique Merlin Gerin* No 157, p.24.
- Nemati, H.R. et al., 2002. Knowledge warehouse : an architectural integration of knowledge management, decision support, artificial intelligence and data warehousing. *Decision Support Systems*, 33(2), pp.143-161.
- Newell, A., Shaw, J.C. & Simon, H.A., 1995. Empirical explorations with the logic theory machine : a case study in heuristics. *Computation and intelligence*. Menlo Park, CA, USA : American Association for Artificial Intelligence, pp. 365-390.
- Ng, G., 2003. *Intelligent Systems Fusion, Tracking, and Control*, Great Britain : Research Studies Press Ltd.
- Ngai, E.W.T. et al., 2008. RFID research : An academic literature review (1995–2005) and future research directions. *International Journal of Production Economics*, 112(2), pp.510-520.
- Office national des forêts (France), 2004. Une application typique des outils de traçabilité : la filière merrain. *Les Rendez-vous techniques de l'ONF*, pp.71-79.

- Omero, M. et al., 2005. Multiple-attribute decision support system based on fuzzy logic for performance assessment. *European Journal of Operational Research*, 160(3), pp.710-725.
- Osman, I.H. & Laporte, G., 1996. Metaheuristics : A bibliography. *Annals of Operations Research*, 63(5), pp.511-623.
- Pan, J.C.-H. & Wu, M.-H., 2009. A study of storage assignment problem for an order picking line in a pick-and-pass warehousing system. *Computers & Industrial Engineering*, 57(1), pp.261-268.
- Perrot, N. et al., 2006. Fuzzy concepts applied to food product quality control : A review. *Fuzzy Sets and Systems*, 157(9), pp.1145-1154.
- Petersen, C.G. & Aase, G., 2004. A comparison of picking, storage, and routing policies in manual order picking. *International Journal of Production Economics*, 92(1), pp.11-19.
- Pham, D.T. & Liu, X., 1995. *Neural Networks for Identification, Prediction and Control*, London, Great Britain : Springer-Verlag.
- Pham, D.T. & Pham, P.T.N., 1999. Artificial intelligence in engineering. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 39(6), pp.937-949.
- Phuong, N.H. & Kreinovich, V., 2001. Fuzzy logic and its applications in medicine. *International journal of medical informatics*, 62(2-3), pp.165-73.
- Pi-Sheng & Deng, 1999. Using genetic algorithms for batch selection decisions. *Expert Systems with Applications*, 17(3), pp.183-194.
- Pomykalski, J.J., Truskowski, W.F. & Brown, D.E., 1999. Expert systems. *Wiley Encyclopedia for Electrical and Electronics Engineering*, 302(4), p.32.
- Poon, T.C. et al., 2011. A real-time warehouse operations planning system for small batch replenishment problems in production environment. *Expert Systems with Applications*, 38(7), pp.8524-8537.
- Portmann, M.-C. et al., 1998. Branch and bound crossed with GA to solve hybrid flowshops. *European Journal of Operational Research*, 107(2), pp.389-400.
- Portmann, M.-C., 1991. An Efficient Algorithm for Container Loading. *Methods of Operations Research*, 64, pp.563-572.
- Priddy, K.L. & Keller, P.E., 2005. *Artificial Neural Networks : An Introduction*, Washington, USA : SPIE - The International Society for Optical Engineering.
- Pugh, N.R., 1973. Principles of product traceability. In A. society Q. Control, ed. *Product liability prevention conference*, PLP(4). Newark, NY, USA, p. 65-69.
- Reed, R.D. & Marks, R.J., 1998. *Neural Smithing : Supervised Learning in Feedforward Artificial Neural Networks*, Cambridge, MA, USA : MIT Press.

