

MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE



MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE



UNIVERSITÉ HADJ LAKHDAR « BATNA »
FACULTÉ DE TECHNOLOGIE
DÉPARTEMENT DE GÉNIE INDUSTRIEL

MEMOIRE DE MAGISTER

PRESENTE AU

LABORATOIRE D'AUTOMATIQUE ET PRODUCTIQUE

En vue de l'obtention de diplôme de

MAGISTER

Spécialité : Génie Industriel et Productique

Par

AMAR HABOUSSI

Ingénieur d'état en Informatique

Thème

SYSTÈMES IMMUNITAIRES ARTIFICIELS POUR LE DIAGNOSTIC DES SYSTÈMES COMPLEXES

Directrice de Thèse : Dr. L. Hayet MOUSS

Devant le JURY :

Nadia Mouss	MC-A	Université de Batna	Présidente
Hayet Mouss	MC-A	Université de Batna	Rapporteur
Okba Kazar	Prof	Université de Biskra	Examineur
Hamoudi Kalla	MC-A	Université de Batna	Examineur
Rafik Mahdaoui	MAT-A	Université de Khenchela	Co-Encadreur

ANNÉE UNIVERSITAIRE : 2011-2012

REMERCIEMENTS

Au nom de Dieu le Clément, le Tout Miséricordieux

Nous remercions tout d'abord Dieu de nous avoir offert tout ce que nous possédons.

Nous tenons à remercier vivement **Pr. L.H.MOUSS** et **Mr. R.Mahdaoui** pour avoir acceptés de diriger et suivre la réalisation de notre mémoire, pour leurs conseils et remarques qui nous été d'un grand apport.

Nous remercions également les membres de jury pour avoir accepter de juger et critiquer ce travail, ainsi que tout ceux qu'ont honore de leur présence.

Nous remercions aussi l'ensemble des enseignants au département génie industriel.

AMAR HABOUSSI

A ma famille que j' aime...

A tous mes amies...

SOMMAIRE

INTRODUCTION GENERALE

DIAGNOSTIC PAR RECONNAISSANCE DE FORME

I.1 Introduction	7
I.2 Supervision Des Systèmes	7
I.3 Systèmes Complexes	8
I.3.1 Notion de système et système complexe	8
I.3.2 Les type de systèmes	12
I.3.2.1 les systèmes continus	12
I.3.2.2 Les systèmes a évènements discrets	12
I.3.2.3 Les systèmes dynamiques hybrides	12
I.4 Surveillance Industrielle	13
I.4.1 Module d'acquisition de données	14
I.4.2 Module de perception	16
I.4.3 Module de détection de défauts	17
I.4.4 Module de localisation de défauts	17
I.4.5 Module d'identification de défauts	17
I.4.6 Module de pronostic	18
I.4.7 Module d'analyse de conséquences	18
I.4.8 Module de planification des actions	18
I.5 Le Diagnostic Industriel	19
I.5.1 Organisation générale d'un système de surveillance	19
I.5.2 Les Stratégies Du Diagnostic Industriel	21

I.5.2.1 Stratégies Orientées Bon Fonctionnement	22
I.5.2.2 Stratégie Orientée Mauvais Fonctionnement	22
I.6 Les différentes méthodes de diagnostic	23
I.6.1 Choix de la méthode de diagnostic	23
I.6.2 Le Diagnostic à base de modèles	24
I.6.2.1 Redondance Analytique	25
I.6.2.2 Estimation Paramétrique	25
I.6.2.3 Observateur	26
I.6.2.4 Filtre	26
I.6.2.5 Espace De Parité	26
I.6.3. Les Méthodes sans modèles (directes)	27
I.6.3.1 Redondance Matérielle	27
I.6.3.2 Seuillage	28
I.6.3.3 Traitement Statistique	28
I.6.3.4 Modèles de connaissance	28
I.6.3.4.1 Les Systèmes Experts	28
I.6.3.4.2 Le Raisonnement a partir de cas	28
I.6.3.5 La Reconnaissance De Formes	29
I.7 Conclusion	30

LES SYSTEMES IMMUNITAIRES NATURELS

II.1 Introduction	32
II.2 Systèmes immunitaires naturels	32
II.2.1 Historique	33
II.2.2 Concepts immunologiques	33
II.2.2.1 Organes immunitaires	33

II.2.2.2 Cellules immunitaires	34
II.2.2.3 Antigène	35
II.3. L'architecture du système immunitaire	36
II.3.1 Immunité innée	36
II.3.2 Immunité adaptative	36
II.4 Réactions immunitaires	37
II.4.1 Immunité humorale	37
II.4.2 Immunité cellulaire	37
II.5 Caractéristiques des systèmes immunitaires	37
II.6 Théories immunitaires	40
II.6.1 Théorie de la sélection négative/positive	40
II.6.2 Théorie de la sélection clonale	41
II.6.3 Théorie du danger	42
II.7 Déroulement d'une réponse immunitaire	42
II.8 Conclusion	43

LES SYSTEMES IMMUNITAIRES ARTIFICIELS

III.1 Historique	45
III.2 Définitions	45
III.3 Modélisation des systèmes immunitaires artificiels	46
III.4 Pourquoi utiliser les systèmes immunitaires artificiels pour la reconnaissance des formes	50
III.5 Les théories immunitaires	51
III.5.1 Sélection Négative	52
III.5.2 La théorie du danger	54
III.5.3 Sélection clonale artificielle et hyper mutations	57
III.5.4 Les modèles de réseaux immunitaires artificiels	58

III.6 Quelques études faites sur les SIA	61
III.7 Conclusion	62

DIAGNOSTIC PAR RECONNAISSANCE DES FORMES IMMUNITAIRE

IV.1 Introduction	63
IV.2. Principe général des méthodes de reconnaissance des formes	66
IV.2.1. Principe	67
IV.2.2. Prétraitement des données	68
IV.2.3. Apprentissage et classification	69
IV.2.4. Environnement statique et environnement dynamique	69
IV.2.5. Applications typiques de la reconnaissance des formes	70
IV.2.6 Principales Approches pour la classification	71
IV.2.6.1 Approche basée sur les prototypes	72
IV.2.6.2 Approche Statistique	72
IV.2.6.3 Approches bio inspirées	73
IV.2.6.3.1 Réseaux de neurones	73
IV.2.6.3.2 Algorithmes génétiques	73
IV.2.6.4 Méthodes structurelles	74
IV.2.7 Combinaison des classificateurs	74
IV.3 Diagnostic par reconnaissance des formes immunitaire	75
IV.3.1 Phase d'analyse	76
IV.3.2 Phase de choix d'une méthode de décision	79
IV.4 CLONCLAS, L'original	79
IV.4.1 Introduction	79
IV.4.2 Apprentissage	81

a. Affinité	82
b. Le Nombre de clones	82
c. Le Nombre de bits a muté	82
IV.4.3 Classification	82
IV.4.4 Description des tests effectues sur CLONCLAS	83
IV.5 Analogies entre immunité biologique et système industriel	85
IV.6 Utilisation de CLONCLAS, pour diagnostic industriel	85
a. Affinité	85
b. Le Nombre de clones	87
c. Le Nombre de bits a muté	87
IV.7 CONCLUSION	88
 <i>DAIS : UNE APPROCHE IMMUNITAIRE PROPOSEE POUR LE DIAGNOSTIC INDUSTRIEL</i>	
V.1 Introduction	90
V.2Dais outil de classification	91
V.2.1 Les Iris De Fisher	91
V.2.2 Apprentissage	94
V.2.3 Classification	94
V.2.4 Teste de classification	97
V.2.5 Comparaison avec autres systèmes	98
V.2.6 Seuil	99
V.3Application industriel au SCIMAT	100
V.3.1. Introduction	101
V.3.2 Brève présentation de l'entreprise	101
1. Le Préchauffeur	103

2. Le Four Rotatif	103
3. Le Refroidisseur	104
V.3.3. Diagnostic de l'atelier de clinkerisation	104
V.3.3.1 Prétraitement	105
V.3.3.1. 1 Analyse de dysfonctionnements	105
V.3.3.1.2 Les Variables du fonctionnement de la partie clinkerisation	107
V.3.3.2 Apprentissage	111
V.3.3.3 Classification	111
V.3.3.4: Taux De Classification	114
V.3.3.5 Seuil :	115
V.3.4 Simulation Du Fonctionnement Normal	117
V.3.5 Comparaison Entre DAIS et NEFDIAG	119
V.4 .Conclusion	119

CONCLUSION GENERALE

BIBLIOGRAPHIE

LISTE DE FIGURES

CHAPITRE 1

Figure I.1 Complexité d'un système	11
Figure 1.2 Architecture générale de détection de défaut a base de modèle	14
Figure I.3. Modules d'une procédure de surveillance	15
Figure I.4 Domaine de la surveillance.	20
Figure I.5 Processus de diagnostic	21
Figure I.6 Différentes méthodes de diagnostic	24
Figure I. 7 Approche par filtre.	27

Figure I.8 Structure D'un système de diagnostic par RdF	29
---	----

CHAPITRE 2

Figure II.1 Structure d'un antigène avec ses epitopes [41]	35
Figure II.2 Différents types de réponses immunitaires [10].	38
Figure II.3 Processus de sélection négative/positive [36].	41
Figure II.4 Processus de sélection clonale [37].	43
Figure II.5 Déroulement d'une réponse immunitaire [34].	44

CHAPITRE 3

Figure III.1 Framework pour un SIA [22]	48
Figure III.2 Espace de forme [39]	49
Figure III.3 Principe de complémentarité entre antigène et anticorps	50
Figure III.4 Chaines Soi	53
Figure III.5 Chaines Soi et détecteurs	53
Figure III.6 Tolérisation	54
Figure III.7 Détection de changement	54
Figure III.8 Trous dans les chaines Soi	55
Figure III.9 Principe de la théorie du danger	56

CHAPITRE 4

Figure IV.1 Les étapes principales d'une approche de reconnaissance des formes.	67
Figure IV.2 Exemple de chiffre manuscrit [2]	72
Figure IV.3. Le Diagnostic par RdFL	76
Figure IV.4. Méthode de classification par SIA	77
Figure IV.5 Images binaires de chiffres	79

Figure IV.6 Transfer image binaire vers vecteur	80
Figure IV.7 Exemple de cellules mémoire	82

CHAPITRE 5

Figure V.1.Fenêtre D'entrée Pour DAIS	90
Figure V.2.Chargement Des Données Iris Pour DAIS	91
Figure V.3. Les Iris De Fisher	92
Figure V.4 classification des iris de Fisher	93
Figure V.5. Les vecteurs modèles de chaque Iris De Fisher par DIAS	94
Figure V.6. Introduction des caractéristiques de L'iris De Fisher à classe	95
Figure V.7. Résultat de classement d'une Iris De Fisher SETOSA	95
Figure V.8. Résultat de classement D'une Iris De Fisher VERSICOLOR	96
Figure V.9Résultat de classement d'une Iris De Fisher VIRGINICA	96
Figure V.10 Taux de classification donnees par dais	97
Figure V.11 Comparaison de dais avec autres systèmes (taux de classification)	98
Figure V.12 Comparaison de dais avec autres systèmes	98
Figure V.13 Influence de seuil sur le taux de classification	100
Figure V.14SCIMAT filial du groupe ERCE	100
Figure V.15 Représentation schématique du principe de fabrication du ciment.	102
Figure V.16 Atelier de clinkerisation 2	102
Figure V.17 Diagnostic par reconnaissance de forme immunitaire	104
Figure V.18 Position des composants de vecteur d'état dans SCIMAT	107
Figure V.19. Données issues par des capteurs (Vecteur D'entrée)	110
Figure V.21. Apprentissage par RdFI	111
Figure V.22. Apprentissage de SCIMAT par DAIS	112
Figure V.23. Introduire vecteur d'état d'une nouvelle observation pour	113

classer

Figure V.24. Observation classer mode 1	113
Figure V.25. Cas d'une observation non classée	114
Figure V.26. Taux de classification de SCIMAT par DAIS	114
Figure V.27. Les classes prédicat des observations de SCIMAT	115
Figure V.28. Fenêtre pour introduire la valeur de seuil	116
Figure V.29. Influence de seuil sur la classification	116
Figure V.30. Représentation de l'atelier de clinkérisation avant le démarrage	117
Figure V.31. Représentation de l'atelier de clinkérisation après introduction des gaz chauds et début l'arrivée de la charge	117
Figure V.32 Représentation de l'atelier de clinkérisation après passage de la charge dans la tour de préchauffage	118
Figure V.33 Représentation de l'atelier de clinkérisation après passage de la charge dans le four	118

LISTE DE TABLEAUX

Tableaux 4.1 Quelques études faites sur les SIA	62
Tableau 4.2 Analogies entre immunité biologique et système industriel	84
Tableau 5.1 Les vecteurs model de chaque iris	94
Tableau 5.2 Les fleurs d'iris non classées par <i>DAIS</i>	98
Tableau 5.3 AMDEC du four	98
Tableau 5.4 Description des paramètres du vecteur d'état.	109
Tableau 5.5 modes de défaillances	95

INTRODUCTION

GENERALE

Les grandes entreprises sont de plus en plus soumises à la concurrence du marché. Pour assurer leur avenir, les entreprises doivent désormais faire face à différents enjeux socio-économiques, ce qui les amène à avoir une complexité toujours croissante de leurs systèmes de production pour pouvoir atteindre des objectifs de plus en plus exigeants. Sur le plan économique, les coûts de production, le rendement ainsi que le respect des délais sont des facteurs qui influent sur la compétitivité des entreprises. Sur le plan technique, les principales contraintes portent sur la diversité, la flexibilité, la complexité et la qualité des produits. Des développements au niveau des technologies de l'informatique et de l'automatisation deviennent nécessaires

L'automatique a pour objectif l'amélioration des performances que ce soit en termes de productivité, de rentabilité ou de qualité des produits. C'est dans ce contexte très concurrentiel que fut ressentie la nécessité de superviser les systèmes industriels et surveiller l'outil de production en vue d'une compétitivité accrue. Initialement considéré comme un thème secondaire de la vaste discipline qu'est l'automatique.

Le diagnostic est une composante principale du module de supervision. Il consiste à déterminer à chaque instant le mode de fonctionnement dans lequel le système se trouve. Pour cela, beaucoup de travaux ont été dédiés à l'élaboration des systèmes d'aide au diagnostic.

Le problème de diagnostic est peut être vue comme un problème de classification.

La reconnaissance des formes est la discipline qui tente d'automatiser les mécanismes de reconnaissance utilisés par les êtres vivants en général, et par les êtres humains en particulier. Malgré plusieurs décennies de recherche, aucune solution générale n'a pu être développée. Il est devenu évident que les

performances optimales ne peuvent être atteintes qu'en construisant des solutions spécifiques. La reconnaissance des formes peut être vue comme un problème de classification. La reconnaissance des formes est aussi un problème d'apprentissage, le système doit généralement apprendre tout seul comment distinguer entre les formes des différentes classes.

Plusieurs méthodes et algorithmes ont été développés pour chacun des modules de reconnaissance. Chaque méthode étant plus adaptée à un certain type de problèmes. De nouvelles voies ont alors été explorées par les chercheurs, parmi lesquelles le calcul BIO- INSPIRE

Les systèmes immunitaires sont des systèmes naturels qui présentent des caractéristiques très utiles à la reconnaissance des formes. Non seulement ils peuvent faire la différence entre les cellules du corps et les molécules étrangères, mais en plus ils peuvent mémoriser ces molécules pour y répondre de façon plus efficace lorsqu'elles sont rencontrées de nouveau. En plus, la réponse est spécifique à l'agent infectieux, ce qui indique que les systèmes immunitaires peuvent faire la distinction entre les molécules étrangères.

Plusieurs algorithmes ont été inspirés des systèmes immunitaires, et utilisés dans des domaines variés. Ces algorithmes peuvent être classés en trois grandes familles selon le mécanisme naturel à l'origine de l'implémentation : la sélection négative, la sélection clonale et les réseaux immunitaires. La sélection négative s'inspire des mécanismes qui permettent au système naturel de faire la différence entre les molécules non dangereuses et les molécules dangereuses. La sélection clonale s'inspire des mécanismes de mémorisation, et les réseaux immunitaires s'inspirent de la théorie du même nom.

L'objectif de ce travail est le développement d'un module de diagnostic industriel basé sur la reconnaissance de formes statistique immunitaire qui s'appuie sur la sélection clonale. Le diagnostic de défaillances est essentiellement vu comme un problème de classification. Le but principal est

de construire un bloc de correspondance tel qu'à partir d'un ensemble d'informations décrivant la situation courante de processus, il est possible d'obtenir les causes probables de situations anormales.

Quand le diagnostic est basé sur des observations multiples, ces observations sont regroupées pour former des classes qui définissent une situation ou un mode de fonctionnement du processus, auxquelles une nouvelle observation sera comparée pour être identifiée. En d'autres termes, le diagnostic a pour mission d'identifier le mode de fonctionnement d'un système à partir d'observations sur celui-ci.

La réalisation pratique de notre travail concerne le domaine de l'industrie du ciment et, plus précisément, le processus de clinkérisation.

Le mémoire est organisé en cinq chapitres qui peuvent être résumés comme suite :

Le premier chapitre est dédié aux différentes approches utilisées pour la conception d'un module de diagnostic. Les méthodologies de diagnostic sont généralement divisées en deux groupes : méthodologies de diagnostic avec et sans modèle. Les premiers se basent sur l'existence d'un modèle formel de l'équipement et utilisent généralement les techniques de l'automatique. La deuxième catégorie de méthodologies est plus intéressante dès lors qu'un modèle de l'équipement est inexistant ou difficile à obtenir. Dans ce cas, nous utilisons les outils de la statistique et de l'Intelligence Artificielle. La fonction diagnostic est alors vue comme une application de reconnaissance des formes. Les formes représentent le vecteur d'entrée composé par les différentes données de l'équipement (données mesurables et qualifiables) et les classes correspondent aux différents modes de fonctionnement.

Le deuxième chapitre est consacré à une présentation des systèmes immunitaires naturels, ses constituants, son architecture, ses réactions, ses caractéristiques et ses théories et l'implémentation des différentes théories immunitaire.

Le troisième chapitre est consacré à une présentation des systèmes immunitaires artificiels, et l'implémentation des différentes théories immunitaire.

Le quatrième chapitre est dédié à la présentation d'une exploitation industrielle innovante sur laquelle a débouché notre étude. En effet, nous proposons une stratégie pour le suivi du comportement d'un processus et la détection des défaillances. Une approche de diagnostic industriel basé sur la reconnaissance de formes statistique immunitaire a été développée et implémenté.

Afin d'implanter cette approche et l'exploiter, pour diagnostiquer un système de production, nous avons développé un pro- logiciel informatique que nous avons nommé *DAIS* (*Diagnosis Artificiel Immun System*).qui est présenté dans le dernier chapitre.

DIAGNOSTIC INDUSTRIEL

Résumé

Le diagnostic est une composante principale du module de supervision. Il consiste à déterminer à chaque instant le mode de fonctionnement dans lequel le système se trouve. Il s'appuie sur une connaissance à priori des modes de fonctionnement et sur une connaissance instantanée matériellement par une nouvelle observation de l'état du système. Il existe plusieurs approches pour réaliser le diagnostic, le choix d'une approche est lié au mode de représentation de la connaissance.

Dans une première étape, nous allons essayer de faire la distinction entre les systèmes, les systèmes compliqués et les systèmes complexes, les différents types de systèmes. Nous introduisons ensuite la fonction de supervision, des systèmes industriels et des ses fonctions surveillance, détection et diagnostic, et les différentes approches de diagnostic.

I.1 INTRODUCTION :

Répondant à un besoin grandissant de commander des systèmes physiques en limitant l'intervention humaine, l'automatique a pour objectif l'amélioration des performances que ce soit en termes de productivité, de rentabilité ou de qualité des produits. C'est dans ce contexte très concurrentiel que fut ressentie la nécessité de superviser les systèmes industriels et surveiller l'outil de production en vue d'une compétitivité accrue. Initialement considéré comme un thème secondaire de la vaste discipline qu'est l'automatique, le diagnostic des systèmes suscite, depuis une trentaine d'années, un intérêt croissant tant au niveau du monde industriel que de la recherche scientifique [53].

I.2 SUPERVISION DES SYSTEMES

Le nombre des mesures recueillies sur les processus et stockées a augmenté de façon considérable. En même temps, ces processus ont accru leur complexité et les systèmes de commande ont remplacé les ajustements manuels. Ceci afin de répondre aux demandes de qualité, aux contraintes environnementales, à la réduction des coûts de production et maintenance, tout en garantissant la sécurité des installations ainsi que celle des opérateurs humains. Face à cet incrément d'information, changeante et dynamique, l'opérateur humain a besoin de nouveaux outils qui l'aident dans sa tâche de surveillance du processus, pour en garantir le fonctionnement correct et réagir au cas où des événements anormaux se produisent.

Dans ces conditions, nous pouvons dire que la supervision a pour objectif d'assurer la gestion réactive et sûre des modes de fonctionnement d'un processus. Ces modes ou situations sont définis à partir de l'analyse des données, de la connaissance du système et du savoir-faire des opérateurs. Il faut alors exploiter au maximum toutes les informations disponibles sur le système pour pouvoir détecter les éventuels dysfonctionnements d'un processus et les diagnostiquer et réagir en conséquence de façon à assurer

son fonctionnement même en situations anormales.

Au niveau de la supervision, toute description du procédé, qui apporte une connaissance a priori sur ses caractéristiques et ses fonctionnalités, constitue un modèle du procédé. Ceci permet de comparer l'évolution du procédé réel au travers du suivi des mesures à la description théorique offerte par le modèle. Le résultat de cette comparaison détecte le bon ou mauvais fonctionnement du procédé. Nous pouvons considérer le modèle comme la façon de valider le fonctionnement correct du procédé et de déterminer les déviations par rapport aux conditions attendues d'opération. Les modèles peuvent être de différentes natures selon les informations disponibles sur le processus : il existe des modèles de type analytique (équations différentielles, équations aux différences, relations entre variables, etc.), ainsi que des modèles qualitatifs (équations qualitatives, modèles à base d'ensembles flous, règles, description du comportement, etc.), qui représentent le fonctionnement statique ou dynamique, normal ou anormal du procédé.

Pour la mise en place d'un système de supervision, du point de vue de la communauté du continu, trois fonctions doivent être prises en compte : la détection, le diagnostic et la reconfiguration. Ses fonction sont développer par suit mais avant nous parlons sur les systèmes et leur complexité.

I.3.SYSTEMES COMPLEXES

Confronté à un système complexe, l'être humain semble avoir du mal à analyser, à comprendre, encore moins à prédire son comportement dans le temps. Cette difficulté d'appréhension est essentiellement due à la présence de boucles de rétroaction au sein de presque tout système de ce type.

I.3.1. NOTION DE SYSTEME ET SYSTEME COMPLEXE

De nombreuses définitions ont été données dans la littérature scientifique et dans différents domaines pour établir la notion de système. Beaucoup se valent ; on retiendra celle, ancienne, proposée par **Vesely et al.**

Qui présentent un système comme un « ensemble déterminé d'éléments discrets (composants, constituants) interconnectés ou en interaction ». Cette définition a l'avantage d'une certaine généricité et peut être étendue pour exprimer la complexité du système. Formé d'éléments en interaction dynamique, un système correspond à une portion d'entité réelle, définie par une frontière établie en fonction d'un but, qui se distingue de son contexte ou de son milieu tout en procédant à des échanges avec son environnement.

Un système industriel, par exemple, réunit l'ensemble des moyens nécessaires pour créer la valeur ajoutée industrielle d'un produit ; il est caractérisé par rapport à cette valeur ajoutée, aux flux qui le parcourent ainsi qu'aux aspects temporels, économiques, environnementaux, ..., autant d'éléments sur lesquels est généralement attendu un niveau de performance.

Un système peut être considéré de plusieurs façons :

- ✚ Depuis son environnement, comme élément spécifique de type « boîte noire » avec des entrées et des sorties qui permettent d'en étudier le fonctionnement ;
- ✚ de l'intérieur, par la mise en évidence :
 - de ses caractéristiques physiques (par décomposition organique en sous-systèmes et composants) ;
 - de ses modes d'organisation (relationnelles, hiérarchiques, ...) ;
 - de ses propriétés (autonomie, robustesse, vulnérabilité, ...) ;
 - de son comportement (dynamique d'évolution, productivité, ...).

Plusieurs formes de classification en résultent. Génériques ou dédiées, elles s'appuient sur de nombreuses typologies et des caractéristiques de toutes sortes issues des champs fonctionnels (ce que fait le système), structurels (qui fait quoi dans le système), comportementaux (comment évolue le système), technologiques ou physiques (de quoi est fait le système) qui guident les

méthodes de modélisation.

Un système peut être complexe à cause de la nature des interactions entre les éléments qui le composent. Là encore, la complexité est décrite de plusieurs façons ; on retiendra la définition de Le Moigne qui présente un tel système comme un ensemble d'éléments en relation dont les interactions font émerger de nouvelles propriétés qui ne figurent pas dans les éléments eux-mêmes.

Il faut encore faire la distinction entre système complexe et système compliqué. S'il peut exister dans les deux cas un nombre élevé de composants, dans un système compliqué les relations entre les composants sont simples, de type arborescence.

De ce fait, le système est décomposable en éléments plus simples qui peuvent être analysés séparément pour comprendre le système global **figure I.1**. Par contre, dans un système complexe, les relations entre les composants qui le constituent comportent des « *boucles* » ; le système est non décomposable sous peine d'altérer la compréhension.

La complexité du système ne découle donc pas simplement de la quantité de ses constituants ou de la diversité de leurs interrelations ; elle correspond au nombre de configurations, d'états ou de comportements possibles du système et est la conséquence d'interactions et combinaisons et de nombreuses possibilités d'agencement ou d'évolution.

On distingue la complexité liée à l'architecture du système de celle propre aux interférences entre composants ou avec l'environnement du système. En analyse de système, cette double notion impose de considérer le système sur les plans structurels et temporels.

Alors, Un système complexe est un système composé d'un ensemble d'éléments homogènes ou hétérogènes, interagissant entre eux de façon non linéaire (interactions rétroactives), mettant ainsi en œuvre une dynamique permettant à l'ensemble du système d'exister comme un tout, différent de la simple somme de ses composants. On distingue alors deux niveaux :

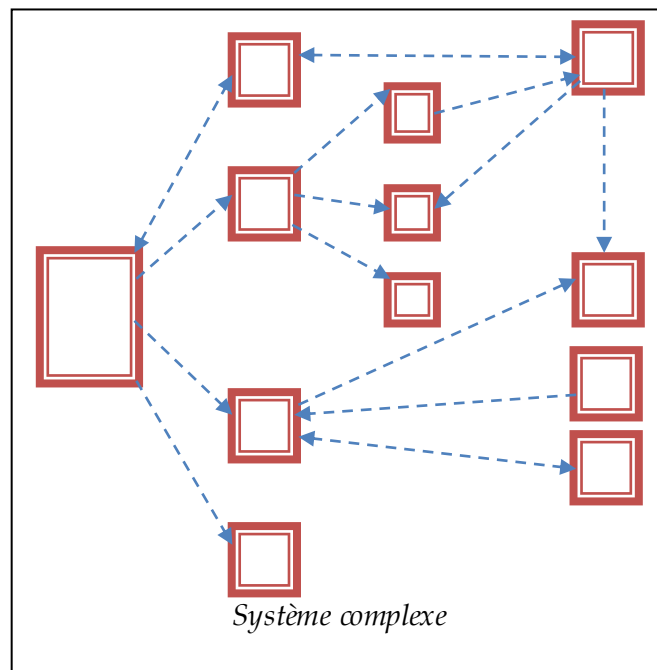
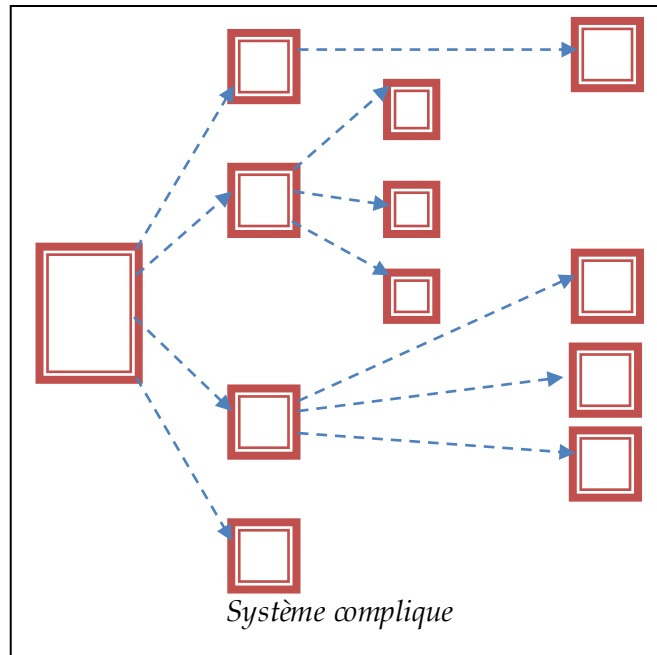


Figure I.1 Complexité d'un système

- ✚ un niveau *micro*, représentant le niveau des composants, avec des propriétés locales à chacun d'eux ;
- ✚ un niveau *macro*, représentant l'ensemble du système, avec des propriétés nouvelles, que l'on ne retrouve dans aucun des composants pris individuellement. On parle alors d'émergence de nouvelles propriétés.

Le caractère complexe d'un système, tient aux émergences induites par les interactions rétroactives.

I.3.2 LES TYPES DE SYSTEMES

I.3.2.1 LES SYSTEMES CONTINUS

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

I.3.2.2 LES SYSTEMES A ÉVENEMENTS DISCRETS

Un Système à Événements Discrets (S.E.D.), ou système manufacturier, est un système dont l'évolution est gouvernée par l'occurrence d'événements. Ces systèmes recouvrent un grand nombre de situations, allant de la circulation de véhicules (en réseau urbain ou en atelier de fabrication) au fonctionnement de machines dans un atelier flexible.

I.3.3.3 LES SYSTEMES DYNAMIQUES HYBRIDES

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

I.4 SURVEILLANCE INDUSTRIELLE

Définition 1 :

La surveillance est une tâche continue en temps réel dont le but est de caractériser le mode de fonctionnement du système physique, en enregistrant des informations, en reconnaissant et en indiquant les anomalies de comportement [46].

Définition2 :

La surveillance est un dispositif passif, informationnel qui analyse l'état du système et fournit des indicateurs. La surveillance consiste notamment à détecter et classer les défaillances en observant l'évolution du système puis à le diagnostiquer en localisant les éléments défaillants et en identifiant les causes premières [32].

Des anomalies peuvent être dues à une dégradation d'une partie de l'installation qui se traduit par la présence d'un défaut ou d'une défaillance ou à une réaction peu habituelle du système physique (soumis par exemple à une perturbation). Le module de diagnostic doit donc permettre dans un premier temps de vérifier s'il s'agit d'une réaction normale ou d'un défaut.

Ensuite, de manière simpliste, il a pour objectif de déterminer les composants en défaut au sein du système physique.

Aussi la surveillance consiste à :

- ✚ Recueillir en permanence tous les signaux en provenance du procédé et de la commande.
- ✚ Reconstituer l'état réel du système commandé.
- ✚ Faire toutes les inférences nécessaires pour produire les données utilisées pour dresser des historiques de fonctionnement.

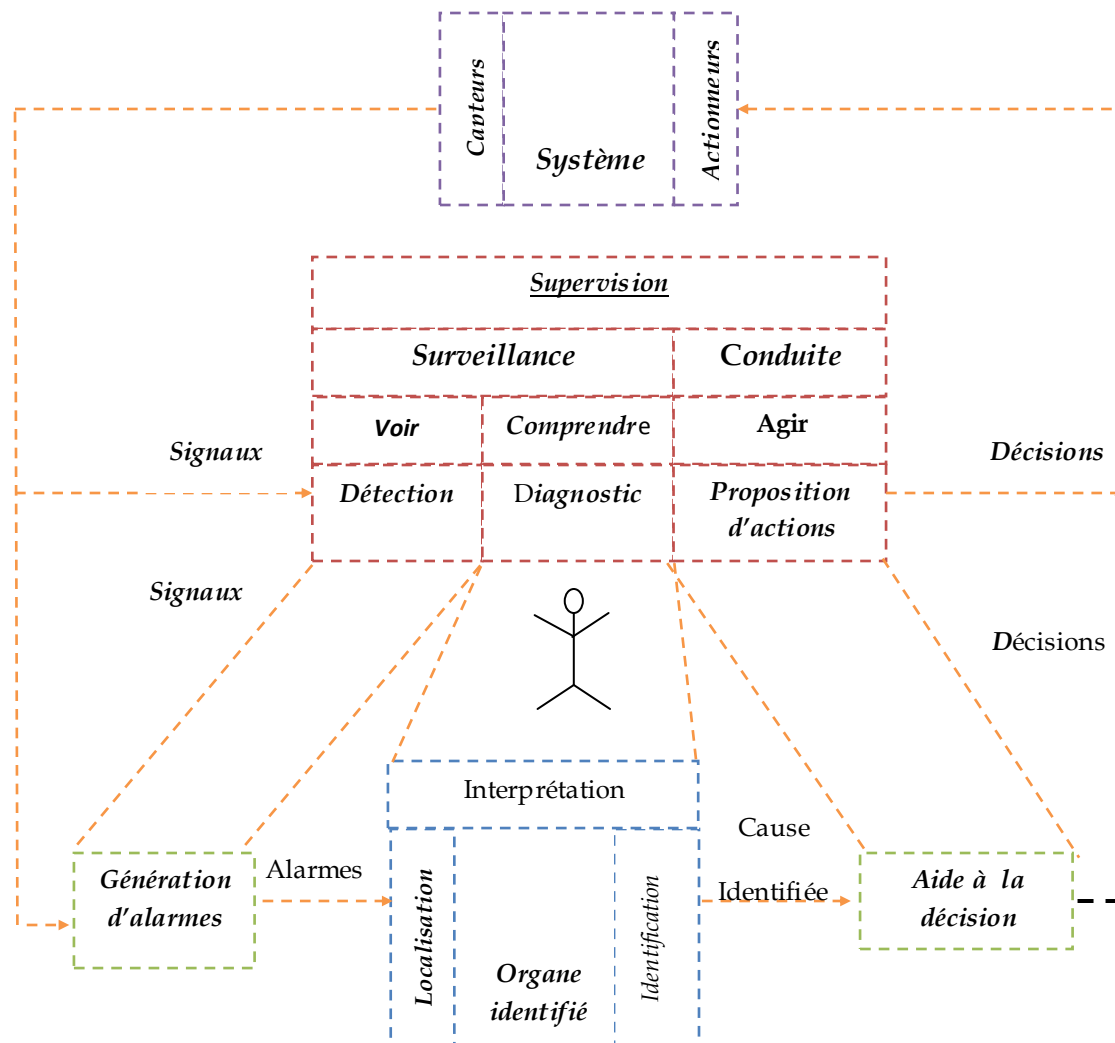


Figure I.2 : Architecture générale de détection de défaut à base de modèle

Le diagnostic s'inscrit en réalité dans une procédure plus complète désignée sous le nom de surveillance, nécessitant la mise en œuvre des différents modules présentés dans l'organigramme de la figure I.4(Brunet et al, 1990), (Coirault et al, 1993). De plus, il s'effectue en réalisant trois tâches bien distinctes : la détection, la localisation et l'identification des défauts.

I.4.1 Module d'acquisition de données :

Le module d'acquisition de données réalise :

- ✚ le conditionnement et le prétraitement du signal (décalage de zéro, filtrage, amplification,...) ;
- ✚ la validation du signal (par comparaison à un seuil par exemple) ;

- ✚ l'analyse de cohérence du signal (par comparaison à d'autres signaux par exemple).

