

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la
Recherche Scientifique



المدرسة الوطنية المتعددة الفتيات
Ecole Nationale Polytechnique

Ecole Nationale Polytechnique
Département de Génie Industriel

Mémoire du Projet de Fin d'Etudes d'Ingénieur

Thème

**Conception et développement d'un outil d'aide à la
décision d'achats dans un marché de rupture**

Présenté par :

M. Mohamed Sami Eddine BAKA

Melle. Amina Intissar HAMADACHE

Dirigé par :

M. Mabrouk AIB

Mme. Sabiha NAIT KACI

Promotion : Juin 2012

DEDICACES

Je dédie ce travail à :

Mes Parents,

Tous ceux qui me sont chers.

SAMI

Je dédie ce travail à :

*Mes parents, mes frères et ma
sœur pour leur soutien dans
chacune des épreuves que j'ai eues
à traverser.*

*Mes amis, sur qui je peux toujours
compter, et qui représentent la
cerise sur le gâteau de ces cinq
années passées à l'École
Polytechnique*

*Tous ceux que j'estime et qui sont,
pour moi, des modèles à suivre.*

AMINA

REMERCIEMENTS

Nos remerciements s'adressent en premier lieu à nos encadreurs Madame Sabiha NAIT KACI et Monsieur Mabrouk AIB, sans qui ce travail n'aurait pu être réalisé. Nous les remercions de nous avoir fait profiter de leur expérience et de leurs nombreux conseils d'une valeur inestimable à chaque stade de notre travail.

Nous tenons également à témoigner notre gratitude et notre reconnaissance à Monsieur Saad Chella, responsable informatique au sein du Groupe HydraPharm, pour son accueil, son engagement et la confiance qu'il nous a accordée dès notre arrivée au sein de HydraPharm.

Nos remerciements s'adressent aussi à toute l'équipe de l'entrepôt d'Oued Semar, une équipe jeune et dynamique, au sein de laquelle nous sommes parvenus à comprendre très rapidement les différentes étapes constituant les processus caractérisant l'activité de HydraPharm.

Nous tenons aussi à remercier l'ensemble des enseignants de l'Ecole Nationale Polytechnique d'Alger auxquels nous devons notre formation d'ingénieur.

Sans oublier Aami Salah, à qui nous exprimons notre gratitude pour sa présence et son soutien tous le long de notre parcours du combattant.

خلاصة

الهدف من هذا العمل هو تصميم أداة لدعم القرار على أساس المنطق الغامض والشبكات العصبية الاصطناعية للاستفادة بشكل أفضل من المعلومات النوعية والكمية لتلبية احتياجات المجمع حيدره فارم و المتمثلة في:

- توقع الإنقطاعات على نحو فعال في سوق الأدوية المتذبذب
- تكييف سياسة الشراء وفقا لذلك.

كلمات جوهرية

التنبؤ بالإنقطاعات، المنطق الغامض، الشبكات العصبية الاصطناعية.

Résumé

L'objectif de ce travail est de développer un outil d'aide à la décision basé sur les modèles logique floue et réseaux de neurones artificiels permettant une meilleure exploitation des informations tant qualitatives que quantitatives afin de répondre aux besoins imminents du Groupe HydraPharm :

- Anticiper de manière efficace les ruptures sur le marché pharmaceutique
- Adapter sa politique d'approvisionnement en conséquence.

Mots clés

Prévision des ruptures, logique floue, réseaux de neurones.

Summary

The objective of this work is to develop a decision-making tool for procurement service, based on fuzzy logic and artificial neural network models. This tool would allow a better treatment of qualitative and quantitative information so that HydraPharm would be able to

- Anticipate effectively the breaks in the pharmaceutical market
- Adapt its procurement policy

Keywords

Breaks forecasting, fuzzy logic, artificial neural network

Table des matières

Liste des figures

Liste des tableaux

INTRODUCTION GENERALE..... 1

CHAPITRE I PRESENTATION DU MARCHE PHARMACEUTIQUE ALGERIEN
ET DU GROUPE HYDRAPHARM..... 3

Introduction 3

1.Le marché pharmaceutique en Algérie..... 3

1. 1. Les acteurs du circuit de la production et de la commercialisation..... 4

1. 1. 1. Les intervenants du secteur public 4

1. 1. 2. Les producteurs et importateurs privés 5

1. 1. 3. Les grossistes répartiteurs privés 5

1. 1. 4. Les officines privées 5

1. 1. 5. L'Armée Nationale Populaire (ANP) 5

1. 2. Principaux opérateurs du marché pharmaceutique..... 6

1. 3. Analyse du marché pharmaceutique Algérien 6

2.Présentation du Groupe HydraPharm..... 9

2. 1. Positionnement et chiffres clés 9

2. 2. Les objectifs stratégiques du Groupe HydraPharm..... 10

Conclusion..... 11

CHAPITRE II ANALYSE DE L'EXISTANT ET PROBLEMTIQUE 12

Introduction 12

1. Analyse des différents processus..... 12

1. 1. Les achats 12

1. 1. 1. Organigramme du service achats 12

1. 1. 2. Le processus achat	13
1. 2. Logistique achats	14
1. 2. 1. Organigramme de la structure logistique achats.....	14
1. 2. 2. Processus de réception.....	14
1. 2. 3. Magasins de stockage	15
1. 3. Les ventes	17
- 1. 3. 1.Organigramme de la structure commerciale.....	17
- 1. 3. 2.Processus de ventes	18
1. 4. La logistique ventes.....	19
1. 4. 1.Organigramme de la structure logistique ventes	19
1. 4. 2.Processus de préparation et d'expédition	20
1. 4. 2. a.Processus de préparation.....	20
1. 4. 2. b.Processus d'expédition	21
2. Projet d'étude	22
2. 1.Problématique	22
2. 2.Objectif du projet	23
2. 3. Description de l'outil développé.....	24
Conclusion.....	25
CHAPITRE III CHOIX DES METHODES.....	26
Introduction	26
1. Analyse des méthodes classiques de gestion de stock et de prévision.....	26
1. 1. Méthode ABC	26
1. 1. 1. Classement ABC.....	26
1. 1. 2. Analyse et critiques	27
1. 2. Modèle de Wilson	27
1. 2. 1. Calcul du coût de stockage S.....	28

1. 2. 2.	Calcul du coût d'une commande ou d'un lancement L.....	28
1. 2. 3.	Minimisation du coût total C.....	28
1. 2. 4.	Analyse et critiques	29
1. 3.	Les méthodes classiques de prévision	30
1. 3. 1.	Méthodes classiques et leurs limites	30
1. 3. 2.	Analyse et critiques	32
2.	Présentation des méthodes retenues	32
3.	Prévisions basées sur les données qualitatives	32
3. 1.	Analyse fondamentale (importance de l'information).....	32
3. 1. 1.	Présentation de l'analyse fondamentale	32
3. 1. 2.	Systèmes experts en bourse.....	33
3. 1. 3.	Analyse et commentaires	34
3. 2.	La logique floue.....	34
3. 2. 1.	Présentation de la logique floue	34
3. 2. 2.	Notions de base de la logique floue	37
3. 2. 3.	Théorie de la logique floue appliqué au raisonnement linguistique.....	42
3. 2. 4.	Structure d'un système flou.....	43
3. 2. 5.	Principaux modèles de systèmes flous	46
3. 2. 6.	Synthèse de la démarche floue	48
4.	Prévisions basées sur les données quantitatives	49
4. 1.	Les réseaux de neurones artificiels	49
4. 1. 1.	Justification du choix des RNA.....	49
4. 1. 2.	Le neurone mathématique, neurone artificiel ou neurone formel	50
4. 1. 3.	Le réseau de neurones artificiel (RNA).....	54
4. 1. 4.	Principe de base	57
4. 1. 5.	Propriétés fondamentales des RNA.....	57
4. 1. 6.	Types de réseaux de neurones et leurs domaines d'application.....	60

4. 2. Système mixte neuro-flou.....	64
Conclusion.....	65
CHAPITRE IV CONCEPTION ET DEVELOPPEMENT DES MODELES LOGIQUE FLOUE ET RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS	66
Introduction	66
1.Description du système flou (application primaire sous MATLAB).....	66
1.1. Variables d'entrées et de sortie	69
1.2. Les règles d'inférence	69
1.3. Etapes de développement d'un système flou sous MATLAB	69
2.Conception du modèle logique flou pour la prévision des ruptures.....	75
2. 1. Description du système de traitement de l'information mis en place.....	75
2. 2. Mise en œuvre du système flou.....	76
2. 2. 1. Cas d'un seul acheteur (N=1).....	77
2. 2. 2. Cas de deux acheteurs (N=2)	82
2. 2. 3. Cas de trois acheteurs (N=3)	86
2. 2. 4. Cas de quatre acheteurs (N=4)	88
2. 2. 5. Cas de cinq acheteurs et plus ($N \geq 5$) :.....	90
2. 3. Conception et application du modèle neuronal pour la prévision des ventes ..	90
2. 3. 1. Choix du type de réseau de neurones PMC ou RBF.....	91
2. 3. 2. Type d'apprentissage	92
2. 3. 3. Sélection des entrées du modèle et leur échantillonnage.....	94
2. 3. 4. La détermination du réseau optimal.....	94
2. 3. 5. Prévisions	97
Conclusion.....	98

CHAPITRE V	INTERFACES D'UTILISATION	99
Introduction		99
1.Schéma général et architecture de la solution		99
2.Environnement et mode d'exécution.....		100
3.Les volets développés.....		102
3. 1. Volet sécurité et accès.....		102
3. 2. Volet paramétrage		103
3. 3. Volet collecte des informations		104
3. 4. Volet lancement des deux traitements		106
3. 5. Volet Reporting.....		110
3. 6. Volet login		110
3. 7. Menu principal		111
Conclusion.....		112
CONCLUSION GENERALE		113
ANNEXES		114

Liste des Figures

Figure I. 1. Evolution du marché algérien du médicament en chiffre d'affaires (UNOP).....	3
Figure I. 2. Schéma de distribution du médicament.....	4
Figure I. 3. Les principaux opérateurs du marché algérien (UBI 09)	7
Figure I. 4. Représentation de l'activité de HydraPharm à travers le territoire national.....	9
Figure II. 1. Organigramme de la structure achats de Saïd Hamdine.	12
Figure II. 2. Organigramme de la structure approvisionnements d'Oued Semar.	13
Figure II. 3. Organigramme de la structure logistique achats	14
Figure II. 4. Schéma des magasins de stockage du centre de distribution d'Oued Semar.....	16
Figure II. 5. Organigramme de la structure commerciale.	17
Figure II. 6. Organigramme du centre distribution.	19
Figure II. 7. Schéma simplifié des activités de la zone B1. [HAM 11]	20
Figure III. 1. Coût économique et quantité économique.....	29
Figure III. 2. Variables binaires.	38
Figure III. 3. Variable floue.....	39
Figure III. 4. Fonction d'appartenance.	40
Figure III. 5. Fonction d'appartenance pour l'ensemble flou « grand » de la variable d'entrée « taille » [DES 10].....	41
Figure III. 6. Fonction d'appartenance de la variable d'entrée « taille » [DES 10]	41
Figure III. 7. Fonctions d'appartenance usuelles.	42
Figure III. 8. Défuzzification par centre de gravité.....	45
Figure III. 9. Schéma de base d'un système flou	46
Figure III. 10. Le neurone artificiel. [MOU 10].....	50
Figure III. 11. Composants du neurone artificiel [HOW 11]	51
Figure III. 12. Représentation matricielle du modèle d'un neurone artificiel [HOW 11].....	52
Figure III. 13. Fonction sigmoïde.....	53
Figure III. 14 Fonction tangente hyperbolique.....	53

Figure III. 15. Fonction Gaussienne.....	54
Figure III. 16 Fonction à seuil.....	54
Figure III. 17. Couche de S neurones [HOW 11].....	55
Figure III. 18. Représentation matricielle d'une couche de S neurones [HOW 11]	56
Figure III. 19. Réseau feed-forward [MOU 10]	57
Figure III. 20. Réseau back-forward [MOU 10]	57
Figure IV. 1. Entrées et sortie du système flou	67
Figure IV. 2. Principe de fonctionnement d'un système flou	68
Figure IV. 3. Interfaces Fuzzy Tool box	68
Figure IV. 4. FIS Editor	69
Figure IV. 5. pop-up menus des opérateurs flous.	70
Figure IV. 6. Editeur des noms des entrées/sorties.	70
Figure IV. 7. Choix des fonctions d'appartenance avec Memberchip Function Editor.....	71
Figure IV. 8. Rule Editor.....	73
Figure IV. 9. Rule Viewer	74
Figure IV. 10. Surface Viewer.	75
Figure IV. 11. Application floue pour un acheteur	78
Figure IV. 12. Ensembles flous et fonctions d'appartenance des variables d'entrées.	79
Figure IV. 13. Ensembles flous et fonctions d'appartenance des variables de sortie.	79
Figure IV. 14. Les opérateurs flous choisis.....	80
Figure IV. 15. Rule Viewer.....	81
Figure IV. 16. Surface Viewer.	82
Figure IV. 17. Evolution de la probabilité de rupture en fonction de la compétence	82
Figure IV. 18. Application floue pour le cas de deux acheteurs.	83
Figure IV. 19. Application floue pour le cas de trois acheteurs.....	87
Figure IV. 20. Application floue pour le cas de quatre acheteurs.	89
Figure IV. 21. Résultats de simulation après 5 itérations.....	93

Figure IV. 22. Résultats de simulation après 100 itérations.....	93
Figure IV. 23. Résultats de simulation sur les échantillons d'apprentissage et de généralisation pour n=1.....	97
Figure IV. 24. Affichage des prévisions sur fichier Excel.....	97
Figure IV. 25. Prévisions de quatre périodes.....	98
Figure V. 1. Schéma général de l'architecture fonctionnelle de la solution.....	99
Figure V. 2. Volet paramétrage.....	104
Figure V. 3. Interface volet collecte d'information.....	105
Figure V. 4. Interface de traitement pour probabilité de rupture.....	106
Figure V. 5. Interface traitement des prévisions.....	107
Figure V. 6. Fichier Excel en entrée pour le traitement quantitatif.....	108
Figure V. 7. Fichier Excel en sortie pour le traitement quantitatif.....	108
Figure V. 8. Fichier Excel en entrée pour le traitement qualitatif.....	109
Figure V. 9. Fichier Excel en sortie pour le traitement qualitatif.....	109
Figure V. 10. Historique des prévisions des ventes.....	110
Figure V. 11. Probabilité de rupture des médicaments.....	110
Figure V. 12. Interface de Login.....	111
Figure V. 13. Menu principal.....	111
Figure V. 14. Sous-menu traitement.....	112
Figure V. 15. Sous-menu reporting.....	112
Figure V. 16. Sous-menu gestion des utilisateurs.....	112

Liste des tableaux

Tableau III. 1. Les différentes méthodes de prévision et leurs limites.....	31
Tableau III. 2. Les principaux réseaux feed-forward et leurs domaines d'application	61
Tableau III. 3. Les principaux réseaux back-forward et leurs domaines d'application	63
Tableau IV. 1. Exemple de règle d'inférence.....	84
Tableau IV. 2. Probabilité très forte pour deux acheteurs.....	84
Tableau IV. 3. Probabilité forte pour deux acheteurs.....	85
Tableau IV. 4. Probabilité moyenne pour deux acheteurs.	85
Tableau IV. 5. Probabilité très faible pour deux acheteurs.	86
Tableau IV. 6. Probabilité très forte pour trois acheteurs	87
Tableau IV. 7. Probabilité forte pour trois acheteurs.	87
Tableau IV. 8. Probabilité moyenne pour trois acheteurs.	88
Tableau IV. 9. Probabilité faible pour trois acheteurs.....	88
Tableau IV. 10. Probabilité très forte pour 4 acheteurs.....	89
Tableau IV. 11. Probabilité forte pour 4 acheteurs.	90
Tableau IV. 12. Probabilité faible pour 4 acheteurs.....	90
Tableau IV. 13. Résultats de l'exécution du programme.....	96
Tableau V. 1. Environnement et modes d'action.	101
Tableau V. 2. Volet sécurité et accès.	103
Tableau V. 3. Collecte de l'information.....	105

INTRODUCTION GENERALE

Dans un contexte de mondialisation et d'ouverture de marché, les entreprises algériennes se trouvent confrontées, d'une part, à une concurrence féroce manifestée par des multinationales puissantes et d'autre part à un niveau d'exigence client de plus en plus élevé, le secteur pharmaceutique n'étant pas épargné.

En effet, l'industrie pharmaceutique est l'un des secteurs les plus attractifs et dynamiques de l'économie algérienne, confronté à une réglementation stricte et à la présence de la concurrence qui est un facteur déterminant. Les entreprises se voulant pérennes doivent assurer un taux de satisfaction client maximal tout en réduisant les coûts et en améliorant leurs performances économiques et financières.

Pour faire face aux nombreuses ruptures que connaît le marché algérien du médicament et afin de conserver sa place de leader, le Groupe HydraPharm effectue des approvisionnements en quantités importantes. Cette situation engendre un accroissement significatif des coûts de stockage sans pour autant garantir un taux de satisfaction client maximal.

C'est dans cette optique que s'inscrit notre travail qui consiste en la conception d'un outil permettant la prévision des ruptures et des ventes, afin d'adapter la politique d'approvisionnement à l'environnement dans lequel évolue HydraPharm.

L'outil développé est basé sur les modèles de la logique floue et des réseaux de neurones artificiels, et devra nous permettre de répondre aux objectifs que nous avons fixés avec le Responsable de la Direction Management de la Performance, à savoir :

- Collecter toutes les informations disponibles au niveau du Groupe tant qualitatives que quantitatives;
- Traiter les informations collectées ;
- Retourner les résultats du traitement aux acheteurs sous forme de :
 - Probabilités de ruptures sur le marché ;
 - Prévisions de ventes.

Introduction Générale

Pour cela, nous avons structuré notre projet de fin d'études de la manière suivante :

Le **chapitre I** est consacré à la présentation du marché algérien du médicament et de l'entreprise HydraPharm, ainsi qu'à l'analyse des principales contraintes influençant ce marché.

Le **chapitre II** est consacré à l'analyse des principaux processus nécessaires à l'activité de distribution au sein de HydraPharm et à la définition de la problématique.

Dans le **chapitre III**, nous justifions le choix des modèles adoptés, à savoir la logique floue et les réseaux de neurones artificiels, après analyse des méthodes classiques de gestion de stock et de prévision.

Les **chapitre IV et V** sont dédiés à la description de l'outil développé :

- Application logique floue ;
- Application réseaux de neurones ;
- Interfaces utilisateur (interfaces d'entrée et de sortie).

CHAPITRE I PRÉSENTATION DU MARCHÉ PHARMACEUTIQUE ALGERIEN ET DU GROUPE HYDRAPHARM

Introduction

Ce premier chapitre a pour objet de présenter, dans un premier temps, le marché algérien des produits pharmaceutiques, les principaux acteurs intervenant dans ce marché, ainsi que l'analyse des principales contraintes influençant le marché du médicament en Algérie.

Dans un second temps, nous présentons le Groupe Hydrapharm où nous avons effectué notre stage.

1. Le marché pharmaceutique en Algérie

Le marché algérien des produits pharmaceutiques repose à hauteur de 70% à 80% sur les importations.

C'est un marché :

- relativement important (population de plus de 35 millions de personnes) ;
- extrêmement sensible (importance des enjeux pour les pouvoirs publics comme pour les acteurs économiques) ;
- fortement concurrentiel (nombre important d'acteurs).

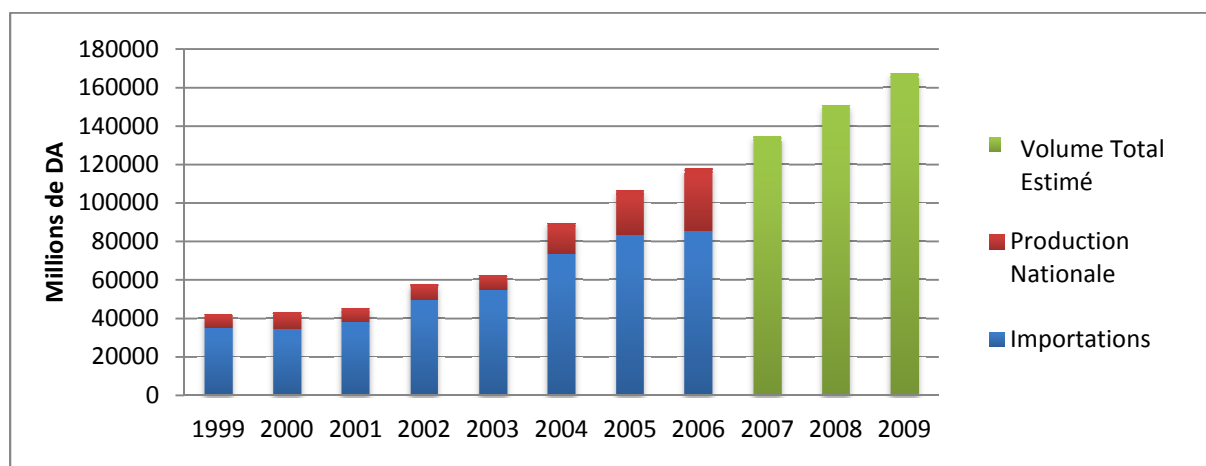


Figure I. 1. Evolution du marché algérien du médicament en chiffre d'affaires (UNOP).

Il n'existe pas d'estimation consensuelle du marché algérien du médicament. L'Union Nationale des Opérateurs en Pharmacie (UNOP) l'évalue à 2 Milliards USD dont 1,4 Milliards USD de médicaments importés et 0,6 Milliards USD de médicaments supposés être fabriqués localement car on ne peut distinguer les produits fabriqués de ceux conditionnés seulement comme le montre la figure I. 1. [AIB 12]

1. 1. Les acteurs du circuit de la production et de la commercialisation

Le marché algérien du médicament est constitué de six catégories d'intervenants représentées dans la figure I. 2.

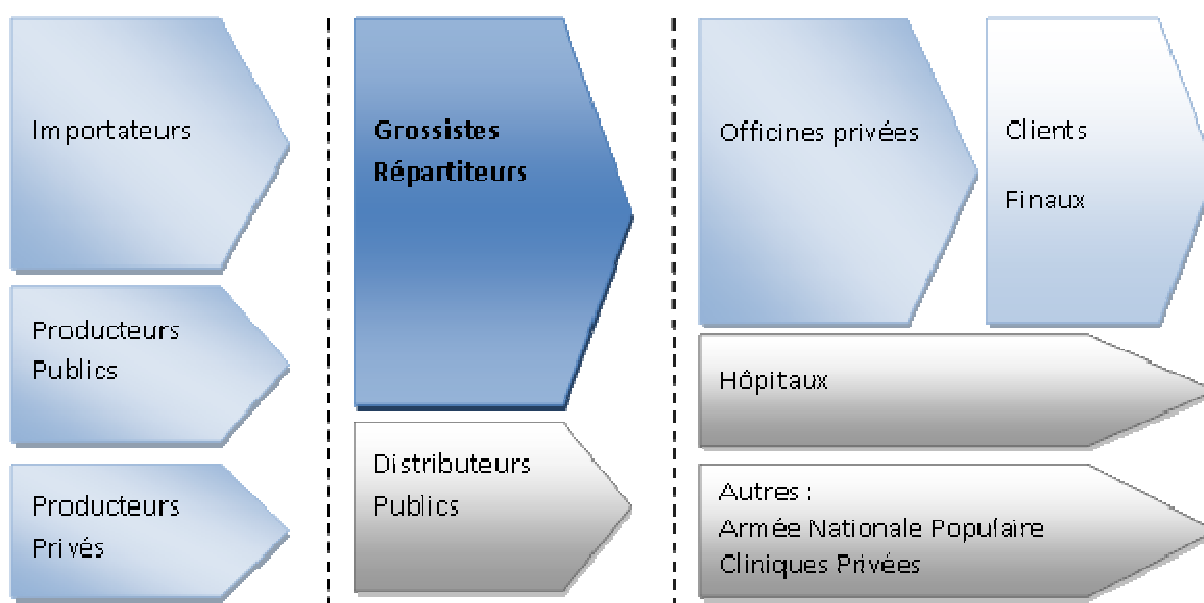


Figure I. 2. Schéma de distribution du médicament.

1. 1. 1. Les intervenants du secteur public

Si à l'origine, l'activité de production et de commerce de gros était un monopole d'Etat, elle a dû s'adapter à l'économie de marché au cours des quinze dernières années.

Actuellement, le secteur public exerce ses activités dans quatre segments :

- **le segment production** : qui est représenté par le groupe SAIDAL ;
- **le segment distribution de gros** : qui est représenté par DIGROMED ;
- **le segment distribution de détail** : qui est représenté par ENDIMED ;
- **la Pharmacie Centrale des Hôpitaux (PCH)** : qui est un établissement public à caractère industriel et commercial mis en place pour coordonner et rationaliser les programmes d'approvisionnement des hôpitaux publics.

1. 1. 2. Les producteurs et importateurs privés

L'ouverture de ce secteur d'activité aux entreprises privées a favorisé son développement. C'est ainsi qu'en 2007, on dénombrait 127 importateurs et 110 unités de productions opérationnelles.

L'activité de production nationale est encouragée, d'une part, par l'obligation pour tout importateur de lancer un projet de production sous peine de retrait de l'Autorisation de Mise sur le Marché; d'autre part, à travers l'interdiction d'importer des médicaments produits localement.

1. 1. 3. Les grossistes répartiteurs privés

Les grossistes répartiteurs sont chargés de l'approvisionnement des différentes officines à travers le territoire national.

Aujourd'hui, ils sont près de 400 agréés par les services du Ministère de la Santé de la Population et de la Rénovation Hospitalière pour l'exercice de l'activité de distribution. Toutefois, moins de la moitié d'entre eux est réellement en activité [UBI 09]. En effet, la profession de répartiteur connaît actuellement un phénomène de concentration à l'échelle nationale, et ce notamment en raison d'un cadre réglementaire et juridique de plus en plus contraignant. Les leaders du marché en constante croissance s'accaparent les parts de marché tandis que les suiveurs ont du mal à affronter cette concurrence.

1. 1. 4. Les officines privées

Le nombre d'officines pharmaceutiques privées chargées de la distribution au détail des médicaments a connu une croissance rapide au cours de ces dernières années. Leur nombre est passé de 1 936 officines privées recensées en 1991 (contre 1018 officines publiques) à 4 587 officines privées (contre 989 officines publiques) en 2001. Actuellement, il y a plus de 7000 officines privées en Algérie auxquelles s'ajoutent un millier de pharmacies du réseau public ENDIMED et les pharmacies de la CNAS [UBI 09].

1. 1. 5. L'Armée Nationale Populaire (ANP)

La consommation de l'armée en médicament fait l'objet de peu de communication, elle est estimée à moins de 5% du marché algérien de l'importation. Les achats de l'Armée sont soumis au code des marchés publics par la voie de la procédure d'appel d'offre. [BEN 10]

Remarque :

Il faut souligner que les officines représentent entre 90 et 95% du marché, les patients hospitalisés se procurant eux-mêmes sur le marché une partie des médicaments qui leur sont nécessaires [UBI 09].

Au final, 90% de la consommation nationale de médicaments passe par l'un des deux circuits suivants:

- le médicament est produit localement dans un laboratoire pharmaceutique algérien ou étranger. Il est stocké puis vendu aux grossistes répartiteurs qui le distribuent à travers les différentes officines du territoire national où il sera vendu au client final;
- le médicament peut aussi être importé et stocké par des importateurs privés. Puis, il passe aux mains des grossistes répartiteurs qui le distribuent à travers les officines. [AIB 12]

1. 2. Principaux opérateurs du marché pharmaceutique

Nous listons sur la figure I. 3 les principaux opérateurs sur les segments de la fabrication, de l'importation et de la distribution.

1. 3. Analyse du marché pharmaceutique Algérien

Le marché algérien est caractérisé par une grande instabilité et présente des irrégularités très fréquentes. En effet, des pénuries et des ruptures peuvent atteindre n'importe quel médicament à n'importe quel moment de l'année. De plus, ces ruptures peuvent durer plusieurs mois, ce qui rend la disponibilité des médicaments un facteur clef pour la compétitivité des entreprises de distribution.

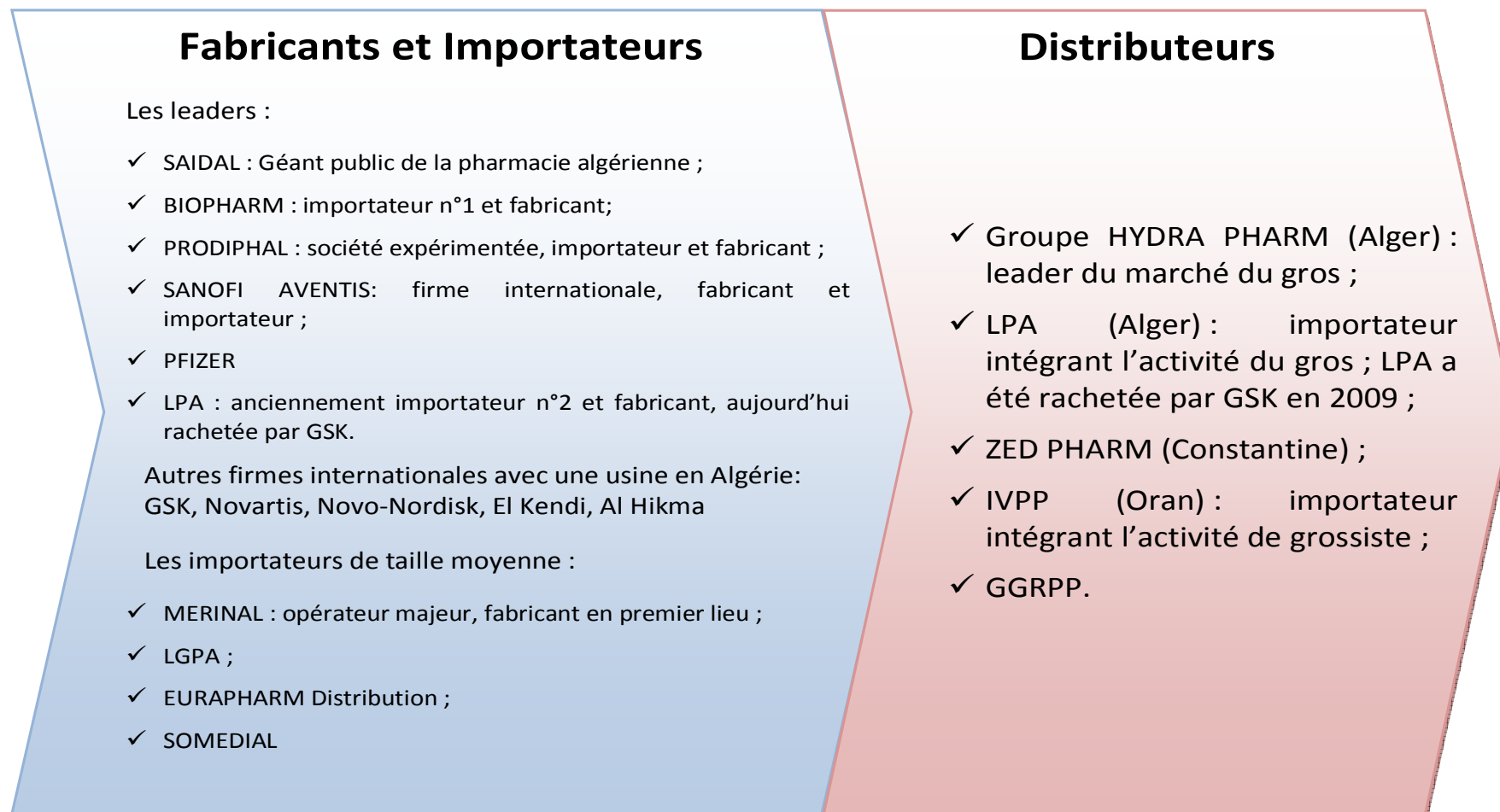


Figure I. 3. Les principaux opérateurs du marché algérien [UBI 09]

D'après nos enquêtes et les entretiens effectués au sein du Groupe HydraPharm, les principales causes des ruptures sont les suivantes :

- **Les programmes d'importation :** la réglementation concernant les programmes d'importation est rigide et contraignante. En effet, pour valider son programme d'importation, l'importateur doit formuler une demande auprès du Ministère de la Santé, et attendre six (06) mois avant de recevoir la décision. De plus, l'importateur ne peut pas décider seul des quantités à acheter car souvent le Ministère impose des quotas limités dans le but de réduire la facture totale des importations.
- **La mise sur la marché :** une fois arrivés au port, les médicaments restent automatiquement en quarantaine jusqu'à ce qu'ils reçoivent l'avis favorable de l'Institut Pasteur (après analyse d'échantillons), cette opération prend plusieurs mois, ce qui retarde leur mise sur le marché.
- **Le crédit documentaire :** La loi complémentaire de finance 2009 a contraint les importateurs à utiliser le crédit documentaire pour effectuer leurs importations, cette loi les oblige à bloquer le montant équivalent aux quantités importées, et donc si l'importateur ne dispose pas de liquidités, il sera contraint d'attendre et de ne pas importer les quantités initialement souhaitées.
- **La réglementation concernant la production locale :** comme mentionné ci-dessus, pour protéger la production locale, l'Etat interdit à l'importation tout produit fabriqué localement. Or dans certains cas, la production locale ne permet pas à elle seule de satisfaire la demande, ce qui peut causer la rareté et la rupture du produit sur le marché. Toutefois, dans le cas d'une rareté prolongée, l'état peut déroger à la règle en permettant l'importation des articles fabriqués localement.
- **Les ruptures provoquées :** Dans certains cas, ce sont les laboratoires eux-mêmes qui provoquent la pénurie dans le but d'écouler des produits à faible taux de rotation. En effet, si un médicament se trouve avec des quantités insuffisantes sur le marché, le laboratoire peut utiliser ce médicament pour de la vente en concomitance avec d'autres produits dont la demande est moins importante.

2. Présentation du Groupe HydraPharm

2.1. Positionnement et chiffres clés

Le groupe HydraPharm a été créé en 1996 sous la forme de SARL, puis transformé en 2008 en SPA. Il est constitué de 7 filiales actives dans la distribution en gros, l'importation, la distribution de produits parapharmaceutiques, cosmétiques et la promotion médicale. Le groupe a cédé 30% de son capital à deux sociétés internationales : Hedef Alliance (Turquie) et sa filiale Union Company of Pharmacies UCP (Egypte). Ses parts de marché ont été estimées à 25% en 2010.

Pour ce qui est de la distribution en gros de produits pharmaceutiques (vers les officines), le groupe a quatre centres de distribution (Figure I. 4) :

- ✓ HydraPharm (ALGER), à ne pas confondre avec HydraPharm le groupe;
- ✓ ABC Med (TIZI-OUZOU);
- ✓ DEF Med (AIN-DEFLA);
- ✓ GH Med (SETIF);
- ✓ IJK Med (SIDI BELABBES).

De plus, il utilise deux dépôts régionaux afin d'assurer la couverture de la partie centre et ouest du territoire national. Toutefois, HydraPharm reste peu représenté dans la région Est.



Figure I. 4. Représentation de l'activité de HydraPharm à travers le territoire national.

Les autres filiales de HydraPharm sont :

- AT Pharma : basée à Beni Messous, spécialisée dans l'importation de produits pharmaceutiques et à la production des médicaments.
- ABC COS : basée à Alger et active dans les cosmétiques;
- Carpe Diem : basée à Alger et qui active dans la promotion médicale.

Toutes sociétés confondues, le groupe HydraPharm totalisait à la fin 2007 : 491 employés dont 25% d'encadrement. Début 2010, il emploie près de 1000 personnes, soit une croissance annuelle moyenne de 25% en termes d'effectif.

Le groupe ambitionne d'atteindre à moyen terme (d'ici 2015) 40% de parts de marché. Pour cela, il pourra compter sur la tendance à la concentration qui marque le marché national. Ce dernier compte actuellement 400 distributeurs dont seulement 50% sont actifs. À noter que 60% du marché national est détenu par 7 distributeurs parmi lesquels : Hydra-Pharm.[AIB 12]

2. 2. Les objectifs stratégiques du Groupe HydraPharm

Le groupe Hydra-Pharm s'est fixé comme moyen pour atteindre son objectif suprême selon leur Directeur Général M. Mohamed El-Bachir ABBAS TERKI : « **la satisfaction de leurs clients** ». [BEN 10]

Les objectifs stratégiques de HydraPharm ont été fixés sur un horizon de 5 à 10 ans se résumant en :

- Développer l'activité importation;
- Lancer l'activité de production de produits pharmaceutiques localement (création d'une nouvelle unité de production).
- Renforcer le chiffre d'affaires en:
 - ✓ Augmentant le nombre de laboratoires qui travaillent en collaboration avec HydraPharm ;
 - ✓ Élargissant le portefeuille client ; l'objectif de parts de marché sur un horizon de cinq ans étant de passer de 22% de parts de marché en 2007 à 40% de parts de marché en 2015.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'industrie pharmaceutique dans sa globalité, ainsi que les principales causes de ruptures des médicaments. Nous avons par la suite présenté le Groupe HydraPharm, au sein duquel nous avons effectué notre stage.

CHAPITRE II ANALYSE DE L'EXISTANT ET PROBLEMATIQUE

Introduction

Ce chapitre est consacré à l'analyse des principaux processus nécessaires à l'activité de distribution au sein de HydraPharm, suivi d'un diagnostic qui nous a conduit à définir la problématique de notre étude.

1. Analyse des différents processus

Nous allons dans ce qui suit décrire le fonctionnement des activités liées à la prise de commandes, leurs préparations ainsi que leurs expéditions aux clients

1.1. Les achats

1.1.1. Organigramme du service achats

L'organisation fonctionnelle de la structure achat est répartie entre les deux sites suivants : le siège à Said Hamdine et le centre de distribution d'Oued Semar comme présenté sur les organigrammes suivants (figure II. 1 et 2):



Figure II. 1. Organigramme de la structure achats de Said Hamdine.

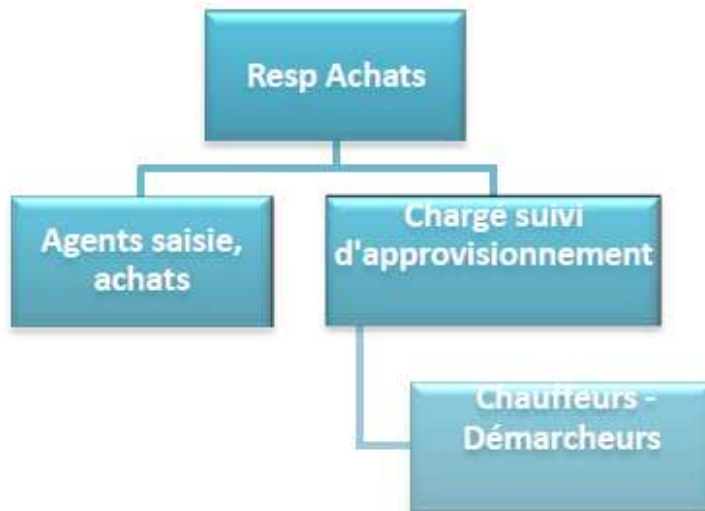


Figure II. 2. Organigramme de la structure approvisionnements d'Oued Semar.

1. 1. 2. Le processus achat

Le chargé des achats effectue les activités suivantes :

- Réceptionne un listing des produits fournisseurs (fax ou mail);
- Envoie le bon de commande au fournisseur en mentionnant la désignation du produit avec la quantité commandée;
- Reçoit une facture proforma du fournisseur et vérifie si cette dernière est conforme au bon de commande préétabli;
- Négocie la proforma et confirme le bon de commande;
- Envoie le plan d'approvisionnement à la logistique (Oued Smar);
- Assure la procédure de réception des produits commandés.

A la validation des factures d'achats (saisies par la logistique et validées par les acheteurs), les chargés d'achats peuvent placer des quantités de produits stratégiques et semi-stratégiques sous des statuts de réserve, ces quantités ne peuvent être libérées à la vente que par les acheteurs ou les superviseurs de vente.

1. 2. Logistique achats

1. 2. 1. Organigramme de la structure logistique achats

La structure logistique achat est organisée de la manière suivante (figure II. 3) :

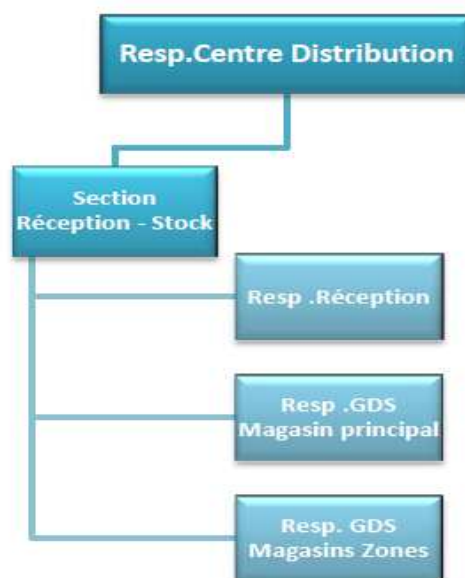


Figure II. 3. Organigramme de la structure logistique achats

1. 2. 2. Processus de réception

Le chargé du suivi des approvisionnements reçoit par téléphone les commandes d'achat passées. Il organise sa flotte constituée de 5 chauffeurs démarcheurs de manière à assurer les tournées chez le fournisseur ;

Le chauffeur démarcheur récupère la facture d'achat et vérifie les quantités préparées avant de procéder au chargement des colis dans le véhicule ;

La livraison de la commande est assurée dans certains cas par les fournisseurs. Le service réception n'est pas systématiquement avisé du jour de la réception ;

La réception se fait au niveau du magasin principal, si celui-ci n'est pas disponible, le déchargement s'effectue dans l'un des deux magasins de réserve ;

Les magasiniers effectuent un comptage physique des quantités reçues et établissent un bon de réception provisoire ;

L'agent de saisie des factures crée dans le système d'information (progiciel PharmNet) les entêtes factures : N° Facture d'achat, le code fournisseur, le montant global TTC (Toutes Taxes Comprises) de la facture;

L'agent de saisie des achats procède à une comparaison entre le Bon de réception provisoire et la facture, les deux cas de figure suivants sont possibles :

Cas N°1 : Zéro écart entre facture et bon de réception provisoire

- Création de l'entête facture (un Bon de Réception sur achat : fournisseur et N° facture)
- Saisie des lignes du Bon de Réception sur achat
- Validation du Bon de Réception sur système. Ce qui engendre l'entrée en stock du produit.

Cas N°2 : Ecart entre facture et bon de réception provisoire

Dans le cas d'un écart sur les quantités, un deuxième comptage physique est réalisé afin de confirmer l'écart.

Si l'écart existe, l'agent de saisie enregistre et valide l'entrée en stock de la quantité réellement reçu via le Bon de réception provisoire.

