



ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE

DEPARTEMENT AUTOMATIQUE

LABOTATOIRE DE COMMANDE DES PROCESSUS

Thèse pour obtenir le Diplôme de
Docteur en Automatique

Thème :

***Contribution à la supervision, diagnostic et commande tolérante
du réacteur nucléaire de recherche NUR***

Par :

M^{elle} Allalou Amina Nasrine

Président du Jury	M ^r	B.HEMICI	Professeur (ENP, Alger)
Rapporteurs	M ^r	M.Tadjine	Professeur (ENP, Alger)
	M ^r	M.S.Boucherit	Professeur (ENP, Alger)
Examineurs	M ^r	H.SAARI	Professeur (INSIM, Bousmail)
	M ^r	M.ALLEK	MR/A (CRND)
	M ^r	A.NAIT SEGHIR	MC/A (USTHB)
	M ^r	A.AMEUR	AR/A (CRND)

2016



ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE

DEPARTEMENT AUTOMATIQUE

LABOTATOIRE DE COMMANDE DES PROCESSUS

Thèse pour obtenir le Diplôme de
Docteur en Automatique

Thème :

***Contribution à la supervision, diagnostic et commande tolérante
du réacteur nucléaire de recherche NUR***

Par :

M^{elle} Allalou Amina Nasrine

Président du Jury	M ^r	B.HEMICI	Professeur (ENP, Alger)
Rapporteurs	M ^r	M.Tadjine	Professeur (ENP, Alger)
	M ^r	M.S.Boucherit	Professeur (ENP, Alger)
Examineurs	M ^r	H.SAARI	Professeur (INSIM, Bousmail)
	M ^r	M.ALLEK	MR/A (CRND)
	M ^r	A.NAIT SEGHIR	MC/A (USTHB)
	M ^r	A.AMEUR	AR/A (CRND)

2016

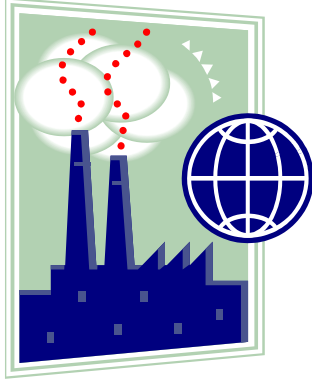
Remerciements:

Que tous les enseignants qui ont contribué à ma formation trouvent en ce modeste travail l'expression de toute ma gratitude.

Je tiens à remercier, particulièrement, Messieurs M.Tadjine et M.S.Boucherit pour leurs conseils et leur disponibilité. Qu'ils trouvent ici l'expression de ma profonde reconnaissance.

Je remercie également Messieurs les membres du jury pour l'honneur qu'ils me font en participant à l'évaluation de ce travail.

Enfin, j'adresse mes sincères remerciements à toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce travail, particulièrement à mes collègues des Centres du Commissariat à l'Energie Atomique d'Alger.



إلى الوالدين الكريمين و إلى جدتاي الحبيبتين
إلى كل أقربائي
إلى كل صديقاتي و إلى كل زملائي

Sommaire**Notations et Symboles****Introduction générale.....8****Chapitre 1** *Le Réacteur de Recherche Nucléaire Nur*

1 .1 Introduction.....	11
1 .2 Description du réacteur Nur.....	11
1 .3 Système d'instrumentation et de sureté du réacteur Nur.....	13
1 .4 Modes de fonctionnement du réacteur Nur.....	13
1 .5 Analyse des risques du réacteur Nur	14
1 .6 Codes de calcul	17
1 .7 Cas simulés des accidents du réacteur Nur	18
1 .8 Conclusion.....	21

Chapitre 2 *Système d'aide à la Surveillance et au Diagnostic (OLM Nur)*

2 .1 Introduction.....	23
2 .2 Niveaux de la défense en profondeur.....	23
2 .3 Systèmes d'aide à la surveillance et au diagnostic.....	24
2 .4 Système d'aide à la surveillance et au diagnostic pour le réacteur Nur.....	25
2 .5 Interface Homme-machine de l'OLMNur.....	27
2 .6 Conclusion.....	31

Chapitre 3 *Classification des accidents du réacteur Nur*

3 .1 Introduction.....	33
3 .2 Méthodes de classification.....	33
3 .3 Application au réacteur Nur.....	50
3 .4 Conclusion.....	54

Chapitre 4 *Diagnostic de la pompe de refroidissement par transformée en ondelettes*

4 .1 Introduction.....	57
4 .2 La transformée en ondelettes.....	58
4 .3 La transformée en ondelettes stationnaire.....	60
4 .4 Diagnostic par transformée en ondelettes stationnaire.....	69
4 .5 Application au réacteur Nur.....	61
4 .6 Conclusion.....	71

Chapitre 5 *Commande robuste du réacteur Nur*

5 .1 Introduction.....	73
5.2 Modélisation du réacteur Nur à des fins de commande.....	74
5.3 Bouclage linéarisant.....	75
5 .4 Mise en œuvre du multimodèle.....	78
5 .5 La technique de la compensation distribuée parallèle (PDC).....	79
5 .6 Synthèse de la commande par PDC.....	81
5 .7 Conclusion.....	87

Conclusion générale	89
----------------------------------	----

Production scientifique	92
--------------------------------------	----

Références bibliographiques	94
--	----

Notations et Symboles:

Notations:

AIEA: Agence Internationale à l'Energie Atomique.

ALARA: Aussi bas que raisonnablement possible (As Low As Reasonably Achievable).

EI : Evénement Initiateur.

FDI: Détection et Isolation de Défauts (Fault Detection and Isolation).

IHM : Interface Homme Machine.

MTR: Material Testing Reactor.

OLM : On-line Condition Monitoring and Diagnostics.

PDC : Parallel Distributed Compensation (Compensation Distribuée Parallèle).

PMC: Perceptron Multicouche.

SCRAM: Arrêt d'Urgence du Réacteur (Emergency Shutdown of a Nuclear Reactor).

SWT: Stationary Wavelet Transform (Transformée en Ondelettes Stationnaire).

WT : Wavelet Transform (Transformée en Ondelettes).

Symboles:

β : Fraction totale des neutrons retardés.

λ : Constante de décroissance radioactive des précurseurs.

μ : Temps de génération des neutrons.

α, κ, γ : Constantes dépendant des propriétés thermiques du cœur.

Introduction générale

Introduction Générale :

Une installation nucléaire est une installation dans laquelle des matières nucléaires sont produites, transformées, utilisées, manipulées, entreposées ou stockées définitivement. Un réacteur nucléaire, lieu de la réaction nucléaire contrôlée, évolue en mode de fonctionnement normal ou sous des modes de fonctionnement anormaux citons les modes incidentels et accidentels; pour ces derniers il existe un risque majeur et grave de dispersion des produits radioactifs dangereux pour les individus et l'environnement et nécessitant un diagnostic et des actions protectrices ou correctrices. Car lorsque une défaillance apparaît, différentes alarmes sont déclenchées et une avalanche d'informations submerge l'opérateur soudainement, et comme la réponse de ce dernier peut être lente ou inadéquate; il est judicieux d'introduire des modules informatisés d'aide à la décision. Parmi ces systèmes d'aide à la décision: les systèmes d'aide à la supervision et au diagnostic d'accidents et défaillances. Ces systèmes permettent la détection de la présence de l'anomalie et la recherche des composants défaillants afin de proposer des actions pour remédier à la situation détectée [2,3,25,28].

Les systèmes de supervision et de commande des salles de contrôle des réacteurs nucléaires ont connu une évolution continue, la tendance actuelle s'oriente vers la digitalisation des systèmes avec le remplacement des fonctions hardwares par des fonctions software et l'utilisation des techniques avancées et systèmes experts. En 2006, l'Agence Internationale à l'Energie Atomique (AIEA) lance une vaste activité pour la modernisation des réacteurs nucléaires de recherche en introduisant des systèmes informatisés d'aide à l'opération dans les salles de contrôle. Ces systèmes ont été depuis conçus particulièrement pour : la gestion des données, la formation, la supervision, l'analyse d'alarmes, le diagnostic, la gestion des accidents et du plan d'urgence.

Aussi, ces trois dernières décades, un intérêt particulier est porté pour le développement de contrôleurs numériques pour les réacteurs nucléaires de recherche. En 1988, un régulateur flou basé règles a été mis en œuvre au réacteur de recherche de l'Institut de Technologie de Massachusetts pour le contrôle de puissance en régime permanent et durant les transitoires et en 1998 un régulateur flou a été aussi testé au benchmark du premier réacteur de recherche Belge (BR1) pour le contrôle de puissance [1, 7, 8, 15, 30, 37].

L'objectif de notre travail est de prototyper un système informatisé d'aide au diagnostic d'accidents et des défaillances pompe de refroidissement incluant une commande tolérante robuste vis-à-vis des variations paramétriques pour le réacteur nucléaire de recherche Nur - la première installation nucléaire algérienne, construite par la société argentine INVAP (1989)- Ce système d'aide fonctionne sur un PC où tourne le Windows XP. Il est conçu pour le suivi en temps réel des paramètres de sureté et pour assister l'opérateur à identifier l'accident ou la défaillance pompe. Il permet aussi de commander le réacteur pour atteindre différents niveaux de puissance. Cette plateforme est conçue en utilisant Labview 10.0 et Matlab 6.5. Matlab permet de mettre en œuvre diverses techniques de diagnostic et Labview est utilisé pour le développement de l'interface ainsi que pour le traitement des paramètres de sureté par les techniques mises en œuvre afin d'identifier l'état de l'installation. Les paramètres de sureté critiques sont transmis de la centrale d'acquisition en utilisant le réseau local et la

jonction entre Labview et Matlab est effectuée en utilisant le Labview Matlabscrip. Aussi, dans ce travail, une commande tolérante passive digitale est mise en œuvre en exploitant un modèle cinétique du réacteur mis sous la forme d'équations d'état non linéaires transformées en multimodèle grâce à un changement judicieux des termes non linéaires. Une commande robuste par la technique de la compensation distribuée parallèle et stratégie anti-windup est ensuite mise en œuvre après résolution des contraintes du problème de commande formulé en termes de série d'inégalité matricielles.

Donc, pour la construction d'un prototype à des fins de surveillance, diagnostic et commande; les points suivants ont été pris en compte: difficultés liées à l'obtention de données et de modèles, capacité à prendre en compte l'incertain et l'imprécis, généricité des outils et capacité d'évoluer avec le système ainsi que la validation (ou évaluation) des résultats obtenus.

La thèse est organisée comme suit:

Dans le chapitre 1, une description du réacteur Nur est effectuée: son système d'instrumentation, son système de sureté, ses modes de fonctionnement, une analyse de risque succincte, les codes neutroniques et thermo-hydrauliques utilisés pour ce faire sont décrits et des résultats de simulation sont présentés. Le chapitre 2 est consacré à la présentation du système d'aide au diagnostic d'accidents et défaillances développé dans le cadre de cette thèse au niveau de l'installation Nur (OLMNur): son architecture et ses tâches, ses caractéristiques, les outils informatiques utilisés pour sa mise en œuvre ainsi que les techniques de surveillance et diagnostic employés. Ces techniques de surveillance et de diagnostic seront détaillées dans les chapitres suivants. Le chapitre 3 s'intéressera à la classification des accidents par les méthodes d'intelligence artificielle; particulièrement celles utilisant les réseaux de neurone artificiels. L'intérêt du chapitre 4 concerne le diagnostic des défaillances de la pompe de refroidissement par analyse des signatures du courant statorique du moteur d'entraînement en utilisant la transformée en ondelettes stationnaire et la classification des anomalies par multilayer perceptron. Le chapitre 5 est dédié à la synthèse d'une commande numérique robuste pour faire fonctionner le réacteur en palier de puissance et ceci par une technique basée sur le flou.

. Enfin, nous terminerons ce travail par une conclusion et des perspectives.

Chapitre 1:

Le Réacteur de Recherche Nucléaire Nur

1.1 Introduction :

Un réacteur nucléaire est une configuration géométrique lieu de la réaction de fission. Cette réaction est obtenue par la fragmentation du noyau de certains gros atomes (tel l'uranium 235 dans le réacteur Nur) lors de la collision avec un neutron. Cette réaction s'accompagne d'un grand dégagement d'énergie, l'obtention de produits de fission et la libération de 2 ou 3 neutrons lesquels peuvent fissionner à leur tour et ainsi de suite (C'est la réaction en chaîne). Ces 60 dernières années, différents types de réacteurs nucléaires ont été développés. Ces réacteurs peuvent être classés en deux catégories: les réacteurs de recherche, afin de produire des neutrons et des radio-isotopes et les réacteurs de puissances, afin de produire de l'énergie pour une multitude d'applications : électricité, chaleur de processus (pour le dessalement par exemple) ainsi que pour le cycle combiné (chaleur-électricité). Au niveau d'une même catégorie de ces réacteurs, ces derniers sont différenciables de part le type du combustible (uranium naturel, uranium enrichi, plutonium,...), le type du caloporteur (eau naturelle, eau lourde, hydrogène, sodium,...) ainsi que le type du ralentisseur de neutrons appelé : modérateur (eau légère, eau lourde, graphite,...). Cette technologie nucléaire peut contribuer au bien-être de la population mais, tout comme d'autres activités industrielles, elle peut avoir des effets dommageables, la gestion des risques devient alors une exigence incontournable. Pour ce faire, les méthodes et les concepts mis en œuvre pour des installations industrielles ont été utilisés pour analyser et gérer les risques potentiels associés à l'exploitation de ces installations.

Dans la première partie de ce chapitre, le réacteur nucléaire de recherche Nur est présenté : ses composants, son système d'instrumentation, ses systèmes de sûreté ainsi que ses modes de fonctionnement. La mise en relief de ses modes de fonctionnement anormaux nécessite une analyse des risques, pour ce faire la méthodologie générale d'analyse des risques est présentée suivie de l'application de la méthode à un cas accidentel pouvant survenir au niveau de ce réacteur.

En deuxième partie, après description des codes utilisés pour les analyses de sûreté dans les installations nucléaires, sont présentées des simulations réalisées par les codes de calcul Paret/ANL et RELAP.5 en régimes accidentels du réacteur. Ces simulations d'accidents sont exploitées dans ce travail comme base de données pour l'apprentissage des classifieurs d'accidents.

1.2 Description du réacteur de recherche nucléaire Nur:

Le réacteur nucléaire de recherche Nur est la première installation nucléaire algérienne, construite par la société argentine INVAP (1989) [33]. Le réacteur de recherche Nur a été conçu pour une multitude d'applications : neutronographie, production de radio-isotopes, recherche en physique des réacteurs et génie nucléaire, diffusion neutronique, contrôle des matériaux, formation en sciences nucléaires et du personnel technique ainsi que l'analyse par activation neutronique. Ce réacteur est un réacteur ouvert de type piscine : le combustible, le modérateur, le caloporteur, le réflecteur ainsi que la structure de guidage des barres de contrôle sont immergés dans un grand cylindre en acier vertical de 3m de diamètre et de 9.7m

de hauteur et un volume de 64 m³ environ. Ce réacteur est doté d'une grande flexibilité expérimentale qui atteint une puissance nominale de 1MWth. Le flux neutronique thermique atteint la magnitude de 10¹³ n/cm².s.

Le combustible, lieu de la fission nucléaire, est de type plaque MTR (Materiel Testing Reactor) enrichi approximativement à 20%. Ce combustible est refroidi à l'eau légère avec une circulation du fluide caloporteur descendante et modéré au graphite.

Le système de refroidissement est composé d'un circuit primaire où une pompe primaire assure un débit volumique de refroidissement de convection forcée de 220m³/h et d'un circuit secondaire où une pompe assure le même débit. Un échangeur de chaleur transmet l'énergie calorifique du système primaire au système secondaire lequel à son tour le transmet à l'atmosphère par le biais d'une tour de refroidissement. Lors d'une perte de débit, un clapet de convection naturelle, une valve, s'ouvre sous l'action de la gravité. L'ouverture communique au fluide un circuit fermé entre les canaux du cœur et la piscine avec un débit suffisant pour assurer un refroidissement efficace.

Le contrôle de la réaction en chaîne (ie : contrôle de la réactivité) et l'arrêt du réacteur Nur sont assurés par 5 barres absorbantes de neutrons. Ces barres sont dotées d'un mouvement ascendant/descendant selon la nécessité de fonctionnement du réacteur. En cas d'anomalie, la chute de ces barres sous l'effet de la gravité, stoppe presque instantanément la réaction en chaîne ; permettant l'arrêt d'urgence du réacteur (SCRAM).

Dans cette installation nucléaire quatre fonctions de sûreté doivent être assurées:

- ✓ Contrôle de la réactivité en contrôlant la réaction en chaîne et donc la puissance produite afin d'éviter la sur-criticité et d'assurer la stabilité du cœur.
- ✓ Refroidissement du combustible, y compris après l'arrêt de la réaction en chaîne pour évacuer la puissance résiduelle (la chaleur libérée doit être évacuée en permanence et en toutes circonstances, même pour les réacteurs à l'arrêt).
- ✓ Confinement des produits radioactifs.
- ✓ Surveillance de l'état de l'installation.

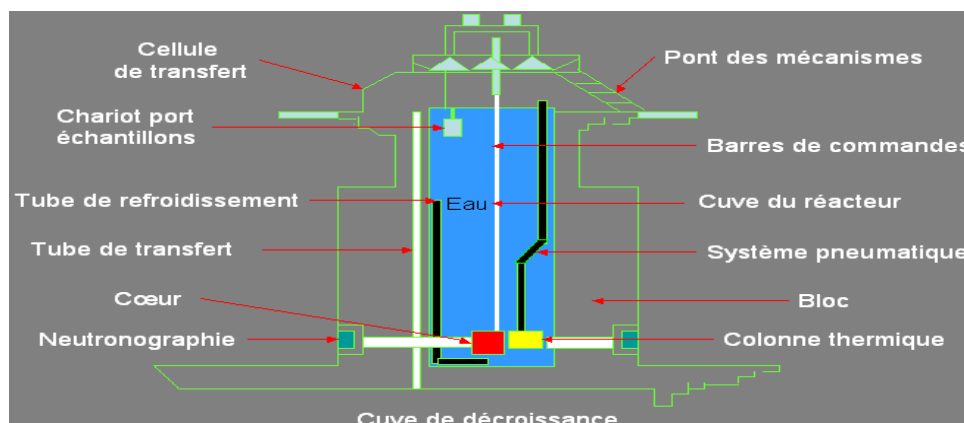


Figure 1.1: Coupe longitudinale du réacteur Nur.

1.3 Système d'instrumentation et de sûreté du Réacteur de Recherche Nur :

La sûreté nucléaire est définie comme l'ensemble des dispositions techniques et des mesures d'organisation pour assurer le fonctionnement normal d'une installation nucléaire et ainsi éviter la dispersion des produits radioactifs et la détérioration de l'installation.

Le réacteur Nur a été doté d'un système d'instrumentation pour la surveillance des paramètres de fonctionnement en vue du contrôle et de la protection du réacteur, à l'arrêt ou à différents paliers de puissance jusqu'à la puissance nominale de 1MW. Ce système est conçu selon une structure modulaire où on distingue quatre types d'instrumentation :

- Instrumentation de mesure et de contrôle neutronique.
- Instrumentation conventionnelle (température, pression, débit).
- Instrumentation de mesure et de contrôle radiologique.
- Instrumentation logique de sécurité et de protection.

Les principes de sûreté applicables à la conception de l'instrumentation des réacteurs nucléaires ont été observés, à savoir :

- Redondance des chaînes de mesure associées aux paramètres de sûreté.
- Fiabilité des composants utilisés.
- Testabilité du système d'arrêt d'urgence.
- Principe de la défaillance sûre.
- Principe de la diversité.
- Redondance des modules contrôlant le réacteur.

Il existe au réacteur un module chargé de la surveillance des signaux analogiques. Lorsqu'un signal s'écarte des seuils préfixés, le signal de sortie servira à déclencher :

- Une alarme (visuelle, acoustique).
- Une inhibition de soulever la barre.
- Une réduction de puissance.
- Un SCRAM.
- Ouverture du clapet pour la convection naturelle.

1.4 Modes de fonctionnement du Réacteur de Recherche Nur:

Le réacteur de recherche Nur peut évoluer sous différents modes de fonctionnement, on peut citer :

- **Les modes normaux** : le réacteur fonctionne dans les conditions et limites spécifiées: démarrage, marche, arrêt et changement de configuration du cœur.
- **Les modes incidentels** : le mode incidentel apparait lors d'une situation sans dégâts significatifs pour les composants de sûreté et ne dégénéral pas en situation accidentelle. Parmi ces incidents, les incidents de fonctionnement prévus ; que l'on s'attend à voir

survenir au moins une fois pendant la durée de vie utile de l'installation mais qui, grâce aux dispositions appropriées prises lors de la conception, ne cause pas de dommages significatifs aux constituants importants pour la sûreté ou ne dégénère pas en conditions accidentelles.

- **Les modes accidentels** : le mode accidentel apparaît lors d'une altération grave d'une situation normale, pouvant affecter la puissance, le contrôle de la réactivité, l'évacuation de puissance et la rétention de quantités graves de matière radioactive si les systèmes de sûreté ne fonctionnent pas correctement. Sont distingués :
 - **Accident de dimensionnement (Design Basis Accident)**: ce sont les conditions accidentelles auxquelles une installation est conçue pour résister conformément à des critères de conception spécifiés et dans lesquelles l'endommagement du combustible et le rejet de matières radioactives sont maintenus en dessous des limites autorisées.
 - **Accident hors dimensionnement (Beyond Design Basis Accident)**: représentant les conditions accidentelles plus graves qu'un accident de dimensionnement.

1.5 Analyse des risques du Réacteur Nur:

L'analyse d'accidents d'une installation consiste en l'identification des événements initiateurs source de danger et cause d'accidents, les séquences d'événements, leurs probabilités d'occurrence et le degré de sévérité des conséquences. Les résultats sont analysés et comparés aux limites conceptuelles et critères d'acceptance radiologiques:

Niveaux ALARA, limites de dose, limites de rejet dans l'environnement, critères de risque, limites d'endommagement des gaines du combustible, limites d'endommagement de l'enveloppe du circuit primaire, limites d'endommagement du confinement, maintenance des systèmes de refroidissement du cœur et limites de fréquences pour certains incidents de fonctionnement prévus.

Toutes les défaillances techniques, humaines ou organisationnelles sont alors à prévoir afin d'y palier en utilisant différents équipements et procédures, ce concept est désigné par le terme de *défense en profondeur*.

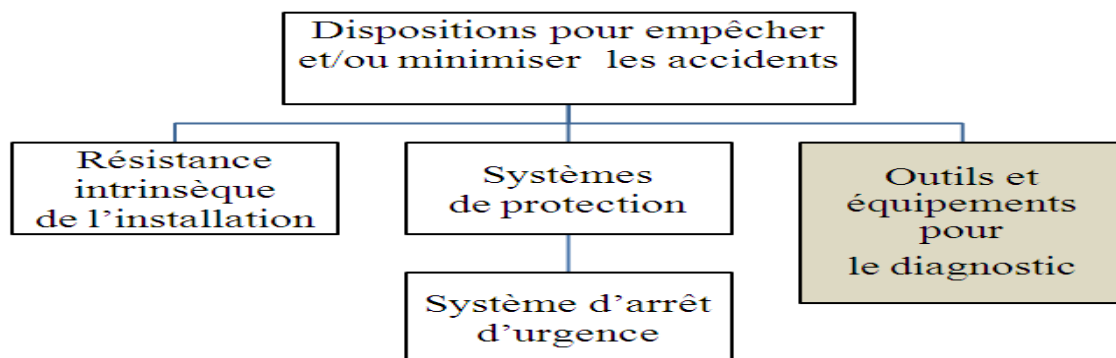


Figure 1.2 : La défense en profondeur.

1.5.1 Méthodologie générale d'analyse des risques :

Les étapes pour réaliser une analyse des risques d'une installation sont comme suit :

1. Définition du système étudié : ses composants et ses sous-systèmes.
2. Collecte d'informations sur ses fonctions et son comportement.
3. Identification des risques du système : ses déviations possibles, identification des modes de défaillances et des éléments potentiellement dangereux.
4. Détermination des conséquences possibles sur le système et son environnement : fusion du cœur, doses auxquelles est exposé le public,
5. Représentation prédictive de la logique de fonctionnement du système et les liaisons de causalité entre chaque risque et ses causes primaires.
6. Analyse du système à partir des modèles prédictifs précédents :
 - 6.1 Analyse qualitative : classement des événements non désirables selon leur importance relative.
 - 6.2 Analyse quantitative : attribution de probabilités d'occurrence.