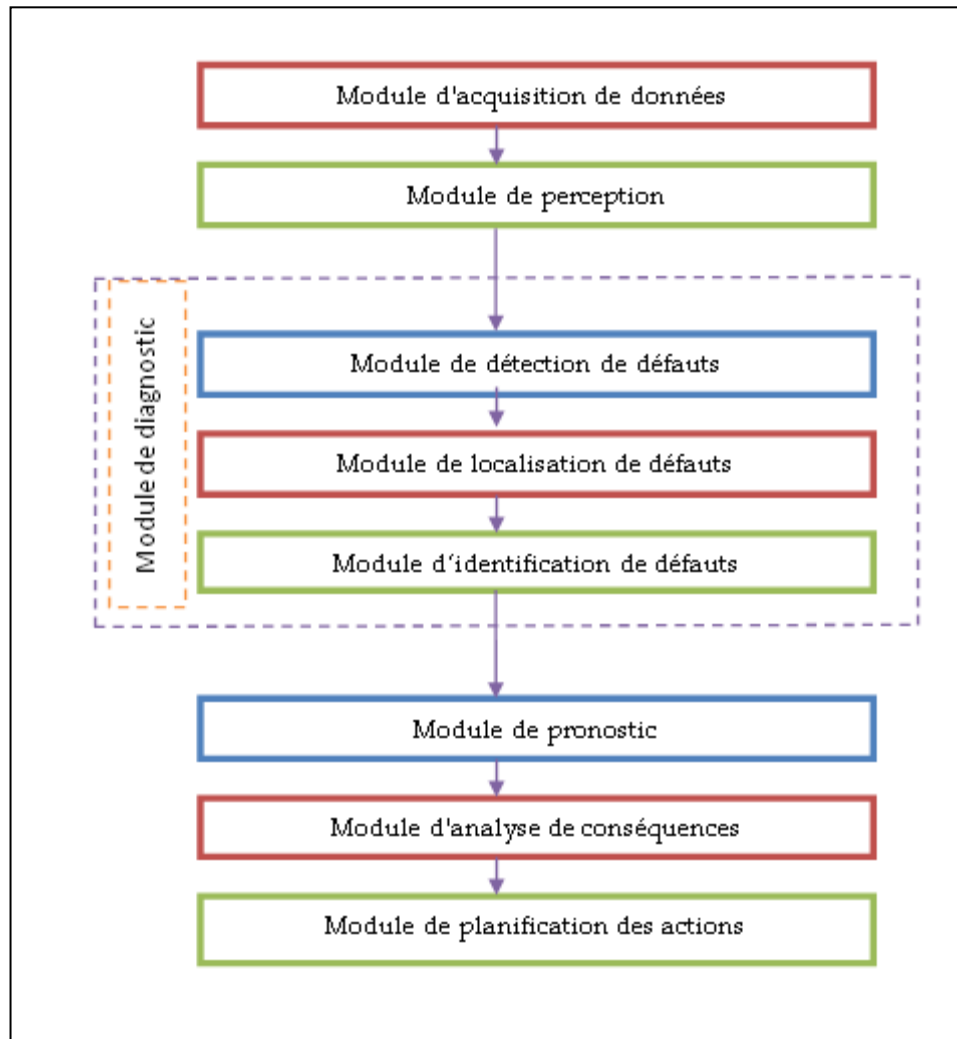


Figure I.3. Modules d'une procédure de surveillance

Ces différents modules sont détaillés dans ce qui suit :

I.4.2 Module de perception :

Le module de perception permet de compresser l'information diluée contenue dans les signaux observés et fournit des indices ou paramètres indicateurs d'une anomalie. Deux voies distinctes peuvent être dégagées.

- ✚ La première repose sur des techniques issues du traitement du signal comme :

- l'analyse temporelle du signal et les traitements statistiques (calculs de moyennes, variances, corrélations, tendances) qui consistent à suivre à l'aide d'outils statistiques un certain nombre de variables significatives,
- l'analyse fréquentielle (transformée de Fourier, étude de spectres) qui permet principalement d'étudier les phénomènes vibratoires (sur les moteurs électriques par exemple).

🌈 *La seconde* repose sur des méthodes à base de modèles. Les variables observées sont liées par des relations comportementales définies soit par un modèle faisant appel aux lois physiques, soit à partir d'un modèle boîte noire se contentant de l'identité de comportement dans un certain domaine de fonctionnement. Les techniques d'estimation d'état ou d'estimation paramétrique fournissent alors indices ou paramètres [69]. Les mesures issues des capteurs et les variables estimées sont comparés, ce qui se traduit par la génération de résidus conditionnant l'information en vue de faciliter la détection d'un éventuel défaut.

I.4.3 Module de détection de défauts :

Le module de détection permet de déterminer si le système physique fonctionne normalement et a pour objectif de signaler la présence d'un défaut en comparant le comportement courant du système avec celui donné pour référence. Malheureusement, il est impossible en pratique d'obtenir un comportement de référence scrupuleusement identique à celui du système en fonctionnement normal. À cause de cette différence, les outils de détection sont généralement de nature statistique (tests d'hypothèses). Un risque d'erreur subsiste donc. Détecter un défaut inexistant peut provoquer un arrêt inutile et générer une perte de confiance des opérateurs (probabilité de fausse détection). À l'opposé, omettre un défaut, qui peut entraîner ultérieurement une panne, est préjudiciable (probabilité de non-détection). Il subsiste donc nécessairement un compromis induisant la recherche d'un réglage permettant

de minimiser ces probabilités. A ce stade, l'objectif est de déterminer si un événement affectant le système est le signe d'une anomalie et par conséquent de distinguer les événements qualifiés de normaux (réaction de la commande pour rejeter une perturbation, action d'un opérateur) de ceux qui ne le sont pas (défaut).

I.4.4 Module de localisation de défauts:

Le module de localisation a pour objet la localisation d'un défaut détecté survenant sur les actionneurs, les capteurs d'instrumentation, la commande ou le système commandé en indiquant quel organe ou composant est affecté par celui-ci.

I.4.5 Module d'identification de défauts :

Le module d'identification a pour but de caractériser le défaut en durée et en amplitude afin de le classifier par types et degrés de sévérité.

Ainsi, il peut servir à assurer le suivi de son évolution, ce qui est fort utile dans le cas d'un changement de comportement lent dû au vieillissement et à l'usure. De plus, ce module peut comprendre une procédure visant à déterminer la cause du défaut, c'est-à-dire son origine.

Ces trois derniers modules constituent le corps d'une procédure de diagnostic.

Lorsqu'une anomalie est détectée, le module de diagnostic doit donc :

- vérifier que celle-ci est bien un défaut ;
- puis localiser le défaut pour déterminer le composant incriminé ;
- enfin identifier le défaut (instant d'apparition, défaut fugitif ou persistant,...), c'est-à-dire déterminer ses caractéristiques.

I.4.6 Module de pronostic :

Le module de pronostic, sur la base de l'évolution passée d'un défaut, permet de prédire son évolution future dans un contexte similaire. Cette opération repose soit sur une connaissance a priori des lois d'évolution des phénomènes de vieillissement, soit sur une phase d'apprentissage. Le pronostic se fonde sur la prédiction de l'état prochain du système pour déterminer le temps restant avant l'apparition de la panne. Les outils utilisés concernent des techniques de traitement du signal (méthodes de lissage et d'extrapolation) ou de modélisation lorsque le défaut peut être identifié.

I.4.7 Module d'analyse de conséquences :

Le module d'analyse de conséquences détermine le temps restant avant une panne, et de façon plus spécifique, ses impacts sur :

- la disponibilité du système de production et la sécurité ;
- la qualité du produit ou du travail effectué ;
- les coûts économiques (pertes dans le cas où le produit ne serait pas fourni à temps, coût de la maintenance).

Les outils couramment utilisés sont les graphes de cause-conséquence et les systèmes experts à base de règles faisant intervenir le temps.

I.4.8 Module de planification des actions :

Le module de planification des actions prend en compte le résultat des étapes de diagnostic, pronostic et d'analyse des conséquences, puis planifie dans le temps :

- les actions d'urgence ;
- les reconfigurations de la loi de commande ou passages en mode dégradé ;
- les reconfigurations des objectifs de conduite ;

■ les évitements de panne.

I.5. LE DIAGNOSTIC INDUSTRIEL

I.5.1 ORGANISATION GENERALE D'UN SYSTEME DE SURVEILLANCE

La surveillance se compose de deux fonctions principales qui sont la détection et le diagnostic.

Le diagnostic des pannes dans les installations industrielles est le processus qui, à partir des symptômes observés, permet l'identification des causes à l'origine des dysfonctionnements et d'incrémenter le (ou les) composant (s) en panne du système [32].

Le diagnostic d'un système est l'identification du mode de fonctionnement, à chaque instant, par ses manifestations extérieures. Son principe général consiste à confronter les données relevées au cours du fonctionnement réel du système avec la connaissance que l'on a de son fonctionnement normal ou défaillant. Si le mode de fonctionnement identifié est un mode défaillant, le système de diagnostic peut localiser sa cause.

Ce sous système peut se décomposer en trois fonctions [32] :

- ✚ la *localisation* détermine le sous-ensemble fonctionnel défaillant est progressivement affine cette détermination pour désigner l'organe ou dispositif élémentaire défectueux.
- ✚ L'*identification* donne les causes qui ont engendré la ou les défaillances constatées.
- ✚ Le *pronostic* s'intéresse la propagation des défaillances. Il indique les conséquences inéluctable et mesure celles qui peuvent être anticipés de façon à ne pas solliciter les sous systèmes de la ressource défaillante .le pronostic es une étape sans laquelle la prose décision n'est pas faisable.

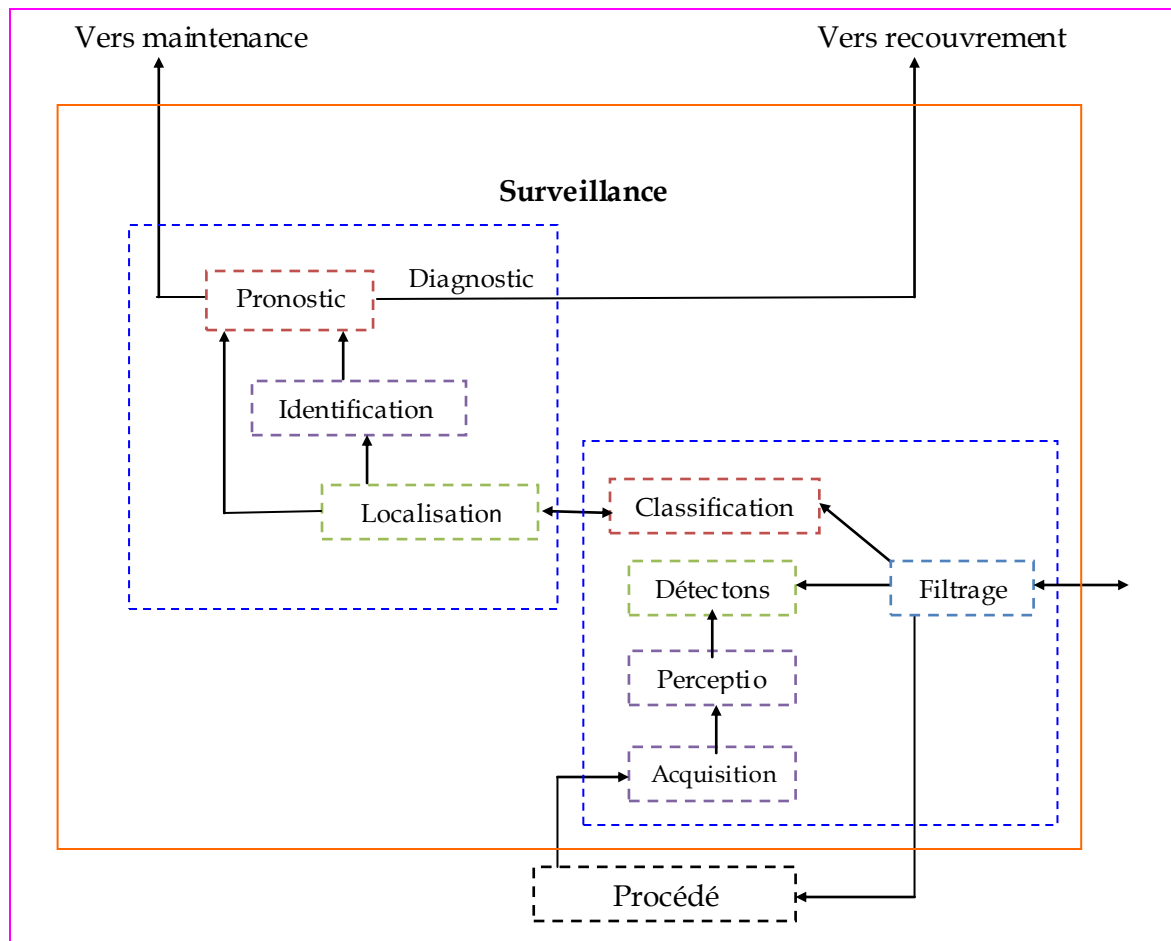


Figure I.4 *Domaine de la surveillance.*

Donc, la fonction d'une opération de diagnostic est de déterminer les composants ou organes défaillants d'un système physique. Elle peut intervenir à plusieurs stades :

- **Les contrôles "qualité"**: Il s'agit de tester des produits afin de garantir que leurs caractéristiques sont conformes à des spécifications.
- **La supervision** : Il s'agit de doter les systèmes physiques d'une intelligence en les équipant de dispositifs étudiant en temps réel leur comportement pour produire automatiquement un diagnostic qui sera fourni et exploité par l'opérateur.
- **La maintenance prédictive** : Il s'agit de déceler des dérives de comportements d'un système physique avant qu'une fonction ne

soit altérée afin de remplacer les organes dégradés avant qu'ils ne tombent en panne.

- *L'aide au diagnostic* : Il s'agit d'aider un opérateur à remonter aux organes défectueux.

On peut schématiser le processus de diagnostic sur la figure II.2 :

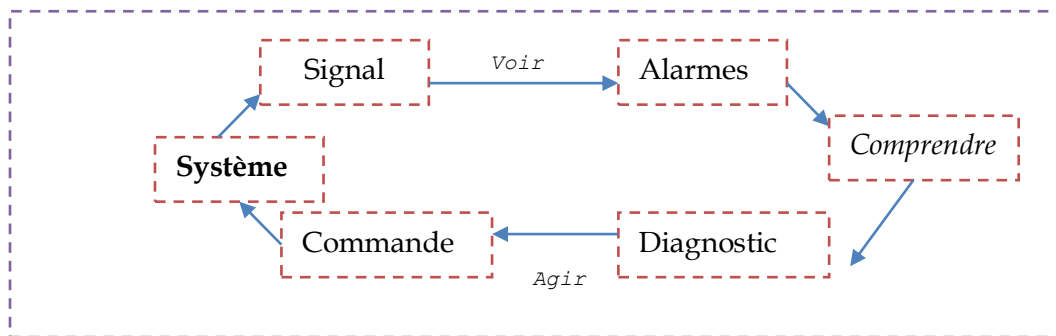


Figure I.5 *Processus de diagnostic*

I.5.2 LES STRATEGIES DU DIAGNOSTIC INDUSTRIEL

Dans le cas de systèmes physiques complexes, le nombre de tests de détection peut devenir très important. Il devient alors nécessaire de n'effectuer que certains tests dits initiaux qui, si un symptôme apparaît, ils déclencheront, selon les résultats obtenus, d'autres tests. Cette organisation relève de la stratégie de diagnostic. Les tests effectués lors de la phase initiale sont en principe des tests orientés bon fonctionnement (**BF**) tandis que durant la deuxième phase, des tests orientés bon ou mauvais fonctionnement (**MF**) peuvent être déclenchés.

Développer une stratégie pour un système de diagnostic consiste principalement à concevoir une politique de déclenchement des tests de détection. La décomposition d'une stratégie de diagnostic en deux étapes est naturelle à l'instar du diagnostic médical. La première étape correspond à l'analyse des symptômes fournis par les tests exclusivement basés sur des connaissances de comportement normal. La deuxième étape se base sur les tests de détection qui supposent des comportements anormaux spécifiques. En effet, il est plus rentable de commencer par déterminer ce qui se comporte normalement avant de chercher des défauts spécifiques, parce que le nombre

de défauts envisageable peut-être très grand (**MF**) alors que le nombre de composants est finis (**BF**). Le **MF** n'apporte que peu d'informations car on ne peut que rejeter certaines hypothèses de défaut de manière sûr : impossible de prouver avec le **MF** que l'on est en présence d'un défaut spécifique.

I.5.2.1 STRATEGIES ORIENTEES BON FONCTIONNEMENT

Durant la procédure de diagnostic orientée bon fonctionnement (comportement normal). Deux étapes sont introduites :

- ✚ *La première* étape est basée sur des tests permanents qui représentent les tests de détection de niveau « 0 » ;
- ✚ *La deuxième* étape est composée de tests de niveau « 1 » déclenchés par des inconsistances détectées par les tests permanents. Des niveaux plus hauts peuvent exister.

Le nombre possible de tests de détection orientés bon fonctionnement peut être très grand. Il est intéressant de ne déclencher initialement que certains tests de détection. C'est là où la stratégie de diagnostic doit jouer son rôle.

La stratégie de diagnostic doit être définie séparément du raisonnement diagnostic parce que différentes façons de raisonner peuvent être implémentées par le même système de diagnostic. Par conséquent, les outils utilisés, pour la conception d'une stratégie de diagnostic, doivent être indépendants de l'analyse des symptômes.

I.5.2.2 STRATEGIE ORIENTEE MAUVAIS FONCTIONNEMENT

Dans un système de diagnostic, les tests de détection qui intègrent dans leur construction des modèles de mauvais fonctionnement sont généralement disponibles. Tous ces tests devraient être déclenchés car quelques-uns d'entre eux peuvent être incompatibles avec les résultats des tests orientés bon fonctionnement. Pour répondre à la problématique, il est important de définir des règles de déclenchement des tests.

Mais en générale un test orienté mauvais fonctionnement est compatible avec un test orienté bon fonctionnement. Et tout test compatible avec au moins un test faux orienté bon fonctionnement devrait être déclenché parce qu'il peut apporter plus d'information sur l'état réel du système [32].

I.6. LES DIFFERENTES METHODES DE DIAGNOSTIC

La première question à se poser quant au choix d'une méthode de diagnostic est la suivante : que savons-nous sur le système où apparaissent des défaillances ? Et plus exactement, possédons-nous un modèle permettant de connaître l'évolution de ce système ?

En fonction de la réponse, nous pourrions nous diriger vers l'une des deux familles de diagnostic : les méthodes avec modèles ou les méthodes sans modèles. Ces dernières sont illustrées à la figure II.3

I.6.1. CHOIX DE LA METHODE DE DIAGNOSTIC

Les méthodes de diagnostic sans modèles se basent sur des informations issues d'une expérience préalable, sur des règles heuristiques ou encore sur des exemples de résolution.

C'est ainsi qu'un expert d'un domaine utilise l'expérience qu'il a acquise lorsqu'il a été confronté à des cas de diagnostics similaires.

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

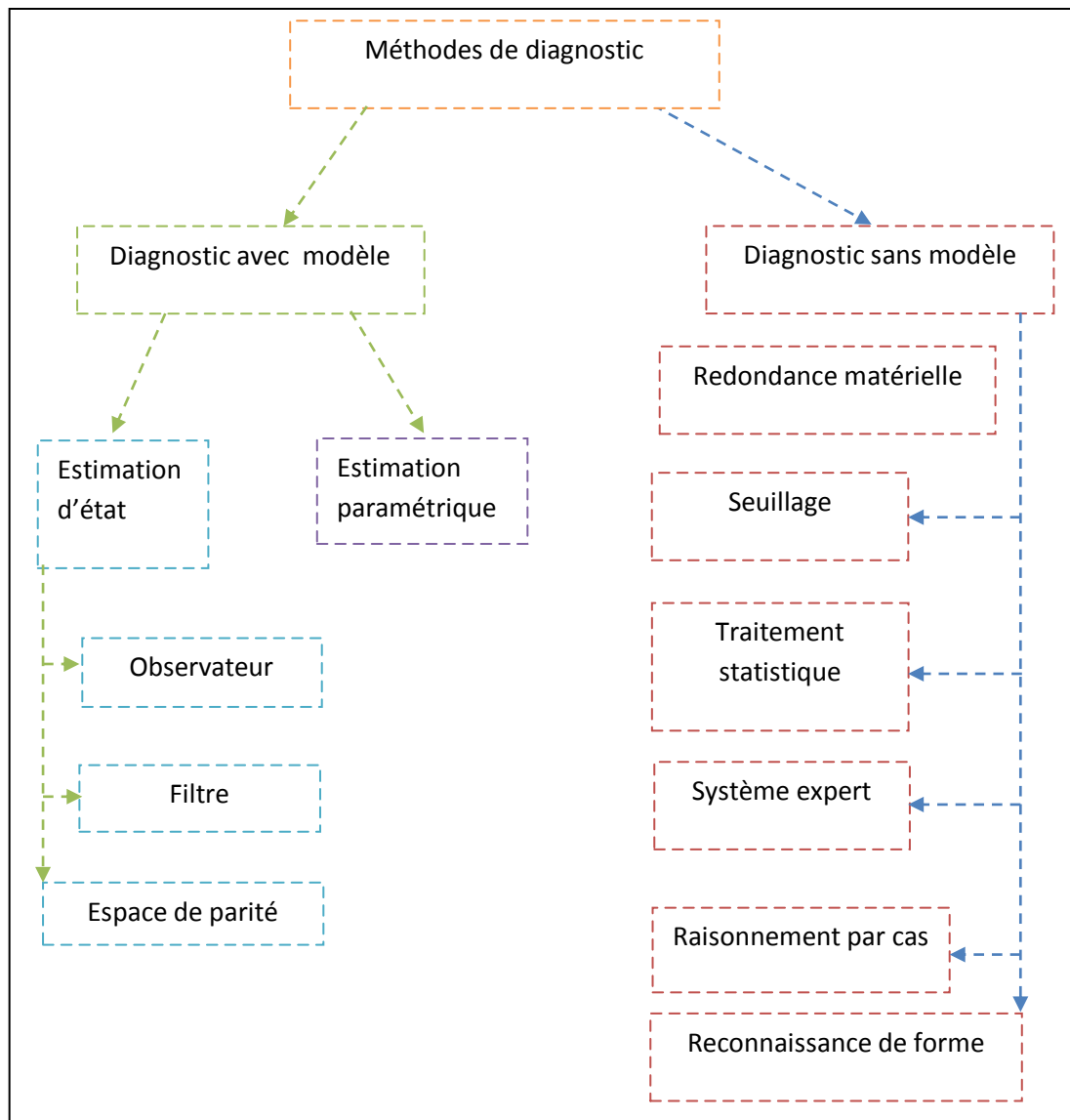


Figure I.6: *Différentes méthodes de diagnostic*

I.6.2. LE DIAGNOSTIC A BASE DE MODELES

Les méthodes de diagnostic à base de modèles (connues aussi comme diagnostic à partir de principes premiers) [54] sont appropriées quand l'information disponible sur le processus permet d'utiliser les principes physiques du processus et leur compréhension. Selon la connaissance du processus, il est possible de définir deux formulations différentes de cette approche à base de modèles :

- l'approche FDI (Fault Detection and Isolation) issue de la communauté Automatique, s'appuyant sur des modèles quantitatifs,
- l'approche DX (du nom du International workshop on principles of diagnosis) de la communauté de l'Intelligence Artificielle utilisant des modèles qualitatifs

I.6.2.1 REDONDANCE ANALYTIQUE

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

I.6.2.2 ESTIMATION PARAMETRIQUE

Les méthodes d'estimation paramétrique supposent l'existence d'un modèle paramétrique décrivant le comportement du système et la connaissance des valeurs des paramètres en fonctionnement nominal.

Elles consistent alors à identifier les paramètres caractérisant le fonctionnement réel, à partir de mesures des entrées et des sorties du système [5]. On dispose ainsi d'une estimation des paramètres du modèle, réalisée à partir des mesures prises sur le système, et de leurs valeurs théoriques. Pour détecter l'apparition de défaillances dans le système, il faut effectuer la comparaison entre les paramètres estimés et les paramètres théoriques. Comme pour les méthodes de redondance analytique, la théorie de la décision sert alors à déterminer si l'écart observé est dû à des aléas normaux du fonctionnement ou à des défaillances. La différence entre les méthodes de redondance analytique et les méthodes d'estimation paramétrique est qu'on effectue, pour les premières, la comparaison entre l'état estimé et l'état théorique du système, alors que pour les secondes, on compare les paramètres estimés aux paramètres théoriques du système [46]. La seconde catégorie de

méthodes à base de modèles regroupe celles reposant sur l'estimation d'état. On y retrouve l'observateur, l'espace de parité et le filtrage.

I.6.2.3 OBSERVATEUR

La méthode des observateurs, reposant sur l'estimation de l'état, est parmi les méthodes de génération de résidus les plus traitées dans la littérature [60], [11]. Un observateur d'ordre réduit revient à ne considérer qu'une partie du système, donc à estimer une partie de l'état et à rejeter l'autre. Par ailleurs, l'élimination d'une partie du système peut être utilisée pour rejeter les perturbations. Les observateurs à entrées inconnues sont basés sur ce principe.

Une classe particulière d'observateurs consiste à générer des résidus directionnels : il s'agit des filtres de détection de défaut introduits par [58] et combinés avec les observateurs à entrées inconnues, introduits par [60].

I.6.2.4 FILTRE

Par rapport aux observateurs qui s'adressent à un contexte déterministe, les filtres utilisent une formulation similaire du problème d'estimation et s'appuient sur des modèles stochastiques. Le modèle de la Partie Opérative (P.O.) est placé dans un filtre intercalé entre le système de commande et la PO, **Figure II.4**. Cette approche comprend différents problèmes d'estimation de l'état du système, qui dépendent de la position de l'instant courant t par rapport à la fenêtre temporelle d'observation $[t_o, t_f]$.

Le filtre le plus connu est celui de Kalman [7]. L'objectif de ce filtre est d'obtenir un estimateur non-biaisé et une variance de l'erreur d'estimation minimale [53].

I.6.2.5 ESPACE DE PARITE

La méthode de l'espace de parité a été une des premières méthodes employées à des fins de FDI (Fault Detection and Isolation), [25]. Le principe

de cette méthode est la vérification de la consistance existant entre les entrées et les sorties du système surveillé.

Toutes ces méthodes, avec ou sans modèle, sont séduisantes d'un point de vue théorique.

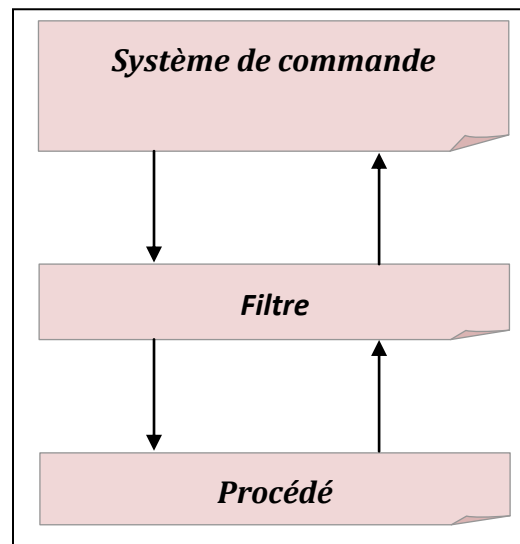


Figure I.7 : *Approche par filtre.*

I.6.3. LES METHODES SANS MODELES (DIRECTES)

I.6.3.1 REDONDANCE MATERIELLE

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

I.6.3.2 SEUILLAGE

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

Pour éviter ce désagrément, la logique floue est associée au seuillage, ce qui permet, outre la gestion de l'imprécision, d'obtenir une représentation unifiée de la connaissance [24], [62] et ainsi de fusionner les informations décrites à l'aide de grandeurs numériques, qualitatives ou logiques.

I.6.3.3 TRAITEMENT STATISTIQUE

L'étude de l'évolution de la moyenne ou de la variance d'un signal peut favoriser la mise en évidence d'une anomalie. La prise de décision est généralement effectuée à l'aide d'un test d'hypothèses où deux hypothèses représentent le fonctionnement normal et anormal.

Parmi les tests d'hypothèses les plus connus, nous trouvons le maximum de vraisemblance généralisée [5] qui possède l'avantage de déterminer seul l'horizon des observations à utiliser et minimise le nombre d'observations nécessaires pour prendre une décision sans ambiguïté.

I.6.3.4 MODELES DE CONNAISSANCE

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

Ainsi, ces modèles reposent sur une représentation de la connaissance proche de celle adoptée par les êtres humains.

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

I.6.3.5 LA RECONNAISSANCE DE FORMES

Le diagnostic par Reconnaissance de Formes (**RdF**), **Figure II.5** peut être présenté comme une solution alternative à l'approche par modèle puisque les modes de fonctionnement sont modélisés, pas de manière analytique mais en utilisant un ensemble de mesures. La **RdF** est la science qui se base sur la définition d'algorithmes permettant de classer des objets ou des formes en les comparant à des formes types. Ses applications interviennent dans de nombreux domaines tels que la reconnaissance vocale, la reconnaissance de caractères, l'automatisation industrielle, le diagnostic médical et la classification de documents

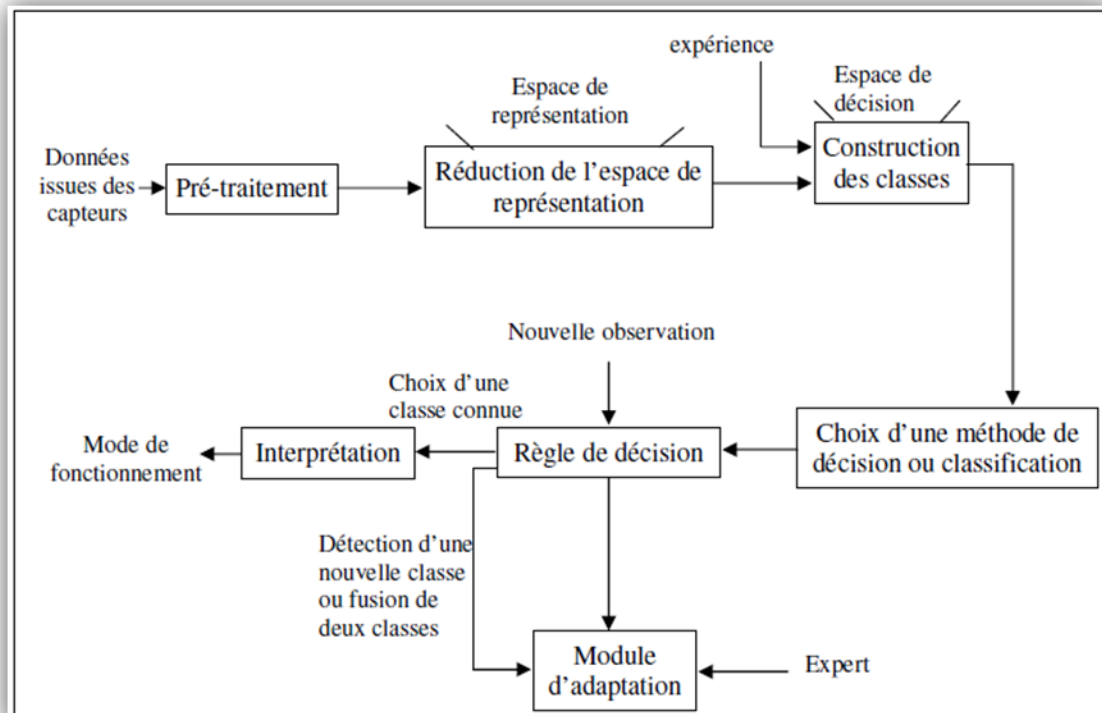


Figure I.8: structure d'un système de diagnostic par RdF

I.7 CONCLUSION

Le diagnostic est une composante principale du module de supervision. Il consiste à déterminer à chaque instant le mode de fonctionnement dans lequel le système se trouve. Plusieurs méthodes de diagnostic peut être utilisée suivant notre système avec ou sans modèle, les systèmes complexes sont généralement des systèmes sans modèle connue, l'utilisation des approches bio-inspirées pour la reconnaissance de forme dans le diagnostic a données des bonnes résultats, vue la complexité de corps humain et des nouveaux systèmes industriels. Ces systèmes peuvent être vus comme un corps humain.

Dans le corps humain il ya un sous système qui capable de protéger notre corps de n'importe quelle entité dangereuse appelée antigène. Alors on peut définir un système immunitaire artificiel pour le diagnostic les systèmes complexes inspiré de système immunitaire naturel. Pour définir ce système on besoin connaitre plus sur les systèmes immunitaires qui l'objectif de chapitre suivant.

SYSTEMES IMMUNITAIRES NATURELS

Résumé

Le corps humain est un ensemble de systèmes complexes et très variés, L'étude du corps humain à toujours suscite une très grande attention pour sa grande complexité. Nous nous intéresserons dans le cadre de ce chapitre à un sous système très particulier et très important t dans le corps humain qui est le système immunitaire naturel. Le présent chapitre décrit systèmes immunitaires naturels, ses constituent, son architecture, ses réactions, ses caractéristiques et ses théories.

1. INTRODUCTION

Le corps humain est un ensemble de systèmes complexes et très variés, chacun d'eux accomplit une tâche ou une fonctionnalité bien précise. Cet ensemble de systèmes est géré par le cerveau du corps, garantissant ainsi une parfaite communication et gestion des événements. L'étude du corps humain à toujours suscité une très grande attention pour sa grande complexité. Nous nous intéresserons dans le cadre de notre étude à un système très particulier et très important qui est le système immunitaire humain. La complexité du système immunitaire est parfois comparée à celle du cerveau. Durant une longue période, ce dernier est resté une énigme difficile à résoudre pour les biologistes et les chercheurs, et ce n'est qu'avec l'avancée de la microbiologie et la génétique moléculaire que la compréhension de ce système est devenue possible [37]. Dans ce chapitre nous présenterons les concepts fondamentaux des systèmes immunitaires naturels et les principales théories sur lesquelles est basé le comportement de ces derniers

2. SYSTEMES IMMUNITAIRES NATURELS

Un système immunitaire naturel (*SIN*) est un système complexe qui peut être analysé à différents niveaux : molécules, cellules et organes. Les interactions complexes entre les entités de chaque niveau résultent en un système complexe capable de protéger notre corps de n'importe quelle entité dangereuse appelée antigène. Les éléments de base des *SIN* sont les globules blancs ou lymphocytes. Pour pouvoir identifier les autres molécules, des lymphocytes particuliers appelés cellules B produisent des récepteurs appelés anticorps.

2.1. HISTORIQUE

L'étude du système immunitaire remonte à des milliers d'années avant Jésus Christ, en effet les premiers témoignages remontent à 430 AJ, pendant l'épidémie de fièvre typhoïde qui sévit à Athènes durant la guerre du Péloponnèse, on nota que seuls les personnes ayant déjà supporté l'infection

avaient assez de forces pour s'occuper des malades. Les années soixante sont en général considérées comme le début de l'époque moderne de l'immunologie. **Rodney Porter** et **Gerald Edelman** réussirent à élucider la structure des anticorps entre 1959 et 1961, et furent lauréats du prix *NOBEL* de médecine en 1972. Vers 1960, la communauté scientifique découvrait, grâce aux travaux de **Jacques Miller**, d'autres caractéristiques fondamentales des cellules immunitaires. En 1989, **Charles Janeway** propose un modèle selon lequel ce serait l'immunité innée qui serait la véritable gardienne des clefs du déclenchement d'une réponse immunitaire.

2.2 .CONCEPTS IMMUNOLOGIQUES

Le système immunitaire peut être vu sous différents angles. Nous pouvons le considérer en tant qu'un ensemble d'organes, molécules ou cellules.

2.2.1. ORGANES IMMUNITAIRES

Le système immunitaire est constitué principalement de:

- **Moelle osseuse** : Lieu de maturation des lymphocytes B ;
- **Thymus** : Dans le bas du cou, constitue le site de maturation des lymphocytes T ;
- **Vaisseaux lymphatiques** : Transportent la lymphe, les vaisseaux lymphatiques sont situés dans tout le corps.

2.2.2. CELLULES IMMUNITAIRES

Si par contre nous considérons les cellules du système immunitaire, celles impliquées dans la défense sont les globules blancs appelées leucocytes. Ces dernières se trouvent dans le sang et la lymphe. Il existe différents types de globules blancs (leucocytes), les plus importantes sont les lymphocytes. Chez l'homme les lymphocytes représentent 5 à 15% des leucocytes sanguins et se compose de :

- 🌈 **Lymphocytes B** : ils possèdent deux fonctions essentielles :

- 1- Leur activation par un corps étranger induit leur transformation en cellules sécrétrices d'immunoglobulines.
- 2- Les lymphocytes B ont également la capacité de se comporter en cellule présentant le corps étranger.