Une réclamation fournisseur est signalée aux acheteurs du siège de Said Hamdine, afin de contacter le fournisseur.

1. 2. 3. Magasins de stockage

Les aires de stockage d'O.Semar sont les suivants:

- Un Magasin principal;
- Deux magasins de stockage de réserve : Dépôt O.Semar 1 et Dépôt O.Semar 2 ;
- Un magasin de préparation : ce magasin est composé en zones de préparation : A1, A2, A4, AF, B1 (magasin principal) et B2.

Les produits sont réceptionnés dans le magasin principal, ou dans les deux magasins de réserve O.Semar 2 et O.Semar 3 dans le cas où le produit est déjà disponible dans le magasin principal ou à faible rotation.

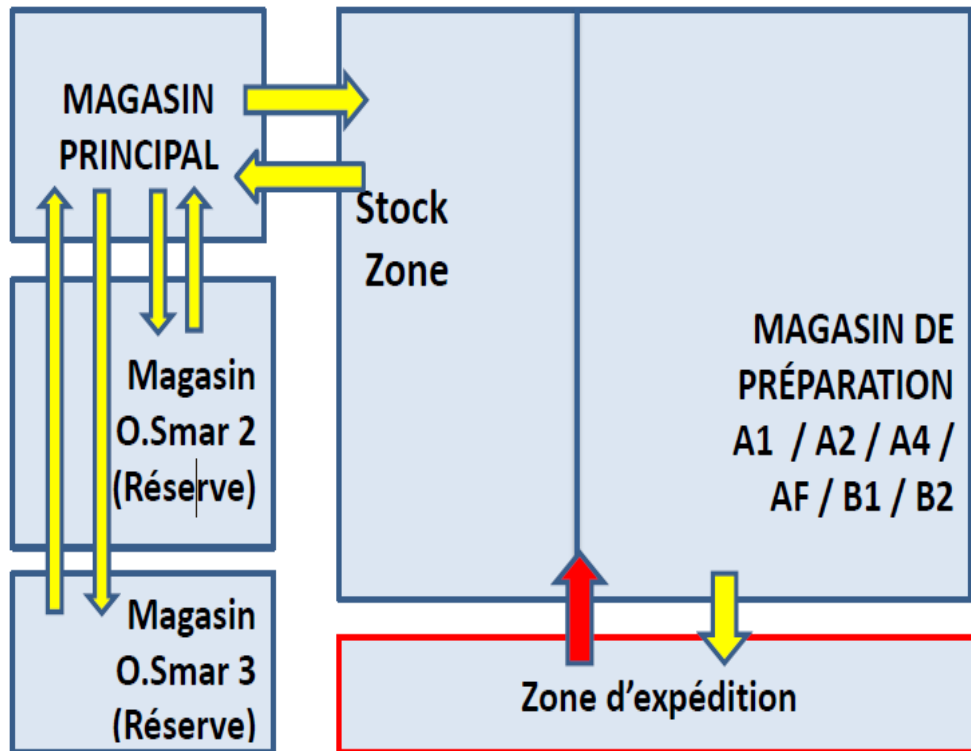


Figure II. 4. Schéma des magasins de stockage du centre de distribution d'Oued Semar.

[HAM 11]

Les différents transferts entre magasins peuvent se faire tel qu'il est montré sur le schéma ci-dessus (figure II. 4).

Le magasin de préparation se divise en trois zones principales :

- **Zone A** : qui est elle-même constituée de quatre sous-zones :
 - Zone A1 : les médicaments en comprimés à forte rotation ;
 - Zone A2 : les médicaments en comprimés à rotation moindre et les produits paramédicaux ;
 - Zone AF : les médicaments frigorifique ;
 - Zone A4 : les médicaments psychotropes
- **Zone B1**: c'est une zone fictive de préparation (n'existe pas physiquement). Dans cette zone sont préparés les colis d'origine c'est-à-dire en quantité égale ou multiple du colissage du produit (cette zone est située dans la zone stock principal) ;

Ces derniers sont rangés dans les rayons par ordre alphabétique et les médicaments à forte rotation sont stockés dans les couloirs, à porter de main.

- **Zone B2** : les médicaments lourds et fragiles tels que les sirops, sachets, ampoules...etc.

1. 3. Les ventes

1. 3. 1. Organigramme de la structure commerciale

La structure commerciale est organisée de la manière suivante (figure II. 5):



Figure II. 5. Organigramme de la structure commerciale.

Le service commercial (ventes) est constitué de dix équipes de cinq membres, essentiellement féminines et dix superviseurs.

1. 3. 2. Processus de ventes

Nous avons observé le processus de la prise de commande des clients que nous décrivons comme suit :

- Chaque commercial est responsable d'un portefeuille client définie (40 clients/commercial en moyenne). La prise des commandes clients s'effectue par téléphone, par déplacement du délégué commercial et occasionnellement par fax ;
- Le superviseur distribue aux commerciaux: la liste des produits quotas, la liste de l'arrivage, la liste de l'objectif du jour par client, la liste de déstockage, la liste des dates proches (les produits qui se périment dans les six mois à venir) et la liste des commandes d'installations pour les nouveaux clients ;
- Chaque commercial consulte les fiches clients sur le système informatique (progiciel PharmNet) pour vérifier les entrées, les sorties, les créances, les réclamations et conventions des pharmaciens;
- Le commercial appelle les clients plusieurs fois par jour pour prendre leurs commandes, réclamations et proposer les produits quotas, arrivages, produits à déstocker, produits dates proches;
- Le commercial peut proposer d'établir des conventions avec les pharmaciens, celles-ci existent sous deux formes:
 - ♦ **Convention unités gratuites (UG)** : les remises sont des unités gratuites accordées à chaque achat sur les lignes factures. Le % UG est converti en un % de remise sur le montant HT (Hors Taxe) de la ligne facture. Dans le système actuel, les seuils d'application des UG sont affichés lors de la sélection du produit. Le client conventionné UG bénéficie du taux maximum UG sur toute la quantité commandée.
 - ♦ **Convention ristournes**: ristourne financière donnée à la fin de l'année (ou à l'atteinte de l'objectif), cette ristourne correspond au montant des UG (%UG maximum/seuil minimum).
- Le commercial saisit la commande client dans le système informatique (progiciel PharmNet) en suivant les étapes suivantes :
 - ♦ Création d'un nouveau Bon de commande;
 - ♦ Sélection du client: un message d'alerte s'affiche pour les clients bloqués;
 - ♦ Saisie des lignes commandes : sélection de la référence produit, sélection du N° lot, saisie de la quantité, saisie du taux de remise si une promotion «unités gratuites » s'affiche pour le produit ;

- ♦ Validation du Bon de commande;
- Afin de réserver un produit pour un client (pour attente d'un paiement avant confirmation commande, ou autre motif), le commercial procède à la création d'une facture proforma sur laquelle sont saisies les lignes commandes. Les quantités sont ainsi soustraites du stock livrable et réservées à ce client ;
- Une fois que le client confirme la commande, le commercial valide la facture proforma et devient donc un bon de préparation (Bon de Livraison) ;
- Le superviseur regroupe les BL de son groupe de commerciaux sur le système informatique (progiciel PharmNet) et les transmet au centre de distribution d'Oued Semar par internet pour lancer leur préparation et leur expédition ;
- Le superviseur fait la liste de toutes les ventes hebdomadaires, qu'il communique au service informatique pour avoir la liste des quotas et des produits à déstocker de la semaine suivante. Il établit aussi la liste des retours de produits qu'il fournit au service réclamation du centre de distribution ;
- La création des fiches clients est effectuée par les superviseurs de vente;
- Le suivi des actions promotionnelles et leur mise à jour dans les fichiers clients est assurée par le superviseur marketing.

1. 4. La logistique ventes

1. 4. 1. Organigramme de la structure logistique ventes

L'organisation de la structure logistique-ventes au centre de distribution d'Oued Semar, est la suivante (figure II. 6):

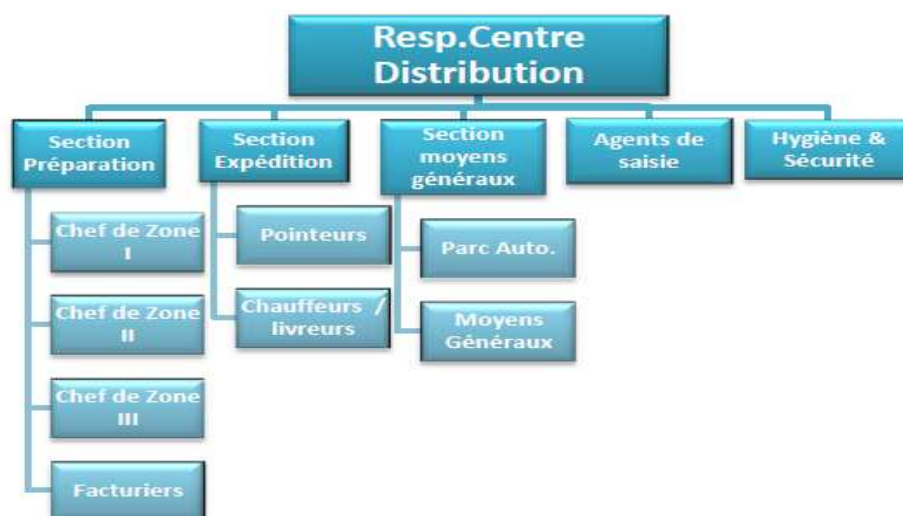


Figure II. 6. Organigramme du centre distribution.

1. 4. 2. Processus de préparation et d'expédition

1. 4. 2. a. Processus de préparation

Le processus de préparation comporte les activités suivantes :

- Réception sous format électronique des Bons de Commande clients établis par les commerciaux. Sur les lignes commandes sont indiqués : la zone, l'adresse, la désignation du produit, le N° lot, la quantité, le PPA (Prix Public Algérie), la date de péremption, % ristourne. Le commercial donne des consignes par téléphone quand il s'agit d'une commande à respecter impérativement.
- Impression du Bon de Commande (BC) en trois (03) exemplaires (trois couleurs): un exemplaire par zone de préparation (B2, B1, A1-A2-A4-AF).
 - Verte: BC destiné à la zone A ;
 - Rose: BC destiné à la zone B2 ;
 - Blanche: BC destiné à la zone B1.
- Distribution des BC par zone aux préparateurs;
- Préparation des bons de commandes: l'activité de préparation diffère d'une zone à une autre. Nous l'expliquerons dans la suite de ce chapitre ;
- Regroupement des colis de la même commande sur l'aire de facturation;
- Établissement de la facture dans le système avec mise à jour des quantités (dans le cas de non disponibilité physique), et des prix (dans le cas où le PPA du BC est différent de celui préparé).

Remarque

Les magasiniers (étalagistes) veillent à ce que les produits soient en permanence disponibles dans le stock tampon de la zone de préparation. Un bon de transfert est établi pour les quantités transférées du magasin principal (stock zone) au magasin de préparation.

Nous détaillons la préparation des commandes dans les différentes zones :

- **Zone A et zone B2**

Les activités effectuées dans la zone A et la zone B 2 sont identiques.



Figure II. 7. Schéma simplifié des activités de la zone B1. [HAM 11]

- **Le déstockage**

Le responsable de la zone récupère les BC et procède au déstockage des colis sur le progiciel PharmNet, imprime le récapitulatif des commandes à récupérer qu'il transmet, avec les BC, au préparateur de la zone.

- **La préparation**

Le préparateur se munit du chariot et commence la cueillette des colis selon l'adresse indiquée sur les BC. Si le médicament n'est pas disponible sur l'étalage, le préparateur vérifie sa disponibilité dans le stock tampon de la zone B2. Sinon, la ligne est barrée pour non disponibilité du produit.

La cueillette terminée, il dispose les colis sur la table de transfert et transmet le BC à l'opérateur de transfert.

- **Le colisage**

Les opérateurs de consolidation récupèrent les colis et effectuent les opérations suivantes :

- vérifient l'adéquation des colis commandés à ceux mentionnés sur les BC;
- inscrivent le numéro de BC et le nom du client sur les colis;
- indiquent le nombre de colis sur les BC;
- transfèrent sur un charriot ces BC à la zone de consolidation.

1. 4. 2. b. Processus d'expédition

Le processus d'expédition comporte les activités suivantes :

- Impression du listing de toutes les livraisons à réaliser: sur la base de ce listing, un planning de livraison est établi pour permettre le chargement des camions;
- Chargement des véhicules: une feuille de route précisant les clients à livrer et les numéros de factures est transmise au chauffeur livreur;
- Livraison des commandes: le livreur transmet la facture au client et garde le 2ème exemplaire de la facture en guise d'accusé de réception.

2. Projet d'étude

2.1. Problématique

Afin d'identifier avec précision la nature des dysfonctionnements et leur origine, nous avons procédé à un diagnostic en deux phases :

- ❖ Dans un premier temps, au niveau de l'entrepôt de la filiale HydraPharm, situé dans la zone industrielle de Oued Semar. Nous avons étudié les différents processus que suit le médicament depuis sa réception jusqu'à sa livraison au client. Ces processus sont détaillés dans la première partie de ce chapitre.

Nous avons relevé les éléments suivants, notamment suite aux entretiens réalisés avec les différents opérateurs :

- Des niveaux de stocks très importants et ce, pour la majorité des articles, engendrant de réelles difficultés de gestion de l'espace de stockage. Cette situation résulte de la volonté de HydraPharm d'assurer un taux de service maximum (supérieur à celui de ses concurrents) dans le but de conserver ses parts de marché et d'en conquérir de nouvelles.
- L'utilisation temporaire de l'entrepôt de Oued Semar par les autres filiales du Groupe (Tizi Ouzou, Sidi Belabbas, ...), aggravant considérablement le problème de gestion de l'espace de stockage.
- Le manque de communication entre le service Achats et l'entrepôt de Oued Semar, rendant parfois incompréhensible les approvisionnements effectués, dépassant souvent les seuils prévus.

Le problème principal relevé à ce stade est un problème de gestion de stocks.

Toutefois, et afin de détecter la source du problème, nous avons complété notre diagnostic par l'étude des processus au niveau du service Achats situé à Saïd Hamdine.

- ❖ L'objectif de cette deuxième phase est de mieux comprendre le comportement des acheteurs et leur motivation à effectuer des achats importants.

Nous avons relevé les principaux éléments suivants :

- Les acheteurs ne se basent pas uniquement sur les informations recueillies du système d'information (Pharmnet) en termes de stocks de sécurité et de taux de rotation, mais font appel à leur expérience et aux informations provenant de leurs contacts (internes et externes) pour lancer des commandes. Par exemple, un acheteur peut décider

d'acheter une certaine quantité d'un médicament X bien que ce dernier soit disponible au niveau du stock avec des quantités suffisantes pour couvrir les besoins du mois prochain : cet achat est décidé en prévision d'une probable rupture.

- Pour certains produits rares ou alors susceptibles de connaître des ruptures sur le marché, les fournisseurs imposent un système de vente en quotas (ou par concomitance). Cette pratique contraint HydraPharm à acheter, en plus du produit désiré, des médicaments de date proche ou bien à faible taux de rotation, même si elle en possède des quantités suffisantes en stocks. Cet état de fait engendre non seulement un surstock mais également un problème de péremption des produits avant qu'ils ne soient écoulés.

Il apparaît clairement que l'instabilité du marché pharmaceutique, notamment en raison des ruptures fréquentes, joue un rôle prépondérant dans la prise de décision d'approvisionnement. Les principales causes de ruptures recensées sont détaillées au chapitre I.

C'est donc en exploitant l'information disponible chez les différentes sources que les acheteurs anticipent les éventuelles ruptures de façon très empirique et s'approvisionnent en conséquence.

Toutefois, cette façon de faire, bien qu'elle soit nécessaire, reste sujette à un grand risque d'erreurs car elle est basée sur l'expérience des acheteurs et la qualité et la fiabilité de l'information qu'ils reçoivent. Si l'information de rupture s'avère inexacte, cela entraînera des niveaux de stocks élevés qui impactent fortement la rentabilité de l'entreprise.

C'est pourquoi, il est indispensable d'élaborer un outil qui permette de mieux exploiter l'information, qu'elle soit quantitative (historique des stocks et des ventes) ou qualitative (informations inhérentes au marché (réglementation, importateurs, producteurs, délégués commerciaux et médicaux...)) dans le but de maximiser le taux de service sans augmenter les niveaux de stocks.

2. 2. Objectif du projet

L'objectif de notre projet est de développer un système d'aide à la décision qui permet de collecter l'information au niveau du Groupe, de la consolider, de la synthétiser et de la diffuser, dans le but de réaliser les approvisionnements de manière plus efficace. Cet outil couvre deux volets.

1^{er} volet : Concerne le traitement des données qualitatives, avec pour principaux objectifs :

1. Collecte des informations issues des acheteurs de tout le Groupe HydraPharm et non uniquement ceux d'une seule filiale ; la quantité d'informations disponible au niveau du Groupe étant beaucoup plus importante que celle exploitée au niveau local.
Cela permettra une diffusion de l'information de manière automatique à travers les différentes filiales de HydraPharm et une meilleure exploitation de toute l'information disponible au niveau du Groupe (acheteurs des différentes filiales régionales de répartition en contact avec les importateurs et les producteurs locaux, acheteurs de la filiale importation en contact direct avec les laboratoires et avec les grossistes-répartiteurs concurrents, délégués médicaux, commerciaux en contact direct avec les clients, etc.). Une même information corroborée par trois agents provenant d'entités géographiques distinctes est probablement plus fiable que si elle provenait d'une seule personne.
2. Analyse des informations collectées pour déterminer la probabilité de rupture sur chaque médicament.

2^{ème} volet : Concerne le traitement des données quantitatives du système d'information de HydraPharm, i.e. l'historique des stocks et des ventes pour chaque médicament dans le but de réaliser des prévisions de vente en se basant sur l'historique.

Objectif commun aux deux volets

L'outil devra aboutir à une meilleure prise de décision d'achat en se basant sur les niveaux de stocks, les historiques de ventes ainsi que les probabilités de rupture déduites après traitement de toute l'information disponible sur le marché.

2. 3. Description de l'outil développé

L'outil développé est composé de quatre (04) parties :

1. L'interface d'entrée (voir chapitre V) : accessible aux acheteurs et délégués de toutes les filiales du Groupe HydraPharm, et permet la collecte de l'information. Lorsqu'un utilisateur souhaite communiquer une nouvelle information à propos d'un produit qui risque d'être en rupture, un formulaire de saisie lui est proposé. Il contient des champs obligatoires et d'autres facultatifs. Parmi les champs obligatoires, nous pouvons citer l'identité de la personne, le produit en question (sélectionné à partir de la gamme d'articles), le risque de rupture ainsi que le degré de confiance en la source (fiabilité de l'information).

Ces champs obligatoires ont été déterminés suite aux observations faites au niveau du service achats, ainsi, il a été noté que l'acheteur décide de la quantité à acheter en fonction des trois critères suivants :

- La relation de confiance qu'il entretient avec le fournisseur de l'information
 - L'expérience même de l'acheteur
 - L'information transmise
2. La base de données : les informations collectées sont gérées par le logiciel de gestion des bases de données My SQL.
 3. Les programmes sur MATLAB : qui permettent le traitement des informations collectées.
 4. L'interface de sortie : permet de retourner les résultats du traitement des informations aux différents agents sous forme de probabilité de rupture des produits et de prévision de ventes. Ce retour d'information garantit la collaboration des différents acteurs qui continueront à renseigner régulièrement le système.

Conclusion

Suite au diagnostic, nous avons identifié clairement la problématique de la présente étude, à savoir la nécessité de développer un outil d'aide à la décision d'achat permettant une meilleure exploitation des informations tant qualitatives que quantitatives afin de prévoir les risques de rupture sur le marché.

CHAPITRE III

CHOIX DES METHODES

« L'intelligence artificielle est une science qui s'intéresse à la réalisation de machines qui réalisent des tâches qui nécessiteraient de l'intelligence si elles étaient faites par un homme » (Minsky, 1968)

Introduction

Ce troisième chapitre a pour objet d'analyser les méthodes classiques de gestion de stock et de prévision, de présenter et de justifier les choix des modèles adoptés, à savoir la logique floue et les réseaux de neurones artificiels. Une présentation complémentaire des fondements théoriques de ces modèles est donnée en annexe 2.

1. Analyse des méthodes classiques de gestion de stock et de prévision

1.1. Méthode ABC

Lorsqu'une entreprise gère plusieurs milliers d'articles, elle ne peut accorder à chacun des articles la même priorité dans sa gestion. Une gestion des stocks est donc une gestion sélective : on ne gère pas de la même façon les fournitures de bureau et les articles destinés à la production.

De même, dans un produit, la vis de diamètre 5 dont la valeur est faible ne sera pas gérée de manière identique au corps du produit dont la valeur est très importante. On note donc à ce niveau qu'il est nécessaire d'adopter une classification des produits selon deux critères :

- critère de destination (fournitures de bureau, production, service après-vente) ;
- critère de valeur (valeur cumulée des articles apparaissant dans les mouvements de stocks ou valeur en stock).

1.1.1. Classement ABC

Le classement ABC des articles consiste à différencier les articles en fonction de la valeur des sorties annuelles de stocks qu'ils représentent.

Ce classement est fondé sur le principe bien connu des 20-80 (règle de Pareto) : 20 % des articles représentent 80 % de la valeur totale des sorties, et les 80 % des articles restants ne représentent que 20 % de la valeur des sorties. Ce classement est donc fondamental pour une entreprise, car il conditionne le type de gestion que l'on va appliquer à chacun des articles.

On peut effectuer ce classement ABC en se fondant sur deux critères :

- valeurs des sorties annuelles en stocks ;
- valeur en stocks.

L'application simultanée sur les deux critères et la comparaison des résultats sont souvent très utiles pour mesurer la rigueur avec laquelle les stocks sont gérés. [COU 03]

1. 1. 2. Analyse et critiques

Dans notre cas d'étude, nous avons voulu appliquer la méthode ABC pour identifier quels sont les médicaments qui sont le plus exposés à la rupture afin de les traiter en priorité. En se basant sur les précédentes causes de rupture, nous avons établi trois (03) classes de médicaments :

- **Les princeps** : ce sont les médicaments qui n'ont pas encore de générique, vu que le produit est récent, seul le laboratoire qui l'a découvert a le droit de le fabriquer (pendant une période de 15 à 20 ans). Ces médicaments sont exclusivement importés, et font l'objet d'une rareté permanente.
- **Les médicaments produits localement** : ce sont exclusivement des génériques.
- **Les génériques importés (cas où le produit n'est pas fabriqué localement)** : l'état, pour diminuer la facture d'importation, impose aux importateurs des quotas limités, ce qui peut causer la rupture.

Toutefois, la méthode ABC n'est pas efficace dans notre cas, car dans le secteur étudié le phénomène de rupture peut toucher n'importe quel médicament à n'importe quel moment. Avec l'aide du gestionnaire du référentiel de données, nous avons essayé d'identifier les classes de produits les plus affectées par les ruptures mais nous avons constaté que toutes les classes sont impactées de manières aléatoire. A titre d'exemple, pour l'année 2010 la VENTOLINE était disponible sur le marché et n'a pas subi de rupture pendant toute cette année, par contre en 2011 le même médicament était en rupture sur presque toute l'année. Les spécialistes de l'entreprise nous ont confirmé que les ruptures peuvent concerner n'importe quelle référence de la gamme.

1. 2. Modèle de Wilson

Cette méthode a pour objectif de maîtriser les coûts de stock et de d'éviter les ruptures, elle répond aux deux questions suivantes :

- quand approvisionner ?
- combien approvisionner ?

1. 2. 1. Calcul du coût de stockage S

Le stockage d'un produit coûte cher. Les principaux frais comprennent :

- Coûts de magasinage (salaires, loyer, chauffage, moyens de manutention, entretien, informatique, assurance...) 5 % à 15 % de la valeur du stock;
- obsolescence liée au vieillissement des articles;
- intérêts qui seraient produits si les capitaux investis dans le stock étaient placés.

Afin de globaliser l'ensemble de ces frais, un « **taux de possession** » annuel est calculé.

Le taux retenu varie en général, de 10 % à 30 % de la valeur annuelle du stock : selon les catégories des articles stockés. [COU 03]

1. 2. 2. Calcul du coût d'une commande ou d'un lancement L

Le coût d'une commande s'établit en calculant le total des frais de fonctionnement du service achat et du service réception achat.

On divise ce total par le nombre total annuel de lignes de commandes (c'est-à-dire un article unique, une quantité, un prix, un délai).

Coût annuel d'approvisionnement ou de lancement A

On parle de coût annuel d'approvisionnement ou de lancement selon qu'il s'agit d'un achat ou d'un lancement en fabrication. Le coût annuel d'approvisionnement est le total des coûts de lancement pour un article sur une année.

$$A = L \times (\text{Nombre d'approvisionnements}) \quad \text{Equation III. 1}$$

1. 2. 3. Minimisation du coût total C

Pour résoudre ce problème, on établira les hypothèses simplificatrices suivantes : [COU 03]

Les coûts sont proportionnels au nombre de pièces achetées (il n'y a pas de rabais pour quantité).

- Il n'y a pas de pénurie (pas de coût pour rupture de stock).
- La demande est régulière.
- Les coûts de stockage et de commande ou lancement sont définis et constants.

Soient N le nombre annuel de pièces consommées et Q la quantité approvisionnée ou lancée à chaque période. Si l'on suppose que la demande est régulière, le stock moyen est $Q/2$. En

considérant la première hypothèse, sa valeur est $\left(\frac{Q}{2} a\right)$ si a est le coût de la pièce.

Compte tenu du taux de possession « t », le coût de stockage est donc :

$$S = \frac{Q}{2} a t \quad \text{Equation III. 2}$$

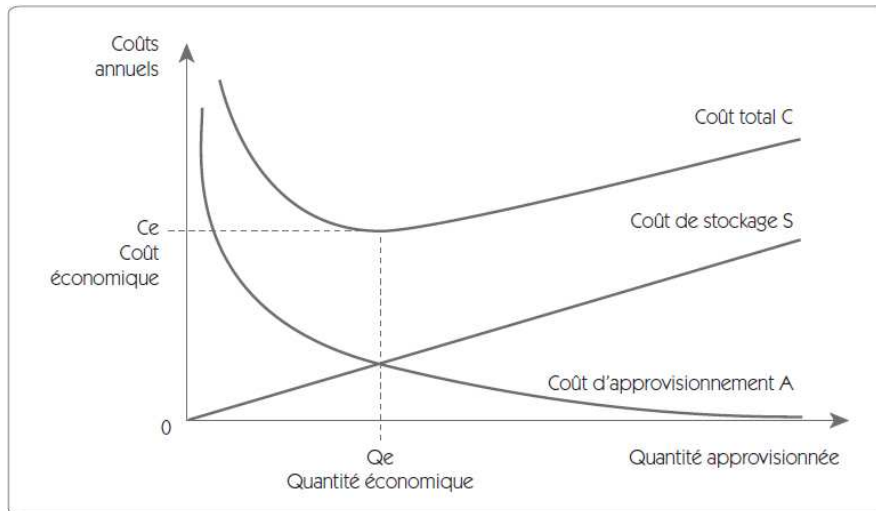


Figure III. 1. Coût économique et quantité économique.

Le nombre de commandes est N/Q , d'où un coût d'approvisionnement :

$$A = \frac{N}{Q} L \quad \text{Equation III. 3}$$

Si N est la quantité consommée et a le prix unitaire, le coût de d'acquisition est de Na .

Le coût total est donc :

$$C = Na + \frac{N}{Q} L + \frac{Q}{2} at \quad \text{Equation III. 4}$$

On cherche la quantité Q_e qui rend ce coût le plus faible possible. Le minimum de C correspond à

$$\frac{dC}{dQ} = 0 \quad \text{Equation III. 5}$$

D'où :

$$Q = \sqrt{\frac{2NL}{at}} \quad \text{Equation III. 6}$$

Cette expression, appelée « formule de WILSON », donne la quantité économique d'approvisionnement Q_e [COU 03]

1. 2. 4. Analyse et critiques

Vu les hypothèses simplificatrices sur lesquelles repose cette méthode, on ne peut l'appliquer à notre cas. En effet le marché dans lequel évolue HydraPharm (voir chapitre 1) ne vérifie

pas les principales hypothèses, à savoir l'absence de pénurie et la régularité de la demande ; ceci rend cette méthode complètement inadaptée.

1. 3. Les méthodes classiques de prévision

1. 3. 1. Méthodes classiques et leurs limites

Dans le tableau III. 1, nous avons classé les différentes méthodes classiques de prévision en présentant les limites de chacune d'elles [GIA 03] [FIO 99] [GUY 90] :

Tableau III. 1. Les différentes méthodes de prévision et leurs limites.

Méthodes	Limites
<ul style="list-style-type: none"> ▪ Moyenne mobile simple : 	<ul style="list-style-type: none"> - Applicable uniquement dans le cas d'une chronique horizontale sans tendance ni saisonnalité. - Réagit trop vite aux variations dues au hasard.
<ul style="list-style-type: none"> ▪ Moyenne mobile double : 	<ul style="list-style-type: none"> - Applicable uniquement dans le cas d'une chronique présentant une tendance linéaire. - Donne des résultats imprécis dès qu'une inflexion apparaît dans les données.
<ul style="list-style-type: none"> ▪ Lissage exponentiel simple : 	<ul style="list-style-type: none"> - Applicable uniquement dans le cas d'une chronique horizontale. - Il n'y a pas de règle précise pour le choix du paramètre.
<ul style="list-style-type: none"> ▪ Lissage exponentiel double : 	<ul style="list-style-type: none"> - Applicable uniquement dans le cas d'une chronique présentant une tendance linéaire. - Détermination expérimentale du paramètre.
<ul style="list-style-type: none"> ▪ Méthode de Holt & Winters : 	<ul style="list-style-type: none"> - Choix expérimental des paramètres. - Donne de mauvais résultats en présence d'un comportement tendanciel instable
<ul style="list-style-type: none"> ▪ Méthode de Box & Jenkins : 	<ul style="list-style-type: none"> - Les prévisions sont construites sur la série transformée. - La procédure de prétraitement n'est pas toujours possible. - Cette méthode nécessite un historique très consistant avant d'être vraiment opérationnelle et fiable.

1. 3. 2. Analyse et critiques

La non stationnarité et la complexité des processus existant dans le phénomène que nous étudions empêchent le respect rigoureux des hypothèses de base des méthodes.

2. Présentation des méthodes retenues

L'analyse des méthodes et modèles classiques a montré leur inadaptation à notre cas d'étude, nous allons dans ce qui suit présenter le modèle de la logique floue qui va nous permettre de traiter les données qualitatives, ainsi que le modèle des réseaux de neurones qui sera utilisé pour le traitement des données quantitatives.

3. Prévisions basées sur les données qualitatives

3. 1. Analyse fondamentale (importance de l'information)

Compte tenu de l'analogie qui existe entre le marché boursier et le marché pharmaceutique en Algérie, nous nous sommes inspirés des modèles utilisés en bourse pour la prévision des cours boursiers. En particulier, nous nous sommes aux méthodes reposant sur les données qualitatives et les informations inhérentes au marché, à savoir l'analyse fondamentale.

3. 1. 1. Présentation de l'analyse fondamentale

En bourse, l'analyse fondamentale se rapporte à l'évaluation méthodique de la situation financière d'une entreprise. Le but de cette analyse est de fournir, à partir d'informations chiffrées d'origines diverses, une vision synthétique qui fait ressortir la réalité de la situation et qui doit aider l'acquéreur dans sa prise de décision. Les aspects les plus souvent étudiés sont la solvabilité, la liquidité et la valeur ajoutée de l'activité considérée.

L'évaluation d'une société ne passe pas uniquement par l'analyse de son bilan et de son compte de résultat, mais viennent se greffer d'autres études telles que l'analyse stratégique visant à déterminer par exemple, le positionnement de la société étudiée par rapport à ses concurrents dans son secteur d'activité, l'étude de sa politique de recherche et développement, et bien d'autres indicateurs.

L'utilisation de l'analyse fondamentale par les traders repose donc sur la récolte d'un maximum d'informations concernant une entreprise, afin de prévoir la valeur de ses actions. Ces informations sont généralement fournies par des sociétés providers d'informations officielles mais aussi par les propres contacts des traders. De plus, les traders analysent également le comportement de l'ensemble des intervenants sur le marché et leurs prises de positions ; ce comportement pouvant confirmer ou infirmer une éventuelle information.

Il existe plusieurs outils qui permettent de gérer ces informations, les plus utilisés sont les systèmes experts.

3. 1. 2. Systèmes experts en bourse

Les systèmes experts sont des systèmes capables de simuler les processus décisionnels que suivent les spécialistes dans leur prise de décision.

Dans cette optique, le développeur du système expert cherchera à comprendre, à partir d'entretiens avec des traders, la manière avec laquelle ils aboutissent à leurs conclusions. Il s'agira ensuite de modéliser le processus intellectuel de l'expert par un certain nombre de règles codifiables.

Néanmoins, les décisions humaines, contrairement à celles que prennent les systèmes classiques de trading, ne sont pas forcément binaires. Par exemple, la tendance du marché ne peut être circonscrite à une réponse du type vrai ou faux. Pour tenter d'intégrer les nuances, les zones grises, les frontières floues dans le processus logique des systèmes experts, les développeurs ont fait appel à la logique floue (Fuzzy Logic). En effet, la logique floue est fréquemment utilisée pour la mise en place de systèmes experts, dont le but est de reproduire les mécanismes cognitifs d'un expert dans un domaine particulier. [SFB 12]

Mark Fishman, professeur d'informatique à l'Eckerd College de St Petersburg (Floride), illustre ainsi les différences entre les deux systèmes de logique: [SFB 12]

"Supposez que vous ayez deux règles différentes qui supportent un fait précis, l'une d'elles sera vérifiée 60% du temps, l'autre 85% du temps. La plupart des systèmes traditionnels ne retiendront que la règle ayant le meilleur taux de réussite, par contre un système de logique floue tiendra compte des deux règles en proposant un système de probabilités adapté à plusieurs types de situations". [SFB 12]

Les Japonais sont parmi les leaders dans l'intégration de la logique floue dans leurs systèmes experts de trading. Yamaichi Securities a même créé le premier Fuzzy Fund, autrement dit le premier fonds d'investissement géré à l'aide de la logique floue. [SFB 12]

3. 1. 3. Analyse et commentaires

Les points suivants montrent l'analogie qui existe entre le fonctionnement du processus achats d'HydraPharm et celui de la bourse :

- Tout comme le marché boursier, le marché pharmaceutique en Algérie connaît une grande instabilité. Les perturbations sont nombreuses et semblent imprévisibles.

- En bourse, la décision d'acheter ou de vendre est souvent motivée par des informations externes (informations souvent qualitatives). De manière analogue, lorsqu'ils soupçonnent une rupture possible les acheteurs d'Hydra Pharm se basent sur les informations que leur fournissent les différents acteurs du marché pharmaceutique afin de décider à quel moment ils doivent acheter et en quelle quantité.

Ces points communs entre les deux marchés, confortent notre choix de nous inspirer des modèles utilisés en bourse afin de gérer et synthétiser les informations qualitatives, en particulier les systèmes décisionnels à base de logique floue.

3. 2. La logique floue

3. 2. 1. Présentation de la logique floue

3. 2. 1. a. Motivations et justification de l'emploi de la logique floue

L'utilisation très répandue de la logique floue pour la réalisation de systèmes experts et systèmes décisionnels est justifiée par le nombre important d'avantages qu'elle offre, avantages s'appliquant parfaitement à notre cas d'étude. Nous pouvons citer :

- *La non nécessité d'une modélisation* : une utilisation de concepts mathématiques simples et intuitifs ne nécessitant aucune modélisation ;
- *La possibilité d'exploiter la tolérance de l'imprécision et de l'inexactitude* : la logique floue est la méthode par excellence pour gérer des données imprécises et entachées d'incertitudes ;
- *La possibilité d'implémenter des connaissances linguistiques de l'opérateur du processus* : basée sur la manipulation du langage naturel, la logique floue utilise une description qualitative très proche du comportement et du langage humain
- *La logique floue est construite sur la base de l'expérience des opérateurs et spécialistes* : la logique floue permet ainsi de mieux exploiter l'expérience des opérateurs acquise sur le terrain.

3. 2. 1. b. Intérêt de la logique floue

L'intérêt de la logique floue réside dans sa capacité à traiter l'imprécis et l'incertain, elle se rapproche ainsi du raisonnement humain qui peut décider et agir de façon pertinente malgré le flou des informations disponibles. La logique floue trouve sa justification dans un certain nombre de constatations :

- La connaissance que l'être humain a d'une situation quelconque est généralement imparfaite, souvent incertaine. En effet, l'homme ne suit pas, à l'image de ses inventions, un modèle mathématique fait de valeurs numériques et d'équations. Au contraire, il utilise des termes tel que « un peu trop chaud, aller beaucoup plus vite, freiner à fond... » [JAN95].
- L'être humain résout souvent des problèmes complexes à l'aide de ses connaissances dans le domaine. Ces connaissances sont, le plus souvent, acquises de façon empirique ; ainsi, dans le monde technique ou industriel, les opérateurs résolvent souvent des problèmes complexes de manière relativement simple et sans avoir besoin de modéliser le système.

Une alternative à la détermination explicite du modèle d'un système est ainsi l'utilisation des systèmes flous, basés sur la notion d'ensembles flous et sur le raisonnement approximatif proche du raisonnement humain. L'idée de base consiste à exploiter l'expérience des opérateurs humains pour construire une loi de commande du processus.

Le principe du réglage par la logique floue s'approche de la démarche humaine dans le sens que les variables traitées ne sont pas des variables logiques (au sens de la logique binaire par exemple) mais des variables linguistiques, proches du langage humain de tous les jours. De plus, ces variables linguistiques sont traitées à l'aide de règles qui font référence à une certaine connaissance du comportement du système à régler.

La commande floue sert à prendre une décision même si l'on ne peut pas estimer les entrées/sorties qu'à partir de prédicats vagues ou lorsque ces entrées/sorties sont entachées d'erreurs que l'on ne peut évaluer que grossièrement. [ZAD65]

3. 2. 1. c. Historique et domaines d'application de la logique floue

Les prémisses de la logique floue sont apparues avant les années 1940, grâce à des chercheurs américains, avec les premières approches du concept d'incertitude. Il a fallu attendre 1965, pour que le concept de sous-ensemble flou soit proposé par L. A. Zadeh, automaticien de réputation internationale, professeur à l'université de Berkeley en Californie, qui a contribué à la modélisation de phénomènes sous forme floue, en vue de pallier aux limitations dues aux incertitudes grâce à la théorie des possibilités, dans laquelle les ensembles flous servent à représenter les notions de valeurs incomplètement spécifiées ou mal connues. [BRD 98]

Les premiers développements en commande floue ont été initialisés par Mamdani [MAM74, MAM75, MAM76]. L'idée de base consistait à exploiter l'expérience des opérateurs humains pour construire une loi de commande. Un jeu de règles floues traduit alors le comportement

des opérateurs en termes de stratégie de commande. Pour des procédés non linéaires difficiles à modéliser, l'économie du modèle peut s'avérer importante tant en temps et en coût.

Plusieurs applications ont alors vu le jour en Europe, pour des systèmes parfois très complexes, telle la régulation de fours de cimenterie réalisée par la société F.L.Smidt-Fuller [LAN92].

Grâce au chercheur japonais M. Sugeno [SUG86], la logique floue était introduite au Japon dès 1985. Les sociétés japonaises comprirent l'avantage à la fois technique et commercial de la logique floue :

- facilité d'implantation
- solution de problèmes multi-variables complexes
- robustesse vis à vis des incertitudes
- possibilité d'intégration du savoir de l'expert.

Ces avantages ont permis diverses applications de la logique floue, notamment les développements de produits grand public par l'industrie japonaise [GAD03, ALB04] :

- appareils électroménagers (lave-linge, aspirateurs, autocuiseurs,...)
- systèmes audio-visuels (caméscope à stabilisateur d'images, photocopieurs,...)
- systèmes automobiles embarqués (suspension, climatisation,...)
- systèmes autonomes mobiles
- systèmes de transport (train, métro, ascenseur,...)
- systèmes de conditionnement d'ambiance
- systèmes de décision, diagnostic, reconnaissance
- systèmes de contrôle/commande dans la plupart des domaines industriels de production, transformation, traitement des produits et des déchets.

3. 2. 2. Notions de base de la logique floue

La logique floue, peut être vue comme une extension de la logique booléenne, elle permet de traiter des variables linguistiques dont les valeurs sont des mots ou expressions du langage naturel. Ainsi, elle substitue à la logique binaire une logique fondée sur des variables pouvant prendre, outre les valeurs « vrai » ou « faux », les valeurs intermédiaires « vrai » ou « faux » avec un certain pourcentage.

Pour ce faire, on définit les trois notions suivantes :

- ♦ Les variables linguistiques ou floues, qui permettent de décrire les variables de façon naturelle
- ♦ Les ensembles flous qui caractérisent les variables floues

- ♦ Les fonctions d'appartenances qui permettent de définir le degré de vérité de la variable floue en fonction de la valeur de la grandeur d'entrée.

3. 2. 2. a. Variables linguistiques ou floues

Ce sont des variables dont les valeurs ne sont pas des nombres, mais des mots ou phrases exprimés en langage naturel [MEN95].

Une variable linguistique x est généralement caractérisée par un triplet $\{x, T(x), X\}$ où :

- x désigne le nom de la variable linguistique ;
- $T(x)$ l'ensemble des termes ou valeurs linguistiques qui sont utilisées pour caractériser x
- X l'univers de discours de x , c'est-à-dire l'ensemble des valeurs numériques sur lesquelles x est défini.

Par exemple, si la taille d'une personne est considérée comme une variable linguistique définie dans un domaine (ou univers du discours) $X = [0; 200]$ (en cm), on peut définir comme suit les valeurs linguistiques: $T(\text{taille}) = \{\text{Très petit, Petit, Moyen, Grand, Très grand}\}$.

Contrairement aux variables binaires qui sont définies par les deux états « vrai » ou « faux », les variables floues présentent toute une graduation entre la valeur « vrai » et la valeur « faux ».

L'exemple qui suit permet de mieux saisir la distinction qui existe entre les variables binaires et les variables floues : [BRD 98]

Si l'on désire classer un groupe d'individus par leurs tailles en définissant la catégorie des petits par une taille en dessous de 160 cm, la catégorie des moyens par une taille comprise entre 160 cm et 180 cm et la catégorie des grands par une taille supérieure à 180 cm, la logique binaire donne la représentation de la figure 1 pour les trois variables « petit », « moyen » et « grand ».