Les méthodes d'analyse des risques peuvent être classées en deux catégories :

➤ Les méthodes inductives :

Ces méthodes correspondent à une approche montante où l'on identifie toutes les combinaisons d'évènement élémentaires possibles qui entraînent la réalisation d'un évènement unique indésirable : la défaillance.

Citons,

- ✓ Analyse préliminaire des risques (APR) : identifier les scénarios d'accidents en présence de danger.
- ✓ Arbre des conséquences ou arbre d'évènements (MACQ/MAE) : décrire les scénarios d'accident à partir d'un évènement initiateur.
- ✓ Analyse des modes de défaillance et de leurs effets et criticité (AMDE/AMDEC) : identifier les effets de modes de défaillances des composants sur le système.
- ✓ Hazard and operability (HAZOP) : identifier les dangers suite à une dérive des paramètres d'un procédé.
- ✓ Nœud papillon : visualiser concrètement des scénarios d'accidents qui pourraient survenir en partant des causes initiales de l'accident jusqu'aux conséquences au niveau des cibles identifiées
- ✓ Réseaux de pétri : modélisation du comportement dynamique d'un système réparable en présence de pannes.

➤ Les méthodes déductives :

La démarche est inversée puisque l'on part de l'évènement indésirable, la défaillance, et l'on recherche ensuite par une approche descendante toutes les causes possibles. Parmi ces méthodes : la méthode de l'arbre des causes laquelle consiste à identifier les causes combinées à partir de la définition d'un évènement redouté au niveau système.

1.5.2 Événements initiateurs du Réacteur Nur :

L'analyse préliminaire des risques est utilisée dans les premières phases de conception d'une installation et constitue un premier outil d'identification des risques potentiels [37]. Elle a pour objectif d'identifier les dangers d'une installation, ses causes, leurs probabilités d'occurrences et d'évaluer la gravité des conséquences. Les mesures de prévention ou de protection appropriées sont ensuite décrites en regard des accidents potentiels considérés. L'identification des dangers est effectuée grâce à l'expérience et la connaissance des experts ainsi qu'en exploitant les listes d'événements et de situations dangereuses en fonction du type de réacteur.

Les événements initiateurs source d'accidents pouvant affectés le réacteur de recherche Nur sont catégorisés comme suit:

- a) Perte des alimentations électriques.
- b) Apport d'un excédent de réactivité.
- c) Perte de débit.
- d) Perte de caloporteur.
- e) Erreurs de manutention ou dysfonctionnement d'équipements.
- f) Événements internes particulier (incendie interne ou inondation).
- g) Événements externes (incendie à l'extérieur, chute d'avion, explosion externe, tornade ou séisme).
- h) Erreur humaine.

1.5.3 Exemple, arbre de défaillance appliqué au réacteur Nur dans le cas d'un Accident de perte de débit:

La méthode d'analyse des risques utilisée est une méthode déductive : on part de l'évènement indésirable à étudier situé au sommet de l'arbre et on déduit les évènements intermédiaires et de base faisant que l'évènement non désiré se produise. On s'arrête lorsqu'on est arrivé à un niveau de détail satisfaisant, ce qui signifie généralement que l'on a identifié des événements pour lesquels des données numériques sont disponibles. Chaque niveau d'évènement est relié en cascade à l'aide de symboles correspondant à des opérateurs logiques (et, ou, si...)

L'approche utilisée pour la construction de l'arbre de défaillance dans le cas étudié est aussi utilisée pour l'élaboration des arbres de défaillances des événements initiateurs du réacteur.

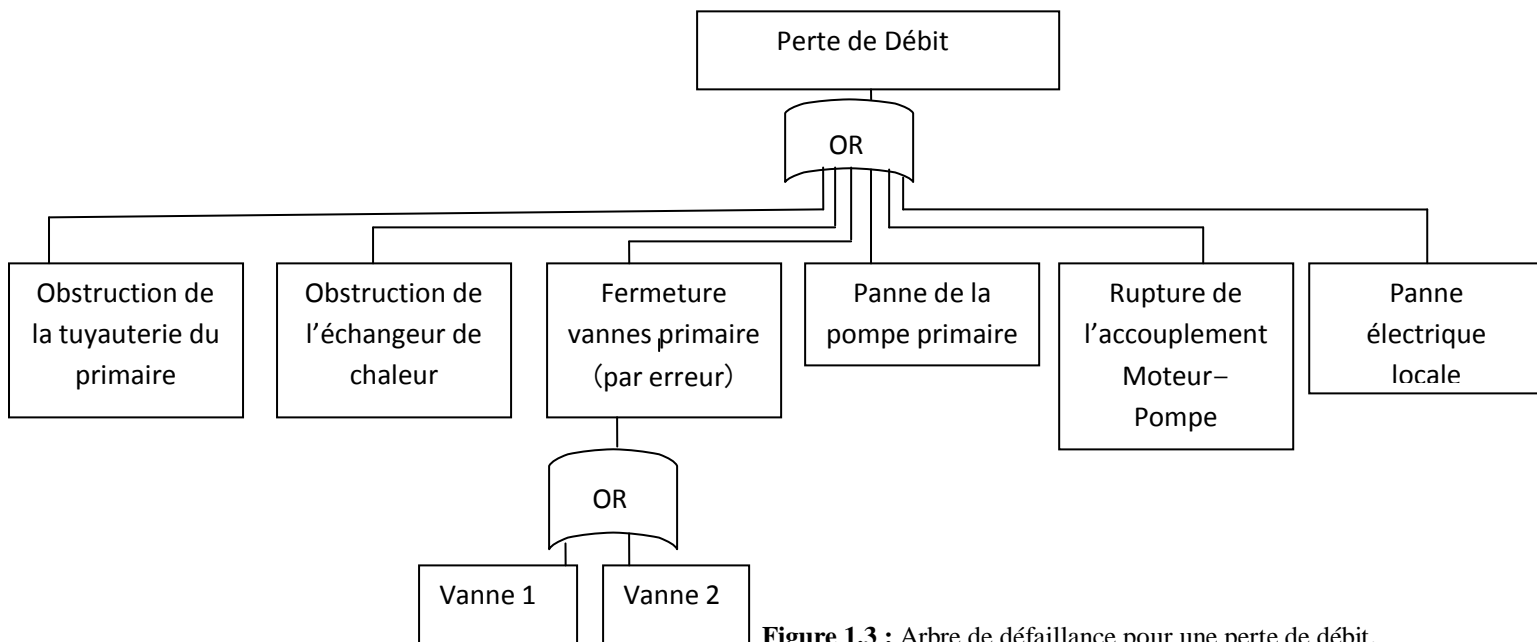


Figure 1.3 : Arbre de défaillance pour une perte de débit.

1.6 Codes de calcul :

Après identification d'un événement initiateur, il est souvent important de simuler cet événement pour estimer ses conséquences sur l'installation. Des codes de calcul ont été développés par des commissions de réglementation en nucléaire dans le but de modéliser et d'évaluer dans les cas d'opérations normales et pour différentes situations accidentelles : le comportement du combustible, la cinétique des réacteurs, les conditions thermo-hydrauliques, la progression des accidents sévères, l'évolution des dispersions radioactives lors des accidents de conception, les effets des radiations sur la santé et le transport des radionucléides. Ces codes sont classés selon les catégories suivantes :

- Codes système T/H : modélisation individuelle des systèmes et composants et des structures.
- Code de physique des réacteurs: modélisation détaillée des distributions des paramètres (flux, puissance, réactivité, burnup, ...)
- Code spécifiques: codes dédiés à des composants particuliers (combustible, pompe, ...) ou à des phénomènes particuliers.
- Codes couplés: jonction entre code de classes différentes.

Parmi ces codes, on peut citer :

- PARCS : (The Purdue Advanced Reactor Core Simulator)

Ce code est utilisé pour l'analyse des accidents de réactivité dans les réacteurs à eau légère.

- RELAP5 : (Reactor Excursion and Leak Analysis Program)

Ce code permet d'analyser les transitoires et les accidents postulés.

- PARET/ANL:

Ce programme a été conçu pour estimer les transitoires et les éventuels accidents dus au changement de la réactivité et à la fluctuation de la puissance.

- MELCOR :

Code d'analyse des accidents sévères en utilisant des modèles paramétriques.

1.7 Cas simulés des accidents du réacteur Nur par PARET/ANL et RELAP5 :

Le code de calcul Paret/ANL a permis [14,39] de simuler les accidents d'insertion de réactivité caractérisés par une addition positive de réactivité dans le cœur (causé par exemple par une extraction intempestive d'une barre de contrôle). Lors de ces accidents un déséquilibre entre la chaleur générée et la chaleur dissipée apparait menant à une excursion rapide de puissance menaçant l'intégrité des structures du cœur, et déclenchant l'arrêt d'urgence du réacteur ainsi que l'insertion immédiate des barres de contrôle fournissant une réactivité négative et étouffant la réaction en chaîne. Dans la partie qui suit, les simulations des accidents de réactivité au démarrage, à 500KW et à 1MW sont présentées (Figures 1.6-1.7-1.8). Paret permet aussi de simuler les pertes de débit d'un réacteur fonctionnant à 1MW pour une perte de débit lente et rapide. D'après le guide de sureté de l'AIEA, la décroissance du débit suit une loi exponentielle : $\exp(-\frac{t}{T})$; pour une perte de débit lente $T=25s$ et pour une perte rapide $T=1s$ (Figures 1.4-1.5). D'un autre coté, la simulation d'une perte totale d'électricité pour un réacteur fonctionnant à 1MW à été réalisée en utilisant le code RELAP5 (Figure 1.9).

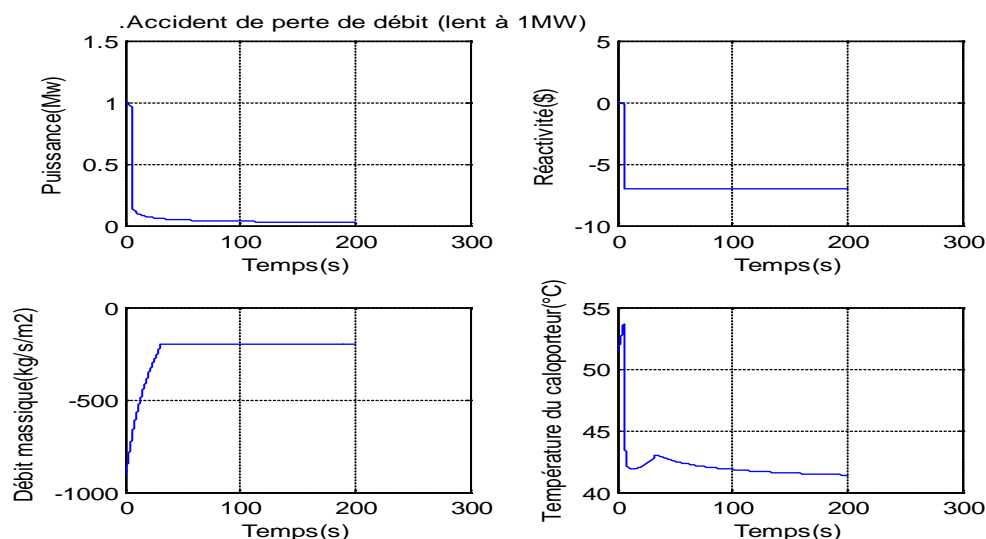


Figure 1.4 : Accident de perte de débit lent.

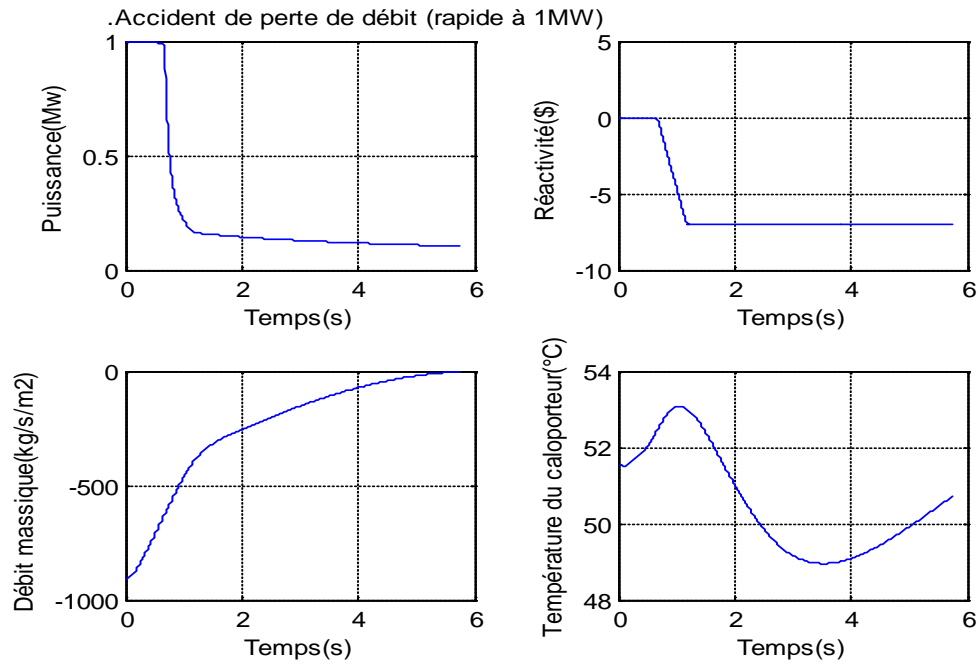


Figure 1.5 : Accident de perte de débit rapide.

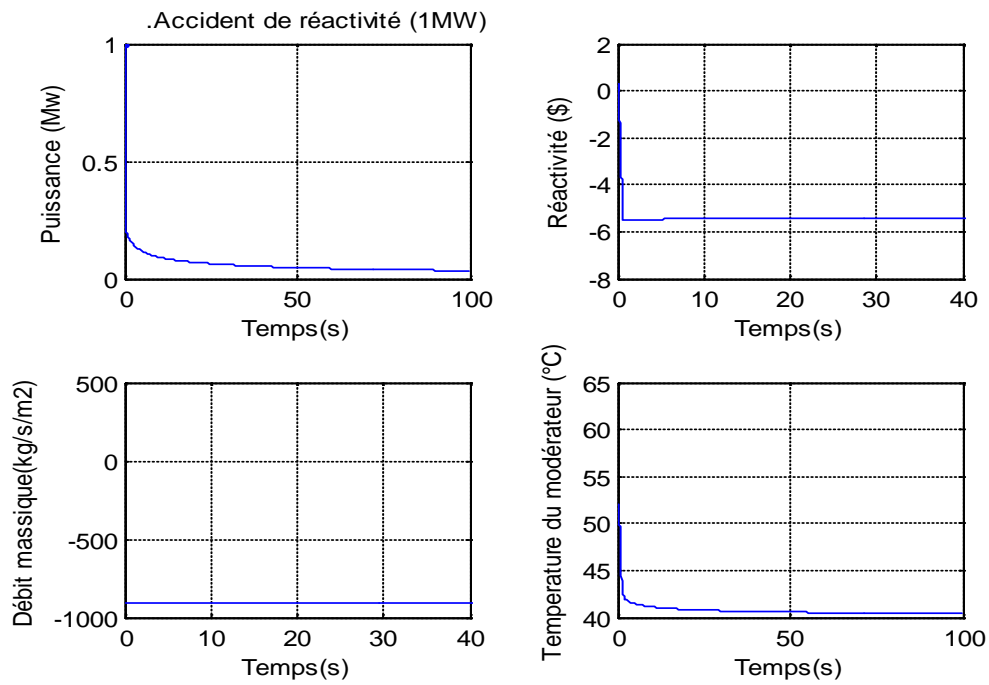


Figure 1.6 : Accident de réactivité à 1MW.

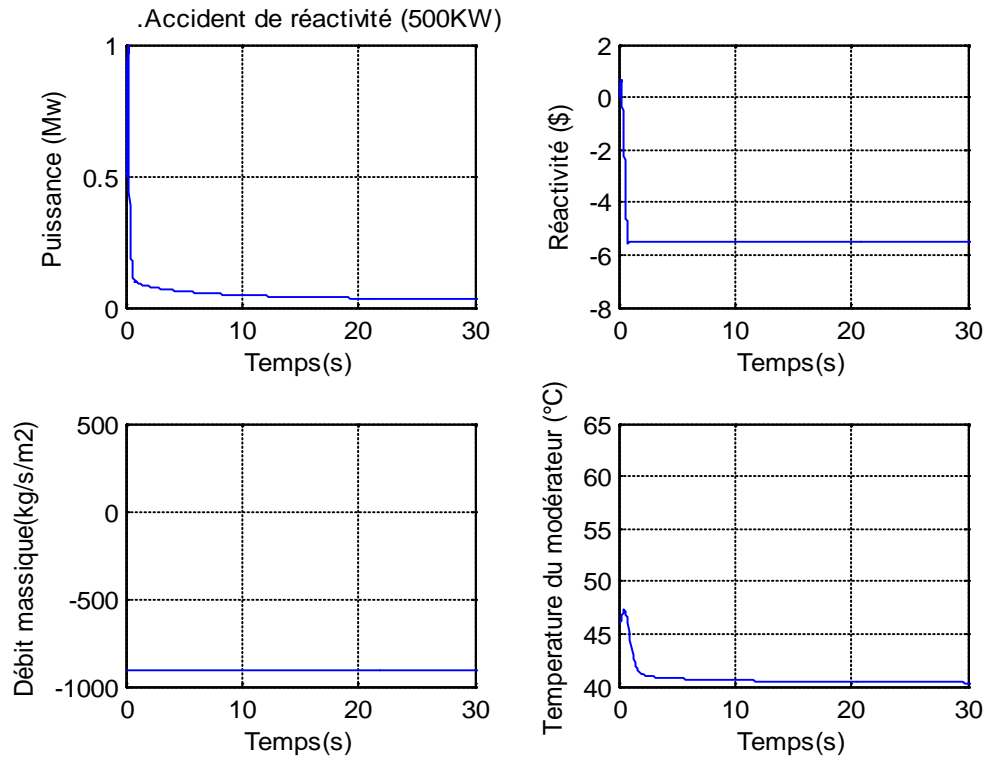


Figure 1.7 : Accident de réactivité à 500W.

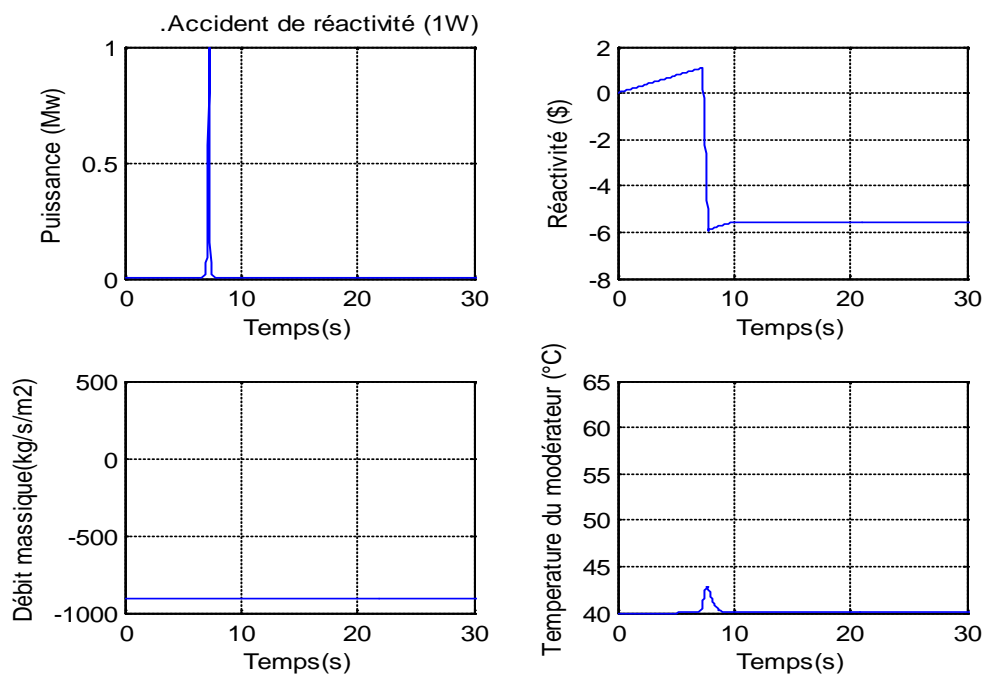


Figure 1.8 : Accident de réactivité à 1W.

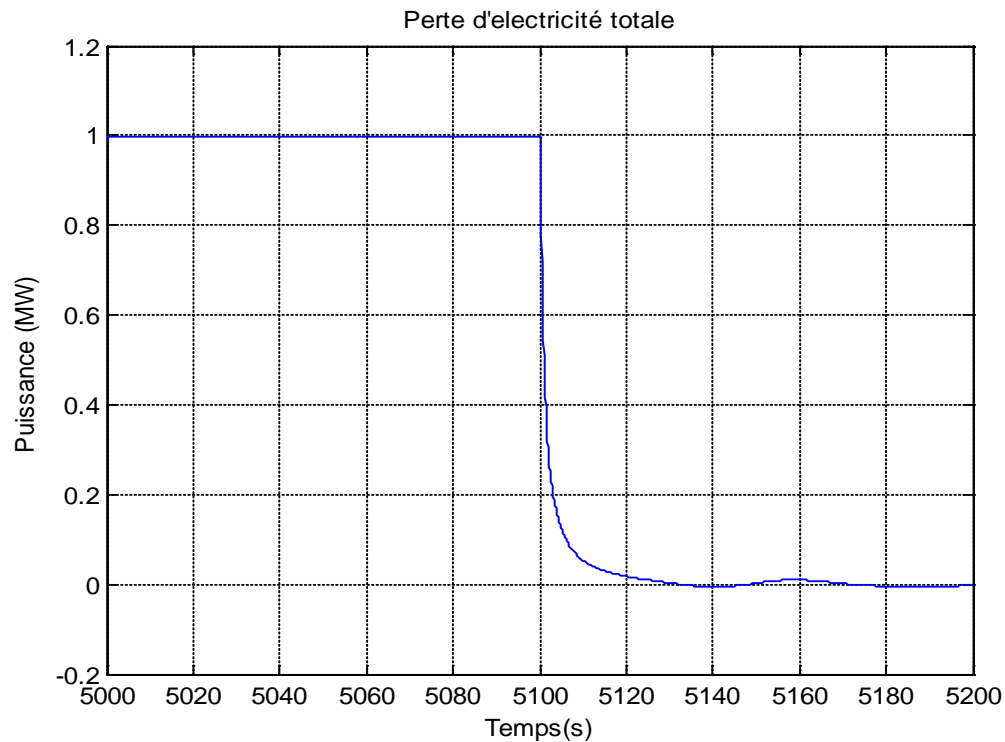


Figure 1.9 : Perte d'électricité totale.

1.8 Conclusion :

Dans ce chapitre, le Réacteur Nucléaire de Recherche Nur a été décrit.

Après analyse des événements initiateurs et conformément au principe de la défense en profondeur, il a été décidé d'élaborer des procédures assistées par ordinateurs en utilisant des approches par intelligence artificielle pour l'identification des modes accidentels en temps réel et ceci pour mieux gérer les situations à risque potentiel.

Ces procédures permettent l'exploitation des simulations de dysfonctionnements de façon automatique par fouille des données, elles seront intégrées au prototype du système temps réel d'aide à la surveillance et au diagnostic des accidents et défaillances développé pour le réacteur Nur dans ce travail.

Chapitre 2:

Système d'aide à la surveillance et au diagnostic du réacteur Nur

2.1 Introduction :

Depuis les années 70, beaucoup d'efforts ont été consacrés pour la mise en œuvre de systèmes en ligne pour le diagnostic des dysfonctionnements, particulièrement afin de détecter et d'identifier les anomalies ainsi que pour fournir une alternative à la mesure de certains paramètres opératoires et variables d'état des installations nucléaires. L'intérêt pour l'introduction de tels systèmes dans les salles de contrôle des installations nucléaires s'est précisé après l'accident de Tree Miles Island 1979 (USA) où l'opérateur non formé pour les situations accidentelles n'a pu interpréter le déclenchement simultané de plusieurs alarmes, aussi ; la mesure indicatrice de défaillance n'était pas représentative de l'accident.