- Reeves, C.R., 1993. Modern heuristic techniques for combinatorial problems, New York, NY, USA : John Wiley & Sons, Inc.
- Regattieri, a, Gamberi, M. & Manzini, R., 2007. Traceability of food products : General framework and experimental evidence. *Journal of Food Engineering*, 81(2), pp.347-356.
- Rehby, Y., 2005. Petite histoire de la traçabilité. *Décodez l'actualité*, 89, pp.16-17.
- Richard, M.D. & Lippmann, R.P., 1991. Neural Network Classifiers Estimate Bayesian a posteriori Probabilities. *Neural Computation*, 3(4), pp.461-483.
- Bollen, A.F., Riden, C.P. & Cox, N.R., 2007. Agricultural supply system traceability, Part I: Role of packing procedures and effects of fruit mixing. *Biosystems Engineering*, 98(4), pp.391-400.
- Riden, C.P. & Bollen, A.F., 2007. Agricultural supply system traceability, Part II : Implications of packhouse processing transformations. *Biosystems Engineering*, 98(4), pp.401-410.
- Rojas, R., 1996. Neural networks : a systematic introduction Springer-Verlag, eds., Berlin, Germany : Springer.
- Roland, G., 2009. Gestion des stocks, entrepôts et magasins GLC, ed., Douala, Cameroun : Organisme de Recherche , Information, Etudes et Conseils.
- Roux, M., 2008. Entrepôts et magasins: Tout ce qu'il faut savoir pour concevoir une unité de stockage 4th ed. ED Organisation, ed., Eyrolles.
- Rubrico, J.I.U. et al., 2011. Online rescheduling of multiple picking agents for warehouse management. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 27(1), pp.62-71.
- Rumelhart, D.E., Hinton, G.E. & Williams, R.J., 1986. Learning internal representations by error propagation. In D. E. Rumelhart & J. L. McClelland, eds. *Parallel Distributed Processing*. MIT Press, pp. 318-362.
- Sahin, E., Dallery, Y. & Gershwin, S., 2002. Performance evaluation of a traceability system. In *International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, Vol. 3. IEEE, p. 210-218.
- Salaün, Y. & Flores, K., 2001. Information quality : meeting the needs of the consumer. *International Journal of Information Management*, 21(1), pp.21-37.
- Sarac, A., Absi, N. & Dauzère-Pérès, S., 2010. A literature review on the impact of RFID technologies on supply chain management. *International Journal of Production Economics*, 128(1), pp.77-95.
- Scarset, G., 2008. Traçabilité agro-alimentaire : enjeux et perspectives. Thèse de doctorat. Ecole Nationale Vétérinaire d'Alfort, Faculté de Médecine de Créteil.
- Schou, J., Gustafsson, S. & Soderqvist, V., 1997. ANN – Playing with Neural Networks. *Algorithms for Machine Learning and Inference*, vt-06, pp.1-12.