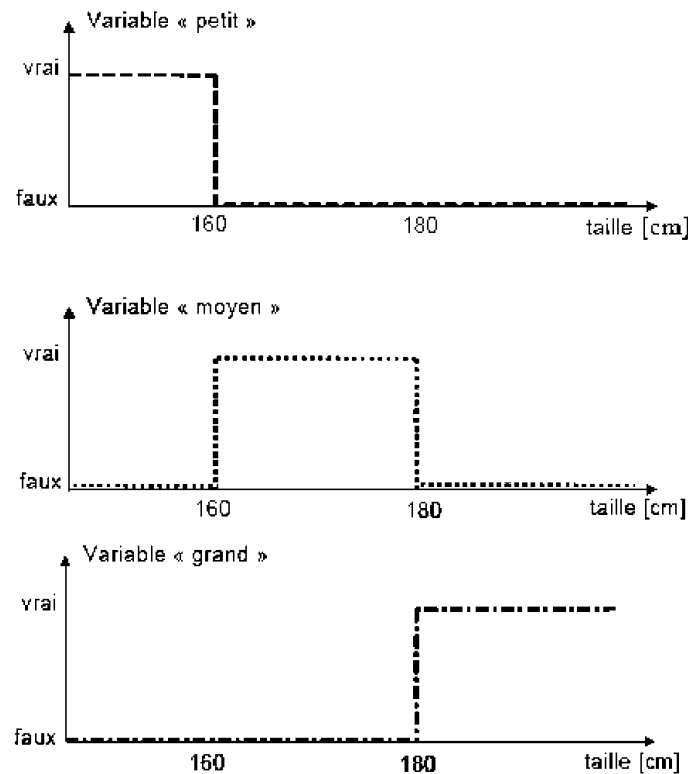


Figure III. 2. Variables binaires.

Deux remarques s'imposent au sujet de cette représentation :

- D'une part, dans le cadre de la logique booléenne, il est nécessaire d'introduire un seuil correspondant à la valeur limite de la taille qui va déterminer si la personne est petite, moyenne ou grande.
- D'autre part, on s'aperçoit immédiatement que la logique booléenne est difficilement applicable à notre problème. Son utilisation en devient même complètement absurde. Un simple centimètre d'écart entre deux tailles peut faire basculer notre perception d'un état à l'autre. En effet, l'homme ne fait pas naturellement une distinction franche entre « petit » et « moyen » par exemple. Il utilise des expressions du type « plutôt petit » pour qualifier une taille légèrement inférieure à 160 cm et « plutôt moyen » pour une taille légèrement supérieure à cette valeur.

En conclusion, la logique binaire (booléenne) présente l'avantage de la simplicité mais est assez éloignée de la logique utilisée naturellement par l'être humain.

Si l'on représente le même problème à l'aide de la logique floue, les variables ne sont plus binaires mais présentent une infinité de valeurs possibles entre le « vrai » et le « faux » (voir figure III.3.).

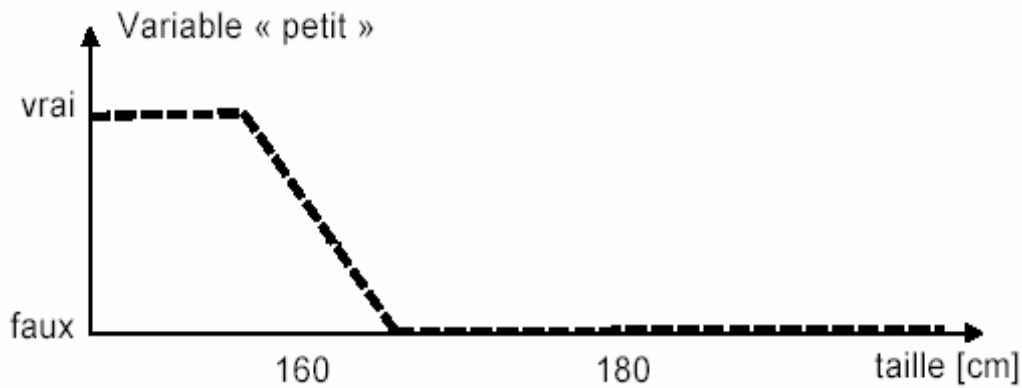


Figure III. 3. Variable floue.

On constate que cette représentation est beaucoup plus proche de la façon dont l'être humain raisonne puisqu'elle permet de faire intervenir des notions telles que « plutôt petit », « assez grand »... Cet avantage se fait, évidemment, au détriment de la simplicité de la représentation. Cette représentation est utilisée à cause de son caractère linguistique moins spécifique que le caractère numérique, d'où des capacités de représentation plus étendues.

3. 2. 2. b. Ensembles flous

♦ Ensemble net: Un ensemble est une collection d'objets. La description d'un ensemble net A sur un référentiel U (dit aussi univers de discours) consiste en un énoncé des éléments qui appartiennent à cet ensemble, chaque élément u de U appartient à 100% à A , ou n'appartient pas à 100% à A [LAB04]. Ceci peut être mieux décrit par une fonction caractéristique donnée par :

$$\mu_A(u) = \begin{cases} 1 & u \in A \\ 0 & u \notin A \end{cases} \quad \text{Equation III. 7}$$

♦ Ensemble flou: La notion d'ensemble flou provient du constat que 'très souvent les classes d'objets rencontrés dans le monde physique ne possèdent pas de critères d'appartenance bien définis' [MEN95]. Un élément peut appartenir plus ou moins fortement à une classe.

Mathématiquement, un ensemble flou A est défini sur un référentiel U , par une fonction d'appartenance notée μ_A , qui appliquée à un élément u de U , retourne un degré d'appartenance $\mu_A(u)$ de u à A . Un ensemble flou, peut être représenté comme un ensemble de paires ordonnées $A = \{(u, \mu_A(u)) / u \in U\}$ [ELK 10]

- Si $\mu_A(u) = 0,10$
 u appartient à l'ensemble flou A avec un degré d'appartenance de 10%

⇔ Faible appartenance ⇔ Traduction de la valeur linguistique « Faible »

- Si $\mu_A(u) = 0,90$

u appartient à l'ensemble flou A avec un degré d'appartenance de 90%

⇔ Forte appartenance ⇔ Traduction de la valeur linguistique « Fort »

Degré d'appartenance = Valeur de vérité

Un ensemble flou est totalement déterminé par sa fonction d'appartenance.

Les ensembles flous ont le grand avantage de constituer une représentation mathématique des termes linguistiques largement utilisés dans l'expression de connaissances expertes, qualitatives et qui sont manipulées par la logique floue [LAB04].

3. 2. 2. c. Fonctions d'appartenance

Il s'agit d'établir une relation entre le degré de vérité de la variable floue et la grandeur d'entrée correspondante. On parle de « *fuzzification* ».

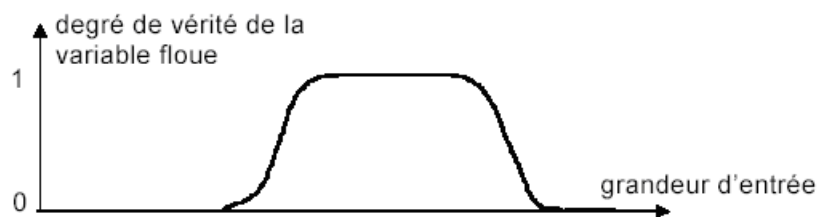


Figure III. 4. Fonction d'appartenance.

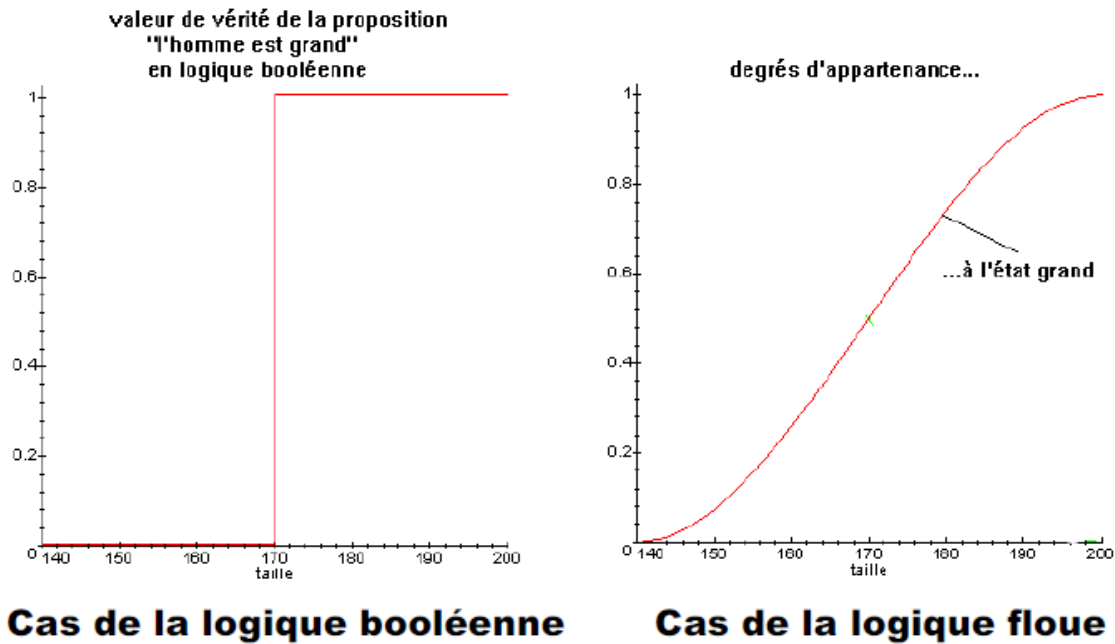


Figure III. 5. Fonction d'appartenance pour l'ensemble flou « grand » de la variable d'entrée « taille » [DES 10]

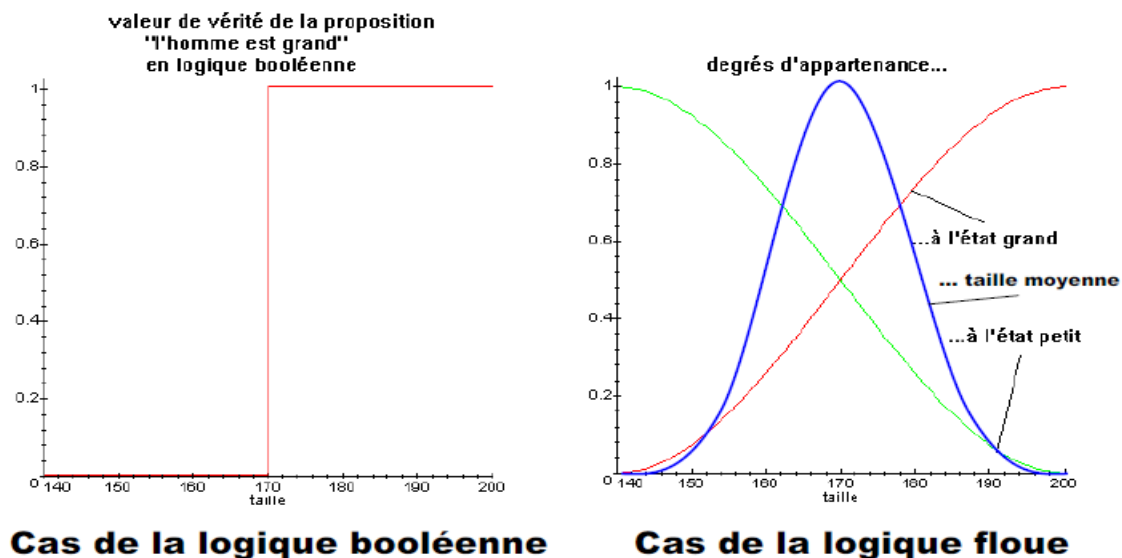


Figure III. 6. Fonction d'appartenance de la variable d'entrée « taille » [DES 10]

L'on peut remarquer que 169,9 cm est moyen alors que 170,02 cm est grand. Ceci implique que les ensembles classiques ont des frontières rigides.

A contrario, les ensembles flous n'ont pas de frontières rigides. Une taille de 190 cm est plus considérée comme une grande taille que comme une taille moyenne. Nous voyons bien que c'est une manière beaucoup plus naturelle de représenter les variables floues.

On peut évidemment choisir diverses formes pour les fonctions d'appartenance. Cependant, en pratique, pour des raisons de simplicité, les fonctions d'appartenance les plus souvent utilisées sont les fonctions triangulaires, trapézoïdales, gaussiennes et sigmoïdes [WAN94] représentées sur la figure III. 7.

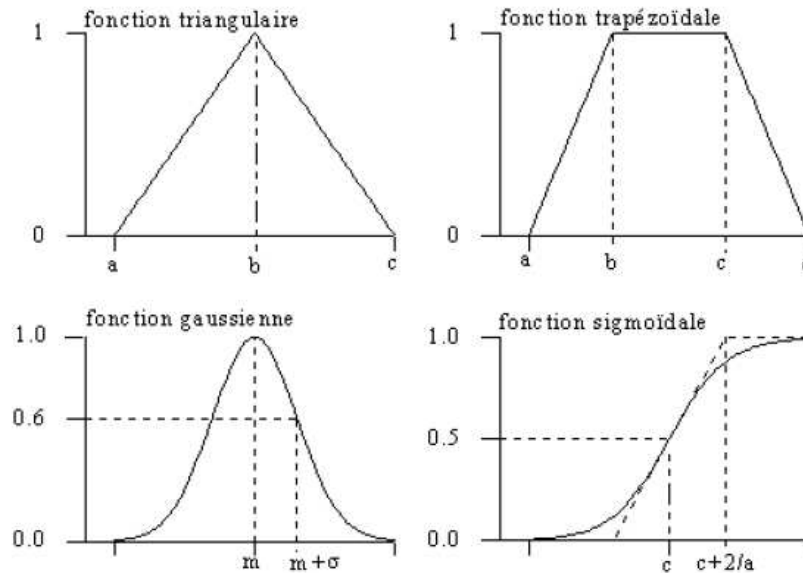


Figure III. 7. Fonctions d'appartenance usuelles.

La fonction d'appartenance décrivant un ensemble flou est caractérisée par quatre propriétés : [ELK 10]

- ✓ Le type : peut être triangulaire, trapézoïdale, gaussienne ou sigmoïdale.
- ✓ La hauteur : $H(A) = \sup_{u \in U} (\mu_A(u))$ de la fonction d'appartenance. Un sous-ensemble flou est dit normalisé s'il est de hauteur 1 ($Sup=max$)
- ✓ Le noyau : $N(A) = \{u / \mu_A(u) = 1\}$ est l'ensemble des éléments qui appartiennent totalement à A. Pour les fonctions de type triangulaire, le noyau est un singleton qui est appelé aussi valeur modale.
- ✓ Le support : $S(A) = \{u / \mu_A(u) \neq 0\}$; cet ensemble décrit l'ensemble des éléments qui sont partiellement dans A.

3. 2. 3. Théorie de la logique floue appliqué au raisonnement linguistique

3. 2. 3. a. Propositions floues

On distingue deux types de propositions :

i. Proposition floue simple

Considérons l'expression : « L'homme a la propriété d'être grand »

Une représentation symbolique possible est la suivante : « H est GR » où « est » réalise le sens de « a la propriété ».

Dans ce cas, la représentation symbolique « H est GR » est appelée proposition floue simple.

ii. Proposition floue composée

La combinaison de plusieurs propositions floues simples par les connecteurs « et », « ou », et « SI...ALORS » permet de générer des propositions floues composées.

En logique floue, de telles propositions peuvent être quantifiées en utilisant les notions de conjonction, disjonction et négation. (voir annexe I)

3. 2. 3. b. Raisonnement flou

En général, plusieurs valeurs de variables linguistiques convenablement définies par des fonctions d'appartenance sont liées entre elles par des règles afin de tirer des conclusions. Ces règles utilisent souvent les connecteurs SI-ALORS ; la procédure utilisée pour déduire des conclusions à partir d'un ensemble de règles et de conditions, représentées par des ensembles et relations floues, est appelée raisonnement flou. [MEN 95] [JAN 95]

Dans le raisonnement flou intervient trois niveaux fondamentaux : (voir annexe I)

1. Implication floue
2. Inférence floue
3. Agrégation floue

3. 2. 4. Structure d'un système flou

Un système flou peut être interprété selon deux points de vue : mathématique ou logique. D'un point de vue mathématique, un système flou est une fonction non linéaire reliant un vecteur de données d'entrée à un vecteur de sortie et, du point de vue logique, un système flou est un système de prise de décisions, à base de connaissances particulières provenant de l'expérience ou de l'expertise d'un opérateur humain.

Un système flou est composé de quatre (04) principaux modules, à savoir : la fuzzification, la base de règles, le moteur d'inférence et la défuzzification [BUH94, WAN94, JAN95, MEN95]

♦ **La fuzzification** : Cette première étape consiste à déterminer le degré d'appartenance de chaque variable d'entrée à chaque état (sous ensemble fou). Celui-ci est déterminé à l'aide des fonctions d'appartenance définies dans le système. Le choix des formes des fonctions

d'appartenance est arbitraire. Des études comparatives ont montré qu'avec les différentes formes des fonctions d'appartenance, les résultats sont pratiquement similaires.

- ♦ **La base des règles :** Elle contient les règles floues décrivant le comportement du système. Cela consiste en l'application de règles de type «Si- Alors». Ces règles vont permettre de passer d'un degré d'appartenance d'une grandeur d'entrée au degré d'appartenance d'une grandeur de sortie.

- ♦ **Le moteur d'inférence :** Les degrés d'appartenance de chaque variable d'entrée à chaque état permettent d'appliquer les règles floues qui ont été préalablement définies. Le degré d'appartenance des variables de sortie à chaque état est ainsi obtenu en appliquant les opérations d'inférence floue et l'agrégation des règles. L'inférence floue repose sur l'utilisation d'un opérateur d'implication floue pour chaque règle à analyser. Cet opérateur quantifie la force de liaison entre la prémisse et la conclusion de la règle.

Soit la règle suivante : *Si x est A alors y est B*. l'inférence peut être exprimée mathématiquement par l'expression suivante : $\mu_B(y) = I(\mu_A(x_0), \mu_B(y))$ où I désigne l'opérateur d'inférence

Deux approches d'inférence sont couramment utilisées :

$$\text{Implication de Mamdani : } \mu_B(y) = \min(\mu_A(x_0), \mu_B(y)) \quad \text{Equation III. 8}$$

$$\text{Implication de Larsen : } \mu_B(y) = \mu_A(x_0) \cdot \mu_B(y) \quad \text{Equation III. 9}$$

Pour générer une conclusion à partir de l'ensemble des règles actives, on procède à une agrégation de ces règles par un opérateur disjonctif. Ce qui revient à lier les règles par un opérateur OU. Généralement l'opérateur max est utilisé pour agréger un ensemble de règles :

$$\mu_B(y) = \max_{i=1 \dots n} \mu_{B_i}(y) \quad \text{Equation III. 10}$$

- ♦ **La défuzzification :** Le quatrième et dernier module décrit l'étape de défuzzification qui est la transformation inverse de la première. En sortie, le système flou ne peut pas communiquer des valeurs floues qu'il peut seul exploiter. Il lui est donc nécessaire de fournir des valeurs précises, c'est le rôle de la défuzzification. Elle consiste à transformer la valeur floue résultante du traitement des règles d'inférence en une grandeur précise.

Dans la littérature, il existe plusieurs stratégies pour réaliser cette opération telle que la moyenne des maxima, le centre des aires, le centre des maxima. La méthode de défuzzification par le centre de gravité est la méthode la plus utilisée en commande floue du fait qu'elle fournit intuitivement la valeur la plus représentative de l'ensemble flou issu de l'agrégation des règles. Elle consiste à calculer le centre de gravité de la surface formée par la fonction d'appartenance résultante.

i. Défuzzification par calcul du centre de gravité

Il s'agit de calculer le centre de gravité de la fonction d'appartenance de la variable de sortie (figure III.8) :

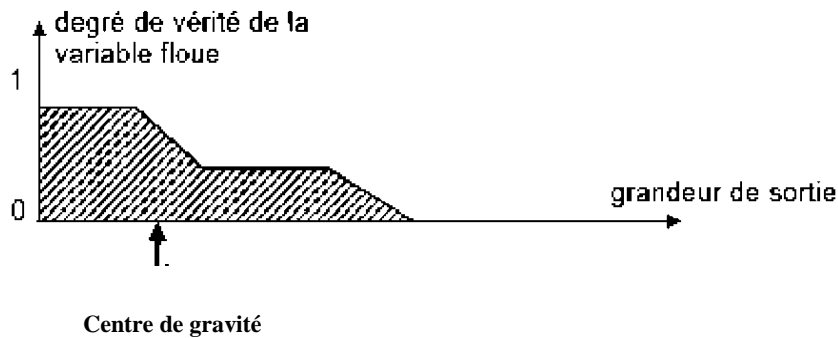


Figure III. 8. Défuzzification par centre de gravité

Supposons qu'après agrégation des ensembles flous résultant des différentes règles, on obtient un ensemble flou d'arrivée définitif C . On définit alors le centre de gravité comme suit :

$$y = \frac{\int y \mu_c(y) dy}{\int \mu_c(y) dy} \quad \text{Equation III. 11}$$

Le calcul du centre de gravité permet bien d'obtenir une seule valeur pour la grandeur de sortie. Son calcul est cependant relativement complexe puisqu'il nécessite le calcul d'une intégrale.

ii. Défuzzification par calcul du maximum :

Dans cette méthode, la grandeur de sortie doit être normalisée (en pour-cent par exemple) et la définition des intervalles flous doit se résumer à une valeur : par exemple « petit » correspond à 0 et « moyen » à 0,5 (fonctions d'appartenance en forme de raies). L'opération de défuzzification consiste à prendre d'abord le minimum entre la valeur produite par la règle concernée et la valeur de la variable floue de sortie. La valeur de sortie est définie par la valeur maximale des variables floues de sortie.

L'exemple suivant permet d'en illustrer le principe :

Soit un système avec trois règles :

- La règle 1 donne une sortie de type « petit » d'un degré de vérité de 0,8
- La règle 2 donne une sortie de type « moyen » d'un degré de vérité de 0,3
- La règle 3 donne une sortie de type « grand » d'un degré de vérité de 0,1

Les valeurs normalisées des intervalles « petit », « moyen » et « grand » valent respectivement 0, 0.5 et 1.

La règle 1 donne une valeur de sortie de 0 (minimum entre 0,8 et 0) ; la règle 2 donne une valeur de sortie de 0,3 (minimum entre 0,3 et 0,5) ; la règle 3 donne une valeur de sortie de 0,1 (minimum entre 0,1 et 1).

La grandeur de sortie est déterminée par le maximum des valeurs obtenues et vaut 0,3 ce qui correspond à une valeur « plutôt petite ».

On constate que cette méthode est simple à appliquer mais, étant basée sur l'opérateur maximum, elle privilégie une seule règle parmi celles présentes.

Le schéma d'un système flou est donné ci-après :

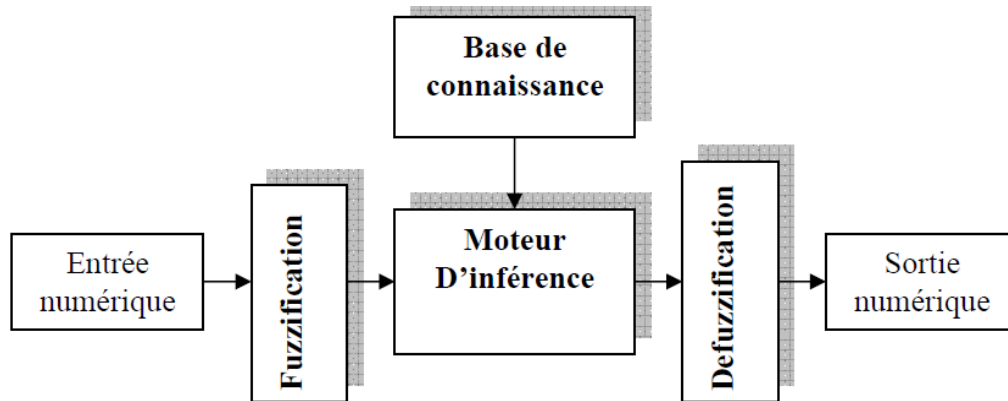


Figure III. 9. Schéma de base d'un système flou

3. 2. 5. Principaux modèles de systèmes flous

En fonction du type de sorties, on distingue deux grandes familles de systèmes flous : systèmes flous à *conclusions symboliques (floues)* (modèle de Mamdani) et systèmes flous à *conclusions fonctionnelles (numériques)* (modèle de Takagi-Sugeno-Kang).

3. 2. 5. a. Modèle de Mamdani

La méthode de Mamdani consiste à utiliser l'opérateur **Min** pour **Et** et l'opérateur **Max** pour **Ou**. Les règles correspondent au type :

Si x_1 est A_{1i} et et x_n est A_{ni} Alors y est B_i où B_i est un Sous Ensemble Flou (SEF)

Les prémisses et les conclusions de cette collection de règles sont des propositions floues.

$x \in R^n$ et $y \in R$ sont respectivement l'entrée et la sortie du système flou, A_i et B_i sont respectivement les ensembles flous antécédent et conséquent de la $i^{\text{ème}}$ règle et N est le nombre de règles.

En général, les B_i forment une partition de l'espace de sortie. L'inférence floue correspond aux étapes suivantes, pour un vecteur d'entrée $x = (x_1, \dots, x_n)$:

1- Calcul du degré d'appartenance de chaque entrée aux différents SEF :

$$\mu_{A_{ji}}(x_j) \quad j = 1, \dots, n; i = 1, \dots, N$$

n : nombre d'entrées

N : nombre de Règles

2- Calcul de la valeur de vérité de chaque règle pour $i=1, \dots, N$:

$$\alpha_i(x) = \min_{j=1, n}(\mu_{A_{ji}}(x_j)) \quad \text{Equation III. 12}$$

3- Calcul de la contribution de chaque règle :

$$\mu_i(y) = \min(\alpha_i(x), \mu_{B_i}(y)) \quad \text{Equation III. 13}$$

4- Agrégation des règles :

$$\mu(y) = \max_{i=1, N}(\mu_i(y)) \quad \text{Equation III. 14}$$

Le résultat est donc un sous ensemble flou caractérisé par sa fonction d'appartenance. Pour obtenir une conclusion « nette » il faut défuzzifier, la méthode du centre de gravité donne alors :

$$y = \frac{\int u \cdot \mu(u) du}{\int \mu(u) du} \quad \text{ou en échantillonné:} \quad y = \frac{\sum_k u_k \cdot \mu(u_k)}{\sum_k \mu(u_k)} \quad \text{Equation III. 15}$$

Plusieurs règles peuvent être activées en même temps, i.e que chacune de leurs prémisses possède un degré d'appartenance non nul. Ceci dépend des types de fonctions d'appartenance utilisées ; en l'occurrence toutes les règles sont, à chaque instant de l'échantillonnage, plus au moins activées si l'on choisit des fonctions d'appartenance de forme gaussienne.

3. 2. 5. b. Modèle TSK (Takagi-Sugeno-Kang) :

Dans les années 80, on note l'apparition d'un nouveau type de contrôleurs flous : les contrôleurs flous de Takagi-Sugeno-Kang (T.S.K) [TAK83, TAK85, SUG86] où les conclusions sont fonctionnelles. De par leur structure, ceux-ci fournissent une expression analytique simple de la sortie générée en fonction des entrées considérées. Par conséquent, la sortie n'est pas représentée par un sous ensemble flou mais par une valeur constante qui est une fonction linéaire des entrées.

Si x_1 est A_{1i} et et x_n est A_{ni} Alors $y = f_i(x_1, \dots, x_n)$
 avec : $f_i(x_1, \dots, x_n) = a_{i0} + a_{i1}x_1 + \dots + a_{in}x_n$

Equation III. 16

Et la sortie finale est donnée par :

$$y = \frac{\sum_i \alpha_i f_i(x_1, \dots, x_n)}{\sum_i \alpha_i} \quad \text{Equation III. 17}$$

Les prémisses de cette collection de règles sont des propositions floues et les conclusions sont des fonctions ordinaires des entrées du modèle. $x \in R^n$ est la variable d'entrée du système flou, $y \in R$ est sa variable de sortie, $A_i = (A_{1i}, A_{2i}, \dots, A_{ni})$ est l'ensemble flou antécédent afférent à $i^{\text{ème}}$ règle. Le degré d'activation de la $i^{\text{ème}}$ règle $w_i(x)$ du modèle Takagi-Sugeno est obtenu en calculant le produit des degrés d'appartenance individuels :

$$w_i(x) = \prod_{j=1}^n \mu_{A_{ji}}(x_j) \quad \text{Equation III. 18}$$

3. 2. 5. c. Mamdani vs TSK

L'interprétation des règles et plus particulièrement des conclusions des règles est très difficile par Sugeno. Donc, lorsqu'on a besoin d'une meilleure compréhension du système avec une garantie de lisibilité des règles, la représentation par les modèles flous de Takagi-Sugeno est déconseillée. Dans ce cas, une modélisation de Mamdani est utilisée en cherchant un modèle linguistique du système. En effet, le modèle de Mamdani permet d'intégrer une connaissance à priori. Par exemple, un expert peut définir la partition des entrées et un certain nombre de règles. Le formalisme explicite du modèle permet d'unifier les règles définies à partir des données et celles formulées à partir d'une connaissance. C'est un avantage quand les mesures, ou l'expertise, ou les deux sont incomplètes. Cependant, pour approcher le comportement global d'un système par un modèle flou Mamdani, un grand nombre de règles est nécessaire et le nombre de paramètres à identifier augmente. Malgré cet inconvénient, si un ensemble de règles linguistiques complet et compact est identifiable (toutes les situations sont traduites dans la base de règles), la précision du modèle flou Mamdani est correcte, voire supérieure à celle des modèles Takagi-Sugeno.

En conclusion, les modèles flous Takagi-Sugeno et Mamdani sont deux représentations complémentaires et non concurrentes. Le choix d'une structure dépend de l'objectif recherché et de la connaissance explicite des relations liant les entrées et les sorties du système.

3. 2. 6. Synthèse de la démarche floue

La démarche floue passe par les étapes suivantes :

- Choix des variables d'entrée et des variables de sortie du système,
- Détermination de la plage de variation de chaque variable d'entrée et de chaque variable de sortie,
- Construction de sous-ensembles flous dans chaque plage,
- Choix des fonctions d'appartenance associées aux sous-ensembles flous,
- Choix des méthodes d'inférence et de défuzzification,
- Construction de la base de règles.

Conclusion

La logique floue va prendre de plus en plus de place dans le domaine de l'aide à la décision. Cette affirmation est motivée par le fait que ce principe ne nécessite pas de modèle du système mais qu'il utilise les connaissances de l'opérateur (expert).

Dans ce chapitre, nous avons vu des notions sur la logique floue, la représentation d'une démarche floue ainsi que ses différents constituants. Nous avons vu aussi qu'il y a deux types de régulateurs flous : Sugeno et Mamdani. Le premier utilise des valeurs numériques pour les conclusions alors que le deuxième utilise des sous-ensembles flous pour les conclusions. Nous avons aussi exposé les différents avantages qu'offre la logique floue dans le traitement d'informations incertaines ou imprécises.

4. Prévisions basées sur les données quantitatives

4. 1. Les réseaux de neurones artificiels

4. 1. 1. Justification du choix des RNA

Les outils de base de l'analyse prévisionnelle (méthodes classiques), sont autant de démarches reposant sur des restrictions *sévères* quand à la forme supposée de la relation entre les variables du modèle ; Linéarité, stationnarité des données ou absence de saisonnalité sont quelques exemples des hypothèses indispensables au déroulement de ces méthodes.

Les '**réseaux de neurones artificiels**' (RNA) sont une nouvelle méthode d'approximation de systèmes complexes, particulièrement utile lorsque ces systèmes sont difficiles à modéliser à l'aide des méthodes statistiques classiques.

Plusieurs raisons nous ont motivé notre choix d'utiliser les RNA :

- Contrairement aux méthodes statistiques classiques les réseaux de neurones artificiels ne nécessitent aucune hypothèse sur les variables

- Ils sont tout à fait adaptés pour traiter des problèmes complexes non structurés, c'est-à-dire des problèmes sur lesquels il est impossible à priori de spécifier la forme des relations entre les variables utilisées. C'est grâce à des algorithmes que ces systèmes apprennent par eux-mêmes les relations entre les variables à partir d'un ensemble de données, à l'image de ce que ferait un cerveau humain (voir Annexe II) [DRE 08].
- Le réseau de neurones est robuste, il n'est pas handicapé par quelques exemples bruités ou faux : ceux-ci sont écartés car ils sont incohérents avec le reste. Les valeurs manquantes sont également gérées habilement et ne nuisent pas à la construction du modèle [DRE 08].

4. 1. 2. Le neurone mathématique, neurone artificiel ou neurone formel

4. 1. 2. a. Définition d'un neurone artificiel

Un neurone artificiel est une fonction algébrique non linéaire, paramétrée, à valeurs bornées [AYR 02].

Le neurone artificiel est un processeur élémentaire. Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de neurones appartenant à un niveau situé en amont. À chacune de ces entrées est associé un poids w représentatif de la force de la connexion. Chaque processeur élémentaire (neurone) est doté d'une sortie unique, qui se ramifie pour alimenter un nombre variable de neurones appartenant à un niveau situé en aval. (voir figure III.10)

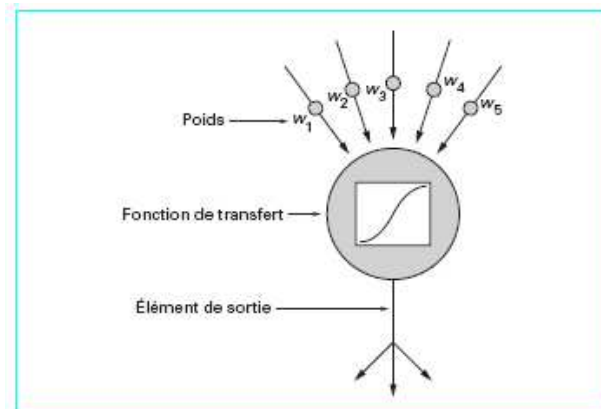


Figure III. 10. Le neurone artificiel. [MOU 10]

4. 1. 2. b. Composants d'un neurone artificiel

Un neurone artificiel est composé des éléments suivants :

- Entrées : Directement les entrées du système ou peuvent provenir d'autres neurones.

- Biais : Entrée toujours égale à 1 qui permet d'ajouter de la flexibilité au réseau en permettant de varier le seuil de déclenchement du neurone par l'ajustement du poids du biais lors de l'apprentissage.
- Poids : Facteurs multiplicateurs qui affectent l'influence de chaque entrée sur la sortie du neurone.
- Noyau : Intègre toutes les entrées et le biais et calcule la sortie du neurone selon une fonction d'activation qui est souvent non-linéaire pour donner une plus grande flexibilité d'apprentissage
- Sortie : Directement une des sorties du système ou peut être distribuée vers d'autres neurones.

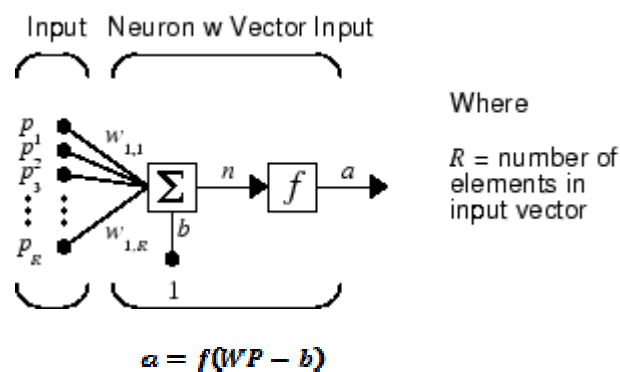


Figure III. 11. Composants du neurone artificiel [HOW 11]

Avec :

- p_k : les entrées du neurone $1 \leq k \leq R$
- w_{jk} : le paramètre de pondération (le poids de la connexion qui relie le neurone j à l'entrée p_k)
- b : le biais du neurone (le seuil d'activation)
- n : le niveau d'activation du neurone

Le comportement d'un neurone artificiel est basé sur deux phases principales :

- La première phase est appelée potentiel d'action, représenté par la fonction d'entrée « Σ » (figure III. 11.)
- La seconde phase est appelée la fonction d'activation qui est généralement une fonction non linéaire, représentée par la fonction « f » (figure III. 11.)

Cas d'un neurone sommateur

1) Potentiel d'action

C'est la somme d'entrées pondérées par les poids associés aux entrées

$$n = \sum_{k=1}^R w_{1k} p_k - b = WP - b$$

Equation III. 19

2) Fonction d'activation

Elle calcule la valeur de l'état du neurone à partir de la somme pondérée, c'est cette valeur qui sera transmise aux neurones aval, c'est une fonction qui est généralement non linéaire.

$$\alpha = f(n) = f(WP - b)$$

Equation III. 20

L'équation (III.21) nous amène à introduire un schéma du modèle (figure III. 12) plus compact que le premier. On y représente les R entrées comme un rectangle noir (le nombre d'entrées est indiqué sous le rectangle). De ce rectangle sort le vecteur p dont la dimension matricielle est $R \times 1$. Ce vecteur est multiplié par une matrice W qui contient les poids du neurone. Le résultat de la multiplication correspond au niveau d'activation qui est ensuite comparé au seuil b (un scalaire) par soustraction. Finalement, la sortie du neurone est calculée par la fonction d'activation f . La sortie d'un neurone est toujours un scalaire.

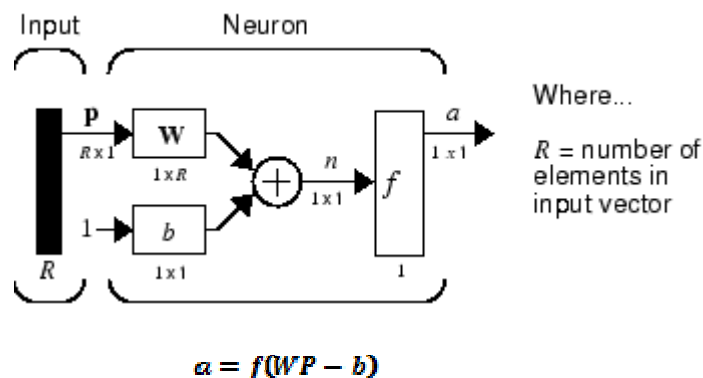


Figure III. 12. Représentation matricielle du modèle d'un neurone artificiel [HOW 11]

4. 1. 2. c. Types de fonction d'activation

Différentes fonctions de transfert pouvant être utilisées comme fonction d'activation du neurone. Les trois plus utilisées sont les fonctions «seuil» et «sigmoïde».

a. La fonction sigmoïde : $y = f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha x}}$ Equation III. 21

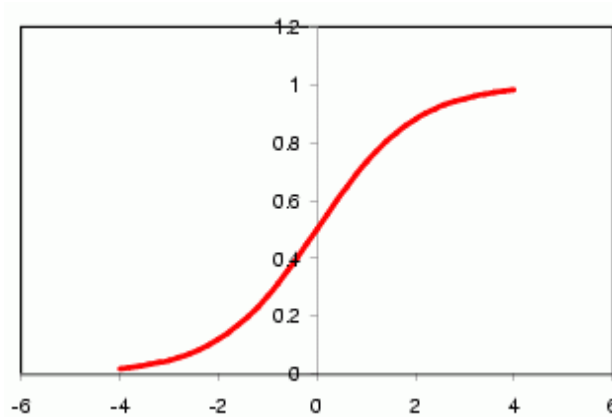


Figure III. 13. Fonction sigmoïde

Caractéristiques de la fonction sigmoïde :

- Fonction unipolaire $0 \leq f(x) \leq 1$
- Sa dérivée a une forme très simple, ainsi :

$$\frac{df(x)}{dx} = \alpha f(x)(1 - f(x)) \quad \text{Equation III. 22}$$

b. La tangente hyperbolique : $y = \frac{e^{\alpha x} - e^{-\alpha x}}{e^{\alpha x} + e^{-\alpha x}}$ Equation III. 23

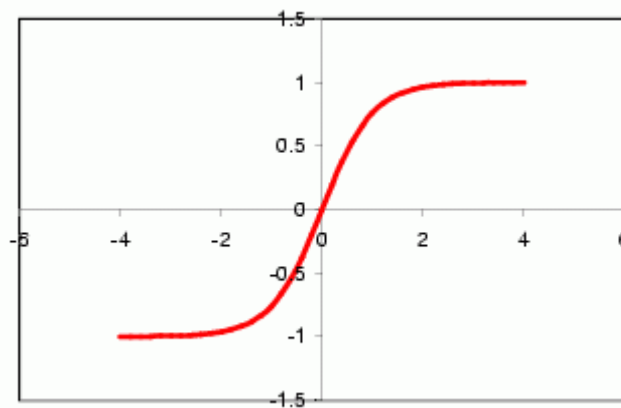


Figure III. 14. Fonction tangente hyperbolique

Caractéristiques de la fonction tangente hyperbolique :

- Fonction bipolaire $-1 \leq f(x) \leq 1$
- Sa dérivée a une forme très simple, ainsi :

$$\frac{df(x)}{dx} = \alpha (1 + f(x))(1 - f(x))$$

Equation III. 24

c. La fonction Gaussienne : $y = e^{-\frac{x^2}{2}}$

Equation III. 25

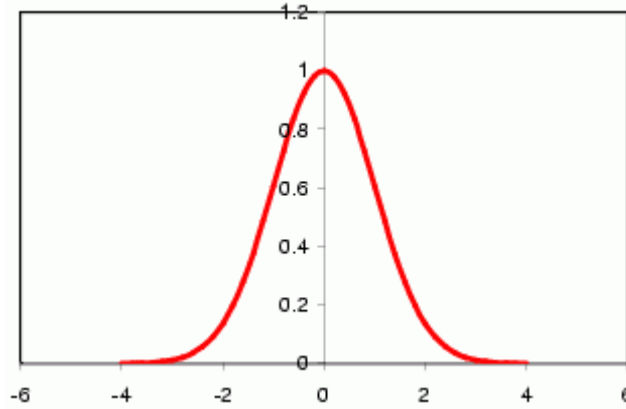


Figure III. 15. Fonction Gaussienne

d. Une fonction à seuil : $y = 0$ si $x < 0$ et $y = 1$ si $x > 0$

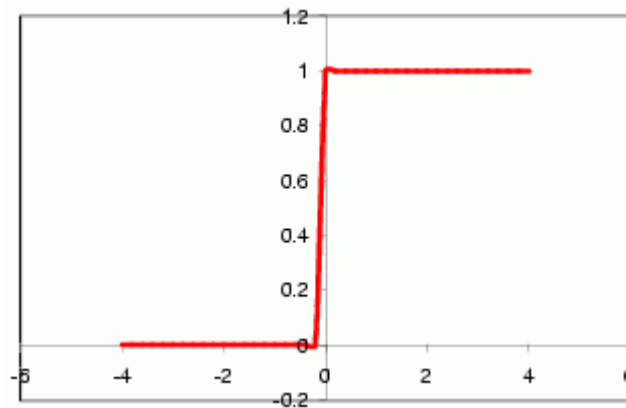


Figure III. 16. Fonction à seuil

4. 1. 3. Le réseau de neurones artificiel (RNA)

4. 1. 3. a. Architecture des réseaux de neurones

Comme nous venons de le voir, un neurone réalise simplement une fonction non linéaire, paramétrée, de ses variables d'entrée. L'intérêt des neurones réside dans les propriétés qui résultent de leur association en réseaux, c'est-à-dire de la composition des fonctions non linéaires réalisées par chacun des neurones [PAR 04]

Un réseau de neurones est donc un maillage de plusieurs neurones et organisé en couches dans la très grande majorité des applications. Pour construire une couche de S neurones, il s'agit simplement de les assembler comme indiqué dans la figure III.17.