Ces deux dernières décennies, les techniques de surveillance en ligne ont été exploitées dans les réacteurs nucléaires afin d'analyser les signaux acoustiques et vibratoires, vérifier les performances thermiques des installations, détecter les brèches, diagnostiquer les machines tournantes, vérifier le bon fonctionnement des vannes et classifier les accidents.

Dans ce chapitre, le prototype du système temps réel de surveillance et de diagnostic développé dans le cadre de cette thèse au niveau du réacteur Nur: OLMNur (Nur **O**n-line **C**ondition **M**onitoring and **D**iagnostics) est décrit. Ce système [34] permet la surveillance des paramètres et fonctions déterminant le statut de l'installation autour du réacteur Nur à l'instar du diagnostic des défaillances-pompe pouvant survenir dans cette installation. La description du système OLMNur comporte: son architecture et ses tâches, ses caractéristiques, les outils informatiques utilisés pour sa mise en œuvre ainsi que les techniques de surveillance et diagnostic employées. Ces techniques de surveillance et de diagnostic seront détaillées dans les chapitres suivants.

2.2 Niveaux de la défense en profondeur :

Du fait que tout dispositif de sécurité, aussi fiable soit-il est vulnérable et doit être relayé par un autre dispositif, une installation sera sûre si, en face de tout incident de fonctionnement prévu, elle peut opposer des lignes de défense successives efficaces. Différents niveaux d'équipements et de procédures sont mis en place d'une manière hiérarchisée pour prévenir la multiplication des incidents de fonctionnement prévus et maintenir l'efficacité des barrières physiques placées entre les matières radioactives et les individus ou l'environnement, dans différentes conditions de fonctionnement et, pour certaines barrières, dans des conditions accidentelles. Les barrières principales contre la dispersion de la matière radioactive sont:

- Matrice de combustible.
- Gaine combustible.
- Système de refroidissement primaire du réacteur.
- Enceinte de confinement.

L'objectif de base est bien entendu de maintenir l'intégrité de ces différentes barrières, en toutes circonstances, sachant qu'une seule suffit à assurer le confinement de la radioactivité. Les différents niveaux de la défense en profondeur sont indépendants, la défense d'un niveau n'entraîne pas de conséquences physiques car le niveau supérieur limite la défaillance du niveau précédent. Les cinq niveaux de défense en profondeur sont :

- Niveau 1:** Prévention du fonctionnement anormal et des défaillances, au moyen d'une bonne conception et d'une haute qualité de construction et d'exploitation.
- Niveau 2:** Contrôle du fonctionnement anormal et détection des défaillances: ce niveau comprend les outils et équipements pour le diagnostic (anticipation et détection).
- Niveau 3:** Contrôle des accidents de dimensionnement.
- Niveau 4:** Contrôle des conditions dégradées de l'installation, y compris prévention de la progression d'un accident et atténuation des conséquences des accidents graves.
- Niveau 5:** Atténuation des conséquences radiologiques des rejets importants de matières radioactives.

2.3 Systèmes d'aide à la surveillance et au diagnostic :

Les procédés complexes sont surveillés afin de déceler les situations défaillantes et d'alerter les opérateurs [14]. Les opérateurs sur les procédés reçoivent des formations leur permettant d'assurer cette surveillance et d'agir en cas d'anomalies. Sauf que dans certaines de ces situations la réaction de ces opérateurs peut être lente ou inadéquate, l'assistance en ligne par un système de supervision programmé (un système d'aide à la décision informatisé) est alors la bienvenue. Ce type de système permet de détecter les défaillances et les accidents et de les identifier puis d'effectuer des prévisions; et c'est à l'opérateur alors de décider sur les procédures de conduite et les actions de correction à entreprendre; dans certains systèmes ces procédures et actions peuvent être proposées par le système informatisé.

Deux approches sont utilisées dans les systèmes automatisés d'aide à la surveillance et au diagnostic des installations nucléaires: l'approche orientée événements et celle orientée symptômes [2,3,25,28,31,32].

L'approche orientée événements se base sur les scénarios d'évènements initiateurs évalués dans les analyses de sûreté de l'installation; il sera alors question d'identifier la défaillance puis de lancer des actions planifiées contrôlées automatiquement et manuellement après l'apparition de la défaillance. Quant en l'approche orientée symptômes, elle permet uniquement la détection de l'anomalie. Il est alors plus important d'amener l'installation à une situation sûre qu'à la localisation de la défaillance.

Parmi les systèmes d'aide au diagnostic développés ou en cours de développement pour les installations nucléaires de puissance à travers le monde, sont cités :

- ✚ **Le système ASTRID** : Assessment of Source Term for Emergency Response Based on Installation Data (Commission Européenne) :

Cet outil informatique permet aux pays européens d'évaluer les rejets envisageables en cas d'accidents affectant un réacteur à eau légère. Il comporte un module de diagnostic par gestion d'alarmes.

- ✚ **ATOMCARE SYSTEM**: Atomic Computerized Technical Advisory System for Radiological Emergency (Institut de Sureté Nucléaire, République de Corée):

Ce système d'aide à la décision pour les urgences radiologiques a été élaboré pour identifier les accidents, déterminer la dispersion des éléments radioactifs dans l'environnement et l'estimation de la dose absorbée par le public.

- ✚ **SAMEX** : A Severe Accident Management Support Expert (Institut de recherche en énergie atomique, République de Corée).

Ce système d'aide à la décision permet la gestion des accidents sévères. Le module de diagnostic permet d'informer du statut de l'installation et la prédiction de la progression de l'accident. Les scénarios d'accidents ont été obtenus en utilisant les codes de calculs MAAP et MELCOR. Les accidents les plus fréquents peuvent être localisés en exploitant les arbres d'évènements construits par une étude probabiliste de sûreté de niveau 2. Les bases de données contenant toutes les informations relatives à l'accident sont gérées par un module de gestion de bases de données.

2.4 Système d'aide à la surveillance et au diagnostic pour le réacteur Nur (OLMNur):



Figure 2.1 : Salle de contrôle du réacteur Nur.

Le système d'aide à la surveillance et au diagnostic mis en œuvre dans le cadre de cette thèse, pour le réacteur Nur est constitué par l'alliance d'un ordinateur (Pc superviseur) et d'un logiciel. Il est conçu pour assister en ligne l'opérateur dans les cas d'accidents d'insertion de réactivité, perte de débit, perte d'électricité et des défaillances des pompes de refroidissement. Les tâches accomplies par l'OLMNur sont :

1/Affichage : l'information affichée concerne l'évolution en temps réel des paramètres de sureté reçus de la centrale d'acquisition, où est connectée l'instrumentation de l'installation, et où doit être installé Labview. Les mesures seront alors envoyées, via une connexion TCP-IP à travers le réseau local de cette station, à l'interface homme machine développée avec Labview et installé sur le PC superviseur.

2/Alarmes logicielles (FDI par comparaison à des seuils): les états d'alarmes relatives aux paramètres et fonctions de sureté déclenchant les alarmes matérielles sont affichés sous forme d'indicateurs lumineux et dans une version future de l'OLMNur sous forme d'indicateurs sonores.

3/Diagnostic des défaillances (FDI par analyse des signaux et reconnaissance de formes): cette fonction alerte les opérateurs sur les défaillances survenues sur la pompe de refroidissement et aide à leurs localisations. La transformée en ondelettes stationnaire est utilisée pour analyser le courant statorique du moteur asynchrone, elle permet d'extraire les détails des coefficients d'ondelettes. Ces détails des coefficients sont seuillés puis utilisés comme caractéristiques formant le corpus d'apprentissage du réseau de neurones entraîné pour l'identification des défaillances.

4/Classification des accidents (FDI par reconnaissance de formes dynamique): cette fonction informe les opérateurs du statut de sûreté de l'installation en se basant sur les réponses des réseaux de neurones artificiels ; lesquels à partir des paramètres critiques du réacteur (données brutes) identifie l'évènement initiateur. Les modes de fonctionnement du système sont discriminés en constituant des classes, chaque classe étant représentative d'un mode de fonctionnement (état de fonctionnement normal, accident de réactivité, accident de perte de débit et accident de perte d'électricité).

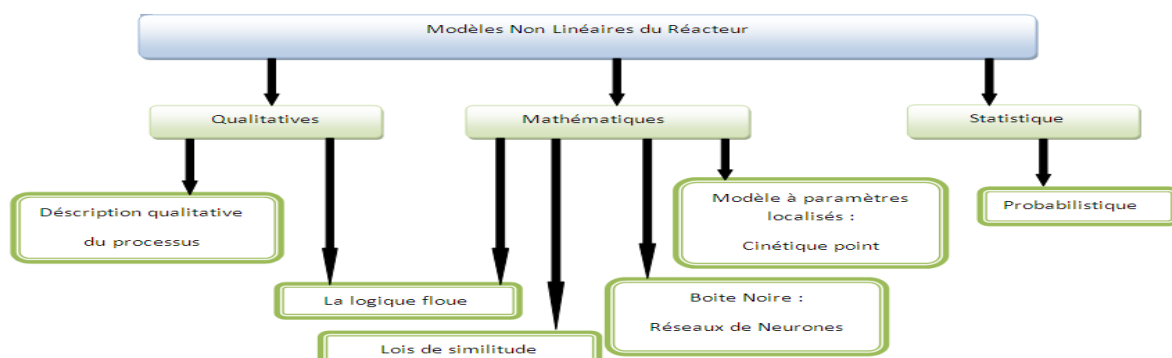


Figure 2.2 : Les diverses modélisations utilisées pour l'OLMNur.

2.5 L'interface homme-machine de l'OLMNur conçu avec le Logiciel Labview :

Concevoir une interface homme-machine graphique performante ne relève pas simplement de l'ergonomie, même si celle-ci est importante pour diminuer la fatigue et la surcharge mentale. Il s'agit de concevoir des systèmes dont les résultats sont interprétables par un humain ayant une clarté dans la visualisation des paramètres critiques et des résultats de leur traitement. Les techniques actuelles client/serveur autour d'internet ou intranet mises en œuvre utilisent des logiciels tels que Labview ou sont écrites en langages tels que Html, Xml ou C⁺⁺. Dans ce travail, notre choix s'est porté sur Labview pour les raisons qui vont être abordées ci-suit.

En 1986, National Instruments présentait Labview sur la plate-forme Macintosh et introduisait l'instrumentation virtuelle en tant que principe fondamental du logiciel. Pour créer ce logiciel, NI a associé une interface utilisateur graphique à une programmation graphique intuitive. Ainsi la version 1.0 intégrait des technologies de base qui sont toujours fondamentales à l'heure actuelle : les flux de données parallèles, la hiérarchie, les E/S intégrées et les bibliothèques d'analyses. À l'origine, Labview visait les applications d'acquisition de données et de contrôle d'instruments, et l'extraordinaire évolution des technologies de bus d'E/S a constitué une force motrice du développement de la plate-forme. Plus riche que les autres environnements de programmation en matière d'intégration d'E/S et de contrôle d'instruments, Labview permet aux utilisateurs d'acquérir et d'analyser des données continuellement à partir de millions d'E/S et d'instruments. Compatible dès l'origine avec les outils de contrôle d'instruments GPIB et RS-232, Labview intègre désormais les bus USB, Bluetooth, PCI et PCI Express, PXI et PXI Express, sans fil et Ethernet, pour des centaines d'options d'environnements, de niveaux de performances et de formats différents. Actuellement, Labview offre une bibliothèque complète de plus de 8.000 drivers d'instruments provenant de plus de 325 fournisseurs. Labview est le pionnier de l'utilisation de la programmation graphique dans le domaine des applications embarquées, il guide l'utilisateur dans leurs développements en appliquant l'approche de la programmation graphique aux FPGA (Field-Programmable Gate Arrays). Aussi, le développement sur plates-formes FPGA a continué son évolution vers le contrôle ultrarapide, l'interfaçage aux protocoles numériques, le traitement de signal numérique (DSP) et de nombreuses autres applications qui exigent fiabilité et déterminisme du matériel haute vitesse. Pour répondre aux nombreux des applications, National Instruments a introduit un grand nombre de structures de développement de haut niveau, dénommées « modèles de calcul », dans la plate-forme. Ces modèles décrivent le comportement du logiciel qui correspond à la vision que les concepteurs ont de leurs systèmes afin de simplifier la traduction des exigences du système en conception d'un logiciel. Les éléments suivants sont des exemples de nouveaux modèles de calcul pour la plate-forme Labview : les mathématiques textuelles (Labview MathScript et les nœuds de formules), les diagrammes d'états (Module Labview Statechart), la simulation de systèmes dynamiques (Module Labview Control Design and Simulation) et les interfaces utilisateur événementielles (structure Événement).

Il est à préciser que Labview est utilisé pour de multiples applications en nucléaire; par Rolls Royce Civil Nuclear, Florida Power Corporation, Heloka Nuclear Fission Facilities,

2.5.1 L'interface Homme-machine de l'OLMNur :

L'interface Homme-machine (IHM) développée au niveau du réacteur Nur est une interface multifenêtre, (Figures : 2.4-2.7) elle comprend les fenêtres suivantes :

- Fenêtre pour chaque groupe de mesures importants pour la sureté : elle doit inclure les mesures conventionnelles (la différence de température du cœur, la température de sortie du cœur, la différence de pression du cœur, le débit primaire, le débit secondaire et la température du caloporteur au primaire), les mesures nucléaires, en mode opératoire et de démarrage (puissance, flux linéique, flux logarithmique et période) ainsi que les mesures radiologiques.
- Fenêtre contenant le système d'alarmes informatisé (incluant l'état des systèmes de sureté).
- Fenêtre pour la détermination du mode de fonctionnement de l'installation: les événements initiateurs détectés par réseaux de neurones ainsi que les défaillances détectées par le système d'alarmes de l'installation et lesquels sont transmis de la centrale d'acquisition (panne refroidissement secondaire, débit secondaire incorrect, haute température de l'échangeur de chaleur, rupture gaine élément combustible et haute conductivité eau du primaire).
- Fenêtre défaillances de la pompe de refroidissement détectées et localisées par transformée en ondelettes stationnaires et réseaux de neurones artificiels.

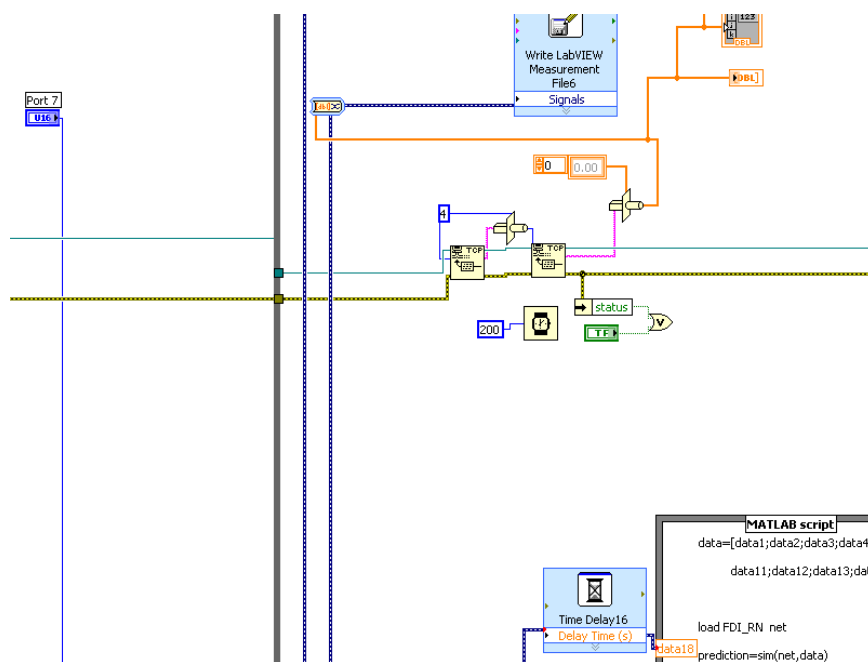


Figure 2.3 : Aspect du programme réalisé par le langage graphique Labview10.0.

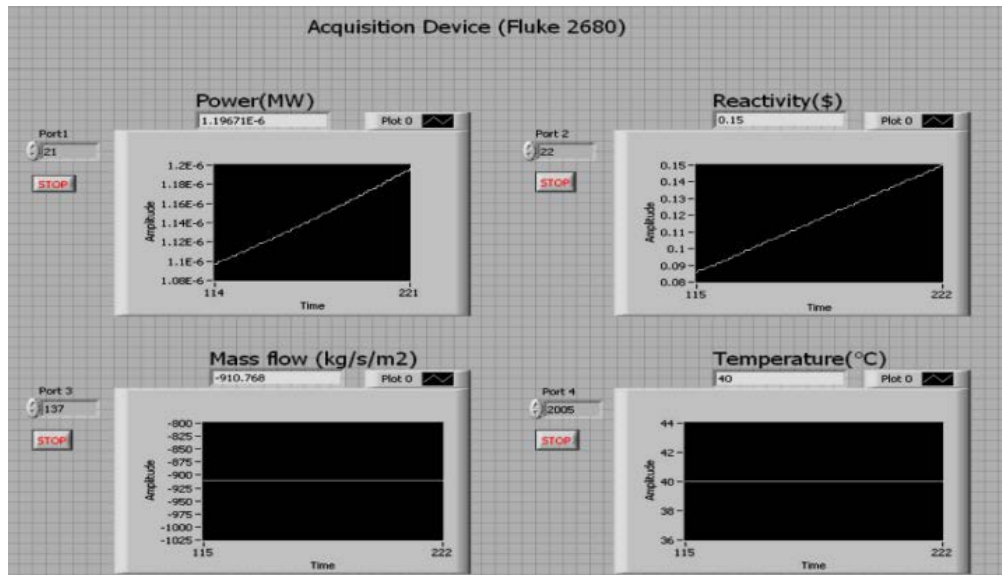


Figure 2.4 : Signaux mesurés, affichés par Labview7.0 sur la centrale d'acquisition.

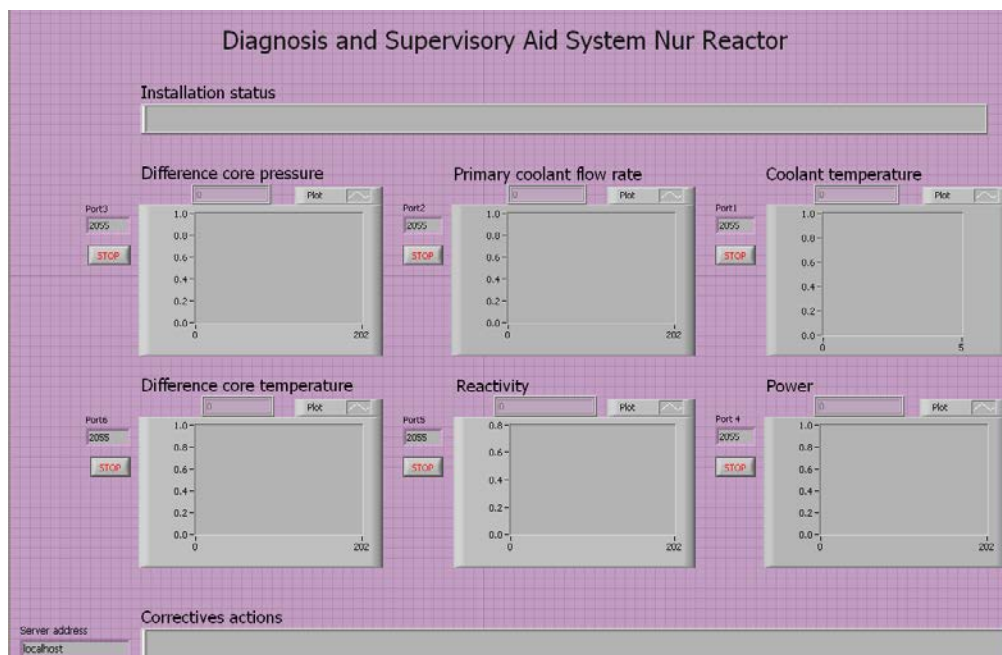


Figure 2.5 : Interface du système d'aide au diagnostic et à la supervision par Labview 7.0.

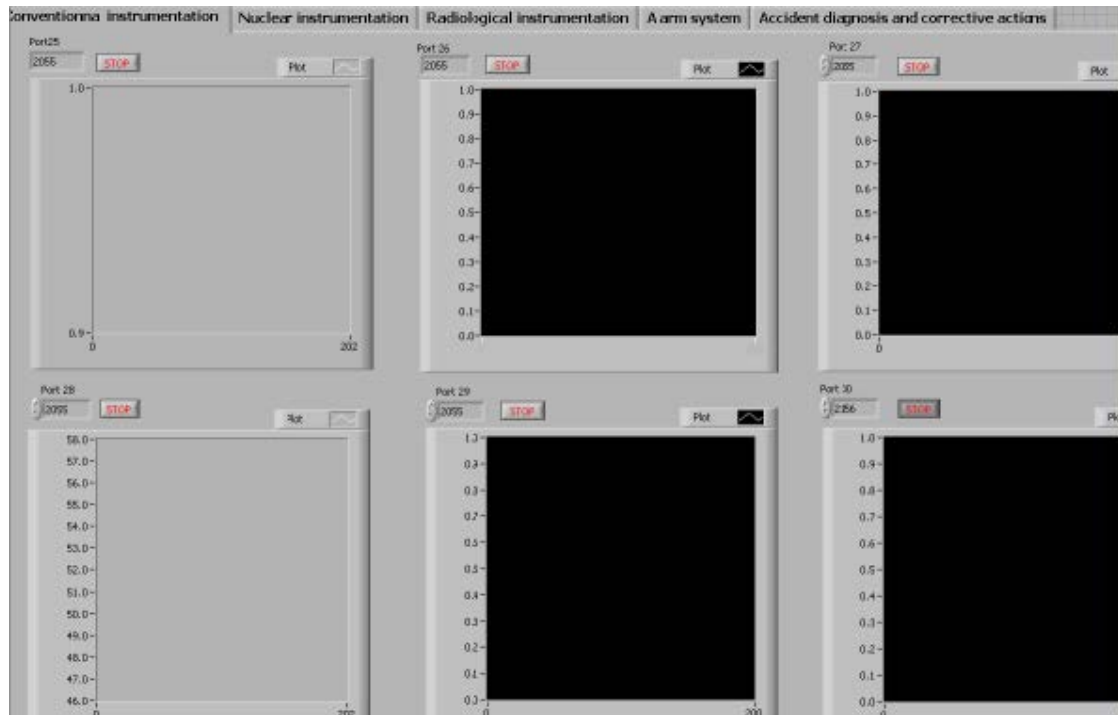


Figure 2.6: Interface du système d'aide au diagnostic et à la supervision par Labview 10.0 (multifenêtre).



Figure 2.7 : Interface du système d'aide au diagnostic et à la supervision par Labview 10.0 (multifenêtre).

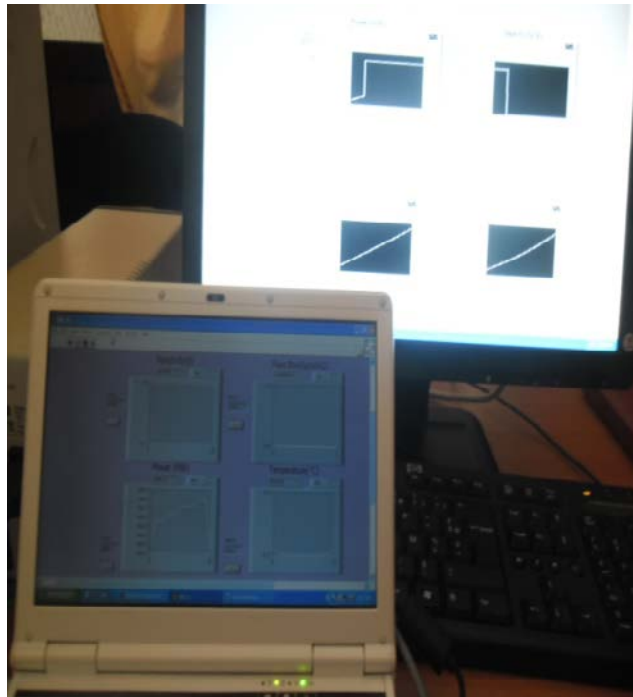


Figure 2.8: Mise en réseau du système d'aide au diagnostic et à la supervision par Labview.