🌈 **Lymphocytes T** : Il existe différentes variantes des lymphocytes T, leur rôle est d'attaquer les cellules infectées (réponse cellulaire).

- a. *Les cellules T aideuses* sont essentiellement chargées de l'activation des cellules B ;
- b. *Les cellules T tueuses* quant à elles s'attachent aux anticorps et leurs injectent des produits toxiques pour les tuer ;
- c. Une autre variante de cellules T, *les supprimeurs*, qui servent à éviter les réactions immunitaires non appropriées (maladies auto-immune).

🌈 **Anticorps** : On définit un anticorps comme étant une protéine complexe synthétisée par les cellules du système immunitaire en réponse à la pénétration d'un corps étranger (antigène) [20].

Les anticorps sont dérivés des lymphocytes B et les plasmocytes, ils sont capables de détecter et de neutraliser des substances étrangères. Il est important de signaler qu'il y a plus de dix millions d'anticorps différents dans un organisme, ce qui explique leur spécificité. [55].

2.2.3 .ANTIGENE

Corps étrangère, identifiée comme telle par le système immunitaire qui produit des anticorps dirigés spécifiquement contre cette substance. Les antigènes sont généralement des protéines contenues dans des cellules ou des corps étrangers (globules rouges transfusés, organes greffés, bactéries, virus...), ou présentes dans l'environnement (pollens). La réaction antigène-anticorps est la base de l'immunité. Elle assure notre protection contre les infections. Mais cette réaction peut également être nocive lorsqu'elle est disproportionnée ou inappropriée : réaction allergique [42].

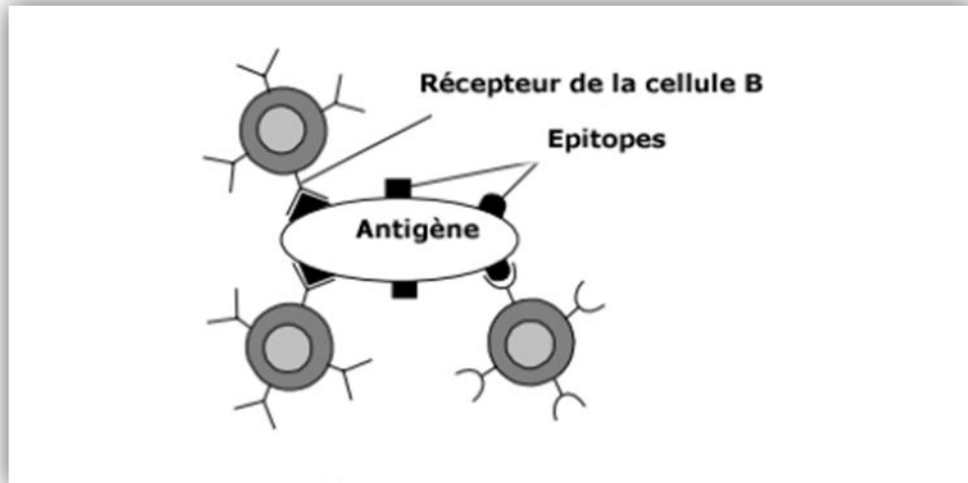


Figure II.1 Structure d'un antigène avec ses épitopes [41].

Le système immunitaire peut aussi être vu en tant qu'ensemble de couches. En effet, la première barrière devant les envahisseurs du corps humain, celle qui constitue le plus important bouclier est en fait la peau. La sueur et le sébum donnent à la peau une certaine acidité (pH 5) ce qui est désavantageux pour la majorité des microorganismes.

3. L'ARCHITECTURE DU SYSTEME IMMUNITAIRE

Le corps humain est doté par plusieurs mécanismes de défense qui s'étendent à plusieurs niveaux. La première ligne de défense est composée de barrières physiques qui sont : la peau, l'urine, les membranes muqueuses, etc. Si cette première ligne échoue d'éliminer un intrus alors le système immunitaire utilise d'autres mécanismes de défense. Le système immunitaire possède une architecture multicouche [38] [27] qui est constituée de deux couches inter-liées qui sont le système immunitaire inné et le système immunitaire adaptatif ou acquis.

3.1. IMMUNITE INNEE

L'immunité innée existe depuis la naissance de l'être humain et elle reste invariable tout au long de sa vie. Elle définit les grandes lignes de défenses. Elle est déclenchée en premier lieu dès la pénétration d'un corps étranger, et elle agit sans se soucier du type de ce dernier. L'immunité innée

est constituée de la barrière anatomique (la peau et le système respiratoire), les conditions physiologiques telles que le pH, la température ainsi que les cellules tueuses naturelles (NK) [50].

3.2. IMMUNITE ADAPTATIVE

L'immunité adaptative résulte du contact du système immunitaire avec les antigènes grâce à la caractéristique d'apprentissage et mémorisation du système immunitaire qui sera détaillée plus loin. La première intrusion d'un antigène entraîne une réponse lente et une réaction difficile du système immunitaire, cependant elle permet de mémoriser l'antigène grâce à ses marqueurs (épitopes) **Figure II.1**. Si le même antigène pénètre une seconde fois le corps, la réponse sera plus rapide et bien spécifique avec production d'anticorps particuliers pour cet antigène. Les lymphocytes T, les lymphocytes B et les immunoglobulines constituent les principaux acteurs de l'immunité adaptative. L'immunité adaptative est dite immunité à mémoire [16]. La réponse de l'immunité adaptative est lancée après la réponse de l'immunité innée, les deux types d'immunités sont liées et se complètent.

4 .REACTIONS IMMUNITAIRES

Les deux grandes lignes de défense du système immunitaire étant l'immunité innée et l'immunité adaptative. Chacune emploie un certain nombre de méthodes et met en œuvre des organes complémentaires. Cependant, la plus efficace et plus précise est sans doute l'immunité adaptative (spécifique) qui réagit selon l'antigène en question. Selon le type d'infection, la réponse spécifique se décompose en :

4.1 IMMUNITE HUMORALE

Capable de neutraliser les bactéries et les toxines, elle est assurée par le transfert d'humeurs (vaccin ou sérum) d'un patient à un autre (ou d'un animal expérimental à un autre). Généralement l'immunité humorale est utilisée pour les maladies infectieuses [50].

4.2 IMMUNITE CELLULAIRE

Nécessite le transfert de cellules. L'immunité cellulaire est transmise par des immunoglobulines synthétisées par des cellules [50].

Voici un résumé des différents types de réponses immunitaires avec les principaux acteurs participants à chaque réponse [72] **Figure II.2:**

5 CARACTERISTIQUES DES SYSTEMES IMMUNITAIRES

Le rôle classiquement attribué à l'immunité est de protéger le soi de l'étranger. Le système immunitaire est donc censé se défendre contre les agressions extérieures grâce à des mécanismes qui permettent d'éliminer le non-soi. Or, pour établir un rôle défensif, le système immunitaire doit exhiber des propriétés qui sont typiquement cognitives : la reconnaissance des formes moléculaires étrangères, l'apprentissage de nouvelles formes, la mise en mémoire de ces formes. Ces trois types de processus montrent que le système est un réseau cognitif et pas seulement un mécanisme de défense car il se caractérise par :

5.1L 'Identification: Le système immunitaire a la capacité de reconnaître, identifier et répondre à un vaste nombre de différents modèles d'antigène. En plus, le système immunitaire peut faire la différence entre les cellules de l'individu et les cellules étrangères.

5.2 Extraction de dispositif : Par l'utilisation des antigènes de présentation des cellules (APC), le système immunitaire a la capacité d'extraire des dispositifs de l'antigène, avant d'être présentée à d'autres cellules immunisées, y compris les lymphocytes.

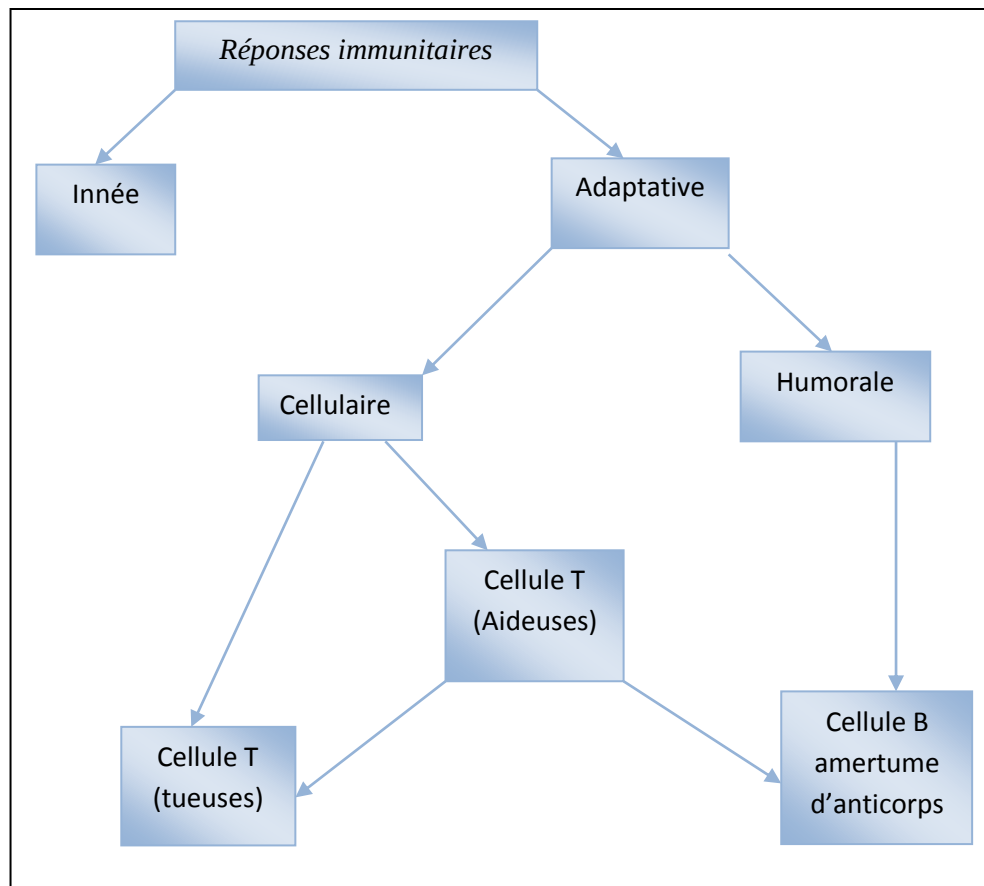


Figure II.2 Différents types de réponses immunitaires [72].

5.3 Diversité : Il y a deux processus principaux impliqués dans la génération et l'entretien de la diversité dans le système immunitaire. Le premier est la génération des molécules de récepteur par la recombinaison des segments de gène des bibliothèques de gène. En recombinant des gènes d'un ensemble fini, le système immunitaire est capable de produire un nombre presque infini de types de récepteurs, de ce fait le système immunitaire est doté d'une grande assurance dans l'univers des antigènes. Le deuxième processus, qui assiste la diversité dans le système immunitaire, est connu en tant que hyper mutation somatique. Les cellules immunisées se reproduisent en réponse aux antigènes envahissant le corps. Pendant cette reproduction, elles sont soumises à un processus somatique de mutation avec des taux élevés qui permettent la création des

modèles de molécules de récepteurs, de ce fait augmente la diversité des récepteurs immunisés.

5.4 Étude : Le mécanisme de l'hyper mutation somatique suivi d'un mécanisme de sélection permet également au système immunitaire d'améliorer sa réponse à un microbe pathogène envahissant le corps, ce processus est nommé la maturation d'affinité. La maturation d'affinité garantit que le système immunitaire améliore sa tâche d'identifier les modèles d'antigène pour que la réponse soit plus rapide.

5.5 Mémoire : Après une immuno-réaction à un antigène donné, quelques ensembles de cellules et molécules seront dotés d'une grande durée de vie afin de fournir des immuno-réactions plus rapides et plus puissantes à des futures infections par le même antigène ou à des antigènes semblables. Ce processus, connu comme maturation de l'immuno-réaction, permet l'entretien de ces cellules et molécules. C'est le principe principal des procédures de vaccination dans la médecine et l'immunothérapie. Un échantillon affaibli ou mort d'un antigène (par exemple, un virus) est inoculé dans un individu afin de favoriser une immuno-réaction (sans les symptômes de la maladie) afin de produire des cellules et des molécules de mémoire à cet antigène.

5.6 Détection distribuée : Il y a une distribution inhérente dans le système immunitaire. Le contrôle n'est pas centralisée, chaque cellule immunisée est spécifiquement stimulée et répond aux nouveaux antigènes dans n'importe quel endroit.

5.7 Autorégulation : La dynamique du système immunitaire est telle que la population de système immunitaire est commandée par des interactions locales mais pas par un point essentiel de

commande. Après qu'une maladie ait été combattue avec succès, le système immunitaire revient à son état d'équilibre normal, jusqu'à ce qu'il soit nécessaire de répondre à un autre antigène. La théorie immunitaire du réseau explique explicitement ce type de mécanisme autorégulateur.

5.8 Méta-dynamique : Le système immunitaire crée constamment de nouvelles cellules et molécules, et élimine ceux qui sont trop vieux ou qui ne sont pas d'une grande utilité. Méta-dynamique est le nom donné à ces fonctions.

Ces caractéristiques intéressantes ont poussé un grand nombre de chercheurs à essayer de les reproduire, mais la construction d'un système informatique qui reproduit toutes ces caractéristiques est impossible et c'est pour cela les chercheurs essayent de reproduire un sous ensemble de cet énorme ensemble.

6 THEORIES IMMUNITAIRES

Le comportement et les réactions du système immunitaire sont principalement régis par des théories immunitaires.

6.1 THEORIE DE LA SELECTION NEGATIVE/POSITIVE

Cette théorie gère le processus de création des lymphocytes. Plus précisément, cette théorie gère le processus de création au niveau de la discrimination entre soi et non soi. Les lymphocytes ont sur leurs surfaces des récepteurs (paratopes), Les lymphocytes issus de la moelle osseuse migrent vers le thymus, à ce stade ils sont appelés cellules T naïves ou immatures. Leurs paratopes subissent un processus de réarrangement génétique pseudo aléatoire, puis un test très important est mis en place [36]. Le test en question consiste à vérifier si les nouveaux récepteurs s'attaquent aux cellules du soi, dans ce cas lymphocytes sont détruits et purgés de la population des nouveaux lymphocytes, on parle de sélection négative. Le reste de la

population est autorisé à quitter le thymus pour circuler dans le sang et effectuer leurs taches de surveillance. Ce processus est illustré par la figure II.3

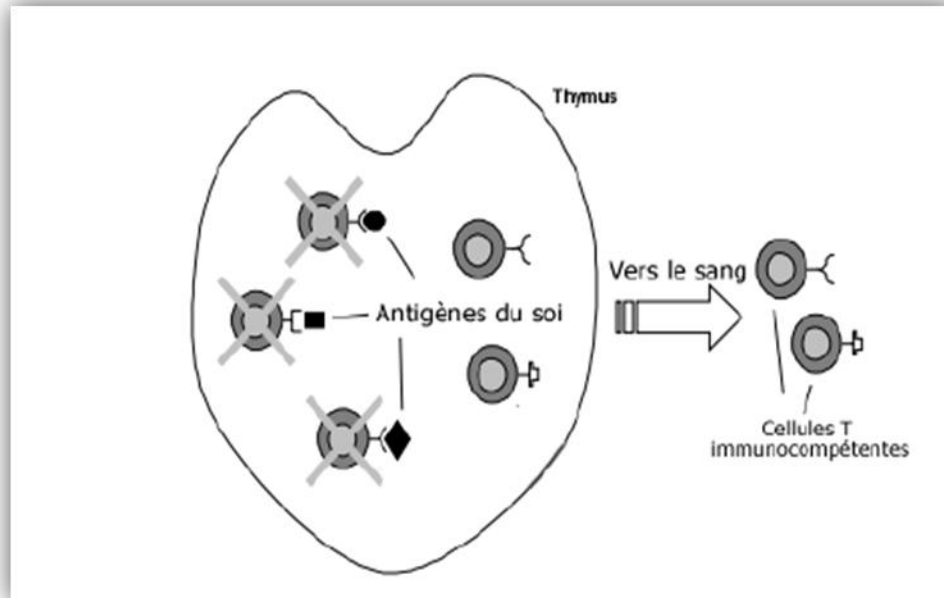


Figure II.3 *Processus de sélection Négative/Positive [36].*

6.2 THEORIE DE LA SELECTION CLONALE

Une autre théorie tout aussi importante que la sélection négative c'est la théorie de la sélection clonale. Cette théorie a été exposée en 1959 par Burnet [41]. Elle met en avant la réaction du système immunitaire à une stimulation antigénique [37]. La théorie de la sélection clonale explique les deux processus de prolifération et de maturation d'affinité. L'idée de cette théorie est la suivante : Dès la reconnaissance d'un antigène par les lymphocytes B, ces derniers produisent des anticorps spécifiques (chaque cellule sécrète un seul type d'anticorps). L'anticorps s'associe à l'antigène à l'aide des récepteurs (épitopes-paratopes) puis à l'aide des cellules telles que les T aideuses, les cellules B sont stimulées et un processus de prolifération (division cellulaire) permet aux cellules B de se reproduire en créant des clones d'elles mêmes [41]. Un second processus permettra de sélectionner parmi les nouvelles cellules celles présentant une grande affinité afin d'en faire des cellules mémoires [65].

Les cellules mémoires circulent à travers le sang, la lymphe, et à la présence d'un antigène précédemment reconnu, une réaction rapide et efficace est immédiatement lancée [34]. Cette théorie est particulièrement utilisée dans les domaines tels que l'optimisation, la reconnaissance de formes et l'apprentissage-machine (intelligence artificielle).

6.3 THEORIE DU DANGER

Proposée initialement par **Polly Matzinger**, cette théorie est une nouvelle vision qui diffère de l'approche classique. La théorie du danger gère le comportement du système et sa réaction selon les nouvelles conditions suivantes :

- ✓ Le système immunitaire ne doit pas réagir contre le soi, sauf si ce dernier est dangereux.
- ✓ Le système immunitaire réagit contre le non soi, sauf si ce dernier n'est pas dangereux.

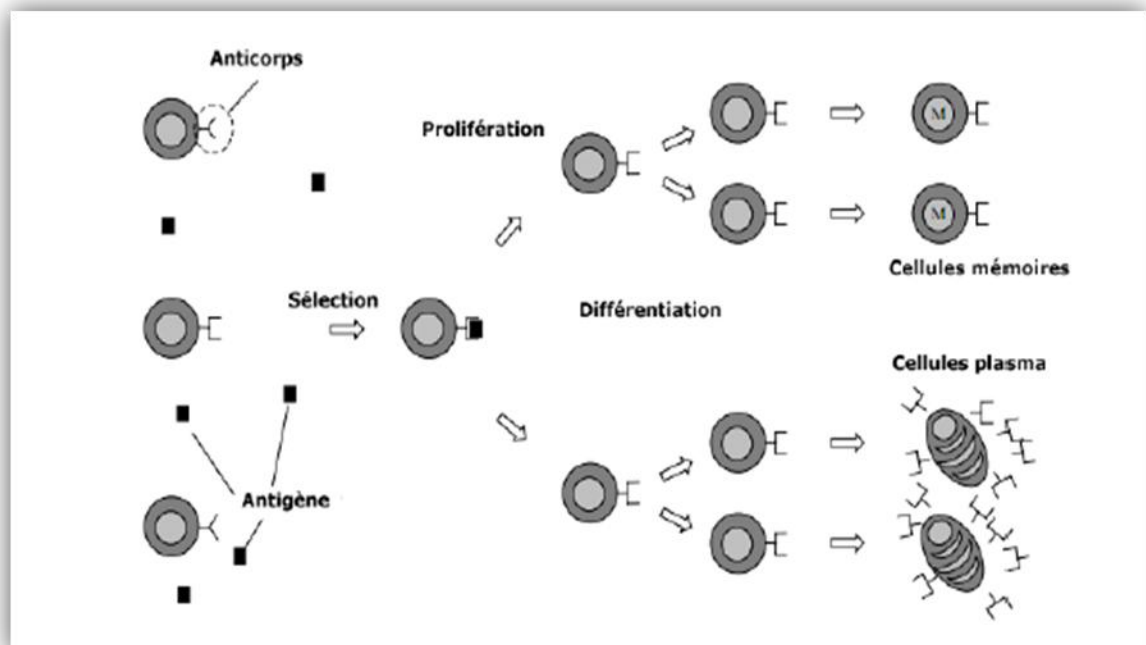


Figure II.4 Processus de sélection clonale [37].

Nous constatons que dans la théorie du danger il ya une corrélation entre les signaux d'alarmes. Il ne suffit pas de détecter les cellules étrangères, il faudrait également savoir si ces dernières sont dangereuses ou pas [71].

7 DEROULEMENT D'UNE REPOSE IMMUNITAIRE

Dés la pénétration d'une substance étrangère (antigène), elle se fait phagocyter (englober et digérer) par un macrophage qui lui extrait des fragments (peptides antigéniques) et les exposes à sa surface sur sa membrane avec l'aide des molécules de présentation, les molécules HLA du système d'histocompatibilité. Cette présentation sur la membrane permet la reconnaissance de la substance par les lymphocytes T **Figure II.5**. Chaque lymphocyte T ne reconnaît qu'un seul type d'antigène ce qui identifie une réponse spécifique (immunité innée) qui est lente à se déclencher mais très efficace.

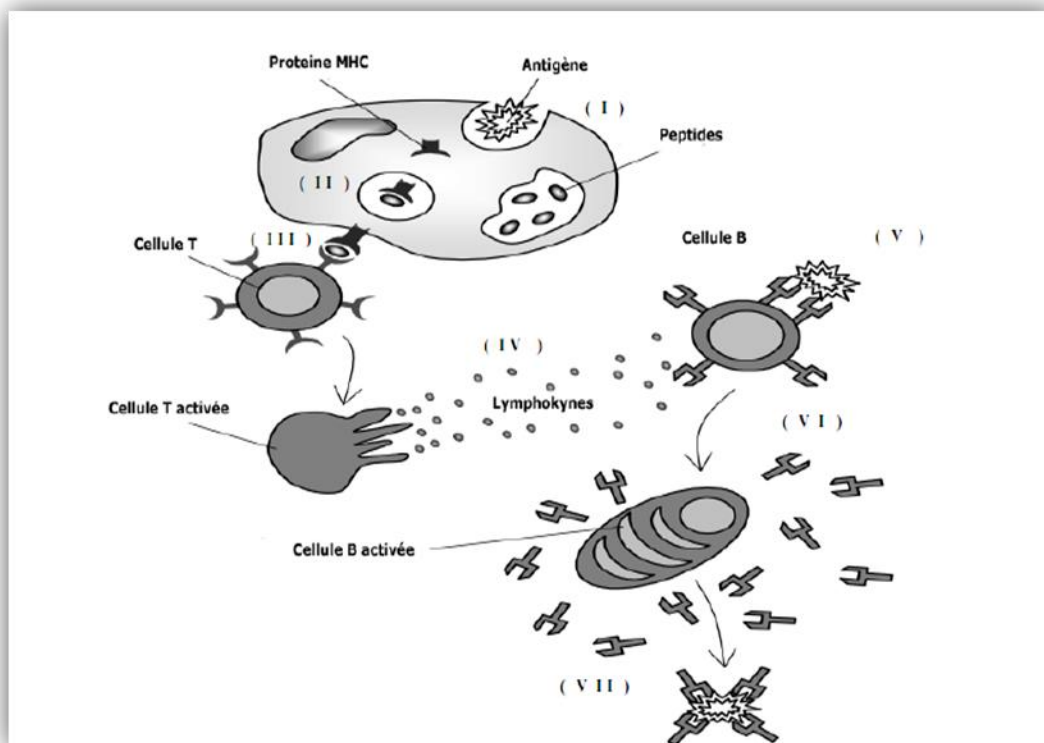


Figure II.5 Déroulement d'une réponse immunitaire [34].

Les lymphocytes T auxiliaires sont activés et sécrètent des cytokines qui se comportent comme des facteurs de croissance permettant la

multiplication des lymphocytes T et B ou des facteurs de différenciation permettant de produire des anticorps (réponse humorale) ou des facteurs d'activation permettant d'activer des cellules (réponse immunitaire cellulaire). Certains de ces lymphocytes T auxiliaires constituent des cellules mémoires.

8. CONCLUSION :

Vue la complexité des systèmes industriels, ils peuvent être vus comme un corps humain. Le système immunitaire est censé se défendre contre les agressions extérieures grâce à des mécanismes qui permettent d'éliminer le non-soi. Or, pour établir un rôle défensif, le système immunitaire doit exhiber des propriétés qui sont typiquement cognitives :

- la reconnaissance des formes moléculaires étrangères,
- l'apprentissage de nouvelles formes,
- la mise en mémoire de ces formes.

Dans le deuxième chapitre on a vu les différentes méthodes de diagnostic parmi elles le diagnostic par reconnaissance de forme qui est caractérisé par :

- apprentissage ;
- classification ;
- mémorisation.

Alors on peut utiliser les caractéristiques du système immunitaire pour définir un système immunitaire artificiel pour le diagnostic par reconnaissance de forme des systèmes complexes, dans le chapitre suivant on va voir comment ces systèmes sont implémentés et quelles sont les théories immunitaires utilisées et pour quoi utiliser les systèmes immunitaires artificiels pour la reconnaissance des formes.

LES SYSTEMES IMMUNITAIRES ARTIFICIELS

Résumé

Les systèmes immunitaires artificiels sont une implémentation mathématique ou informatique du fonctionnement du système immunitaire naturel. Cette implémentation reprend les plus grandes lignes de son fonctionnement. Nous nous intéresserons dans le cadre de ce chapitre à définir ces systèmes et ses théories les plus utilisées.

1. HISTORIQUE

Les travaux sur les **SIA** ont dans le milieu des années 80 avec l'article de Farmer, Packard et Perelson sur les réseaux immunitaires (1986). Cependant, c'est seulement dans le milieu des années 90 que les **SIA** devinrent un sujet à part entière. Les travaux de Forrest sur la sélection négative commencèrent en 1994, tandis que Dasgupta menait des études sur les algorithmes de sélection négative. Hunt et Cooke commencèrent leurs travaux sur les modèles de réseaux immunitaires en 1995. Timmis et Neal continuèrent ces travaux en y apportant des améliorations.

Le premier livre sur les Systèmes Immunitaires Artificiels a été écrit par Dasgupta en 1999. Les travaux de De Castro & Von Zuben et Nicosia & Cutello sur la sélection clonale (**CLONALG**) furent remarqués en 2002. De nouvelles voies, comme la théorie du danger et des algorithmes inspirés par le système immunitaire inné ont également été explorées. Le fait qu'elles apportent quelque chose de nouveau au delà des algorithmes existants est actuellement le sujet de débats qui animent le développement des **SIA**. Au départ, les travaux sur les **SIA** visaient à trouver des abstractions efficaces des phénomènes découverts dans le système immunitaire. Plus récemment, les praticiens des **SIA** se sont aussi intéressés à la modélisation du système immunitaire et à l'application des résultats issus des **SIA** aux problèmes d'immunologie (ce qui entre dans le cadre de l'immuno-informatique) [43].

2. DEFINITIONS

Définition 1

Selon **Timmis** [26]:« Un système immunitaire artificiel est un système informatique basé sur les métaphores du système immunitaire naturel ».

Définition 2

Dasgupta a défini le système immunitaire artificiel comme suit [10]:« Le système immunitaire artificiel est la composition de méthodologies

intelligentes inspirées par le système immunitaire naturel afin de résoudre des problèmes du monde réel ».

Définition 3

Tandis que Timmis et De Castro ont donné la définition suivante [37]: « Les systèmes immunitaires artificiels sont des systèmes adaptatifs inspirés par des théories immunologiques et des observations de fonctions immunitaires, des principes et des modèles, qui seront appliqués à la résolution des problèmes ».

Les systèmes immunitaires artificiels sont une nouvelle branche de l'intelligence artificielle. Destinés à résoudre des problèmes divers, inspiré des propriétés et concepts remarquables du système immunitaire biologique [39].

Les systèmes immunitaires artificiels sont une implémentation mathématique ou informatique du fonctionnement du système immunitaire naturel. Cette implémentation reprend les plus grandes lignes de son fonctionnement. Cependant il reste presque impossible de modéliser le comportement complet des systèmes biologiques.

3. MODELISATION DES SYSTEMES IMMUNITAIRES ARTIFICIELS

Le modèle commun connu sous le nom du Framework des systèmes immunitaires artificiels, définit les règles que doit respecter un **SIA** ainsi que les processus à suivre pour l'élaboration de nouvelles approches. Les conditions nécessaires sont :

- La représentation des composants du système.
- Un ensemble de mécanismes pour l'évaluation de l'interaction entre les individus et leurs environnements.
- Des procédures d'adaptation pour contrôler l'évolution du système.

Les trois conditions citées ci-dessus sont impératives pour l'élaboration d'un Framework pour définir un système immunitaire artificiel.

Le schéma suivant **Figure III.1** représente le modèle abstrait pour créer un Framework pour les **SIA**, mettant en œuvre les organes et molécules du système immunitaire naturel. Un ensemble de fonctions d'affinité et des fonctions quantitatives des interactions entre les différents composants sont également à prévoir.

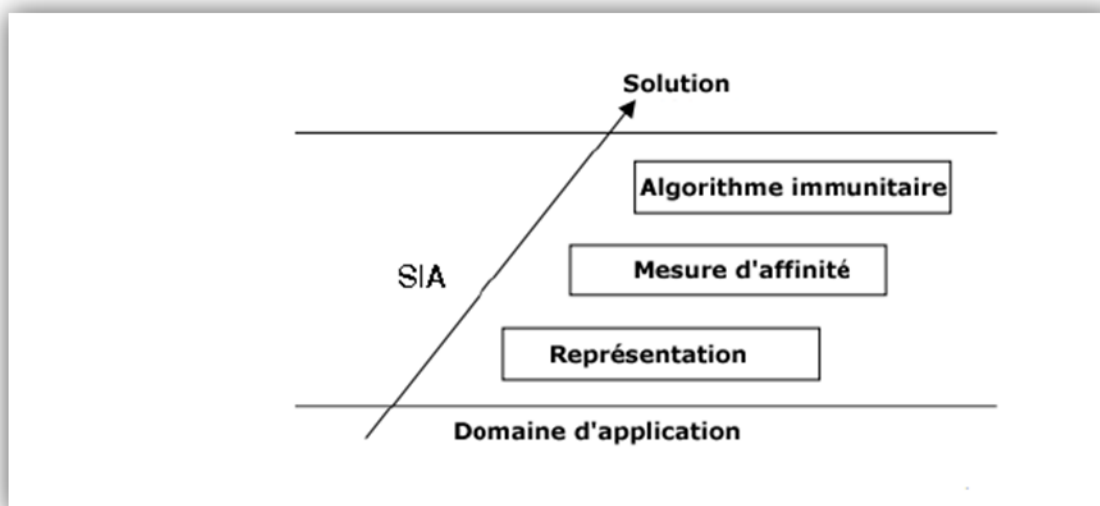


Figure III.1 : Framework pour un SIA [22]

Ce sont principalement les cellules et les molécules du système immunitaire biologique qui seront utilisées pour modéliser le comportement du système immunitaire artificiel.

Comme nous l'avons vu précédemment, les principales cellules sont les lymphocytes B et T, ces dernières sont connues pour avoir sur leurs surfaces des récepteurs (paratopes) capables de reconnaître des antigènes par la propriété de complétude avec leurs épitopes [22].

Cette notion de complétude épitopes-paratopes est très importante pour donner une description quantitative de l'interaction antigène-anticorps, proposée par Perelson & Oster en 1979 et connue sous le nom d'espace de formes [39]. On peut voir la forme d'un anticorps comme un ensemble de L paramètres. Ces paramètres peuvent être représentés par un point dans un espace de L dimensions. Un premier constat est que dans ce plan, les anticorps qui se ressemblent sont proches les uns des autres.

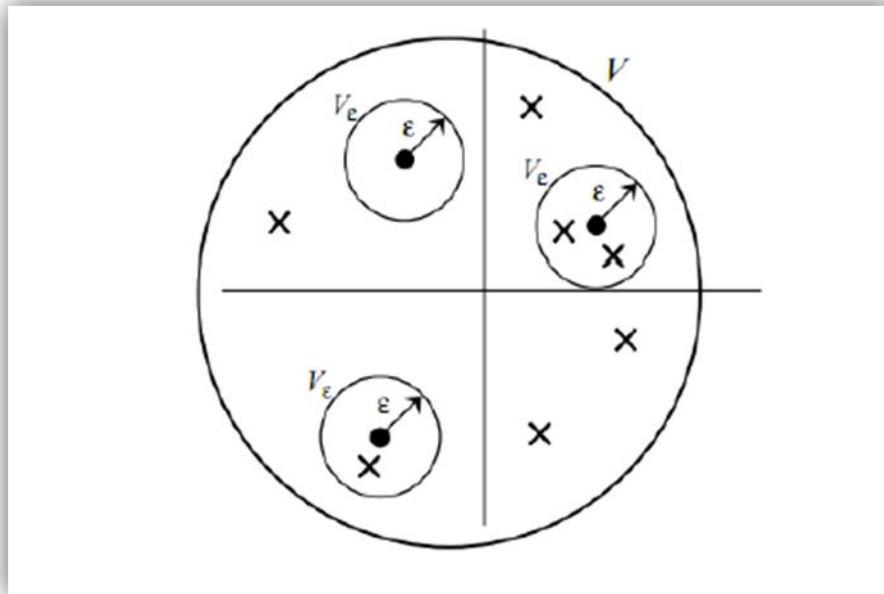


Figure III.2 : *espace de forme [39]*

Une population ou un répertoire de N individus (récepteurs) est modélisé comme un espace de formes d'un volume fini V contenant N points. Donc un antigène est représenté par un point $Ag = \langle Ag_1, Ag_2, \dots, Ag_L \rangle$, un anticorps est à son tour représenté par un point $Ab = \langle Ab_1, Ab_2, \dots, Ab_L \rangle$

Figure III.2. Pour mesurer le degré de complétude entre l'antigène et l'anticorps plusieurs techniques peuvent être utilisées. Le plus souvent on recourt à l'utilisation des distances. Différentes distances existent dont voici les plus utilisées [44]:

La distance Euclidienne

$$D = \sqrt{\sum_{i=1}^L (Ab_i - Ag_i)^2}$$

La distance de Manhattan

$$D = \sum_{i=1}^L |Ab_i - Ag_i|$$

La distance de Hamming

$$D = \sum_{i=1}^L \delta_i \quad \text{avec} \quad \delta_i = \begin{cases} 1 & \text{si } Ab_i \neq Ag_i \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Si $D \downarrow \Rightarrow$ Affinité $\uparrow$

Donc on remarque bien que l'affinité anticorps-antigène est relative à la distance dans cet espace entre ces derniers. En effet, plus la distance antigène-anticorps est petite, plus l'affinité entre ces derniers est plus grande
Figure III.3

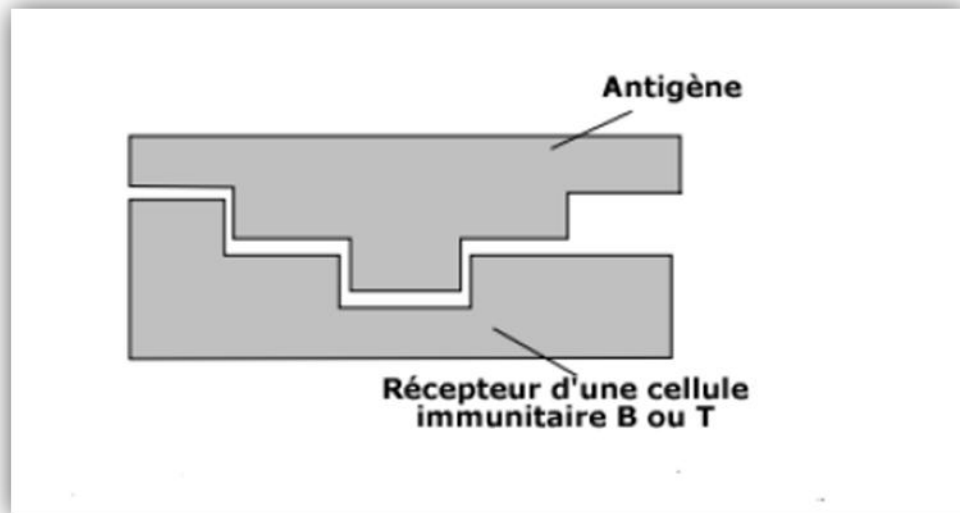


Figure III.3 : *Principe de complémentarité entre antigène et anticorps [22].*

Une fois les antigènes et anticorps représentés, la fonction quantitative du degré de complétude (affinité) entre eux définie et l'espace des formes connue, il ne reste plus qu'à implémenter les théories immunitaires.