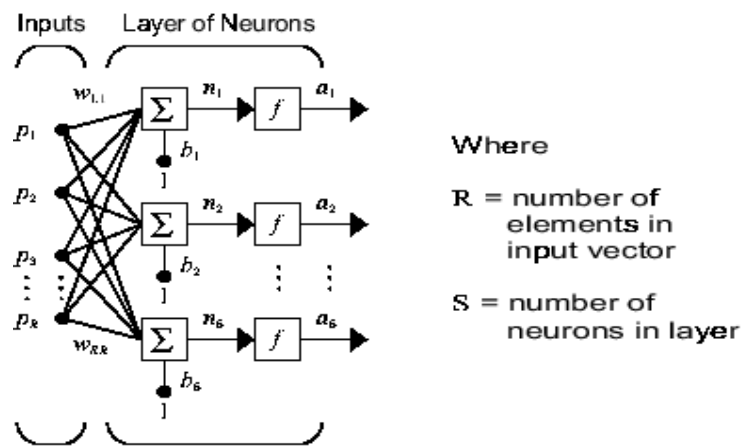


Figure III. 17. Couche de S neurones [HOW 11]

Les S neurones d'une même couche sont tous branchés aux R entrées. On dit alors que la couche est totalement connectée. Un poids w_{jk} est associé à chacune des connexions. Nous noterons toujours le premier indice par j et le deuxième par k . Le premier indice (ligne) désigne toujours le numéro de neurone sur la couche, alors que le deuxième indice (colonne) spécifie le numéro de l'entrée. Ainsi l'ensemble des poids d'une couche forme une matrice W de dimension $S \times R$:

$$W = \begin{bmatrix} w_{1,1} & w_{1,2} & \dots & w_{1,R} \\ w_{2,1} & w_{2,2} & \dots & w_{2,R} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{S,1} & w_{S,2} & \dots & w_{S,R} \end{bmatrix}$$

Notons que $S \neq R$, dans le cas général (les nombres de neurones et d'entrées sont indépendants). Si l'on considère que les S neurones forment un vecteur de neurones, alors on peut créer les vecteurs :

$$b = [b_1, b_2, \dots, b_S]^T \quad n = [n_1, n_2, \dots, n_S]^T \quad a = [a_1, a_2, \dots, a_S]^T$$

Ceci nous amène à la représentation graphique simplifiée, illustrée à la figure III. 18. On y retrouve comme à la figure III.12 les mêmes vecteurs et matrice. La seule différence se situe au niveau des dimensions de b , n , a et W .

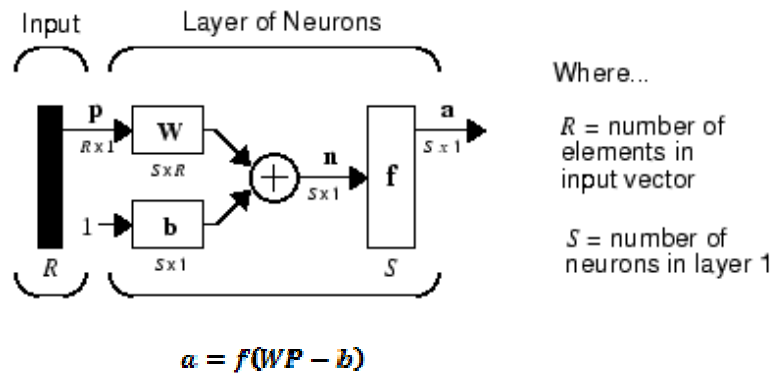


Figure III. 18. Représentation matricielle d'une couche de S neurones [HOW 11]

Finalement pour construire un réseau, il suffit de combiner plusieurs couches. Chaque couche possède sa propre matrice de poids W^l , où l désigne l'indice de couche. Dans le contexte des matrices, nous utiliserons toujours un exposant pour désigner cet indice. Ainsi, les vecteurs b^l , n^l , et a^l sont aussi associés à la couche l .

Il importe de signaler que les couches qui suivent la première ont comme entrée la sortie de la couche précédente. Nous pouvons aussi fixer un nombre quelconque de neurones sur chaque couche. En pratique, comme nous le verrons plus tard, il n'est pas souhaitable d'utiliser trop de neurones. On notera aussi que l'on peut changer de fonction de transfert d'une couche à l'autre [PAR 04].

La couche qui effectue le dernier calcul est nommée « couche de sortie ». Les couches qui effectuent les calculs intermédiaires sont nommées « couches cachées ».

4. 1. 3. b. Structure d'interconnexion

A. Les réseaux de neurones non bouclés (feed-forward)

Les neurones de la première couche sont reliés au monde extérieur et reçoivent le vecteur d'entrée. Ils calculent alors leurs sorties qui sont transmises aux neurones de la seconde couche qui calculent eux aussi leurs sorties et ainsi de suite de couche en couche jusqu'à celle de sortie. Il peut y avoir une ou plusieurs sorties à un réseau de neurones. Dans un réseau feed-forward, il n'y a pas de connexion entre neurones d'une même couche et les connexions ne se font qu'avec les neurones de la couche aval. Tous les neurones de la couche amont sont connectés à tous les neurones de la couche aval.

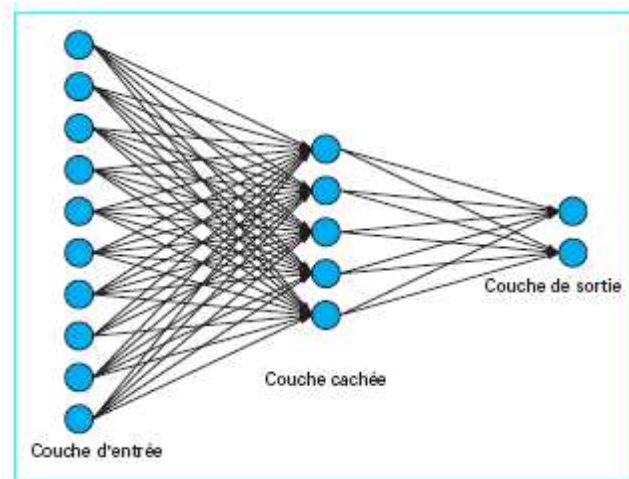


Figure III. 19. Réseau feed-forward [MOU 10]

B. Les réseaux de neurones bouclés (back-forward)

Un réseau de ce type signifie qu'une ou plusieurs sorties de neurones d'une couche aval sont connectées aux entrées des neurones de la couche amont ou de la même couche. Ces connexions récurrentes ramènent l'information en arrière par rapport au sens de propagation défini dans un réseau feed-forward. Les réseaux à connexions récurrentes sont des réseaux plus puissants car ils sont séquentiels plutôt que combinatoires comme l'étaient ceux décrits précédemment. La rétroaction de la sortie vers l'entrée permet à un réseau de ce type de présenter un **comportement temporel**. Autrement dit, ils sont à même de modéliser des phénomènes dynamiques.

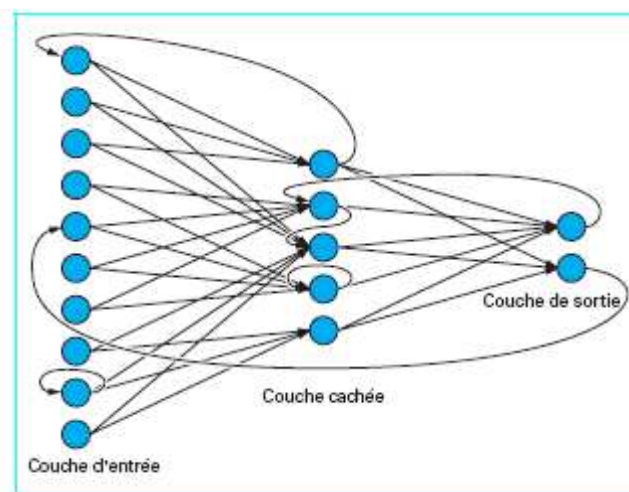


Figure III. 20. Réseau back-forward [MOU 10]

4. 1. 4. Principe de base

L'idée principale des réseaux de neurones consiste à modéliser une grandeur mesurable (physique, chimique, économique, ...), dont on soupçonne qu'elle dépend d'un ou plusieurs facteurs qui constituent les composantes du vecteur d'entrée.

L'objectif de la modélisation par les réseaux de neurones est de trouver, à partir des mesures disponibles, une relation, si elle existe, entre les variables d'entrée et la grandeur à modéliser. Le cadre conceptuel adapté à cette tâche est celui des statistiques.

En effet, le réseau n'a aucune idée a priori sur le modèle : on choisit une forme d'équation aussi générale que possible, et l'on ajuste les paramètres de cette équation de manière à lui conférer la meilleure capacité de généralisation (estimation des valeurs dans des situations qu'il n'a pas rencontrées) sans s'intéresser particulièrement aux valeurs ou au sens de ces paramètres. On parle alors de modélisation « boîte noire » [DRE 08].

4. 1. 5. Propriétés fondamentales des RNA

Les réseaux de neurones artificiels sont caractérisés par un certain nombre de propriétés qui font d'eux un outil de prévision particulièrement efficace.

Une propriété fondamentale qui distingue un type particulier de réseaux de neurones (celui qui est utilisé pour la prévision) est l'approximation universelle parcimonieuse. Cette expression traduit deux propriétés distinctes : d'une part les réseaux de neurones sont des approximateurs universels, d'autre part, une approximation à l'aide de réseaux de neurones nécessite, en général, moins de paramètres ajustables que les approximateurs usuels.

4. 1. 5. a. Approximation universelle

Toute fonction bornée suffisamment régulière peut être approchée uniformément, avec une précision arbitraire, dans un domaine fini de l'espace de ses variables, par un réseau de neurones avec une certaine architecture [DRE 08].

Ainsi, on dit que les réseaux de neurones sont des approximateurs universels. Mais, cette propriété n'est pas spécifique aux réseaux de neurones, puisque les polynômes jouissent aussi de cette qualité. Par contre, dans la pratique, on fait toujours en sorte que le nombre de paramètres ajustables soit le plus faible possible. On cherche ainsi, l'approximation la plus parcimonieuse.

4. 1. 5. b. Parcimonie

Toute fonction bornée suffisamment régulière peut être approchée uniformément, avec une précision arbitraire, dans un domaine fini de l'espace de ses variables, par un réseau de neurones avec une certaine architecture [DRE 08].

Ainsi, on dit que les réseaux de neurones sont des approximateurs universels. Mais, cette propriété n'est pas spécifique aux réseaux de neurones, puisque les polynômes jouissent aussi de cette qualité. Par contre, dans la pratique, on fait toujours en sorte que le nombre de paramètres ajustables soit le plus faible possible. On cherche ainsi, l'approximation la plus parcimonieuse.

Pour obtenir un modèle non linéaire de précision donnée, un réseau de neurones a besoin de moins de paramètres ajustables que les polynômes (approximateurs linéaires par rapport à leurs paramètres). Or, le nombre de données nécessaire pour ajuster le modèle est directement lié au nombre de paramètres. Ainsi, pour une précision donnée, le nombre de paramètres :

- croît exponentiellement avec le nombre de variables dans le cas des (polynômes),
- croît linéairement avec le nombre de variables pour les approximateurs non linéaires par rapport à leurs paramètres (réseaux de neurones) [DRE 08]

Avantage de la parcimonie

L'avantage pratique des réseaux de neurones par rapport aux techniques classiques de modélisation non linéaire réside dans leur capacité à réaliser des modèles de précision équivalente avec moins de données expérimentales (ou dans leur capacité à constituer des modèles plus précis à partir du même nombre d'exemples). De manière générale, les réseaux de neurones permettent de tirer le meilleur parti des données numériques disponibles, pour construire des modèles [FIO 99].

4. 1. 5. c. Apprentissage et généralisation

Une des tâches essentielles du cerveau consiste à transformer des informations en connaissances : identifier les lettres qui constituent un texte, les assembler en mots et en phrases, en extraire un sens, sont des activités qui nous paraissent naturelles une fois l'apprentissage nécessaire accompli avec succès.

L'objectif de l'apprentissage statistique est d'imiter, à l'aide d'algorithmes exécutés par des ordinateurs, la capacité qu'ont les êtres vivants à *apprendre par l'exemple*. Ainsi, pour apprendre à un enfant la lecture des lettres ou des chiffres, on lui présente des exemples de ceux-ci, écrits dans des styles et avec des polices différents. On ne fournit généralement pas à l'enfant une description analytique et discursive de la forme et de la topologie des caractères : on se contente de lui montrer des exemples.

À la fin de l'apprentissage, on attend de l'enfant qu'il soit capable de lire non seulement tous les chiffres et lettres qui lui ont été présentés durant son apprentissage, mais également tous

les chiffres et lettres qu'il est susceptible de rencontrer : en d'autres termes, on attend de lui qu'il ait une capacité de *généralisation* à partir des exemples qui lui ont été présentés. De même, à l'issue de l'apprentissage d'un modèle statistique à partir d'exemples, celui-ci doit être capable de *généraliser*, c'est-à-dire de fournir un résultat correct, dans des situations qu'il n'a pas connues pendant l'apprentissage. [DRE 08]

➤ **L'apprentissage**

« *L'apprentissage est un processus dynamique et itératif permettant de modifier les paramètres d'un réseau en réaction avec les stimuli qu'il reçoit de son environnement. Le type d'apprentissage est déterminé par la manière dont les changements de paramètres surviennent* ». [PAR 04]

Dans le cadre de cette définition, on peut distinguer plusieurs types d'apprentissage, les plus utilisés sont l'apprentissage « supervisé » et l'apprentissage « non supervisé » :

i. L'apprentissage supervisé

Dans un apprentissage supervisé, on calcule les poids w_i des neurones de manière à ce que la sortie du réseau de neurones soit aussi proche que possible de la sortie souhaitée. La plupart des algorithmes d'apprentissage des réseaux de neurones formels sont des algorithmes d'optimisation : Ils cherchent à minimiser une fonction de coût qui constitue une mesure de l'écart entre les réponses du réseau et les réponses désirées. L'algorithme le plus ancien est le plus connu est celui de la rétropropagation du gradient [NAR90] appelé ainsi car le calcul du gradient s'effectue en propageant le signal d'erreur de la sortie vers l'entrée. Dans sa version initiale, il s'agit d'un simple algorithme de descente du gradient. (voir annexe II)

ii. L'apprentissage non supervisé

L'apprentissage «non supervisé» ou encore «auto-organisé» est caractérisé par l'absence complète de professeur, c'est-à-dire qu'on ne dispose pas d'un signal d'erreur, comme dans le cas supervisé. Nous ne disposons donc que d'un environnement qui fournit des stimuli, et d'un réseau qui doit apprendre sans intervention externe. En assimilant les stimuli de l'environnement à une description de son état interne, la tâche du réseau est alors de modéliser cet état le mieux possible.

A la fin de l'apprentissage, le réseau a développé une habilité à former des représentations internes des stimuli de l'environnement permettant d'encoder les caractéristiques de ceux-ci et, par conséquent de créer automatiquement des classes de stimuli similaires [PAR 04].

iii. Les règles d'apprentissage

Nous venons de voir les principaux types d'apprentissage. Pour chacun de ces types, il existe plusieurs règles qui se distinguent par la manière dont les changements de paramètre surviennent (voir annexe II). Les règles les plus utilisées sont :

- La règle de HEBB
- La règle de correction des erreurs
- La règle d'apprentissage compétitif

➤ **Capacité de généralisation**

La capacité de généralisation est l'aptitude du modèle à agir par construction ; il n'a aucune idée préconçue sur une nouvelle information, mais il peut la relier à des informations qu'il connaît déjà, à l'issue de l'apprentissage d'un modèle statistique à partir d'exemples, celui-ci doit être capable de *généraliser*, c'est-à-dire de fournir un résultat correct, dans des situations qu'il n'a pas connues pendant l'apprentissage.

4. 1. 6. Types de réseaux de neurones et leurs domaines d'application

Comme nous l'avons précisé dans la partie deux de ce chapitre, les réseaux de neurones artificiels peuvent être classés en deux grandes catégories que sont, les réseaux dit : « feed-forward » ou « feed-back » (encore appelés réseaux récurrents).

Dans les deux tableaux qui suivent, nous allons présenter les différents types de réseaux des deux catégories, leurs architectures et règles d'apprentissage, ainsi que leurs domaines d'application.

Tableau III. 2. Les principaux réseaux feed-forward et leurs domaines d'application [DRE 08]

LES RESEAUX FEED-FORWARD			
Type du réseau	Architecture	Règle d'apprentissage	Domaines d'application
Le perceptron monocouche (simple)	C'est un réseau simple, puisque il ne se compose que d'une couche d'entrée et d'une couche de sortie.	Il suit généralement un apprentissage supervisé selon la loi de Hebb.	Il a été conçu dans un but premier de reconnaissances de formes. Cependant, il peut aussi être utilisé pour faire de la classification et pour résoudre des opérations logiques simples Sa principale limite est qu'il ne peut résoudre que des problèmes linéairement séparables.

<p>Le perceptron multicouches (PMC)</p>	<p>C'est une extension du précédent, avec une ou plusieurs couches cachées entre l'entrée et la sortie. Chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante.</p>	<p>Il suit un apprentissage supervisé selon la règle de correction de l'erreur. Les fonctions d'activation utilisées dans ce type de réseaux sont principalement les fonctions à seuil ou sigmoïdes.</p>	<p>Il peut résoudre des problèmes non linéairement séparables et des problèmes logiques plus compliqués Les principaux domaines d'application des PMC sont : la classification non linéaire, l'approximation de fonctions, le contrôle et la reconnaissance de formes et de paroles</p>
<p>Les réseaux à fonction radiale RBE (Radial Basic Functions)</p>	<p>L'architecture est la même que pour les PMC cependant, les fonctions de base utilisées ici sont des fonctions Gaussiennes.</p>	<p>L'apprentissage le plus utilisé pour les RBF est le mode hybride suivant la règle de correction de l'erreur.</p>	<p>Même type d'applications que les PMC</p>

Tableau III. 3. Les principaux réseaux back-forward et leurs domaines d'application [DRE 08]

LES RESEAUX FEED-BACK			
Type du réseau	Architecture	Règle d'apprentissage	Domaines d'application
Le modèle de hopfield	Les réseaux de Hopfield sont des réseaux récurrents et entièrement connectés. Dans ce type de réseaux, chaque neurone est connecté à chaque autre neurone et il n'y a aucune différenciation entre les neurones d'entrée et de sortie.	Le mode d'apprentissage utilisé est le mode non-supervisé	L'application principale des réseaux de Hopfield est l'entrepôt de connaissances (reconnaissance de formes et de paroles), mais aussi la résolution de problèmes d'optimisation.
Le modèle de kohonen	Contrairement aux réseaux de hopfield ou les neurones sont modélisés de la façon la plus simple possible, le modèle de kohonen est plus complexe et plus proche de la réalité Ces réseaux sont inspirés des observations biologiques du fonctionnement des systèmes nerveux de perception des mammifères	Concernant l'apprentissage, la loi de hebb est la plus utilisée pour le modèle de kohonen	<ul style="list-style-type: none"> - Projection non linéaire des données - Compression des données

4. 2. Système mixte : Neuro-flou

Dans les systèmes flous, il n'existe pas de méthodes pour choisir les paramètres des fonctions d'appartenance, le choix se fait arbitrairement en fonction des sorties. De plus, les règles d'inférence sont établies en se basant sur la connaissance des experts, mais une fois déterminées, ces règles restent statiques.

Afin de combler ces manques, une nouvelle méthode combinant la logique floue et les réseaux de neurones a été développée, il s'agit de la méthode neuro-floue. Cette méthode donne aux systèmes flous la capacité d'apprentissage des réseaux de neurones, permettant l'optimisation des paramètres des fonctions d'appartenance et des poids des règles d'inférence. Ainsi, plus le système fonctionne, plus il devient performant.

Elle est basée sur un modèle d'apprentissage capable d'utiliser une série de données entrées/sorties, pour construire un système flou dont les paramètres des fonctions d'appartenance sont ajustés en utilisant un algorithme de rétropropagation. Ainsi, si l'on dispose des entrées/sorties d'un système, sans pour autant connaître la structure des fonctions d'appartenance ni leurs paramètres, ces données vont pouvoir servir de base pour l'apprentissage du système neuro-flou. Le résultat de cet apprentissage est la détermination des paramètres des fonctions d'appartenance, ainsi que les poids associés aux règles d'inférence.

Malheureusement, l'application d'un apprentissage neuro-flou est très complexe et nécessite un certain nombre de conditions pour être mis en œuvre :

- Il est indispensable de disposer d'une base de données entrées/sorties importante afin de rendre l'apprentissage possible.
- Le nombre de fonctions d'appartenance de sortie doit être égal au nombre de règles ;
- Le poids de chaque règle doit être égal à l'unité ;

Ces conditions rendent impossible l'application d'un système neuro-flou dans notre cas d'étude, notamment en raison de l'absence d'une base de données relative aux informations inhérentes au marché au sein de Hydra Pharm. En effet, ces informations sont collectées de manière orale et aucune trace n'en est gardée.

Conclusion

Nous venons à travers ce chapitre, de présenter les forces et faiblesses de chacune des méthodes susceptibles d'être appliquées à notre cas d'étude, justifiant ainsi notre choix d'utiliser les méthodes des réseaux de neurones et de la logique floue, ces méthodes étant les mieux adaptées à notre problématique.

Nous avons par la suite exposé les principes de ces méthodes afin de mieux comprendre leur fonctionnement.

CHAPITRE IV CONCEPTION ET DEVELOPPEMENT DES MODELES LOGIQUE FLOUE ET RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

Introduction

Nous allons, dans ce chapitre, aborder la mise en œuvre des modèles logique floue et réseaux de neurones artificiels en vue de la prévision des ruptures et des ventes respectivement.

L'objectif de cette première partie est de présenter les étapes de conception d'une application qui, pour chaque article X , reçoit des informations sur sa disponibilité par chaque acheteur du groupe HyraPharm, traite ces informations par la logique floue, est restituée une information synthèse sous forme d'une probabilité de rupture, cette information sera accessible aux différents agents intervenants sur le processus d'achats.

1. Description du système flou (application primaire sous MATLAB)

Pour un article X : chaque acheteur souhaitant communiquer une information sur une éventuelle rupture, aura à remplir un formulaire de saisie qui contient les informations suivantes :

- Le nom de l'acheteur et la filiale à laquelle il appartient.
- Le degré de confiance en sa source d'information, donné sur une échelle de 1 à 10, « 10 » étant une confiance totale qui se traduit par une excellente relation avec le fournisseur.
- Le risque de rupture estimé par l'acheteur, donné sur une échelle de 1 à 10, « 10 » étant une rupture certaine.

À la sortie, le système renvoie une probabilité de rupture tenant compte des informations entrées par chaque acheteur et traitées par la logique floue.

Le schéma suivant décrit les entrées et sortie du système :

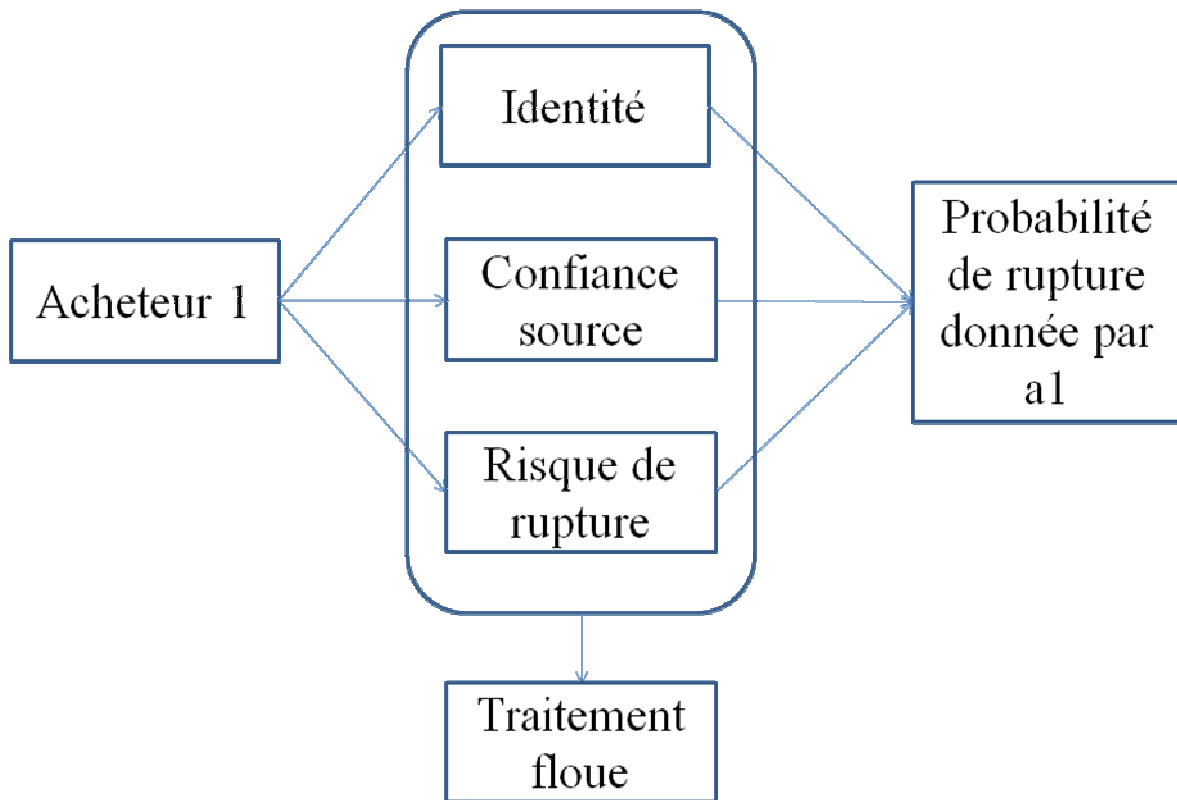


Figure IV. 1. Entrées et sortie du système flou

Nous allons concevoir un tel système en utilisant la boîte à outils de MATLAB « Fuzzy Logic Tool Box ». Cette boîte à outils contient cinq (05) interfaces graphiques (figure IV. 3.)

- Fuzzy Inference System (FIS) Editor : Désigne les entrées et sorties et affecte des noms à ces variables, dans notre cas, nous avons 3 entrées (nom de l'acheteur, degré de confiance en la source et risque de rupture) et une sortie (probabilité de rupture).
- Membership Function Editor : Permet de déterminer la fonction d'appartenance de chaque variable floue.
- Rule Editor: Permet d'éditer les règles qui définissent le comportement du système réel.
- Rule Viewer : Permet d'analyser les résultats. Ainsi, en faisant varier les valeurs des entrées nous vérifions si la valeur de la sortie correspond à notre définition des règles.
- Surface Viewer : Permet d'analyser la valeur de la sortie en fonction de la variation de deux entrées.

La figure qui suit décrit le principe général de fonctionnement d'un système flou.

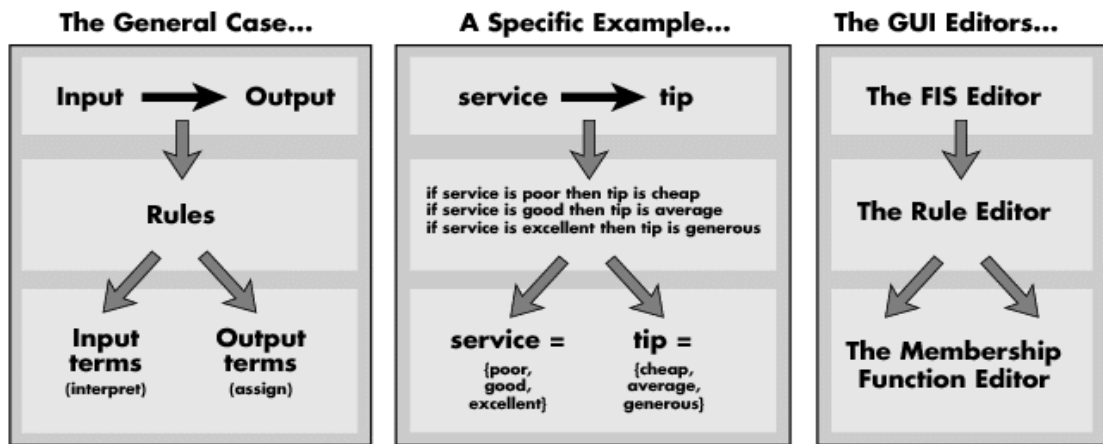


Figure IV. 2. Principe de fonctionnement d'un système flou

Remarque

- Les cinq (05) interfaces sont dynamiquement connectées et les informations peuvent être échangées entre celles-ci. Ainsi, si l'on modifie une information dans une interface, elle sera automatiquement modifiée dans les quatre autres interfaces.
- Les interfaces « Rule Viewer » et « Surface View » sont des interfaces de lecture uniquement et ne peuvent apporter des modifications au système.

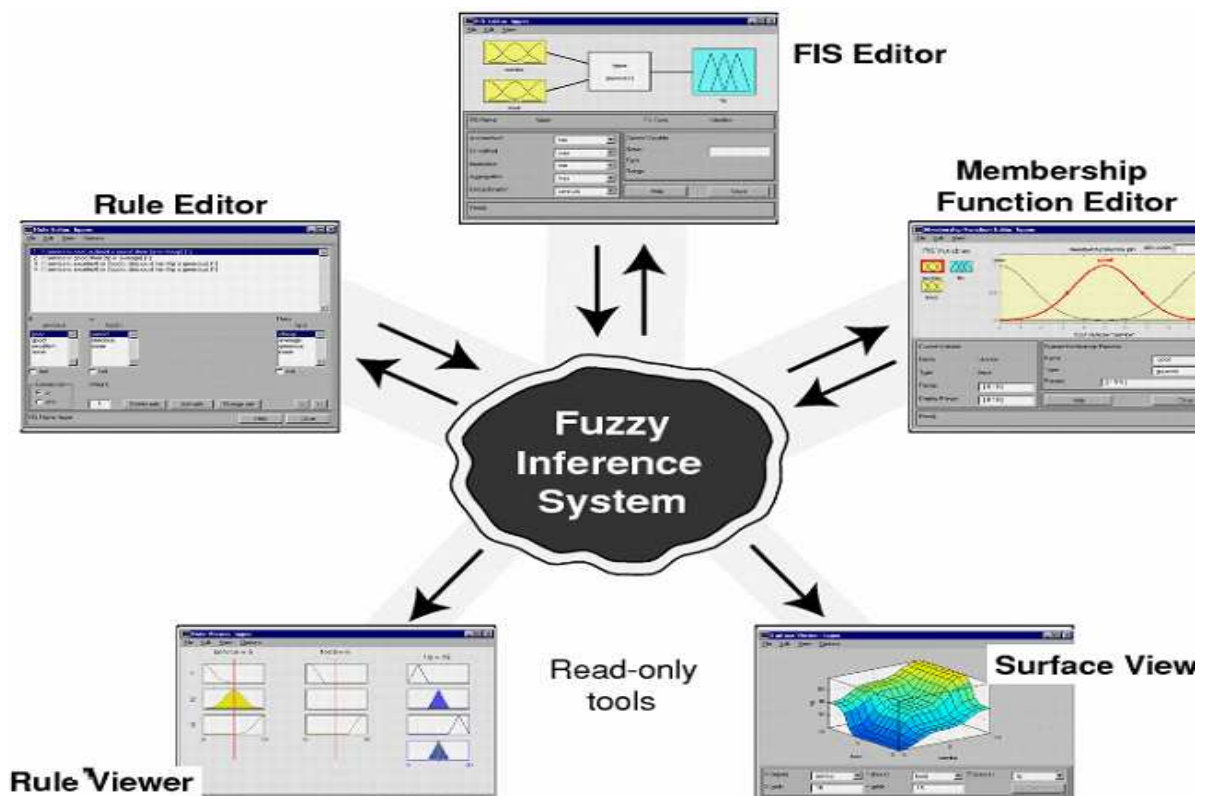


Figure IV. 3. Interfaces Fuzzy Tool box

1.1. Variables d'entrées et de sortie

Les variables d'entrée que nous avons choisies sont la compétence de l'acheteur, le degré de confiance en la source et le risque de rupture. Le choix de ces variables ainsi que leur présentation seront étayés dans la partie relative à la conception du modèle.

La grandeur de sortie est une probabilité de rupture générée par le système flou après traitement des données en entrée.

1.2. Les règles d'inférence

Les règles d'inférence ont été établies en se basant sur la connaissance des spécialistes des approvisionnements, en d'autres termes les acheteurs et sont entièrement expliquées dans la partie consacrée à la conception de notre modèle.

1.3. Etapes de développement d'un système flou sous MATLAB

Etape 1 : Création de l'application par FIS Editor et détermination des variables d'entrée et de sortie

L'interface FIS Editor permet de définir les informations générales de l'application floue. La figure IV. 4 montre les différents champs nécessaires à la définition de notre application.

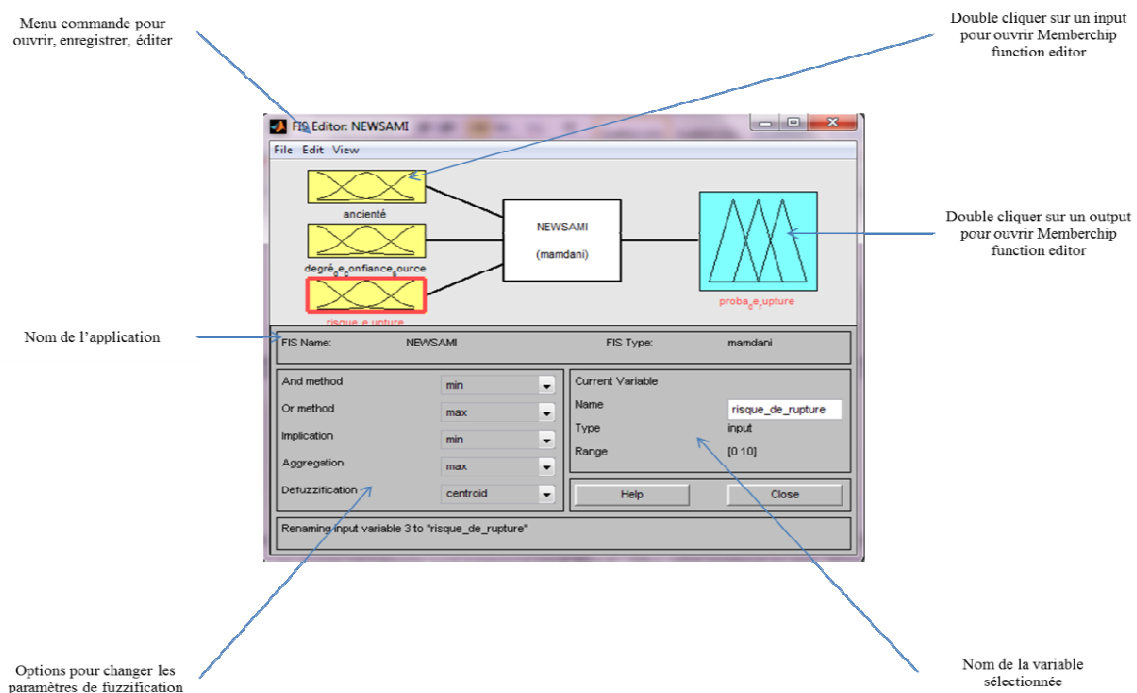


Figure IV. 4. FIS Editor

- Dans notre application nous utilisons la modèle de Mamdani, la justification de ce choix est donnée plus loin.
- Les pop-up menus sous le diagramme de l'application permet d'apporter des modifications aux différents opérateurs (voir annexe I).

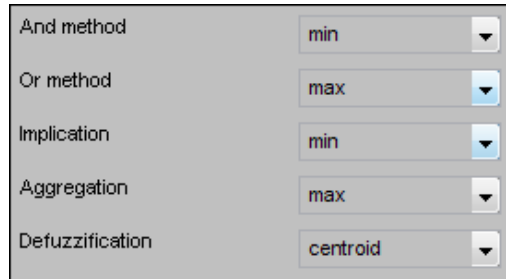


Figure IV. 5. pop-up menus des opérateurs flous.

- La partie droite de l'interface (figure IV. 4) permet de modifier le nom des entrées et des sorties, et de leur associer une échelle.

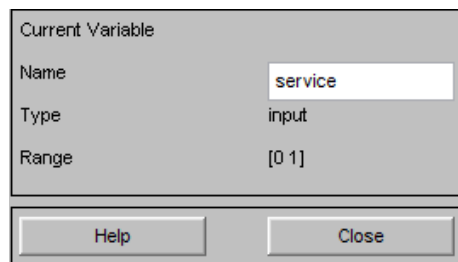


Figure IV. 6. Editeur des noms des entrées/sorties.

Dans notre cas, nous avons défini trois (03) entrées et une (01) sortie. L'éditeur s'ouvrant par défaut avec une seule entrée et une seule sortie, nous devons l'adapter à notre système en suivant les étapes indiquées ci-dessous :

1. Sélectionner **Edit > Add variable > Input**.
2. Cliquer sur **input1**.
3. Entrer le nom de cette variable : **compétence de l'acheteur**
4. Cliquer sur **input2**.
5. Enter le nom de cette variable : **degré de confiance en la source**
6. Cliquer sur **input3**.
7. Enter le nom de cette variable : **risque de rupture**
8. Cliquer sur **output1**.
9. Enter le nom cette variable: **probabilité de rupture**
10. Sélectionner **File > Export > To Workspace**.
11. Entrer le nom de l'application

Etape 2 : Définition des fonctions d'appartenance de chaque variable

Pour définir les fonctions d'appartenance de chaque variable, on utilise l'interface « Membership Function Editor » en suivant les étapes indiquées ci-dessous :

- Double cliquer sur une variable
- Sélectionner **Edit > Membership Functions**.
- Sélectionner le type de la fonction d'appartenance dans le champ **Type**.

La fenêtre Membership Function apparaît comme illustré dans la figure IV. 7. :

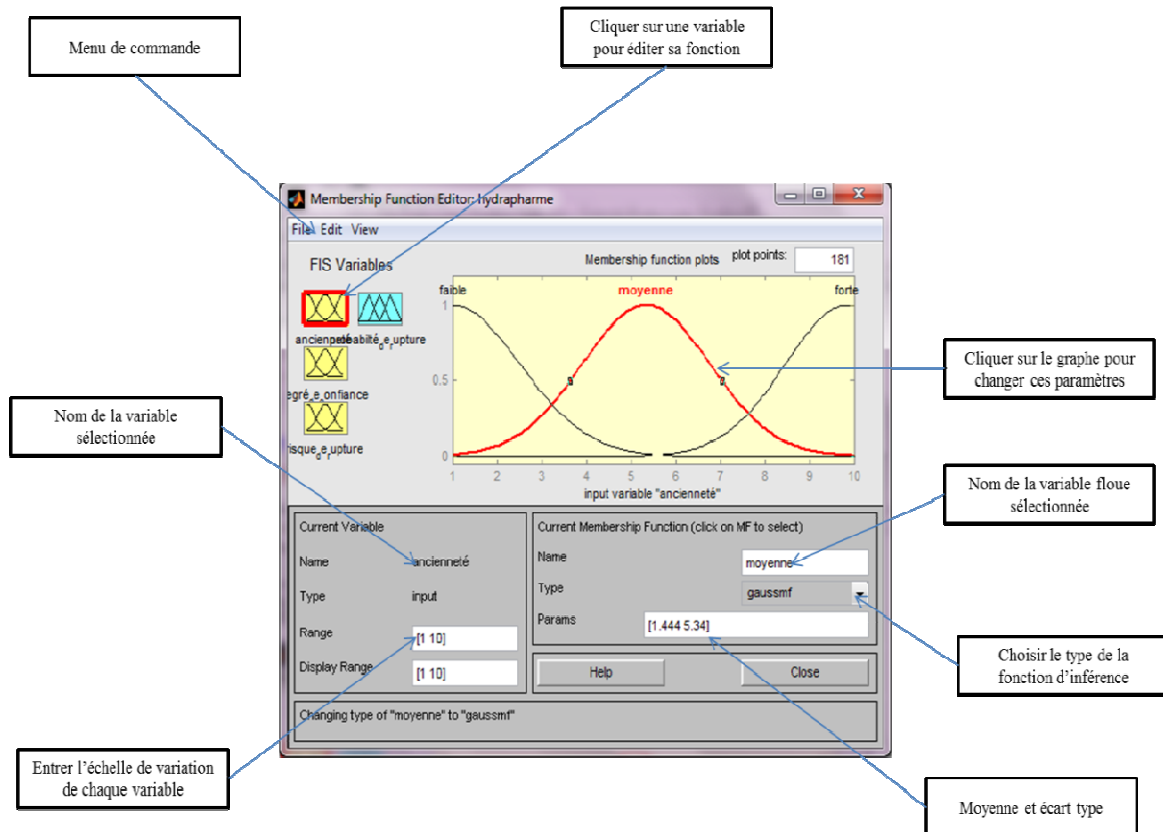


Figure IV. 7. Choix des fonctions d'appartenance avec Membership Function Editor

Une fois le Membership Function Editor ouvert, on va choisir et paramétrer les fonctions d'appartenance pour chacune des variables en suivant les étapes indiquées ci-dessous :

1. Double cliquer sur l'une des variables floues afin de la sélectionner
2. Choisir le nombre d'ensembles flous pour la variable sélectionnée. Dans notre cas, une variable d'entrée est décrite par trois (03) ensembles flous et une variable de sortie par cinq (05) ensembles flous.
3. Renommer la variable sélectionnée en éditant son nom dans la case « Name »
4. Choisir une fonction d'appartenance pour chaque ensemble flou en déroulant le menu « Type ». Dans notre cas, nous avons opté pour des fonctions gaussiennes, ce choix sera justifié dans la deuxième partie de ce chapitre.

5. Cliquer sur le graphe de chaque ensemble flou et insérer les paramètres (moyenne et écart type) de la fonction d'appartenance dans la case Params
6. Définir l'intervalle de variation de la variable, en saisissant l'échelle dans la case « Range ».
7. La case « plot points » permet de régler la résolution de notre graphique

Les mêmes étapes sont répétées pour chacune des variables d'entrée et de sortie. Une fois cette opération terminée, l'éditeur aura la forme illustrée dans la figure IV. 7.

Etape 3 : Définition des règles d'inférence en utilisant the Rule Editor

Une fois les deux premières étapes achevées, il faut à présent définir les règles d'inférence. Ces règles permettent de relier les variables floues d'entrée aux variables floues de sortie à l'aide de différents opérateurs .Elles doivent être définies par le concepteur du système en fonction de son expérience (rôle de l'expert) et mémorisées dans l'organe de commande.