2.7 Conclusion :

Avec le Tab control, une interface Homme-machine multifenêtres avec d'appréciables capacités graphiques a été élaborée, aussi le toolkit Networking permet d'une manière souple le transfert de données entre centrale d'acquisition et PC superviseur.

Chapitre 3:

Classification des accidents du Réacteur Nur

3.1 Introduction :

La classification peut être définie comme le groupement des observations qui ont des caractéristiques similaires. Chaque observation est définie par un vecteur dont la dimension correspond aux nombres de caractéristiques. Cet espace est connu sous le nom d'espace de représentation. Les observations sont ensuite regroupées selon leurs caractéristiques en utilisant une mesure de similitude. Les classes ainsi définies décrivent des régions particulières de l'espace de représentation. L'ensemble des classes définit l'espace de décision. L'objet de la reconnaissance des formes est alors de pouvoir associer à toute nouvelle observation une classe. Un algorithme réalisant automatiquement une classification est appelé un classifieur. Parmi les méthodes de classification, sont citées : les méthodes à base de clustering, les arbres d'induction et de décision, les réseaux de neurones artificiels, la logique floue, les réseaux neuro-flous, les méthodes statistiques ...

Dans ce travail, après études des diverses techniques de diagnostic par classification notre choix s'est porté sur les réseaux de neurones et les systèmes neuro-flous comme approches de classification. Les réseaux de neurones ont été sélectionnés pour leur capacité de manier des systèmes non linéaires en l'absence d'un modèle analytique des équipements, leur tolérance aux bruits ainsi que leur capacité de mémorisation et généralisation même dans le cas d'un manque d'informations [24, 28, 37]. Quant aux systèmes neuro-flous qui sont des systèmes combinant les réseaux de neurones et les systèmes d'inférence flous, ils présentent comme avantage par rapport aux réseaux neuronaux (connu comme modèle boîte noire), la possibilité d'interprétabilité des règles linguistiques de type si-alors [37].

Donc, différentes topologies neuronales ont été testées, en utilisant divers algorithmes d'apprentissage : l'algorithme de la descente du gradient avec moment et adaptative rétropropagation, l'algorithme de Levenberg-Marquardt de rétropropagation ainsi que l'algorithme de résilient rétropropagation.

Et pour la classification neuro-floue les algorithmes NEFCLASS (Neuro Fuzzy Classification) et ANFIS (Adaptive Network based Fuzzy Inference System) ont été utilisés.

3.2 Méthodes de classification:

Dans ce qui suit, un survol des méthodes les plus utilisées en diagnostic par la classification est effectué :

- ✚ Méthodes neuro et neuro-flou.
- ✚ Arbre de décision et induction.
- ✚ Méthodes par clustering et méthode LAMDA.

Les approches du neuro et neuro-floue sont expliquées pour l'application au réacteur Nur.

3.2.1 Méthodes par réseaux de neurones artificiels ou par approche neuro-floue:

L'idée principale pour effectuer un diagnostic par classification est de déterminer hors ligne les différentes classes de l'installation; chaque classe correspond à un comportement normal ou défaillant. Dans le cas de la classification des accidents, la projection en ligne des mesures des variables caractérisant le fonctionnement de l'installation dans ces classes permet de décider sur l'état de cette installation. Citons en exemple, le cas de l'identification des défaillances d'une pompe de refroidissement, la projection en ligne des coefficients de détails de la transformée en ondelette du courant statorique du moteur de la pompe dans ces classes permet d'identifier l'anomalie.

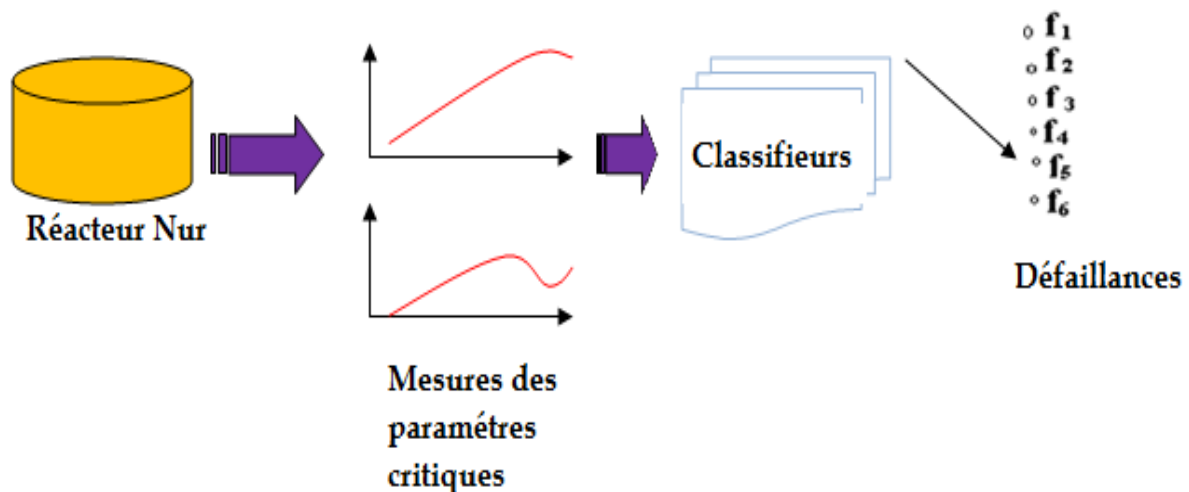


Figure 3.1 : Principe du diagnostic par classification.

Pour effectuer le diagnostic par classification neuro ou neuro-flou la procédure suivante a alors été appliquée:

1/Détermination des événements initiateurs ou défaillances à identifier.

2/Construction du corpus d'apprentissage (prototypes) : obtention d'un jeu de données représentant chaque événement initiateur (soit en exploitant des expériences sur le réacteur soit par simulation des situations accidentelles et défaillantes). Le corpus est obtenu en accord avec l'objectif fixé, les données peuvent être dans le cas général de type binaire, logique, énumérative, ..., il sera alors question en seconde étape d'effectuer un pré-traitement sur ces données; *nettoyage*: valeurs manquantes, élimination des données aberrantes,..... *réduction*: extraction et élimination des doublons (informations manquées), *codage et normalisation* (modification du type de certains attributs).

3/Réalisation de l'apprentissage du modèle hors ligne: symptômes/événements initiateurs ou symptômes /défaillances.

4/Vérification de la généralisation (test du réseau).

3.2.1.1 Diagnostic basé classification par réseaux de neurones :

➤ Réseau de neurones biologiques:

Les neurones biologiques sont les cellules de base du système nerveux. Chaque neurone reçoit des influx nerveux (l'information) à travers ses récepteurs (dendrites), la traite et la transmet par l'intermédiaire de son émetteur (axone) à un neurone voisin.

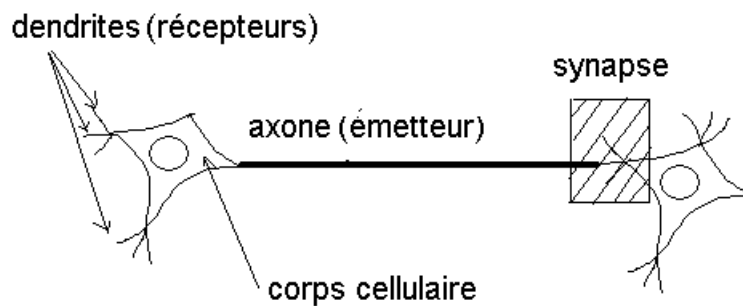


Figure 3.2 : Neurone biologique.

➤ Réseau de neurones artificiels:

Un réseau de neurones artificiels, inspiré des réseaux de neurones biologiques, est un ensemble de processeurs élémentaires interconnectés non linéaires appelés neurones artificiels simulé sur ordinateur ou réalisé sous forme de circuit électronique.

Chaque neurone reçoit un nombre de signaux en provenance de neurones amont. A chacune de ses entrées est associé un poids, représentatif de la force de connexion. Le neurone calcule alors la somme pondérée de ces signaux par les poids correspondants à cette somme, il ajoute un biais et applique une fonction non linéaire au résultat. Cette fonction est dite fonction d'activation, elle peut être de type distribution de Heaviside, une sigmoïde, une tangente hyperbolique ou une fonction à base radiale.....

Le résultat obtenu est transmis alors par l'unique sortie du neurone aux neurones en aval. Les poids des connexions sont mis à jour par une technique d'apprentissage afin d'adapter le traitement effectué par le réseau à une fonction particulière pour laquelle le réseau a été conçu: *prédiction, classification, reconnaissance de caractère, reconnaissance de la voix, vision, contrôle ou diagnostic*. L'apprentissage peut être non supervisé ou par paquet. Lors d'un apprentissage supervisé, par paquet, l'erreur en sortie entre la cible recherchée et la sortie du réseau est minimisée: certaines connexions sont renforcées d'autres affaiblies. On utilise pour ce type d'apprentissage un nombre conséquent de paires entrées/sortie. L'apprentissage par paquet du réseau consiste alors à ajuster les poids et biais en présentant les vecteurs d'entrée/cible de tout le jeu de données par un algorithme d'apprentissage : l'algorithme de la

décennie du gradient avec moment et rétropropagation adaptative, l'algorithme de rétropropagation de Levenberg-Marquardt, l'algorithme de résilient rétropropagation...

Quant à l'apprentissage non supervisé, pas à pas ou séquentiel, il consiste à ajuster les poids et biais en présentant les composantes du vecteur d'entrées/sortie les unes après les autres. Ce type d'apprentissage est souvent qualifié d'apprentissage en ligne ou adaptatif.

➤ **Perceptron multicouche:**

Ils existent différentes architectures de réseaux de neurones lesquels différents d'après le nombre de couches ainsi que par l'agencement des neurones. Chacune de ces architectures est plus ou moins utilisée pour certaines fonctions (applications). Les architectures les plus utilisées pour les problèmes de diagnostic des systèmes industriels sont le modèle de Hopfield (basé sur la mémoire associative), le réseau de Kohonen, le perceptron multicouche (PMC) et le réseau à fonctions de base radiales.

Les perceptrons multicouches ont montré particulièrement leurs preuves pour le diagnostic grâce à leurs scalabilité (utilisation d'une grande base de données) et leur capacité de généralisation.

Le perceptron multicouche est un réseau à rétropropagation constitué de neurones organisés en couches. La couche d'entrée qui contient les signaux appliqués ne contient pas de neurones. Les couches internes (cachées) ainsi que la couche de sortie n'ont pas forcément le même nombre de neurones.

Les connexions sont établies entre les neurones d'une couche inférieure et ceux de la couche immédiatement supérieure. Toutes les connexions ne sont pas forcément établies.

Soit le réseau représenté par:

N_i : Nombre d'entrées du réseau.

N_L : Nombre de couches cachées.

N_I : Nombre de neurones de la couche cachée I, $i=1,2,\dots,L$.

N_0 : Nombre de neurones de sortie.

Et supposant que l'on dispose d'un ensemble de P prototypes pour un apprentissage supervisé, le but est d'obtenir l'identité entre les sorties de la dernière couche du réseau de neurones et les cibles.

Chaque processeur élémentaire a une fonction d'activation, souvent sous forme sigmoïdale :

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3.1)$$

L'entrée de chaque neurone est donnée par :

$$net_j = \sum_i w_{ij} x_i + \theta_j \quad (3.2)$$

Les x_i sont les sorties de la couche précédente, w_{ij} est le poids reliant l'unité i à l'unité j , θ_j est le biais de l'unité j , déterminant la location de la fonction sigmoïde sur l'axe x-axis.

La sortie de l'unité j est donné par :

$$a_j = f(net_j) = \frac{1}{1 + e^{-net_j}} \quad (3.3)$$

3.2.1.2 Diagnostic basé classification par flou ou neuro-flou :

➤ Systèmes flous :

Au début des années soixante, Lotfi Zadeh, spécialiste en automatique et en théorie des systèmes, constatait que la méthode classique utilisée en contrôle des processus, n'était pas toujours valable, notamment dans le cas des systèmes complexes. Il a alors initié une nouvelle théorie afin d'exploiter les connaissances qualitatives et approximatives de la pensée humaine pour ces systèmes: la logique floue. Cette théorie a été depuis appliquée à différents types de systèmes. Le principe de la théorie des ensembles flous consiste à ne plus manipuler directement des grandeurs numériques mais de traiter des variables linguistiques considérées comme ensembles flous, dont la collection finie des valeurs constitue l'univers de discours.

La logique floue est considérée comme une extension de la logique booléenne, la notion d'appartenance n'est pas de l'ordre du tout ou rien, mais sera pondérée par une fonction d'appartenance. Un ensemble flou A est défini sur un univers de discours (référentiel) X , par une fonction d'appartenance μ_A , cette fonction est appliquée à un élément x de X lequel retourne un degré d'appartenance $\mu_A(x)$ de x à A . L'ensemble flou A peut être représenté par :

$$A = \{(x, \mu_A(x)) / x \in X\} \quad (3.4)$$

Une variable linguistique est une variable dont les valeurs sont des mots ou phrases du langage naturel. Elle est souvent caractérisée par le triplet $(x, T(x), X)$, avec :

x : Nom de la variable linguistique (tels que : vitesse, position, erreur,.....).

$T(x)$: Ensembles flous, collection des valeurs linguistiques caractérisant x .

Exemple :

Si on considère l'erreur comme variable à étudier, définie sur le référentiel $X = [-10,+10]$, ses ensembles flous peuvent être définis comme suit :

$$T(\text{erreur}) = \{ \text{Négative Grande (NG)}, \text{Négative Petite (NP)}, \text{Environ Zéro (EZ)}, \text{Positive Petite (PP)}, \text{Positive Grande (PG)} \}$$

Les fonctions d'appartenance de ces ensembles flous peuvent être représentées par la figure suivante (ces fonctions ont été choisies dans cet exemple sous forme trapézoïdale) :

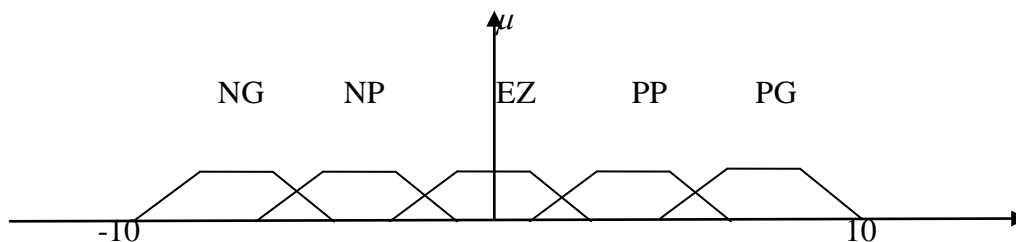


Figure 3.3: Fonctions d'appartenance de la variable erreur.

➤ **Fonctions d'appartenance :**

Comme il a été cité plus haut, à chaque valeur de la variable linguistique est associée une fonction d'appartenance désignée par: $\mu_A(x)$, parmi les fonctions les plus utilisées sont citées :

Fonction triangulaire : définie par les trois paramètres $\{a, b, c\}$

$$\mu(x) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b}\right), 0\right) \tag{3.5}$$

Fonction trapézoïdale : définie par les paramètres $\{a, b, c, d\}$

$$\mu(x) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{d-x}{d-c}, 1\right), 0\right) \tag{3.6}$$

Fonction gaussienne : définie par les deux paramètres $\{\sigma, m\}$

$$\mu(x) = \exp\left(-\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2}\right) \tag{3.7}$$

Fonction sigmoïdale : définie par les paramètres $\{a, c\}$

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \exp(-a(x-c))} \tag{3.8}$$

3.3.1.3.3 Systèmes flous:

Un système flou est décrit par un ensemble de règles floues de type:

$$\text{Si } x_1 \text{ est } A_1 \text{ et } x_2 \text{ est } A_2 \dots \text{alors } y \text{ est } B \tag{3.9}$$

Où : x_i : Prémises (variables linguistiques), A_i , B : Ensembles flous, et : Conjonction,

alors : Implication, y : Conséquence (variable linguistique).

Chaque règle est composée de prémisses liées par les opérateurs: *et*, *ou* donne lieu à une implication par l'opérateur *alors*. Ces règles relient les entrées du système aux sorties pour tirer des conclusions. Les opérateurs de la logique floue *et*, *ou* peuvent être définis comme suit:

Nom	Intersection et	Union ou
Zadeh	$\mu_{A_1 \text{ et } A_2} = \min(\mu_{A_1}, \mu_{A_2})$	$\mu_{A_1 \text{ ou } A_2} = \max(\mu_{A_1}, \mu_{A_2})$
Probabiliste	$\mu_{A_1 \text{ et } A_2} = \mu_{A_1} \cdot \mu_{A_2}$	$\mu_{A_1 \text{ ou } A_2} = \mu_{A_1} + \mu_{A_2} - \mu_{A_1} \mu_{A_2}$

Tableau 3.1 : Opérateurs de la logique floue.

Les étapes à suivre pour aboutir à la sortie d'un système flou sont :

- **Fuzzification** : processus qui consiste à transformer une grandeur numérique en un ensemble flou.
- **Calcul de l'activation de chaque règle** : l'activation des règles consiste à appliquer une norme triangulaire pour obtenir le degré d'activation de chaque règle pour obtenir une valeur comprise entre 0 et 1.

Nom	Opérateur de MGP
Zadeh	$T_Z(u, v) = \min(u, v)$
Probabiliste	$T_P(u, v) = u \cdot v$

Tableau 3.2: Opérateurs de MGP.

- **Recherche de la fonction d'appartenance pour la sortie de chaque règle :** l'implication floue peut être définie de différentes manières :

	Nom	Fonction d'appartenance
R_m	Mamdani	$\min(\mu_{B_1}, \mu_{B_2})$
R_l	Larsen/Sugeno	$\mu_{B_1} \times \mu_{B_2}$

Tableau 3.3 : Implication floue.

- **Recherche de la fonction d'appartenance résultante globale:** la conclusion finale d'un système d'inférence est le résultat de la combinaison des résultats des différentes règles activées en utilisant la T-norme ou T-conorme.
- **Défuzzification :** consiste à transformer un nombre flou B' en une grandeur numérique y_0 , différentes techniques sont utilisées :

$$\text{Centre de gravité : } y_0 = \frac{\int y \cdot \mu_{B'}(y) dy}{\int y \mu_{B'}(y) dy} \quad (3.10)$$

$$\text{Premier maximum : } y_0 = \min\{z / \mu_{B'}(z) = \text{Max}\mu_{B'}(y)\} \quad (3.11)$$

$$\text{Dernier maximum : } y_0 = \max\{z / \mu_{B'}(z) = \text{Max}\mu_{B'}(y)\} \quad (3.12)$$

$$\text{Centre Maximum : } y_1 = \min\{z / \mu_{B'}(z) = \text{Max}\mu_{B'}(y)\} \quad (3.13)$$

$$y_2 = \max\{z / \mu_{B'}(z) = \text{Max}\mu_{B'}(y)\} \quad (3.14)$$

$$y_0 = \frac{y_1 + y_2}{2} \quad (3.15)$$

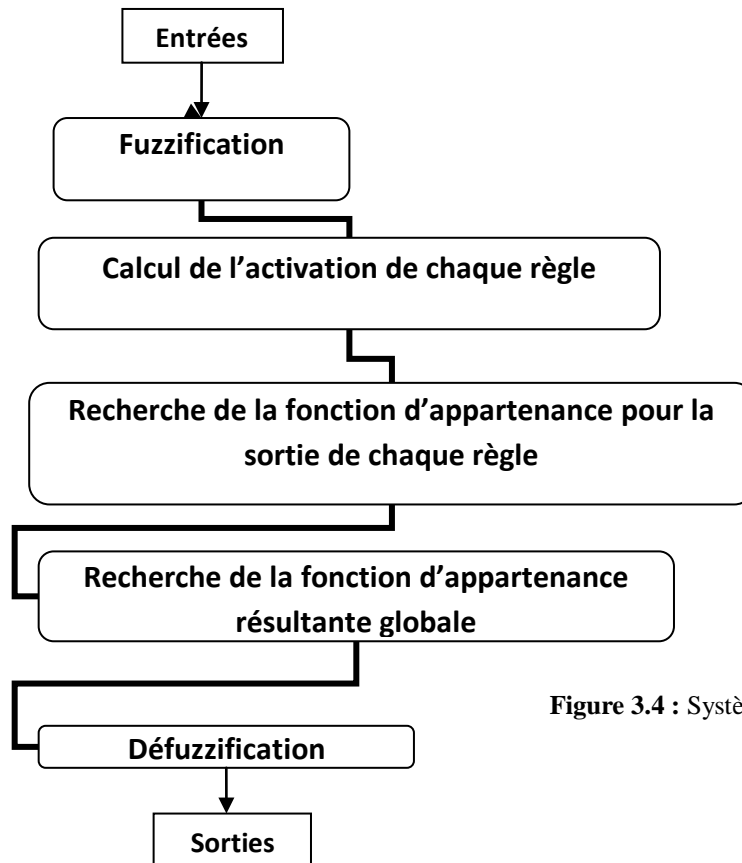


Figure 3.4 : Système flou.

➤ **Systèmes neuro-flous :**

Un système neuro-flou est un système hybride combinant les réseaux de neurones et les systèmes d'inférences flous. Une telle association a comme but de tirer profit des avantages de chacune de ces deux approches.

Des combinaisons de ces deux techniques ont été proposées :

➤ **Systèmes neuro-flous coopératifs :**

Dans les systèmes coopératifs, les réseaux de neurones sont utilisés qu'à la phase initiale. Les réseaux de neurones doivent déterminer les sous blocs du système flou en utilisant le corpus d'apprentissage. Le désavantage d'une telle structure est la non interprétabilité de la totalité de la structure obtenue.

➤ **Systèmes neuro-flous simultanés:**

Pour ce type de système, le réseau de neurones fonctionne en simultané avec le système flou. L'inconvénient d'une telle structure est la non interprétabilité de la totalité de la structure obtenue.

➤ **Systèmes neuro-flous hybrides:**

Un système neuro-flou hybride est un système flou utilisant un algorithme d'apprentissage basé gradient inspiré par la théorie des réseaux de neurones pour déterminer ses paramètres (ensembles flous et règles floues). Ce système peut être interprété comme un ensemble de règles floues totalement créé des données ou initialisé avec des connaissances ayant la même forme que les règles floues.