4. POURQUOI UTILISER LES SYSTEMES IMMUNITAIRES ARTIFICIELS POUR LA RECONNAISSANCE DES FORMES:

Un système immunitaire artificiel qui réussirait à reproduire le comportement du système naturel aurait les avantages suivants:

- Le système adapte ses ressources selon la complexité de la forme à reconnaître :

- ✚ Si la forme est connue, elle est traitée rapidement par la cellule mémoire correspondante ;

- ✚ Moins la forme rencontrée ressemble aux formes précédemment rencontrées, plus la concentration de l'antigène correspondant sera élevée, et plus les ressources mobilisées

(*cellules activées*) seront importantes, ainsi que le temps de traitement.

- Un mécanisme unique est utilisé à la fois pour la reconnaissance rapide des formes déjà rencontrées (*classification*) ainsi que la mémorisation des formes inconnues (*apprentissage*). En plus, le système est en apprentissage continu, chaque forme inconnue enclenche le processus de mémorisation ;
- Le système est en constante adaptation avec son environnement : les formes qui sont rencontrées dans l'environnement sont mémorisées, et celles qui ne le sont pas (*ou ne le sont plus*) sont tout simplement oubliées. De cette manière, même si le système est placé dans un environnement avec une mémoire initiale très générale, avec le temps sa mémoire va devenir spécifique à son environnement de travail et donc, plus performante;
- Les singularités, même si elles sont mémorisées, peuvent être oubliées si elles ne sont pas rencontrées pendant longtemps ;
- La vaccination du système permet de lui faire apprendre rapidement de nouvelles formes, ou bien de restaurer une partie de sa mémoire ;
- Le système fait de la sélection d'attributs de façon automatique, un anticorps n'a pas besoin de se lier avec toute la surface de l'agent infectieux, mais seulement avec la partie qui le rend spécifique.

Cette liste n'est certainement pas exhaustive, et une recherche plus poussée dans les mécanismes de fonctionnement du système immunitaire naturel permettra certainement de trouver d'autres propriétés très intéressantes.

5. LES THEORIES IMMUNITAIRES

5.1 SELECTION NEGATIVE :

La sélection négative (ou *détection négative*) est une abstraction des mécanismes qui permettent aux systèmes immunitaires naturels de distinguer entre le soi et le non soi. Elle se concentre sur la génération de détecteurs de changements, ces détecteurs sont censés détecter qu'un élément d'un ensemble de chaînes (*le soi*) a changé.

L'algorithme général de sélection négative, introduit par [66] est comme suit :

- ✚ Au départ nous avons un ensemble de chaînes S qui représentent le soi (**Figure III.4**) ;

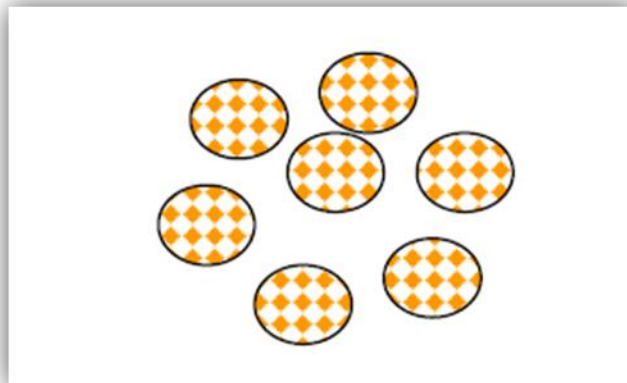


Figure III.4 : *Chaînes soi*

- ✚ On génère aléatoirement un ensemble de détecteurs R_D (**Figure III.5**);
- ✚ Tous les détecteurs de R_D qui reconnaissent au moins une chaîne de S sont éliminés (**Figure III.6**).

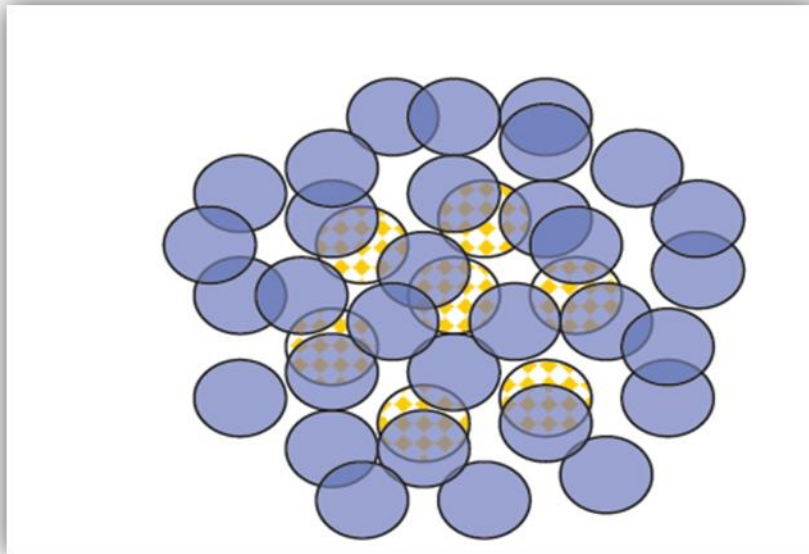


Figure III.5 : *Chaînes soi et détecteurs*

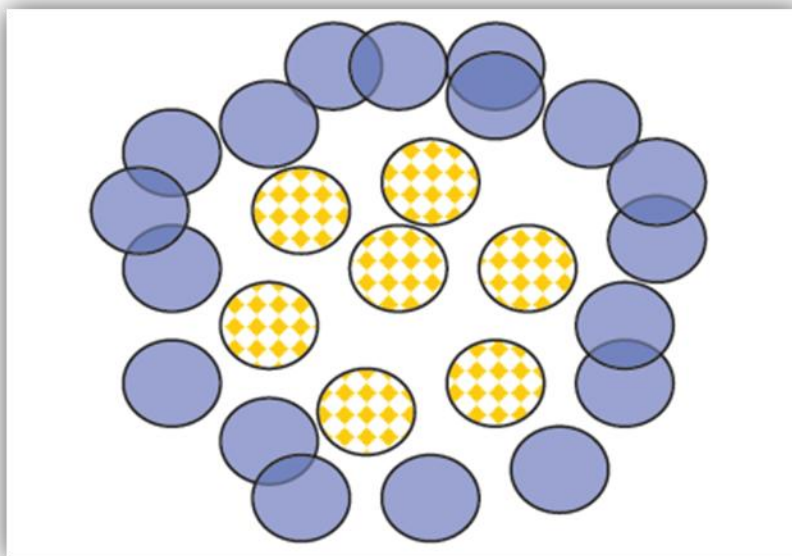


Figure III.6 : *Tolérization*

- ✚ Si une chaîne de S change de forme, elle a de grandes chances d'être reconnue par un des détecteurs de RD (**Figure III.7**).

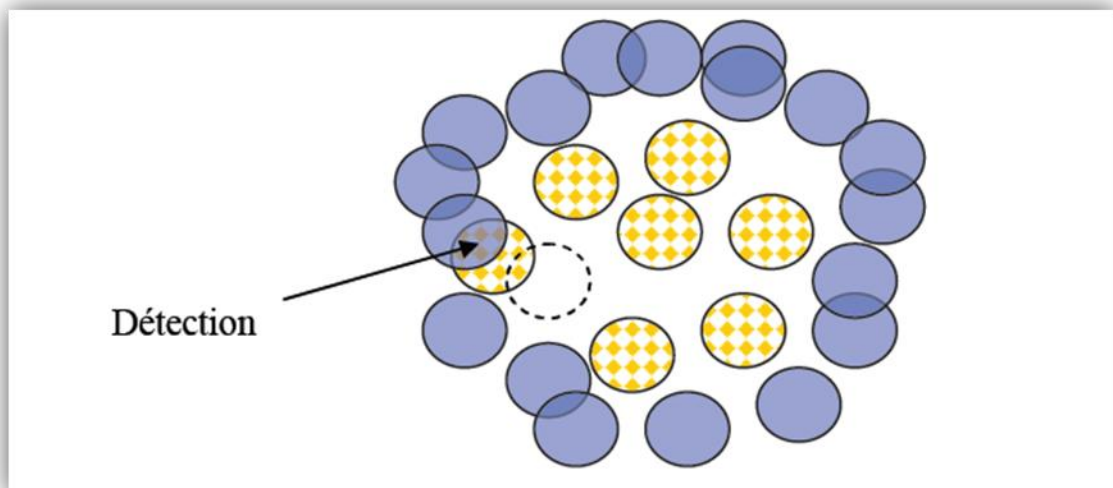


Figure III.7 : *Détection de changement*

La détection négative est inefficace dans le choix des détecteurs. Une partie de l'espace des formes peut être couverte par plusieurs détecteurs qui se recouvrent ; et d'autres parties peuvent ne pas être recouvertes du tout. Et le pire est que, pour certains ensembles de chaînes, des trous peuvent apparaître qui ne peuvent être couverts par n'importe laquelle des configurations possibles de détecteurs, sans que cela conduise à recouvrir des chaînes du soi (voir Figure III.8).

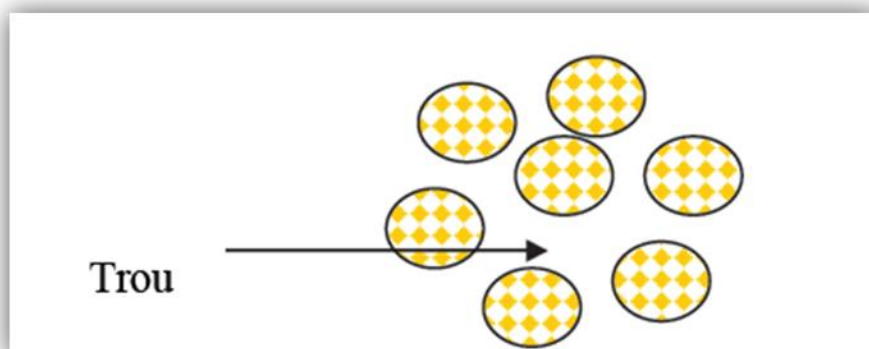


Figure III.8 : *Trous dans les chaînes soi*

Esponda et *Forrest* ont appliqué la sélection négative au problème de détection d'intrusions dans un réseau informatique [13]. Le système, nommé LISYS, génère un ensemble de détecteurs qui, confrontés à un réseau sain, ne doivent détecter aucun paquet transmis dans le réseau. Mais, dès qu'il y a un

trafic suspect dans les réseaux, les détecteurs sont activés et l'utilisateur est prévenu.

5.2 LA THEORIE DU DANGER :

La théorie du danger est une approche émergente pour la détection de changements basée sur une abstraction de *Matzinger* [55]. La théorie du danger est une alternative à la sélection négative.

Dans le milieu des années 90, l'immunologie a effectuée plusieurs modifications à la théorie du soi/non soi. Principalement parce que cette théorie ne concordait plus avec les observations expérimentales, par exemple pourquoi le système naturel ne réagit-il pas à certaines bactéries dans nos intestins ou à l'air, qui sont tous les deux des agents non soi ?

Matzinger a suggéré une autre approche : et si le système immunitaire, au lieu de réagir directement aux entités non soi, réagirait plutôt à des cellules du soi attaquées, ces cellules enverraient alors des signaux d'alarme ou de danger? *Matzinger* a caractérisé la théorie du danger comme un moyen de distinguer certaines cellules du soi de certaines cellules du non soi, ce qui pourrait expliquer pourquoi le système ne réagit pas aux entités non soi non dangereuses, et réagirait aux cellules soi dangereuses. Ceci est la base de la théorie du danger.

Il y a une grande différence entre la dichotomie soi/non soi et celle du dangereux/pas dangereux. Le concept du soi et non soi est relatif aux chaînes du soi, qui ne sont pas nécessairement l'ensemble complet du soi, ce dernier peut changer au cours du temps et peut aussi contenir un grand nombre d'attributs. Par contre, les concepts de dangereux pas dangereux sont reliés directement aux événements indésirables, qui sont ou qui seront dangereux, et sont en rapport uniquement avec les attributs concernés par ces événements.

Selon la théorie du danger, lorsqu'une cellule est attaquée par un agent infectieux, elle émet un signal de danger qui se propage dans les alentours de

la cellule (Figure III.9). Ce signal va définir une 'zone de danger' tout autour de la cellule attaquée. Les antigènes sont capturés par les macrophages (réponse innée) puis présentés aux lymphocytes. Les cellules B qui se lient avec les antigènes dans la zone de danger sont activées et commencent alors à se reproduire, les autres cellules B (qui ne se sont pas liées avec les antigènes ou bien qui sont en dehors de la zone de danger) ne sont pas stimulées.

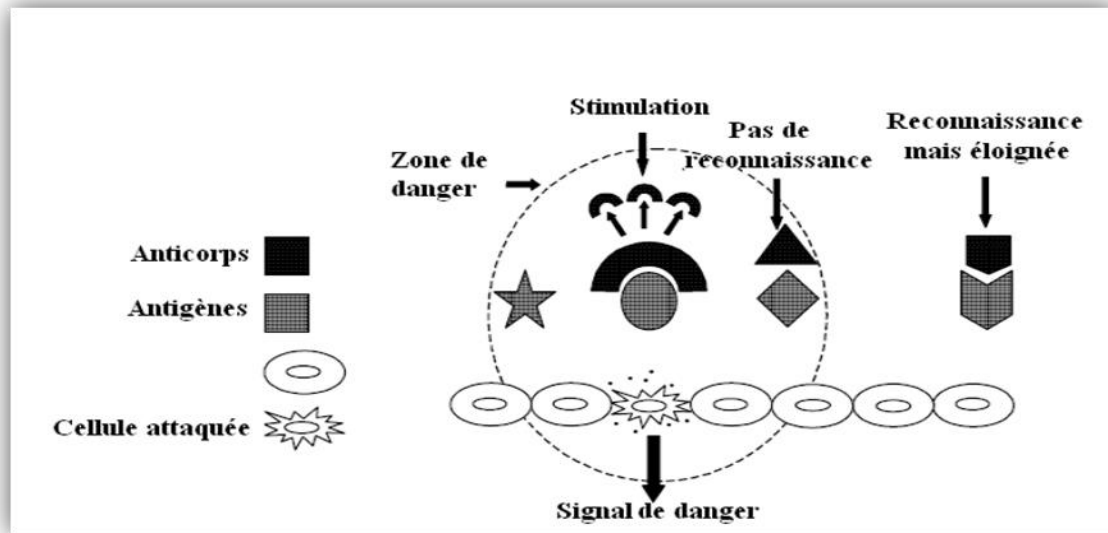


Figure III.9 : *Principe de la théorie du danger*

Aicklin et Cayzer [71] ont montré l'applicabilité de la théorie du danger dans le domaine de la détection d'anomalies (virus informatiques, transactions frauduleuses, défaillances matérielles), dans le datamining et de façon générale dans tout domaine pour lequel on peut définir la nature du 'danger'.

Dans [71], les auteurs ont investigué les avantages de la théorie du danger appliqués à la détection d'intrusion : la théorie du danger permet de détecter les intrusions inconnues à partir des dommages infligés au système, elle réduit aussi le nombre de fausses alertes puisqu'elle n'est enclenchée que s'il y a réellement un danger. Elle peut aussi s'adapter aux changements et permet de réduire la propagation des intrusions en alertant les sites voisins de l'infection (zone de danger).

La théorie du danger a aussi été utilisée pour l'analyse du courrier électronique [6]. Le système développé analyse le courrier entrant et accepte ou refuse des e-mails selon qu'ils soient intéressants pour l'utilisateur ou non. Bien que c'est principalement un problème de classification, la frontière entre les classes (e-mails intéressants/non intéressants) change selon l'humeur de l'utilisateur. La théorie du danger permet au système de s'adapter à ces changements.

Un inconvénient majeur de la théorie du danger est que le système doit attendre que le soi soit endommagé avant de pouvoir activer la protection, parce qu'il nécessite des exemples d'états dangereux. Ceci n'est pas le cas de la détection négative qui se contente des exemples d'états sains du système.

5.3 SELECTION CLONALE ARTIFICIELLE ET HYPER MUTATIONS :

La sélection clonale artificielle est une abstraction des mécanismes de mémorisation des systèmes immunitaires. Les algorithmes développés sont généralement dédiés à l'optimisation ou à la recherche.

De Castro et Von Zuben ont appliqué la sélection clonale à l'optimisation [38]. Dans ce cas, chaque anticorps représente une solution possible au problème. La fonction affinité, quand à elle, renvoie la qualité de chaque solution (les meilleures solutions ont les plus grandes affinités).

Les auteurs ont aussi proposés *CLONALG*, une implémentation de la sélection clonale pour la reconnaissance des formes. Mais n'étant pas plus qu'une preuve de faisabilité, l'algorithme souffre de limitations majeures. La plus importante étant qu'il n'accepte pas plus d'un exemple d'entraînement par classe.

White et Garrett ont proposé *CLONCLAS*, qui est une amélioration de *CLONALG* [1]. Les auteurs ont utilisé la sélection clonale pour chercher pour chaque classe le prototype qui la représente le mieux. Ces prototypes sont ensuite utilisés dans un système de reconnaissance de chiffres imprimés. En

d'autres termes, la sélection clonale est utilisée comme un algorithme d'apprentissage.

Les principes de la sélection clonale ont aussi été appliqués à la résolution de problèmes multi objectifs. Pour ce genre de problèmes, plusieurs objectifs doivent être optimisés ensemble. Les objectifs étant souvent en conflits, l'optimisation d'un objectif rend les autres objectifs non optimisés. **Cuello** a proposé un algorithme pour la résolution des problèmes multi objectifs en utilisant les principes de la sélection clonale. L'algorithme nommé **MISA** (pour *Multiobjective Immune System Algorithm*) est générique dans le sens où il peut être appliqué à n'importe quel problème d'optimisation quel que soit le nombre d'objectifs. Pour plus de détails sur l'algorithme et les résultats obtenus le lecteur est invité à consulter [63].

Dans [51], les auteurs ont proposé un algorithme de sélection clonale destiné à la détection d'intrusions. L'algorithme nommé **DynamiCS**, est un algorithme de classification qui a deux classes le soi et le non soi, et utilise les propriétés de la sélection clonale pour générer des cellules mémoire qui reconnaissent le non soi sans reconnaître le soi.

Bien que la sélection clonale ressemble beaucoup aux algorithmes génétiques, il reste des différences majeures entre les deux approches : l'utilisation de l'affinité pour déterminer le taux de mutation contraste avec les algorithmes génétiques où le taux de mutation dépend soit d'un paramètre, soit du nombre de générations. Similairement, la relation entre l'affinité d'une entité et le nombre de clones est inusuelle sinon unique à la sélection clonale.

5.4 LES MODELES DE RESEAUX IMMUNITAIRES ARTIFICIELS :

En 1974 **Jerne** émet l'hypothèse que le système immunitaire est un réseau autorégulé de molécules et de cellules qui se reconnaissent entre elles, même en l'absence d'antigène. Il existe deux grands modèles de réseaux immunitaires artificiels : un modèle continu et un autre discret. Comme tout modèle continu, le principal obstacle à son utilisation est de lui trouver une solution analytique, ce qui n'est pas forcément possible. Les modèles discrets

sont généralement adaptatifs, que ça soit dans le nombre d'éléments les constituant ou dans la forme de ces éléments afin d'accroître leur affinité. Les modèles discrets sont plus appropriés pour résoudre des problèmes externes vu qu'ils peuvent interagir avec leur environnement (notion d'antigène) contrairement à certains algorithmes continus [22] [46].

Les modèles continus de réseaux immunitaires artificiels sont basés sur des équations différentielles décrivant la dynamique du réseau. Le premier modèle discret est celui de **Jerne** en 1974 [22], où à chaque élément du réseau (lymphocyte ou anticorps) est relié une équation différentielle qui gère l'état d'activation ou d'inhibition des éléments. Un autre modèle de **F. Varela** et **A. Coutinho** [46], qui a été nommé "second-generation immune network", se caractérise par sa structure (formes de connexion entre les différents éléments du système), sa dynamique (variation avec le temps du nombre d'éléments du réseau et de leur affinité) et sa méta-dynamique (production et renouvellement des éléments ainsi que la suppression des éléments non stimulés ou autoréactifs). Un autre modèle continu a été proposé par **Farmer** [65], où les éléments du système sont représentés par des vecteurs binaires de différentes tailles dans un espace de forme de Hamming. Contrairement aux deux précédents modèles, **Farmer** a introduit la notion "d'antigène" (élément extérieur au système).

Les modèles discrets de réseaux immunitaires artificiels sont basés, quant à eux, sur des différences d'équations et sur des itérations. **Timmis** proposa en 2000 [5] le modèle RAIN où se confond théorie des réseaux idiotypiques et sélection clonale. Cet algorithme est donc capable, grâce à la sélection clonale, de reconnaître des éléments externes au réseau. On y retrouve donc, les notions de stimulation des éléments comme dans la théorie des réseaux idiotypiques ainsi que les notions de mutations, d'hypermutations somatique et de clonages de la théorie de la sélection clonale. **De Castro et Von Zuben** [72] ont proposé un autre modèle de réseaux immunitaires artificiels nommé "aiNet". Il s'inspire aussi des deux

théories de la sélection clonale et des réseaux immunitaires. Les deux modèles peuvent paraître similaires, cependant ils sont différents de plusieurs points de vue. La représentation des données, le calcul de la stimulation des éléments du réseau ainsi que la manière dont ils limitent la taille du réseau [50].

6. QUELQUE ETUDES FAITES SUR LES SIA

REFERENCE	MODEL OU TECHNIQUE DE DESCRIPTION	THEORIE	TYPE DE REPRESENTATION UTILISE	APPLICATION
(Neal, 2003)	Meta-stable memory immune system for multivariate data analysis.	Réseaux immunitaires	Valeur Réel	Analyse de données
(Rouchen et al., 2003)	Un algorithme de sélection clonal pour l'optimisation. multi- tâche	Sélection clonal	Vecteur de valeur réel	Optimisation
(Zuo and Li, 2003)	A Chaos Artificial Immune Algorithm (CAIF) by integrating of chaotic search and CLONALG	Sélection clonal	Vecteur de valeur réel	Optimisation
(Nasraoui et al., 2003)	Techno – streams model for detecting an unknown number of evolving clusters in a noisy data stream	Réseaux immunitaires	Réel	classification
(Secker et al., 2003)	Un système immunitaire artificiel pour la classification des E-mail	Réseaux immunitaires	Vecteur en deux parties de mots	classification
(Garrett, 2004)	Un algorithme clonal adaptatif (ACS) une amélioration de CLONALG	Sélection clonal	Vecteur de valeur réel	Optimisation
(Gonzalez and Canady, 2004)	Un algorithme de sélection négative pour la détection des anomalies	Sélection clonal	Chaine binaire et valeur réel	Détection des anomalies
(Yu and Hou, 2004)	Un algorithme de sélection clonal amélioré de CLONALG	Sélection clonal	Chaine binaire	Machine Learning
(Luh and Lin, 2004)	Un réseau immunisé réactif (RIN) pour le robot mobile apprenant des stratégies de navigation dans les environnements inconnus	Réseaux immunitaires	valeur réel	Robotique

(Cutello et al., 2005)	Un algorithme immunitaire pour l'optimisation continue OPI-IA	Sélection clonal	Chaine binaire	Optimisation
(Qiao and Jianping, 2006)	Un système de détection des intrusions basées sur les réseaux immunitaires (AINIDS)	Réseaux immunitaires	Règles	Sécurité informatique

Tableaux I.V.1 *Quelque études faites sur les SIA*

1. CONCLUSION

Pour le diagnostic on peut utilise les systèmes immunitaire artificiel qui semble d'être une meilleur solution pour les systèmes complexes.

La sélection négatif/positif est base sur la distinction entre le soi et le non-soi, elle ce concentre sur la génération de détecteurs de changement, la sélection négatif peut être utilise pour la détection des dysfonctionnements mais pour un système industriel de grand taille ou un système complexe l'ensemble de détecteurs de changement est grande.

Pour la théorie de danger elle utilise pour la détection et l'élimination de composante de soi qui fait de danger cette méthode peut être utilisée dans la détection des pannes de détecteur de système lui-même.

La dernière approche est la sélection clonale, elle est utilise pour reconnaissance de forme et la classification, elle est utilisée comme un algorithme d'apprentissage.

Pour notre étude sur le diagnostic des systèmes complexes on s'intéresse à la reconnaissance de panne, alors on a choisi la sélection clonal pour le module d'identification de default de diagnostic des systèmes complexes. C'est le cas de diagnostic par reconnaissance de forme immunitaire proposé dans le chapitre suivant.

DIAGNOSTIC PAR RECONNAISSANCE DES FORMES IMMUNITAIRE

Résumé

*Quand les connaissances a priori du comportement d'un procédé ne sont pas suffisantes pour construire un modèle analytique et quand seules des mesures sur son état de fonctionnement sont disponibles, les méthodes de **Reconnaissance des Formes (RdF)** [3], [8], [4] sont particulièrement intéressantes.*

Dans ce chapitre nous proposons une stratégie pour le suivi du comportement d'un processus et détection de défaillances.

Une approche de diagnostic industriel basé sur la reconnaissance de formes immunitaires s'appuyant sur la sélection clonale est mise en œuvre.

1. INTRODUCTION :

Ce chapitre est exclusivement réservé à la stratégie dédiée au suivi du comportement d'un processus et à la détection des défaillances. Cette stratégie s'appuie sur les données historiques et les données en ligne. Nous abordons les différentes étapes à suivre pour l'élaboration du système de diagnostic à partir de méthodes de classification et de reconnaissance de formes immunitaire.

Le problème de diagnostic est un problème de classification, parmi les théories du **SIA** étudier la sélection clonale c'est la bonne solution de la classification.

Quand les anticorps d'une B-cellule se lient avec un antigène, la B-cellule devient activer et commence à proliférer. Les nouvelles B-cellules qui sont produites sont des copies exactes de la B-cellule parente, mais elles subissent le mécanisme d'hyper mutation somatique pour produire des anticorps qui sont spécifiques à l'antigène envahissant. Le principe de la sélection clonale est le terme employé pour décrire les propriétés de base d'une immuno-réaction adaptative à un stimulus antigénique.

Elle établit l'idée que seulement les cellules capables d'identifier un stimulus antigénique proliféreront et subiront un choix qui ne garde que les clones qui ont les plus grands degrés d'affinité.

Ce genre d'algorithme peut être utilisé pour des problèmes d'optimisations, de catégorisation (clustering), ou de reconnaissance des formes

CLONCLAS (pour *CLONalCLASSification*) est l'adaptation de la sélection clonale pour la reconnaissance de formes. Le système est basé sur une approche de reconnaissance par prototypes et utilise la sélection clonale pour faire son apprentissage ce dernier est un apprentissage supervisé.

2. PRINCIPE GENERAL DES METHODES DE RECONNAISSANCE DES FORMES

En **RdF**, le système est considéré comme une boîte noire, c'est-à-dire qu'aucune équation mathématique n'est nécessaire pour modéliser son fonctionnement. Les méthodes de **RdF** utilisent exclusivement un ensemble de mesures et/ou de connaissances heuristiques du fonctionnement d'un procédé pour passer de l'espace d'observation à l'espace de décision, appelé espace de représentation. Les résultats de classification dépendent alors seulement, de la méthode elle-même, des connaissances a priori, des paramètres caractérisant le système, et de la qualité des données.

2.1. PRINCIPE

Le principe de la **RdF** est de classer les nouvelles formes en utilisant un classifieur qui génère une fonction d'appartenance pour chaque classe. Ainsi la classification d'un nouveau point peut se faire en fonction de la valeur d'appartenance qu'il obtient par rapport à chaque classe. Les méthodes de RdF peuvent généralement être divisées en deux catégories : les méthodes paramétriques et les non paramétriques.

- *Les méthodes paramétriques* considèrent l'ensemble d'apprentissage comme des données indépendantes, toutes distribuées selon la même loi de probabilité, comme le fait le classifieur Bayésien [8]. Cette hypothèse n'est bien souvent pas valide dans le cas d'applications réelles, c'est pourquoi nous nous intéresserons seulement aux méthodes non paramétriques.
- *Les méthodes non paramétriques* génèrent les fonctions d'appartenance des classifieur soit :
 - en estimant la fonction de densité de probabilité conditionnelle pour chaque classe, comme le fait la méthode des fenêtres de Parzen et la méthode des K-Plus Proches Voisins,

- en construisant par apprentissage les régions de décision comme le font, les fonctions potentielles, les réseaux de neurones ou les Séparateurs à Vaste Marge,
- en se basant sur des heuristiques.

Les performances des méthodes de **RdF** dépendent des connaissances a priori obtenues sur les modes de fonctionnement du système. Souvent, ce savoir est imparfait et incomplet.

L'imperfection est due à l'utilisation des capteurs, au bruit des données, et aux évaluations de l'expert du système. Le savoir est incomplet puisqu'il ne contient pas toutes les informations concernant l'ensemble des modes de fonctionnement possibles pour un procédé. C'est surtout le cas concernant les modes dangereux et les modes pour lesquels un temps de fonctionnement très important est nécessaire. Le problème de l'imperfection du savoir et des données peut être solutionné en utilisant des techniques de la théorie des ensembles flous. Le problème d'incomplétude est résolu par un apprentissage continu des données permettant de mettre à jour le système de surveillance. En utilisant une méthode de **RdF**, chaque nouvelle information, i.e. chaque nouvelle forme, pourra être prise en compte dans la mise à jour du classifieur et intégrée dans la base des données connues. Cependant, il peut être très difficile d'obtenir des données exhaustives pour certains procédés.

La **RdF** est réalisée en deux phases : l'apprentissage à partir des données connues et la classification des nouvelles données. En amont de ces deux phases, une étape de prétraitement est utilisée pour trouver l'ensemble minimal de paramètres informatifs nécessaire à l'établissement de l'espace de représentation.

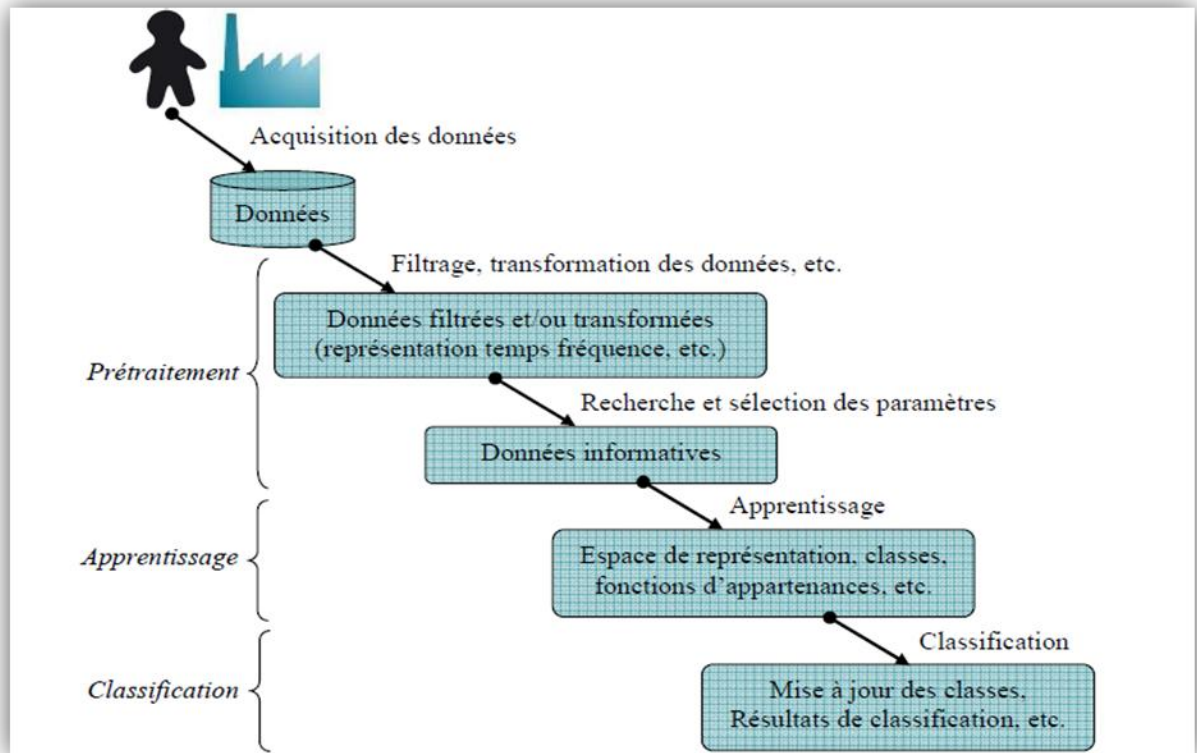


Figure IV.1 : Les étapes principales d'une approche de reconnaissance des formes.

L'ensemble des étapes majeures d'une approche de reconnaissance des formes est présenté sur la figure IV.1

2.2. PRETRAITEMENT DES DONNEES

La première phase du prétraitement concerne le filtrage et la transformation des données qui permettent d'obtenir des données plus adaptées à la recherche de caractéristiques informatives. Cette phase peut être réalisée par de nombreux algorithmes de traitement tels que : l'analyse standard de Fourier, les méthodes Temps-Fréquence, les ondelettes, les filtres *Auto-Régressif (AR)*, moyenne mobile (*Moving Average* ou *MA*) ou *auto-régressif* et moyenne mobile (*ARMA*). L'analyse des données obtenues sur un système permet d'obtenir des caractéristiques statistiques, c'est-à-dire des valeurs scalaires, ou structurelles

Lors de la deuxième phase de prétraitement, on effectue la sélection des paramètres les plus informatifs. Généralement un grand nombre de paramètres est calculé à partir des données recueillies par les capteurs d'un

système. C'est pourquoi, il est nécessaire d'extraire et/ou de sélectionner les paramètres les plus informatifs, c'est-à-dire ceux qui permettront de discriminer au maximum les classes. Les méthodes de sélection des paramètres choisissent le sous-ensemble de paramètres les plus informatifs. Les méthodes d'extraction des paramètres créent un sous-ensemble de nouveaux paramètres par combinaison des paramètres existants. Pour réaliser ces phases de sélection et/ou d'extraction, on utilise des techniques d'analyse des données telles que l'Analyse en Composantes Principales (ACP), la mesure discriminante de Fisher, Multidimensional scaling, les techniques de wrapper ..Etc. Plus les paramètres du système permettent de bien discriminer les formes, plus les résultats de classification sont bons. L'ensemble des paramètres trouvés par ces méthodes représente les attributs qui permettent de caractériser chaque forme. Lorsque les données issues de l'observation du fonctionnement d'un système sont représentées par des paramètres statistiques, elles sont transformées en formes, c'est-à-dire en points, dans l'espace de représentation. Les groupes de formes similaires sont appelés classes. Si les paramètres sont bien déterminés, les classes sont bien discriminées et elles sont situées dans différentes régions de l'espace de représentation. Chaque classe est associée à un mode de fonctionnement (normal ou défaillant). Ces formes, avec leurs assignements à une classe, constituent l'ensemble d'apprentissage. Elles sont représentées par d caractéristiques, ou attributs, ce qui permet de les voir en tant que vecteurs de d dimensions, c'est à dire des points, dans l'espace de représentation.

2.3. APPRENTISSAGE ET CLASSIFICATION

Une fois l'espace de représentation établi, il est possible de travailler avec une méthode de **RdF**. En fonction des informations a priori disponibles sur le système, trois types de méthodes de RdF peuvent être utilisées : les méthodes supervisées, les méthodes non supervisées et les méthodes semi-supervisées.