- Schwagele, F., 2005. Traceability from a European perspective. *Meat Science*, 71(1), pp.164-173.
- Sekkat, S. & Canonne, R., 2005. L'apport des systèmes à case de connaissance en gestion de production. In *Conception et Production Intégrées, CPI'2005*. Casablanca, Morocco.
- Shepherd, A. & Ortolano, L., 1994. Critiquing expert systems for planning and management. *Computers, Environment and Urban Systems*, 18(5), pp.305-314.
- Shepherd, G.M., 2004. *The Synaptic Organization of the Brain* 4th ed. G. M. Shepherd, ed., New York, NY, USA : Oxford University Press.
- Shiau, J.-Y. & Lee, M.-C., 2010. A warehouse management system with sequential picking for multi-container deliveries. *Computers & Industrial Engineering*, 58(3), pp.382-392.
- Shin, F.Y., Moh, J. & Bourne, H., 1992. A neural architecture applied to the enhancement of noisy binary images. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 5(3), pp.215-222.
- Siarry, P. & Michalewicz, Z., 2007. *Advances in Metaheuristics for Hard Optimization*, New York, NY, USA : Springer-Verlag.
- Siler, W. & Buckley, J.J., 2006. *Fuzzy expert systems and fuzzy reasoning*, New Jersey, USA : John Wiley & Sons, Inc.
- Skarlatos, D., Karakasis, K. & Trochidis, a, 2004. Railway wheel fault diagnosis using a fuzzy-logic method. *Applied Acoustics*, 65(10), pp.951-966.
- Skees, J.R., Botts, A. & Zeuli, K.A., 2001. The potential for recall insurance to improve food safety. *Management Review*, 4.
- Skoglund, T. & Dejmek, P., 2007. Fuzzy Traceability : A Process Simulation Derived Extension of the Traceability Concept in Continuous Food Processing. *Food and Bioproducts Processing*, 85(4), pp.354-359.
- Sorsa, T. & Koivo, H.N., 1993. Application of artificial neural networks in process fault diagnosis. *Automatica*, 29(4), pp.843-849.
- Stirling-belin, F., 2008, Liberté de circulation et traçabilité dans l'Union Européenne. *Economiet et Management*, (128), pp.36-41.
- Sugeno, M., 1985. An Introductory Survey of Fuzzy Control. *Information Sciences*, 83(36), pp.59-83.
- Sur, F., *Présentation de la Logique Floue*, Cachan, France.
- Suryanarayanan, S., 1995. Bio-Medical Computing A fuzzy logic diagnosis system for classification of pharyngeal dysphagia. *International Journal of Bio-Medical Computing*, 38, pp.207-215.

- Talbi, E.G., 2006. Parallel combinatorial optimization 1st ed. Wiley-Interscience, ed., Hoboken, NY, USA : Wiley-Blackwell.
- Tamayo, S., Monteiro, T. & Sauer, N., 2009. Deliveries optimization by exploiting production traceability information. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 22(4-5), pp.557-568.
- Tamayo, S., Monteiro, T. & Sauer, N., 2009. Dispersion optimisation using a genetic algorithm. *International Journal of Advanced Operations Management*, 1, pp.267-285.
- Tan, K.K. & Tang, K.Z., 2001. Vehicle dispatching system based on Taguchi-tuned fuzzy rules. *European Journal Of Operational Research*, 128.
- Teratanavat, R. & Hooker, N.H., 2004. Understanding the characteristics of US meat and poultry recalls : 1994–2002. *Food Control*, 15(5), pp.359-367.
- Thangavadivelu, S. & Colvin, T.O.M.S., 1997. Fuzzy-Logic-Based Decision Support System for Scheduling Tillage Operations. *Work*, 10(5), pp.463-472.
- Thompson, M., Sylvia, G. & Morrissey, M.T., 2005. Seafood Traceability in the United States : Current Trends, System Design, and Potential Applications. *Comprehensive Reviews in Food Science and Food Safety*, 4(1), pp.1-7.
- Trienekens, J.H. et al., 2011. Transparency in complex dynamic food supply chains. *Advanced Engineering Informatics*.
- U.S. Department of Health and Human Services, F., 2006. Managing Food Safety : A Manual for the Voluntary Use of HACCP Principles for Operators of Food Service and Retail Establishments. Control, (0910).
- U.S. Department of Health and Human Services, U., 2002. Public Health Security and Bioterrorism Preparedness and Response Act of 2002 - Public Law 107-188, H.R.3448. , pp.594-697.
- UFC, 2008. Que Choisir. Spécial juin n° 76.
- Vellemans, P., 2006. Contribution à la conception d'un outil adapté à l'Opérateur Humain pour la reconstruction d'une traçabilité "approchée". Thèse de doctorat. Université de Reims Champagne-Ardenne.
- Venkata, S.S., 2000. A fuzzy expert system for the integrated fault diagnosis. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 15(2), pp.833-838.
- Venugopal, V. & Baets, W., 1994. Neural Networks and Statistical Techniques in Marketing Research : A Conceptual Comparison. *Marketing Intelligence & Planning*, 12(7), pp.30-38.
- Villecourt, V. de, 2006. La traçabilité dans la filière vitivinicole, Montpellier, France.
- Viruéga, J.-L., 2005. Traçabilité : outils, méthodes et pratiques 1st ed., Paris, France. Éditions d'Organisation.