Différents modèles ont été développés pour ce type de système:

Fuzzy Adaptive Learning Control Network (Falcon)

Adaptive Network based Fuzzy Inference System (Anfis)

Generalized Approximate Reasoning based Intelligence Control (Garic)

Neuronal Fuzzy Controller (Nefcon)

Fuzzy Inference and Neural Network in Fuzzy Inference Software (Finest)

Fuzzy Net (Fun)

Self Constructing Neural Fuzzy Inference Network (Sonfin)

➤ **Système d'inférence flou basé réseau adaptatif:**

Anfis (Adaptive Network based Fuzzy Inference System) est un système flou adaptatif, les réseaux de neurones sont utilisés pour déterminer les paramètres du réseau flou basé règles, ce type de système ne nécessite pas d'expertise humaine et permet une classification systématique tout en convergeant en un temps court. L'Anfis est un modèle flou de type Sugeno, dont l'architecture est comme suit :

Règle 1 : $Si\ x_1\ est\ A_1\ et\ x_2\ est\ B_1.\ alors\ r_1$

Règle 2 : $Si\ x_1\ est\ A_2\ et\ x_2\ est\ B_2.\ alors\ r_2$

(3.16)

x_i : entrées, r_i : sorties à ajuster, A_i, B_i ensembles flous. $i = \overline{(1,2)}$

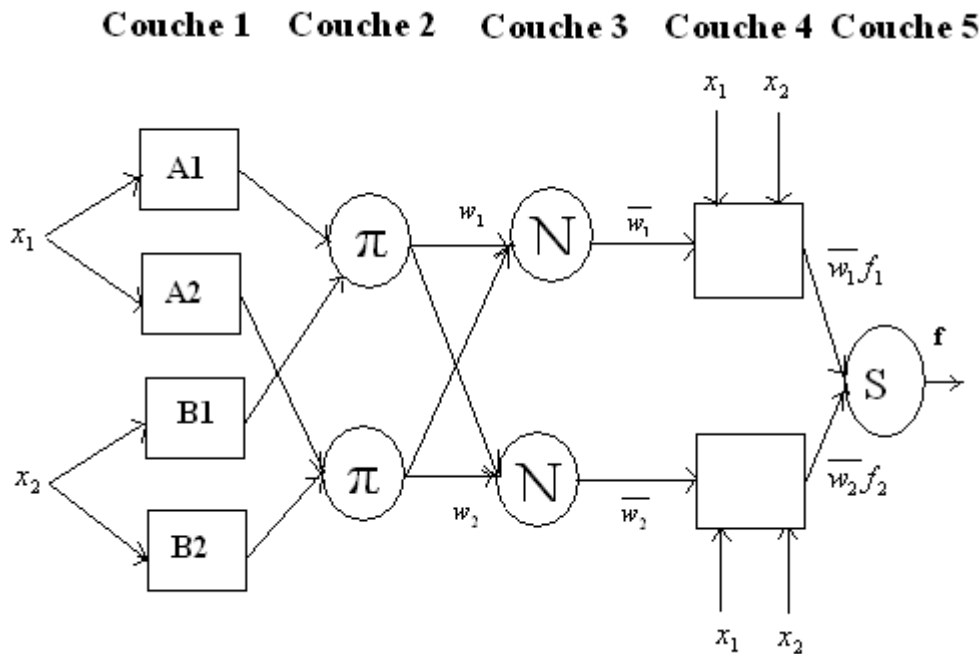


Figure 3.7 : Système Anfis avec 2 entrées, 2 sorties.

1ère couche: Les nœuds sont adaptatifs, les sorties de la première couche sont les degrés d'appartenance flous des entrées, donné par :

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x) \quad i = 1,2 \quad (3.17)$$

$$O_{1,i} = \mu_{B_i}(y) \quad i = 3,4 \quad (3.18)$$

2ème couche: Tous les nœuds de cette couche sont des nœuds fixes, identifiés par π , dont la sortie est le produit de tous les signaux d'entrée. Chaque nœud de sortie représente le degré d'activation de la règle.

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x)\mu_{B_i}(y) \quad (3.19)$$

3ème couche: Dans le but d'établir la normalisation du degré de validation, les nœuds sont adaptatifs, Chaque nœud de cette couche est un nœud adaptatif dont la fonction est donnée par :

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_i + w_2} \quad i = 1,2 \quad (3.20)$$

Les paramètres de cette couche se réfèrent aux paramètres conséquences.

4ème couche: Les nœuds sont adaptatifs. Les sorties de chaque nœud de cette couche sont le produit du degré d'activation nominalisé. La sortie de cette couche est donnée par :

$$O_{3,i} = \bar{w}_i f_i \quad (3.21)$$

5^{ème} couche: Il existe un seul nœud fixe (Σ) lequel effectue la sommation des signaux d'entrées. La sortie du modèle est alors donnée par :

$$O_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (3.22)$$

➤ **La classification neuro-floue:**

Le système NEFCLASS (Neuro Fuzzy Classification) est un modèle neuro-flou utilisé pour établir des règles floues à partir d'un ensemble de données pouvant être séparées en différentes classes crisp.

Les règles floues décrivant les données sont sous la forme :

Si x_1 est μ_1 et x_2 est μ_2 alors le prototype (x_1, x_2) appartient à la classe i

(3.23)

L'objectif de la classification neuro-floue est de trouver ces règles et de déterminer la forme des fonctions d'appartenance afin de déterminer la classe correspondante à un certain prototype. Pour chaque x_i élément du prototype p, il existe q_i ensemble flous $\mu_1^{(i)}, \dots, \mu_{q_i}^{(i)}$ et la base de règle contient k règles floues R_1, \dots, R_k . Un système NEFCLASS est un système ayant une architecture à rétropropagation à trois couches inspiré du perceptron flou.

La 1^{ère} couche U_1 contient les unités d'entrée représentant les prototypes.

La 2^{nde} couche U_2 contient les unités des règles représentant les règles floues.

La 3^{ème} couche U_3 contient les unités de sortie, une pour chaque classe.

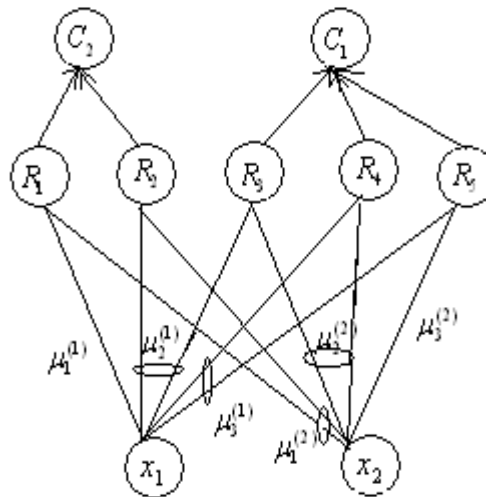


Figure 3.8: Modèle NEFCLASS à 2 entrées, 5 règles et 2 classes en sortie.

➤ **Diagnostic basé classification par neuro-flou (NEFCLASS et ANFIS) :**

Les étapes à suivre pour établir le diagnostic par réseaux neuro-flous en utilisant une architecture ANFIS ou NEFCLASS sont comme suit:

- Sélection des fonctions d'appartenance de chaque entrée (types et nombre).
- Sélection des fonctions d'appartenance de la sortie.
- Sélection de la méthode d'optimisation pour l'apprentissage du FIS (Backpropagation/méthode de descente du gradient-moindres carrés)
- Fixation de la tolérance en erreur et du nombre d'époch.

3.2.1.3 Arbres de décision et induction :

Les arbres de décision sont des classifieurs avec une structure arborescente réalisant une recherche de haut en bas. Chaque nœud représente une décision ou un test à effectuer sur un attribut donné des individus pour l'affecter à une classe donnée.

Les algorithmes les plus connus d'arbre de décision sont ID3 se basant sur le concept de l'entropie (ie : la pureté ou l'homogénéité d'une collection d'individus) et l'algorithme CART (Classification and regression tree).

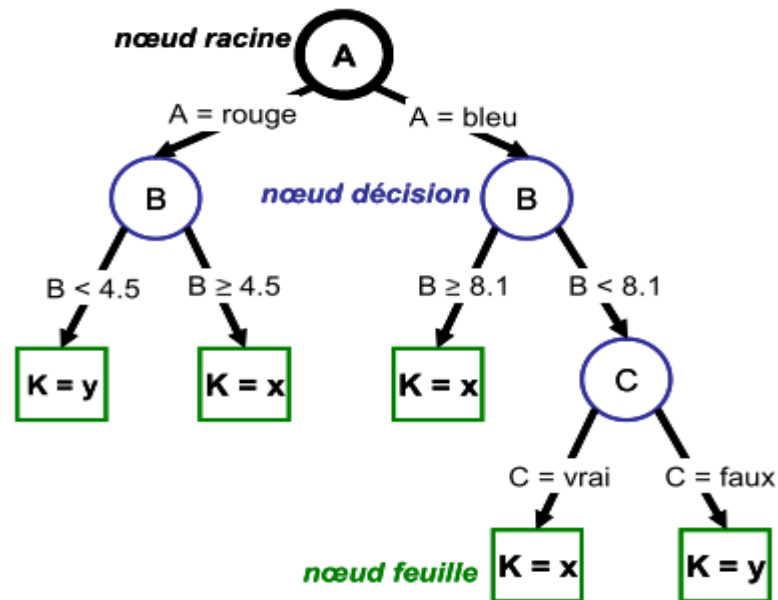


Figure 3.9 : Exemple d'un arbre de décision [19].

3.2.1.4 Méthodes par partition:

Les méthodes de classification par partition (de coalescence) déterminent une partition de l'espace. Elles regroupent les éléments en k classes selon leur ressemblance ou leur proximité. Le concept de similitude est défini à partir de la distance entre un vecteur de données et le prototype (centre) de la classe. Ces classes sont homogènes (les objets appartenant à la même classe doivent être similaires entre eux) et chaque classe doit être distincte des autres. Les méthodes de partitionnement sont basées sur une optimisation itérative d'un certain critère. Les principales méthodes de classification par partition sont : la méthode des k -moyennes, méthodes des k -représentants, et les méthodes LAMDA dédiées au diagnostic.

➤ k -moyennes:

Cet algorithme réalise une partition stricte : chaque objet n'est assigné qu'à une seule classe; l'idée consiste à assigner les éléments x_i d'un ensemble X dans un nombre k de groupes fixés à l'avance de telle sorte que les éléments d'un groupe sont les plus semblables possibles. La mesure de ressemblance habituellement employée est la distance euclidienne classique :

$$E = \sum_{r=1}^k \sum_{x_i \in C_r} d(x_i - g_r) \quad (3.24)$$

Avec :

C_r : Classes.

x_i : Un point d'une classe.

g_r : Le point moyen de la classe C_r .

d : Une mesure de ressemblance.

L'algorithme classique comporte les étapes suivantes :

- Choix de k objets aléatoirement : centres des classes initiales.
- Affectation de chaque objet au centre le plus proche, une partition en k classes est obtenue.
- Re-calculation des centres de chacune de ces classes.
- Refaire les étapes 2 et 3 pour minimiser le critère E jusqu'à convergence.

➤ **La méthode LAMDA (Learning Algorithm for Multivariable Data Analysis):**

C'est une méthode de classification par apprentissage proposée par Joseph Aguilar-Martin.

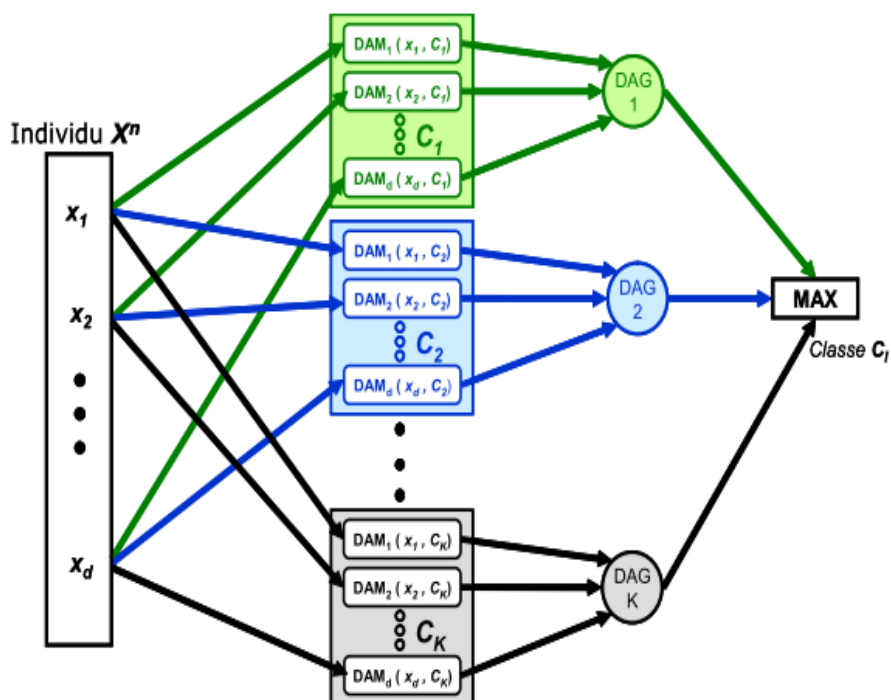


Figure 3.10 : Affectation d'un individu à une classe [19].

La méthodologie LAMDA permet de représenter un système de classes ou de concepts au moyen de la connexion logique de toutes les informations marginales disponibles pour chaque élément. Dans le système de classification LAMDA la fonction d'appartenance est remplacée par le Degré d'Adéquation Marginale (DAM).

Ensuite, l'adéquation globale (DAG) qui est fonction des adéquations marginales pour chaque attribut est calculée. L'objet appartient à la classe qui présente le plus grand degré d'adéquation globale. Ainsi, cette méthodologie permet de connaître l'adéquation de l'objet aux autres classes. LAMDA remplace la notion de distance à un prototype par celle d'adéquation d'un objet à une classe. En outre dans cette méthode on calcule indépendamment la contribution de chaque attribut sous forme de degré d'adéquation marginale et on les associe à l'aide de connectifs de la logique floue modulables en exigence. Cette structure rapproche LAMDA des méthodes neuronales, mais permet de traiter simultanément des données numériques et des données qualitatives.

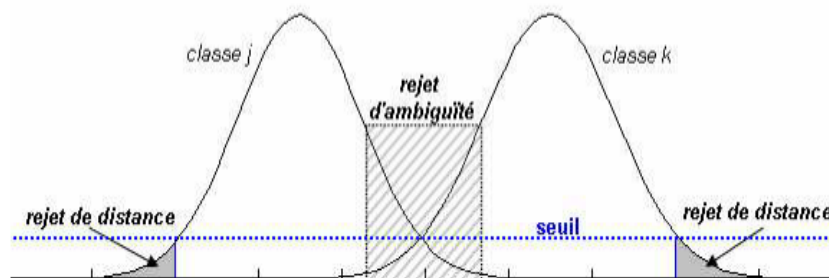


Figure 3.11 : Zone de rejet d'ambiguïté et de distance [19].

3.3 Application :

3.3.1 Classification des accidents par PMCs:

Dans ce travail, des classifieurs basé réseaux de neurones artificiels sont mis en œuvre afin d'identifier des situations anormales à probabilité d'occurrence élevée; les accidents choisis pour tester la procédure de diagnostic sont : accidents d'insertion de réactivité, accidents de perte de débit ainsi que les accidents de perte d'électricité totale (l'hypothèse conservatrice). Ces accidents sont à diagnostiquer, avec diverses sévérités, à différents niveaux de puissance et aux différentes phases de fonctionnement : au démarrage, en opération et à l'arrêt du réacteur. Le système de diagnostic doit être robuste vis-à-vis des bruits de mesure, des variations des paramètres du procédé, aux conditions atmosphériques ainsi qu'aux défaillances non-considérées en phase de développement de ce système. Les autres accidents cités au chapitre 2 pourront être intégrés prochainement. Les variables mesurées choisies pour caractériser chaque accident sont sélectionnées parmi les paramètres critiques de sureté : débit du circuit primaire, température de refroidissement, réactivité et puissance. La classification des accidents est réalisée par une batterie de PMCs : chaque réseau de neurone est sensible à un accident, robuste vis-à-vis des autres. Comme les PMCs sont des réseaux de neurones statiques et ne peuvent pas simuler la dépendance temporel du processus car il ne contient pas de connexion arrière, la matrice de caractéristiques est choisie à fenêtre glissante, ceci afin de considérer l'évolution dynamique des variables d'état, l'entrée de chaque réseau de neurone contient trois échantillons successifs pour chaque variable. Le corpus d'apprentissage doit être partagé en trois ensembles: l'ensemble d'apprentissage, l'ensemble de validation et l'ensemble de test; ce dernier permet d'évaluer le taux de reconnaissance des réseaux après apprentissage car la convergence de l'algorithme peut ne pas offrir une bonne généralisation. Aussi; comme les PMCs ont comme inconvénient la possibilité de sur-apprentissage ceci nécessite l'utilisation de données de validation Voir : figures 3.13, 3.14, 3.15.

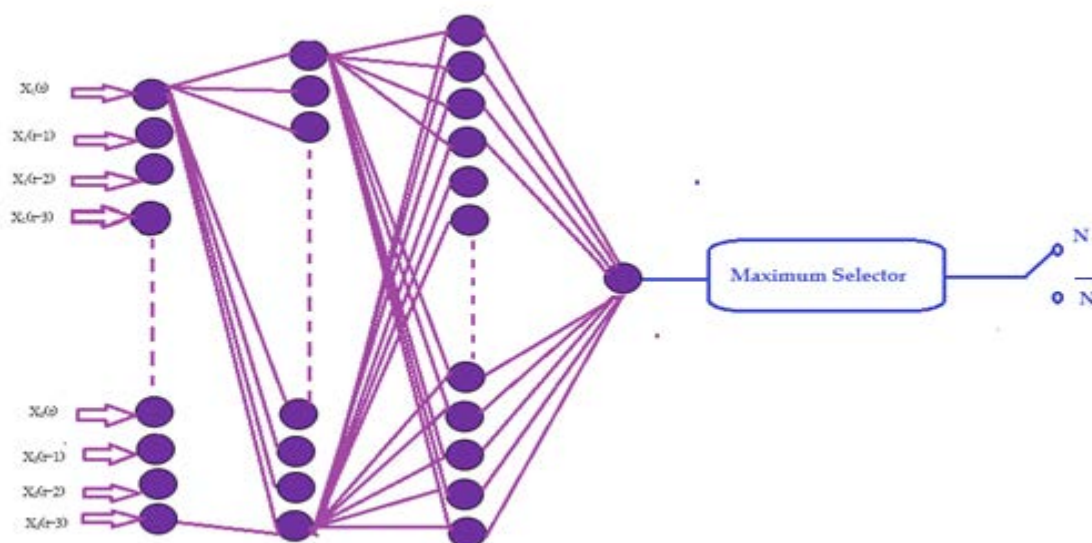


Figure 3.12: Architecture d'un PMC dédié au diagnostic.

Après test de différentes architectures, les meilleurs résultats de classification sont obtenus avec des PMCs à fonctions sigmoïdales, les poids et biais ajustés avec l'algorithme de résilient rétro-propagation. Il est à noter que nous avons remédié au problème des minimums locaux en rajoutant la constante du moment et ceci afin d'assurer la convergence.

Les réseaux de neurones développés présentent de bonnes performances de diagnostic même dans un environnement bruité (TABLEAU 3.4). L'algorithme TRAINRP de la boîte à outils neural network de Matlab est utilisé pour la mise en œuvre du programme. Les résultats de simulation sont présentés sur les Figures 3.13, 3.14, 3.15 et 3.16.

Paramètres d'apprentissage:

Couche cachée 1: 40 neurones.

Couche cachée 2: 80 neurones.

Taux d'apprentissage: 0.85.

Constante du moment: 0.35.

$\Delta_0=0.07$, $\Delta_{\max}=50$.

$\eta^+=1.2$, $\eta^-=0.5$

Mesures	Bruits aléatoires
Débit au circuit primaire	-1 ~ +1 m ³ //h
Différence de pression du coeur	-1 ~ +1 Pa
Différence de température du coeur	-1 ~ +1 °C
Réactivité	-0.05%~+0.05%
Puissance	-5% ~+5% MW

Tableau 3.4 : Bruits de mesure.

Le point faible des RNs sont la disclassification : un accident non considéré dans l'étape de mise en œuvre peut être affecté dans une classe inappropriée ; la solution à ce problème, en plus du développement de RNs dédiés, consiste à prendre une décision après le calcul de la moyenne des déviations des sorties de chaque réseau de neurones par rapport à la cible prédite sur un certain nombre d'échantillons.

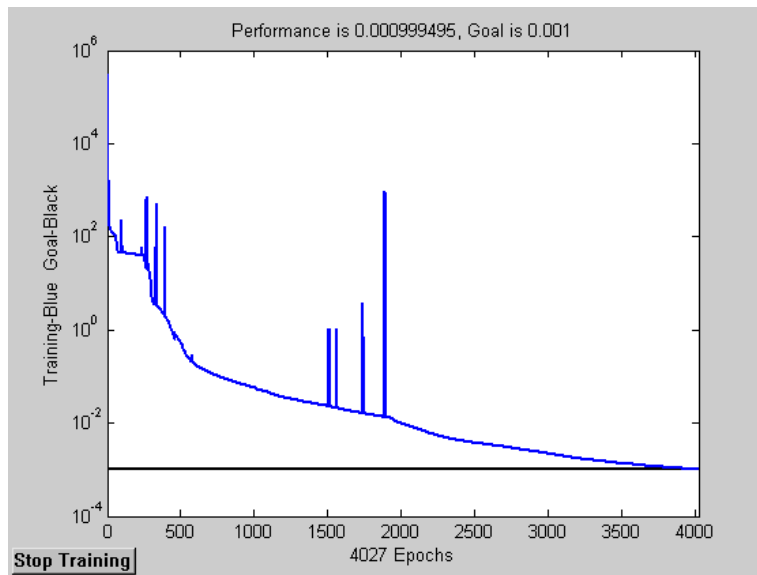


Figure 3.13: Courbe de la procédure de convergence d'un PMC sensible à un accident de perte de débit.

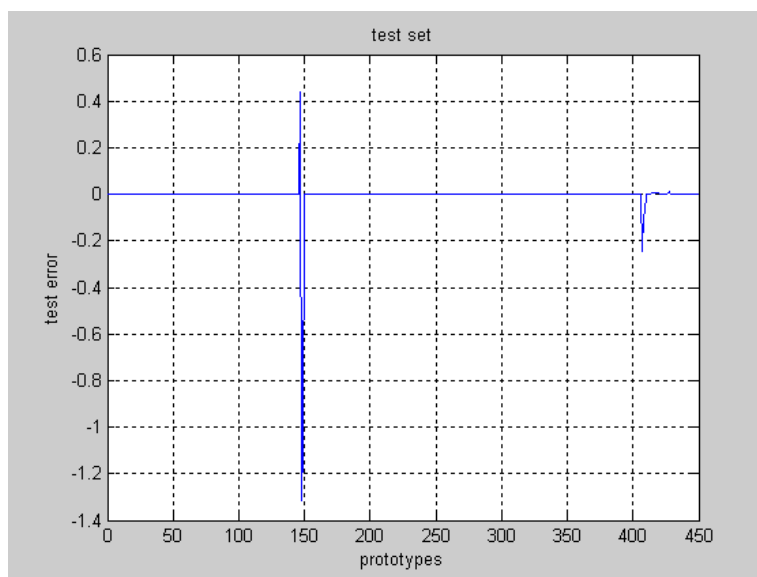


Figure 3.14: Test d'erreur d'un PMC sensible à un accident de perte de débit (ensemble de test).

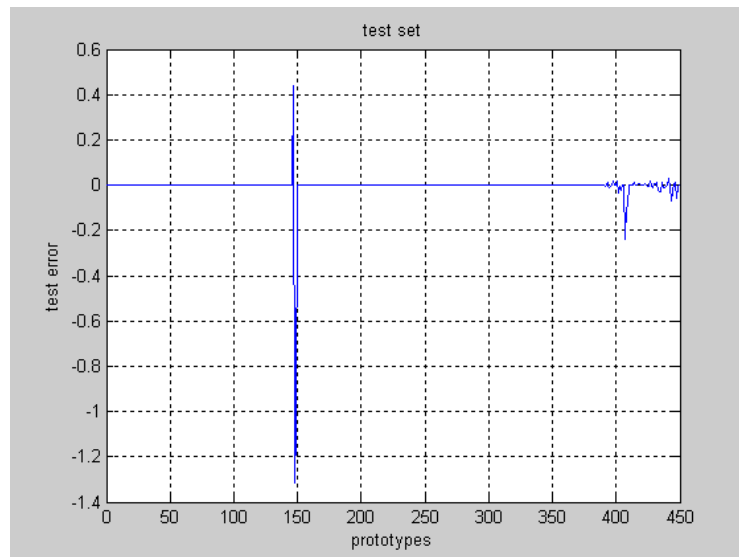


Figure 3.15: Test d'erreur d'un PMC sensible à un accident de perte de débit dans un environnement bruité (ensemble de test).

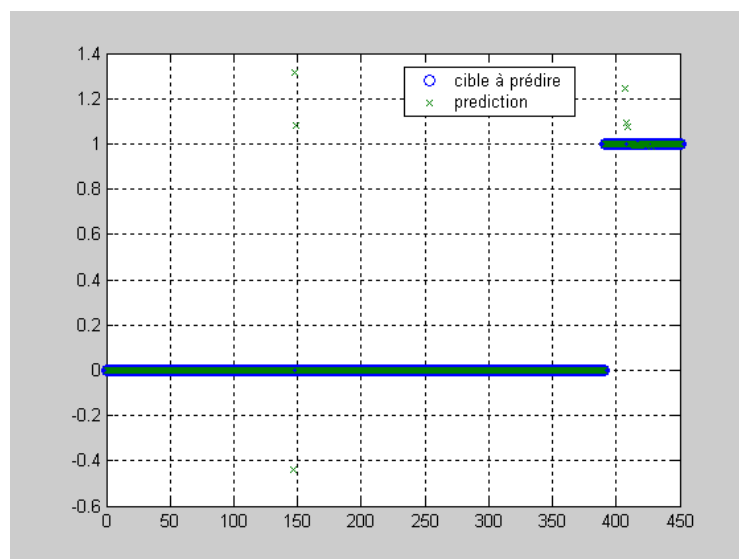


Figure 3.16: Classification d'un PMC sensible à un accident de perte de débit (ensemble de test).