- **LES METHODES SUPERVISEES** Lorsque les classes des formes sont connues initialement, la **RdF** est supervisée [59]. Les méthodes supervisées utilisent les formes connues, c'est-à-dire l'ensemble d'apprentissage, pour construire un classifieur qui sépare au mieux les différentes classes connues, dans le but de minimiser l'erreur de classification. Le modèle de chaque classe est alors représenté par une fonction d'appartenance qui détermine la valeur d'appartenance d'une forme à une classe.
- **LES METHODES NON SUPERVISEES** quand aucune information n'est disponible sur les classes d'un système, la RdF est non supervisée [30]). Les méthodes non supervisées, aussi appelées méthodes de coalescence, sont basées sur des fonctions de similarité. Quand des formes aux caractéristiques similaires apparaissent, elles sont classifiées dans la même classe et à l'inverse quand leurs caractéristiques sont différentes une nouvelle classe est créée par le classifieur. Une fois que le classifieur a estimé les fonctions d'appartenance des classes, les nouvelles formes peuvent être assignées à la classe pour laquelle elles ont la valeur d'appartenance maximale.
- **LES METHODES SEMI-SUPERVISEES** : qui utilisent les informations connues, c'est-à-dire les formes et classes connues, pour estimer les caractéristiques des classes et leurs fonctions d'appartenances tout en utilisant également l'apprentissage non supervisé pour détecter les nouvelles classes et apprendre leurs fonctions d'appartenance.

2.4. ENVIRONNEMENT STATIQUE ET ENVIRONNEMENT DYNAMIQUE

Selon le type de système étudié, les formes obtenues sur un système peuvent être statiques, ou dynamiques lorsque leurs caractéristiques évoluent avec le temps. Une forme statique est représentée par un point dans l'espace de représentation tandis qu'une forme dynamique est représentée par une

trajectoire multidimensionnelle. Dans ce dernier cas, l'espace de représentation possède une dimension supplémentaire qui est le temps.

De la même façon, les classes peuvent être statiques ou dynamiques. Les classes statiques sont représentées par des zones restreintes contenant des formes similaires dans l'espace de représentation. Pour ces classes, l'ordre d'arrivée des formes n'est pas lié à leur valeur d'appartenance et les paramètres du classifieur restent inchangés. De nombreuses méthodes de RdF existent pour traiter le cas des données statiques. On peut citer la méthode des *K-Plus Proches Voisins*, les Séparateurs à *Vaste Marge* (SVM), les méthodes *Bayésiennes*, la méthode d'Analyse en Composantes Principales (ACP), la méthode *Fuzzy Pattern Matching* (FPM), la méthode *Fuzzy C-Means* (FCM), ainsi que les nombreuses déclinaisons de ces méthodes, etc. Cependant, bien souvent les systèmes sont constamment en évolution entre leurs différents modes de fonctionnement, on parle alors de systèmes évolutifs pour lesquels il est nécessaire d'utiliser des méthodes de classification dynamique. Les quatre types de RdF existantes. En effet, la combinaison des deux types de formes et des deux types de classes mène à quatre types de RdF.

1. Reconnaissance statique des formes statiques ;
2. Reconnaissance dynamique des formes statiques ;
3. Reconnaissance statique des formes dynamiques ;
4. Reconnaissance dynamique des formes dynamiques.

2.5. APPLICATIONS TYPIQUES DE LA RECONNAISSANCE DES FORMES

 **MARKETING** : La reconnaissance des formes est souvent utilisée pour classer les consommateurs selon les produits qu'ils sont susceptibles d'acheter. Elle est aussi utilisée par les sociétés de vente pour classer les clients selon qu'ils soient de bons ou mauvais payeurs, ou encore selon qu'ils vont oui ou non passer à la concurrence [33].

- ✚ **FINANCES** : les systèmes de reconnaissance des formes sont utilisés pour la détection de transactions bancaires frauduleuses ainsi que la prédiction des banqueroutes [18].
- ✚ **USINAGE** : la qualité des produits dépend souvent de paramètres ajustables, et les relations exactes entre la qualité et les valeurs des paramètres n'est pas claire. Les systèmes de reconnaissance des formes sont utilisés pour classer les paramètres selon la qualité des produits qu'ils sont susceptibles de générer. Ils permettent ainsi de réduire le nombre d'essais ce qui fait gagner du temps et de l'argent [68].
- ✚ **ENERGIE** : les systèmes de reconnaissance des formes sont utilisés pour prévoir la consommation électrique (réduite, normale, élevée), permettant ainsi aux clients de réduire si nécessaire leur consommation, et aux producteurs de mieux gérer leurs unités de production [17].
- ✚ **LECTURE AUTOMATISEE** : les systèmes de reconnaissance des formes permettent de numériser les anciens documents ainsi que les archives, non pas sous la formes d'images, mais plutôt sous une forme textuelle [48].
- ✚ **SECURITE** : la reconnaissance vocale et rétinienne est un exemple d'applications typiques de la reconnaissance des formes pour l'authentification. La vérification des signatures est aussi très populaire [49].

2.6 PRINCIPALES APPROCHES POUR LA CLASSIFICATION:

On peut dire que la classification est le cœur de la reconnaissance des formes parce que c'est l'étape où se décide la classe de la forme à reconnaître. Un classificateur peut être vu comme une fonction $f(x : \theta_1, \theta_2, \theta_3, \dots, \theta_n) = cx$ ou x est la forme à reconnaître, cx est la classe

trouvée par le classificateur et θ_i sont les paramètres du classificateur, leur signification dépend du type de classificateur.

2.6.1 APPROCHE BASEE SUR LES PROTOTYPES :

C'est l'approche la plus simple et la plus intuitive : les formes similaires sont assignées à la même classe. Donc, dès qu'une bonne mesure de similarité a été choisie, les formes peuvent être classées en utilisant quelques prototypes par classe. Le choix de la mesure et des prototypes est crucial pour le succès de la classification. Par exemple, pour le « *nearest mean classifier* » [45], le choix des prototypes est simple et robuste : chaque classe de formes est représentée par la moyenne de toutes les formes d'entraînement de la classe.

2.6.2 APPROCHE STATISTIQUE :

Les systèmes de Reconnaissance des formes basés sur l'approche statistique ont été utilisés avec succès dans plusieurs applications commerciales. Des concepts bien connus de la théorie des statistiques sont utilisés pour établir les frontières de décision entre les classes des formes.



Figure IV.2 : Exemple de chiffre manuscrit [2]

Considérons un système de Reconnaissance des formes qui se limite à la reconnaissance des chiffres '6' écrits par une certaine personne A. Bien que probablement, chaque chiffre écrit diffère un peu des précédents, on peut cependant dire que, par exemple, les chiffres 6 de la figure IV.2

En se basant sur ces informations '*à priori*' concernant la personne A, il serait intéressant de construire une fonction de probabilités $P(x)/A$ qui donne pour chaque forme x , la probabilité qu'elle ait été écrite par la personne A.

2.6.3 APPROCHES BIO INSPIREES :

2.6.3.1 RESEAUX DE NEURONES :

Le but de cette approche est de développer des machines capables de mémoriser des expériences puis de les analyser pour prendre des décisions à propos de situations nouvelles.

Les réseaux de neurones se focalisent principalement sur l'apprentissage adaptatif et la mémorisation.

Le cerveau humain a plusieurs qualités très intéressantes d'un point de vue informatique [29] :

- *Une grande capacité de stockage* : 1011 neurones avec une capacité estimée de 1014 jonctions synaptiques, soit approximativement 104 fois la capacité d'un ordinateur moyen ;
- *Traitement en parallèle* : le cerveau gère simultanément plusieurs activités ;
- *Structure flexible* : les poids des connections changent au fil du temps. La formations de nouvelles connections peut être l'une des méthodes d'apprentissage du cerveau ;
- *Tolérance aux fautes* : bien que les connections entre les cellules nerveuses peuvent s'altérer à mesure que les cellules meurent et sont remplacées, cela n'empêche pas le cerveau de fonctionner correctement.

2.6.3.2 ALGORITHMES GENETIQUES :

Les algorithmes génétiques sont le résultat de la modélisation sur machine des principes de la théorie de l'évolution des espèces de Darwin, ou la survie du meilleur. Bien que cette théorie soit fausse, parce qu'elle exclut la création par Dieu des espèces et prétend que les espèces actuelles sont les résultats de millions d'années d'évolution, cela n'empêche pas les algorithmes génétiques de connaître un véritable succès.

Le principe général des algorithmes génétiques est de faire évoluer une population de '*chromosomes*' vers une nouvelle population en utilisant une sorte de '*sélection naturelle*' combinée à des opérateurs *bio-inspirés* qui sont le croisement, la mutation et l'inversion [70].

L'approche la plus couramment utilisée est de représenter chaque individu de la population par une chaîne générée à partir d'un alphabet fini, généralement (0, 1). Chaque individu représente une solution possible du problème à résoudre. Le succès de chaque individu est déterminé par l'évaluation de sa finesse. La fonction de finesse est spécifique au problème à résoudre, mais dans tous les cas elle devrait prendre un individu et retourner un nombre réel. Plus la finesse d'un individu est grande et plus il a de chances de se reproduire.

La phase de reproduction inclut deux étapes, le croisement et la mutation.

2.6.4 METHODES STRUCTURELLES :

Parmi toutes les méthodes structurelles disponibles, les arbres de décisions sont sans aucun doute les plus populaires. Les arbres de décisions sont des systèmes de prise de décision 'multi stages' dans lesquels les classes possibles sont rejetées séquentiellement jusqu'à ce qu'il ne reste qu'une seule classe possible. Pour se faire, l'espace d'attributs est divisé en plusieurs régions de façon séquentielle [67].

2.7 COMBINAISON DES CLASSIFICATEURS :

Pour résoudre les problèmes de reconnaissance, on doit parfois combiner plusieurs classificateurs. On le fait pour plusieurs raisons :

- ✚ Le concepteur du système peut avoir accès à plusieurs classificateurs, développés dans des contextes différents pour des représentations/descriptions totalement différentes d'un même problème.

✚ On peut avoir plusieurs ensembles d'entraînement. Ces ensembles ont été collectés/extraits à différents moments dans différents environnements, et peuvent être représentés par des paramètres différents.

✚ Des classificateurs différents, entraînés sur les mêmes données, peuvent présenter de grandes différences dans la qualité de la classification. Chaque classificateur peut avoir son propre sous espace de paramètres où il est le plus efficace.

✚ Certains classificateurs comme les réseaux de neurones montrent des comportements différents selon la phase d'initialisation, ceci est dû à la part aléatoire du processus d'initialisation. Au lieu de ne garder qu'un seul classificateur, on peut combiner les réseaux de neurones obtenus pour bénéficier des résultats de tous les entraînements.

3. DIAGNOSTIC PAR RECONNAISSANCE DES FORMES IMMUNITAIRE -DRdFI-

Le fonctionnement d'un système de diagnostic par **RdFI** se déroule en trois phases :

- ✚ une phase d'analyse,
- ✚ une phase de choix d'une méthode de décision immunitaire (sélection clonale)
- ✚ une phase d'exploitation (**Figure IV.3**).

Le diagnostic de défaillances dans ce cadre est essentiellement vu comme un problème de *classification*. Le but principal est de construire un bloc de correspondance tel qu'à partir d'un ensemble d'informations décrivant la situation courante de processus, il est possible d'obtenir les causes probables de situations anormales.

Quand le diagnostic est basé sur des observations multiples, elles sont regroupées pour former des classes qui définissent une situation ou un mode de fonctionnement du processus, auquel une nouvelle observation sera comparée pour

être identifiée. En d'autres termes, le diagnostic a pour mission d'identifier le mode de fonctionnement d'un système à partir d'observations sur celui-ci. **Figure IV.3** illustre ses étapes et le diagnostic par **RdFI**.

L'objectif de ce système **RdFI** est de savoir associer toute nouvelle observation X_i à une classe de l'espace de décision. L'affectation d'une observation X_i à une des K classes notées $C_1, \dots, C_K$ indique une opération de classement ou de discrimination.

Sur la **Figure IV.4** on retrouve un petit classificateur simple à l'aide d'un SIA simple qui nous donne trois zones de classe « des régions », X une variables de forme à classer et C_1, C_2, C_3 sont des classes ou « cluster ».

Les paramètres caractérisant le vecteur d'observation, et par conséquent l'espace de représentation, représente les mesures disponibles issues des capteurs et actionneurs du processus ou bien des informations extraites de ceux-ci. Les classes peuvent être assimilées aux différents modes de fonctionnement du processus ou modes de défaillances.

3.1 PHASE D'ANALYSE

Pour surveiller un système, il est nécessaire de disposer d'informations provenant de celui-ci, informations généralement délivrées par des capteurs. Il s'agit donc de définir à partir de données, prétraitées ou non, un nombre D de caractéristiques ou « d'observations ». Il n'existe pas de règles, il faut trouver un compromis entre la dimension D du vecteur et la pertinence des caractéristiques. Très souvent, ce choix est guidé par l'expertise sur le procédé. Ces informations sont données par le tableau 4.1.

Dans cette étape nous utilisons, l'**AMDEC**, comme méthode de représentation de toutes les informations. Elle permet une analyse systématique et très complète, composant par composant, de tous les modes de défaillance possibles et précise leurs effets sur le système global.

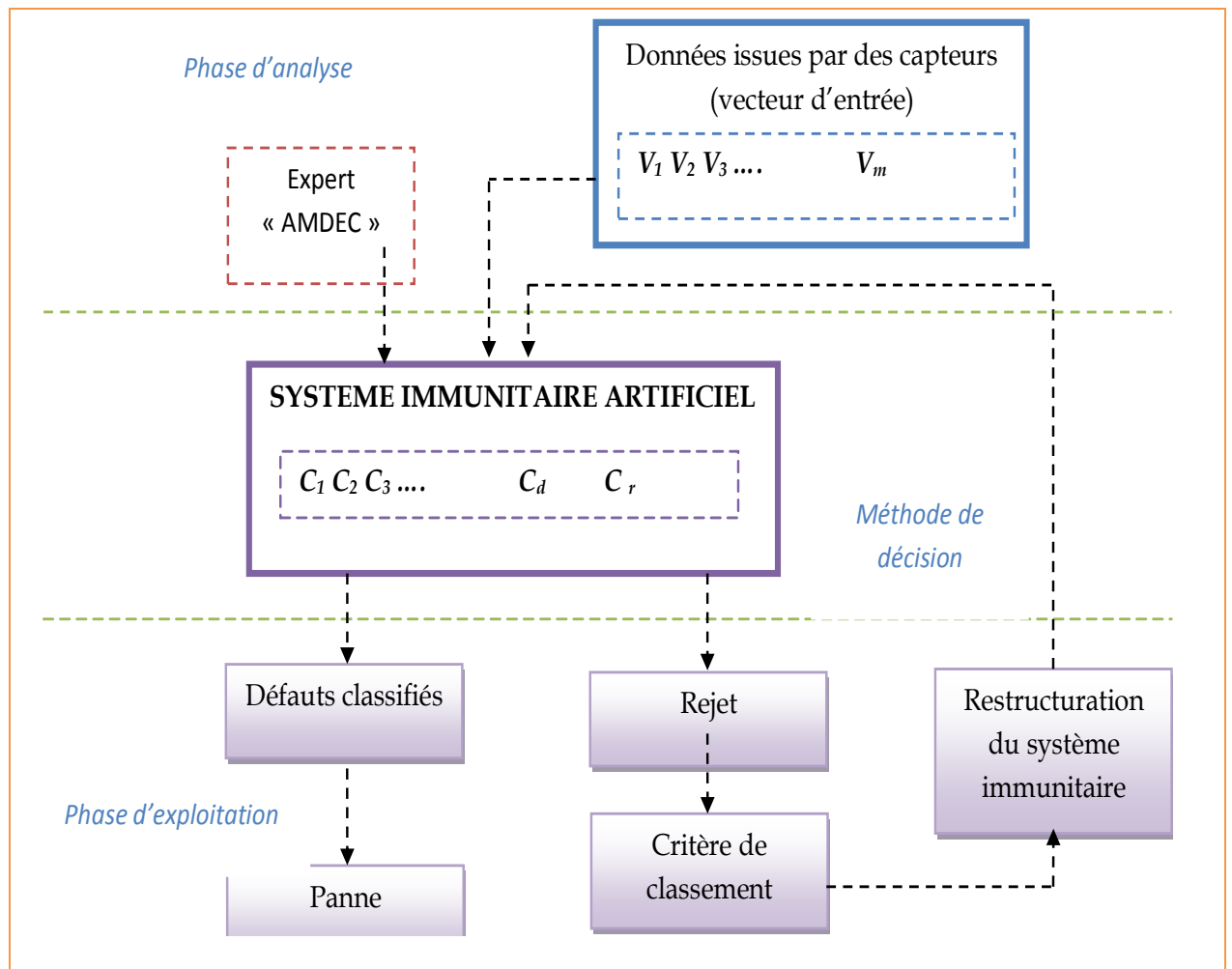


Figure IV.3. Le diagnostic par RdFI.

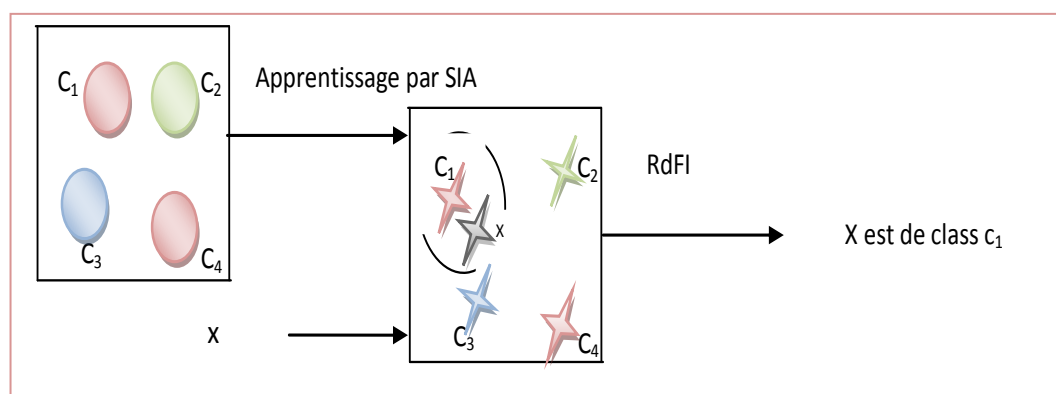


Figure IV.4. Méthode de classification par SIA.

L'utilisation des tableaux d'AMDEC à des fins de diagnostic industriel conduit à utiliser une procédure déductive, c'est-à-dire à utiliser ces tableaux comme outil d'identification des causes de défaillances à partir des effets observés.

La démarche consiste d'abord à définir le système, ses fonctions et ses composants. Ensuite, l'ensemble des modes à défaillances des composants doit être établi. Pour chaque mode de défaillance, sont recherchées ensuite les causes possibles de son apparition. Finalement, une étude des effets sur le système est faite pour chaque combinaison (cause, mode de défaillance). La criticité permet d'extraire les modes de défaillance les plus critiques.

		Composant :1		Composant :m	classe
Classe1	1				1
	2				1
	:	:		:	1
	:	:		:	1
Classe 2	1				2
	2				2
	:	:		:	2
	:	:		:	2
.....	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
Classe <i>cla</i>	1				<i>cla</i>
	2				<i>cla</i>
	:	:		:	<i>Cla</i>
	:	:		:	<i>cla</i>

TAB4.1 formes des donnes après la phase d'analyse

3.2 PHASE DE CHOIX D'UNE METHODE DE DECISION

Une phase de choix du système de défaillance qui consiste à construire une règle de décision qui établira des frontières entre les différentes classes. La règle de

décision permettra d'affecter ou non une nouvelle observation à l'une des classes connues.

Les systèmes immunitaires artificiels ont été choisis comme méthode de décision. Dans ce cadre, un pro logiciel baptisé **DAIS** (*Diagnosis Artificiel Immun System*) a été développé La section suivante explique les détails de ce choix et les étapes de ce développement.

4 .CLONCLAS, L'ORIGINAL :

4.1 INTRODUCTION :

Pour **CLONCLAS** en entrée nous avons des images binaires de chiffres imprimés, un exemple est donné à la Figure IV.5. Nous supposons donc qu'une étape de préparation de données a été effectuée, à l'issue de laquelle les chiffres ont été segmentés et mis sous forme binaire.



Figure IV.5 : *images binaires de chiffres*

Pour chaque classe de chiffres (0-9) nous avons un certain nombre d'exemples d'entraînements. Le but de la phase d'apprentissage est de trouver pour chaque classe le modèle ou prototype, qui est l'image qui représente le mieux les exemples de la classe. Pour classer une forme inconnue, elle reçoit la classe du modèle qui lui ressemble le plus, en utilisant une certaine mesure de similarité.

Pour pouvoir utiliser les principes de la sélection clonale dans le système décrit, les auteurs de **CLONCLAS** ont défini les correspondances suivantes [21]:

- *Antigène* : représente la classe pour laquelle nous voulons calculer le modèle, chaque antigène étant traité indépendamment des autres. Concrètement l'antigène **Ag_i** est l'ensemble des exemples d'entraînement de la classe **Cl_i**. Chaque exemple est un vecteur

de **len** bits, dont chaque bit correspond à un pixel de l'image du caractère (voir Figure IV.6).

- **Anticorps** : représente une solution possible pour le problème courant. Si le système est confronté à l'antigène **Ag_i**, chaque anticorps **Ab_j** représente un modèle possible pour la classe **Cl_{a_i}**. Un anticorps est un vecteur binaire de **len** bits, dont chaque bit est un pixel de l'image du modèle.
- **Affinité anticorps-antigène** : l'affinité entre un anticorps **Ab_j** et un antigène **Ag_i** indique le degré de similarité entre le modèle représenté par l'anticorps **Ab_j** et le meilleur modèle possible pour **Ag_i**. Plus l'affinité est grande et plus **Ab_j** a de chances d'être le meilleur modèle de **Ag_i**.
- **Cellule mémoire** : la cellule mémoire **Abm_i** représente le meilleur modèle trouvé pour la classe **Cl_{a_i}**.

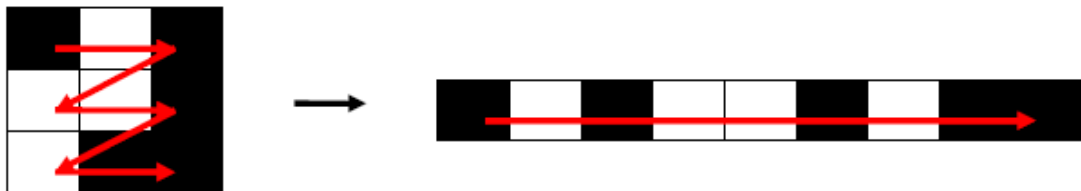


Figure IV.6 : *Transfert image binaire vers vecteur*

4.2 APPRENTISSAGE :

La sélection clonale artificielle étant un algorithme d'optimisation, elle va servir à optimiser l'affinité des modèles (cellules mémoire) de chaque classe. L'algorithme **CLONCLAS** est le suivant [21] :

-
1. Générer aléatoirement la population initiale d'anticorps, **Ab**. Cette population est divisée entre : cellules mémoire **Abm** (1 par antigène), et population réservoir **Abr** ;
 2. Créer un ensemble d'antigènes **Ag** à partir des exemples d'entraînement ;
 3. Sélectionner un antigène **Ag_i** de la population **Ag** ;
-
- | | |
|--|---|
| | <ol style="list-style-type: none"> a. pour chaque membre de Ab, calculer son affinité avec l'antigène Ag_i en utilisant une certaine fonction de similarité ; b. Sélectionner les n anticorps avec la meilleure affinité, cloner chaque anticorps proportionnellement à son affinité, placer les clones dans une nouvelle population C_i ; c. Muter les éléments de C_i avec un degré inversement proportionnel à leurs affinités pour produire une population mature C_i[*] ; d. Calculer l'affinité de C_i[*] avec Ag_i et choisir le meilleur anticorps comme candidat. Si son affinité est meilleure que celle de Abm_i, le candidat remplace Abm_i. e. Remplacer les anticorps de Abr par les meilleurs de C_i[*]. f. Remplacer d anticorps de Abr par des anticorps générés aléatoirement. |
|--|---|
-
4. pour **G** générations faire : Retourner à 3 tant qu'il reste des antigènes dans **Ag**.
-

a .affinité :

L'affinité **aff** entre un anticorps **Ab** et un antigène **Ag** est donnée par la formule :

$$\text{aff} = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m \mathbf{Ab}_i \oplus \mathbf{Ag}_{ij}$$

Où $\mathbf{Ab}_i$ est le $i^{\text{ème}}$ bit de l'anticorps **Ab** et $\mathbf{Ag}_{ij}$ est le $i^{\text{ème}}$ bit de $j^{\text{ème}}$ exemple de **Ag**, **n** le nombre d'exemple de **Ag**, **m** est le nombre d'exemple par classes.

b. le nombre de clones

Pour un anticorps le nombre de clones est donné par la formule :

$$\text{Ceil} \left(\left(\frac{\text{aff}}{\text{aff}_{\max}} \right) \times 1 \times f \right)$$

Où *ceil*() est la fonction qui renvoie l'entier le plus grand ou égal au nombre réelle qu'elle reçoit. **aff** est l'affinité de l'anticorps, **affMax** est la valeur maximale possible de l'affinité. **1** est la longueur de **Ab** en bits, et **f** est un facteur multiplicateur.

c. Le nombre de bits à muter

Où *round*() est la fonction qui renvoie l'entier le plus proches .

$$\text{round} \left(\left(1 - \frac{\text{aff}}{\text{aff}_{\max}} \right) \times 1 \right)$$

4.3 CLASSIFICATION :



Figure IV.7 Exemple de cellules mémoire

A la fin de l'apprentissage nous disposons d'un ensemble de cellules mémoire (voir Figure IV.7). Cet ensemble sera utilisé pour classer les formes inconnues de la façon suivante :

-
- En entrée nous avons les cellules mémoire obtenues par apprentissage **Abm** et une forme à classer **f** ;
 - Pour toute cellule mémoire **Abm_i** appartenant à **Abm**, calculer l'affinité **Aff_i** entre **Abm_i** et **f** en utilisant la formule suivante :

$$Aff = \sum_{i=1}^l Abm_{ij} \oplus f_i$$

Où **f_i** est le **i^{ème}** bit de **f**, **Abm** est le **i^{ème}** bit de **Abm_i**, **l** est la longueur d'un exemple en bits.

- - Trouver la cellule mémoire **Abm^k** telle que **Aff^k** est la plus grande ;
 - - Si **Aff^k** dépasse un certain seuil **s**, la forme **f** reçoit la classe **k**, sinon **f** est rejetée sans être classée.
-

4.4. DESCRIPTION DES TESTS EFFECTUES SUR CLONCLAS :

CLONCLAS a subi cinq sortes de tests. Les deux premiers ne servaient qu'à comparer les performances obtenues par **CLONCLAS** avec celles obtenues par **CLONALG**. Ces deux tests ne contiennent qu'un seul exemple d'entraînement par classe, ils ne seront donc pas traités dans ce mémoire. Les trois tests restants ont servi à vérifier l'applicabilité de **CLONCLAS** à un problème de reconnaissance des formes plus réaliste.

Le test 3.1:(comme il à été nommé dans [21]) consiste à effectuer l'entraînement sur un ensemble de dix exemples par classe Les tests se font sur l'ensemble d'entraînement lui-même. Ce test permet de vérifier la validité de **CLONCLAS** comme algorithme d'entraînement pour un système de reconnaissance.

Le test 3.2 : consiste à effectuer l'entraînement sur le même ensemble utilisé pour le test 3.1. Mais cette fois, le test se fait sur un ensemble différent de l'ensemble d'entraînement. Ce test permet de vérifier le pouvoir de généralisation des modèles trouvés par **CLONCLAS**.

Le test 4.1 : consiste à effectuer l'entraînement sur un ensemble d'images non normalisées. Le test se fait sur un autre ensemble d'images non normalisées. Ce test permet de vérifier les performances de **CLONCLAS** face à des données non normalisées, causées par exemple par une méthode de segmentation peu efficace.

SYSTEMES IMMUNITAIRES NATURELS	SYSTEMES INDUSTRIELLE
Organisme	Système industriel
Constantes du milieu intérieur (température, pression, pH, ...)	Constantes du milieu industriel (température, pression, pH, ...)
Pathogène, antigène	Panne
Organes/cellules agressées de l'organisme	Sous système ou équipement en panne
Danger	Risques (financiers, techniques, commerciaux, ...)
Signaux de danger	Signaux d'alerte (panne)
Récepteurs à la surface des cellules immunitaires	Indicateurs de performance, historiques (de pannes)
Cellules de l'immunité innée (macrophages, cellules dendritiques, cellules APC, ...)	Centres de décision pour la détermination des conséquences d'une panne
Cellules effectrices de l'immunité adaptative (lymphocytes B, anticorps)	Actions de maintenances pour répondre à la panne et à ses conséquences
Lymphocytes Th de l'immunité adaptative	Centre de décision pour la détermination des actions les plus appropriées pour répondre à la panne
Mémoire immunitaire	Mémorisation de la panne
Réponse immunitaire	Plan d'actions

TAB 4.2 Analogies entre immunité biologique et système industriel

5. ANALOGIES ENTRE IMMUNITE BIOLOGIQUE ET SYSTEME INDUSTRIEL :

Une simple comparaison entre les Systèmes immunitaires naturels et les Systèmes industrielle nous donne tableau 4.2:

6. UTILISATION DE CLONCLAS, POUR DIAGNOSTIC INDUSTRIEL :

Les données de système sont représentées par un vecteur V , V est le vecteur d'état du système ses données sont de valeurs numériques (réel positif). mais pour **CLONCLAS** nous avons des images binaires de chiffres imprimés, il fait la classification des chaîne binaire.

Pour utiliser **CLONCLAS** pour le diagnostic les formule de calcul d'affinité, nombre de clones, et le nombre de bits à muter doit impérativement être revu.

a .affinité :

$$\text{aff} = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m \mathbf{Ab}_i \oplus \mathbf{Ag}_i^j$$

	I=1	2	3	4	5	6	7	8
Ab	1	1	0	0	0	1	0	1
Ag^j	0	1	0	1	0	1	0	0
Ab$\oplus$Ag	0	1	1	0	1	1	1	0

Alors l'affinité entre Ab et Ag est : $\sum_{i=1}^m \mathbf{Ab}_i \oplus \mathbf{Ag}_i^j = 5$

Dans les systèmes industriel composante de vecteur d'état (i = température, débit, pression,...) sont des valeurs réel comme ils sont présenté dans le tableau suivant :

	I=1 température	2 : pression	3 : début	4 : vitesse	5	6	7	8
Ab	1430	5	0.5	124	132	147	20	1
Ag₁	1450	6.1	0.9	107	140	143	40	0
Ag₂	1435	6.2	0.95	114	142	142	25	1
Ag₃	1442	5.9	1.1	121	144	145	28	0

Dans ce cas en utilise la distance de Manhattan :

$$D_j = \sum_{i=1}^n |A_{bi} - A_{gij}|$$

Ou d_j est la distance entre A_{bi} et A_{gij} d_j est donnees

$$aff_j = \frac{1}{d_j}$$

Mais pour i=1 d=20 et pour i= 7 d= 20 c'est la même distance mais réellement ce n'est pas la même affinité alors en peut donnees la distance par la formule :

$$D_j = \sum_{i=1}^n \frac{|A_{bi} - A_{gij}|}{\max(i) - \min(i)}$$

Ou max(i) et min (i) est respectivement l valeur maximum et la valeur minimum de la colonne i, donc cette distance la distance appartient a l'intervalle [0,1].

Dans ce cas

	I=1	2	3	4	5	6	7	8
d₁	$\frac{ 1450 - 1430 }{1450 - 1430}$	$\frac{ 5 - 6.1 }{6.2 - 5}$	$\frac{ 0.5 - 0.9 }{1.1 - 0.5}$	$\frac{ 124 - 107 }{124 - 107}$	$\frac{ 132 - 140 }{144 - 132}$	$\frac{ 147 - 143 }{147 - 142}$	$\frac{ 20 - 40 }{40 - 20}$	$\frac{ 1 - 0 }{1 - 0}$
d₂	$\frac{ 1430 - 1435 }{1450 - 1430}$	$\frac{ 5 - 6.2 }{6.2 - 5}$	$\frac{ 0.5 - 0.95 }{1.1 - 0.5}$	$\frac{ 124 - 114 }{124 - 107}$	$\frac{ 132 - 142 }{144 - 132}$	$\frac{ 147 - 142 }{147 - 142}$	$\frac{ 20 - 25 }{40 - 20}$	$\frac{ 1 - 1 }{1 - 0}$
d₃	$\frac{ 1430 - 1442 }{1450 - 1430}$	$\frac{ 5 - 5.9 }{6.2 - 5}$	$\frac{ 0.5 - 1.1 }{1.1 - 0.5}$	$\frac{ 124 - 121 }{124 - 107}$	$\frac{ 132 - 144 }{144 - 132}$	$\frac{ 147 - 145 }{147 - 142}$	$\frac{ 20 - 28 }{40 - 20}$	$\frac{ 1 - 0 }{1 - 0}$

	$I = 1$	2	3	4	5	6	7	8	d_i
$d1$	1	0.91	0.57	1	0.66	0.8	1	1	6.94
$d2$	0.25	1	0.64	0.58	0.83	1	0.25	0	4.45
$d3$	0.6	0.75	1	0.17	1	0.4	0.4	1	5.32

$$aff1 = \left(\frac{1}{d1} \right) = \left(\frac{1}{6.94} \right) = 0.144$$

$$aff2 = \left(\frac{1}{d2} \right) = \left(\frac{1}{4.45} \right) = 0.224$$

$$aff3 = \left(\frac{1}{d3} \right) = \left(\frac{1}{5.32} \right) = 0.187$$

Alors **Ag₂** est le plus proche de **Ab**.

b .le nombre de clones Une nouvelle formule pour le nombre de clones pour réduire la complexité de CLONCLAS, la formule de calcul du nombre de clones doit impérativement être revue. Une formule proposée par Denche [1] est comme suit :

$$round \left(\beta \times \frac{affinite_i^2}{\sum_j affinite_j^2} \right), \forall j$$

c. Le nombre de bits à muter :

Le nombre de bits à muter reste le même sans changement :

$$round \left(\left(1 - \frac{aff}{aff_{max}} \right) \times 1 \right)$$

7. CONCLUSION :

Nous avons abordé les différentes étapes pour l'élaboration d'un système d'aide au diagnostic à partir de méthodes de classification et reconnaissances immunitaire.

On à utilisée un algorithme connue qui est **CLONCLAS** avec une modification pour qu'il soit valable pour le diagnostic industriel qui est caractérisée par des donnes réel,

Quand le diagnostic est basé sur des observations multiples, ces derniers sont regroupés pour former des classes (modes de défaillances), auxquelles une nouvelle observation sera comparée pour être identifiée.

DAIS :

UNE APPROCHE IMMUNITAIRE PROPOSEE POUR LE DIAGNOSTIC INDUSTRIEL

Résumé

Dans ce chapitre nous proposons une stratégie pour le suivi du comportement d'un processus et détection de défaillances.

Une approche de diagnostic industriel basé sur la reconnaissance de formes immunitaires s'appuyant sur la sélection clonale est mise en œuvre.

Dans ce cadre, un logiciel informatique de simulation interactive baptisé DAIS (Diagnosis by Artificiel Immun System) version 0.0 est développé. Ce logiciel écrit sous MATLAB consacré essentiellement à la création, l'apprentissage et au test d'un système diagnostic par reconnaissance des formes immunitaire des pannes d'un procédé industriel.

1. INTRODUCTION :

Ce chapitre est exclusivement réservé à l'implémentation de la stratégie dédiée au suivi du comportement d'un processus et à la détection des défaillances. Cette stratégie qui est présentée dans le chapitre précédent (diagnostic par reconnaissance de formes immunitaire) pour cela un logiciel informatique est développé **DAIS**.

Le problème de diagnostic est un problème de classification, **DAIS** a pour objectif :

- Classification;
- diagnostic des pannes de **SCIMAT**.

La classification est validée par les Iris de Fisher et pour le diagnostic Nous allons exploiter la caractéristique au cours de développement de notre application sur le processus de Clinkérisation.