- Wang, X. et al., 2010. A production planning model to reduce risk and improve operations management. *International Journal of Production Economics*, 124(2), pp.463-474.
- Wang, X., Li, D. & O'Brien, C., 2009. Optimisation of traceability and operations planning : an integrated model for perishable food production. *International Journal of Production Research*, 47(11), pp.2865-2886.
- Wegener, I., 2005. Complexity theory : exploring the limits of efficient algorithms 1st ed., Berlin, Germany : Springer-Verlag.
- Wey, W., 2005. An integrated expert system/operations research approach for the optimization of waste incinerator siting problems. *Knowledge-Based Systems*, 18(6), pp.267-278.
- Wierenga, B., 2008. Handbook of Marketing Decision Models B. Wierenga, ed., Boston, MA, USA : Springer US.
- Willigenburg, L.G.V., Hol, C.W.J. & van Henten, E.J., 2004. On-line near minimum-time path planning and control of an industrial robot for picking fruits. *Computers and Electronics in Agriculture*, 44(3), pp.223-237.
- Wu, J.-D., Wang, Y.-H. & Bai, M.R., 2007. Development of an expert system for fault diagnosis in scooter engine platform using fuzzy-logic inference. *Expert Systems with Applications*, 33(4), pp.1063-1075.
- Wynn, M.T. et al., 2011. Data and process requirements for product recall coordination. *Computers in Industry*, 62(7), pp.776-786.
- Yu, D., Chang, T. & Yu, D., 2005. Adaptive neural model-based fault tolerant control for multi-variable processes. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 18(4), pp.393-411.
- Zadeh, L.A., 1965. Fuzzy sets R. R. Yager et al., eds. *Information and Control*, 8(3), pp.338-353.
- Zahavi, J. & Levin, N., 1997. Applying neural computing to target marketing. *Journal of Interactive Marketing*, 11(1), pp.5-22.
- Zalila, Z. et al., 2008. Logique floue et systèmes d'inférence floue Introduction et propriétés. , p.10.
- Zalila, Z., 1993. Contribution à une théorie des relations floues d'ordre n. Thèse de doctorat. Université de Technologie de Compiègne.
- Zegordi, S.H., Abadi, I.N.K. & Nia, M. a B., 2010. A novel genetic algorithm for solving production and transportation scheduling in a two-stage supply chain. *Computers & Industrial Engineering*, 58(3), pp.373-381.
- Zhanshou, Y., 2000. Feed-Forward Neural Networks and Their Applications in Forecasting. Thèse de doctorat. University of Houston.

Table des figures

Figure 1 : traçabilité amont, interne et aval dans la chaîne logistique.	19
Figure 2 : les acteurs de la traçabilité.....	26
Figure 3 : schéma fonctionnel d'un système de traçabilité.....	28
Figure 4 : approche globale du projet.....	35
Figure 5 : éléments de base d'un système de traçabilité.....	36
Figure 6 : informations de traçabilité.....	38
Figure 7 : exemple de matrice de criticité des risques.	43
Figure 8 : décès et causes liés au risques alimentaires en France en 2010. Source « Institut de Veille Sanitaire », http://www.invs.sante.fr/	50
Figure 9 : décès et causes liés au risques alimentaires aux Etats Unis en 2010. Source : « Centers for Disease Control and Prevention », http://www.cdc.gov/	51
Figure 10 : schéma de la méthode HACCP.....	53
Figure 11 : mesure du risque associée à un lot par l'évaluation de ses indicateurs de production.....	56
Figure 12 : processus de diagnostic avec entrées diverses.	57
Figure 13 : schéma d'un neurone biologique.....	59
Figure 14 : unité de traitement.....	61
Figure 15 : fonction d'identité.....	63
Figure 16 : fonction seuil binaire ($\theta=0$).....	63
Figure 17 : fonction sigmoïde ($a=1$, $k=1$).	64
Figure 18 : fonction sigmoïde bipolaire ($k=1$).	65
Figure 19 : exemple de réseau <i>feed-forward</i>	67
Figure 20 : schéma d'apprentissage supervisé.	70
Figure 21 : initialisation de l'algorithme de rétro propagation.....	75
Figure 22 : rétro propagation du gradient.	75
Figure 23 : mise à jour des poids dans le réseau.....	76
Figure 24 : schéma d'utilisation du module.....	78
Figure 25 : architecture des objets.....	79