La construction des règles d'inférence s'effectue par le biais de l'éditeur de règles, comme décrit dans ce qui suit (voir figure IV.8) :

- Pour créer une règle, il faut sélectionner un état pour chacune des variables d'entrée et de sortie, ainsi que les opérateurs entre variables et cliquer sur **Add Rule**.
 - Si une variable n'est pas prise en compte dans la construction d'une règle, on coche **None** pour l'exclure de la règle en question
 - Si une règle contient une négation, on utilise **Not** sous la variable concernée.
- **Delete Rule** permet de supprimer une règle.
- **Change Rule** permet de modifier une règle.
- La case **Weight** permet de changer le poids donné à chaque règle.

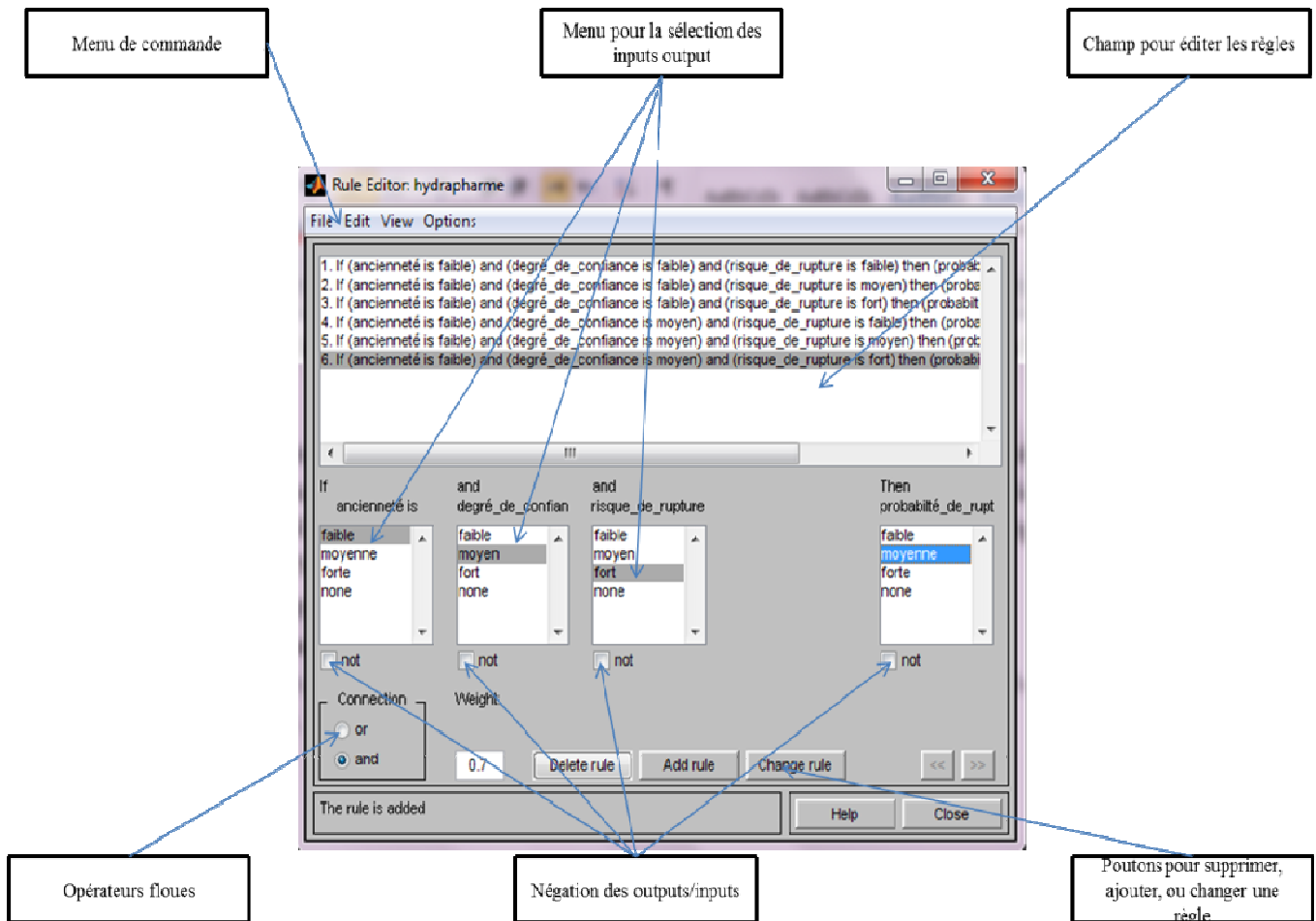


Figure IV. 8. Rule Editor

Etape 4 : Analyse des résultats

Deux outils d'analyse et de visualisation des résultats du traitement par logique floue existent dans la « Fuzzy Tool Box » :

1. Rule Viewer

Cet outil permet de vérifier, d'une part, que les règles élaborées prennent en compte tous les cas possibles, et d'autre part, que le système répond bien et est conforme à ce qui a été établi par l'expert. Ainsi, en faisant varier les variables d'entrée, nous obtenons non seulement la valeur de sortie, mais nous pouvons également voir quelles sont les règles qui ont été activées (celles qui ont été prises en compte dans le calcul de la sortie). La figure IV. 9, illustre l'interface du « Rule Viewer »

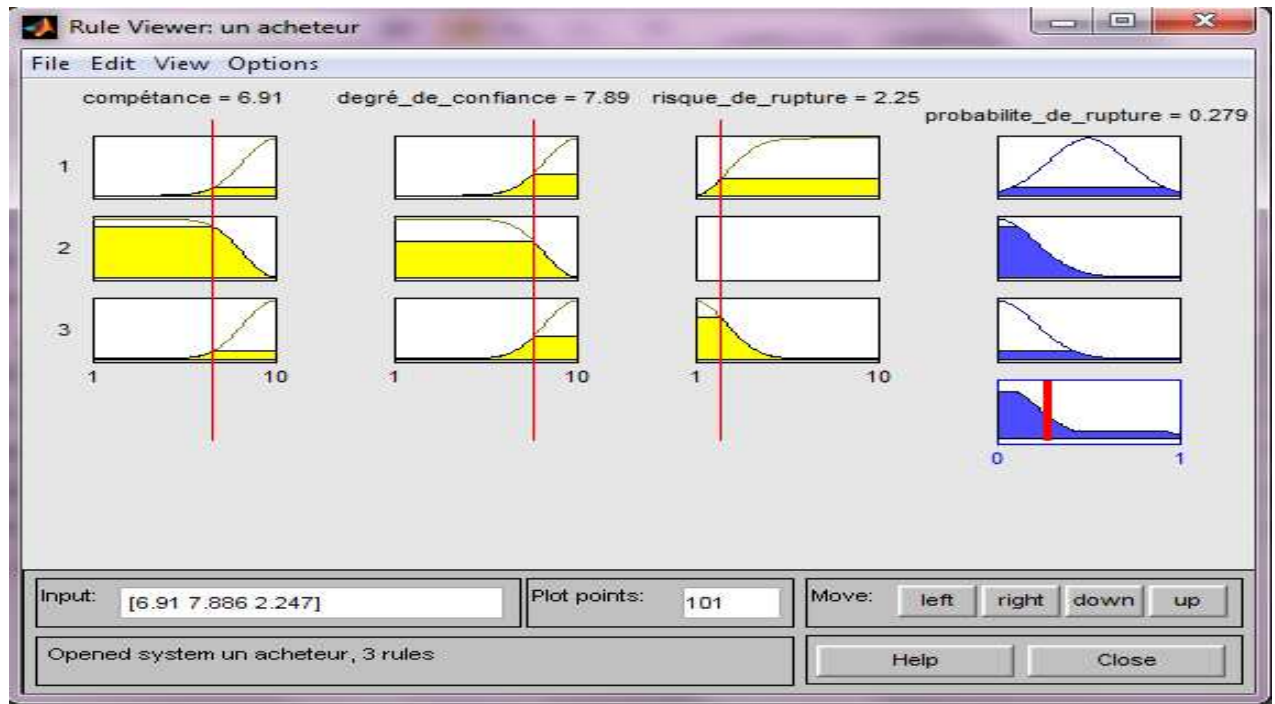


Figure IV. 9. Rule Viewer

- Les graphes des trois (03) premières colonnes représentent les fonctions d'appartenance des variables d'entrée.
- Chaque ligne correspond à une règle d'inférence
- Chaque colonne correspond à une variable floue
- Les graphes de la quatrième colonne représentent les fonctions d'appartenance de la sortie pour chacune des règles.
- Le graphe de la quatrième colonne et quatrième ligne, résulte de l'agrégation de toutes les règles activées, et la ligne rouge représente le centre de gravité qui donne la probabilité de sortie. (défuzzification)
- Les valeurs des variables sont affichées au-dessus de chaque colonne (voir figure IV.9). En bas à gauche, un champ de texte permet d'insérer les valeurs de la variable d'entrée.
- Les barres rouges permettent de faire varier les valeurs des entrées et de parcourir ainsi tous les cas possibles.

2. Surface Viewer

L'outil « Rule Viewer » permet d'effectuer un seul calcul à la fois, il permet donc une analyse ponctuelle de notre système. Si l'on veut visualiser la surface entière de notre système, on utilise l'outil « surface viewer » en sélectionnant **view** puis **surface** à partir du menu.

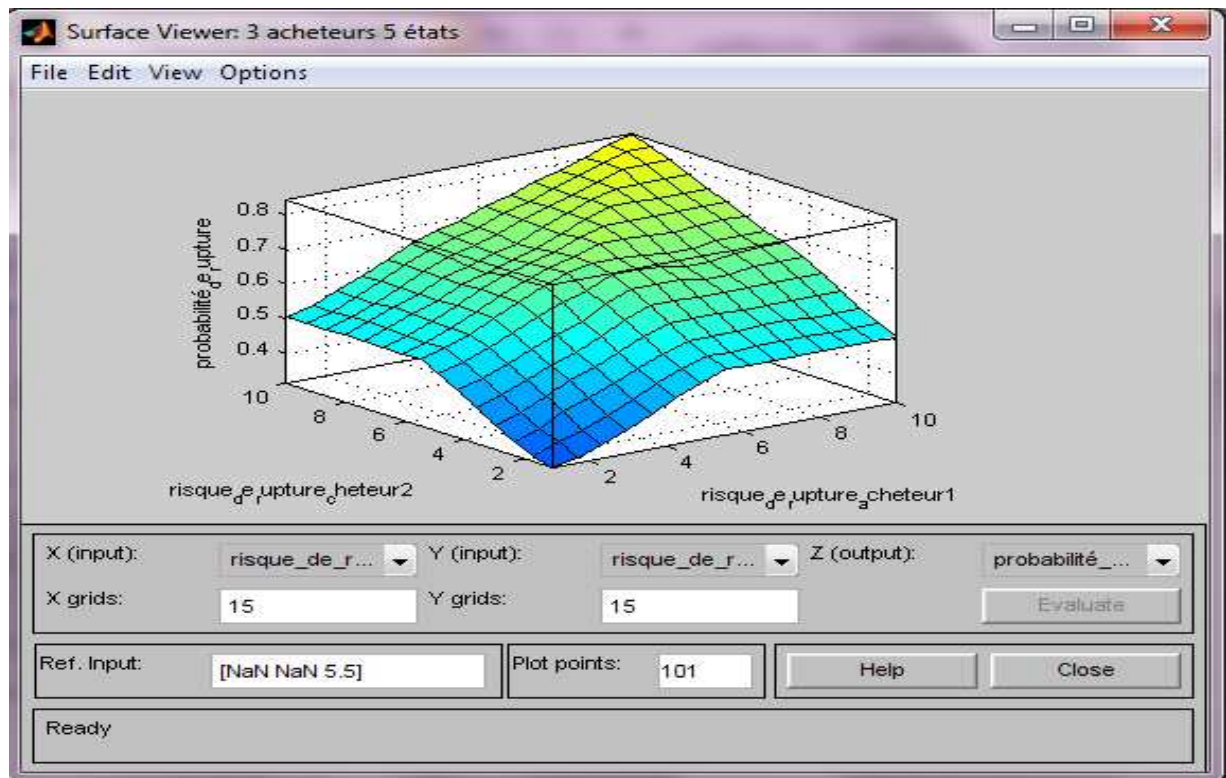


Figure IV. 10. Surface Viewer.

- L'outil « Surface Viewer » affiche un graphe 3D (voir figure IV.10), qui représente la sortie en fonction de la variation des entrées. Dans le cas où notre système a plus de 2 entrées, un pop-up menu permet de choisir quelles sont les deux variables que l'on souhaite faire varier **X (input)**, **Y (input)**, les autres variables d'entrée étant fixes.
- Afin d'affiner la surface affichée, il est possible d'augmenter le nombre de points sur lesquels le graphe est évalué en utilisant le champ **Plot points**.

2. Conception du modèle logique flou pour la prévision des ruptures

2. 1. Description du système de traitement de l'information mis en place

Les connaissances dont disposent les acheteurs de Hydra Pharm sur le marché ne sont presque jamais parfaites. Ces imperfections peuvent être distinguées en deux classes :

- **Imprécisions** : représentent les connaissances qui ne sont pas perçues ou définies nettement. Par exemple, si l'un des importateurs annonce qu'il a des difficultés pour le prochain programme d'importation sur toute sa gamme de produits, les acheteurs n'auront pas tous la même perception de ce risque. En effet, l'acheteur X peut conclure que le risque de pénuries face à cette situation est très grand, tandis que l'acheteur Y pourra qualifier ce même risque comme étant moyen.

- **Incertitudes** : représentent les connaissances dont la validité est incertaine mais probable. Par exemple, si plusieurs concurrents de HydraPharm n'ont pas un certain médicament en stocks, nous pouvons présumer la rareté sur le marché du médicament en question.

Ces imperfections émanent de la nature même du marché du médicament qui est caractérisé par une forte instabilité et de fréquentes perturbations. Aussi, aucun système d'information ne peut donner un niveau de précision élevé.

De ce fait, la mise en œuvre des modèles statistiques, de simulation ou bien de gestion de stocks classiques reste très difficile, car ces modèles émettent plusieurs hypothèses restrictives et les solutions y afférentes sont très approximatives.

A cet effet, et afin de tenir compte de la forte incertitude liée au contexte du marché pharmaceutique, il est impératif d'intégrer l'expérience des différents acheteurs ainsi que les informations relatives aux ruptures fournies par leur réseau de contacts.

Notre objectif est donc de concevoir un système qui permet de récolter les informations relatives aux ruptures, émanant de chaque acheteur de HydraPharm, de regrouper ces informations, de les synthétiser, et de les restituer par la suite sous forme de probabilités de rupture.

Cette probabilité sera accessible à tous les acheteurs, y compris ceux des filiales, afin de leur permettre de réagir en temps voulu, à d'éventuelles ruptures.

Le système mis en place reçoit comme données (inputs) les éléments suivants :

- L'identité de l'acheteur disposant de l'information
- Le type de la source d'information de l'acheteur (fournisseur, délégué, ...)
- Le degré de confiance de l'acheteur en sa source ;
- Le risque de rupture estimé.

Il est à noter que les données telles que le degré de confiance en la source ou le risque estimé de rupture sont de nature subjective, dépendant fortement de la qualité de la relation qu'entretient l'acheteur avec son fournisseur et de sa perception du risque de rupture. D'où le choix de l'utilisation de la méthode de la logique floue (voir chapitre III).

2. 2. Mise en œuvre du système flou

Le traitement de l'information s'effectue via un programme MATLAB (voir première partie de ce chapitre) qui, en fonction du nombre d'acheteurs N ayant inséré une information dans le système, fait appel à l'application floue appropriée.

2. 2. 1. Cas d'un seul acheteur (N=1)

Dans le cas où l'information sur la rupture probable d'un produit donné, a été communiquée par un seul acheteur, le programme fait appel à l'application floue pour un acheteur. Nous allons, dans ce qui suit, décrire de manière détaillée l'application pour un seul acheteur.

2. 2. 1. a. Variables d'entrée

Compte tenu du fait que l'information de rupture ne provient que d'un seul acheteur, elle doit, pour être prise en compte subir un traitement soutenu. Pour ce faire, nous avons défini trois (03) variables d'entrée :

- **Compétence de l'acheteur :** Le responsable central des achats attribue à chaque acheteur un niveau de compétence choisi sur une échelle de 1 à 10 (1 : représente une compétence très faible ; 10 représente la compétence la plus élevée). ce niveau de compétence dépend entre autres de l'expérience et l'ancienneté de l'acheteur. Ainsi, le système associe de manière automatique à chacun des acheteurs un niveau de compétence, préalablement déterminé par le responsable central, seul apte à donner un tel jugement.
- **Degré de confiance en la source :** cette variable traduit la relation de l'acheteur avec sa source d'information, et la crédibilité que l'acheteur lui accorde. Pour quantifier ce degré de confiance, une échelle de 1 à 10 est mise en place (1 : étant une confiance très faible ; 10 étant une confiance totale).
- **Risque de rupture :** cette variable traduit le risque de rupture tel qu'il est estimé par l'acheteur en fonction des informations dont il dispose. Pour quantifier le risque de rupture, une échelle de 1 à 10 est mise en place (1 : étant un risque insignifiant ; 10 étant un risque sûr).

2. 2. 1. b. Variable de sortie

Le programme restitue une probabilité de rupture consolidée par médicament. (voir figure IV.11)

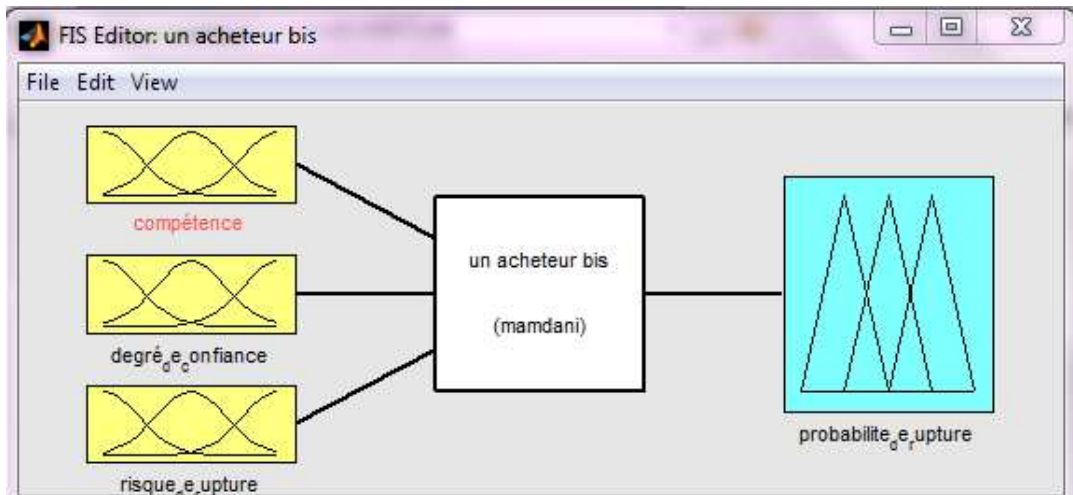


Figure IV. 11. Application floue pour un acheteur

2. 2. 1. c. Choix du nombre d'ensembles flous et des fonctions d'appartenance

- Pour chaque variable d'entrée, nous avons opté pour la mise en place de trois (03) ensembles flous : faible, moyen et fort. En effet, ce choix nous a semblé être le plus judicieux car ces trois principaux états couvrent l'univers de discours tout en assurant un nombre de règles raisonnable, facilitant ainsi leur définition en prenant en compte toutes les combinaisons possibles. (voir figure IV.12)
- Pour la variable de sortie (probabilité de rupture), nous avons opté pour la mise en place de cinq (05) ensembles flous : très faible, faible, moyenne, forte, et très forte. Et ce pour affiner la sortie. En effet, après comparaison des résultats donnés par le système à trois (03) ensembles flous de sortie (faible, moyenne et forte) et le système à cinq (05) ensembles flous de sortie, il est apparu clairement que ce dernier donne un résultat plus affiné (voir figure IV.13)
- Concernant les fonctions d'appartenance, nous avons opté pour l'utilisation de fonctions gaussiennes. En réalité, il n'existe pas de méthode pour déterminer la fonction d'appartenance optimale. Toutefois, le choix des fonctions gaussiennes est justifié par leurs caractéristiques : fonctions continues, définies par deux paramètres uniquement et pouvant s'adapter à la non linéarité des systèmes. L'inconvénient majeur à leur utilisation et le temps de calcul qu'elles requièrent qui est relativement long par rapport aux fonctions triangulaires, et ce, en raison de :
 - La présence du terme exponentiel qui est une fonction non linéaire
 - La nécessité de balayer tout l'univers du discours pour calculer les degrés d'appartenance

2. 2. 1. d. Choix des opérateurs flous

Nous avons opté pour l'utilisation des opérateurs flous les plus usuels dans la méthode Mamdani (voir figure IV. 2)

- Opérateur AND : méthode du minimum ;
- Opérateur Or : méthode du maximum ;
- Implication : méthode du minimum ;
- Agrégation : méthode du maximum ;
- Défuzzification : méthode du centre de gravité.

Pour plus de détails, se référer à l'annexe I.

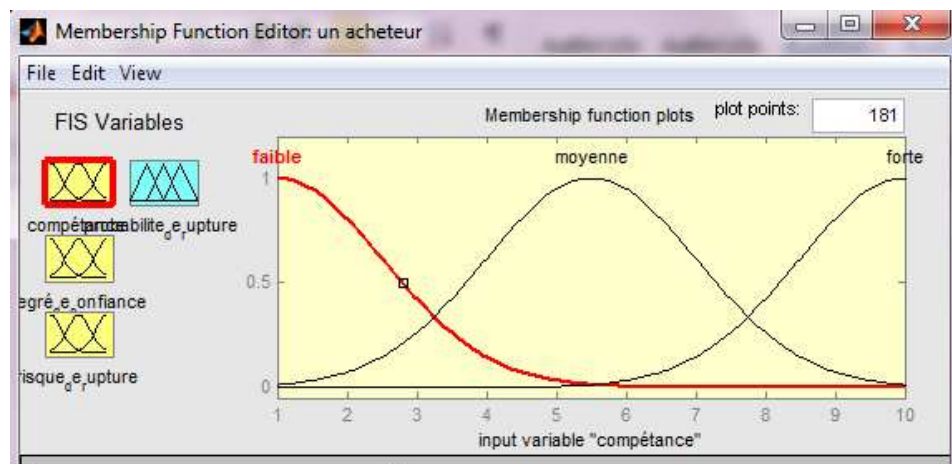


Figure IV. 12. Ensembles flous et fonctions d'appartenance des variables d'entrées.

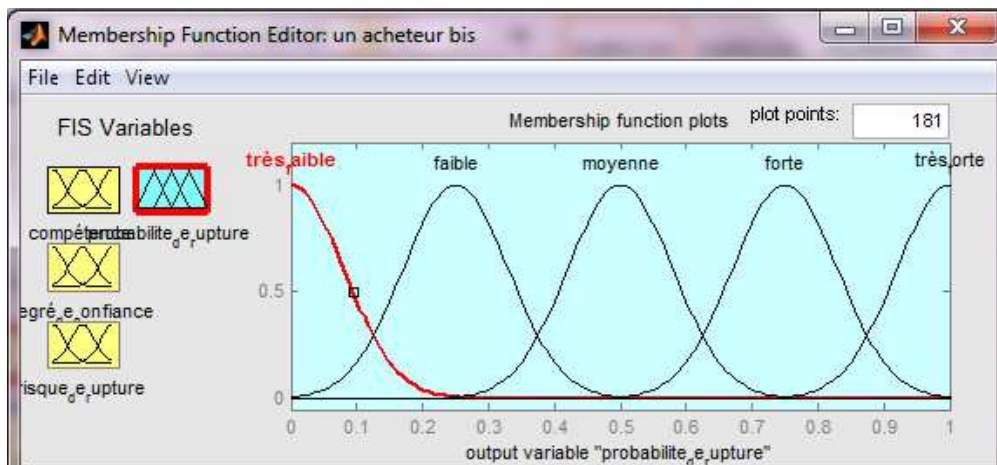


Figure IV. 13. Ensembles flous et fonctions d'appartenance des variables de sortie.

FIS Name: un acheteur		FIS Type: mamdani	
And method	min	Current Variable	
Or method	max	Name	compétance
Implication	min	Type	input
Aggregation	max	Range	[1 10]
Defuzzification	centroid		
		<input type="button" value="Help"/> <input type="button" value="Close"/>	

Figure IV. 14. Les opérateurs flous choisis

2. 2. 1. e. Elaboration des règles d'inférences

Les règles d'inférence ont été élaborées en collaboration avec les acheteurs de Hydra Pharm. Pour des raisons de cohérence, nous avons procédé par la suite à un ajustement de ces règles.

De l'analyse du cas d'un seul acheteur, nous avons abouti aux conclusions suivantes :

- Si un seul acheteur communique une information sur une probable de rupture, quels que soient : sa compétence, son degré de confiance, et le risque de rupture, la probabilité de rupture ne peut être forte ;
- Pour avoir une probabilité moyenne, il faut à la fois que la compétence soit forte (>7), que le degré de confiance soit fort (>7) et que le risque de rupture soit fort (>7) ;
- Pour avoir une probabilité faible, il suffit que la condition suivante soit vérifiée :
Si (compétence est forte) et (degré de confiance est fort) et (risque de rupture est moyen) alors (probabilité de rupture est faible) ;
- Pour avoir une probabilité très faible, il suffit que l'une des conditions suivantes soit vérifiée :
 - *Si (compétence est forte) et (degré de confiance est fort) et (risque de rupture est faible) alors (probabilité de rupture est très faible) ;*
 - *Si (compétence est faible) ou (degré de confiance est faible) alors (probabilité de rupture est très faible) ;*
 - *Si (compétence est moyenne) et (degré de confiance est moyen) alors (probabilité de rupture est très faible)*

Remarque

Une fois les règles définies, nous nous sommes assuré qu'elles couvrent tous les cas possibles en utilisant l'outil « Rule Viewer »

2. 2. 1. f. Analyse et validation des résultats

Nous avons validé les résultats en utilisant les deux outils : Surface Viewer et Rule Viewer (voir première partie de ce chapitre)

➤ Rule Viewer

Avec l'aide d'un expert (l'acheteur central au niveau du Groupe HydraPharm), nous avons introduit des valeurs en entrée et avons analysé les probabilités calculées en sortie, puis nous avons modifié en conséquence, les paramètres des fonctions d'appartenance pour améliorer les résultats.

Exemple : pour les valeurs suivantes en entrée: compétence de l'acheteur=5.5 ; risque de rupture=5.5 ; degré de confiance=5.5, avec un écart type de la fonction de sortie égal à 0.08 : la probabilité de rupture est de 8.71%, une probabilité de rupture très faible conforme à notre définition du système. De plus nous remarquons à partir de la figure IV.15 que c'est bien la règle 2 qui est activée.

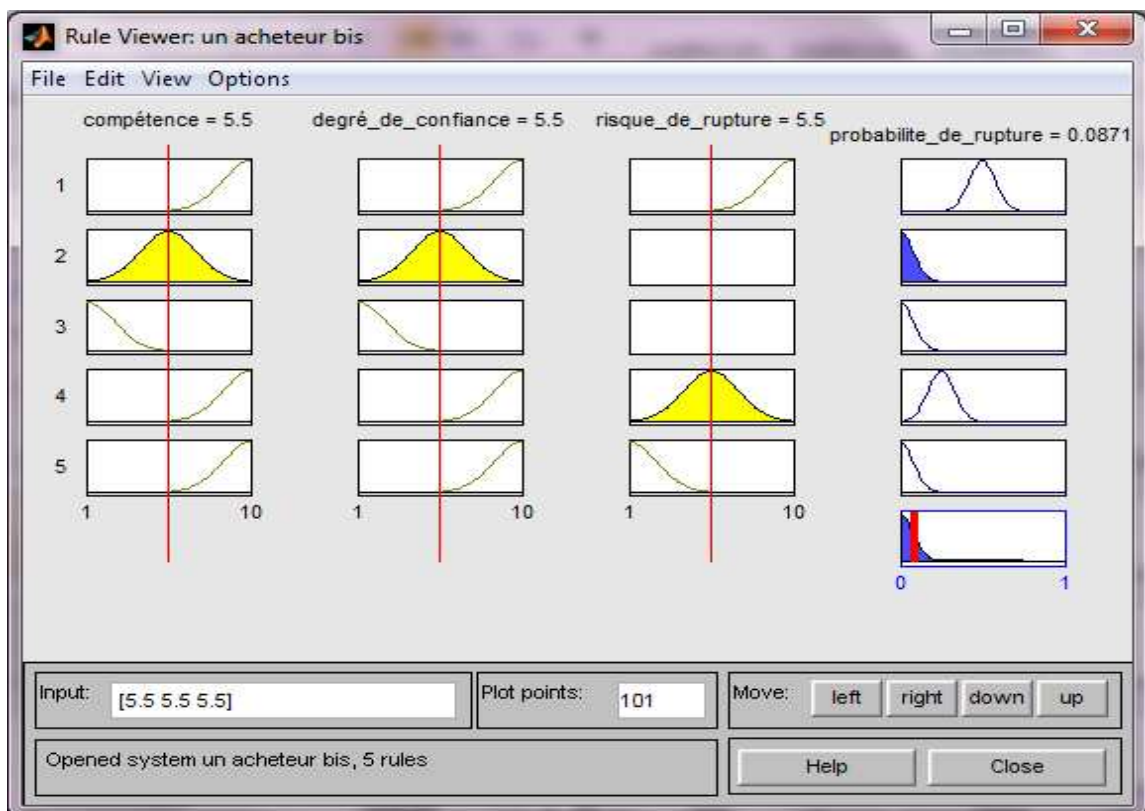


Figure IV. 15. Rule Viewer.

➤ Surface Viewer

Cet outil permet de visualiser tous les cas possibles (sortie en fonction des valeurs d'entrée) : Par exemple dans la figure IV.16, l'on peut voir que si le degré de confiance ou la compétence de l'acheteur n'est pas forte la probabilité de rupture est très faible et lorsque le

degré de confiance et la compétence de l'acheteur sont tous les deux forts la probabilité de rupture est moyenne.

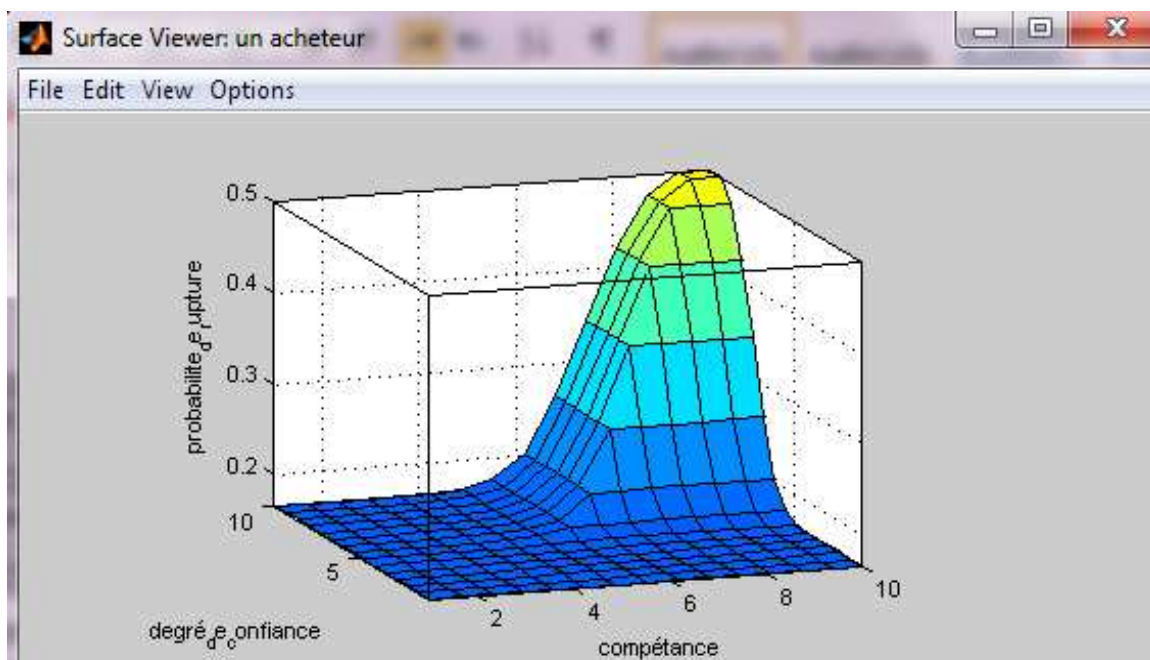


Figure IV. 16. Surface Viewer.

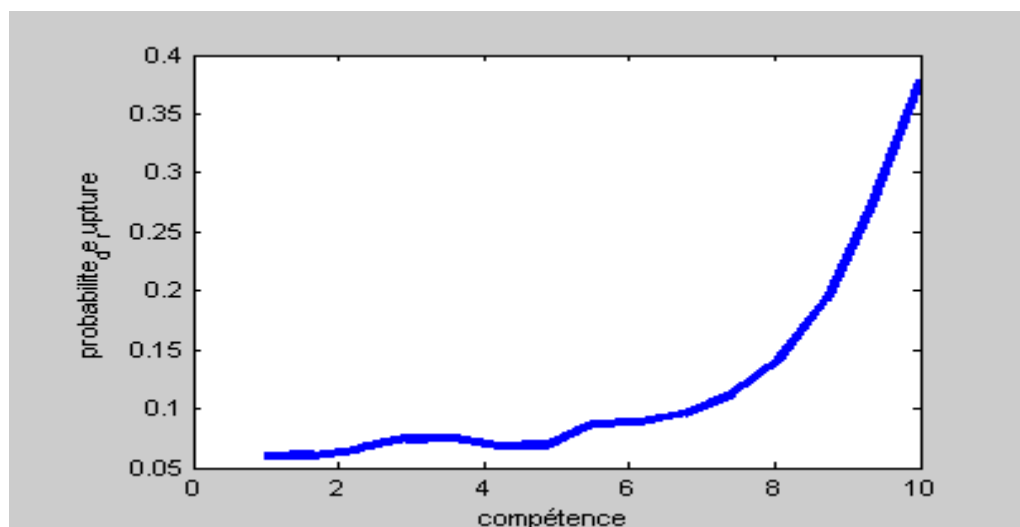


Figure IV. 17. Evolution de la probabilité de rupture en fonction de la compétence

2. 2. 2. Cas de deux acheteurs (N=2)

Dans le cas où deux acheteurs communiquent une information sur une probable rupture d'un médicament donné, le programme fait appel à l'application floue pour deux acheteurs (voir Figure IV.18).

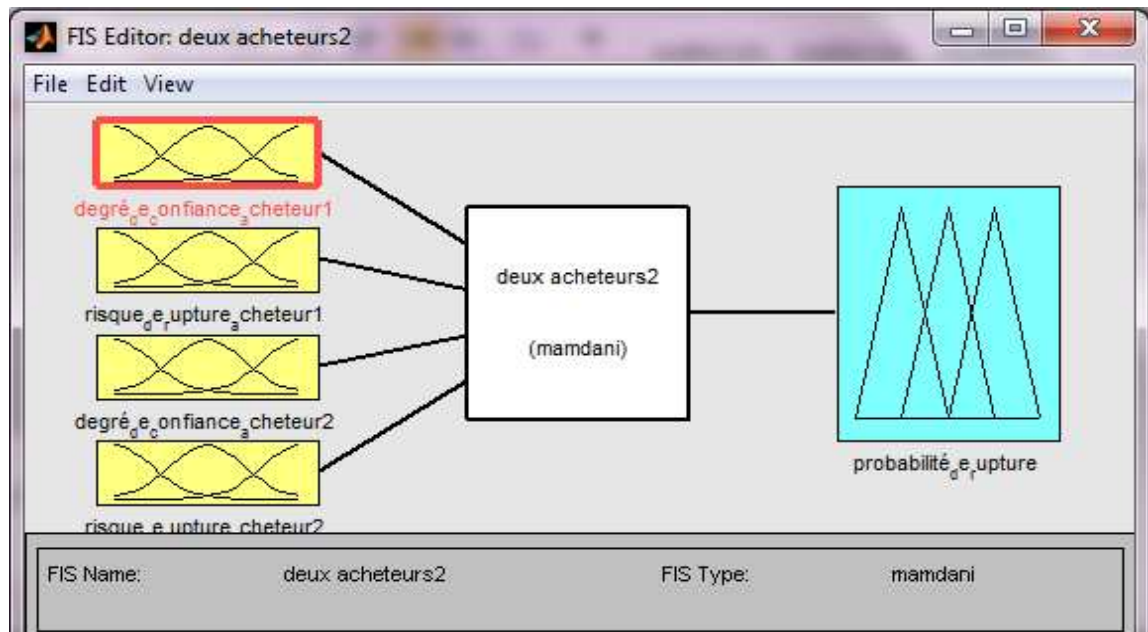


Figure IV. 18. Application floue pour le cas de deux acheteurs.

2. 2. 2. a. Variables d'entrée

Dans le cas où deux acheteurs communiquent des informations sur un même produit, nous avons retenu deux variables pour chaque acheteur : degré de confiance en la source et risque de rupture. Comme l'information est consolidée par le nombre d'acheteurs, nous n'avons pas tenu compte de la variable compétence.

Les variables d'entrée sont :

- **Degré de confiance acheteur1**
- **Risque de rupture acheteur1**
- **Degré de confiance acheteur2**
- **Risque de rupture acheteur2**

De même que pour le cas d'un seul acheteur, les variables d'entrée sont quantifiées par une échelle allant de 1 à 10.

Remarque

Pour la variable de sortie, la fuzzification, le choix des opérateurs flous, l'analyse et la validation des résultats, se référer au cas d'un seul acheteur, les mêmes méthodes étant utilisées.

2. 2. 2. b. Les règles d'inférence

Nous avons résumé les règles sous forme de tableaux, ces règles couvrent tous les cas possibles.

Remarques

- F = fort ; M = moyen ; f = faible,
- « None » veut dire que l'on ne tient pas compte de la variable dans la définition de la règle.
- Dans le cas où la règle n'est pas sous la forme standard (si...et...et...alors...), elle est entièrement écrite.
- La lecture des tableaux se fait comme étayé dans l'exemple qui suit :

Exemple : **Probabilité moyenne**

Tableau IV. 1. Exemple de règle d'inférence

Degré de confiance acheteur 1	Risque de rupture acheteur 1	Degré de confiance acheteur 2	Risque de rupture acheteur 2
M	F	M	F

Cette règle se lit comme suit :

Si (degré de confiance acheteur 1 est moyen) et (risque de rupture acheteur 1 est fort) et (degré de confiance acheteur 2 est moyen) et (risque de rupture acheteur 2 est fort) Alors probabilité de rupture est moyenne.

De notre analyse du cas de deux acheteurs, nous avons abouti aux conclusions suivantes :

✓ **Probabilité très forte de rupture**

Pour que la probabilité de rupture soit très forte, il faut que la condition suivante soit vérifiée:

Tableau IV. 2. Probabilité très forte pour deux acheteurs.

Degré de confiance acheteur 1	Risque de rupture acheteur 1	Degré de confiance acheteur 2	Risque de rupture 2
F	F	F	F

✓ **Probabilité forte de rupture**

La probabilité de rupture est forte si l'un des cas suivants est vérifié :

Tableau IV. 3. Probabilité forte pour deux acheteurs.

Degré de confiance acheteur 1	Risque de rupture acheteur 1	Degré de confiance acheteur 2	Risque de rupture acheteur 2
M	F	F	F
F	M	F	F
F	F	M	F
F	F	F	M
M	M	F	F
M	F	M	F
M	F	F	M
F	M	M	F
F	M	F	M
F	F	M	M

✓ **Probabilité moyenne de rupture****Tableau IV. 4. Probabilité moyenne pour deux acheteurs.**

Degré de confiance acheteur 1	Risque de rupture acheteur 1	Degré de confiance acheteur 2	Risque de rupture acheteur 2
f	F	F	F
F	f	F	F
F	f	F	F
F	F	F	f
F	M	F	F
F	F	f	M
F	F	f	f
f	f	F	F

✓ **Probabilité faible de rupture**

Les cas où la probabilité de rupture doit être faible sont résumés par les deux règles suivantes :

- Si (*degré_de_confiance_acheteur1 est moyen*) et (*degré_de_confiance_acheteur2 est moyen*) alors (*probabilité de rupture est faible*);
- Si (*degré_de_confiance_acheteur1 est pas fort*) et (*risque_de_rupture_acheteur1 est moyen*) et (*degré_de_confiance_acheteur2 est pas fort*) et (*risque_de_rupture_acheteur2 est moyen*) alors (*probabilité de rupture est faible*);

✓ **Probabilité très faible de rupture**

La probabilité est très faible dans les cas suivants :

Tableau IV. 5. Probabilité très faible pour deux acheteurs.

Degré de confiance acheteur 1	Risque de rupture acheteur 1	Degré de confiance acheteur 2	Risque de rupture acheteur 2
f	none	f	none
f	none	M	none
M	none	f	none
none	f	none	f
none	f	none	M
none	M	none	f

2. 2. 3. Cas de trois acheteurs (N=3)

Dans le cas où trois acheteurs communiquent des informations sur un même produit, nous avons opté pour le maintien d'une seule variable par acheteur : **risque de rupture donné par chaque acheteur**. Ce choix est justifié par le fait que l'information est consolidée par le nombre d'acheteurs. Ainsi, quels que soient les compétences des acheteurs et leurs degrés de confiance en leurs sources, si trois acheteurs ont eu écho (de sources différentes) d'une probable rupture, c'est preuve que le risque de rupture est réel.

2. 2. 3. a. Variables d'entrée

Le système a trois (03) variables en entrée et une variable en sortie (voir figure IV.19)

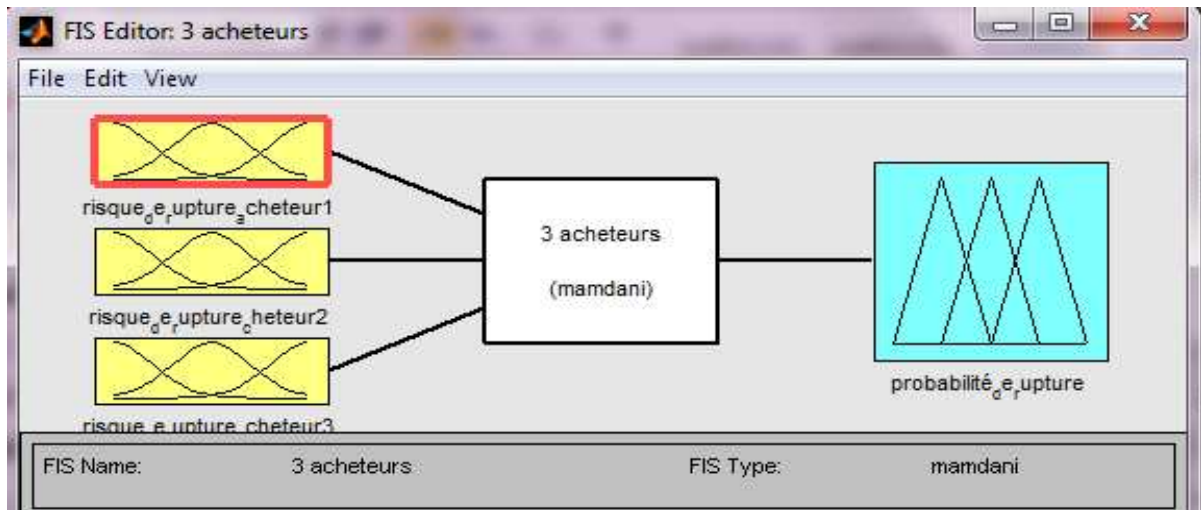


Figure IV. 19. Application floue pour le cas de trois acheteurs.