Figure V.1. Fenêtre d'entrée pour DAIS

2. DAIS OUTIL DE CLASSIFICATION

2.1 Les Iris De Fisher :

Ces données sont issues d'une étude du **botaniste Anderson** et ont été utilisées **en 1937** par le célèbre statisticien **Sir Ronald Fisher** pour démontrer la pertinence de ses méthodes, dites d'analyse discriminante. Elles sont devenues depuis partie intégrante du folklore statistique et rares sont les ouvrages traitant d'analyse discriminante qui n'évoquent pas cet exemple.

Les données sont celles de 150 mesures faites sur des fleurs d'iris de diverses variétés. De manière précise, 4 mesures sont effectuées sur chaque fleur : largeur et longueur du sépale, largeur et longueur du pétale, et on détermine par ailleurs la variété de la fleur :

✚ Iris SETOSA ;

✚ Iris VERSICOLOR ;

✚ Iris VIRGINICA.

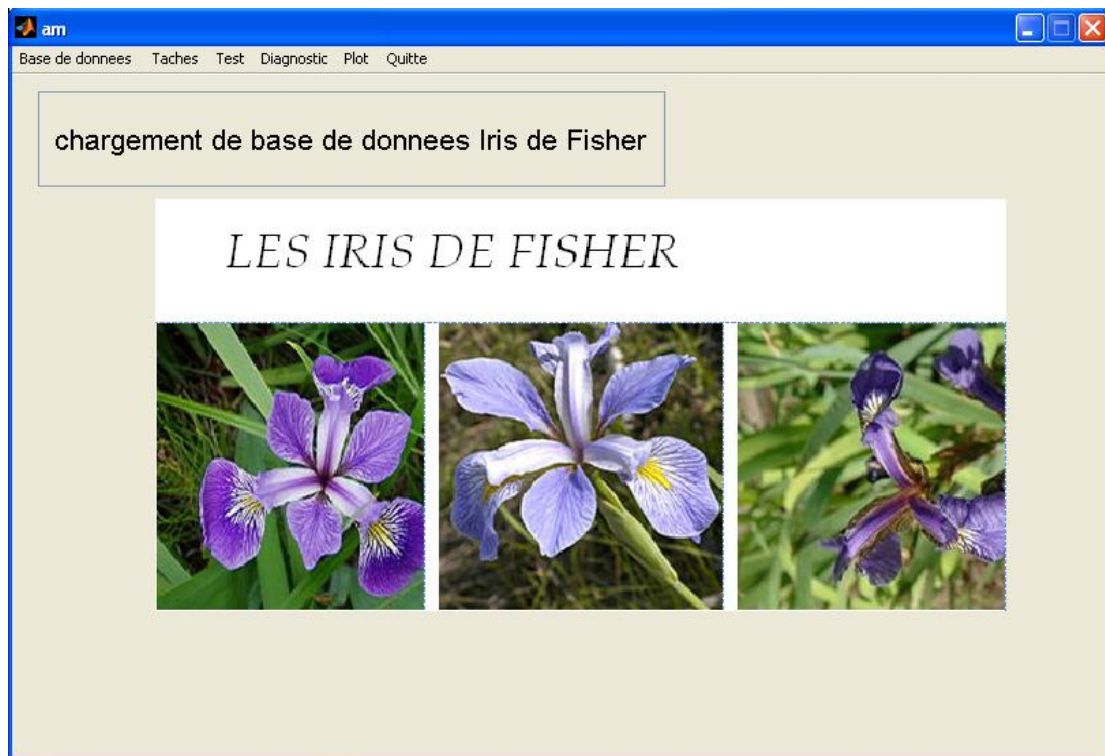


Figure V.2. Chargement des données iris pour DAIS

On cherche alors à classer ces **IRIS** à partir des variables suivantes : longueur du sépale (**SEPAL.LENGTH**), largeur du sépale (**SEPAL.WIDTH**), longueur du pétale (**PETAL.LENGTH**) et largeur du pétale (**PETAL.WIDTH**) pour trois espèces d'iris :



Iris VERSICOLOR



Iris VIRGINICA



Iris SETOSA

Figure V.3. *les iris de Fisher*

Sir R.A. Fisher à utilise ces données pour construire des combinaisons linéaires des variables permettant de séparer au mieux les trois espèces d'iris [61].

On trouve ces données comme moyen de validation dans tout les méthodes de classification on peut télécharger ces données a partir de MATLAB par `load fisheriris`.

Pour classer une observation on a 4 caractères si on prend 2 à 2 on a 6 cas pour les classer come il est présenté par **Figure V.4**.

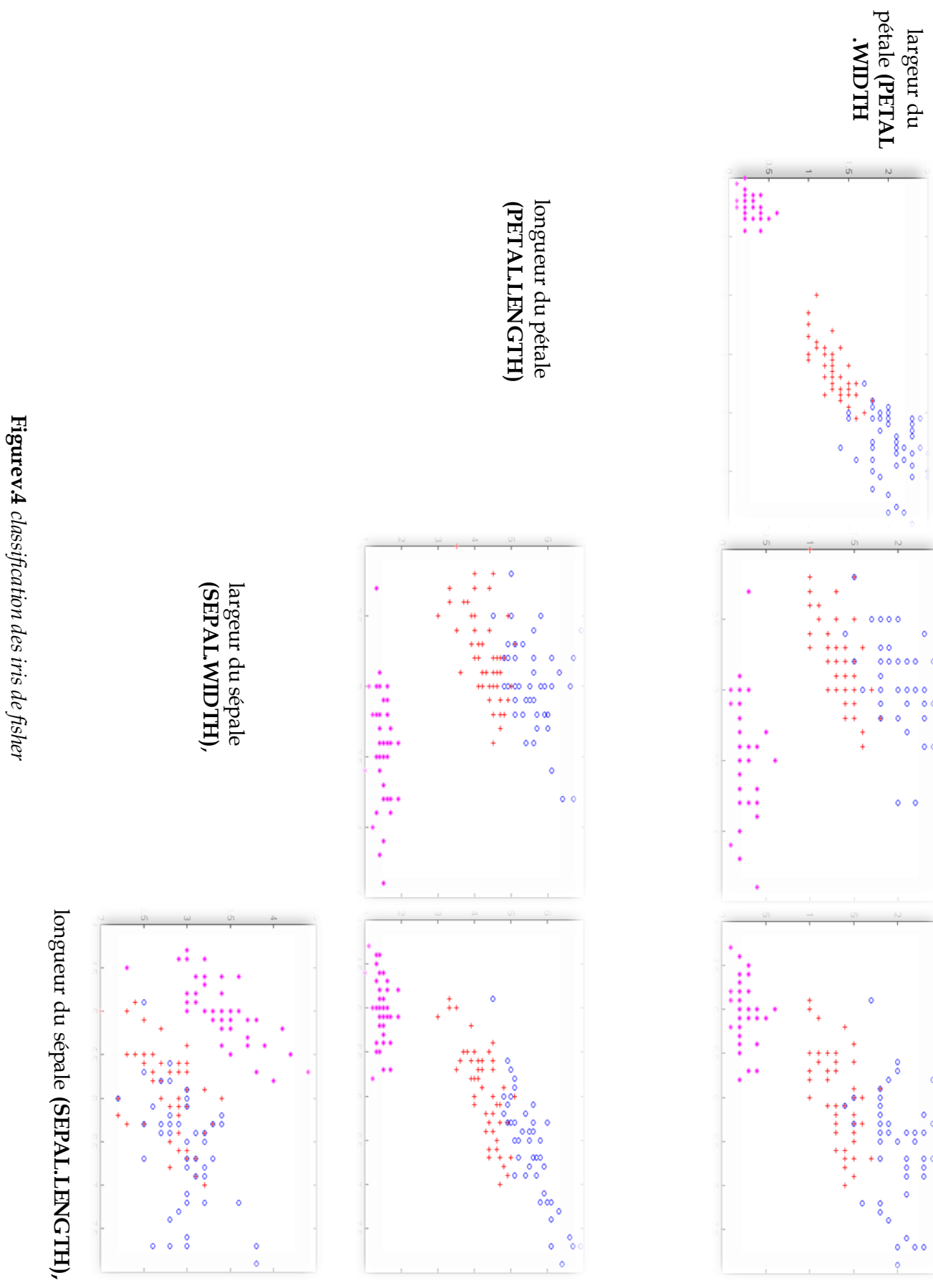


Figure 4 classification des iris de fisher

2.2 Apprentissage :

Après apprentissage **DIAS** nous a données pour les iris de Fisher les vecteurs modes qui sont données par le tableau 5.1

IRIS	LONGUEUR DU PETALE	LARGEUR DU PETALE	LONGUEUR DU SEPALE	LARGEUR DU SEPALE
SETOSA	5.0	3.6	1.4	0.2
VERSICOLOR	6.4	3.2	4.5	1.5
VIRGINICA	6.3	2.9	5.6	1.8

Tableau 5.1 les vecteurs model de chaque iris

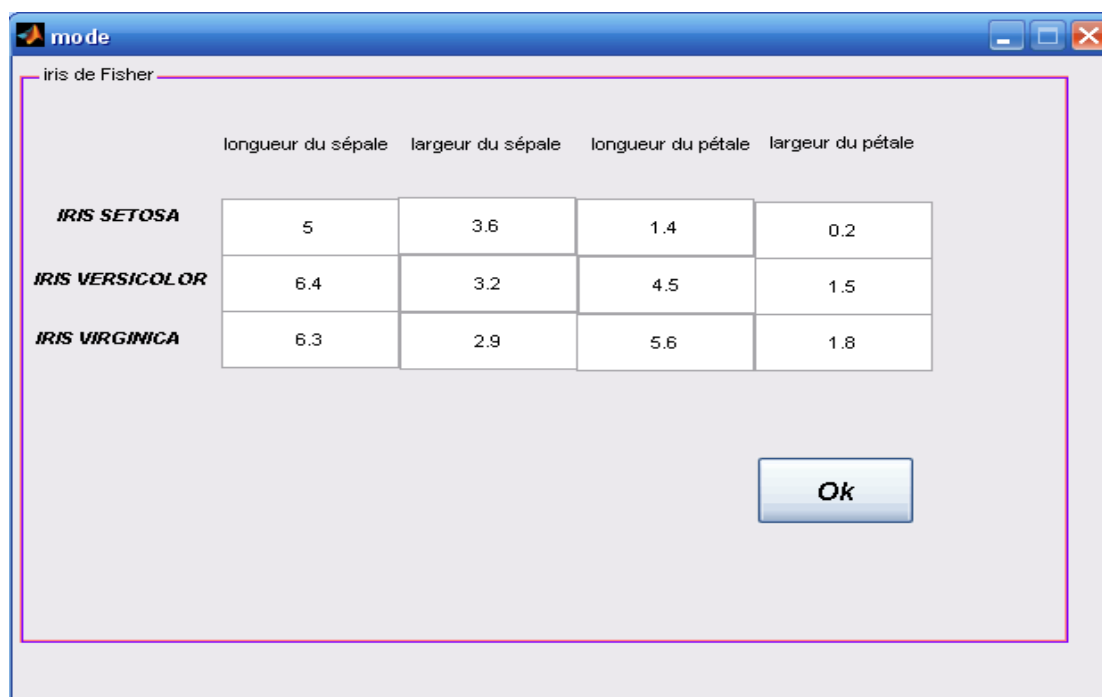


Figure V.5. Les vecteurs modèles de chaque iris de Fisher par **DIAS**

2.3. Classification : après l'étape d'apprentissage **DAIS** à trouver les vecteurs formes qu'ils sont utilisés pour la phase de classification, cette derniers à pour objectif de classer après comparaisons des vecteurs formes et de calcule d'affinité de trouver la meilleur classe de la nouvelle observation. La figure suivante illustre un exemple de classification d'une nouvelle observation et comme résultat de classification le système **DAIS** nous affiche une figure qui montre la classe de la nouvelle observation et aussi bien son image. Figures V. 6, 7, 8, 9.

classificationiris1

iris de Fisher

Entrer les caractéristiques de l'iris à classer:

longueur du sépale	largeur du sépale	longueur du pétale	largeur du pétale
0	0	0	0

Figure V.6. Introduction des caractéristiques de l'iris de Fisher à classe



Figure V.7. Résultat de classement d'une iris de Fisher SETOSA

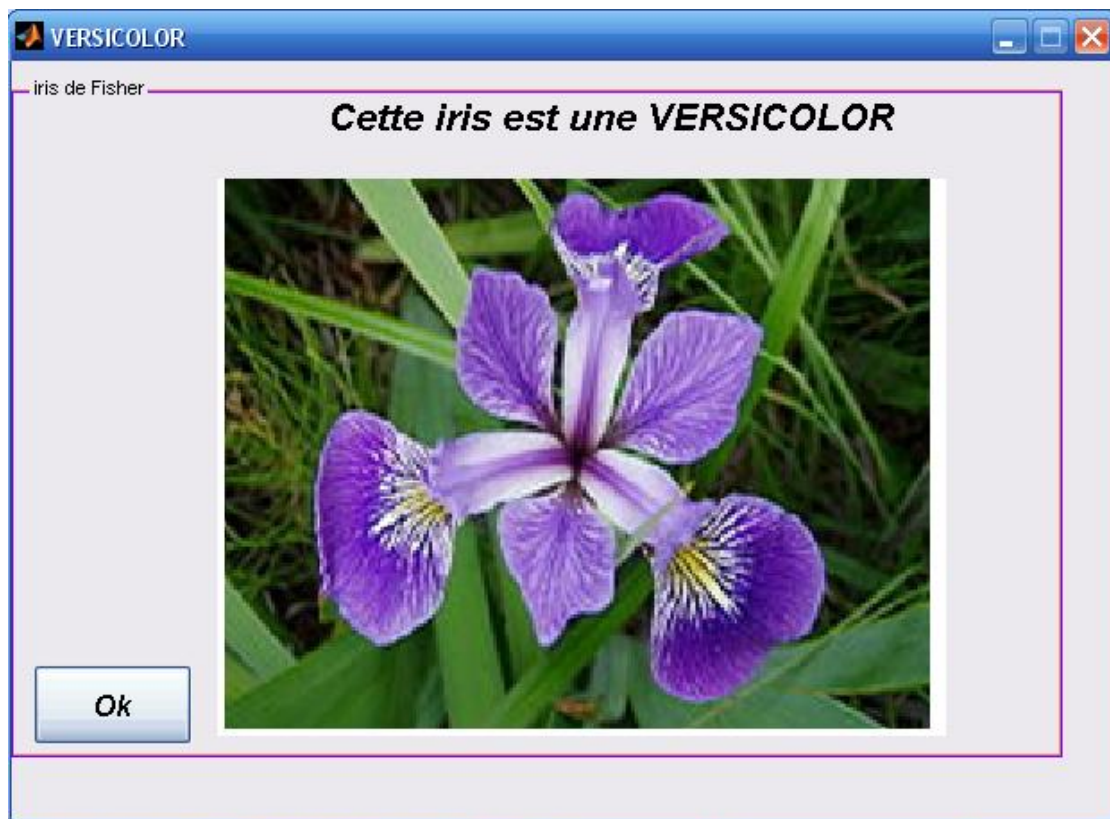


Figure V.8. Résultat de classement d'une iris de Fisher **VERSICOLOR**

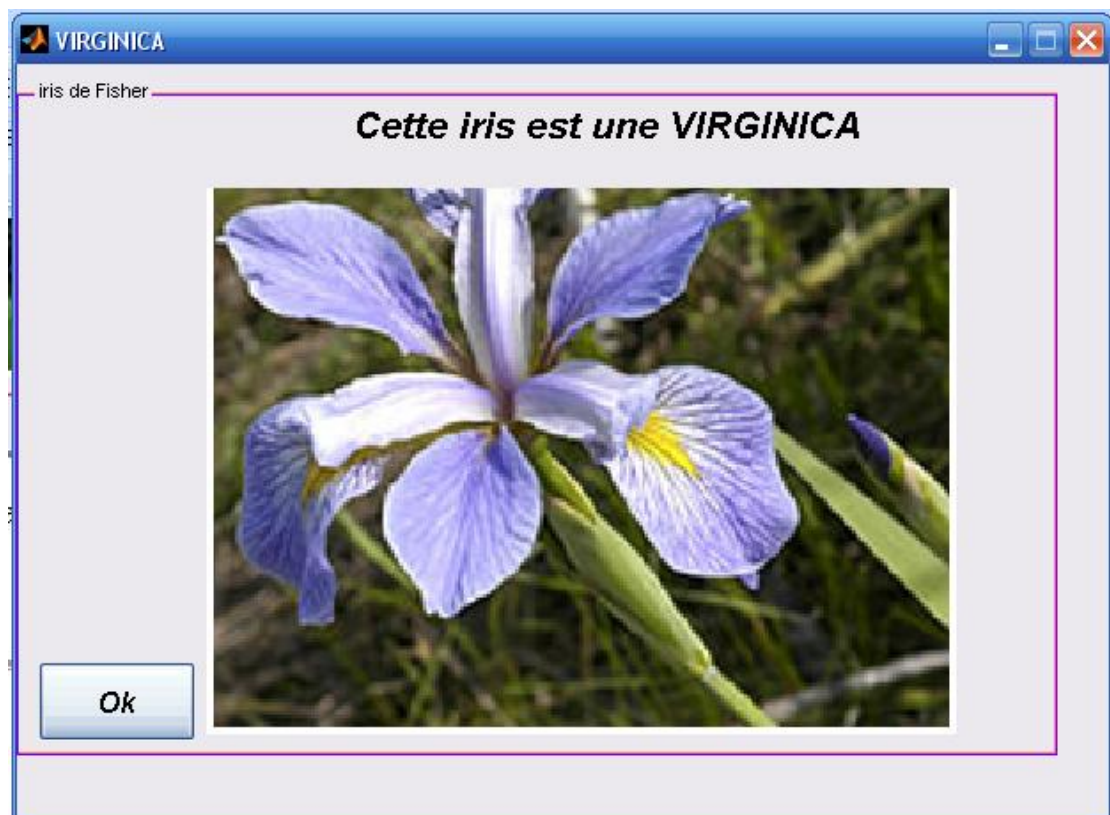


Figure V.9. Résultat de classement d'une iris de Fisher **VIRGINICA**

2.4 Teste de classification :

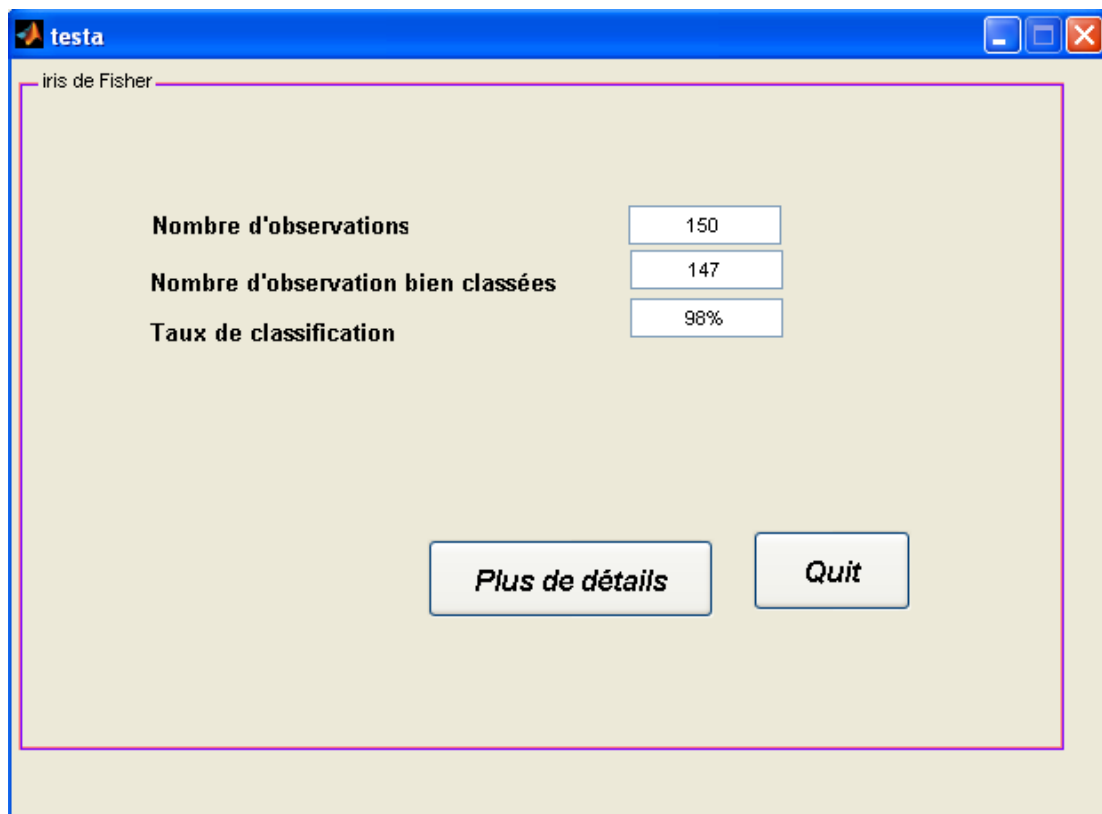
Pour le test de classification on fait la classification de toute la population (test 4.1 de CLONCLAS) pour ce test 147 observation sont bon classer par 150 observation soient un pourcentage de 98 % pour les observations bonne classé une comparaison est faite entre quelque classificateurs à donner.

Le taux d'observations bien classées:

$$T_E = \frac{\text{nombre de bien classées}}{N} = \frac{N_E}{N} \times 100$$

Et le taux de mal classées :

$$T_M = \frac{\text{nombre de mal classées}}{N} = \frac{N_M}{N} \times 100$$



The screenshot shows a software window titled "testa" with a blue title bar. Inside the window, the text "iris de Fisher" is displayed at the top left. Below this, there are three labels on the left: "Nombre d'observations", "Nombre d'observation bien classées", and "Taux de classification". To the right of these labels are three input fields containing the values "150", "147", and "98%" respectively. At the bottom of the window, there are two buttons: "Plus de détails" and "Quit".

Label	Value
Nombre d'observations	150
Nombre d'observation bien classées	147
Taux de classification	98%

Figure V.10. Taux de classification donnees par DAIS

		Classe actuel		
		1	2	3
Classe prédicat	1	50	0	0
	2	0	48	1
	3	0	2	49

Les observations non classé sont :

Observations	longueur du pétale	largeur du pétale	longueur du sépale	largeur du sépale
78	6.7	3.0	5.0	1.7
84	6.0	2.7	5.1	1.6
111	6.5	3.2	5.1	2.0

Tableau 5.2 *les iris non classées par DAIS*

2.5 Comparaison avec autres systèmes:

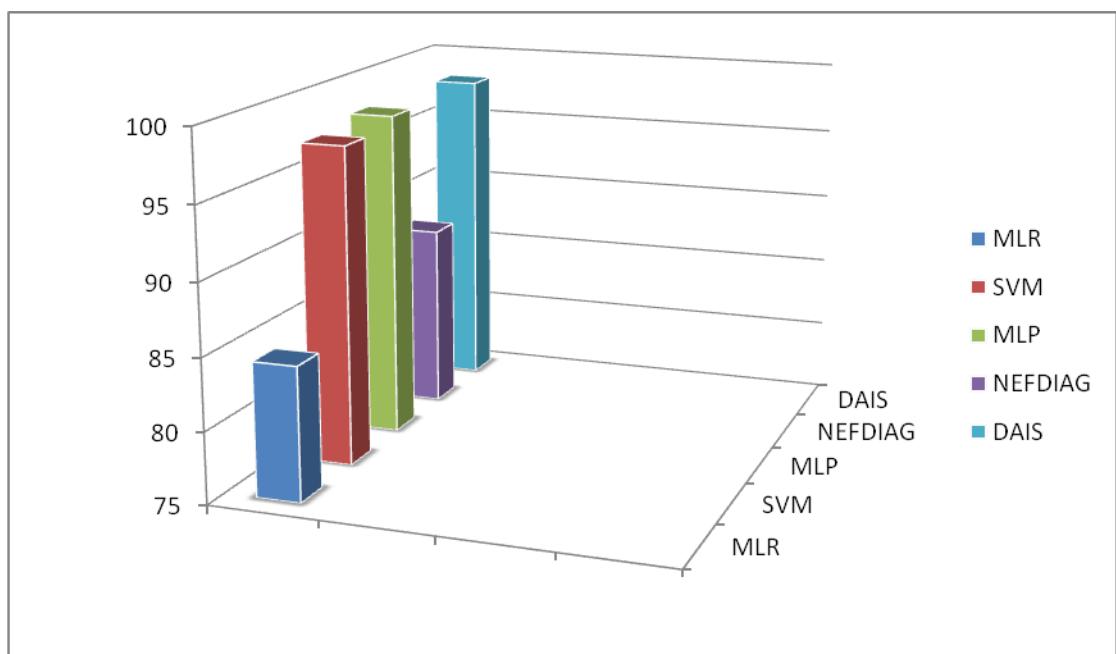


Figure V.11. *Comparaison de DAIS avec autres systèmes (taux de classification)*

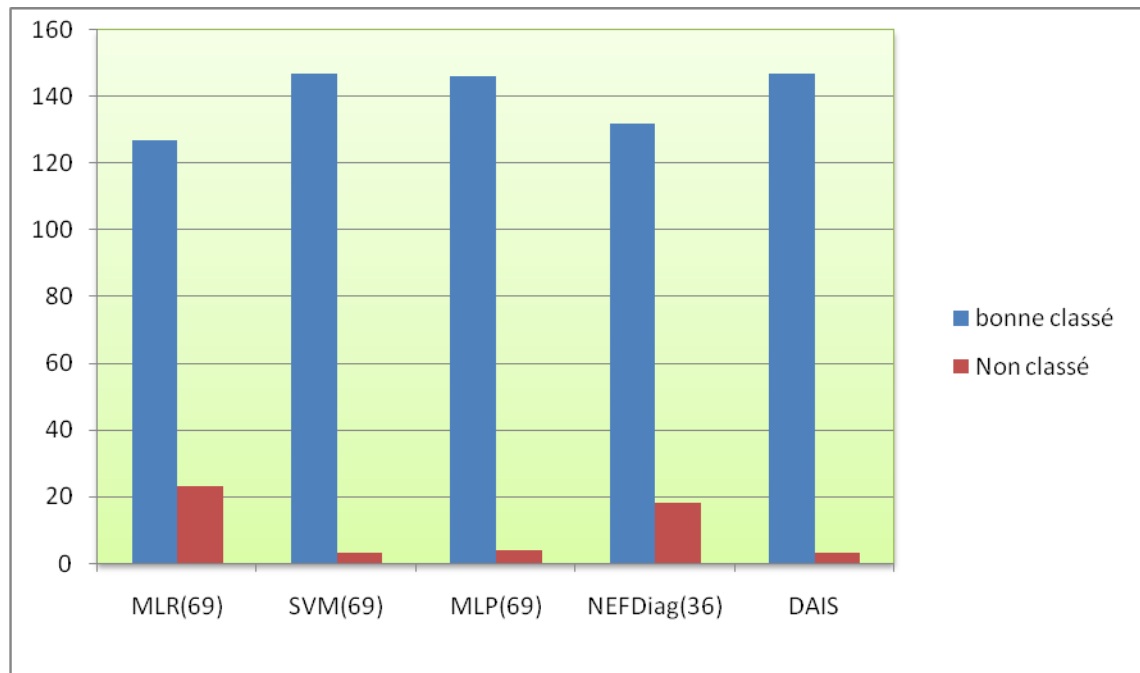


Figure V.12. Comparaison de *DAIS* avec autres systèmes

OU

MLR : multiple linear regression (méthode statistique) ;

SVM : support vector machine (méthode statistique) ;

MLP : multi-lyer perceptron (méthode réseau de neurone) ;

DAIS : Neuro Fuzzy DIAGnosis (méthode neuro-flue).

Avec un taux de classification de 98 % **DAIS** est parmi les meilleurs classifieurs.

2.6 Seuil :

Les résultats précédents sont lorsque le seuil est désactivé, un choix pour le seuil est donné soit de forme numérique ou par un slider, si on active le seuil alors les résultats sont donnés par le graphe suivant :

Pour un seuil de 50% on a 112 observations bien classées (74.66 %)

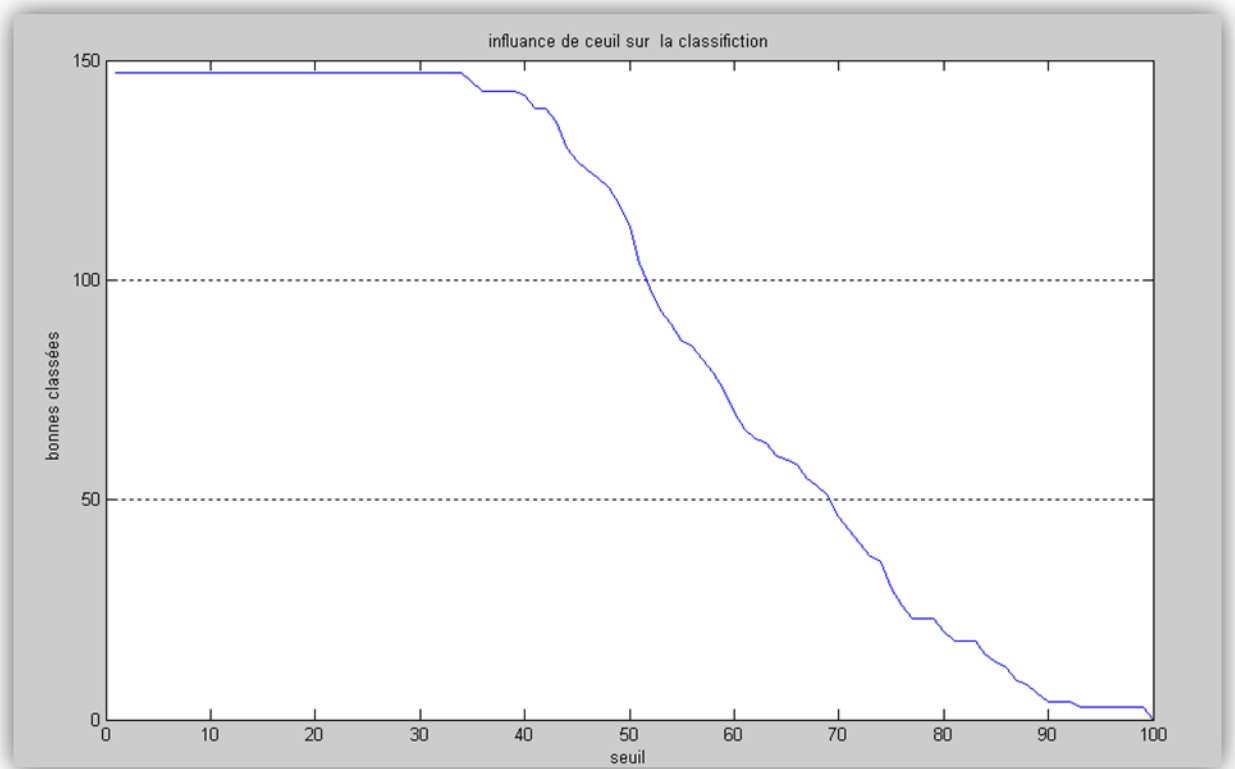


Figure V.13. *Influence de seuil sur le taux de classification*

3. Application industrielle à la SCIMAT :



Figure V.14. *SCIMAT filial du groupe ERCE*

3.1. Introduction

Notre application est illustrée sur un procédé industriel de fabrication du ciment.

Cette installation fait partie de cimenterie de Ain-Touta (SCIMAT). En se basant sur l'étude réalisée par [47], [63], [64], [73] sur l'atelier de cuisson, nous avons élaboré une AMDEC en ne considérant que les modes de défaillances les plus critiques (criticité>10) et ceci pour des raisons de simplicité.

3.2 Brève présentation de l'entreprise

Nous allons exploiter la caractéristique au cours de développement de notre application sur le processus de Clinkérisation objet de cette section.

Cette cimenterie d'une capacité de 2.500.000 t/an (2 fours) est composée de plusieurs unités qui déterminent les différentes phases du processus de fabrication du ciment.

- ✚ Une carrière d'où sont extraites les matières premières (argile et calcaire « des roches de taille 1 m³ »);
- ✚ Les stations de concassage destinées à réduire la taille des blocs de matières (calcaire et argile 1 000 t/h, les ajouts 150 t/h) ;
- ✚ L'atelier de broyage de cru est composé de deux broyeurs de 140t/h chacun.
- ✚ L'atelier de cuisson regroupe deux fours dont le débit clinker est de 1560 t/h.
- ✚ Le broyage de ciment comprend deux broyeurs de 100t/h chacun.
- ✚ Les expéditions du ciment s'effectuent à partir de deux stations, une pour les camions et une pour les wagons.

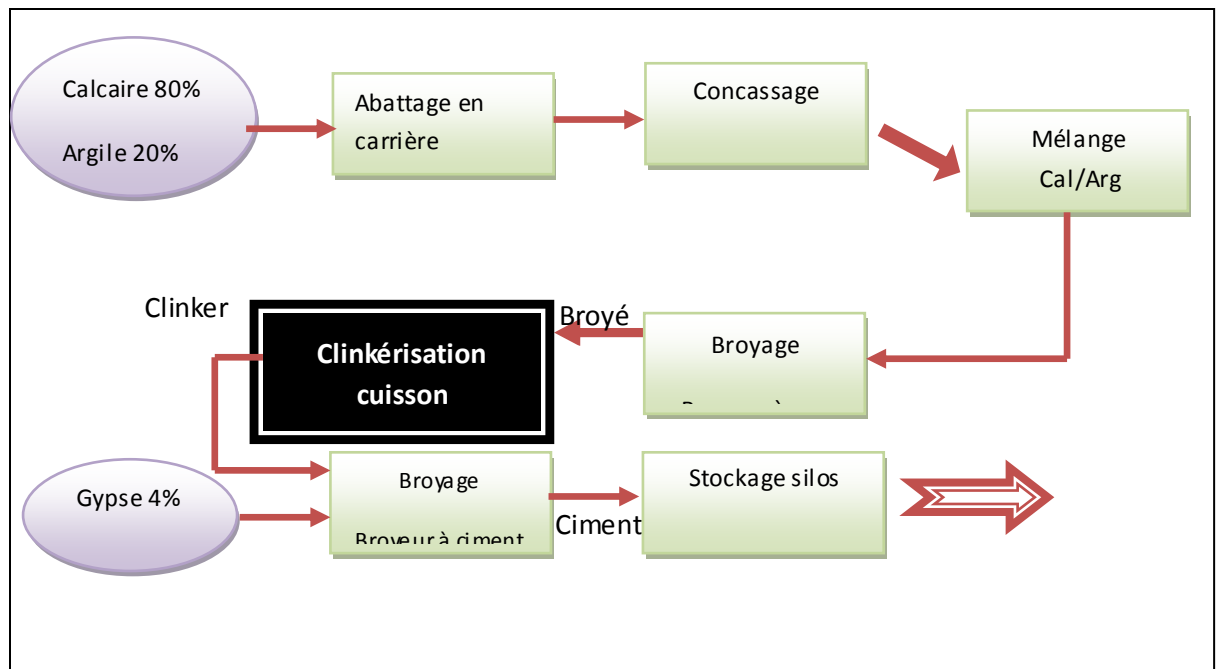


Figure V.15 Représentation schématique du principe de fabrication du ciment.

La description complète des différents aspects des procédés de transformation nécessite différents types d'informations représentant les éléments de base pour la modélisation et la simulation du procédé [25].