Figure 26 : topologie du réseau utilisé.....	82
Figure 27 : évaluation du réseau.....	84
Figure 28 : évolution de l'erreur pour 1000 époques d'itération.	85
Figure 29 : note de Date Limite vs Note de Criticité, (100 évaluations).....	87
Figure 30 : note de Dispersion Vs Note de Criticité (100 évaluations).....	88
Figure 31 : exemple de Dispersion Totale, Descendante et Ascendante.....	95
Figure 32 : fonction de coût (à une variable) représentant un problème combinatoire avec des optima locaux, et un optima global ($x=1.95$, $y=-2$).	100
Figure 33 : principe de fonctionnement des algorithmes génétiques.	103
Figure 34 : création des matrices de participation et d'affectation de quantités pour un exemple de 4 matières premières et 6 sous-produits.....	106
Figure 35 : genèse d'un enfant par croisement à partir de ses parents.....	109
Figure 36 : exemple de mutation.....	110
Figure 37 : comportement de l'AG dans la résolution de deux problèmes de taille différente.	116
Figure 38 : exemple réel d'optimisation de la dispersion des matières premières.....	117
Figure 39 : nomenclatures du problème.	118
Figure 40 : solution de l'exemple Aoste.....	119
Figure 41 : détail de l'individu solution (Matrices d'affectation).....	120
Figure 42 : graphe de convergence vers l'optimum $D_{TOT}=12$	121
Figure 43 : flux de matières et transformations.....	126
Figure 44 : flux d'information et gestion des identifiants.....	127
Figure 45 : étapes de la préparation de commandes.....	129
Figure 46 : flux d'information en préparation de commandes.	131
Figure 47 : optimisation des choix d'affectation des produits finis aux ordres de livraison.	136
Figure 48 : exemple de segmentation RFM.....	142
Figure 49 : structure d'un système expert.....	147
Figure 50 : exemples de chaînage avant et arrière.	150
Figure 51 : étapes de la mise en place d'un SE.....	153