La matrice de confusion est utilisée pour représenter les données non classifiées. Pour un bon classifieur une matrice de confusion à diagonale dominante est obtenue (voir figure 3.17)

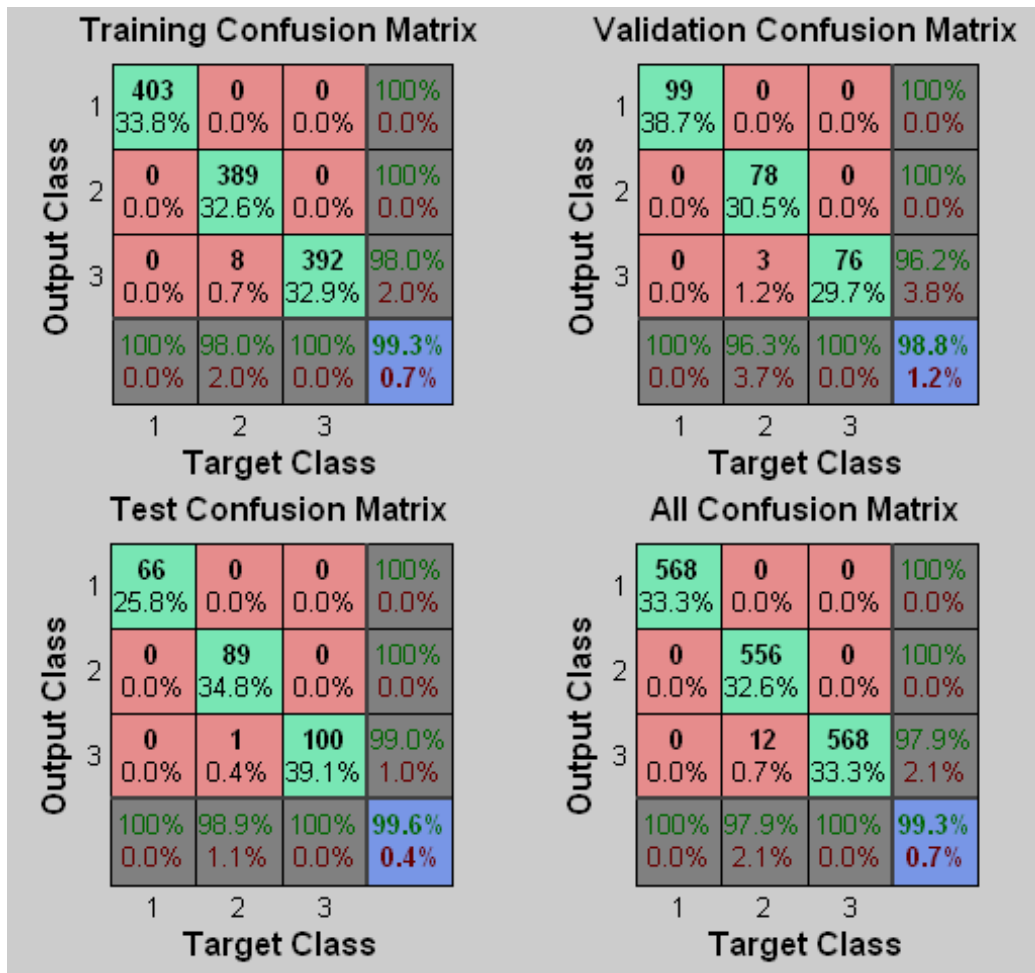


Figure 3.17: Matrice de Confusion.

3.4 Conclusion :

Le travail réalisé consiste en premier lieu en l'identification des modes de fonctionnement de l'installation et particulièrement ceux à diagnostiquer en se basant sur l'analyse de risques; des simulations utilisant les codes de calcul sont exploitées pour construire le corpus d'apprentissage en déterminant les paramètres pertinents pour la caractérisation des situations accidentelles. Cette base de données est ensuite traitée pour que soit effectué l'apprentissage off-line par réseaux de neurones de ces différentes situations, après test de ces réseaux, les accidents peuvent être identifiés en temps réel.

Il est à noter que dans le cadre de cette thèse la convergence des algorithmes ANFIS et NEFCLASS n'a pas pu être obtenue ni en utilisant l'environnement Matlab ni en utilisant le logiciel NEFCLASS. Sauf que, les notions et concepts de la logique floue détaillés dans ce chapitre sont utilisés dans le chapitre 5.

En conclusion, nous citons les avantages et inconvénients de l'utilisation des réseaux de neurones artificiels pour la classification des accidents du réacteur Nur :

✚ Avantages:

- ✓ Possibilité de manier les relations entrées-sorties non-linéaires dans un système complexe.
- ✓ Tolérance vis-à-vis des bruits de mesures.
- ✓ Capacité de généralisation.
- ✓ Facilité d'implémentation avec Labview 10.0 dans l'OLMNur grâce au Matlabscrip.
- ✓ Temps de réponse court dans l'implémentation en temps réel.

✚ Inconvénients:

- Pour un problème donné, ni d'architecture optimale pour le choix du réseau, ni d'algorithme d'apprentissage connu.
- Longue période d'adaptation et d'apprentissage.

Chapitre 4:

*Diagnostic de la pompe de refroidissement par
transformée en ondelettes*

4.1 Introduction :

Un accident de perte de débit est considéré parmi les accidents les plus néfastes dans une installation nucléaire, cet accident peut avoir différentes origines : obstruction d'une canalisation, perte d'électricité locale, défaillance de la pompe de refroidissement,.....

Une défaillance de la pompe de refroidissement a une probabilité d'occurrence annuelle significative, ce qui nécessite une supervision particulière de cette partie de l'installation. L'observation directe des mesures en ligne est intuitivement la première solution qu'il est possible de mettre en œuvre, vient ensuite la mise en œuvre d'un système d'alarmes sauf que la détermination du type d'anomalie n'est souvent pas possible en scrutant uniquement ces grandeurs physiques (niveau de débit bas, niveau du réservoir bas, pression basse, etc...), la jonction d'une méthode de diagnostic numérique est dans ce cas nécessaire [16, 35]. Parmi les techniques de diagnostic numérique utilisées pour l'identification des défaillances pompe, sont citées:

- ✓ **Les méthodes utilisant l'intelligence artificielle** pour la classification des défauts en utilisant les réseaux de neurones et le neuro-flou, ces techniques permettent d'établir après apprentissage des différentes situations défaillantes le diagnostic en temps réel par fouille des données: vibratoires, acoustiques, électriques, thermo-hydrauliques,...relatives à chaque défaillance.
- ✓ **Les stratégies de diagnostic à base d'observateurs**, les observateurs ou capteurs logiciels sont des systèmes dynamiques basés sur la connaissance du modèle mathématique décrivant le comportement d'un système et utilisant les entrées et les mesures acquises sur celui-ci afin de reconstruire certains paramètres, dans ce cas afin d'identifier l'état de la pompe.
- ✓ **La thermographie infrarouge** : cette technique permet de mesurer l'intensité des émissions de rayons infrarouges par une caméra infrarouge afin de déterminer les anomalies thermiques et d'identifier ainsi les défaillances dès leur apparition.
- ✓ **Les outils de traitement du signal** [11], les caractéristiques issues des signaux mesurés sur les systèmes moteurs-pompes, sont alors choisies comme indicateurs de défauts :
 - Fréquentielle : densité spectrale de puissance, coefficients de la transformée de fourrier,.....
 - Temps-fréquence : coefficients de la transformée en ondelettes,...
 - Statistiques : moyenne, variance, déviation, covariance, auto-corrélation,...

Ces vingt dernières années, les scientifiques et ingénieurs ont exploité particulièrement la transformée en ondelettes (WT : wavelet transform) [4,6], objet de notre travail, comme outil d'analyse des signaux dans une multitude d'applications pour ses capacités d'analyse dans les

domaines temps et fréquence, levant ainsi les limitations des autres méthodes purement temporelles ou fréquentielles.

4.2 La transformée en ondelettes :

La transformée en ondelettes permet de décomposer le signal en temps et en fréquence en termes de fonctions analysantes (à moyennes nulles), les $\varphi_{a,b}$. Ces fonctions nommées ondelettes sont obtenues par des translations et dilatations d'une fonction élémentaire : l'ondelette mère.

Différents types de transformées en ondelettes ont été proposées dans la littérature, sont citées :

- ❖ La transformée en ondelettes continue (CWT).
- ❖ La transformée en ondelettes discrète (DWT).
- ❖ La transformée en ondelettes rapide (FWT).
- ❖ Les paquets d'ondelettes.
- ❖

La transformée en ondelettes continue est définie par :

$$CWT(a, b) = 1/(\sqrt{|a|}) \int_{-\infty}^{+\infty} s(t)\varphi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \tag{4.1}$$

Où : $\varphi^*(t)$ est la fonction conjuguée de la fonction ondelette mère $\varphi(t)$, a et b sont respectivement le facteur d'échelle et le facteur de translation.

La redondance introduite par la $CWT(a, b)$ peut être réduite par une discrétisation des paramètres a et b (transformation dyadique, échantillonnage du plan temps-fréquence), pour obtenir la transformée en ondelettes discrète :

$$DWT(j, k) = 1/(\sqrt{2^j}) \int_{-\infty}^{+\infty} s(t)\varphi^*\left(\frac{(t - 2^j k)}{2^j}\right) dt \tag{4.2}$$

Où a et b sont remplacée par 2^j et $2^j k$, j entier.

Différents types d'ondelettes ont été proposées dans la littérature, chacune adéquate pour une certaine application. Parmi ces ondelettes:

1/Ondelette Haar :

Ondelette discontinue, sous forme d'échelon.

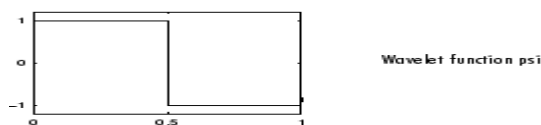


Figure 4.1.

2/La famille des Daubechies :

Ondelettes orthogonales, parmi les plus utilisées dans les applications.

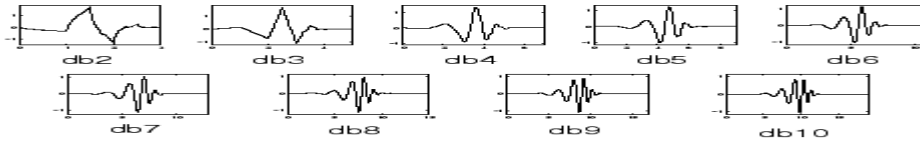


Figure 4.2.

3/La famille des Biorthogonales : Caractérisée par une phase linéaire.

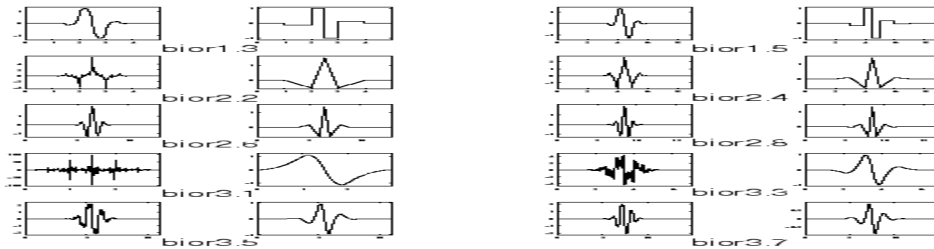


Figure 4.3.

4/La famille des Coiflets :

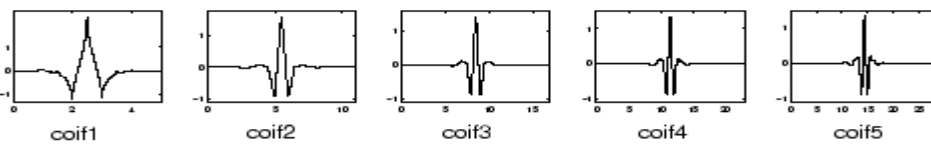


Figure 4.4.

5/La famille des Symlets :

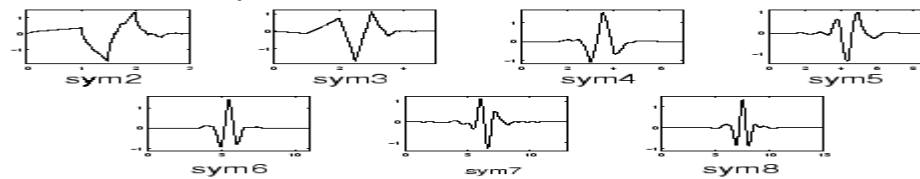


Figure 4.5.

6/Ondelette Morlet :

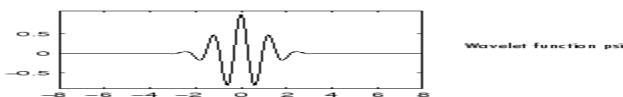


Figure 4.6.

7/Ondelette Mexican Hat :

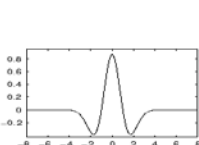


Figure 4.7.

8/Ondelette Meyer :

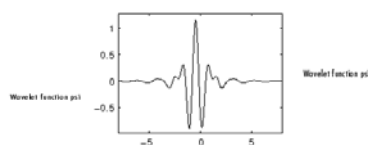


Figure 4.8.

4.3 La transformée en ondelette stationnaire:

L'inconvénient d'une telle représentation est la perte de la propriété d'invariance temporelle : les coefficients $DWT(j, k)$ d'un signal retardé $s(t - \tau)$ ne sont pas une version retardée des coefficients calculés pour $s(t)$. Or la perte d'une telle propriété peut être regrettable dans le cadre du diagnostic car le symptôme obtenu dépendra fortement de la position de l'évènement à détecter sur la grille dyadique. Parmi les solutions proposées la transformée en ondelette stationnaire (appelée aussi transformée en ondelette discrète redondante,) construite à base d'ondelettes orthogonales. Son principe repose sur l'idée que tout signal est construit par raffinements successifs, ie : par rajout d'un détail à une approximation.

Cette transformée est réalisée en utilisant l'algorithme suivant :

$$\begin{cases} a_k^0 = s(k) \\ a_k^j = \sum_l \tilde{h}_{2k-l} a_l^{j-1}; \quad d_k^j = \sum_l \tilde{g}_{2k-l} a_l^{j-1}; \end{cases} \quad (4.3)$$

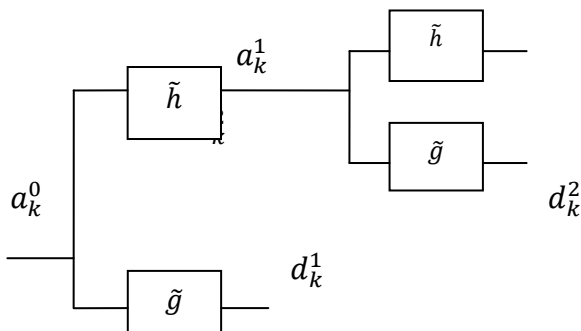


Figure 4.9 : Algorithme de décomposition .

4.4 Diagnostic des défaillances par transformée en ondelette stationnaire :

L'idée du diagnostic des défaillances par transformée en ondelette stationnaire (SWT) consiste en premier lieu en la décomposition du signal en N niveaux puis en l'analyse des coefficients de ces différents niveaux afin de choisir les coefficients indicateurs de défaillances : une méthode de seuillage des coefficients d'ondelettes est mise en œuvre permettant de retenir que les coefficients correspondant à des changements ; parmi les règles de seuillage les plus utilisées : le seuillage doux, le seuillage fixe, le seuillage garrot et le seuillage ferme. Dans ce travail, les indicateurs de défauts sont utilisés comme caractéristiques, entrées d'un classifieur à base d'un réseau de neurones artificiels pour la différenciation des anomalies.

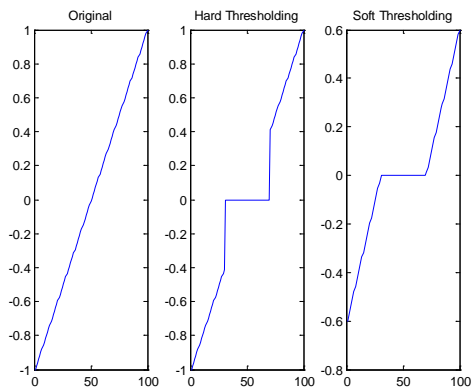


Figure 4.10 Types de seuillage.

4.5 Application :

4.5.1 Pompe centrifuge :

La pompe de refroidissement étudiée est une machine fonctionnant suivant le principe d'une mise en rotation du fluide à pomper, dans notre cas l'eau, dans une roue tournante. En sortie de la roue, le fluide est canalisé dans un diffuseur, puis ralenti dans une volute, et la pression dynamique acquise au niveau de la roue est transformée en pression statique.

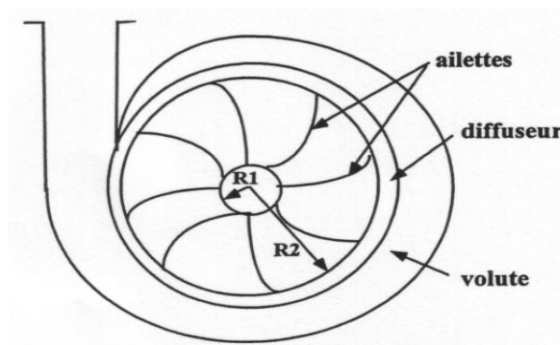


Figure4.11 : Pompe centrifuge.

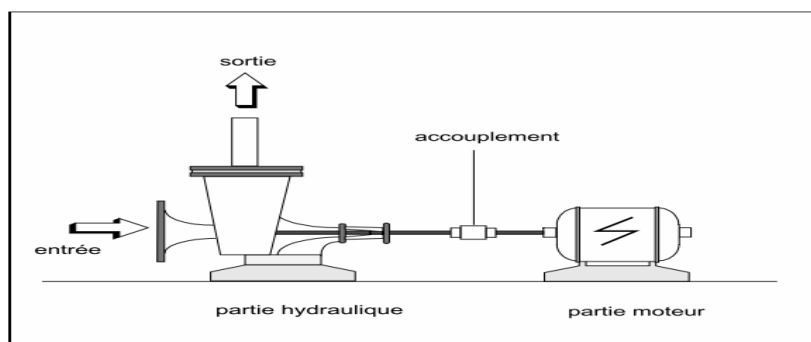


Figure 4.12: Pompe centrifuge-moteur.

4.5.2 Modélisation :

La pompe centrifuge étudiée est d'axe horizontal mise en marche au moyen d'un moteur asynchrone à rotor en cage d'écureuil. Comme certains paramètres du modèle du moteur triphasé entraînant la pompe du réacteur Nur ne sont pas à notre disposition à l'instant présent, le travail présenté dans ce document utilise un modèle d'une pompe centrifuge d'axe horizontal mise en marche au moyen d'un moteur asynchrone similaire.

Le modèle décrivant le comportement moteur -pompe est élaboré en utilisant **Matlab 7.12** et **Simulink 7.7**.

La partie électrique est décrite en utilisant la librairie SimPowerSystems laquelle contient des modèles des équipements de puissance (source triphasée et machine asynchrone).

La partie hydraulique est modélisée en utilisant les lois de similitudes.

Les lois de similitude permettent, à partir d'une courbe caractéristique établie pour une vitesse de rotation N de la roue de la pompe, d'obtenir la caractéristique pour une vitesse de rotation N' quelconque.

$$Q' = Q \frac{N'}{N} \quad (4.4)$$

$$H' = H \left(\frac{N'}{N} \right)^2 \quad (4.5)$$

$$P' = P \left(\frac{N'}{N} \right)^3 \quad (4.6)$$

où : Q, N, H, P : représentent respectivement le débit, la vitesse de rotation de la pompe, la hauteur manométrique et la puissance pour la vitesse N .

et : Q', N', H', P' : représentent le débit, la vitesse de rotation de la pompe, la hauteur manométrique et la puissance pour la vitesse N' .

4.5.3 Simulation du système moteur-pompe en état normal :

La simulation du comportement du système moteur-pompe en absence de toute anomalie, les variables caractéristiques affichées sont choisies comme suit (figures 4.13 et 4.14):

Partie électrique : courant statorique, vitesse du rotor, couple électromagnétique et puissance mécanique.

La partie hydraulique : débit, hauteur manométrique, pression, puissance.

De l'observation des simulations sont constatées les très mauvaises performances du moteur asynchrone lors du démarrage particulièrement la surintensité, sauf que le point de fonctionnement de la pompe est stable.

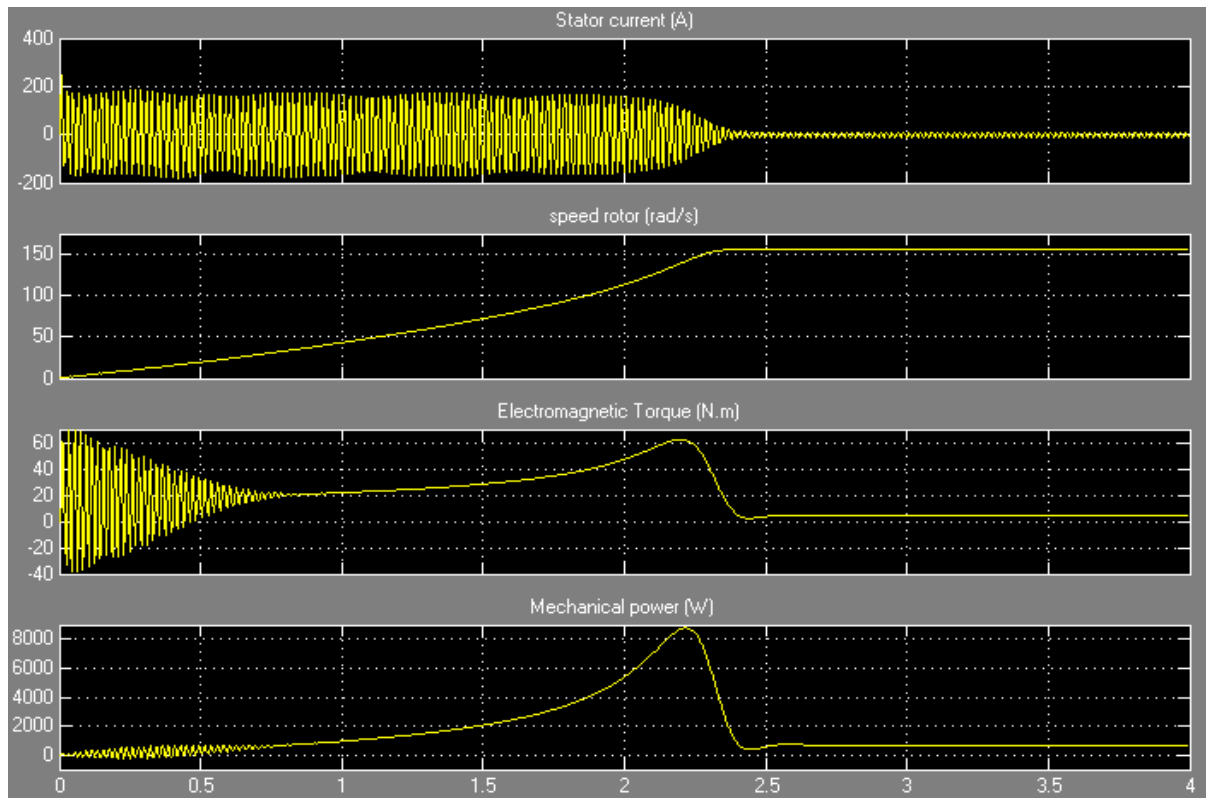


Figure 4.13 : Evolution des paramètres physiques du moteur asynchrone dans le cas normal.