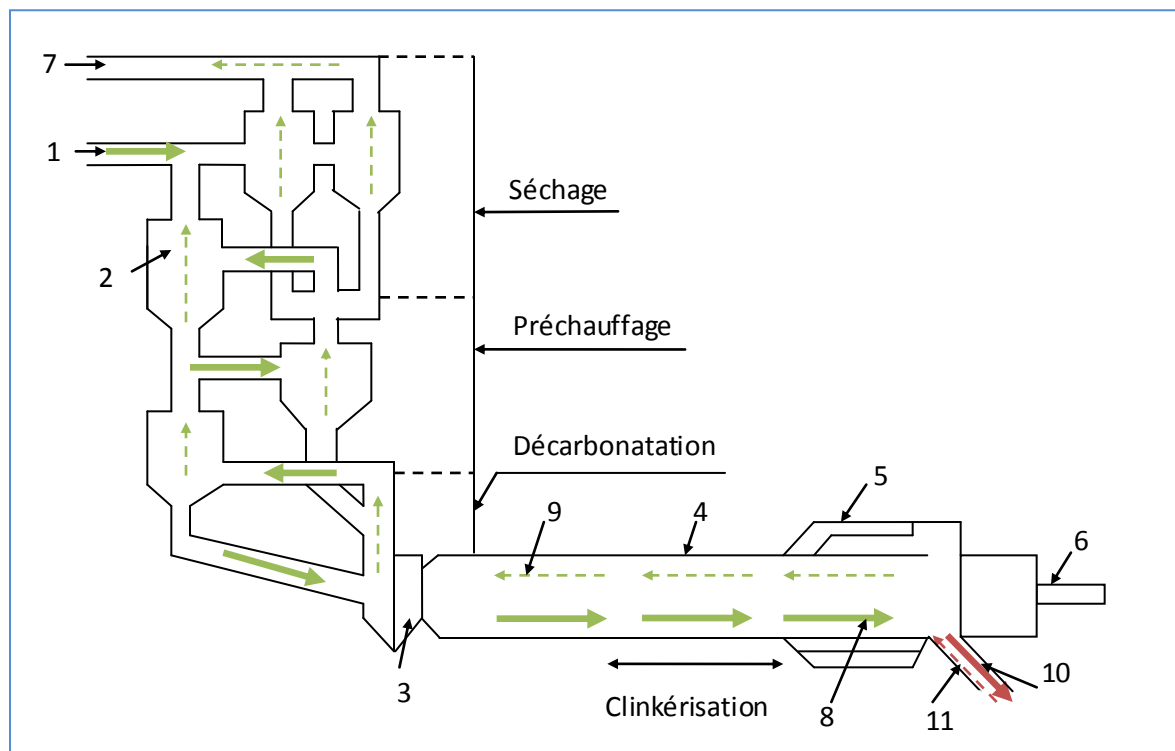


Figure V.16. Atelier de clinkerisation.2

Ou

1 Alimentation farine	7 Vers le broyeur sécheur et dépoussiérage.
2 Pré chauffeur à cyclones	8 Farine crue
3 Boite à fumée	9 Gaz chauds
4 Four rotatif	10 Clinker
5 Refroidisseur à ballonnets	11 Air secondaire
6 Alimentation gaz	

Nous intéressent à l'atelier de clinkerisation qui est composé de 3 sous systèmes :

Le préchauffeur :

C'est un échangeur gaz/matière, il reçoit la matière par son extrémité haute et réalise sa décarbonatation partielle (25% à 30%) ce préchauffeur est de type à cyclone, il possède quatre étages. Le préchauffeur améliore le rendement thermique de l'installation de cuisson.

Le four rotatif :

Il complète la décarbonatation et réalise la réaction de clinkerisation. Il est constitué d'un cylindre d'acier de 68 m de longueur effective et de 4.6 m de diamètre. Il est revêtu à l'intérieur de briques réfractaires qui protègent les tôles des températures élevées (1850°C pour les gaz et 1450°C pour la matière).

Il tourne sur lui-même à vitesse réglable lent (0.67 à 2 tr / min). Sa rotation et son inclinaison (3%) produisent l'avance naturelle de la matière. En amont, la matière pénètre à la température de 800°C. En aval, les gaz chauds (1850°C) sont injectés à l'aide de la tuyère. Il se produit un échange à contre-courant entre les gaz et la matière. Au fur et à mesure que la matière avance, elle se chauffe et se conforme.

Le four réalise la poursuite de la décarbonatation, la dissociation des minéraux et la recombinaison de la chaux avec les principaux oxydes.

Le refroidisseur :

Il refroidit le clinker sortant du four et récupère de la chaleur. Il agit sur le rendement thermique de l'installation de cuisson et sur la qualité de clinker. L'installation de cuisson de Ain-Touta est dotée d'un refroidisseur à ballonnets. Ce sont des tubes en tôle d'acier de 19.8 m de long et de 2.1 m de diamètre munis de releveurs. Le clinker est refroidi au contact de l'air frais injecté dans les tubes.

3.3. Diagnostic de l'atelier de clinkerisation

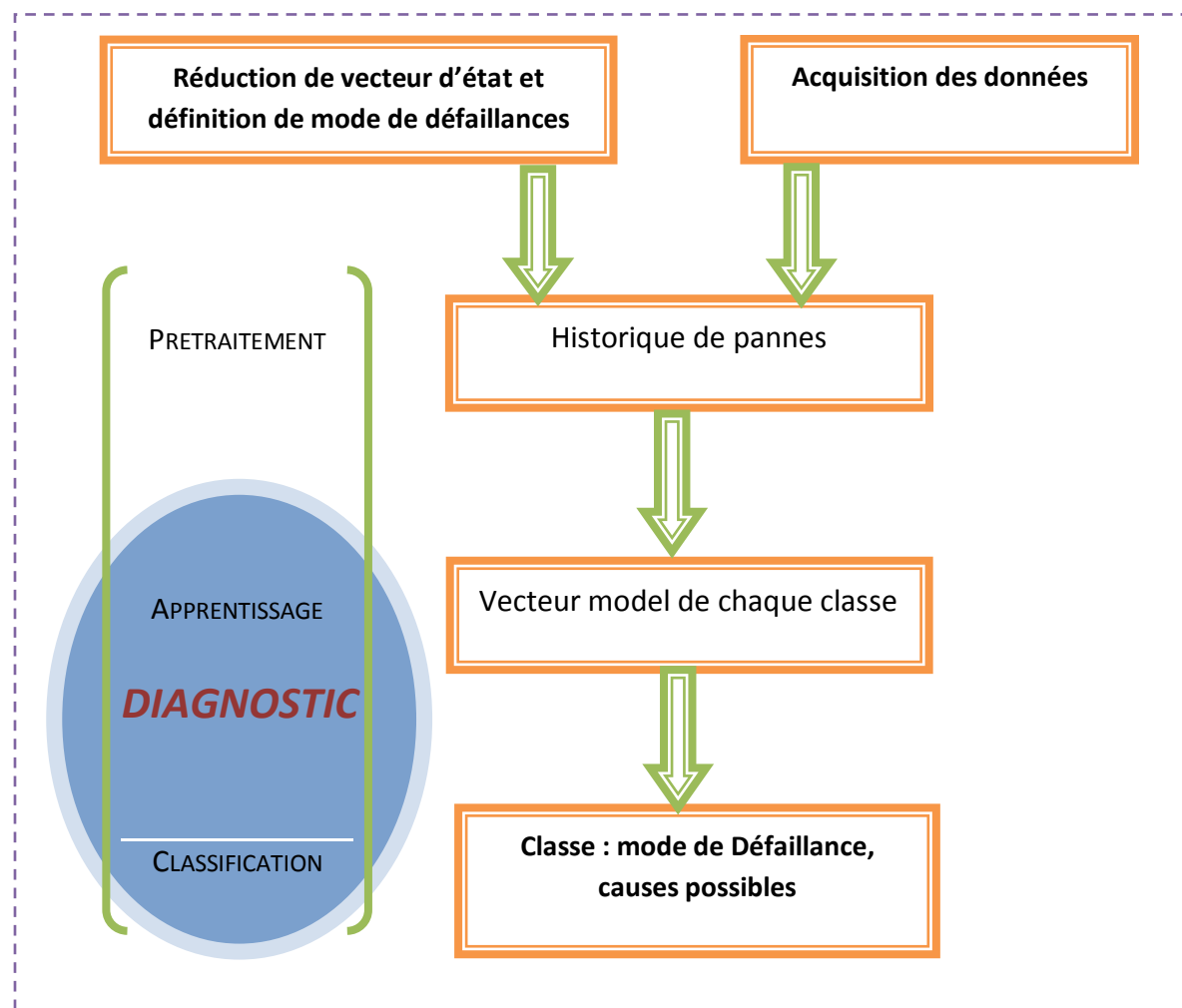


Figure V.17. *Diagnostic par Reconnaissance de Forme Immunitaire*

Nous avons opté pour la conception d'un logiciel pour le diagnostic d'un système industriel complexe basé sur l'approche diagnostic par reconnaissance de formes par prototype et un apprentissage supervisé implémente la théorie de la sélection clonale du système immunitaire artificiel en utilisant des données historique de système industriel.

La DRdFI est réalisée en deux phases : l'apprentissage à partir des données connues et la classification des nouvelles données. En amont de ces deux phases, une étape de prétraitement est utilisée pour trouver l'ensemble minimal de paramètres informatifs nécessaire à l'établissement de l'espace de représentation **Figure V.17**.

Le diagnostic est basé sur des observations multiples, elles sont regroupées pour former des classes qui définissent une situation ou un mode de fonctionnement du processus, auquel une nouvelle observation sera comparée pour être identifiée. En d'autres termes, le diagnostic a pour mission d'identifier le mode de fonctionnement d'un système à partir d'observations sur celui-ci.

3.3.1 PRETRAITEMENT

3.3.1. 1 Analyse de dysfonctionnements

Cette étape a pour objectif l'identification des dysfonctionnements pouvant affecter la mission du système. Cette analyse est grandement facilitée par la reconnaissance des modèles structurels et fonctionnels de l'installation. L'AMDEC de l'atelier de Clinkérisation est présente en annexe. L'AMDEC et les modes de dysfonctionnement du four est représenté dans le tableau 5.3.

3.3.1.2 Les variables du fonctionnement de la partie Clinkérisation

Le fonctionnement de cette partie influe sur plusieurs paramètres, la qualité de clinker, le niveau de production et la consommation d'énergie. Les phénomènes d'échange de chaleur, mis en jeu sont régis par des lois non linéaires.

Identification composant	Fonction états	Mode Défaillance	Causes possibles	Effets	Moyen de décision	Parades de l'opérateur humain
FOUR (calcination, cuisson, refroidissement)	Clinkérisation (Air, Gaz, MP)	Variation débit gaz (insuffisance ou absence) MODE 1	Basse pression gaz	Blocage	Perturbation des températures	Arrêt du four
			Membrane vanne de détente défailante	Qualité Clinker	Débit de gaz insuffisant	
		Instabilité combustion MODE 2	Ventilateur Final	Qualité KK	Arrêt gaz	
			Ventilateur primaire		Arrêt brûleur	
		Mauvaise qualité Clinker MODE 3	Perturbation chimique farine	Consommation gaz	Augmentation CH4 et diminution O2	
					Perturbation : poids litre d'air, chaud, libre augmenté et Consommation calorifique spécifique augmente	
	Refroidissement rapide du clinker	Mauvais refroidissement MODE 4	Mauvais tirage	Qualité KK	Bas lourd, accouplement défectueux	Diminution vitesse four (élimination vibration), augmenter tirage

Tableau 5.3 : L'ANDEEC de four et les différentes classes existantes

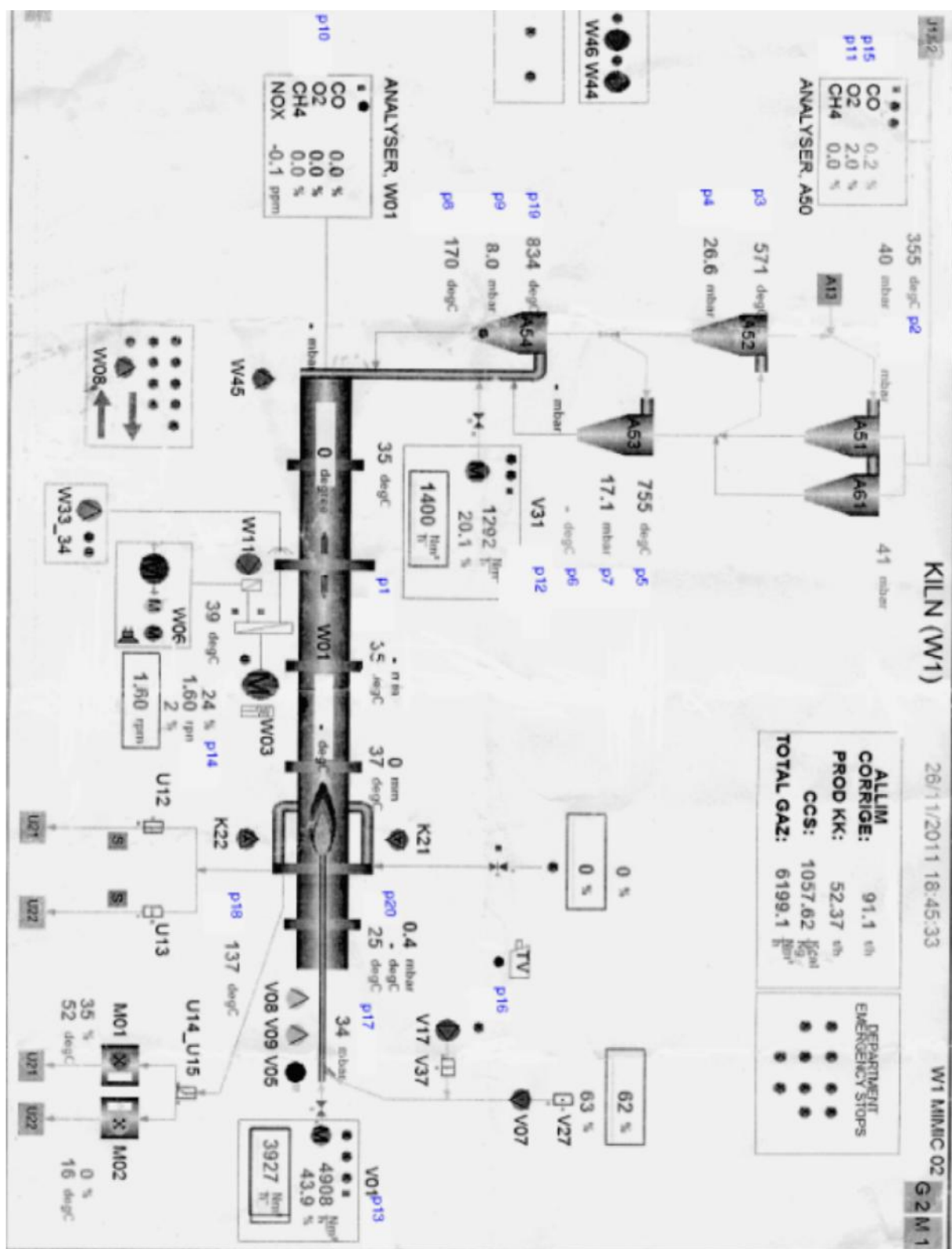


Figure V.18. Position des composants de vecteur d'état dans SCIMAT

L'environnement du four pose d'énormes difficultés pour disposer de mesures fiables caractérisant son fonctionnement. Le four en tant que système à commander, est caractérisé par l'aspect multi variables, les non linéarités entre les variables et les non stationnarités. A ces caractéristiques s'ajoutent les contraintes de son environnement ainsi que les difficultés d'identifier les interrelations entre les phénomènes complexes mis en jeu. Ces considérations sont propres aux processus industriels continus de production et permettent de qualifier le four de système complexe.

Les principes paramètres qui influent sur le four sont représentés dans le tableau 5.4.

Ces variables sont représentées sur système **SCIMAT** dans la **Figure V.18**. Notre vecteur d'état est de la forme :

$X = [P1, P2, P3, P4, P5, P6, P7, P8, P9, P10, P11, P12, P13, P14, P15, P16, P17, P18, P19, P20] t.$

Ces variables sont issues du système industriel par les capteurs qui sont implémentés dans les sous systèmes **Figure V.19**.

Notre étude est basée sur un historique de Clinkérisation qui est composé de 200 vecteurs (formes). Chaque vecteur est caractérisé par 20 paramètres.

Le problème à résoudre réside dans le fait que pour toute nouvelle observation recueillie sur le système, à quel classe (mode de défaillance) nous associons cette observation ?

Une base de données utilisée dans ce document est sauvegardée sous forme d'un document **EXCEL** est **SCIMAT.XLS** contient l'historique de panne de l'atelier Clinkérisation de **SCIMAT**;

	Paramètres	Description des paramètres	Point de consigne état normale
P1	W01S1	Vitesse four.	$1 < W01S1 < 3 \text{ t/mm}$
P2	A50T1	Température gaz sortie cyclone A50.	$300 < A50T1 < 350^\circ\text{C}$
P3	A52T1	Température gaz sortie cyclone A52.	$530 < A52T1 < 555^\circ\text{C}$
P4	A52P2	Pression cyclone A52.	$25 < A52P2 < 35 \text{ mbar}$
P5	A53T1	Température gaz cyclone A53	$700 < A53T1 < 760^\circ\text{C}$
P6	A53T2	Température matière cyclone A53	$700 < A53T1 < 760^\circ\text{C}$
P7	A53P1	Pression cyclone A53.	$18 < A53P1 < 20 \text{ mbar}$
P8	A54T1	Température gaz cyclone A54	$820 < A54T1 < 860^\circ\text{C}$
P9	A54P2	Pression cyclone A54t.	$8 < A54P2 < 10 \text{ mbar}$
P10	COP	Teneur CO boîte à fumée.	$0 < COP < 0.25\%$
P11	O2C	Teneur O2 sortie cyclone A50	$0.1 < O2C < 0.6\%$
P12	V31F1	Début gaz boîte à fumée.	$850 < V31F1 < 893 \text{ Nm}^3/\text{h}$
P13	V01F1	Début gaz four.	$3280 < V01F1 < 5056 \text{ Nm}^3/\text{h}$
P14	W01X1	Moment four	$20 < W01X1 < 60\%$
P15	COC	Teneur CO sortie cyclone A50	$0 < COC < 0.25\%$
P16	TV	Température virole four	$1000 < TV < 1800^\circ\text{C}$
P17	V07P1	Pression air primaire.	$28 < V07P1 < 30 \text{ mbar}$
P18	U01T1	Température clinker.	$100 < U01T1 < 150^\circ\text{C}$
P19	A54T2	Température matière cyclone A54	$820 < A54T2 < 830^\circ\text{C}$
P20	K01T1	Température air secondaire.	$500 < K01T1 < 900^\circ\text{C}$

Tableau 5.4 Description des paramètres du vecteur d'état [73].

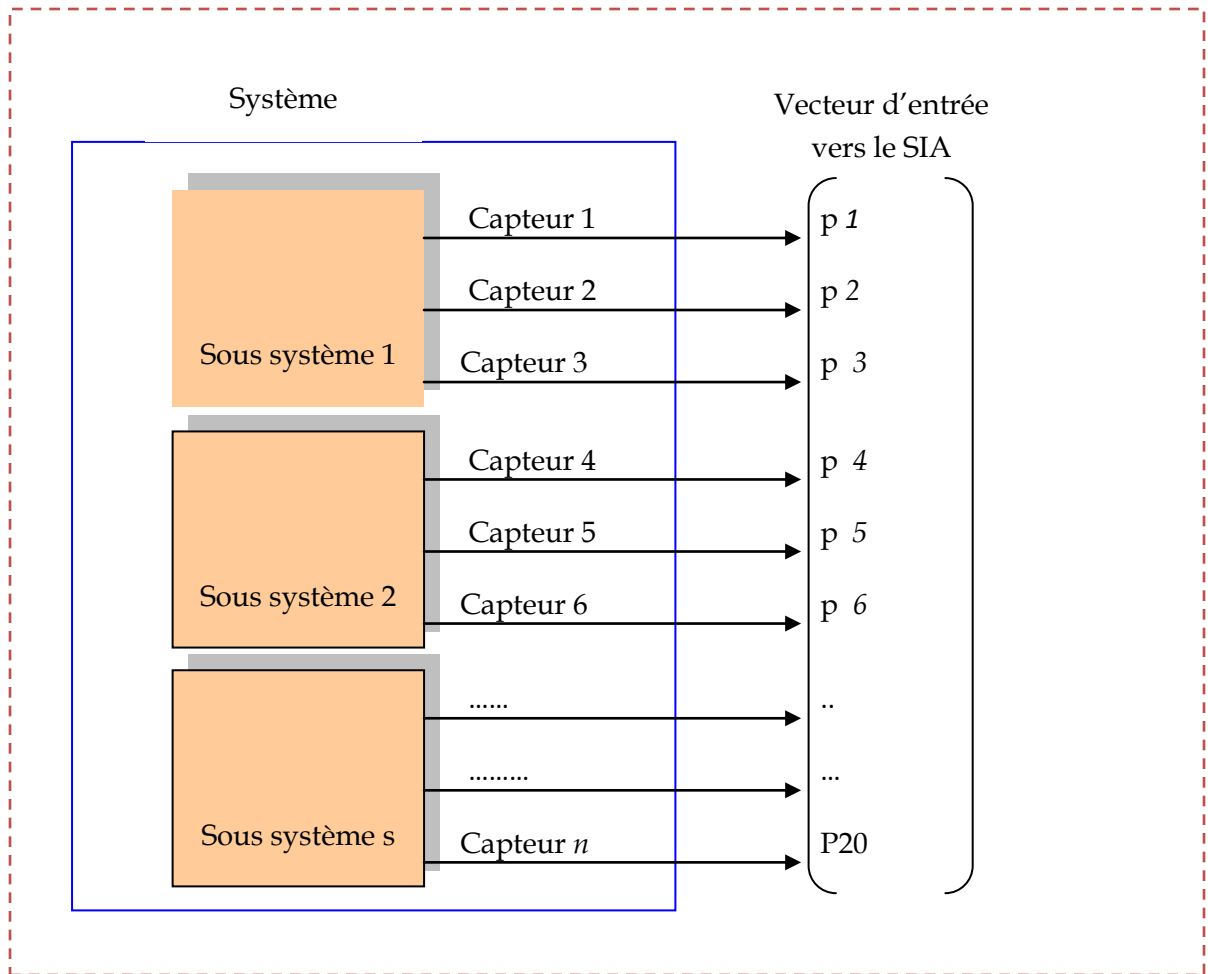


Figure V.19. Données issues par des capteurs (vecteur d'entrée)



Figure V.20. Chargement des données SCIMAT pour DAIS

3.3.2 Apprentissage :

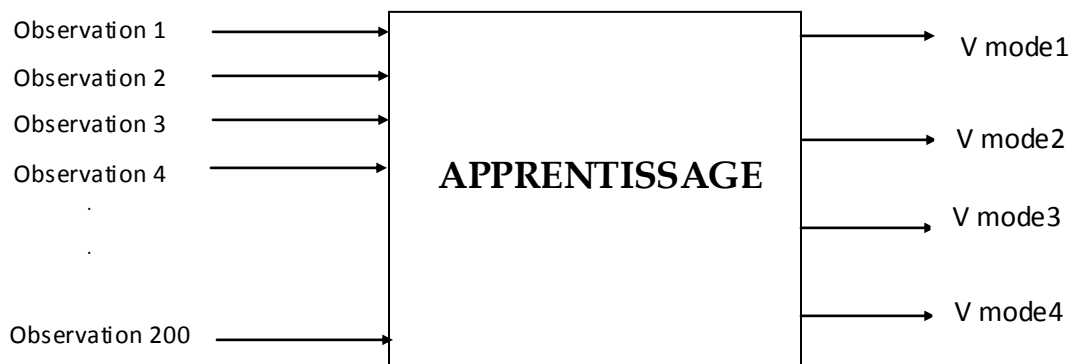


Figure V.21. Apprentissage par RdFI

Notre system a quatre modes de dysfonctionnements :

Mode De Dysfonctionnement	Désignation
Mode1	Variation Débit Gaz (Insuffisance Ou Absence)
Mode2	Instabilité Combustion
Mode3	Mauvaise Qualité Clinker
Mode4	Mauvais Refroidissement

Tableau 5.5 modes de défaillances

Après le chargement de base de donnes **SCIMT** (**Figure V.20.**) et après la phase d'apprentissage les vecteur modèle qui caractérise les différent mode de dysfonctionnement sont donnes par la **Figure V.22.**

3.3.3: classification :

Après l'étape d'apprentissage **DAIS** à trouver les vecteurs formes qu'ils sont utilisés pour la phase de classification, cette derniers à pour objectif de classer après comparaisons des vecteurs formes et de calcule d'affinité de trouver la meilleur classe de la nouvelle observation. Les figures V23, V24, illustre un exemple de classification d'une nouvelle observation et comme résultat de classification le système **DAIS** nous affiche une figure qui montre la classe de la nouvelle observation et aussi bien son image.

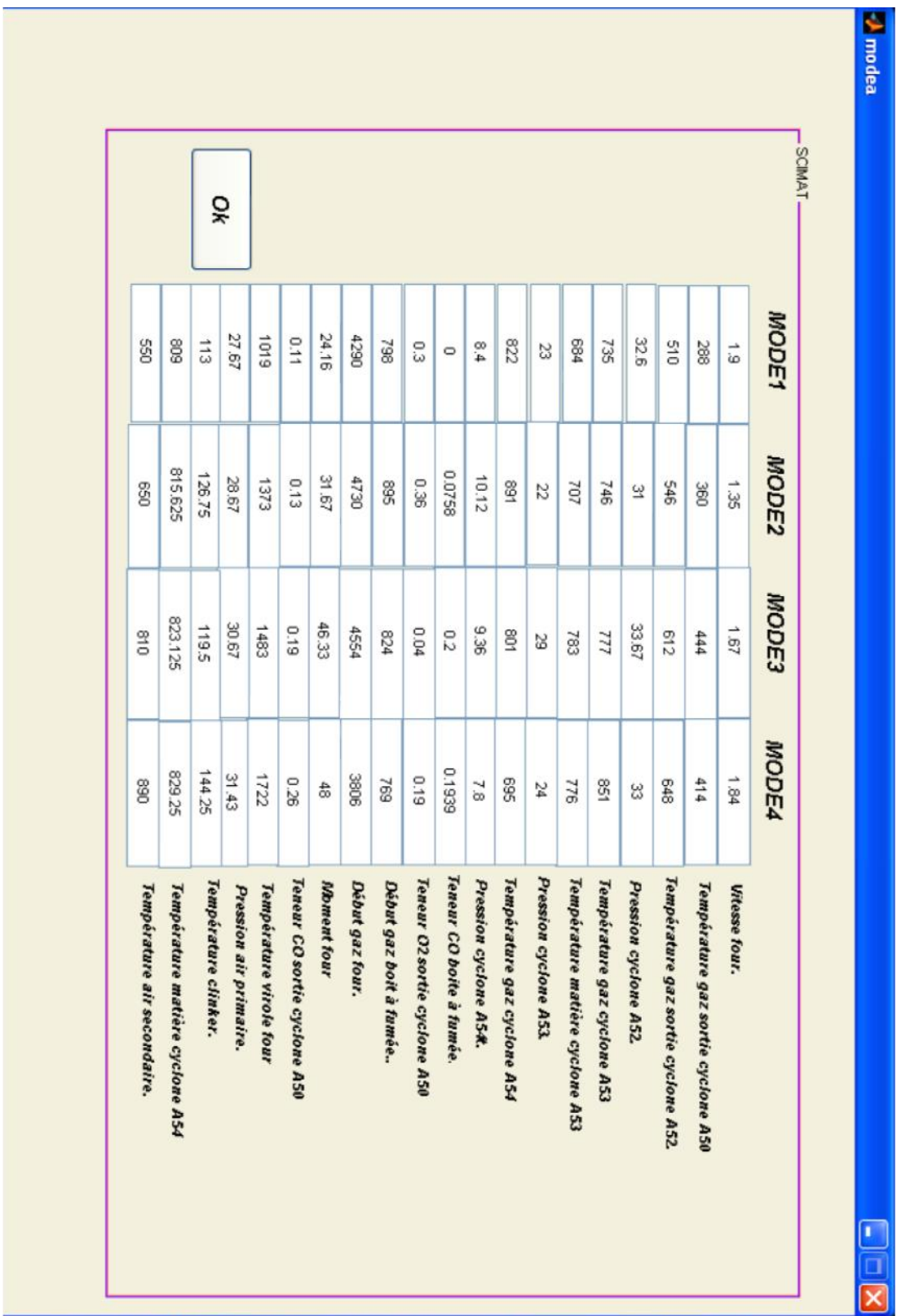


Figure V.22. Apprentissage de SCIMAT par DAIS

classificationscimat

SCIMAT

Entrez le vecteur d'état du système **merci**

Vitesse four.	1.67
Température gaz sortie cyclone A50	444
Température gaz sortie cyclone A52.	612
Pression cyclone A52.	33.67
Température gaz cyclone A53	777
Température matière cyclone A53	783
Pression cyclone A53.	29
Température gaz cyclone A54	801
Pression cyclone A54.	9.36
Teneur CO boîte à fumée.	0.2
Teneur O2 sortie cyclone A50	0.04
Début gaz boîte à fumée..	824
Début gaz four.	4554
Moment four	46.33
Teneur CO sortie cyclone A50	0.19
Température virole four	1483
Pression air primaire.	30.67
Température clinker.	119.5
Température matière cyclone A54	823.125
Température air secondaire.	810

Classer

Quit

activer seuil

Figure V.23. Introduire vecteur d'état d'une nouvelle observation pour classer

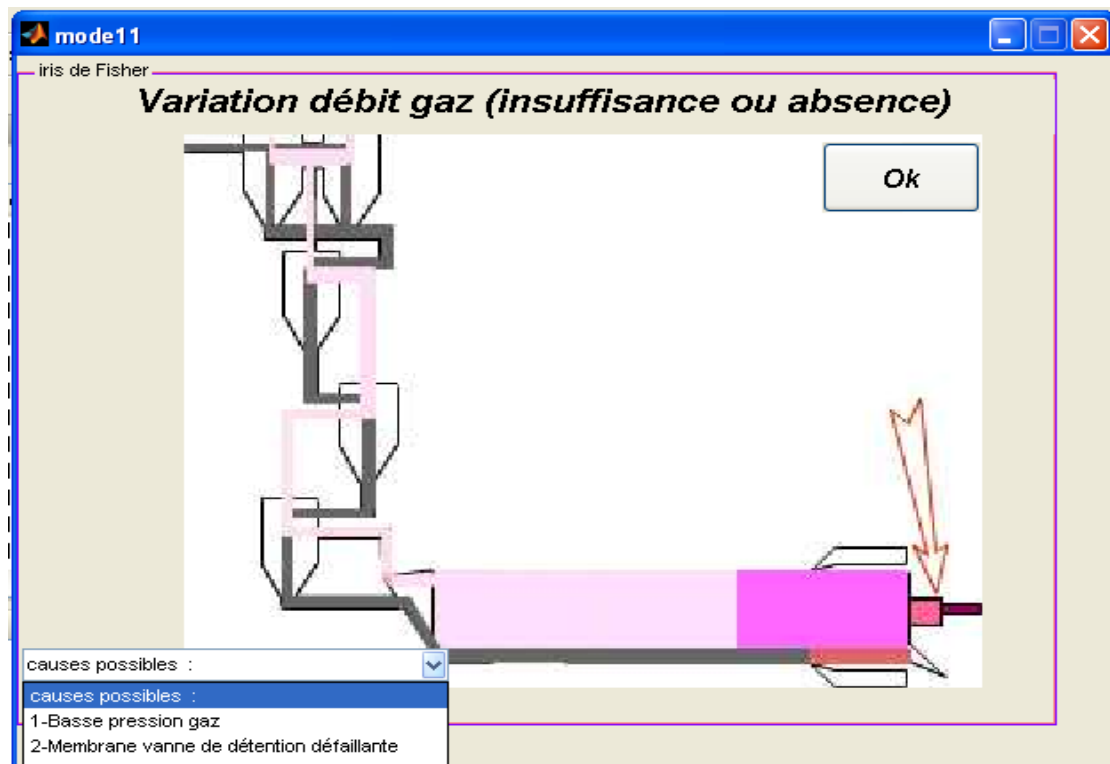


Figure V.24. Observation classer mode1

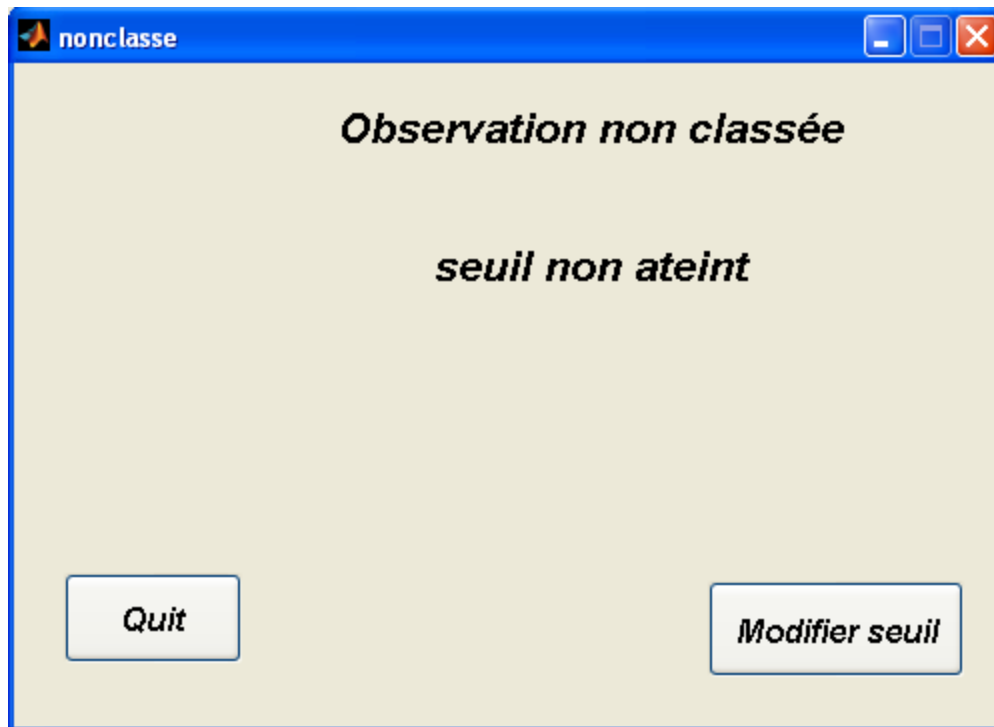


Figure V.25. Cas d'une observation non classée

Si l'observation est classée alors une fenêtre va apparaître si non un message qui demande de changer le seuil.