Figure 52 : structure du système expert proposé.....	156
Figure 53 : fonctionnement du moteur d'inférences proposées (chaînage avant).....	160
Figure 54 : affectation proposée par le système expert pour la préparation de 6 ordres de livraison avec 10 lots de produits finis de différentes tailles (exemple 1).....	164
Figure 55 : affectation proposée par le système expert pour la préparation de 15 ordres de livraison avec 13 lots de produits finis de taille fixe (exemple 2).....	167
Figure 56 : comparatif entre le nombre de lots rappelés selon les deux critères de choix d'expédition (FIFO et SE). Pour l'expédition de 2000 articles (10 lots de 200) répartis entre 8 Ordres d'Expédition, avec une probabilité de crise de 0.15% (évaluation aléatoire sur 50 itérations).....	168
Figure 57 : comparaison entre ensemble classique et un ensemble flou.	182
Figure 58 : définitions booléenne et floue d'un homme « jeune ».....	183
Figure 59 : partition flue avec trois classes de clients.....	184
Figure 60 : principaux types de fonctions d'appartenance.....	185
Figure 61 : représentation des opérateurs logiques flous.....	187
Figure 62 : principe de fonctionnement d'un système flou.	187
Figure 63 : évaluation du degré d'activation du prédicat de la règle SI le client est très bon ET la distance de destination est très éloignée, ALORS affecter les meilleurs lots en termes de criticité.....	188
Figure 64 : exemple d'implication de Mamdani.....	190
Figure 65 : exemple d'agrégation des règles.....	191
Figure 66 : exemple des méthodes de défuzzification appliquées à un même ensemble de conclusion.....	192
Figure 67 : exemple de maillage flou à deux dimensions.	194
Figure 68 : variables floues et fonctions d'appartenance pour l'inférence du type de client.	198
Figure 69 : partition floue de l'ensemble « criticité ».....	200
Figure 70 : fonctionnement du SEF pour l'affectation des lots aux ordres de livraison.....	201
Figure 71 : surface de décision du résultat de l'inférence en fonction des variables floues associée à la distance et au type de client.....	203
Figure 72 : affectation proposée par le système expert flou pour la préparation de 6 ordres de livraison avec 10 lots de produits finis de différentes tailles (exemple 1 bis).I	207

Figure 73 : affectation proposée par le système expert pour la préparation de 15 ordres de livraison avec 13 lots de produits finis de taille fixe (exemple 2).....	210
Figure 74 : comparaison SE, FIFO et SEF.....	212
Figure 75 : exemples de préparation.....	213
Figure 76 : schéma fonctionnel des activités effectuées pour l'exploitation des informations de traçabilité et l'amélioration des choix en production et en logistique.	220

Table des tableaux

Tableau 1 : enjeux de la traçabilité.	25
Tableau 2 : comparatif entre les principales solutions d'identification (sources : Ngai <i>et al.</i> , 2008 ; Larose <i>et al.</i> , 2010 ; Gencod-EAN, 2001).	33
Tableau 3 : liste des informations à tracer. Sources : Chi-Dung Ta, 2002 et AFNOR, 2009.	40
Tableau 4 : exemples de rappels au sein des différents secteurs, au cours des dernières années. Sources : UFC, 2008, Communiqués du Bureau fédéral de la consommation, Lefigaro.fr, www.rappelsproduits.fr.	45
Tableau 5 : causes maladies d'origine alimentaire.	50
Tableau 6 : résultats du diagnostic de criticité pour un ensemble de configurations.	86
Tableau 7 : classification des problèmes d'évaluation.	I 13
Tableau 8 : variation des paramètres dans la simulation de configuration.	I 14
Tableau 9 : heuristiques s'adaptant le mieux aux différents types de problèmes.	I 15
Tableau 10 : informations contenues dans la <i>picking list</i> ou liste de prélèvements.	I 32
Tableau 11 : critères de décision pour la préparation des lots de fabrication.	I 38
Tableau 12 : types de systèmes experts.	I 52
Tableau 13 : exemples des faits initiaux et déduits.	I 57
Tableau 14 : exemples de règles pour l'affectation des lots aux ordres de livraison.	I 58
Tableau 15 : chiffrage des critères de décision dans la matrice d'ordres de livraison.	I 62
Tableau 16 : liste d'ordres de livraison pour l'exemple 1.	I 63
Tableau 17 : affectation proposée par le système expert pour les données de l'exemple 1.	I 63
Tableau 18 : liste d'ordres de livraison pour l'exemple 2.	I 65
Tableau 19 : affectation proposée par le système expert pour les données de l'exemple 2.	I 66
Tableau 20 : quantité moyenne de produits rappelés selon le critère d'assignation (FIFO vs SE) pour 50 itérations de chaque ensemble de paramètres.	I 69
Tableau 21 : comparatif entre les systèmes d'inférence bayésienne et les systèmes de logique floue. Sources (De Mathelin <i>et al.</i> , 1993 ; Hopgood, 2001 ; Becker <i>et al.</i> , 2007).	I 78
Tableau 22 : récapitulatif des propriétés fondamentales de la logique floue.	I 80
Tableau 23 : table de vérité de l'implication « SI x ALORS y ».	I 89