2. 2. 3. b. Règles d'inférence

✓ Probabilité très forte de rupture

Les cas où la probabilité de rupture (sortie) est très forte sont montrés dans le tableau IV.6

Tableau IV. 6. Probabilité très forte pour trois acheteurs

Risque de rupture acheteur1	Risque de rupture acheteur2	Risque de rupture acheteur3
F	F	F
F	F	M
F	M	F
M	F	F

✓ Probabilité forte de rupture

Les cas où la probabilité est forte sont résumés dans le tableau suivant :

Tableau IV. 7. Probabilité forte pour trois acheteurs.

Risque de rupture acheteur1	Risque de rupture acheteur2	Risque de rupture acheteur3
F	F	f
F	f	F
f	F	F
F	M	M
M	F	M
M	M	F
M	M	M

✓ **Probabilité moyenne de rupture**

Les cas où la probabilité est moyenne sont résumés dans le tableau suivant :

Tableau IV. 8. Probabilité moyenne pour trois acheteurs.

Risque de rupture acheteur1	Risque de rupture acheteur2	Risque de rupture acheteur3
F	M	f
F	f	M
f	M	F
f	F	M
M	F	f
M	f	F
F	f	f
f	F	f
f	f	F
M	M	f
M	f	M
f	M	M

✓ **Probabilité faible de rupture**

Les cas où la probabilité est faible sont résumés dans le tableau suivant :

Tableau IV. 9. Probabilité faible pour trois acheteurs.

Risque de rupture acheteur1	Risque de rupture acheteur2	Risque de rupture acheteur3
M	f	f
f	M	f
f	f	M
f	f	f

✓ **Probabilité très faible de rupture**

Pour le cas de trois acheteurs, la probabilité de rupture n'est jamais très faible car l'information est consolidée par le nombre d'acheteurs.

2. 2. 4. Cas de quatre acheteurs (N=4)

2. 2. 4. a. Variables d'entrée

De même que pour le cas de 3 acheteurs, nous avons maintenu une seule variable par acheteur, le risque de rupture donné par chaque acheteur. (Voir figure IV.20)

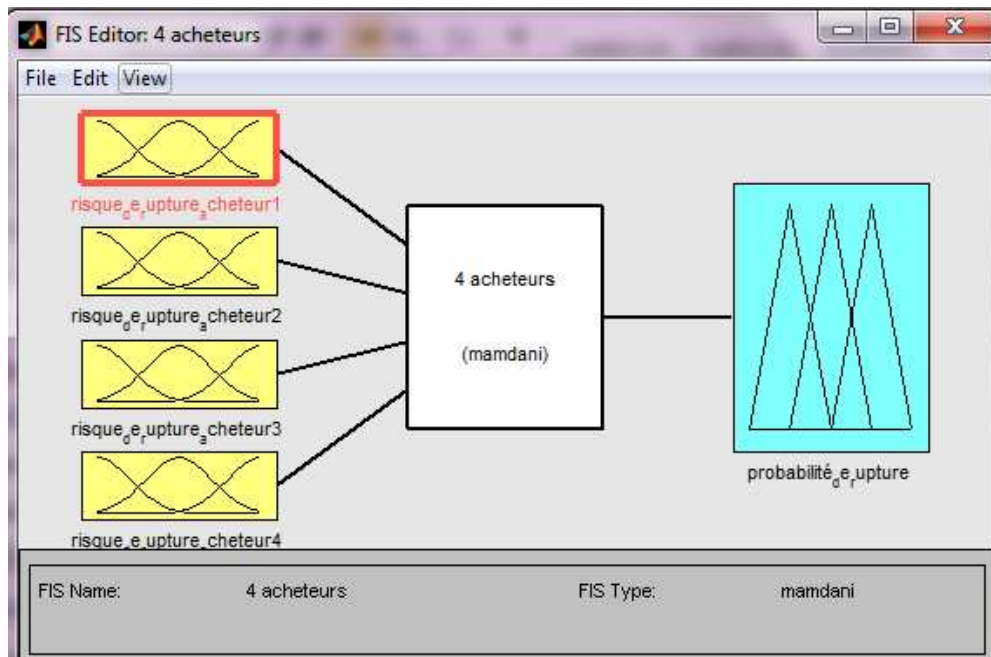


Figure IV. 20. Application floue pour le cas de quatre acheteurs.

2. 2. 4. b. Règles d’inférence

✓ **Probabilité très forte de rupture**

Les différents cas où la probabilité de rupture est forte sont résumés par les règles suivantes :

Tableau IV. 10. Probabilité très forte pour 4 acheteurs.

Risque de rupture acheteur1	Risque de rupture acheteur2	Risque de rupture acheteur3	Risque de rupture acheteur4
F	F	none	none
F	none	F	none
F	none	none	F
none	F	F	none
none	F	none	F
none	none	F	F

✓ **Probabilité forte de rupture**

Le seul cas d’une probabilité forte est le suivant :

Tableau IV. 11. Probabilité forte pour 4 acheteurs.

Risque de rupture acheteur1	Risque de rupture acheteur2	Risque de rupture acheteur3	Risque de rupture acheteur4
M	M	M	M

✓ **Probabilité moyenne de rupture**

Les cas d'une probabilité moyenne sont couverts par la règle :

Si (risque_de_rupture_acheteur1 est pas fort) et (risque_de_rupture_acheteur2 est pas fort) and (risque_de_rupture_acheteur3 est pas fort) and (risque_de_rupture_acheteur4 est pas fort) alors (probabilité de rupture est moyenne)

✓ **Probabilité faible de rupture**

Le seul cas où la probabilité est faible :

Tableau IV. 12. Probabilité faible pour 4 acheteurs.

Risque de rupture acheteur1	Risque de rupture acheteur2	Risque de rupture acheteur3	Risque de rupture acheteur4
f	f	f	f

✓ **Probabilité très faible de rupture**

Dans le cas de 4 acheteurs, on ne peut pas aboutir à une probabilité de rupture très faible, car l'information est consolidée par quatre acheteurs différents.

2. 2. 5. Cas de cinq acheteurs et plus ($N \geq 5$) :

Compte tenu du grand nombre d'acheteurs qui communiquent l'information sur une probable rupture pour le même médicament, le programme conclut automatiquement que la probabilité de rupture est forte, sans traiter l'information par la logique floue.

2. 3. Conception et application du modèle neuronal pour la prévision des ventes

« Pour une technique nouvelle, l'existence d'une méthodologie de mise en œuvre est un critère de maturité et une garantie de succès dans ses applications ». [DRE 08]

Dans cette partie du chapitre, nous allons décrire la méthodologie que nous avons adoptée en élaborant un programme sous MATLAB afin d'aboutir au réseau de neurones optimal.

Les principales étapes de notre démarche se résument en ce qui suit :

1. Choix de l'architecture (PMC ou RBF)
2. Description du type d'apprentissage
3. Sélection des entrées du modèle
4. La détermination du réseau optimal, cette étape comprend :
 - Le choix du nombre de couches cachées.
 - Le choix du nombre de neurones dans chaque couche
 - La sélection du réseau optimal
5. Sélection du meilleur modèle et estimation des performances des modèles
6. Préviation

L'ensemble de ces étapes constitue une méthodologie complète de conception de modèles non linéaires.

2. 3. 1. Choix du type de réseau de neurones PMC OU RBF ?

Notre choix s'est porté sur le réseau PMC, compte tenu des résultats issus de nombreuses études comparatives. Parmi ces études, nous pouvons citer :

- Une première étude [ROL 96] s'est intéressée à la classification des images multi spectrales par l'approche neuronale. En particulier, une comparaison expérimentale sur les exécutions de plusieurs classificateurs neuraux est considérée. Les résultats ont montré que le meilleur résultat de classification a été obtenu par le PMC avec une exactitude légèrement meilleure que celle du RBF (une différence de 1%). Or, à travers une autre étude, N.JANKOWSKI et V.KADIRKAMANATHAN [JAN 02] ont montré que pour des problèmes de classification, les réseaux RBF peuvent avoir une erreur moindre que celle des PMC dont la performance ne peut dépasser, dans leur application, les 95,4%.
- Une autre approche [GAW 03] basée sur l'utilisation des RNA pour l'analyse pharmacodynamique d'une population de patients présentant des insuffisances rénales a été présentée. Deux architectures différentes de réseaux : PMC et RBF ont été étudiées et leurs exécutions comparées et évaluées statistiquement sur la base de l'erreur de généralisation. L'analyse a indiqué la supériorité du PMC, aussi bien que la suprématie des deux modèles neuronaux sur les modèles linéaires et autorégressifs.

- L'étude de M.VERLEYSSEN, E. de BODT et A.LENDASSE intitulée « Préviation des séries temporelles financières à travers une estimation des dimensions intrinsèques et une projection non linéaire des données » [VER 99] où les auteurs ont utilisé dans un premier lieu un réseau RBF avec lequel ils ont obtenu un taux d'apprentissage de 61% et un taux de 57% pour la généralisation. Ces résultats étaient nettement plus intéressants que ceux qu'ils ont eus avec d'autres méthodes de prévision, mais les meilleurs résultats restent ceux obtenus par le réseau PMC avec un taux de généralisation supérieur à 62%.
- L'étude de P.COULIBALY, F.ANCTIL et B.BOBEE [COU 99] qui rassemble plusieurs travaux traitant de l'application des RNA dans le domaine de la prévision. Les plus importantes conclusions de cette étude se résument comme suit :
 - Pour des prévisions à moyen et à long terme, les composantes non linéaires des systèmes et le nombre de variables explicatives prennent plus d'importance, ce qui expliquerait la bonne performance des PMC dans plus de 90% des cas d'études comparatives,
 - De nombreuses études expérimentales ont démontré le potentiel des RNA pour la prévision de certaines séries temporelles. Mais dans 95% des cas d'application en prévision, seuls des réseaux non bouclés « feed-forward » de type PMC ont été utilisés avec généralement l'algorithme de la rétropropagation.

2. 3. 2. Le type d'apprentissage

Comme nous l'avons vu dans la première partie de ce document, estimer les paramètres d'un modèle : c'est trouver des valeurs numériques pour les composantes de la matrice des paramètres W , telles que ce modèle soit satisfaisant (selon un critère de satisfaction donnée). A cet effet, on minimise la fonction de coût représentative des différences entre les valeurs mesurées et les valeurs calculées par le modèle. Puisque notre choix s'est porté sur le perceptron multicouches PMC, nous avons utilisé, par conséquent, la règle de rétropropagation des erreurs (voir annexe II). Pour cela, il faudrait définir avant tout un critère d'évaluation lors de l'apprentissage. Le plus couramment utilisé est l'erreur quadratique moyenne (Mean Squared Error MSE).

L'objectif de l'apprentissage est de minimiser l'erreur quadratique, et d'atteindre un minimum global. Cela se concrétise par l'apprentissage sur plusieurs itérations effectuées avec des poids de valeurs minimales générés aléatoirement.

Le programme MATLAB, que nous avons utilisé pour l'apprentissage, permet de faire apprendre au réseau l'évolution des ventes en fonction de l'évolution des entrées du réseau.

Suite à plusieurs expérimentations effectuées, nous avons fixé des critères d'arrêt de la procédure d'apprentissage comme suit :

- Un nombre maximal d'itérations (ou époques) égal à 150 itérations.
- Une limite inférieure de la variation du module du gradient égale à 10^{-10} (l'algorithme n'évolue plus au-delà de cette valeur).

Nous avons procédé à plusieurs essais pour déterminer le nombre d'itérations nécessaires et pour lequel nous ne constatons aucune amélioration significative de l'erreur d'apprentissage. Ces essais ont été effectués en prenant en considération des architectures différentes.

Les graphes IV.21 et IV.22 illustrent les résultats de simulation pendant l'apprentissage (à des itérations différentes) :

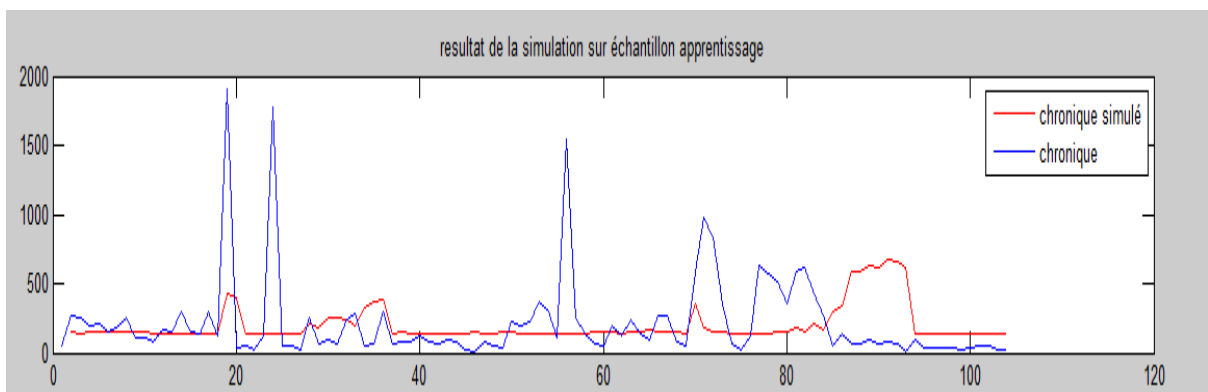


Figure IV.21 Résultats de simulation après 5 itérations

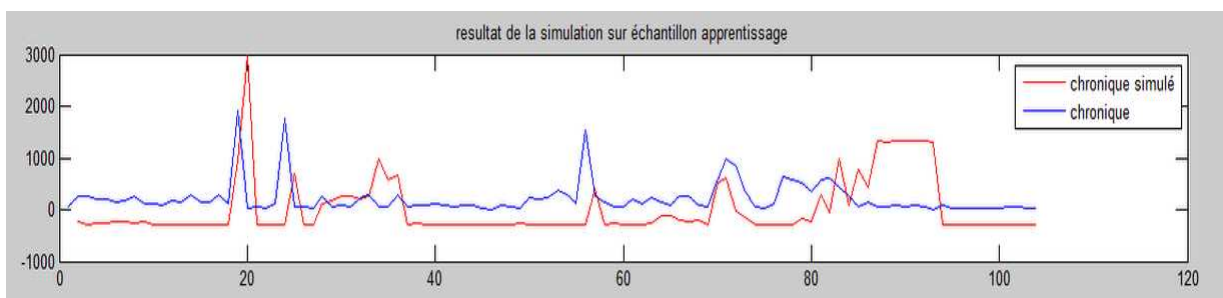


Figure IV.22 Résultats de simulation après 100 itérations

Nous remarquons, au vu des essais pratiques que le réseau reprenait assez vite l'allure de la courbe des observations initiales (objectif en sortie). Ainsi, nous nous sommes fixés un nombre maximal d'itérations pour la convergence de l'apprentissage égale à 150.

2. 3. 3. Sélection des entrées du modèle et leur échantillonnage

2. 3. 3. a. Choix des variables

L'objet de notre étude est de modéliser à des fins de prévision la valeur des ventes de la gamme de produits qu'offre Hydra Pharm. Pour cela, nous disposons d'un historique des stocks ainsi que celui des ventes pour chaque produit de la gamme.

Pour chaque produit X et pour chaque unité de temps m (*mois, semaine, jour*), les entrées correspondent aux valeurs des stocks de la période m et aux valeurs des ventes de la période $m-1$. Ceci nous donne donc deux (02) entrées pour le modèle. La sortie du réseau correspond, bien entendu, à la valeur des ventes de la période m .

L'une des variables d'entrée est la quantité de stock à la période m car afin de prévoir les ventes de la même période m , il est indispensable que le produit soit disponible en stock à la période m .

2. 3. 3. b. Echantillonnage des variables

La technique la plus courante est de diviser la série temporelle (pour chaque variable) en deux parties. La première partie sera présentée au réseau. Elle sera donc utilisée lors de l'apprentissage. La seconde partie, quant à elle, nous permettra de juger des capacités de généralisation du réseau entraîné. Il n'y a pas de règles dans la façon de décomposer la série initiale, mais généralement les données d'apprentissage représentent 80% de l'ensemble de l'historique.

2. 3. 4. La détermination du réseau optimal

2. 3. 4. a. Choix du nombre de couches cachées du PMC

Pour le choix du nombre de couches cachées, nous nous sommes basés sur le théorème suivant :

« Toute fonction bornée suffisamment régulière peut être approchée uniformément, avec une précision arbitraire, dans un domaine fini de l'espace de ses variables, par un réseau de neurones comportant une couche de neurones cachés en nombre fini, possédant tous la même fonction d'activation, et un neurone de sortie linéaire. » [DRE 04].

Cette propriété montre qu'une seule couche cachée est largement suffisante pour résoudre des problèmes d'approximation de fonctions et donc de prévision.

Donc, dans notre application, nous allons, à juste titre, modéliser la vente de chaque produit par un PMC à une seule couche cachée.

2. 3. 4. b. Choix du nombre de neurones dans la couche cachée

En général, il est préférable d'utiliser une seule couche cachée et un nombre de neurones dans cette couche du même ordre de grandeur que le nombre de variables d'entrée. [DAV 93]

Il n'existe réellement aucune règle précise pour déterminer le nombre exact de neurones cachés. Cependant, sélectionner le meilleur nombre demande essentiellement de l'expérimentation.

- J.O.Katz [KAA 96] indique qu'un nombre optimal de neurones cachés peut être généralement trouvé entre une à trois fois le nombre de variables d'entrée.
- O.Ersoy [KAA 96] propose de doubler le nombre de neurones jusqu'à ce que les performances en validation se détériorent.

Mais certaines approches, ayant fixé approximativement le nombre de neurones, privilégient une démarche constructive. Il s'agit de faire varier le nombre de neurones cachés et de ce fait construire plusieurs réseaux et de comparer les résultats de chaque architecture. [KAA 96]

C'est la démarche que nous avons traduit dans notre programme MATLAB pour résoudre le problème du nombre de neurones dans la couche cachée. Nous avons pour cela procédé un de nombreux tests pour établir un ensemble d'architectures particulières pour lequel les performances paraissent nettement meilleur que des familles de réseaux de complexité supérieure.

2. 3. 4. c. La sélection du réseau optimal

La démarche que nous avons choisie pour déterminer le réseau optimal consiste d'abord à chercher l'approximation dans la famille des réseaux à une seule couche cachée avec un nombre de neurones n allant de 1 à 7. Puis, de comparer l'erreur de prévision en validation (une estimation de l'erreur de généralisation). La sélection sera alors fondée sur les données qui n'ont pas été utilisées pour l'estimation des paramètres.

Résumons la démarche développée sous MATLAB :

1. En partant de la structure la plus simple ($n=1$) et en rendant la structure progressivement plus complexe ($n=7$), nous calculons l'erreur en validation (erreur quadratique moyenne sur l'ensemble de validation).
2. Pour chaque structure, nous effectuons l'apprentissage sur 80% de l'échantillon et nous calculons l'erreur quadratique moyenne de généralisation sur les 20% restants. Ainsi, nous aurons 7 valeurs de MSE, chacune résultant d'une structure déterminée.

Pour chaque structure, le meilleur réseau est choisi. Pour ce faire, au lieu de fonder la sélection du réseau sur l'erreur commise sur les données d'apprentissage, nous estimons l'erreur de généralisation à partir de données qui ne sont pas utilisées pour l'estimation des paramètres.

En effet, l'erreur d'apprentissage peut être rendue arbitrairement petite en augmentant le nombre de neurones cachés, au détriment de l'erreur de généralisation. Ainsi, nous effectuons l'apprentissage sur 80% de l'historique, et nous calculons l'erreur de généralisation à partir des 20 % restant. Et le meilleur réseau sera celui qui aura l'erreur minimale de généralisation

3. Le programme sous MATLAB que nous avons développé, compare les 7 valeurs de MSE et choisit la valeur minimale, le réseau de neurones correspondant à cette valeur est le réseau optimal. (voir annexe IV).

A titre d'exemple, le tableau IV. 13 illustre les résultats obtenus lors d'une exécution du programme sur les données journalières de ventes et de stocks (voir tableau de données annexe III).

Tableau IV.13 Résultats de l'exécution du programme

Nombre de neurones cachés	1	2	3	4	5	6	7
Mean Square Error (MSE)	0.0824	0.6030	4.0679	0.3609	2.6468	1.2895	2.4648

Ainsi, le réseau optimal est celui qui correspond à la valeur minimale de MSE, en d'autres termes, $n=1$ (un seul neurone dans la couche cachée).

La figure IV.23 montre les résultats de la simulation sur l'échantillon d'apprentissage et l'échantillon de généralisation.

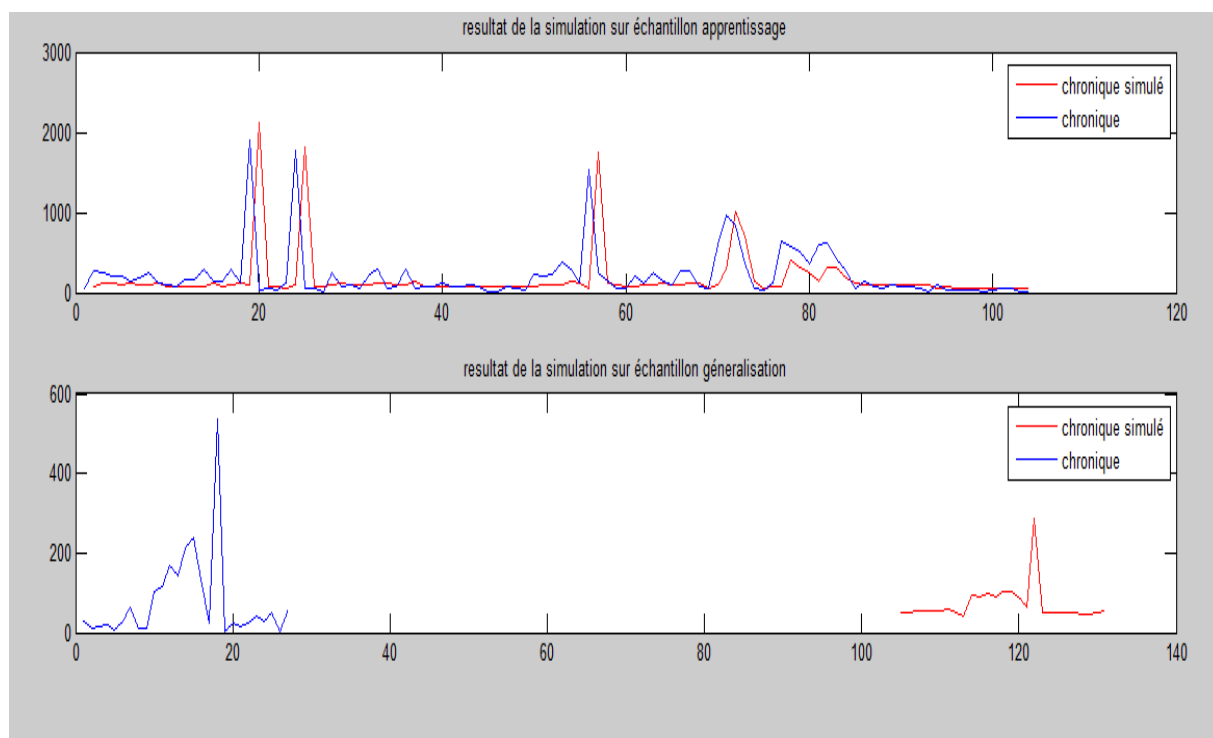


Figure IV.23. Résultats de simulation sur les échantillons d'apprentissage et de généralisation pour $n=1$

2. 3. 5. Prévisions

En utilisant le modèle retenu ($n=1$), nous passons maintenant à la phase finale qui est la prévision des ventes. Les prévisions sont automatiquement affichées dans le fichier Excel au format prédéfini (voir Chapitre V).

Les figures IV. 24 et IV. 25 illustrent respectivement la sortie sur fichier excel et le graphe de la chronique et des prévisions.

A	B	C	D	E	F
Code produit	Nombre de prévisions	Valeur de la prévision 1	Valeur de la prévision 2	Valeur de la prévision 3	Valeur de la prévision 4
11140	4	99,92726126	65,00658032	102,3284659	107,5135718

Figure IV.24. Affichage des prévisions sur fichier Excel.

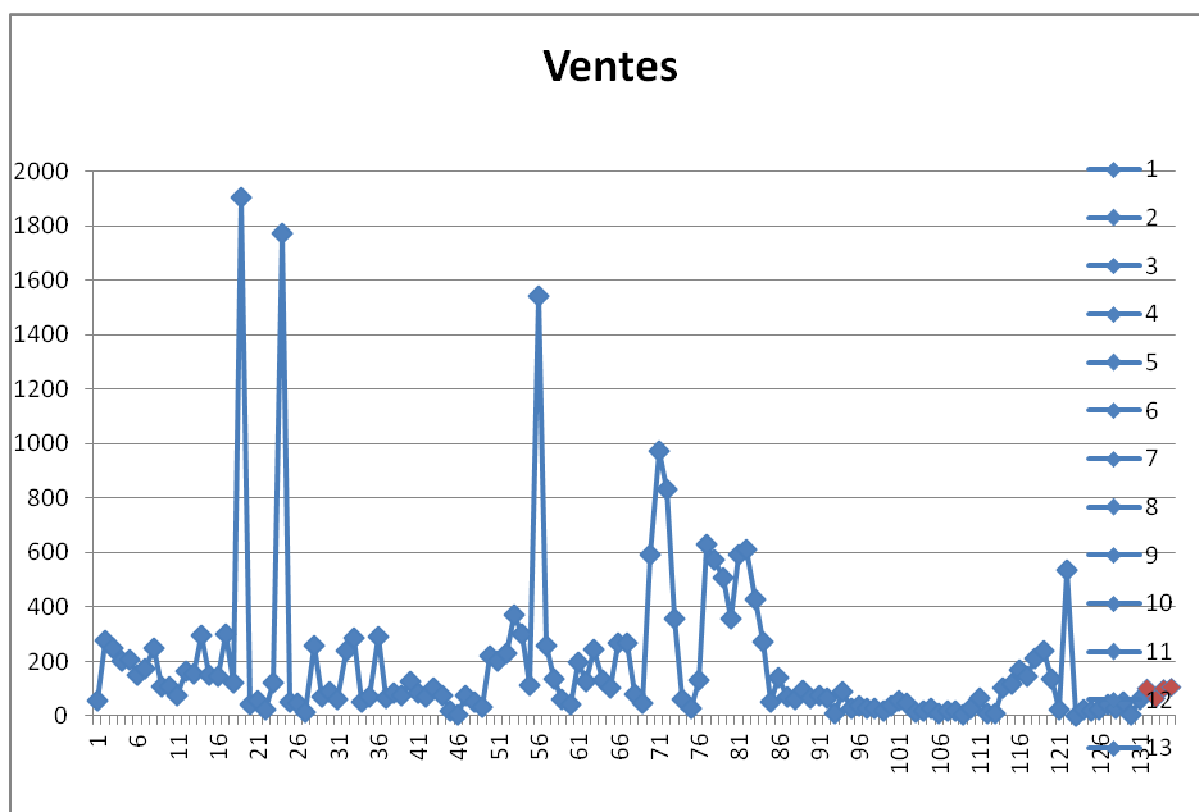


Figure IV.25. Prédiction de quatre périodes

Remarque

Le modèle des réseaux de neurones que nous avons développé va être utilisé pour tous les articles de la gamme, et la sortie sera sous la forme du fichier Excel. Ainsi, les acheteurs ne verront que les prévisions sans avoir accès aux paramètres de performance du modèle.

Conclusion

Dans la première partie de ce chapitre nous avons détaillé les différentes fonctionnalités qu'offre la « Fuzzy Tool Box » de MATLAB. Nous avons par la suite décrit notre conception de l'application floue que nous avons développée en expliquant chacun de nos choix.

Dans la deuxième partie du chapitre, nous avons de la même manière expliqué notre conception du modèle des réseaux de neurones en justifiant chacun de nos choix.

Chapitre V Interfaces d'utilisation

Introduction

Nous allons décrire dans ce chapitre les interfaces utilisateurs développées sous le langage Visual Basic, en collaboration avec le service informatique du Groupe HydraPharm. Ces interfaces permettent la saisie de l'information par les utilisateurs, le traitement de l'information par les administrateurs et enfin la consultation des rapports.

1. Schéma général et architecture de la solution

La Figure V. 1 montre le schéma général et l'architecture fonctionnelle de la solution développée qui est structurée comme suit :

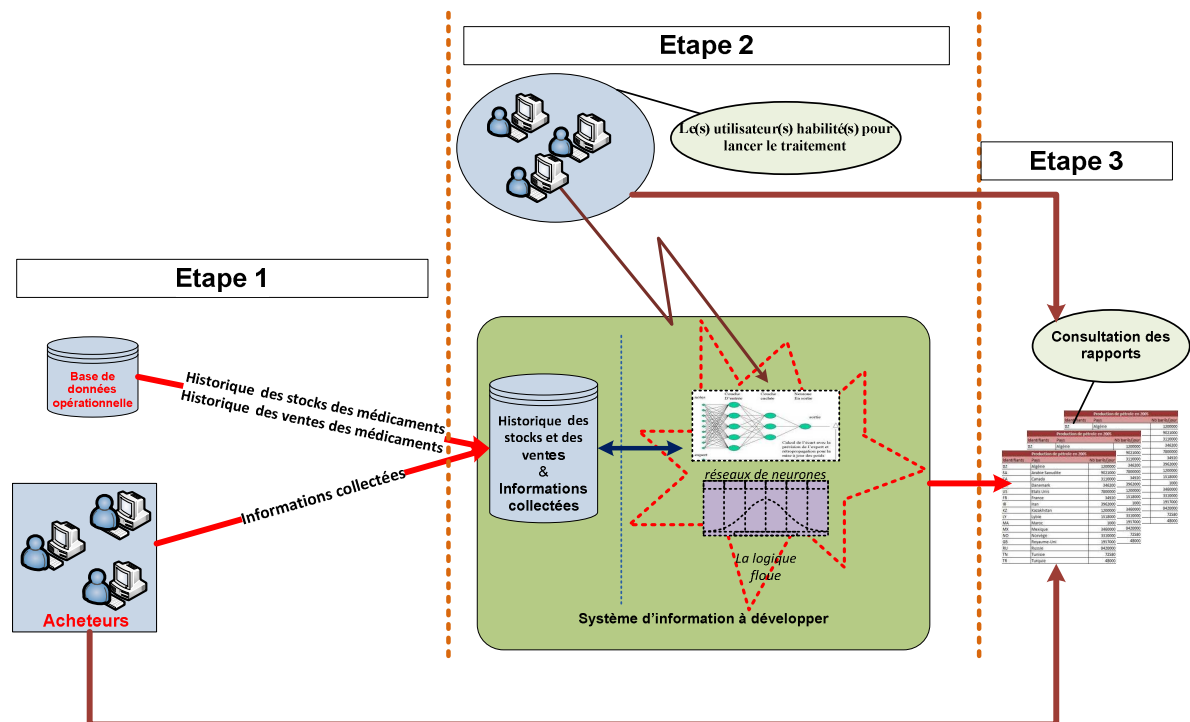


Figure V. 1. Schéma général de l'architecture fonctionnelle de la solution.

Etape 1 : collecte des données

L'information concernant les probabilités de ruptures est collectée par les acheteurs. Pour les prévisions de ventes, la collecte de l'information s'effectue à partir de l'historique des ventes et des stocks (base de données HydraPharm).

Etape 2 : traitement de l'information

Le traitement de l'information se fait par des utilisateurs habilités à lancer le traitement (les administrateurs du système), à savoir le responsable central des achats au sein du Groupe HydraPharm, et le responsable informatique.

Etape 3 : consultation des rapports

Après avoir lancé le traitement, un volet reporting sera accessible à l'ensemble des acheteurs à travers l'interface consultation et reporting.

2. Environnement et mode d'exécution

L'environnement et le mode d'exécution de la solution sont résumés dans le tableau V. 1.

Tableau V. 1. Environnement et modes d'action.

	Script actuel (Réseaux de neurones, logique floue)	Objectif réalisé comme première version (Phase 1)	Objectif final à réaliser (Phase 2)
Environnement	L'exécution des deux scripts se fait sur une plateforme qui contient le logiciel MATLAB.	Le poste de travail dédié à l'exécution des deux scripts sera doté d'une version du logiciel MATLAB.	Convertir les deux scripts réalisés sous MATLAB en fichier exécutable sans faire appel au logiciel MATLAB.
Mode d'exécution	<p>L'exécution des deux scripts se fait comme suit :</p> <ul style="list-style-type: none"> - Lancer le logiciel MATLAB. - Charger et exécuter l'un des deux scripts - Entrer manuellement au cours d'exécution du script les paramètres d'entrée. - Les résultats de l'exécution du script sont affichés directement sur l'écran. - Pour réafficher le résultat, il faut relancer l'exécution des deux scripts depuis le début. 	<p>Pour les deux scripts, le mode d'exécution sera comme suit :</p> <ul style="list-style-type: none"> - Lancer le logiciel MATLAB. - Charger et exécuter l'un des deux scripts - Les paramètres de lancement seront récupérés automatiquement à partir d'un fichier Excel - Le résultat de l'exécution des deux scripts à partir de MATLAB sera sauvegardé dans un fichier Excel. - Lancer le logiciel développé pour lire le résultat obtenu à partir d'un fichier Excel et le sauvegarder dans une base de données. - L'affichage du résultat se fait à partir de la base de données à n'importe quel moment sans relancer le traitement. 	<p>Changer le concept d'introduction des paramètres, comme suit :</p> <ul style="list-style-type: none"> - Lancer le logiciel développé. - La récupération des paramètres d'exécution se fait automatiquement à partir d'une base de données. - Le résultat obtenu est sauvegardé automatiquement dans une base de données. - L'affichage du résultat se fait à partir de la base de données à n'importe quel moment sans relancer le traitement.

3. Les volets développés

En tenant compte des objectifs et de l'architecture fonctionnelle, la solution développée intègre les volets suivants :

3.1. Volet sécurité et accès

L'application permet :

- La création d'un nouvel utilisateur.
- La gestion des accès par utilisateur, ainsi que les privilèges accordés à chaque utilisateur. *Trois (03) profils* d'utilisateurs sont à distinguer :
 - **Administrateur technique** : permet de créer à travers l'application des utilisateurs en leur attribuant l'un des trois profils.
 - **Opérateur** : Ce profil permet de saisir les informations récoltées et de visualiser le résultat des prévisions obtenues et la probabilité de rupture pour chaque médicament.
 - **Administrateur fonctionnel** : ce profil permet :
 - *d'exécuter* les deux traitements
 - *de configurer* les paramètres de lancement des deux traitements, à savoir :
 - Les prévisions des ventes de chaque médicament.
 - La probabilité de rupture de chaque médicament.

L'écran qui permet de créer et de gérer les accès utilisateurs contient les champs montrés dans le tableau V. 2.

Remarque : Ce volet sera accessible uniquement à l'*Administrateur technique*.

Tableau V. 2. Volet sécurité et accès.

Champs	Description	Les valeurs possibles	Information obligatoire ou pas
Nom utilisateur	Nom utilisé pour se connecter	Ensemble de caractères alphabétiques	Obligatoire
Fonction	La fonction de l'utilisateur	Acheteur, délégué,...	Obligatoire
Superviseur affecté	Le nom du superviseur des utilisateurs dont leur fonction est acheteur	Ensemble de caractères alphabétiques	Obligatoire, pour les utilisateurs dont la fonction est acheteur
Compétence	Ce champ n'est significatif que pour les acheteurs	<i>Faible, Moyenne</i> ou <i>Forte</i>	Obligatoire, pour les utilisateurs dont la fonction est acheteur
Profil	Ce champ dépend du rôle de l'utilisateur.	<i>Administrateur technique,</i> <i>Administrateur fonctionnel</i> ou <i>Opérateur</i>	Obligatoire

3. 2. Volet paramétrage

Un module paramétrage permet à l'*administrateur fonctionnel* d'introduire des données de paramétrage pour le lancement des deux traitements. Chaque traitement utilise ses propres paramètres de lancement, comme indiqué ci-dessous :

- Le calcul des prévisions de ventes à partir des historiques des ventes et des stocks se base sur :
 - L'unité de prévision (jour, semaine, mois);
 - Le chemin d'accès du fichier Excel contenant l'échantillon de données à traiter, cet échantillon est généré par l'application à partir de la base de données pour être traité ensuite par le logiciel MATLAB.
- Le calcul de probabilité sur les ruptures des médicaments se base sur :
 - L'origine de la source ;
 - Le chemin d'accès du fichier Excel contenant les informations collectées, ce fichier est généré par l'application sur la base des données collectées. Le fichier en question est traité par le logiciel MATLAB.

L'interface paramétrage est représentée dans la figure V. 2.

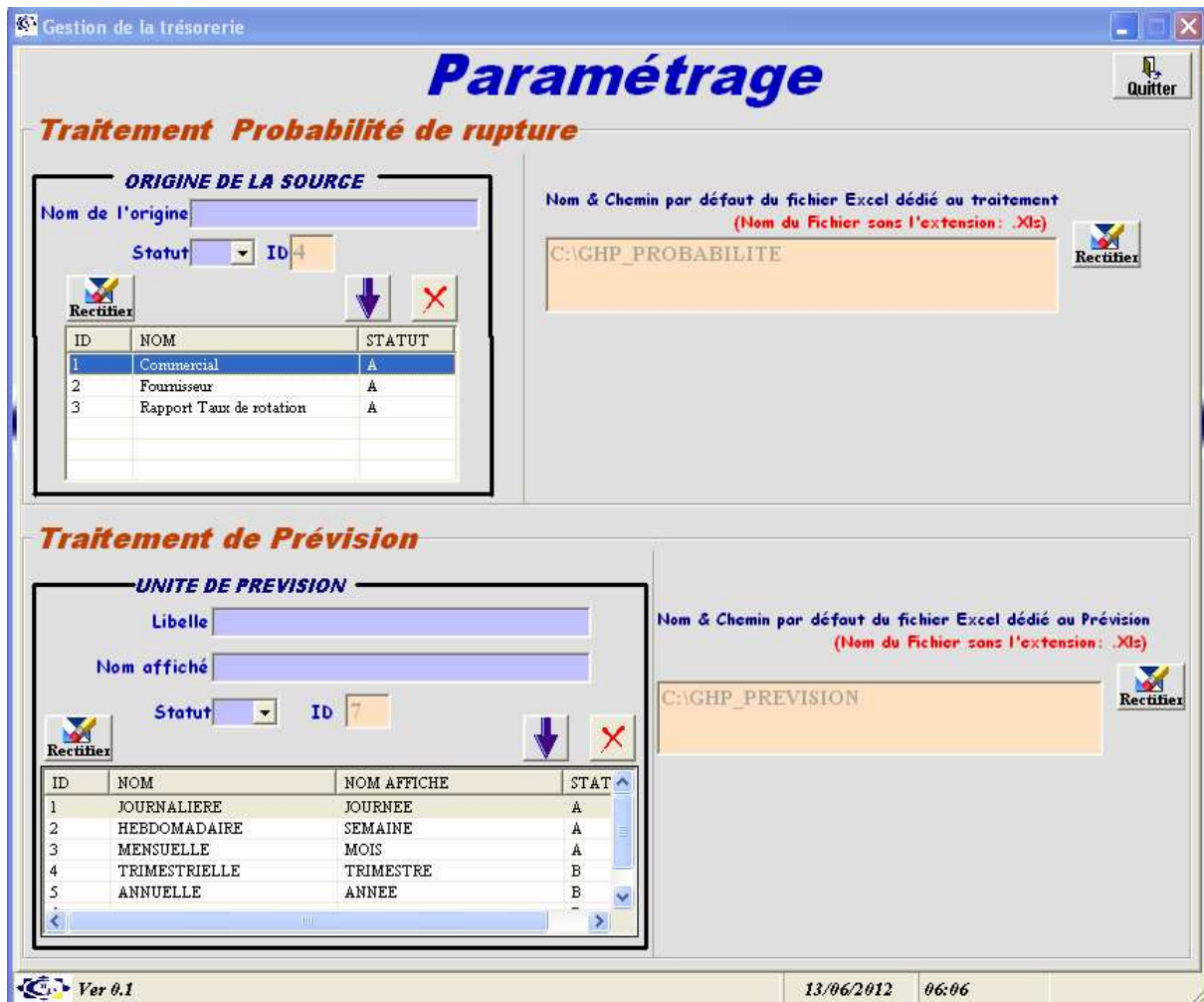


Figure V. 2. Volet paramétrage.

3.3. Volet collecte des informations

Le module collecte d'informations permet de saisir les informations collectées par les acheteurs.

L'écran qui permet de gérer la collecte des informations contient les champs explicités dans le tableau V. 3.

L'interface de collecte d'information est représentée sur la figure V. 3.

Tableau V. 3. Collecte de l'information.

Champs	Description	Les valeurs possibles	Information obligatoire ou pas
Date de la collecte	Date de la collecte	Date au format : dd/mm/yyyy	Obligatoire
Code produit	Le code du produit sur lequel le traitement va s'exécuter	A récupérer de la table gamme de produits	Obligatoire
Nom du produit	Nom du produit sur lequel le traitement va s'exécuter	A récupérer de la table gamme de produits	Obligatoire
Origine de la source d'information	Nom de la source d'information	Fournisseur, Commercial, Rapport taux de rotation,....	Obligatoire
Degré de confiance en la source	Valorisation de la source d'information	Note allant de 1 à 10	Obligatoire
Risque de rupture	Valeur que l'acheteur affecte, suivant la consistance de l'information collectée	Note allant de 1 à 10	Obligatoire

Collecte d'information

Date de la collecte: 13/06/2012 Produit: ACEMAX 250MG COMP B/20

Origine de la source: Fournisseur

Degré de confiance: 4 **Faible** Risque de rupture: 6 **Moyenne**

AJOUTER Effacer Afficher

Code produit	Produit	Origine de la source	Degré de confiance	Risque de rupture	Date Collecte
00000003	ABUFENE 400MG COMP B/30	Rapport Taux de rotation	5	9	13/06/2012
00000006	ACEBUTOLOL 200MG COMP B/30 UPC	Fournisseur	1	2	13/06/2012
00000007	ACEBUTOLOL 400MG COMP B/30 CROVIS	Commercial	8	8	13/06/2012

Valider

Figure V. 3. Interface volet collecte d'information.