3.3.4: Taux de classification :

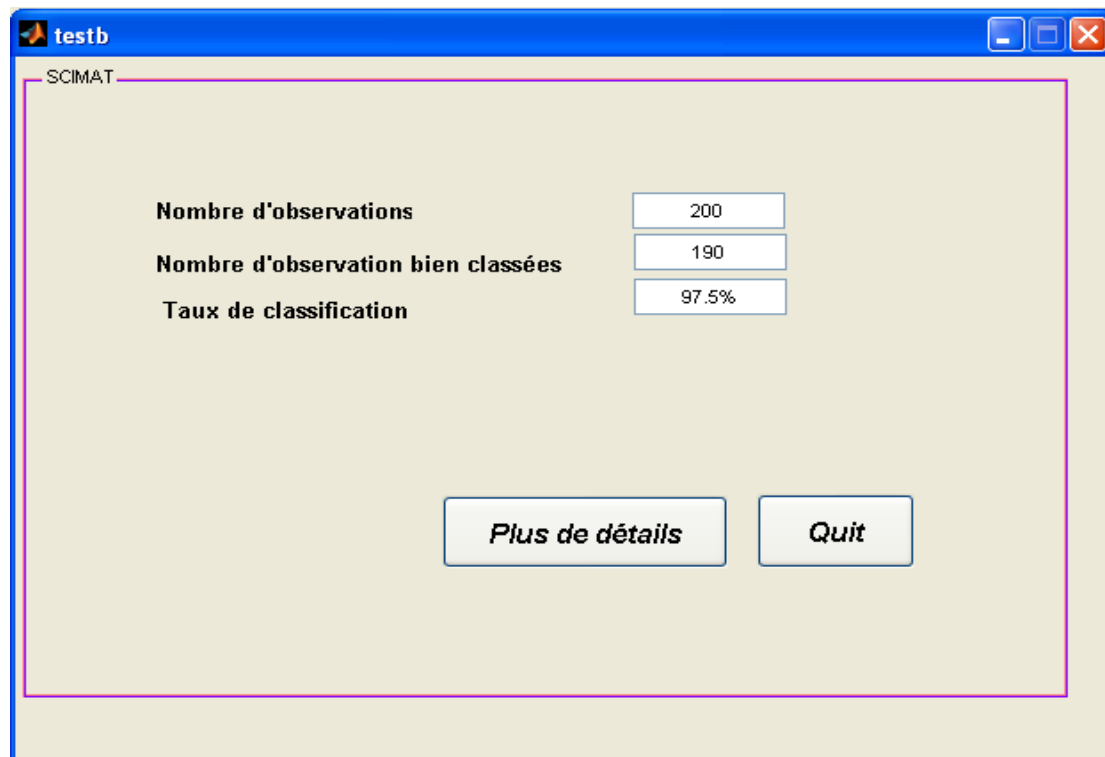
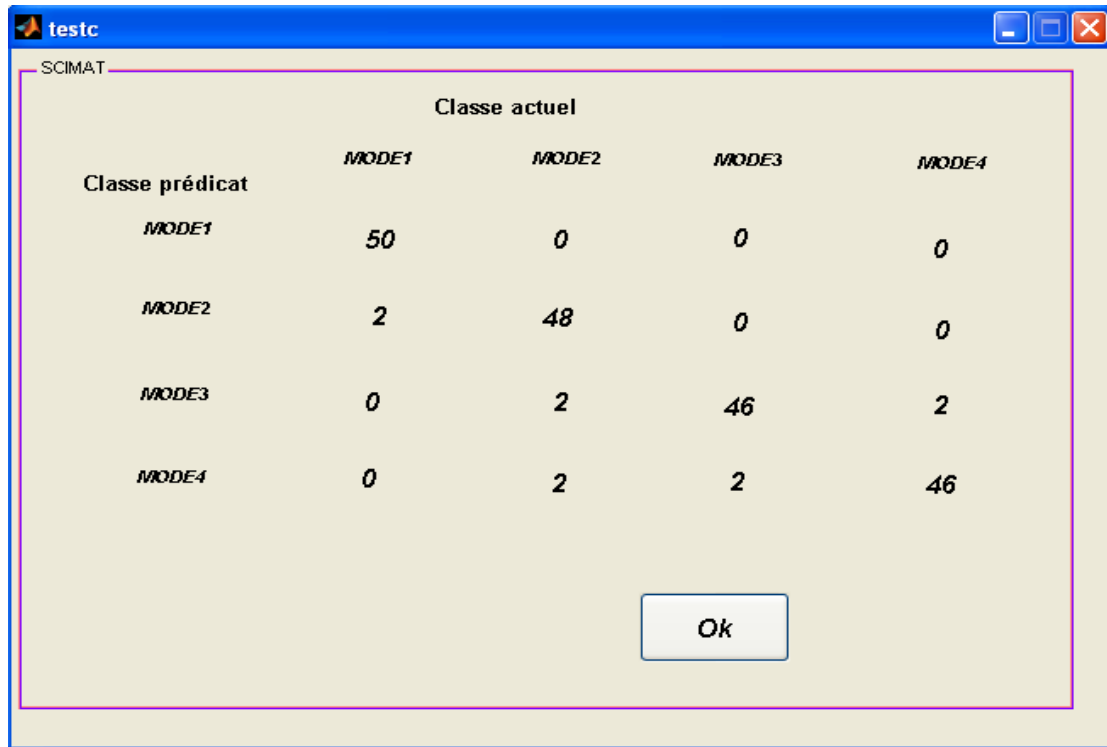


Figure V.26. Taux de classification de SCIMAT par DAIS

Pour le test de classification on fait la classification de toute la population comme résultat on a 190 observation sont bien classer par 200 observation soient un pourcentage de 97.5 % pour les modes de dysfonctionnement la figure v.27 montre les classe prédicat de chaque classe (mode de dysfonctionnement).



	Classe actuel			
Classe prédicat	MODE1	MODE2	MODE3	MODE4
MODE1	50	0	0	0
MODE2	2	48	0	0
MODE3	0	2	46	2
MODE4	0	2	2	46

Figure V.27. Les classes prédicat des observations de SCIMAT

3.3.5 Seuil :

Si l'observation n'est pas classée alors une fenêtre va apparaitre si non un message qui demande de changer le seuil.

Les résultats précédents sont lorsque le seuil est désactivé, un choix pour le seuil est donné soit de forme numérique ou par un slider.

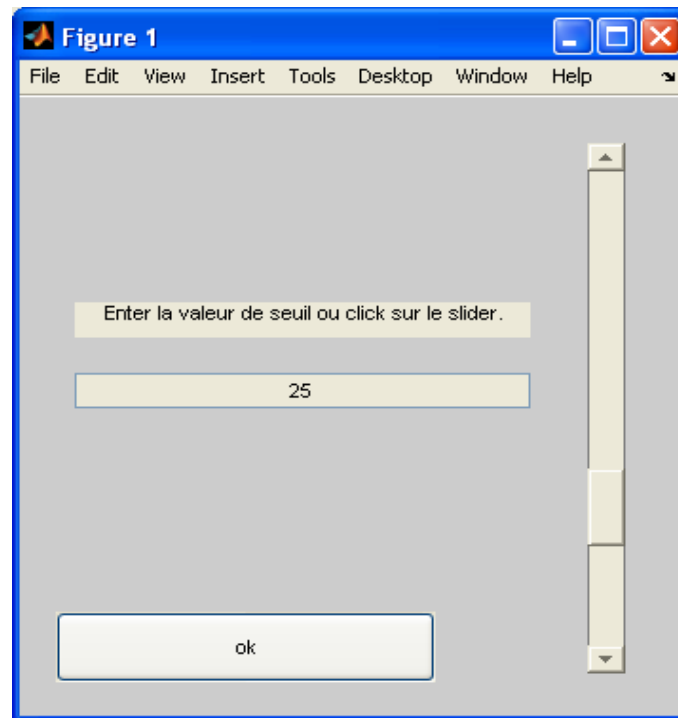


Figure V.28. Fenêtre pour introduire la valeur de seuil

Si on active le seuil alors les résultats sont donnés par le graphe suivant :

Pour un seuil de 50% on a 147 observations bien classées (73.5 %)

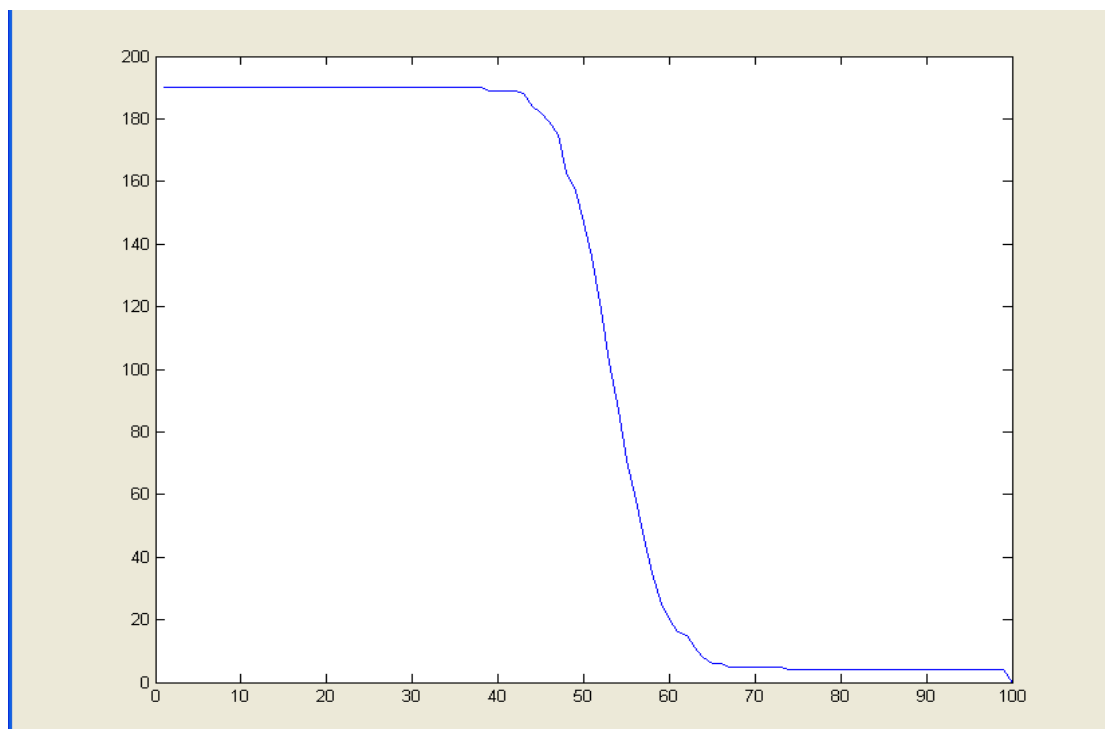


Figure V.29. Influence de seuil sur la classification

3.4 Simulation du fonctionnement normal

La simulation du processus de clinkérisation en fonctionnement normal a permis de représenter l'atelier de clinkérisation en montrant les étapes du passage de la charge et des gaz chauds dans les différents échangeurs figures V30, V31, V32, V33

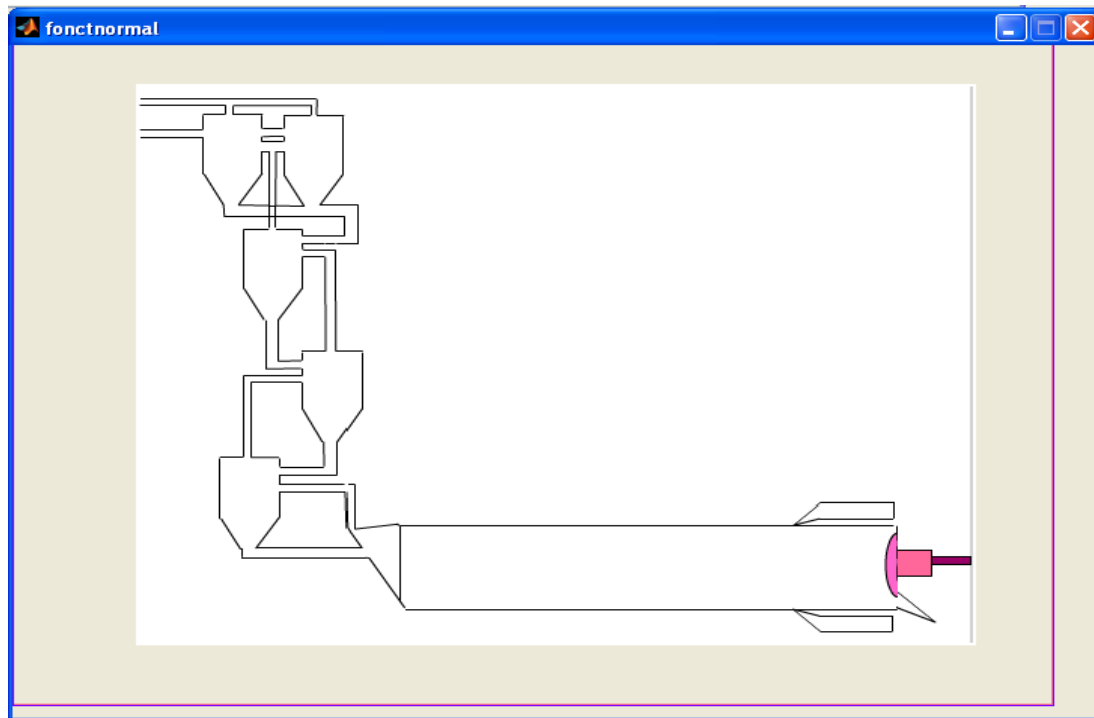


Figure V.30. Représentation de l'atelier de clinkérisation avant le démarrage

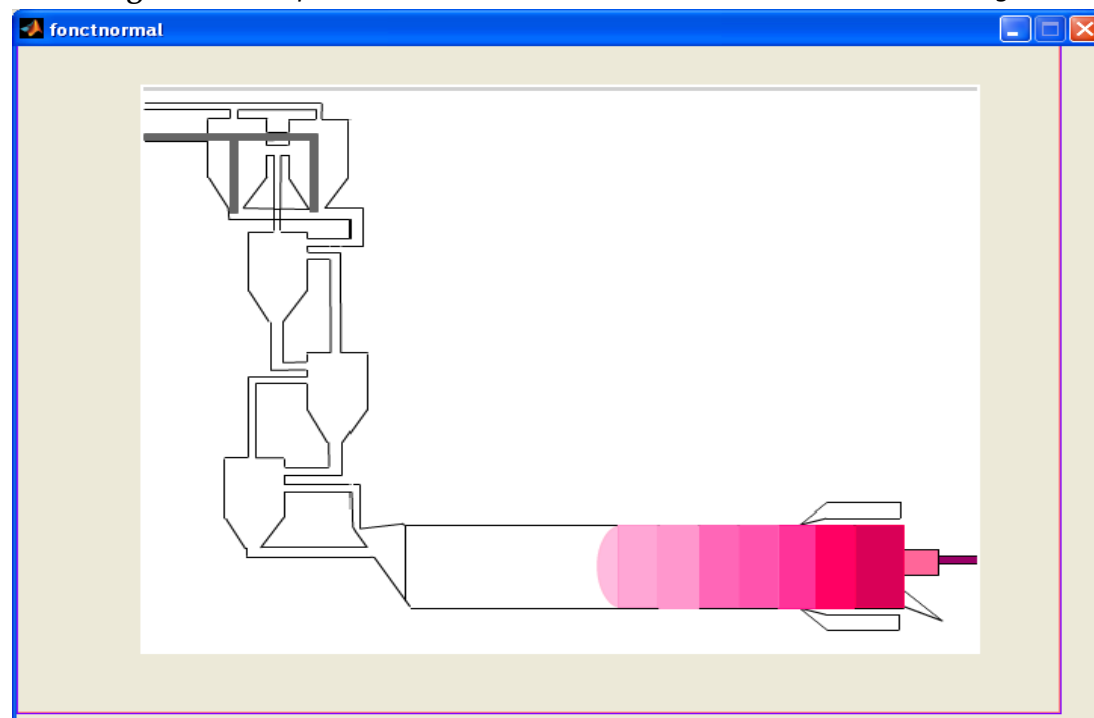


Figure V.31. Représentation de l'atelier de clinkérisation après introduction des gaz chauds et début l'arrivée de la charge

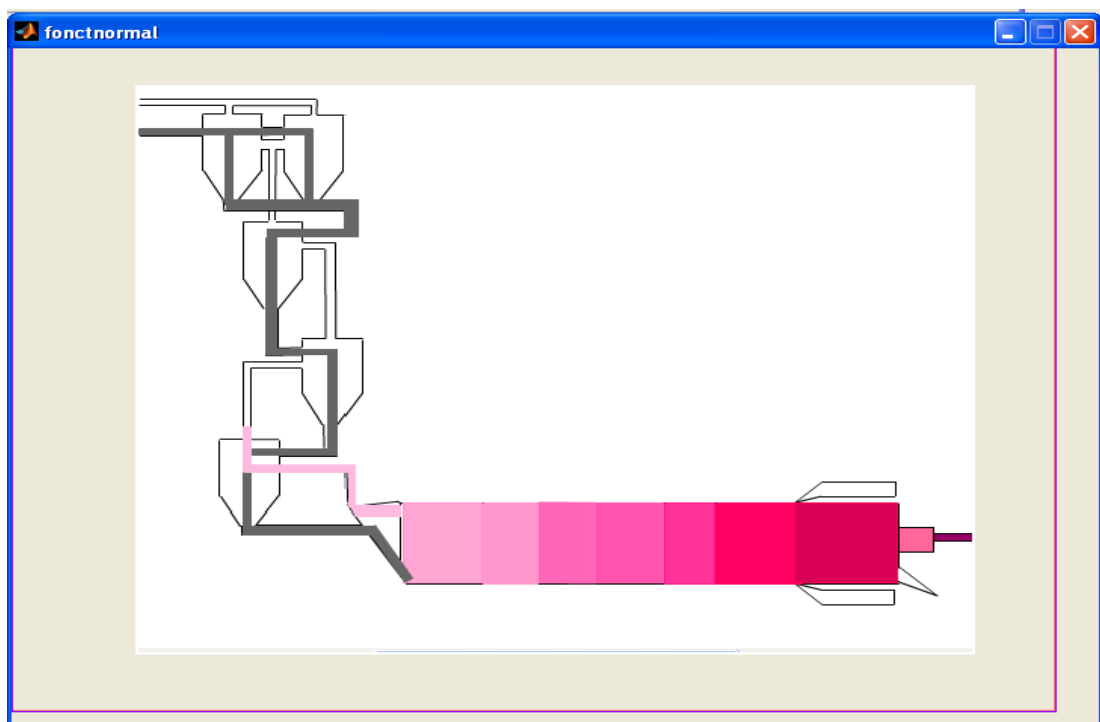


Figure V.32 Représentation de l'atelier de clinkérisation après passage de la charge dans la tour de préchauffage

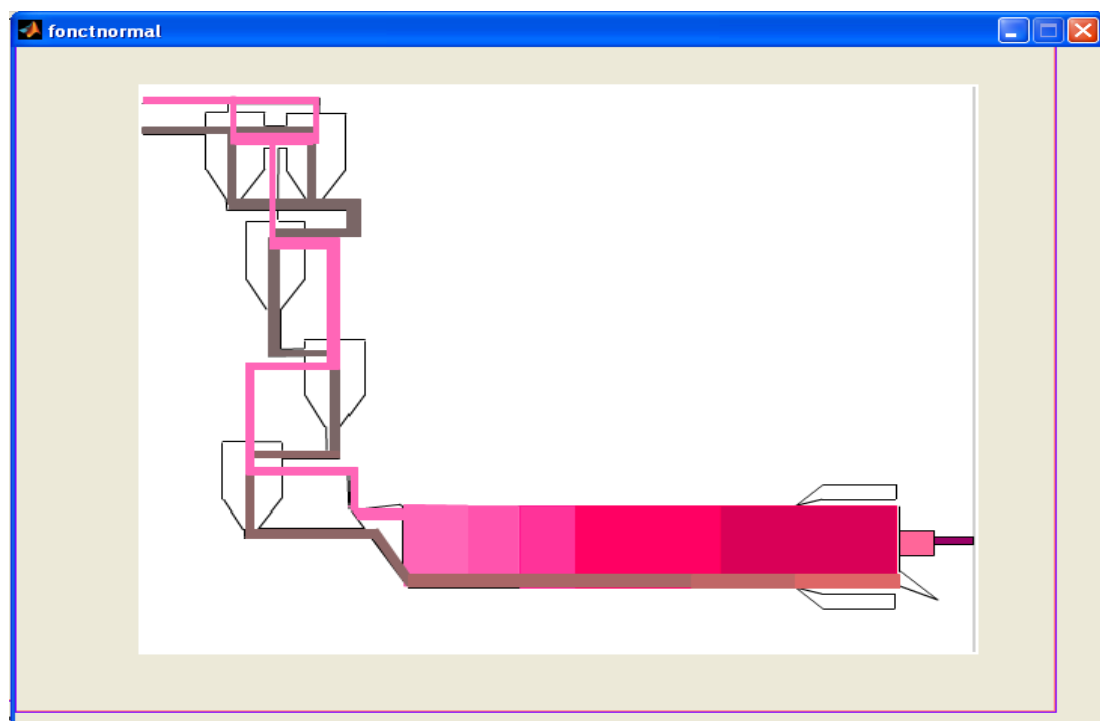


Figure V.33 Représentation de l'atelier de clinkérisation après passage de la charge dans le four

3.5 Comparaison entre DAIS et NEFDIAG

	DAIS	NEFDIAG
théorie	SIA	Neuro-Flou
apprentissage	supervisé	supervisé
Variable	Numérique	Numérique + symbolique
Taux de classification	98%	88%
Environnement	MATLAB	DELPHI
Classification	prototype	prototype

DAIS et NEFDIAG sont deux outils de diagnostic par reconnaissance de forme, Après la comparaison faites on a un avantage pour DIAS qui le taux de classification (98%), et un autre avantage pour NEFDIAG qui est la modélisation symbolique.

4 CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons présenté un nouvel outil de diagnostic immunitaire, nous avons détaillé la mise en œuvre d'un exemple d'application industrielle par l'outil de développement **DAIS**.

Nous avons illustré d'utilisation de cet outil d'aide au diagnostic sous forme d'un prototype « **DAIS** » installé sur un PC.

Nous avons abordé les différentes étapes pour l'élaboration d'un système d'aide au diagnostic à partir de méthodes de reconnaissances de forme immunitaire.

Un logiciel informatique de simulation interactive baptisé *DAIS* (*D*agnosis by *A*rtificiel *I*mmun *S*ystem) version 0.0 est développé au sein de **LAP (Batna)**. Ce logiciel développé sous **MATLAB** consacré essentiellement au développement, à l'apprentissage et au test d'un système de diagnostic immunitaire des pannes d'un procédé industriel complexes.

CONCLUSION

GENERALE

Le travail mené dans le cadre de ce mémoire nous a permis d'élaborer un module de diagnostic pour un système de production. Ce module est basé sur les systèmes immunitaires artificiels.

Les principales contributions de ce mémoire sont regroupées en trois parties. Une première partie dédiée à l'état de l'art et s'articule autour de deux points d'intérêts en étroite corrélation :

- ❖ Différentes méthodologies de surveillance des systèmes de production ;
- ❖ Les systèmes immunitaires naturels et artificiels.

La deuxième partie de notre travail, synthétise l'essentiel de notre contribution scientifique. Nous avons ainsi proposé une nouvelle approche pour le diagnostic industriel d'un système de production par l'utilisation des systèmes immunitaires artificiels.

La troisième partie concerne l'exploitation industrielle. Cette étude a été menée afin de diagnostiquer un système de production par l'utilisation de cette l'approche.

Ainsi nous avons développé un nouvel outil de diagnostic immunitaire, mis en œuvre à travers un exemple d'application industrielle et baptisé DAIS (*Diagnosis Artificial Immun System*) version 0.0 est développé au sein de **LAP (Batna)**. Ce logiciel développé sous **MATLAB**.

Les différentes étapes à suivre pour l'élaboration d'un système d'aide au diagnostic à partir de méthodes de classification et de reconnaissances de formes immunitaire ont été présentées.

Quand le diagnostic est basé sur des observations multiples, ces dernières sont regroupées pour former des classes (modes de défaillance), auxquelles une nouvelle observation sera comparée pour être identifiée.

Le logiciel informatique de simulation interactive *DAIS* consacré essentiellement au développement, à l'apprentissage et au test d'un système de diagnostic immunitaire des pannes d'un procédé industriel complexe.

Ce travail a permis d'ouvrir les perspectives suivantes :

- un premier point concerne l'amélioration des performances de notre système immunitaire, par l'ajout de concepts « temporels ». On peut imaginer alors un système immunitaire artificiel temporel qui nous donne une solution pour le pronostic.
- L'utilisation des différentes théories immunitaires pour d'autre problème qui entre dans l'axe de la sûreté de fonctionnement comme :
 - ✓ *Théorie de danger* utilise pour la détection et l'élimination de composante de soi qui fait de danger cette méthode peut être utilisée dans la détection des pannes de détecteur de système lui-même.
 - ✓ *La sélection négative* peut être utilisée pour la détection des dysfonctionnements mais pour un système industriel de grand taille ou un système complexe l'ensemble de détecteurs de changement est grande.
 - ✓ *Vaccination* elle peut être utilisée pour ajout d'un nouveau composant dans le système industriel qui est présent dans un système similaire (ajoute de mode de dysfonctionnement avec un vecteur mode).
- D'après la comparaison faites entre DAIS et NEFDIAG un ajout de théorie flou pour DAIS ou de théorie de SIA pour NEFDIAG peut donner un bon résultat pour La surveillance en ligne d'un système industriel

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- 1 **A. DENECHÉ**, «Une approche hybride pour la reconnaissance de formes en utilisant un système immunitaire artificiel», thèse de magistère département informatique université Mentouri Constantine.
- 2 **A. DENECHÉ, S. MESHOUL, M. BATOUCHE**, «Une approche hybride pour la reconnaissance de formes en utilisant un système immunitaire artificiel», Journées d'étude en Informatique graphique JIG'05, 2005.
- 3 **A.K. JAIN, R.P.W. DUIN, J. MAO**, «Statistical Pattern Recognition: A Review", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Learning, vol. 22, no. 1, 2000.
- 4 **A.R. WEBB**, «Statistical Pattern Recognition, Second Edition", John Wiley and Sons, 2002.
- 5 **A SECKER, AA FREITAS, J TIMMIS**, «A danger theory inspired approach to web mining", LNCS, 2003.
- 6 **A.S. WILLSKY**, « A survey of design methods for failure detection in dynamic systems ». automatica, vol. 12, pp.601-611, 1976.
- 7 **B. ANDERSON, J. MOORE**, « optimal filtering » information and system sciences series, prentice hall, THOMAS KAILATH, editor, 1979.
- 8 **B. DUBUISSON**, « Diagnostic et reconnaissance de formes ». Traité des Nouvelles Technologies, Série Diagnostic et Maintenance, Hermès, 1990.
- 9 **B. RIERA**, « contribution à la conception d'outils de supervision adaptés à l'homme ». mémoire de HDR, université de Valenciennes et du hainaut-cambrésis, valenciennes, France, 2001
- 10 **D. DASGUPTA** «artificial immune systems and their application », pringer-verglas, 1999.
- 11 **D. MAQUIN, M. DAROUACH, J. RAGOT**, « robust observer for continuous uncertain systems". IEEE international conference on systems, man and cybernetics, october 2-5, san antonio, tx, usa, 1994.
- 12 **E.ANDERSON**, The irises of the Gaspe Peninsula. Bulletin of the American Iris Society, 59

:2{5, 1935.

- 13 **F. ESPONDA, S. FORREST**, «the crossover closure and partial match detector”. in ICARIS- 2003, pp. 249–260, 2003.
- 14 **F. VARELA, A. COUTINHO**. *Second generation immune networks*. Immunol Today, 12. 159.167, 1991.
- 15 **H. FARRENY**, « *Les systèmes experts : principes et exemples* », Cepadues editions, 1989.
- 16 **H. KHELIL, A. BENYETTOU**, *Application du système immunitaire artificiel ordinaire et amélioré pour la reconnaissance des caractères artificiels*, Laboratoire Signal Image Parole SIMPA – Université des sciences et de la technologie d’Oran, 2006.
- 17 **H.S. HIPPERT, C.E. PEDREIRA, R.C. SOUZA**, «Neural networks for short-term load forecasting: a review and evaluation", IEEE Transactions on Power Systems, vol. 16, Part 1, pp. 44-55, 2001.
- 18 **I. KAASTRA, M. BOYD**, «Designing a neural network for forecasting financial and economic time series", Neurocomputing. Vol. 10, no. 3, pp. 215-236. 1996.
- 19 **J D FARMER, N H PACKARD, A S PERELSON**. *The immune system, adaptation, and machine learning*. Phys. D, 2(1-3) :187.204, 1986.
- 20 **J, CH. SALMON ET R. ANDRE**, *Les anticorps*, Vulgaris-Médicale 2009, 2009 (<http://www.vulgaris-medical.com/encyclopedia/anticorps-generalites-5560.html>).
- 21 **J. A. WHITE, S. M. GARRETT**, “Improved pattern recognition with artificial clonal selection”. In Proceedings of ICARIS, 2003.
- 22 **J. BROWNLEE**, *Clonal Selection Theory & Clonal selection classification algorithm (CSA)*, Master of Information Technology, Swinburne University of Technology, 2004.
- 23 **J. KOLODNER**. « *An introduction to case-based reasoning* ». Artificial Intelligence Review 6(1), pp. 3-34, 1992.
- 24 **J. MONTMAIN**, « *Interprétation qualitative de simulation pour le diagnostic en ligne de procédé continu* », Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, France, 1992.
- 25 **J. RAGOT, D. MAQUIN**, « *techniques récentes de diagnostic de systèmes et rôle de l'instrumentation*". séminaire de l'école doctorale promen. quelle métrologie pour le xxième siècle ? nancy, france, 12-13 mai 1998.

- 26 **J. TIMMIS** « *artificial immune systems: a novel data analysis technique inspired by the immune network theory* », PhD thesis, university of wales, 2001.
- 28 **J. TIMMIS, M. NEAL.** *Investigating the evolution and stability of a resource limited artificial immune system.* In A.S.Wu, editor, *Special Workshop on Artificial Immune Systems, Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO) 2000, Workshop Program*, pages 40-41, Las Vegas, Nevada, U.S.A., July 2000.
- 29 **J. WHITE,** "Artificial Clonal Selection for Pattern Recognition", PhD thesis, University of Wales, Aberystwyth, December 2004.
- 30 **J.C. BEZDEK,** « *Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms* », New-York, Plenum Press, 1981.
- 31 **J.C. LEJON.** « *l'évolution de la conduite sur sncc* ». *l'ergonomie des systèmes numériques de contrôle commande*, paris, 1991.
- 32 **K. KHEDHRI,** *modélisation et simulation d'une application industrielle par le générateur de systèmes experts G2*, Thèse de Magister, Université de Batna Algérie.2002.
- 33 **K.W. CHEUNG, J.T. KWOK, M.H. LAW, K.C. TSUI,** "Mining customer product ratings for personalized marketing", *Decision Support Systems*, vol. 35, issue 2, pp. 231-243, 2003
- 34 **L N DE CASTRO, F J VON ZUBEN,** *Artificial immune systems: Part I – Basic theory and applications*, Technical Report TR – DCA, Dec 1999.
- 35 **L N. DE CASTRO AND J TIMMIS.** *Artificial Immune Systems: A New Computational Intelligence Approach.* Springer-Verlag, September 2002.
- 36 **L. N. DE CASTRO, F. J. VON ZUBEN,** *The Construction of a Boolean Competitive Neural Network Using Ideas from Immunology*, *Neurocomputing*, 50C, pp. 51-85, 2003.
- 37 **L. N. DE CASTRO, J. TIMMIS** In *Artificial Neural Networks in Pattern Recognition Artificial Immune Systems: A Novel Paradigm to Pattern Recognition*, University of Paisley, UK, pp. 67-84, 2002.
- 38 **DE CASTRO .L.N & VON ZUBEN .F.J** "Learning and optimization using the clonal selection principle". *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 6, issue 3, pp. 239-251.

- 39 **L.N DE CASTRO**, *An Introduction to the Artificial Immune Systems*, ICANNGA - Prague, 22-25th April, 2001.
- 40 **LN DE CASTRO, F J. VON ZUBEN**. *An evolutionary immune network for data clustering*. In *SBRN '00: Proceedings of the VI Brazilian Symposium on Neural Networks (SBRN'00)*, page 84, Washington, DC, USA, 2000. IEEE Computer Society.
- 41 **L.N DE CASTRO, J I TIMMIS**, *Artificial immune system as a Novel Soft Computing paradigm*, Computing laboratory, University of Kent at Canterbury, *Soft Computing Journal*, Vol 7 July, 2003.
- 42 **LES ANTICORPS**, CHU de Rouen, 2009,(<http://www.chu-rouen.fr/cismef/>).
- 43 **M. DASTANI, A.E.F. SGHROUCHNI**, *Programming Multi Agents Systems*, First International Workshop, ProMAS, 2003.
- 44 **M. GHARBI**, *systèmes immunitaires artificiels et optimisation*, centre européen de réalité virtuelle, 2006.
- 45 **M. SKURICHINA, L.I. KUNCHEVA, R.P.W. DUIN**, "Bagging and Boosting for the Nearest Mean Classifier: Effects of Sample Size on Diversity and Accuracy", *LNCS*, issue 2, pp. 62-71, 2002.
- 46 **M. ZEMOURY**, « contribution à la surveillance des systèmes de production à l'aide des réseaux de neurones dynamiques : application à la e-maintenance ». thèse de doctorat, université de Franche-Comté, 2003.
- 47 **M.D MOUSS**, *Diagnostic et conduite des systèmes de production par approche à base de connaissances*, Thèse de doctorat, Laboratoire d'Automatique et Productique, Université de Batna. Algérie.2005.
- 48 **M.E. MUNICH, P. PERONA**, "Visual Input for Pen-Based Computers", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 24, issue 3, 2002.
- 49 **M.H. YANG, D.J. KRIEGMAN, N. AHUJA**, "Detecting Faces in Images: A Survey", *IEEE, Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence PAMI*, vol.24; part 1, pp. 34-58, 2002.
- 50 **M.MOUTSCHEN**, *Immunologie générale*, Université de Liège, 2009.
- 51 **N. K. JERNE**. *Towards a network theory of the immune system*. *Ann. Immunol. (Inst.*

Pasteur), 125C:373.389, 1974.

- 52 **NEUCOM** ,*Neuro-Computing Environment for Evolving Intelligence* , neucom(c)student v0.919,knowledge engineering and discovery research institute, Auckland university of technology 2002-2008
- 53 **O. ADROT**, « *diagnostic à base de modèles incertains utilisant l'analyse par intervalles : l'approche bornante* ». thèse de doctorat de l'institut national polytechnique de lorraine, 2000.
- 54 **R, REITER** , "A theory of diagnosis from first principles" en Hamscher W., Console L., de Kleer J.(Eds.), *Model-Based Diagnosis*, Morgan Kaufman,1992
- 55 **P. ALLAIN**, *Les médicaments 3ème édition*, Magazine pharmacorama ,2006.
- 56 **P. MATZINGER**, "the danger model: a renewed sense of self", science, 296(5566), pp. 301-305, 2002.
- 57 **PEREZ-URIBE.A**, "Artificial Neural Networks: Algorithms and Hardware Implementation." dans Mange D., Tomassini M., *Bio-Inspired Computing Machines. Towards novel computational architectures*, Presses Polytechniques et Universitaires Romandes, 1998.
- 58 **R. BEARD**, « *failure accommodation in linear systems through self reorganization* ». thèse de doctorat, massachusetts institute of technology (mit), 1971.
- 59 **R. FISHER**, « *The Design of Experiment* », 8e éd., Hafner Publishing Company, 1966.
- 60 **R. PATTON, J. CHEN**, « *observer based fault detection and isolation: robustness and applications* ». *Control engineering practice*, vol. 5, no. 5, pp. 671-682, 1997.
- 61 **R.A. FISHER**. *The use of multiple measurements in taxonomic problems. Annals of Eugenics*, 7(2) :179{188, 1936.
- 62 **R, ISERMANN**, « *On fuzzy logic applications for automatic control, supervision abd fault diagnosis* ». *IEEE transactions on systems, man and cybernetics*, Vol. 28, No.2, march 1998.
- 63 **R.MAHDAOUI**" *diagnostic industriel par neuro-flou-application a un système de production*", thèse de magistère département génie industriel université de Batna.
- 64 **R.MAHDAOUI, A HABOUSSI**, *Apprentissage des systèmes neuro-flous par des données numériques et/ou symboliques pour la reconnaissance dynamique de formes : application au diagnostic industriel. ICIEM'10 9,10 mai 2010*

- 65 **S. A. HOFMEYR, STEPHANIE FORREST**, *Immunity by Design; An Artificial Immune System*, Dept. of Computer Science University of New Mexico, 2004.
- 66 **S. FORREST, A. S. PERELSON, L. ALLEN, R. CHERIKURI**, "self-nonsel discrimination on a computer". in proceedings of IEEE symposium research in security and privacy, pp. 132-143, 1994.
- 67 **S. THEODORIDIS, K. KOUTROUMBAS**, "Pattern Recognition, Second Edition", Academic Press, Elsevier, 2003.
- 68 **S.K. GUPTA, W.C. REGLI, D.S. NAU**, "Manufacturing Feature Instances: Which Ones to Recognize?", Symposium on Solid Modeling and Applications, pp. 141-152, 1995.
- 69 **SAUTER D.**, 1991 Contribution à l'étude des méthodes de détection de rupture de modèle. Application à la détection d'évènements dans les signaux et au diagnostic de défauts de systèmes. Doctorat ès Sciences Physiques, Université Henri Poincaré – Nancy 1,
- 70 **T. BACK, D.B. FOGEL, Z. MICHALEWICZ**, "Handbook of Evolutionary Computation", IOP Publishing Ltd and Oxford University Press, 1997.
- 71 **U. AICKELIN, P. BENTLEY, S. CAYZER, J. KIM, J. MCLEOD**, *Danger Theory: The Link between AIS and IDS?*. Proceedings ICARIS-2003, 2nd International Conference on Artificial Immune Systems, pp 147-155, 2003.
- 72 **DR UWE AICKELIN**, *Artificial Immune Systems Tutorial*,
- 73 **R.WAIL**, « Sélection et classification des paramètres pour le diagnostic industriel du système de Clinkérisation de la SCIMAT », thèse master 2 génie industriel 2010.