Tableau 24 : principales fonctions d'implication floues.....	189
Tableau 25 : comparatif entre les bases de règles floues et bases de règles des systèmes experts classiques.....	193
Tableau 26 : variables floues et fonctions d'appartenance pour l'inférence du type de client	198
Tableau 27 : Variables floues et fonctions d'appartenance pour l'inférence des affectations des lots de produits finis aux ordres de livraison.....	199
Tableau 28 : exemples de règles floues.....	204
Tableau 29 : liste d'ordres de livraison pour l'exemple 1 bis.....	205
Tableau 30 : affectation proposée par le système expert flou pour les données de l'exemple 1 bis.	206
Tableau 31 : liste d'ordres de livraison pour l'exemple 2bis.....	208
Tableau 32 : affectation proposée par le système expert flou pour les données de l'exemple 2bis.	209

Résumé

Dans le cours des dernières années, la traçabilité s'est positionnée au cœur de plusieurs enjeux fondamentaux pour les entreprises. Cependant, cette notion est encore aujourd'hui vue comme une contrainte, servant uniquement à respecter des impositions légales et à rappeler des produits non-conformes. Dans ce projet, nous nous sommes attachés à élargir la définition de traçabilité aux domaines de la prévision et de la protection, pour qu'elle ne soit plus perçue comme une obligation supplémentaire à assumer, mais comme un véritable argument d'avantage concurrentiel. Ces travaux de recherche sont consacrés à l'exploitation des informations de traçabilité par l'utilisation des techniques d'intelligence artificielle et de recherche opérationnelle, afin de proposer des actions d'amélioration en production et en logistique. Ils ont été menés en collaboration avec la société ADENTS International, experte en traçabilité.

Ce projet est composé de deux principaux axes de travail : l'un portant sur le diagnostic de la criticité d'une production, en fonction des informations de traçabilité et l'autre sur les actions à entreprendre par rapport à ce diagnostic. Dans le premier, nous remarquons l'importance de la notion de dispersion de matières premières et des composants, ainsi que celle des écarts en termes de qualité et de sécurité. Dans le second, nous nous intéressons d'avantage à la notion de rappel de produits, visant une gestion de transformations adaptée en aval de la production, afin de minimiser ces rappels. Pour la mise en place de ces deux grandes activités, nous nous sommes engagés à proposer des modèles et des méthodes flexibles et réactives, pouvant s'adapter à la versatilité ontologique des flux d'informations de traçabilité.

Mots clés : traçabilité, diagnostic, aide à la décision, optimisation, criticité, dispersion, préparation de commandes, réseaux de neurones, algorithmes génétiques, systèmes experts, logique floue.

Abstract

The recent product traceability requirements demonstrate an industrial need to improve the information management strategies within traceability systems in order to evolve from reactivity to proactivity. The aim of this work is to exploit the recently available real-time access to traceability information. We propose the utilization of artificial intelligence and operational research techniques to analyse the information and therefore suggest improvement actions.

This research project is composed of two main activities: first, the diagnosis of the criticality value associated to a production regarding the traceability information and second, the actions to undertake as a result of this diagnosis. One of the issues studied in this thesis is the problem of minimizing the size of products recall. Initially the problem of raw materials dispersion minimization is analysed. Then a result of the dispersion rate along with other production criteria are evaluated in order to determine a risk level criterion in terms of quality and security that we name "production criticality". This criterion is used subsequently to optimize deliveries dispatch with the purpose of minimizing the number of batch recalls in case of crisis. This is achieved by implementing flexible and reactive tools.

Keywords : traceability, diagnosis, decision making, optimization, criticality, dispersion, picking, artificial neural networks, genetic algorithms, expert systems, fuzzy logic.