3. 4. Volet lancement des deux traitements

L'application développée permet sur cette première version de charger les données à traiter sous des fichiers de type Excel. Les fichiers en question sont sauvegardés dans un chemin prédéfini sur le volet paramétrage, ensuite récupérés par les deux scripts développés sous MATLAB pour être traités.

La gestion de ce volet est attribuée aux utilisateurs dont le profil est : *Administrateur fonctionnel*. Les différents traitements sont représentés dans les figures V. 4 et V. 5.

Date Collecte	Entité	User	Produit	Origine de la source	Degré de confiance	Risque de rupture
2012-06-01	HYDRA PHAR...	ADMIN	AGYRAX 25MG COMP B/15	Fournisseur	Moyenne	Faible
2012-06-01	HYDRA PHAR...	ADMIN	AMADVIL 200MG COMP B/20	Rapport Taux de rotation	Moyenne	Forte
2012-06-02	HYDRA PHAR...	ADMIN	ABBOTICINE 200MG SIROP F/60ML	Fournisseur	Faible	Moyenne
2012-06-02	HYDRA PHAR...	ADMIN	ACEBUTOLOL 200MG COMP B/20 CROVIS	Commercial	Faible	Moyenne
2012-06-02	HYDRA PHAR...	ADMIN	ACEBUTOLOL 400MG COMP B/30 CROVIS	Rapport Taux de rotation	Moyenne	Faible
2012-06-02	HYDRA PHAR...	ADMIN	ACEBUTOLOL 400MG COMP BG B/30	Rapport Taux de rotation	Forte	Faible
2012-06-02	HYDRA PHAR...	ADMIN	ACTICARBINE 70/14MG B/42 GLE	Rapport Taux de rotation	Moyenne	Forte
2012-06-03	HYDRA PHAR...	ADMIN	ACEBUTOLOL 200MG COMP B/20 CROVIS	Fournisseur	Faible	Moyenne
2012-06-03	HYDRA PHAR...	ADMIN	ACEBUTOLOL 400MG COMP BG B/30	Fournisseur	Moyenne	Faible
2012-06-07	HYDRA PHAR...	ADMIN	A CERUMEN SOL AURI F/10*2ML	Commercial	Forte	Moyenne
2012-06-07	HYDRA PHAR...	ADMIN	ACEPRAL 500MG COMP B/20	Commercial	Forte	Forte
2012-06-07	HYDRA PHAR...	ADMIN	ADD-ACTEN 50/5MG COMP B/30	Rapport Taux de rotation	Forte	Faible
2012-06-07	HYDRA PHAR...	ADMIN	PARACETAMOL IVAL 500MG CP	Fournisseur	Faible	Faible
2012-06-08	HYDRA PHAR...	ADMIN	A CERUMEN SOL AURI F/10*2ML	Commercial	Faible	Moyenne
2012-06-08	HYDRA PHAR...	ADMIN	ACEBUTOLOL 200MG COMP B/20 CROVIS	Fournisseur	Moyenne	Forte
2012-06-08	HYDRA PHAR...	ADMIN	ACTIFEDAL 300/50/25MG CP B/20	Fournisseur	Moyenne	Faible

Figure V. 4. Interface de traitement pour probabilité de rupture.

Historique par Produit
Quantité Stock & Quantité Vendue

Du 01/03/2012 Au 13/06/2012 Unité Prévisionnelle HEBDOMADAIRE Nombre de Prévision 3

Générer Fichier Excel Récupérer fichier après traitement

Généré Récupérer Quitter

Historique	Code produit	Produit	Quantité Vendue	Quantité Stock	Nombre Prévision	Du	Au
Du:01/03/2012 Au:07/03/2012	00000001	A CERUMEN SOL AURI F/10*2ML	6290	2468	3	01/03/2012	13/
Du:05/04/2012 Au:11/04/2012	00000001	A CERUMEN SOL AURI F/10*2ML	26	22	3	01/03/2012	13/
Du:03/05/2012 Au:09/05/2012	00000001	A CERUMEN SOL AURI F/10*2ML	30	28	3	01/03/2012	13/
Du:10/05/2012 Au:16/05/2012	00000001	A CERUMEN SOL AURI F/10*2ML	1	1	3	01/03/2012	13/
Du:31/05/2012 Au:06/06/2012	00000001	A CERUMEN SOL AURI F/10*2ML	466	46	3	01/03/2012	13/
Du:01/03/2012 Au:07/03/2012	00000008	ACEBUTOLOL 400MG COMP BG B/30	6290	2468	3	01/03/2012	13/
Du:05/04/2012 Au:11/04/2012	00000008	ACEBUTOLOL 400MG COMP BG B/30	26	22	3	01/03/2012	13/
Du:03/05/2012 Au:09/05/2012	00000008	ACEBUTOLOL 400MG COMP BG B/30	30	28	3	01/03/2012	13/
Du:31/05/2012 Au:06/06/2012	00000008	ACEBUTOLOL 400MG COMP BG B/30	466	46	3	01/03/2012	13/
Du:01/03/2012 Au:07/03/2012	00000009	ACEBUTOLOL 200MG COMP BG B/20	6290	2468	3	01/03/2012	13/
Du:05/04/2012 Au:11/04/2012	00000009	ACEBUTOLOL 200MG COMP BG B/20	26	22	3	01/03/2012	13/
Du:03/05/2012 Au:09/05/2012	00000009	ACEBUTOLOL 200MG COMP BG B/20	30	28	3	01/03/2012	13/
Du:31/05/2012 Au:06/06/2012	00000009	ACEBUTOLOL 200MG COMP BG B/20	466	46	3	01/03/2012	13/
Du:01/03/2012 Au:07/03/2012	00000012	ACEPRAL 500MG COMP B/20	3145	1234	3	01/03/2012	13/
Du:05/04/2012 Au:11/04/2012	00000012	ACEPRAL 500MG COMP B/20	13	11	3	01/03/2012	13/
Du:03/05/2012 Au:09/05/2012	00000012	ACEPRAL 500MG COMP B/20	15	14	3	01/03/2012	13/
Du:31/05/2012 Au:06/06/2012	00000012	ACEPRAL 500MG COMP B/20	233	23	3	01/03/2012	13/
Du:01/03/2012 Au:07/03/2012	00000100	AMILORETIC COMP 50/5MG B/30	3145	1234	3	01/03/2012	13/
Du:05/04/2012 Au:11/04/2012	00000100	AMILORETIC COMP 50/5MG B/30	13	11	3	01/03/2012	13/
Du:03/05/2012 Au:09/05/2012	00000100	AMILORETIC COMP 50/5MG B/30	20	70	3	01/03/2012	13/
Du:10/05/2012 Au:16/05/2012	00000100	AMILORETIC COMP 50/5MG B/30	2	1	3	01/03/2012	13/
Du:31/05/2012 Au:06/06/2012	00000100	AMILORETIC COMP 50/5MG B/30	233	23	3	01/03/2012	13/

Figure V. 5. Interface traitement des prévisions.

❖ Modèles des fichiers Excel par type de traitementPrévision des ventes

- A- Modèle de Fichier Excel fourni *en entrée* par le logiciel développé (figure V. 6), destiné au traitement par MATLAB (le programme de Prévision).
- B- Modèle de Fichier Excel fourni *en sortie* et à compléter par MATLAB (figure V. 7).

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
1	Unité de Prévision:	Code produit	Quantité Vendue	Quantité Stock	Nombre de prévision	Du	AU	Nombre total de ligne	Unité Prévision	Code Entité	Entité	Date de lancement
2	Du:01/04/2012 Au:07/04/2012	1	26	22	3	01/04/2012	13/06/2012	18	2	1	HYDRA PHARM Spa	13/06/2012
3	Du:29/04/2012 Au:05/05/2012	1	15	14								
4	Du:06/05/2012 Au:12/05/2012	1	16	15								
5	Du:03/06/2012 Au:09/06/2012	1	466	46								
6	Du:01/04/2012 Au:07/04/2012	8	26	22								
7	Du:29/04/2012 Au:05/05/2012	8	15	14								
8	Du:06/05/2012 Au:12/05/2012	8	15	14								
9	Du:03/06/2012 Au:09/06/2012	8	466	46								
10	Du:01/04/2012 Au:07/04/2012	9	26	22								
11	Du:29/04/2012 Au:05/05/2012	9	15	14								
12	Du:06/05/2012 Au:12/05/2012	9	15	14								
13	Du:03/06/2012 Au:09/06/2012	9	466	46								
14	Du:01/04/2012 Au:07/04/2012	12	13	11								
15	Du:06/05/2012 Au:12/05/2012	12	15	14								
16	Du:03/06/2012 Au:09/06/2012	12	233	23								
17	Du:01/04/2012 Au:07/04/2012	100	13	11								
18	Du:06/05/2012 Au:12/05/2012	100	22	71								
19	Du:03/06/2012 Au:09/06/2012	100	233	23								
36												

Figure V. 6. Fichier Excel en entrée pour le traitement quantitatif.

	A	B	C	D	E	F	G	H
1	Code Produit	Nombre de Prévision	Valeur Prévision1	Valeur Prévision2	Valeur Prévision3	Valeur Prévision4	Valeur Prévision5	Valeur Prévision6
2								
3								
4								
5								
6								
7								
8								
9								
10								
11								
12								
13								
14								
15								
16								

Figure V. 7. Fichier Excel en sortie pour le traitement quantitatif.

Probabilité de rupture des médicaments

A- Modèle Fichier Excel fourni *en entrée* par le logiciel développé, destiné au traitement de la probabilité de rupture des médicaments (figure V. 8).

B- Modèle de Fichier Excel fourni *en sortie* et à compléter par MATLAB (figure V. 9).

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
1	Date de lancement	Date de collecte de l'information	Num. Entité	Entité	Num. Acheteur	Nom de l'acheteur	Code produit	Compétence	Degré de confiance en la source	Risque de rupture	Nombre de produit	Total Ligne
2	13/06/2012 09:48	07/06/2012	1	HYDRA PHARM Spa	1	ADMIN	1	7	9	7	2	17
3	13/06/2012 09:48	08/06/2012	1	HYDRA PHARM Spa	1	ADMIN	1	7	2	7		
4	13/06/2012 09:48	02/06/2012	1	HYDRA PHARM Spa	1	ADMIN	2	7	2	6	1	
5	13/06/2012 09:48	02/06/2012	1	HYDRA PHARM Spa	1	ADMIN	5	7	3	7	3	
6	13/06/2012 09:48	03/06/2012	1	HYDRA PHARM Spa	1	ADMIN	5	7	4	5		
7	13/06/2012 09:48	08/06/2012	1	HYDRA PHARM Spa	1	ADMIN	5	7	5	8		
8	13/06/2012 09:48	02/06/2012	1	HYDRA PHARM Spa	1	ADMIN	7	7	7	2	1	
9	13/06/2012 09:48	02/06/2012	1	HYDRA PHARM Spa	1	ADMIN	8	7	8	4	2	
10	13/06/2012 09:48	03/06/2012	1	HYDRA PHARM Spa	1	ADMIN	8	7	6	2		
11	13/06/2012 09:48	07/06/2012	1	HYDRA PHARM Spa	1	ADMIN	12	7	10	9	1	
12	13/06/2012 09:48	02/06/2012	1	HYDRA PHARM Spa	1	ADMIN	20	7	7	10	1	
13	13/06/2012 09:48	08/06/2012	1	HYDRA PHARM Spa	1	ADMIN	21	7	5	4	1	
14	13/06/2012 09:48	07/06/2012	1	HYDRA PHARM Spa	1	ADMIN	37	7	8	4	1	
15	13/06/2012 09:48	01/06/2012	1	HYDRA PHARM Spa	1	ADMIN	45	7	7	3	1	
16	13/06/2012 09:48	01/06/2012	1	HYDRA PHARM Spa	1	ADMIN	85	7	7	8	1	
17	13/06/2012 09:48	07/06/2012	1	HYDRA PHARM Spa	1	ADMIN	1979	7	4	3	1	
18	13/06/2012 09:48	08/06/2012	1	HYDRA PHARM Spa	1	ADMIN	4123	7	2	5	1	

Figure V. 8. Fichier Excel en entrée pour le traitement qualitatif.

	A	B	C
1	Date de lancement	Code produit	Taux probabilité de rupture
2			
3			
4			
5			
6			
7			
8			
9			
10			
34			

Figure V. 9. Fichier Excel en sortie pour le traitement qualitatif.

3.5. Volet Reporting

A travers l'application développée, les utilisateurs auront la possibilité d'afficher et d'éditer sous format Excel l'historique des prévisions des ventes (figure V. 10) ainsi que les probabilités de rupture des médicaments (figure V. 11).

	A	B	C	D	E	F	G	H
1	PREVISION VENTE DU:12/01/2012 AU:12/06/2012				HYDRA PHARM Spa			
2	UNITE PREVISIONNELLE		MENSUELLE					
3	NOMBRE DE PREVISION		6					
4								
5	CODE PRODUIT	NOM DU PRODUIT	1-MOIS	2-MOIS	3-MOIS	4-MOIS	5-MOIS	6-MOIS
6	00000001	A CERUMEN SOL AURI F/10*2ML	13 212	10 212	7 212	17 212	19 212	21 212
7	00000008	ACEBUTOLOL 400MG COMP BG B/30	15 213	4 213	8 213	13 213	14 913	16 000
8	00000009	ACEBUTOLOL 200MG COMP BG B/20	1 214	2 000	1 890	2 560	1 700	1 879
9	00000012	ACEPRAL 500MG COMP B/20	20 215	17 000	17 500	18 600	19 340	22 000
10	00000100	AMILORETIC COMP 50/5MG B/30	9 216	9 500	10 000	10 200	9 500	9 934

Figure V. 10. Historique des prévisions des ventes.

	A	B	C
1	PROBABILITE DE RUPTURE A LA DATE DU:06/06/2012		
2			
3			
4	CODE PRODUIT	NOM DU PRODUIT	TAUX DE PROBABILITE
5	00000002	ABBOTICINE 200MG SIROP F/60ML	12%
6	00000005	ACEBUTOLOL 200MG COMP B/20 CROVIS	56%
7	00000008	ACEBUTOLOL 400MG COMP BG B/30	29%
8	00000020	ACTICARBINE 70/14MG B/42 GLE	56%
9	00000045	AGYRAX 25MG COMP B/15	45%
10	00000085	AMADVIL 200MG COMP B/20	70%

Figure V. 11. Probabilité de rupture des médicaments.

3.6. Volet login

L'accès à l'application s'effectue via un login inséré par l'utilisateur. L'interface de login est représentée dans la figure V. 12.



Figure V. 12. Interface de Login.

3.7. Menu principal

Après s'être connecté à l'application, l'utilisateur aura un menu approprié suivant le profil qui lui est affecté.

Les captures d'écrans du menu principal de l'application et des différents sous-menus sont présentées dans les figures V. 13, 14, 15 et 16.



Figure V. 13. Menu principal.



Figure V. 14. Sous-menu traitement.



Figure V. 15. Sous-menu reporting.



Figure V. 16. Sous-menu gestion des utilisateurs.

Conclusion

Dans ce dernier chapitre, nous avons montré la structure générale de l'outil au complet, son mode de fonctionnement, ainsi que les différentes interfaces des utilisateurs.

CONCLUSION GENERALE

Le présent travail avait pour objectif de concevoir un outil d'aide à la décision permettant de répondre aux besoins imminents du Groupe HydraPharm :

- Anticiper de manière efficace les ruptures sur le marché pharmaceutique
- Adapter sa politique d'approvisionnement en conséquence.

Le développement de notre solution a nécessité l'accomplissement des étapes préalables suivantes :

- L'Analyse détaillée des processus d'achats, de stockage et de ventes de HyraPharm ;
- L'identification des facteurs influençant la prise de décision d'approvisionnement, à savoir :
 - Le stock de sécurité
 - Le taux de rotation
 - Les informations détenues par les intervenants sur le marché pharmaceutique

Une fois ces étapes achevées, nous avons analysé tous les modèles susceptibles d'être appliqués à notre problématique. Cette analyse a abouti au choix des méthodes les mieux adaptées à notre cas à savoir la logique floue et les réseaux de neurones.

Ainsi, notre outil d'aide à la décision d'achat, permet :

- D'exploiter de manière plus efficace l'information au sein du Groupe;
- De s'assurer de la fiabilité de l'information recueillie
- D'anticiper les ruptures et non de les subir ;

Ces éléments offriront à HydraPharm un avantage certain en termes de réactivité par rapport à ses concurrents.

A présent, il serait intéressant d'approfondir l'analyse des résultats de l'outil que nous avons développé en généralisant son utilisation à toutes les filiales de HydraPharm, et en gardant trace des informations traitées et des conclusions auxquelles elles ont mené. Cela permettra, d'une part, une comparaison entre les résultats prévus et ceux observés et d'autre part, de s'assurer de la collaboration des acheteurs.

ANNEXES

Annexe I Complément théorique logique floue

1. Opérations sur les ensembles flous

Disposant d'une représentation formelle des ensembles flous sous la forme de fonctions d'appartenance, il est naturel d'étendre la notion d'opérateurs définis pour les ensembles classiques à ces ensembles. Mais pour cela, nous allons d'abord définir les deux normes sur lesquelles repose la construction des opérateurs flous.

1.1. Définition des normes [LEE 90]

Soient les nombres réels : a, b, c et $d \in [0, 1]$

- La norme triangulaire (T-norme)

La norme triangulaire de a et b notée $*$, satisfait les propriétés suivantes :

$$P.1 \quad a * b = b * a$$

$$P.2 \quad (a * b) * c = a * (b * c)$$

$$P.3 \quad a \leq c \text{ et } b \leq d \Rightarrow a * b \leq c * d$$

$$P.4 \quad a * 1 = a$$

- La norme co-triangulaire (T-conorme ou S-norme)

La conorme triangulaire de a et b notée $\dot{+}$, satisfait les propriétés suivantes :

$$P.1 \quad a \dot{+} b = b \dot{+} a$$

$$P.2 \quad (a \dot{+} b) \dot{+} c = a \dot{+} (b \dot{+} c)$$

$$P.3 \quad a \leq c \text{ et } b \leq d \Rightarrow a \dot{+} b \leq c \dot{+} d$$

$$P.4 \quad a \dot{+} 0 = a$$

1.2. Définition des opérations sur les ensembles flous

Les opérateurs appliqués aux ensembles flous sont définis à partir de leurs fonctions d'appartenance.

Soient A et B deux ensembles flous définis dans le référentiel U avec les fonctions d'appartenance μ_A et μ_B respectivement. On définit les opérateurs suivants : union, intersection, complément, produit cartésien et implication.

- ♦ Union (Disjonction) : La fonction d'appartenance $\mu_{A \cup B}$ de l'union $A \cup B$, ou A OR B , est définie pour tout $u \in U$ par :

$$\mu_{A \cup B}(u) = \mu_A(u) \dot{+} \mu_B(u) \quad (I.1)$$

Deux normes triangulaires sont le plus souvent utilisées pour évaluer l'intersection floue :

Somme algébrique :

$$\mu_A(u) \dot{+} \mu_B(u) = \mu_A(u) + \mu_B(u) - \mu_A(u) \times \mu_B(u) \quad (I.2)$$

Max :

$$\mu_A(u) \dot{+} \mu_B(u) = \max(\mu_A(u), \mu_B(u)) \quad (I.3)$$

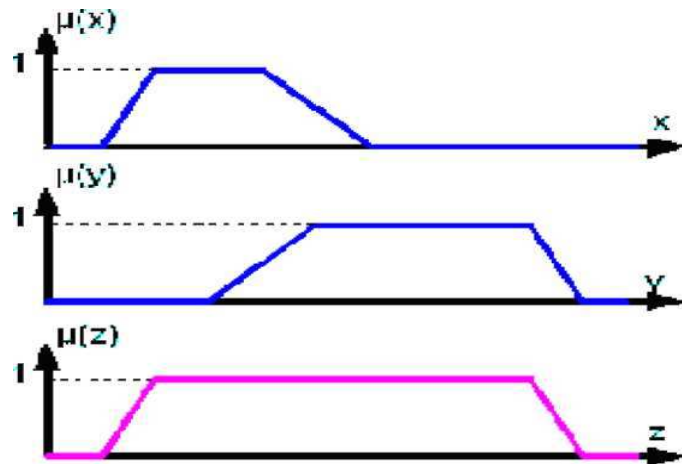


Figure AI. 1. Opérateur OU (norme MAX).

- ♦ Intersection (Conjonction) : La fonction d'appartenance $\mu_{A \cap B}$ de l'intersection $A \cap B$, ou A AND B, est définie pour tout $u \in U$ par :

$$\mu_{A \cap B}(u) = \mu_A(u) * \mu_B(u) \quad (I.4)$$

Deux normes triangulaires sont le plus souvent utilisées pour évaluer l'intersection floue :

Produit algébrique :

$$\mu_A(u) * \mu_B(u) = \mu_A(u) \times \mu_B(u) \quad (I.5)$$

Min :

$$\mu_A(u) * \mu_B(u) = \min(\mu_A(u), \mu_B(u)) \quad (I.6)$$

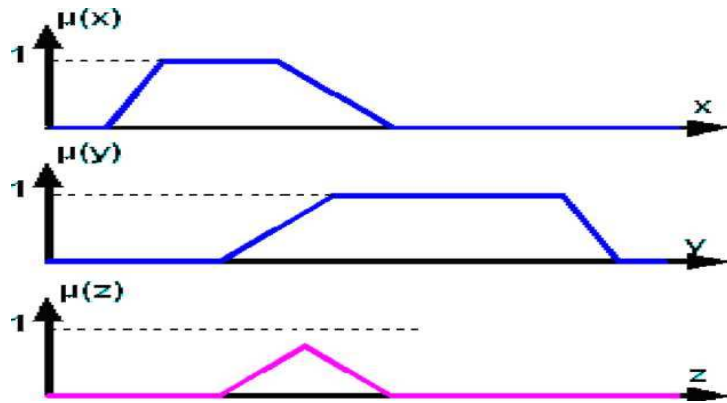


Figure AI. 2. Opérateur ET (norme MIN).

- ♦ Complémentation : La fonction d'appartenance $\mu_{\bar{A}}$ du complément de l'ensemble A, notée \bar{A} ou NOT A, est définie pour tout $u \in U$ par :

$$\mu_{\bar{A}}(u) = 1 - \mu_A(u) \quad (\text{I.7})$$

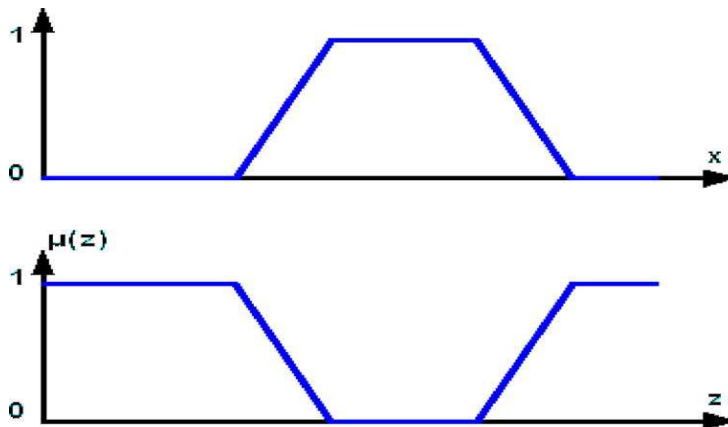


Figure AI. 3. Opérateur NOT.

Produit cartésien : Soient A_1, A_2, \dots, A_n des ensembles flous respectivement définis sur les Univers de discours U_1, U_2, \dots, U_n , le produit cartésien de A_1, A_2, \dots, A_n est un ensemble flou défini sur $U_1 \times U_2 \times \dots \times U_n$ de fonction d'appartenance :

$$\mu_{A_1 \times \dots \times A_n}(u_1, \dots, u_n) = \mu_{A_1}(u_1) * \dots * \mu_{A_n}(u_n) \quad (\text{I.8})$$

- ♦ Les opérateurs arithmétiques :

- L'addition :

$$\mu_{A+B}(z) = \max \{ \min(\mu_A(u), \mu_B(u)) / x + y = z \} \quad (\text{I.9})$$

- La multiplication

$$\mu_{A \cdot B}(z) = \max \{ \min(\mu_A(u), \mu_B(u)) / x \cdot y = z \} \quad (\text{I.10})$$

♦ Cardinalité d'un ensemble flou :

- Dans le cas fini, on peut définir le nombre d'éléments d'un ensemble flou par :

$$card(A) = \sum \mu_A(u) \quad (I.11)$$

- Si A est continu, le nombre d'éléments d'un ensemble flou A par :

$$card(A) = \int \mu_A(u) d\mu \quad (I.12)$$

2. Relations floues [KAU 10]

Voyons maintenant la notion de relation floue.

Soit, $U_{u_i} \ i=1...n$: des univers de discours. Une relation floue R définie sur l'espace de produit $U_{u_1} \times U_{u_2} \times \dots \times U_{u_n} = \prod_{i=1}^n U_{u_i}$ est un ensemble flou caractérisé par la fonction d'appartenance μ_R telle que :

$$\underline{R} = \{((u_1, u_2, \dots, u_n), \mu_R(u_1, u_2, \dots, u_n)) / (u_1, u_2, \dots, u_n) \in \prod_{i=1}^n U_{u_i}\}$$

Exemple : Considérons la relation binaire R : « x est très proche de y » définie sur l'univers $U_{u_1} \times U_{u_2}$ tel que :

$$U_{u_1} = \{0.1, 0.2, 0.3\}$$

$$U_{u_2} = \{0, 0.1, 0.2\}$$

La fonction d'appartenance de \underline{R} peut être définie par le tableau AI. 1.

Tableau AI. 1. Table de la fonction μ_R

y↓ x →	0.1	0.2	0.3
0	0.5	0.25	0
0.1	1	0.5	0.25
0.2	0.5	1	0.5

2. 1. Opérations sur les relations floues

Vu que les relations floues sont définies par des ensembles flous, il est possible d'utiliser les opérations d'intersection, d'union et de complément pour combiner plusieurs relations floues définies sur le même univers de discours.

Soit R et S deux relations floues définies sur l'univers $U_{u_1} \times U_{u_2}$.

- L'intersection de R et N est définie par l'ensemble flou $\underline{R} \cap \underline{N}$ tel que :

$$\begin{aligned}\underline{R} \cap \underline{N} &= \{((u_1, u_2), \mu_{R \cap N}(u_1, u_2)) / (u_1, u_2) \in U_{u_1} \times U_{u_2}\} \\ \underline{R} \cap \underline{N} &= \{((u_1, u_2), \mu_R(u_1, u_2) * \mu_N(u_1, u_2)) / (u_1, u_2) \in U_{u_1} \times U_{u_2}\} \quad (\text{I.13})\end{aligned}$$

- L'union des deux relations R et N est définie par l'ensemble flou $\underline{R} \cup \underline{N}$

$$\begin{aligned}\underline{R} \cup \underline{N} &= \{((u_1, u_2), \mu_{R \cup N}(u_1, u_2)) / (u_1, u_2) \in U_{u_1} \times U_{u_2}\} \\ \underline{R} \cup \underline{N} &= \{((u_1, u_2), \mu_R(u_1, u_2) \dagger \mu_N(u_1, u_2)) / (u_1, u_2) \in U_{u_1} \times U_{u_2}\} \quad (\text{I.14})\end{aligned}$$

Remarque : * et \dagger dénotent respectivement la T-norme et la S-norme.

2. 2. Composition Sup-Star

La combinaison d'ensembles flous avec une relation floue est appelée *composition*.

Soit un ensemble flou A défini sur $\prod_{i=1}^n U_{x_i}$ et R la relation définie

sur $\prod_{i=1}^n U_{x_i} \times \prod_{i=1}^m U_{y_i}$. La composition Sup-star de A et R est l'ensemble flou B défini sur $\prod_{i=1}^m U_{y_i}$ tel que :

$$\begin{aligned}B &= A \circ R \\ &= \{(y_1 \dots y_m), \text{Sup}_{(y_1, y_2, \dots, y_m) \in \prod_{i=1}^m U_{y_i}} [\mu_A(x_1, x_2, \dots, x_n) * \mu_A(x_1, x_2, \dots, x_n, y_1, y_2, \dots, y_m)]\} \quad (\text{I.15})\end{aligned}$$

2. 3. Conjonction, disjonction et négation de propositions

2. 3. 1. Conjonction

La conjonction des propositions P_1, P_2, \dots, P_n définie par

P_1 : "X est F_1 ", ..., P_n : "X est F_n " est la proposition composée P telle que :

P: "X est F_1 ou X est F_2 ou ... X est F_n "

Le sens de la proposition P est représenté par un ensemble flou F résultat de l'union des ensembles flous $F_1, F_2, \dots, \text{et } F_n$. D'après (I.1), on obtient :

$$\mu_F(x) = \mu_{F_1}(x) \dagger \mu_{F_2}(x) \dagger \dots \dagger \mu_{F_n}(x) \quad x \in U_x \quad (\text{I.16})$$

2. 3. 2. Disjonction

La disjonction des propositions P_1, P_2, \dots, P_n définie par

P_1 : "X est F_1 ", ..., P_n : "X est F_n " est la proposition composée P telle que :

P: "X est F_1 et X est F_2 et ... X est F_n "

Le sens de la proposition P est représenté par un ensemble flou F résultat de l'intersection des ensembles flous $F_1, F_2, \dots, \text{et } F_n$. D'après (I.1), on obtient :

$$\mu_F(x) = \mu_{F_1}(x) * \mu_{F_2}(x) * \dots * \mu_{F_n}(x) \quad x \in U_x \quad (\text{I.17})$$

2. 3. 3. Négation

La négation d'une proposition P donnée par $P: "X \text{ est } F"$ est la proposition $\bar{P}: "X \text{ n'est pas } F"$ dont le sens est représenté par l'ensemble flou A tel que :

$$A = \{ (x, \mu_{\bar{F}}(x)) / x \in U \} \quad (\text{I.18})$$

3. Implication floue

Les règles de la forme SI-ALORS qui manipulent des variables linguistiques (ou floues), sont appelées règles floues. L'utilisation des opérations des ensembles et des relations floues nous a permis dans la section précédente d'associer des ensembles flous à des propositions floues complexes. Donc, il sera toujours possible d'écrire une règle de la forme :

SI ($X_1 \text{ est } F_1 \dots \text{et } X_n \text{ est } F_n$) ALORS ($Y \text{ est } B$) sous la nouvelle forme : $SI X \text{ est } F \text{ ALORS } Y \text{ est } B$ Où, $X = [X_1, \dots, X_n]$ vecteur des variables d'entrée.

\underline{F} : ensemble flou défini sur l'univers de discours $\prod_{i=1}^n U_{x_i}$

Donc,

$$\underline{F} = \{ ((x_1, \dots, x_n), \mu_F(x_1, \dots, x_n)) / (x_1, \dots, x_n) \in \prod_{i=1}^n U_{x_i} \}$$

$$\text{où : } \mu_F(x_1, \dots, x_n) = \mu_{F_1}(x) * \mu_{F_2}(x) * \dots * \mu_{F_n}(x)$$

Le sens de * est représenté par une relation d'implication floue définie sur l'univers de discours $\prod_{i=1}^n U_{x_i} \times U_y$. Cette relation mesure le degré de vérité de la règle floue, donc de l'implication entre antécédence et conséquence.

En logique classique, une relation d'implication possède plusieurs représentations dont les résultats sont identiques. Considérons les deux variables logiques binaires $p_1 \text{ et } p_2$. La relation d'implication $p_1 \Rightarrow p_2$ est équivalente aux deux relations

$\bar{p}_1 \vee p_2$ ou $(p_1 \wedge p_2) \vee \bar{p}_1$, avec \vee, \wedge , désignent respectivement, les opérateurs et, ou, complément de la logique classique.

Sur la base de ces deux relations, plusieurs définitions de l'implication floue peuvent être introduites, parmi lesquelles nous citons les deux plus utilisées, qui traduisent d'une certaine manière une notion de progressivité de la forme : *Plus x est F Plus y est B* [DRI 93] :

- **La norme de Mamdani** : définie par la fonction d'appartenance suivante :

$$\mu_{F \rightarrow B}(x_1 \dots x_n, y) = \min(\mu_F(x_1 \dots x_n), \mu_B(y)) \quad (\text{I.19})$$

- **La norme de Larsen** : définie par la fonction d'appartenance suivante :

$$\mu_{F \rightarrow B}(x_1 \dots x_n, y) = \mu_F(x_1 \dots x_n) \times \mu_B(y) \quad (\text{I.20})$$

4. Inférence floue

La procédure utilisée pour déduire des conclusions à partir d'un ensemble de règles floues d'une ou de plusieurs conditions est appelée Inférence floue (raisonnement flou, ou encore raisonnement approximatif) [JAN 95].

En logique floue, il y a deux importantes règles d'inférence : le Modus Tollens Généralisé « MTG » et le Modus Ponens Généralisé « MPG »

1. MTG :

Condition : $Y \text{ est } B'$

Règle floue : $\text{SI } X \text{ est } F \text{ ALORS } Y \text{ est } B$

Ensemble de résultat : $X \text{ est } F'$

2. MPG :

Condition : $X \text{ est } F''$

Règle floue : $\text{SI } X \text{ est } F \text{ ALORS } Y \text{ est } B$

Ensemble de résultat : $Y \text{ est } B'$

Le MTG trouve son domaine d'application dans les systèmes experts, tandis que le MPG est utilisé dans les systèmes de commande à base de logique floue.

Dans le MPG, l'ensemble inféré B' est le résultat de l'inférence (ou la composition) de l'ensemble flou F' et de la relation de l'implication floue, notée R . Pour obtenir B' , on utilise la composition Sup-Star définie par (I.15), on aura :

$$B' = F' o R = \left\{ y, \frac{\text{Sup}_{x \in U_x} [\mu_F(x) * \mu_R(x, y)]}{y} \in U_y \right\} \quad (\text{I.21})$$

Dans le cas de plusieurs variables dans l'antécédente, la règle floue et la condition s'écrivent :

SI (X_1 est F_1 ... et X_n est F_n) ALORS (Y est B)

$$X_1 \text{ est } F_1' \dots \text{ et } X_n \text{ est } F_n'$$

L'ensemble flou inféré par MPG est donné par la fonction d'appartenance suivante :

$$B' = \left\{ y, \text{Sup}_{(x_1, x_2, \dots, x_n) \in \prod_{i=1}^n U_{x_i}} [\mu_{F_1'}(x_1) * \mu_{F_2'}(x_2) * \dots * \mu_{F_n'}(x_n) * \mu_R(x_1, x_2, \dots, x_n, y)] / y \in U_y \right\} \quad (\text{I.22})$$

Cas particulier

Dans le cas de fonctions singletons :

$$F_i'(x) = \{x_i^*\} = \begin{cases} 1 & \text{si } x_i = x_i^* \\ 0 & \text{si } x_i \neq x_i^* \end{cases} \quad i=1 \dots n$$

L'expression de l'ensemble inféré devient simple si :

- a. Les T-normes sont choisies « produit », on obtient

$$B' = \{y, \prod_{i=1}^n \mu_{F_i}(x_i^*) \times \mu_B(y) / y \in U_y\} \quad (\text{I.23})$$

- b. Les T-normes sont choisies « minimum », on aura :

$$B' = \{y, \min(\mu_{F_1}(x_1^*), \mu_{F_2}(x_2^*), \dots, \mu_{F_n}(x_n^*), \mu_B(y)) / y \in U_y\} \quad (\text{I.24})$$

5. Mécanismes d'inférence

Vu la richesse et la diversité des opérateurs possibles, on introduit la notion de méthode ou mécanisme d'inférence. Elle détermine la réalisation des différents opérateurs « et », « ou », et « implication » dans une inférence, permettant ainsi un traitement numérique de cette dernière.

Les mécanismes les plus utilisés en commande à base de logique floue, sont : [BUH 94]

- A. Méthode d'inférence maximum-minimum « Max-min »
- B. Méthode d'inférence maximum-produit « Max-pro »
- C. Méthode d'inférence somme-produit « Som-pro »

Pour mettre en évidence des différentes étapes du déroulement de traitement numérique, on considère l'ensemble des deux règles suivantes :

5. 1. Méthode d'inférence Max-min

Dans la méthode Max-min, on adopte les choix suivants :

- ♦ Le connecteur « et » est réalisé par la T-norme : « minimum »
- ♦ Le connecteur « ou » est réalisé par la S-norme : « maximum »
- ♦ L'implication est réalisée par la T-norme : « minimum »

Dans ce cas l'expression de l'ensemble inféré $F'_i(x) = \{x_i^*\}$ devient :

$$\mu_{B'}(y) = \max_{i=1 \dots k} [\min (\mu_{F_1^{(l)}}(x_1^*), \dots, \mu_{F_n^{(l)}}(x_n^*), \mu_{B^{(l)}}(y))] \quad (I.25)$$

5. 2. Méthode d'inférence Max-prod

Dans cette méthode :

- ♦ Le connecteur « et » est réalisé par la T-norme : « minimum »
- ♦ Le connecteur « ou » est réalisé par la S-norme : « maximum »
- ♦ L'implication est réalisée par la T-norme : « produit » (norme de Mamdani).

L'expression de l'ensemble inféré $F'_i(x) = \{x_i^*\}$, $i=1 \dots n$ s'écrit :

$$\mu_{B'}(y) = \max_{i=1 \dots k} [\min (\mu_{F_1^{(l)}}(x_1^*), \dots, \mu_{F_n^{(l)}}(x_n^*)) \times \mu_{B^{(l)}}(y)] \quad (I.26)$$

5. 3. Méthode d'inférence Som-prod

Dans cette méthode, on adopte le choix suivant :

- ♦ Le connecteur « et » est réalisé par la T-norme : « produit »
- ♦ Le connecteur « ou » est réalisé par la S-norme : « somme moyenne »
- ♦ L'implication est réalisée par la T-norme : « produit »

L'expression de l'ensemble inféré $F'_i(x) = \{x_i^*\}$, $i=1 \dots n$ s'écrit :

$$\mu_{B'}(y) = \sum_{i=1}^k [\mu_{B^{(l)}}(y) \times [\prod_{i=1}^n \mu_{F_i}(x_i^*)]] / k \quad (I.27)$$

6. Agrégation des règles

Lorsque la base de connaissance comporte plusieurs règles liées par un opérateur « ou », l'ensemble flou inféré B' est obtenu après une opération appelée agrégation des règles. En d'autres termes, l'agrégation des règles consiste à considérer des ensembles flous inférés par chaque règle pour en créer un autre, représentatif de l'ensemble des règles.

Considérons les règles sous la forme symbolique suivante :

SI $(X_1 \text{ est } F_1^{(l)} \dots \text{ et } X_n \text{ est } F_n^{(l)})$ ALORS $(Y \text{ est } B^{(l)})$, $l=1, \dots, k$

L'inférence de chacune de ces règles avec la condition :

$$X_1 \text{ est } F_1 \dots \text{ et } X_n \text{ est } F_n$$

produit des ensembles inférés : $B^{(l)}$ $l=1, \dots, k$

Si les différentes règles sont liées par des connecteurs « ou », l'agrégation des ensembles inférés est réalisée par S-norme. Après agrégation, on obtient l'ensemble flou donné par :

$$B' = \{y, \mu_{B^{(1)}}(y) * \mu_{B^{(2)}}(y) * \dots * \mu_{B^{(l)}}(y) / y \in U_y \} \quad (\text{I.28})$$

Annexe II Complément théorique réseaux de neurones artificiels

1. Généralités sur les séries temporelles

1.1. La prévision

La prévision vise à déterminer un évènement futur à partir du regroupement systématique de données quantitatives. Elle constitue une étape préalable à la planification car elle sert à prévoir ce qui est susceptible d'arriver. [GIA 03]

1.2. Les séries chronologiques

Les séries chronologiques ou séries temporelles correspondent à une série d'observations effectuées au cours de périodes ou à des instants donnés et qui sont ordonnés selon leurs dates d'observation. Prévoir à partir de chroniques, c'est utiliser les informations du passé d'une ou plusieurs chroniques pour fournir la valeur la plus probable d'une chronique donnée pour une ou plusieurs périodes à venir. [GIA 03]

Une série temporelle est donc une suite finie $(x_t)_{1 \leq t \leq n}$ où t représente le temps (en minute, jour, année...).

1.3. Composantes d'une série chronologique [BOU 08]

La tendance : On parle de tendance lorsque la série $(x_t)_{1 \leq t \leq n}$ peut s'écrire, à une erreur d'ajustement ε_t près, comme une combinaison linéaire de m fonctions, choisies à priori (par exemple fonction puissance, exponentielle, logarithmique...)

$$x_t = \sum_{j=1}^m \alpha_j f_j(t) + \varepsilon_t \quad 1 \leq t \leq n \quad (\text{II.1})$$

Lorsque $x_t = at + \beta + \varepsilon_t$ la tendance est linéaire ($m = 1$ et $f(t) = at + \beta$)

La saisonnalité : ($s_t, t \in T$) : On parle de composante périodique lorsque la série

$(x_t)_{1 \leq t \leq n}$ peut se décomposer en :

$$x_t = s_t + \varepsilon_t \quad 1 \leq t \leq n \quad (\text{II.2})$$

Où s_t est périodique, c'est à dire $s_{t+T} = s_t$, avec T la période (supposée entière).

L'erreur : $(\varepsilon_t, t \in T)$: Cette composante rassemble tout ce que les autres composantes n'ont pu expliquer du phénomène observé.

1. 4. Caractéristiques d'une série chronologique [BOU 08]

✓ Fonction d'autocovariance d'un processus stationnaire :

La fonction d'auto-covariance mesure la covariance pour un couple de valeurs séparées par un intervalle de longueur h appelé retard. La fonction d'autocovariance d'un processus est définie par:

$$\gamma(h) = \begin{cases} Cov(X_t X_s) = E[(X_t - \mu_t)(X_s - \mu_s)] \forall t, s \in T \text{ où } \mu = E(X_s), h = s - t, \text{ si } t \neq s \\ V(X_t) = \sigma_x^2, \text{ si } t = s \end{cases} \quad (\text{II.3})$$

✓ Fonction d'auto-corrélation simple d'un processus stationnaire :

On appelle fonction d'auto-corrélation simple d'un processus stationnaire, la fonction $\rho(h)$ de T dans $[-1; +1]$ qui mesure la corrélation de chaque terme de la chronique avec elle même décalée de h périodes, on a :

$$\rho(h) = \rho(X_t, X_{t+h}) = \frac{Cov(X_t, X_{t+h})}{\sqrt{Var(X_t)} \sqrt{Var(X_{t+h})}} = \frac{\gamma(h)}{\gamma(0)} \quad (\text{II.4})$$

2. Base biologique des réseaux de neurones artificiels

2. 1. Historique de la prévision par les RNA

Les premiers travaux dans le domaine furent initiés par McCulloch et Pitts, dans les années 1940-1950, ils décrivent les propriétés du système nerveux à partir de neurones idéalisés : c'est-à-dire des neurones logiques (0 ou 1). Dix années plus tard, on a constitué le premier modèle réel d'un réseau de neurones...