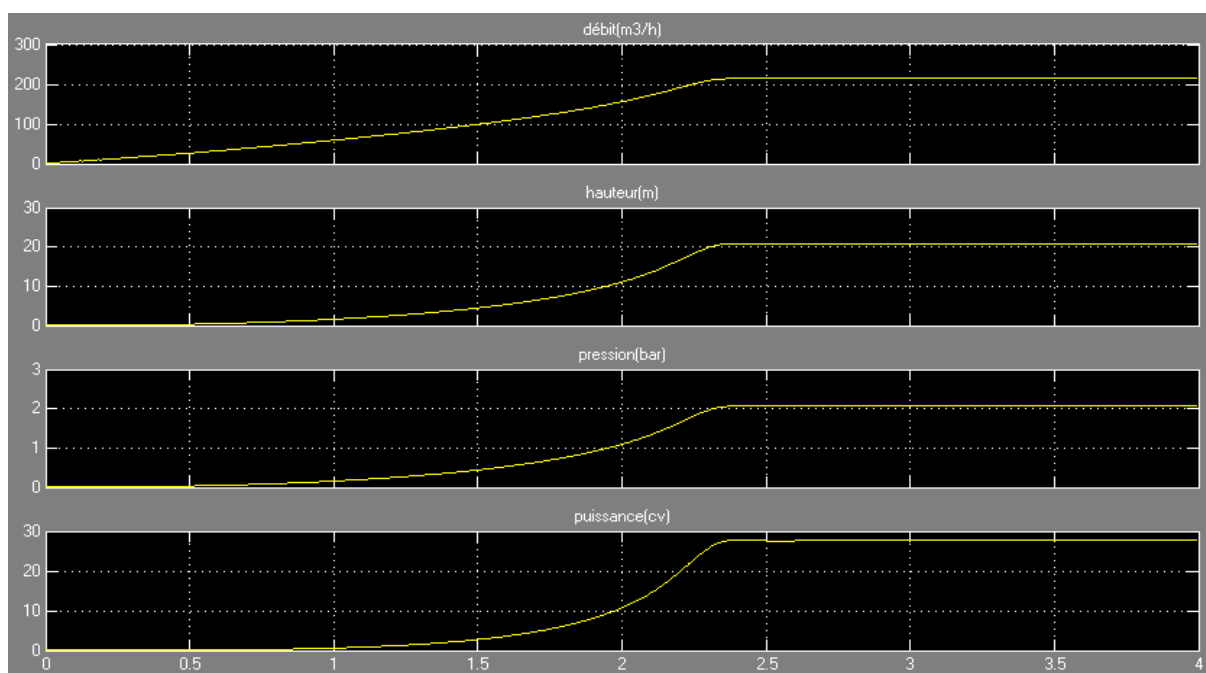


Figure 4.14. Évolution des paramètres physiques de la pompe centrifuge dans le cas normal.

4.5.4 Les défaillances de la pompe de refroidissement:

Une défaillance de la pompe de refroidissement peut avoir différentes causes, sont citées :

- Défaillance dans la partie électrique.
- Obstruction à l'intérieur de la pompe, dans le canal d'admission ou dans le canal de refoulement.
- Fuite à l'intérieur de la pompe, dans le canal d'admission ou dans le canal de refoulement.
- Blocage de la roue.
- La cavitation.

4.5.5 La cavitation [16] :

La cavitation est considérée parmi les défaillances les plus néfastes pour la pompe, ce qui nous a motivés pour en faire l'objet de notre étude.

Est appelée cavitation la vaporisation, à l'entrée de la roue, d'une partie du liquide pompé se traduisant par l'apparition de bulles de gaz au sein du liquide ou contre les parois.

Les effets de la cavitation se manifestent par une baisse des performances de la pompe, par une érosion des pièces métalliques et par de fortes vibrations très préjudiciables à la longévité de la pompe.



Figure 4.15. Effet des cavitations sur la roue de la pompe centrifuge.

4.5.6 Simulation des cavitations et d'un défaut électrique :

La simulation des cavitations puis d'un défaut électrique, nous a permis d'obtenir les figures 4.16 et 4.17.

Les défaillances pouvant affecter le système moteur-pompe considérées dans cette application sont :

- ✚ Cavitations
- ✚ Le court-circuitage d'une phase dans la source d'alimentation en courant triphasé.

Commentaires :

Après scrutation des simulations, il a été décidé que la mesure analysée est celle issue du capteur de courant statorique. Les coefficients des détails d'ondelettes stationnaires sont choisis comme caractéristiques indicateurs de défauts, entrées du perceptron multicouches classifieur de défaillances.

Après le test de différentes ondelettes pour cette application, il été trouvé que l'ondelette assurant la meilleure extraction des caractéristiques est la daubechies3 : db3.

Aussi, les tests réalisés ont démontrés qu'une décomposition à 8 niveaux est suffisante pour résoudre ce problème de détection (Figures 4.19, 4.22 et 4.23).

Après seuillage des coefficients des détails de cette décomposition (seuillage fort), il a été trouvé que le coefficient de détail 7 permet la différenciation des défaillances considérées (Figures 4.20 et 4.21). Pour considérer toutes les défaillances pouvant affecter le système moteur-pompe, d'autres choix sont à faire.

Il est à noter que pour effectuer le seuillage ; il est nécessaire d'estimer le niveau du défaut qui correspond à la valeur du seuil puis dans notre cas d'appliquer le seuillage fort :

$$T_{dur}(x) = \begin{cases} d & |d| > \gamma \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad \text{Où } d \text{ le coefficient de détail et } \gamma \text{ le seuil.}$$

Afin d'assurer l'identification des défaillances, diverses architectures de réseaux de neurones ont été testées en utilisant différents algorithmes d'apprentissages, les meilleurs résultats de simulation (Figures 4.24) ont été obtenus avec le perceptron multicouches avec une couche cachée à fonctions de transfert hyperbolique tangente sigmoïde (Figures 4.18); les poids et biais ajustés par l'algorithme de Levenberg-Marquardt de rétropropagation détaillé dans le chapitre 3.

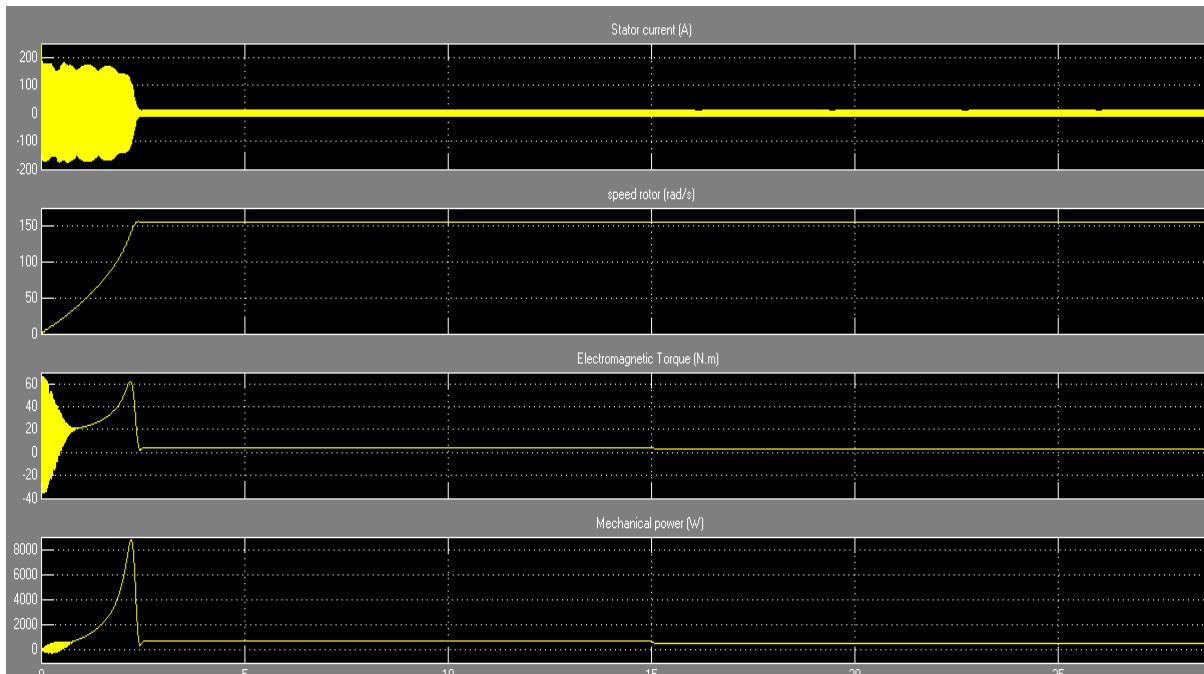


Figure 4.16 : Evolution des paramètres physiques du moteur asynchrone, apparition de cavitations à $t=15s$.

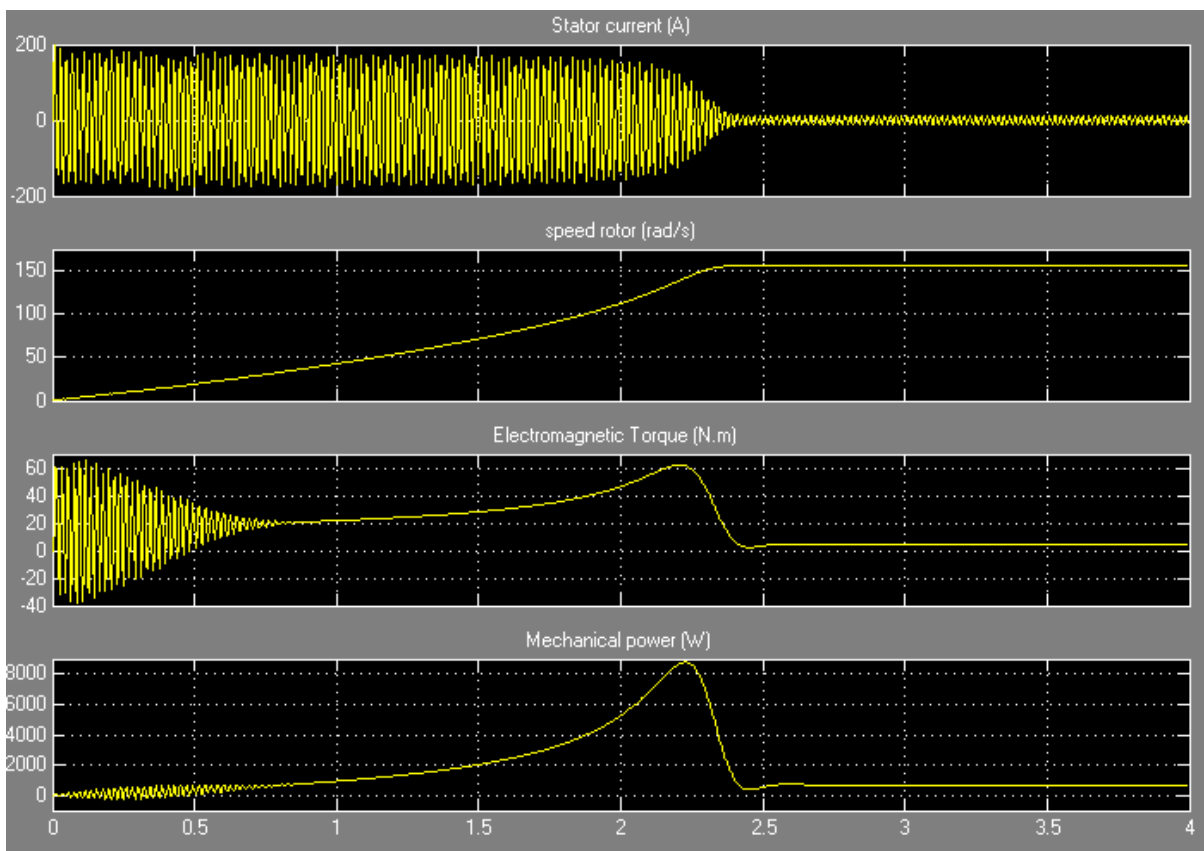


Figure 4.17 : Evolution des paramètres physiques du moteur asynchrone, cc d'une phase de l'alimentation.

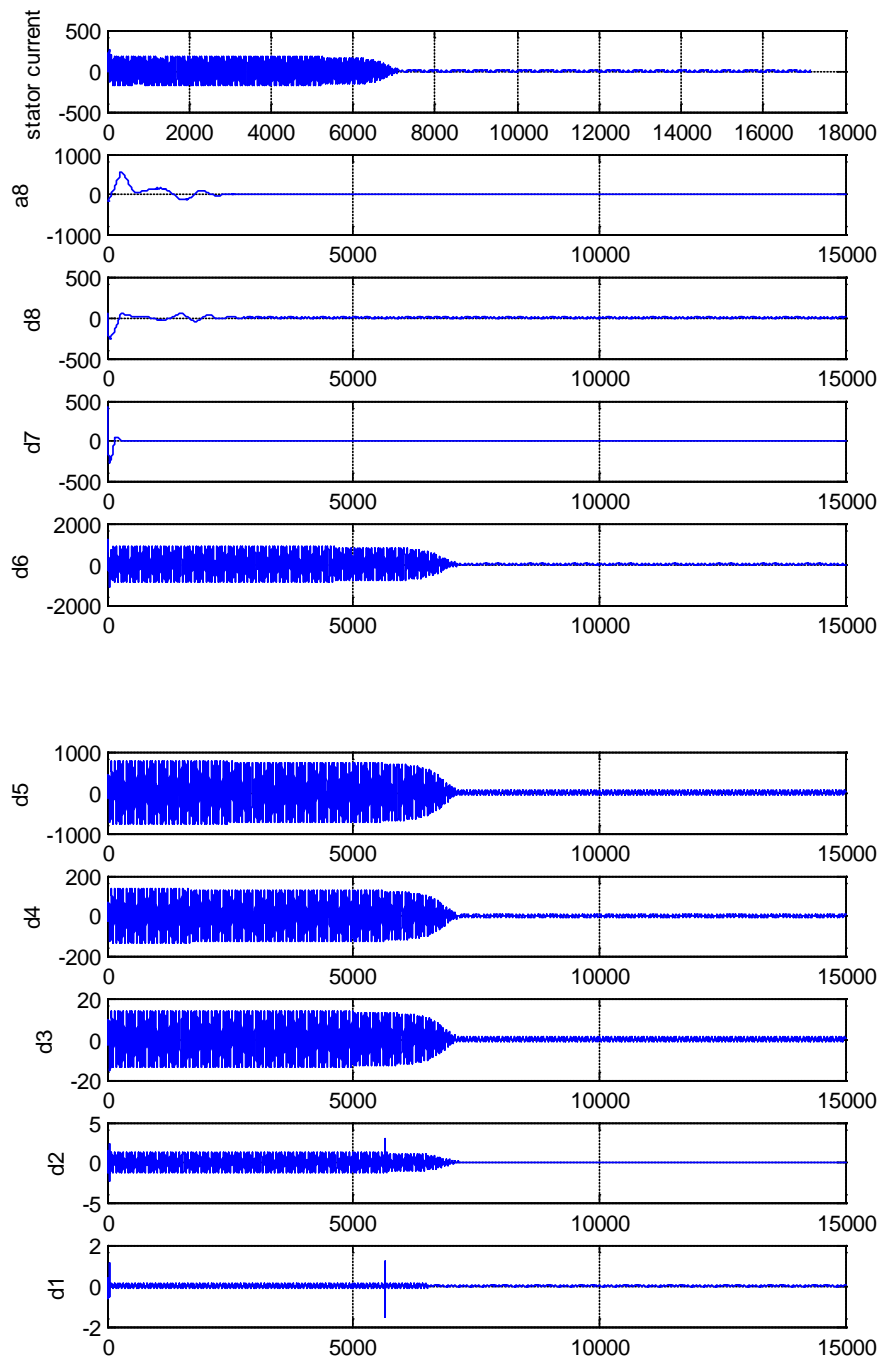


Figure 4.19: Transformée en ondelettes stationnaire du courant statorique (cas normal).

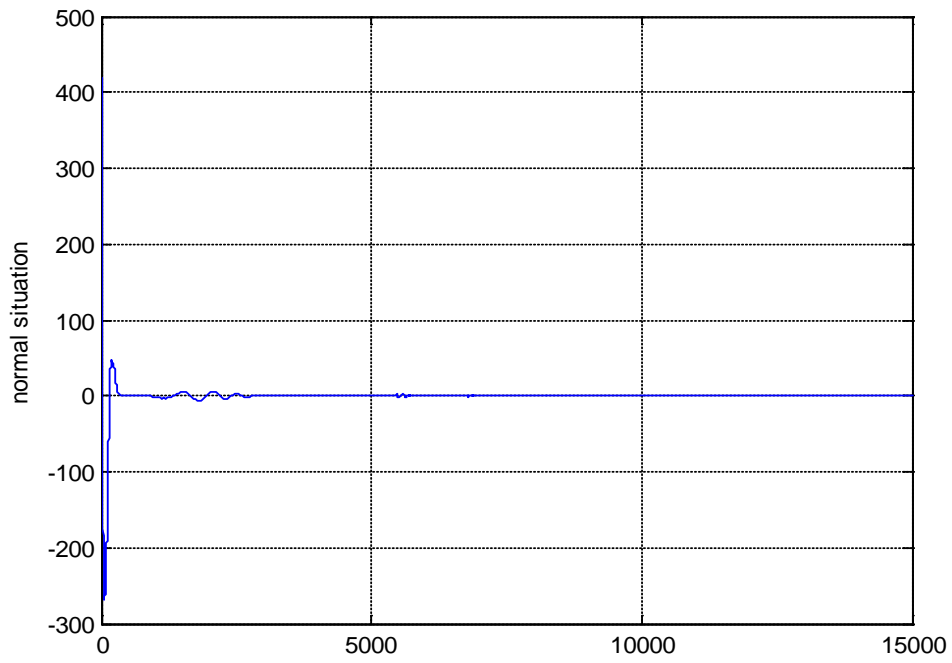


Figure 4.20: Seuillage du détail coefficient de niveau 7 (absence de défauts).

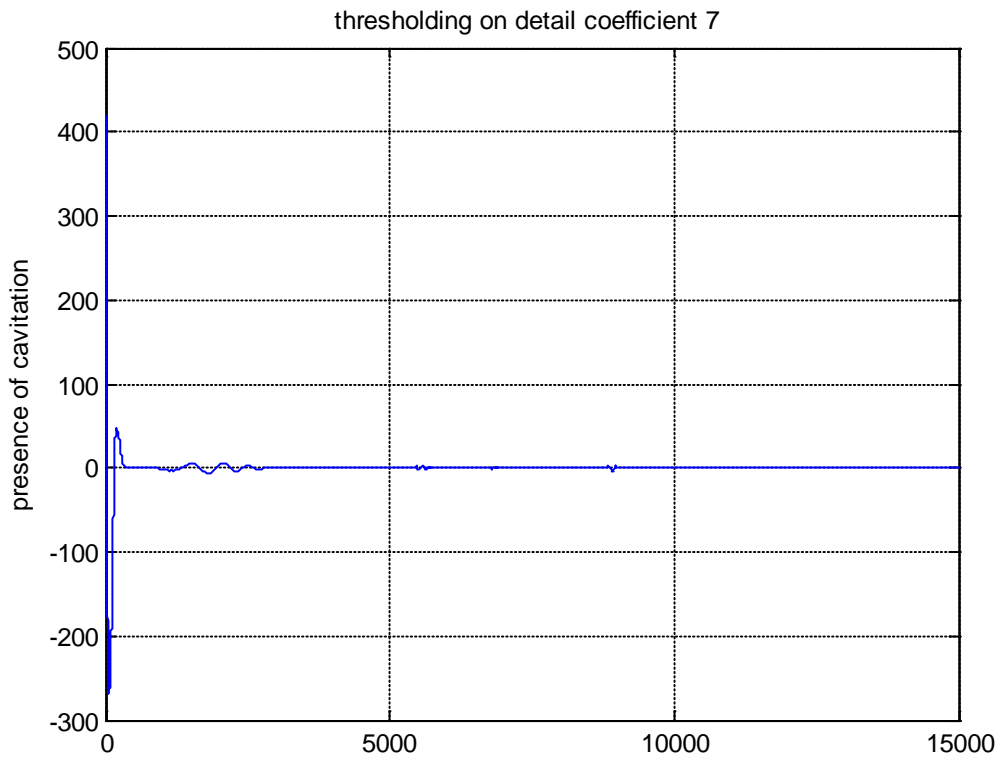


Figure 4.21: Seuillage du détail coefficient de niveau 7 (présence de cavitation).

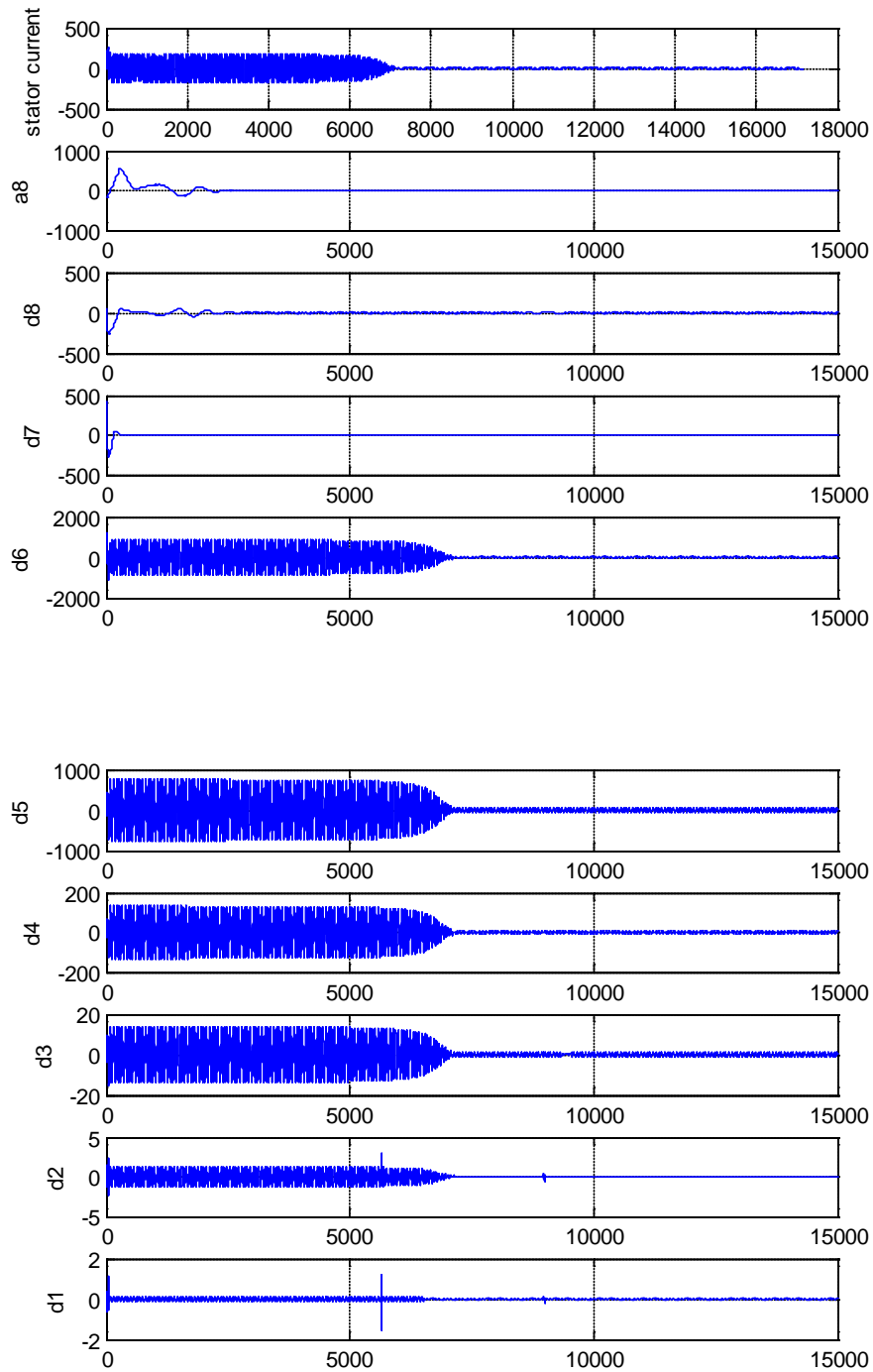


Figure 4.22: Transformée en ondelettes stationnaire du courant statorique (présence de cavitation).