En 1987, Lapedes et Farber réalisent le premier travail montrant la possibilité d'**identifier** et de **prédire le futur** des séries temporelles chaotiques déterministes à l'aide des perceptrons multicouches. Cet article a lancé plusieurs applications à des données réelles, parmi les auteurs on peut citer H.White (1988) qui a étudié le cas de la prévision des retours de stock pour IBM.

Cybenko puis Hornik et Al ont démontré en 1989 que les réseaux de neurones pouvaient *bien* approximer une vaste classe de fonctions non linéaires, les modèles plus classiques de séries chronologiques n'ayant pas cette propriété.

Les réseaux de neurones ont souvent été utilisés avec succès dans l'analyse empirique de variables économiques ou financières **à haute fréquence**, (Samson et White 1995)

Ce court historique montre l'importance croissante des réseaux de neurones pour la prévision dans les chroniques complexes.

2. 2. Base biologique

Les **réseaux neuromimétiques** (autre nom des RNA) sont des assemblages fortement connectés d'unités de calcul, les *neurones formels*. Ces derniers ont pour origine un modèle du *neurone biologique*, dont ils retiennent d'ailleurs qu'une vision fort simplifiée.

2. 2. 1. Fonctionnement du neurone

Un neurone reçoit des impulsions de ses voisins par l'intermédiaire des "dendrites". Si la somme des signaux dépasse un certain *seuil*, il renvoie un signal vers d'autres neurones, par l'intermédiaire de son "axone". Ce mécanisme complexifie la façon dont les informations sont transmises: **un neurone ne se borne pas à faire passer l'information, il la filtre.**

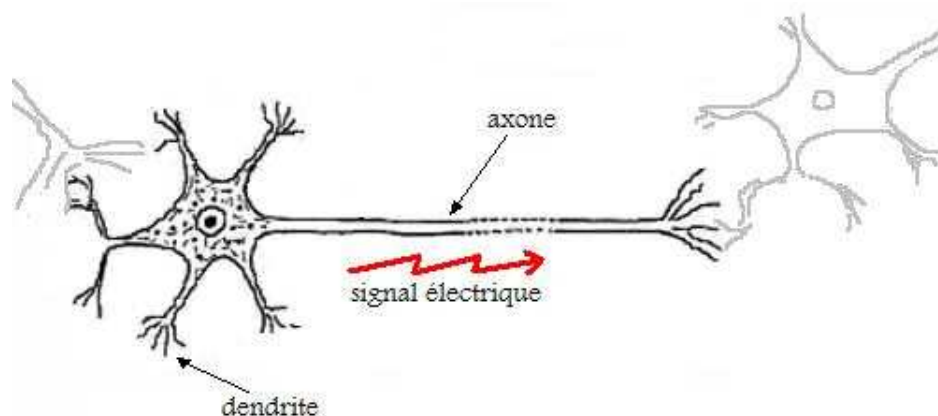


Figure AII. 1. Le neurone biologique [ARB 03]

Pour résumer, un neurone peut être schématisé ainsi: il fait la somme de toutes les informations qu'il reçoit et il émet un signal à condition que la somme soit suffisamment élevée.

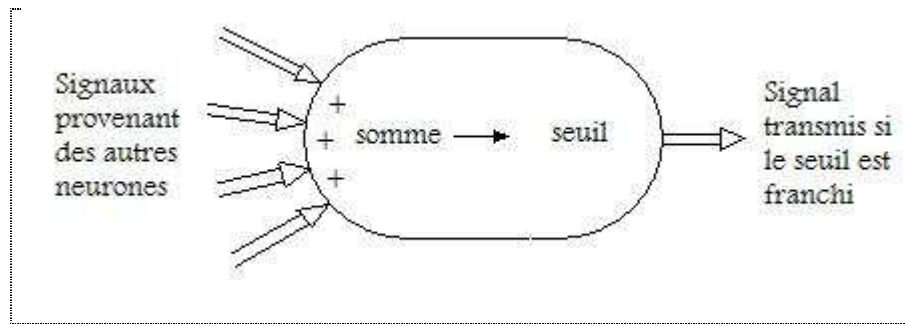


Figure AII. 2. Schéma simplifié d'un neurone

2. 2. 2. Structure du neurone biologique

Un neurone est une cellule constituée de trois parties qui ont un rôle fonctionnel bien défini vis-à-vis des transferts d'information, ce sont les dendrites, le corps cellulaire (somma) et l'axone (figure AII.3).

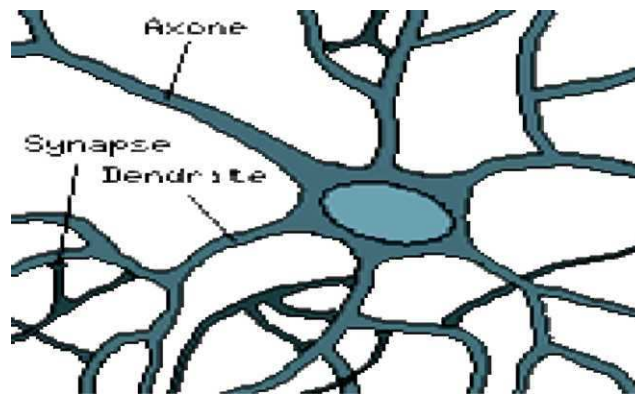


Figure AII. 3. Le neurone biologique [ARB 03]

a- Les dendrites

Chaque neurone possède une « chevelure » de dendrites qui sont des fines extensions tubulaires, de quelques dixièmes de microns de diamètre et d'une longueur de quelques dizaines de microns. Elles se ramifient, ce qui les amène à former une espèce d'arborescence autour du corps cellulaire.

Elles reçoivent l'information au niveau des points de contact avec les autres neurones. Ces points de contact sont les « synapses ». L'information est acheminée vers le corps cellulaire. La notion de synapse explique la transmission des signaux entre un axone et une dendrite, à son niveau il existe un espace vide à travers lequel le signal électrique ne peut pas se propager. La transmission se fait alors par l'intermédiaire de substances chimiques « les neuromédiateurs ». Quand un signal arrive au niveau de la synapse, il provoque l'émission de neuromédiateurs qui vont se fixer sur des récepteurs de l'autre côté de l'espace inter-

synaptique. Quand suffisamment de molécules se sont fixées, un signal électrique est émis de l'autre côté et on a donc transmission.

En fait, suivant le type de la synapse, l'activité d'un neurone peut renforcer ou diminuer l'activité de ses voisins, on parle ainsi de synapse excitatrice ou inhibitrice. [HAM 90]

b- L'axone

C'est la fibre nerveuse, il sert à transporter les signaux émis par un neurone vers le neurone récepteur. Il est plus long que les dendrites (sa longueur varie d'un millimètre à plus d'un mètre) et se ramifie à son extrémité où il communique avec d'autres neurones, alors que les ramifications des dendrites se produisent plutôt près du corps cellulaire. [HAM 90]

c- Le corps cellulaire (somma)

Il contient le noyau du neurone et effectue les transformations biochimiques nécessaires à la synthèse des enzymes et des autres molécules qui assurent la vie des neurones. De plus, le somma recueille et concentre l'ensemble des informations reçues par les dendrites et en effectue une intégration qui est une sorte de sommation dite « spatiotemporelle ». Si cette somme dépasse un certain seuil, le neurone émet à son tour un signal d'action. Ce signal, très bref (1ms), correspond à une oscillation de relaxation du potentiel membranaire du neurone, il est transmis sans atténuation le long de l'axone.

Le somma est généralement de forme pyramidale ou sphérique, cette forme dépend souvent de sa position dans le cerveau. [RIC 01]

2. 2. 3. Organisation en réseau

Si l'on ramène la contribution d'un neurone au cerveau tout entier, on se rend compte que chacun effectue un travail très simple par rapport au résultat obtenu. En effet, les neurones réalisent des opérations basiques, et pourtant, lorsque l'on en met 10 milliards ensemble, on peut créer une entité pensante!

Le cerveau se compose d'environ 10^{12} neurones (mille milliards !), avec 1000 à 10000 synapses (connexions) par neurone, chaque neurone étant connecté à environ 10.000 autres neurones. On voit ainsi sa complexité étonnante.

Ces connections entre neurones ne sont pas aléatoires et correspondent à des réseaux dont les architectures sont bien définies mais dont les fonctionnements restent toujours difficiles à cerner. [DAV 92]

2. 2. 4. La plasticité synaptique

Ce titre évoque l'une des plus importantes propriétés des réseaux de neurones : « La plasticité du système nerveux ». Cette caractéristique englobe la faculté d'évolution des cellules nerveuses et de leurs interconnexions. Les notions d'apprentissage et de mémoire sont étroitement liées à cette propriété. Ainsi lors de la maturation du système nerveux, les circuits neuraux - grâce aux stimulations externes et à la plasticité cérébrale - se spécialisent par sélection, élimination ou renforcement des connexions. [FAU 98]

L'objectif des réseaux de neurones artificiels est donc de modéliser le fonctionnement des neurones réels, mais aussi de permettre un apprentissage.

3. Les règles d'apprentissage

3. 1. Règle de Hebb

«When an axon of cell A is near enough to excite a cell B and repeatedly or persistently takes part in firing it, some growth process or metabolic changes take place in one or both cells such that A's efficiency as one of the cells firing B, is increased.» Donald HEBB. [TOU, 92]

Dans un contexte neurobiologique, Hebb cherchait à établir une forme d'apprentissage associatif au niveau cellulaire. Dans le contexte des réseaux artificiels, on peut reformuler l'énoncé de Hebb sous la forme d'une règle d'apprentissage en deux parties :

1. Si deux neurones de part et d'autre d'une synapse (connexion) sont activés simultanément (d'une manière synchrone), alors la force de cette synapse doit être augmentée.
2. Si les deux neurones sont activés d'une manière asynchrone, alors la synapse correspondante doit être affaiblie ou carrément éliminée. [TOU, 92]

Mathématiquement, on peut exprimer la règle de Hebb sous sa forme la plus simple par la formule suivante :

$$w_j(t) = w_j(t - 1) + \Delta w_j(t - 1) \quad (\text{II.5})$$

$$\text{Avec :} \quad \Delta w_j(t - 1) = \eta p_j(t)a(t) \quad (\text{II.6})$$

Où η est une constante positive qui détermine la vitesse de l'apprentissage, $p_j(t)$ correspond à l'activité pré-synaptique (l'entrée j du neurone) au temps t , et $a(t)$ à l'activité post-synaptique (sortie du neurone) à ce même temps t . Cette formule fait ressortir explicitement la corrélation entre le signal qui entre et celui qui sort. Sous une forme vectorielle, on écrit :

$$\Delta \mathbf{w}(t-1) = \eta \mathbf{p}(t)\mathbf{a}(t) \quad (\text{II.7})$$

Un problème immédiat avec la règle de l'équation (II.7) est que les changements de poids $\Delta w_j(t)$ peuvent croître de façon exponentielle si, par exemple, l'entrée et la sortie demeurent constantes dans le temps. Pour pallier à cette croissance exponentielle qui provoquerait invariablement une saturation du poids, on ajoute parfois un facteur d'oubli qui retranche de la variation de poids, une fraction α du poids actuel. On obtient ainsi :

$$\Delta w_j(t-1) = \eta p_j(t)a(t) - \alpha w_j(t-1) \quad (\text{II.8})$$

Où $0 \leq \alpha \leq 1$ est une nouvelle constante. Sous forme vectorielle, on écrit :

$$\Delta \mathbf{w}(t-1) = \eta \mathbf{p}(t)\mathbf{a}(t) - \alpha \mathbf{w}(t-1) \quad (\text{II.9})$$

Mais cette règle ne résout pas tous les problèmes. A cause du terme d'oubli, il est primordial que les stimuli soient répétés régulièrement, sinon les associations apprises grâce à la règle de l'équation 2.5 seront éventuellement perdues car complètement oubliées. Une autre variante de la règle de Hebb s'exprime donc de la manière suivante :

$$\Delta w_j(t-1) = \eta p_j(t)a(t) - \alpha a(t)w_j(t-1) \quad (\text{II.10})$$

Et si l'on fixe $\alpha = \eta$ pour simplifier (on impose un rythme d'apprentissage égal à celui de l'oubli), on obtient la règle dite «instar» :

$$\Delta w_j(t-1) = \eta a(t)[p_j(t) - w_j(t-1)] \quad (\text{II.11})$$

Que l'on peut réécrire sous forme vectorielle de la façon suivante :

$$\Delta \mathbf{w}(t-1) = \eta \mathbf{a}(t) [\mathbf{p}(t) - \mathbf{w}(t-1)] \quad (\text{II.12})$$

3. 2. Règle de correction des erreurs

Cette règle est fondée sur la correction de l'erreur observée en sortie. Soit $a_i(t)$ la sortie que l'on obtient pour le neurone i au temps t . Cette sortie résulte d'un stimulus $\mathbf{p}(t)$ que l'on applique aux entrées du réseau dont un des neurones correspond au neurone i . Soit $d_i(t)$ la sortie que l'on désire obtenir pour ce même neurone i au temps t . Alors, $a_i(t)$ et $d_i(t)$ seront généralement différents et il est naturel de calculer l'erreur $e_i(t)$ entre ce qu'on obtient et ce que l'on voudrait obtenir et de chercher un moyen de réduire autant que possible cette erreur :

$$e_i(t) = d_i(t) - a_i(t) \quad (\text{II.13})$$

Sous forme vectorielle, on obtient :

$$\mathbf{e}(t) = \mathbf{d}(t) - \mathbf{a}(t) \quad (\text{II.14})$$

Avec $\mathbf{e}(t) = [e_1(t), e_2(t) \cdots e_i(t) \cdots e_S(t)]$ qui désigne le vecteur des erreurs observées sur les S neurones de sortie du réseau. L'apprentissage par correction des erreurs consiste à

minimiser un indice de performance F basé sur les signaux d'erreur $e_i(t)$, dans le but de faire converger les sorties du réseau avec ce qu'on voudrait qu'elles soient. Un critère très utilisé est celui de la somme des erreurs quadratiques :

$$F(\mathbf{e}(t)) = \sum_{i=1}^S e_i^2(t) = \mathbf{e}(t)^T \mathbf{e}(t) \quad (\text{II.15})$$

Il importe de remarquer que les paramètres libres d'un réseau sont ses poids. Prenons l'ensemble de ces poids et assemblons-les sous la forme d'un vecteur $\mathbf{w}(t)$ au temps t . Pour minimiser $F(\mathbf{e}(t)) = F(\mathbf{w}(t)) = F(t)$, nous allons commencer par choisir des poids initiaux ($t = 0$) au hasard, puis nous allons modifier ces poids de la manière suivante :

$$\mathbf{w}(t + 1) = \mathbf{w}(t) + \eta \mathbf{x}(t) \quad (\text{II.16})$$

Où le vecteur $\mathbf{x}(t)$ désigne la direction dans laquelle nous allons chercher le minimum et η est une constante positive déterminant l'amplitude du pas dans cette direction (la vitesse d'apprentissage). L'objectif est de faire en sorte que $F(t + 1) < F(t)$. Pour choisir la direction \mathbf{x} tout en respectant la condition précédente, nous allons considérer la série de Taylor de 1^{er} ordre autour de $\mathbf{w}(t)$:

$$F(t + 1) = F(t) + \nabla F(t)^T \Delta \mathbf{w}(t) \quad (\text{II.17})$$

Où $\nabla F(t)$ désigne le gradient de F par rapport à ses paramètres libres (les poids \mathbf{w}) au temps t , et $\Delta \mathbf{w}(t) = \mathbf{w}(t + 1) - \mathbf{w}(t)$. Pour que $F(t + 1) < F(t)$, il faut que la condition suivante soit respectée :

$$\nabla F(t)^T \Delta \mathbf{w}(t) = \eta \nabla F(t)^T \mathbf{x}(t) < 0 \quad (\text{II.18})$$

N'importe quel vecteur $\mathbf{x}(t)$ qui respecte l'inégalité de l'équation II.18 s'oriente donc dans une direction qui diminue F . On parle alors d'une direction de «descente». Pour obtenir une descente maximum, étant donnée $\eta > 0$, il faut que le vecteur $\mathbf{x}(t)$ aille dans le sens opposé au gradient car c'est dans ce cas que le produit scalaire sera minimum :

$$\mathbf{x}(t) = - \nabla F(t) \quad (\text{II.19})$$

Ce qui engendre la règle dite de «descente du gradient» :

$$\Delta \mathbf{w}(t) = - \eta \nabla F(t) \quad (\text{II.20})$$

L'expression exacte du gradient dépend de la fonction d'activation utilisée pour les neurones. La règle de la correction des erreurs est utilisée pour beaucoup de réseaux de neurones artificiels, bien qu'elle ne soit pas plausible biologiquement. En effet, comment le cerveau pourrait-il connaître a priori les sorties qu'il doit produire ? Cette règle ne peut être utilisée que dans un contexte d'apprentissage supervisé. [PAR, 04]

3. 3. Règle d'apprentissage compétitif

L'apprentissage compétitif consiste à mettre en compétition les neurones d'un réseau pour déterminer lequel sera actif à un instant donné. Contrairement aux autres types d'apprentissage où, généralement, tous les neurones peuvent apprendre simultanément et de la même manière, l'apprentissage compétitif produit un «vainqueur» ainsi que, parfois, un ensemble de neurones «voisins» du vainqueur, et seuls ce vainqueur et, potentiellement, son voisinage bénéficient d'une adaptation de leur poids. On dit alors que l'apprentissage est local car limité à un sous-ensemble des neurones du réseau. [HOW, 00]

Une règle d'apprentissage compétitif comporte un mécanisme permettant de mettre les neurones en compétition pour le droit de répondre à un certain sous-ensemble des stimuli d'entrée, de manière à ce qu'un seul neurone de sortie soit actif à la fois.

Ainsi, les neurones individuels peuvent apprendre à se spécialiser sur des sous-ensembles de stimuli similaires pour devenir des détecteurs de caractéristiques. Un neurone vainqueur modifiera ses poids synaptiques en les rapprochant (géométriquement) d'un stimulus d'entrée \mathbf{p} pour lequel il a battu tous les autres neurones lors de la compétition :

$$\Delta \mathbf{w} = \begin{cases} \eta (\mathbf{p} - \mathbf{w}) & \text{si le neurone est vainqueur.} \\ 0 & \text{autrement.} \end{cases} \quad (\text{II.21})$$

Où $0 < \eta < 1$ correspond à un taux d'apprentissage.

Un neurone qui ne gagne pas la compétition ne modifiera aucunement ses poids. Il ne sera donc pas affecté par le stimulus en question. Parfois, on définit également un voisinage autour du neurone gagnant et on applique une règle similaire sur les voisins, mais avec un taux d'apprentissage différent : Avec $\eta_1 > \eta_2$

$$\Delta \mathbf{w} = \begin{cases} \eta_1 (\mathbf{p} - \mathbf{w}) & \text{si le neurone est vainqueur.} \\ \eta_2 (\mathbf{p} - \mathbf{w}) & \text{si le neurone est voisin du vainqueur} \end{cases} \quad (\text{II.22})$$

4. La rétro-propagation des erreurs

4. 1. Principe de la règle

La méthode de la rétro-propagation des erreurs peut être résumée en un algorithme simple qui indique les démarches à suivre pour entraîner un PMC :

1. Initialiser tous les poids du réseau à des valeurs aléatoires (de préférence à de petites valeurs).
2. Pour chaque association ($\mathbf{p}_k, \mathbf{d}_k$) (stimulus/cible) dans la base d'apprentissage :
 - a. Propager les entrées \mathbf{p}_k vers l'avant à travers les couches du réseau et calculer les sorties observées.
 - b. Ajuster les poids en rétropropageant l'erreur observée
3. Si le critère d'arrêt est vérifié, alors STOP.
4. Sinon, permuter l'ordre de présentation des associations de la base d'apprentissage et aller à l'étape 2 [PAR 04].

Plusieurs critères d'arrêts peuvent être utilisés avec l'algorithme de rétropropagation des erreurs. Le plus commun consiste à fixer un nombre maximum de périodes d'entraînement, ce qui fixe effectivement une limite supérieure sur la durée de l'apprentissage. Un deuxième critère commun consiste à fixer une borne inférieure sur l'erreur quadratique moyenne.

Lorsque l'indice de performance choisi diminue en dessous d'un objectif à atteindre, on considère simplement que le PMC a suffisamment bien appris ses données et on arrête l'apprentissage [PAR 04].

4. 2. Présentation des détails de calcul

Nous présentons dans ce qui suit l'algorithme de rétro-propagation de l'erreur pour le PMC à deux couches (une couche cachée et une couche de sortie). Ce modèle étant utilisé dans notre cas.

Les conventions suivantes sont utilisées :

i : est l'indice pour un neurone de la couche de sortie $i=1 \dots n$

j : est l'indice d'un neurone de la couche cachée $j=1 \dots m$

k : est l'indice d'une entrée de la couche d'entrée $k=1 \dots R$

w_{ij} : est le poids reliant le $j^{\text{ème}}$ neurone de de la couche cachée au $i^{\text{ème}}$ neurone de la couche de sortie

w_{jk} : est le poids reliant la $k^{\text{ème}}$ entrée de la couche d'entrée au $j^{\text{ème}}$ neurone de la couche de sortie

p_k : $k^{\text{ème}}$ entrée de la couche cachée

v_j : $j^{\text{ème}}$ sortie de la couche cachée

y_i : $i^{\text{ème}}$ sortie de la couche de sortie

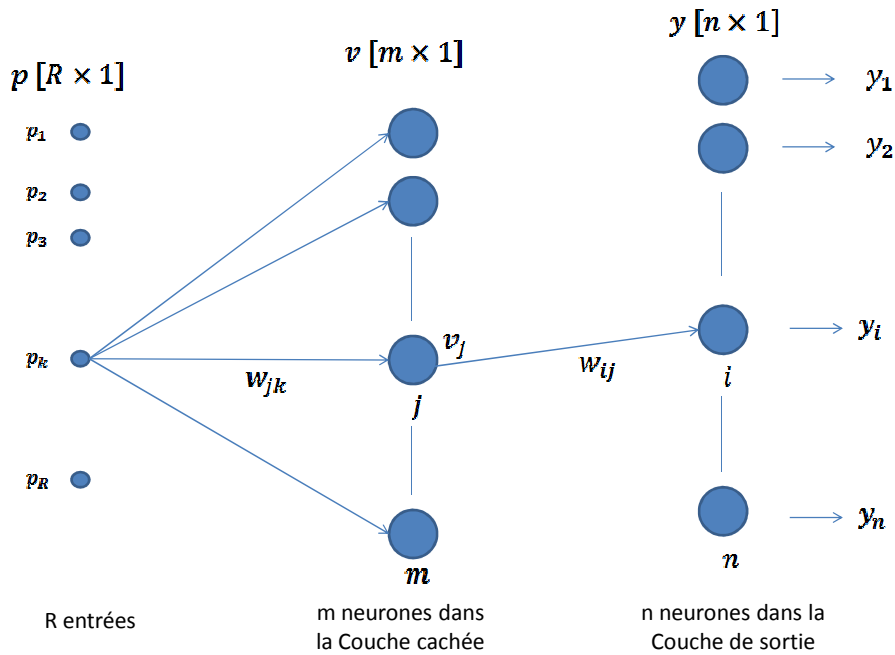


Figure AII. 4. Structure d'un PMC à une couche cachée.

A chaque instant t , on fait propager vers l'avant un stimulus $\mathbf{p}(t)$ à travers le PMC pour obtenir un vecteur de sorties $\mathbf{y}(t)$. Ceci nous permet de calculer l'erreur $\mathbf{E}(t)$ entre ce que le réseau produit en sortie pour ce stimulus et la cible $\mathbf{y}^d(t)$ qui lui est associée (sortie désirée). L'objectif de l'algorithme de rétropropagation est de minimiser l'erreur quadratique moyenne que nous allons approximer par l'erreur instantanée $\mathbf{E}(t)$. (Dans ce qui suit l'indice de temps sera sous-entendu sans être indiqué dans l'expression). Cette minimisation se fait à l'aide du gradient de descente.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (y_i^d - y_i)^2 \quad (\text{II.23})$$

Le réajustement des poids se fait comme suit :

$$\square \quad w^{old} = w^{new} - \eta \frac{\partial E}{\partial w} \quad \eta: \text{Taux d'apprentissage } 0 < \eta < 1$$

$$\square \quad w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \quad (\text{II.24})$$

$$\square \quad w_{jk}(t+1) = w_{jk}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{jk}} \quad (\text{II.25})$$

Dans le cas de l'algorithme de rétro-propagation, il est indispensable d'utiliser des fonctions de transfert de type sigmoïde, car ce sont des fonctions dérivables en tout point.

Ainsi, nous avons :

$$\blacksquare \quad v_j = \frac{1}{1+e^{-h_j}} \quad \text{avec } h_j = \sum_{k=1}^R w_{jk} p_k - b \quad (\text{II.26})$$

$$\blacksquare \quad y_i = \frac{1}{1+e^{-s_i}} \quad \text{avec } s_i = \sum_{j=1}^m w_{ij} v_j \quad (\text{II.27})$$

Nous allons détailler dans ce qui suit les étapes de calcul afin de réajuster les poids w_{ij} entre la couche cachée et la couche de sortie.

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \quad (\text{II.28})$$

➤ **Calcul de :** $\frac{\partial E}{\partial w_{ij}}$

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial \left(\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (y_i^d - y_i)^2 \right)}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial \left(\frac{1}{2} (y_i^d - y_i)^2 \right)}{\partial w_{ij}} \quad (\text{II.29})$$

Cette égalité se justifie par le fait que pour un « i » donné, seulement y_i est fonction de w_{ij} , de ce fait, tous les autres termes y_q $q \neq i$ s'annulent après dérivation.

$$\text{Ainsi,} \quad \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = - (y_i^d - y_i) \frac{\partial y_i}{\partial w_{ij}} \quad (\text{II.30})$$

$$\text{Comme } y_i = \frac{1}{1+e^{-s_i}} \quad \text{donc } \frac{\partial y_i}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial y_i}{\partial s_i} \frac{\partial s_i}{\partial w_{ij}} \quad (\text{II.31})$$

$$\text{Avec } \begin{cases} \frac{\partial y_i}{\partial s_i} = y_i(1 - y_i) \text{ (propriété fonction sigmoïde)} \\ \frac{\partial s_i}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial \sum_{j=1}^m w_{ij} v_j}{\partial w_{ij}} = v_j \end{cases} \quad (\text{II.32})$$

$$\text{D'où } \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = - (y_i^d - y_i) y_i(1 - y_i) v_j \quad (\text{II.33})$$

Ainsi, nous arrivons aux expressions finales suivantes :

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = w_{ij}(t) + \eta (y_i^d - y_i) y_i(1 - y_i) v_j \quad (\text{II.34})$$

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = w_{ij}(t) + \eta \delta_i v_j \quad \text{où } \delta_i = (y_i^d - y_i) y_i(1 - y_i) \quad (\text{II.35})$$

De manière analogue, nous trouvons l'expression de réajustement des poids w_{jk} reliant la couche d'entrée à la couche cachée.

$$w_{jk}(t+1) = w_{jk}(t) + \eta \delta_j p_k = w_{jk}(t) + \eta \delta_i v_j \quad \text{où } \delta_j = v_j (1 - v_j) \sum_i \delta_i w_{ij} \quad (\text{II.36})$$

L'algorithme de rétropropagation, permet donc de réajuster les poids du réseau PMC à une couche cachée, en calculant les expressions suivantes :

$$\left\{ \begin{array}{l} w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = w_{ij}(t) + \eta \delta_i v_j \quad \text{où } \delta_i = (y_i^d - y_i) y_i (1 - y_i) \\ w_{jk}(t+1) = w_{jk}(t) + \eta \delta_j p_k = w_{jk}(t) + \eta \delta_i v_j \quad \text{où } \delta_j = v_j (1 - v_j) \sum_i \delta_i w_{ij} \end{array} \right. \quad (\text{II. 37})$$

Annexe III : Tableau de données pour traitement RNA

Unité (jour, semaine)	Code produit	Ventes	Quantité stock	Nombre de prévisions	Date de lancement DU	Date de lancement AU	Nombre total de lignes
Jour	11140	54	1886	4	12/02/2012	17/02/2012	132
Jour	11140	275	1886				
Jour	11140	247	1283				
Jour	11140	202	1881				
Jour	11140	208	1619				
Jour	11140	151	2105				
Jour	11140	174	1910				
Jour	11140	247	1894				
Jour	11140	110	1958				
Jour	11140	107	1425				
Jour	11140	77	1222				
Jour	11140	165	1057				
Jour	11140	157	900				
Jour	11140	296	551				
Jour	11140	148	429				
Jour	11140	144	280				
Jour	11140	300	1315				
Jour	11140	120	370				
Jour	11140	1904	5226				
Jour	11140	42	5226				
Jour	11140	55	1113				
Jour	11140	24	1045				
Jour	11140	123	813				
Jour	11140	1774	1378				
Jour	11140	52	1194				
Jour	11140	45	1128				
Jour	11140	15	1258				
Jour	11140	259	3318				
Jour	11140	68	3318				
Jour	11140	90	4009				
Jour	11140	59	3950				
Jour	11140	239	3705				
Jour	11140	285	3488				
Jour	11140	49	4888				
Jour	11140	69	4822				
Jour	11140	291	4910				
Jour	11140	65	1580				

Jour	11140	83	1580				
Jour	11140	75	1347				
Jour	11140	125	1222				
Jour	11140	82	1140				
Jour	11140	68	1102				
Jour	11140	101	1002				
Jour	11140	73	907				
Jour	11140	17	1046				
Jour	11140	3	1298				
Jour	11140	77	1203				
Jour	11140	50	1182				
Jour	11140	32	1508				
Jour	11140	220	1288				
Jour	11140	200	1063				
Jour	11140	228	980				
Jour	11140	372	615				
Jour	11140	300	173				
Jour	11140	114	66				
Jour	11140	1540	2				
Jour	11140	258	1346				
Jour	11140	137	1162				
Jour	11140	62	1543				
Jour	11140	44	1430				
Jour	11140	198	1430				
Jour	11140	126	1014				
Jour	11140	242	1732				
Jour	11140	132	2546				
Jour	11140	101	2504				
Jour	11140	269	2232				
Jour	11140	267	2012				
Jour	11140	81	2288				
Jour	11140	48	351				
Jour	11140	594	4734				
Jour	11140	973	3761				
Jour	11140	830	2777				
Jour	11140	359	2561				
Jour	11140	60	322				
Jour	11140	26	286				
Jour	11140	130	1112				
Jour	11140	631	1112				
Jour	11140	573	1511				
Jour	11140	509	2502				
Jour	11140	355	2096				
Jour	11140	594	3470				

Jour	11140	610	2859				
Jour	11140	429	4129				
Jour	11140	270	3084				
Jour	11140	50	4602				
Jour	11140	142	4602				
Jour	11140	68	6139				
Jour	11140	63	6076				
Jour	11140	93	6295				
Jour	11140	67	6249				
Jour	11140	76	6507				
Jour	11140	65	6445				
Jour	11140	10	6188				
Jour	11140	89	789				
Jour	11140	30	757				
Jour	11140	36	740				
Jour	11140	29	693				
Jour	11140	30	752				
Jour	11140	20	966				
Jour	11140	38	839				
Jour	11140	54	673				
Jour	11140	45	608				
Jour	11140	15	578				
Jour	11140	16	506				
Jour	11140	30	494				
Jour	11140	10	494				
Jour	11140	16	739				
Jour	11140	20	698				
Jour	11140	5	693				
Jour	11140	30	693				
Jour	11140	65	603				
Jour	11140	10	603				
Jour	11140	10	195				
Jour	11140	105	1875				
Jour	11140	116	1558				
Jour	11140	168	1390				
Jour	11140	143	1209				
Jour	11140	211	1095				
Jour	11140	240	850				
Jour	11140	135	1251				
Jour	11140	24	986				
Jour	11140	536	1718				
Jour	11140	1	602				
Jour	11140	24	554				
Jour	11140	17	520				

Jour	11140	22	476				
Jour	11140	41	436				
Jour	11140	28	378				
Jour	11140	49	240				
Jour	11140	4	560				
Jour	11140	60	437				

Annexe IV Détails du programme RNA adapté sous MATLAB

```

%%%%Lecture et écriture dynamique du fichier Excel %%%%

global V S Pr1 retard VP V1
ch=['D:\Matlab\GHP_PREVISION.xlsx'];
r=xlsread(ch,'INPUT','H2');
cl=[['B1' ':' ] ['B' num2str(r)]];
[num,text,A]=xlsread(ch,'INPUT',cl);
retard=1;
prev=xlsread(ch,'INPUT','E2');
n=length(num(:,1));
t=1;
l=1;
while t<=n
    N=sum(num==num(t));
    t=t+N;
    l=l+1;
    CL=[['C' num2str(t-N+1) ':' ] ['D' num2str(t)]];

    [num1,text,P]=xlsread(ch,'INPUT',CL);
    num1;
    VP=num1(:,1);

%%%%Construction de l'échantillon d'apprentissage %%%%

    fV=0.8*length(num1(:,1));
    eV=floor(fV)+t-N;

    CLV=[['C' num2str(t-N+1) ':' ] ['C' num2str(eV)]];

    [numV,text,P]=xlsread(ch,'INPUT',CLV);
    V=numV;
    V=V';

    fS=0.8*length(num1(:,2))
    eS=floor(fS)+t-N;

    CLS=[['D' num2str(t-N+1) ':' ] ['D' num2str(eS)]];

    [numS,text,P]=xlsread(ch,'INPUT',CLS);
    S=numS;
    S=S';

    eV1=eV+1;

```

```

CLV1=[['C' num2str(eV1) ':' ] ['C' num2str(t)]];
[numV1,text,P]=xlsread(ch,'INPUT',CLV1);
V1=numV1;
V1=V1';

eS1=eS+1;

CLS1=[['D' num2str(eS1) ':' ] ['D' num2str(t)]];

[numS1,text,P]=xlsread(ch,'INPUT',CLS1);
S1=numS1;
S1=S1';

Pr1=[V1;S1];

%%%% Recherche du réseau optimal%%%%
for h=1:7;
if h==1
[net1_opt,MSE1,Pr]= neurone1bis (V,S,Pr1,retard,VP,V1)
net1_opt
MSE1
Pr
elseif h==2
[net2_opt,MSE2]= neurone2bis (V,S,Pr1,retard,VP,V1)
net2_opt
MSE2

elseif h==3
[net3_opt,MSE3]= neurone3bis (V,S,Pr1,retard,VP,V1)
net3_opt
MSE3
elseif h==4
[net4_opt,MSE4]= neurone4bis (V,S,Pr1,retard,VP,V1)
net4_opt
MSE4
elseif h==5
[net5_opt,MSE5]= neurone5bis (V,S,Pr1,retard,VP,V1)
net5_opt
MSE5
elseif h==6
[net6_opt,MSE6]= neurone6bis (V,S,Pr1,retard,VP,V1)
net6_opt
MSE6
elseif h==7
[net7_opt,MSE7]= neurone7bis (V,S,Pr1,retard,VP,V1)
net7_opt
MSE7
end

end

w=[MSE1 MSE2 MSE3 MSE4 MSE5 MSE6 MSE7]
MSE_opt=min (w)

if MSE_opt == MSE1

```

```

net_opt=net1_opt;

elseif MSE_opt == MSE2
net_opt=net2_opt;

elseif MSE_opt == MSE3
net_opt=net3_opt;

elseif MSE_opt == MSE4
net_opt=net4_opt;

elseif MSE_opt == MSE5
net_opt=net5_opt;

elseif MSE_opt == MSE6
net_opt=net6_opt;

elseif MSE_opt == MSE7
net_opt=net7_opt;
end

%%%% Les commandes d'apprentissage et de prévision, ayant déjà été
établies par M. Charfaoui dans le cadre d'un exposé, nous les avons
appliquées à notre base de données%%%%

%%% points réels et simulés de l'échantillon d'apprentissage (80%)%%%

Y1=sim(net_opt,Pr1);
ent=input('voulez vous voir les resultats de l''entraînement entrez 1
pour voir')
if ent==1;
    ml=sim(net_opt,Pr);
    subplot(3,1,1);
    plot(retard+1:1:length(V),ml,'r'); %resultat de la simulation avec
les vecteurs d'apprentissage
    title('resultat de la simulation sur échantillon apprentissage')
    hold on;
    plot(V);
    legend('chronique simulé','chronique ')

%%% points réels et simulés de l'échantillon de généralisation
(20%)%%%

    subplot(3,1,2);
    plot(length(V)+1:1:N,Y1,'r')
    title('resultat de la simulation sur échantillon généralisation')
    hold on;
    plot(V1);
    legend('chronique simulé','chronique ')
end

%%% Phase de prevision%%%

A=num1(:,1);

```

```
A=A';

B=num1(:,2);
B=B';

d=[A(N-retard+1:1:N),B(N-retard+1:1:N)];
d=d';
%display(d);

for i=1:1:prev
    f=sim(net_opt,d);
    li(i)=f;
    d=[d;f];
    d=d(2:2*retard+1);
end

fprintf('les previsions sont')
disp(li)
cl=[['C' num2str(l) ':' ] ['I' num2str(l)]];
xlswrite(ch,li,'OUTPUT',cl);

    ga=['B' num2str(t)] ;
    [Ea,text,Ega]=xlsread(ch,'INPUT', ga);
    cEa=[['A' num2str(l) ':' ] ['A' num2str(l)]];
    xlswrite(ch,Ea,'OUTPUT',cEa);

    cEp=[['B' num2str(l) ':' ] ['B' num2str(l)]];
    xlswrite(ch,prev,'OUTPUT',cEp);
end
```

BIBLIOGRAPHIE

[AIB 12] Conception et développement d'un outil d'aide à l'élaboration de la stratégie, Thèse de doctorat, Département Génie Industriel, Ecole Nationale Polytechnique, (2012)

[ALB04] P. Albertos et A. Sala, 'Perspectives of fuzzy control: lights and shadows', *Proceedings of the 2nd International IEEE Conference on Intelligent Systems, Vol.1*, pp. 25-32, (2004).

[BEN 10] Bentoumi et Ilmane, *Outil d'aide à la décision stratégique : conception et déploiement d'une méthodologie de mise en œuvre appliquée au domaine de la distribution pharmaceutique*, Mémoire de projet de fin d'étude, Département Génie Industriel, Ecole Nationale Polytechnique, Alger, (2010)

[BRD 98] P.Borne J.Rozinoer J-Y Dieulot L.Dubois 'Introduction à la commande floue', (1998)

[COU 03] Alain Courtois, 'Gestion de Production', Editions d'organisations (2003)

[BUH 94] H. Buhler, "Réglage par logique floue", *Presse polytechnique et université Romande Losane (Suisse)*, (1994)

[DES 10] J.-D. Dessimoz, 'Intelligence artificielle et cognitive, commande à logique floue', (2010)

[DRE 08] Gérard Dreyfus, 'Apprentissage Statistique', (2008)

[ELK 10] Sabeur Elkosantini, 'Introduction à la logique floue : les concepts fondamentaux et applications', (2010).

[EYR 02] Réseaux de neurones, *Méthodologie et applications* Editions Eyrolles, (2002)

[FIO 99] A.Fiordaliso. 'Système flous et prévision de séries temporelles'. Ed. HERMES Science Publications, (1999).

[GAD 03] A. Gad, et M. Farooq , 'An overview of fuzzy logic in power and control systems', *Proceedings of the 46th IEEE International Midwest Symposium on Circuits and Systems, Vol. 3*, pp. 1047-1050, (2003).

[GIA 03] V.Giard. 'Statistique appliquée à la gestion' 8^{eme} édition. Ed. Gestion & Economica, (2003).

[GUY 90] A.Guy. 'Les méthodes de prévision en économie'. Ed. ARMAND COLIN, (1990).

[HAM 11] Hamitou et Baough, *Mise en place du modèle de costing : Time Driven ABC CAS : SPA. HYDRAPHARM, Mémoire de projet de fin d'étude, Département Génie Industriel, Ecole Nationale Polytechnique, Alger, (2011).*

[HOW 11] D.HOWARD & M.BEALE. *Neural Network Toolbox For use with MATLAB Version 4. Ed. THE MATHWORKS, 2011*

[JAN95] J.S.R. Jang et C.T. Sun, 'Neuro fuzzy modelling and Control', *Proc. IEEE, Vol 83, n° 3, pp 378-406, (1995).*

[KAU 10] Arnold Kaufmann, *Introduction à la logique floue, Institut Polytechnique de Grenoble, (2010)*

[LAB04] S. Labiod, 'Contribution à la commande adaptative floue des systèmes non linéaires', *Thèse de doctorat, ENP, Alger, (2004).*

[LAN92] O. Landolt, P. Marchal & E. Vittoz (CSEM), 'Principes de la Logique Floue', *publication, MSM, n° 4, (1992).*

[MAM74] E.H. Mamdani, 'Application of Fuzzy Algorithms for Control of a simple Dynamic Plant', *Proc. of the IEE Control and Science, Vol.121, n° 12, pp. 1585-1588, (1974).*

[MAM75] E.H. Mamdani et S. Assilian, 'An experiment in Linguistic Synthesis with a fuzzy logic Controller', *Int. Journal of Man-Machines Studies, Vol. 7, pp. 1-13, (1975).*

[MAM76] E.H. Mamdani, 'Advances in the Linguistic of Fuzzy Controllers', *Int. Journal of Man-Machines Studies, Vol. 8, pp. 669-678, (1975).*

[MEN 95] M Mendel 'Fuzzy Logic systems for engineering', (1995).

[MOU 10] Fabien Moutarde , *Mines ParisTech (ENSMP), (2010)*

[PAR 04] M.PARIZEAU. *Réseaux de neurones Université LAVAL 2004.*

[SUG86] M. Sugeno et G.T. Tang, 'Fuzzy Modelling and Control of Multilayer Incinerator', *Fuzzy Sets and Systems, Vol. 18, p. 329, (1986).*

[SFB 12] *Société de formation bourse, www.formation-trading.com*

[UBI 09] UBIFrance *Le marché des produits pharmaceutiques en Algérie (circuits, marchés et stratégies) : Perspectives et opportunités. UbiFrance Editions. (2009).*

[WAN94] L.X. Wang, 'Adaptive Fuzzy Systems and Control: Design and Stability Analysis', *Prentice-Hall, Englewood Cliffs, N.J., 1994.*

[WAN94] L.X. Wang, 'Adaptive Fuzzy Systems and Control: Design and Stability Analysis', *Prentice-Hall, Englewood Cliffs, N.J., 1994.*

[ZAD65] L. Zadeh, 'Fuzzy set', *Information and Control, Vol. 8, (1965)*