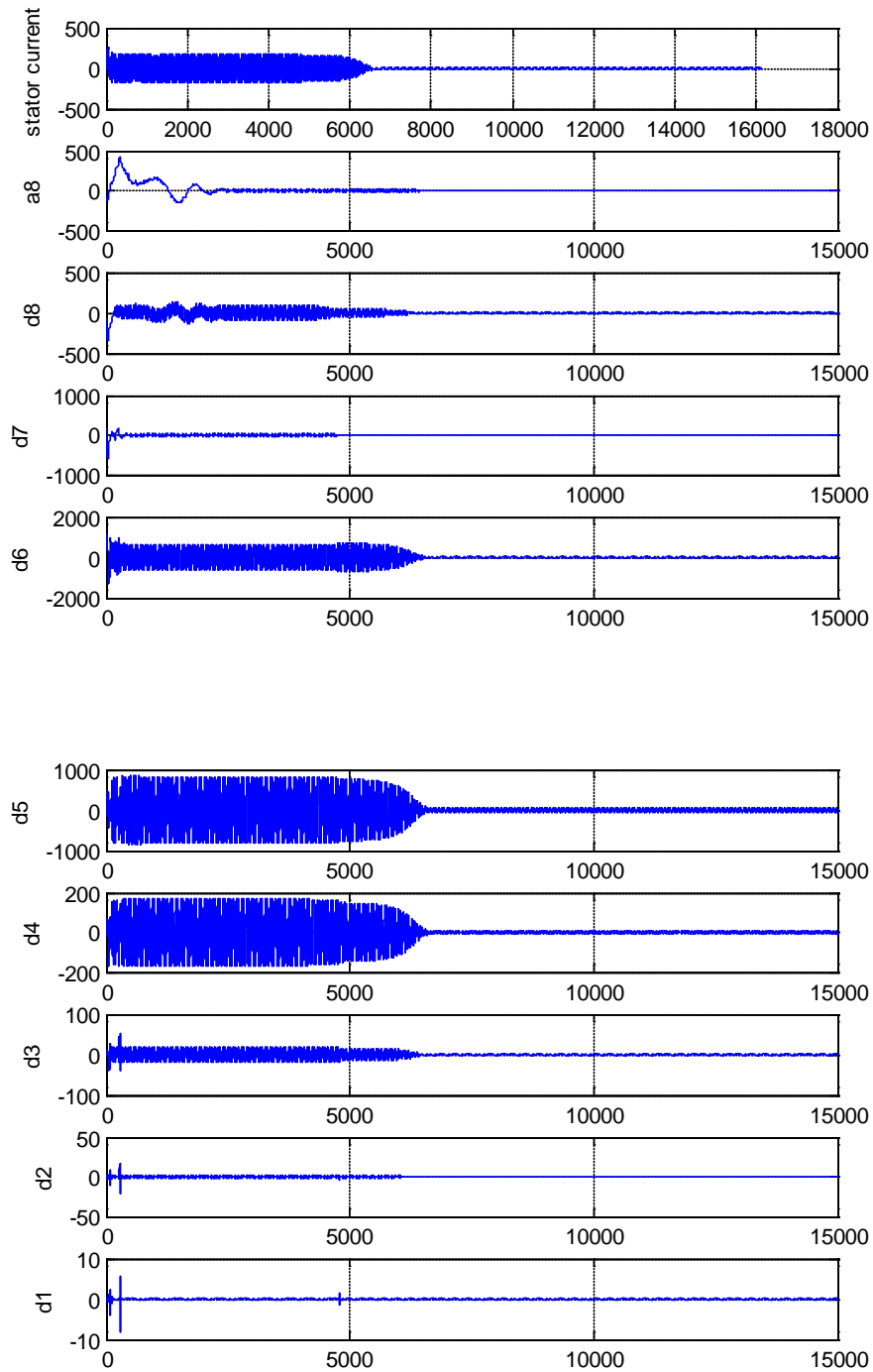


Figure 4.23 : Transformée en ondelettes stationnaire du courant statorique (cc d'une phase de l'alimentation).

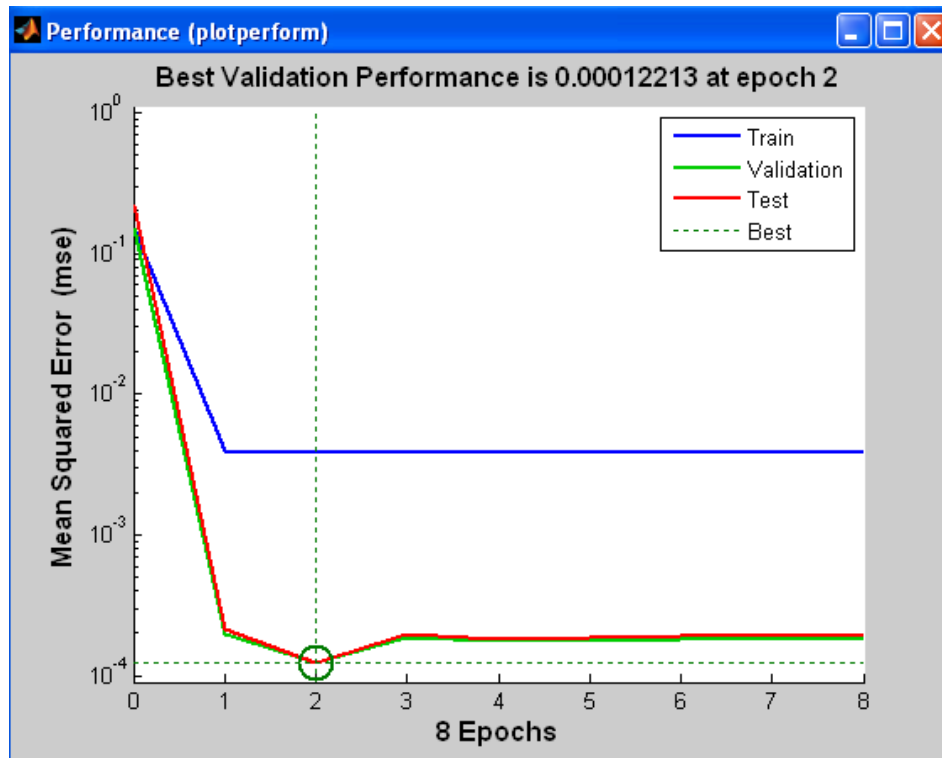


Figure 4.24 : Réponse du perceptron multicouche comme classifieur.

4.6 Conclusion:

L'extraction comme caractéristiques des coefficients des détails de la transformée en ondelette de niveau 7 du courant statorique a permis le diagnostic de la pompe. Ces coefficients sont utilisés comme entrées à un réseau de neurones afin d'établir la classification. Il a été constaté que l'approche étudiée est plus avantageuse d'un point de vue précision de la localisation de l'anomalie par rapport à la méthodologie de diagnostic utilisé dans le chapitre 3 pour la classification des accidents où les signaux indicateurs de défauts étaient des signaux bruts issus des capteurs. La transformée en ondelettes a une bonne résolution dans le domaine temporel et fréquentiel simultanément, plus d'informations peuvent être extraite dans le domaine temporel à différentes bandes de fréquences. Ceci est intéressant pour le diagnostic de toutes les défaillances du système moteur-pompe.

Aussi, du fait qu'un des objectifs de ce travail est de traiter en temps réel le courant statorique par transformée en ondelettes stationnaire, l'identification de l'anomalie par un réseau de neurones puis l'affichage du statut de la pompe, la possibilité de développer un classifieur par arbres de décision (voir concept des arbres de décision au chapitre 3) utilisant les règles linguistiques de type si-alors a été prospectée; pour une meilleure interprétabilité du diagnostic, sauf qu'une estimation biaisée du taux d'erreur de classement est obtenue (biais d'optimisme).

Chapitre 5:

Commande robuste du Réacteur Nur

5.1 INTRODUCTION:

Dans ce chapitre, nous proposons de développer une commande numérique pour faire fonctionner le réacteur de recherche nucléaire Nur selon des profils en paliers de puissance en présence d'incertitudes paramétriques et de perturbation sur la réactivité. La commande utilisée est la technique de la compensation distribuée parallèle (PDC) dérivée de la logique floue [33, 36] mise en œuvre en exploitant un modèle physico-neutronique sous forme d'équations différentielles mis sous la forme d'un multimodèle. Le choix de développer un régulateur en utilisant un multimodèle de type modèle flou Sugeno [23] a été motivé du fait des performances satisfaisantes obtenues dans les travaux rencontrés dans la littérature pour la synthèse de régulateurs flous pour les réacteurs nucléaires de recherche [1, 7, 8, 15, 30, 37].

Dans ce travail, comme le comportement neutronique/thermo-hydraulique du réacteur fonctionnant en palier est non-linéaire et variant dans le temps, la linéarisation du comportement pour synthétiser une commande valable sur tout le domaine de fonctionnement n'est pas possible. Une alternative à cette méthode d'approximation globale est d'utiliser la modélisation locale. Cette dernière consiste à chercher un ensemble de relations entrée-sortie de structures [20] de type si-alors, chacune approximant le fonctionnement du système dans une zone de fonctionnement donnée, d'agréer ces modèles locaux linéaires approximant le modèle linéaire global puis d'appliquer la PDC. L'idée de la PDC est de calculer la loi de commande globale comme pondération des gains locaux par les fonctions d'appartenance respectives. La condition de stabilité de la boucle fermée, le problème de poursuite de référence et la robustesse vis-à-vis des incertitudes paramétriques sont alors formulés en termes d'inégalité matricielles. Ce type d'inégalités est résolvable en utilisant des solveurs fonctionnant sur Matlab citons : Yalmip, BMI solver et SDPT3-4.0.

Dans ce chapitre, nous proposons avant la synthèse d'un contrôleur par PDC et la vérification de la faisabilité du problème d'optimisation (stabilité et la bonne poursuite des trajectoires de référence), de mettre en œuvre un bouclage linéarisant permettant l'obtention d'une loi de commande par retour d'état en effectuant la transformation du modèle non linéaire du réacteur en un modèle linéaire équivalent par changement de coordonnées exact. La linéarisation entrée-sortie du modèle neutronique/thermo-hydraulique mono-variable consiste à trouver un difféomorphisme et un retour d'état non linéaire; tel que le chemin de la nouvelle commande vers la sortie soit linéaire.

5.2 Modélisation du réacteur de recherche nucléaire Nur à des fins de commande:

Pour la synthèse d'une loi de commande pour le réacteur Nur, il est nécessaire d'avoir un modèle neutronique/thermo-hydraulique décrivant le comportement de l'installation.

Le schéma de commande du réacteur Nur est décrit sur la Figure (5.1). Le principe de commande consiste à faire varier la réactivité (dédoublément des neutrons prompts) en déplaçant les barres de contrôle pilotées par moteur pas à pas afin d'atteindre la puissance désirée tout en compensant l'effet de la réactivité due au burnup, à l'effet xénon 135 et aux poisons (les produits de fissions lesquels capturent les neutrons).

Nous considérons le problème de commande posé dans ce travail comme un problème de poursuite de référence sous contraintes de limitation de la période du réacteur (niveau de puissance divisé par le taux de variation de la puissance) et la bornitude du signal de commande.

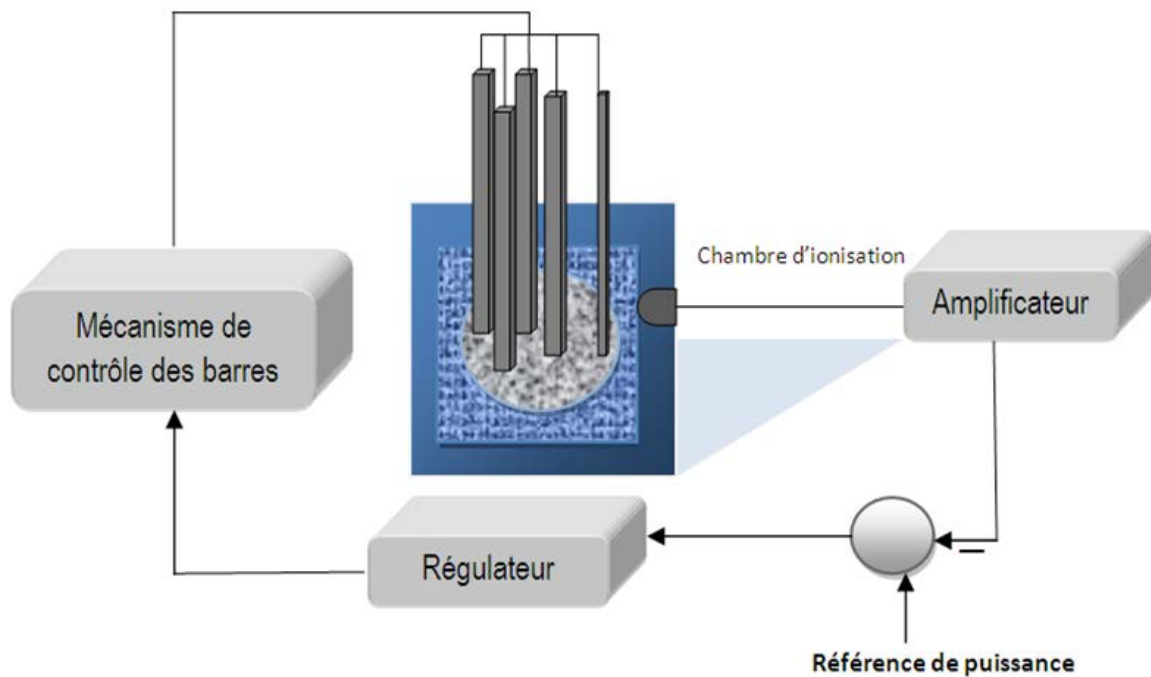


Figure 5.1 : Boucle de commande en étage de puissance actuelle.

Le modèle est donc décrit par les équations suivantes :

$$\dot{x}_1(t) = \frac{u(t)+x_3(t)-\beta}{\mu} x_1(t) + \lambda x_2(t) \quad (5.1)$$

$$\dot{x}_2(t) = \frac{\beta}{\mu} x_1(t) - \lambda x_2(t) \quad (5.2)$$

$$\dot{x}_3(t) = -\alpha\kappa(x_1(t) - n_0) - \gamma x_3(t) \quad (5.3)$$

Avec x_1 : Puissance neutronique (W).

x_2 : La concentration des précurseurs retardés(W).

x_3 : Réactivité interne (sans unité).

$u(t)$: Réactivité externe (sans unité).

β : Fraction totale des neutrons retardés.

λ : Constante de décroissance radioactive des précurseurs (s^{-1}).

μ : Temps de génération des neutrons (s).

α, κ, γ : Constantes dépendant des propriétés thermiques du cœur.

n_0 : Puissance initiale (W).

Il est à noter, que certains paramètres du modèle n'ont pas pu être obtenus de par les expérimentateurs du réacteur Nur, des paramètres de simulation ont été alors utilisés.

5.3 Bouclage linéarisant :

En utilisant l'approche classique telle introduite par Isidori; le fonctionnement du réacteur décrit par les équations neutronique/thermo-hydraulique est considéré comme un système mono-variable de degré relatif égal à 1, dont il est nécessaire de vérifier la bornitude de l'évolution interne. Ce problème est difficile pour lequel il n'existe pas de solution générale, l'étude devant être adaptée au problème posé.

Nous obtenons la linéarisation entrée-sortie du système grâce à un difféomorphisme : $z = \varphi(x)$ et un retour d'état non linéaire $u = \alpha_1(x) + \alpha_2(x)v$; tel que le chemin de la nouvelle commande v vers la sortie soit linéaire $\dot{y} = v$. Où : $\alpha_1 = \frac{-L_f h(x)}{L_g h(x)}$ et

$$\alpha_2 = \frac{1}{L_g h(x)}.$$

Avec, $L_f h(x): R^n \rightarrow R$ et $L_g h(x): R^n \rightarrow R$ sont les dérivées de Lie de h par rapport à f et g respectivement. $L_f h(x)$ est une fonction donnant le taux de variation de h le long du champ de vecteur f , de même pour $L_g h(x)$: $L_f h(x) = \frac{\partial h}{\partial x} f(x)$ et $L_g h(x) = \frac{\partial h}{\partial x} g(x)$.

Nous utilisons pour mettre en œuvre la commande linéarisante le modèle décrit par les équations (5.1), (5.2) et (5.3) et le bouclage linéarisant avec placement de pôle obtenu est donné par :

$$u = \frac{\mu}{x_1} \left[v + \frac{x_1 \beta}{\mu} - \frac{x_1 x_3}{\mu} - \lambda x_2 \right]$$

et

$$v = \dot{P}ref - k(P - Pref) \tag{5.4}$$

Avec :

$x_1(0) > 4W$, r représente la référence en puissance et k un paramètre à déterminer en tenant en compte de la bornitude de la commande.

Les figures suivantes représentent les poursuites de références obtenues pour les profils suivants:

$$\begin{cases} \text{si } 0 \leq t \leq 10s & x_1(t) = 300W \\ \text{si } 10 < t \leq 60s & x_1(t) = 700W \end{cases}$$

$$\begin{cases} \text{si } 0 \leq t \leq 10s & x_1(t) = 500W \\ \text{si } 10 < t \leq 60s & x_1(t) = 1000W \end{cases}$$

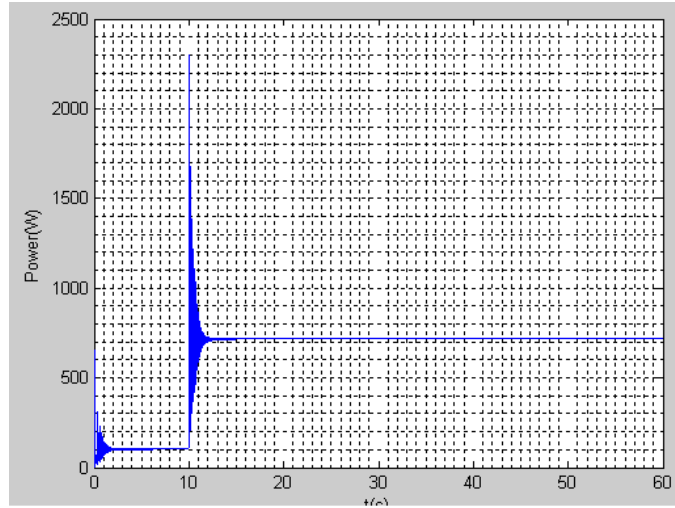


Figure 5.2 : Poursuite de reference du démarrage à 300W à 700W.

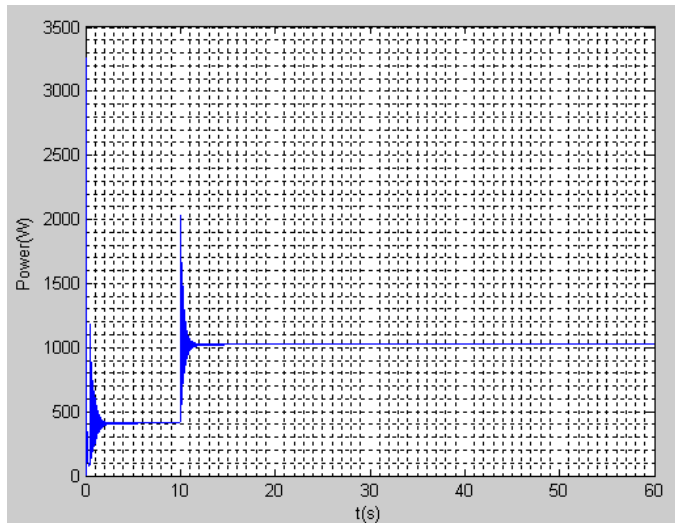


Figure 5.3 : Poursuite de reference du démarrage à 500W à 1000W.

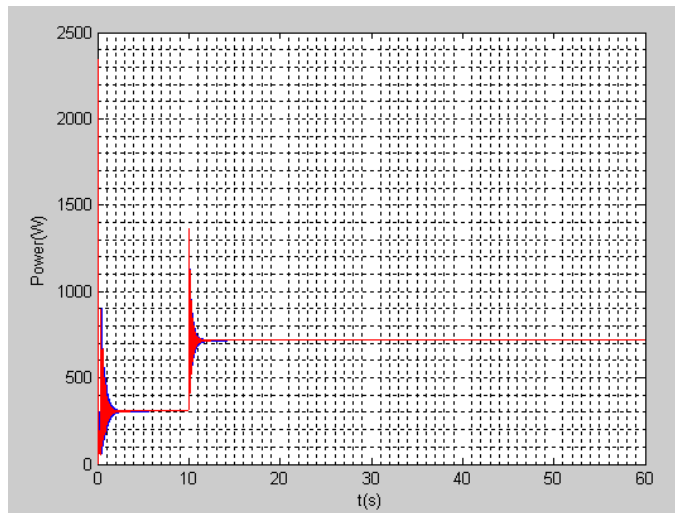


Figure 5.4 : Poursuite de reference du démarrage à 300W à 700W (bleu: normal, rouge: variations paramétriques).

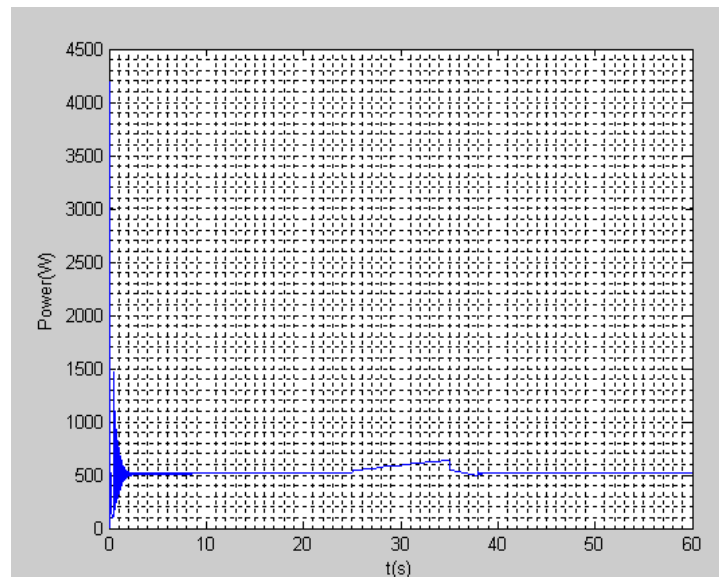


Figure 5.5 : Insertion de réactivité intempestive de 100 p.c.m entre 25s et 35s à 500W.

Nous obtenons des simulations précédentes, la poursuite de différents profils en puissance avec une erreur statique acceptable d'environ 3% ; pour différentes conditions initiales (Figures 5.2 et 5.3). Sauf que la transition entre les différents niveaux de puissance s'effectue avec des oscillations remarquables. Il est envisageable que ces dépassements soient surpassés en pratique par des manœuvres de pilotage lentes, et sont donc tolérables d'un point de vue engineering. Aussi, nous constatons la robustesse des commandes synthétisées vis à vis des variations de 20% sur la fraction de neutrons retardés et sur la constante de décroissance radioactive, l'erreur statique reste inchangée (Figure 5. 4). Les neutrons retardés sont libérés par les produits de fission de la réaction nucléaire. La fraction de neutrons retardés est caractérisée par la constante de décroissance du précurseur du neutron retardé (Les neutrons retardés sont responsables de l'aptitude à contrôler le taux de variation de la puissance du réacteur, ils contribuent à la stabilité du réacteur car ils augmentent le temps moyen de génération des neutrons et apparaissent à basse énergie cinétique). Pour une perturbation sur la réactivité de 100 p.c.m à 500W entre 25s et 35s, le contrôleur est capable de rejeter cette insertion intempestive et de ramener le réacteur à son niveau de fonctionnement permanent sans oscillations dangereuses et avec un minimum d'erreur de poursuite (Figure 5. 5).

5.4 Mise en œuvre du multimodèle :

La linéarisation du comportement des processus réels fortement multivariables, non linéaires et variant dans le temps autour des points d'équilibre, puis la mise en œuvre de commandes linéaires dans chaque zone de linéarité donne souvent des résultats erronés à cause des erreurs de modélisation. Une alternative à cette méthode d'approximation globale est d'utiliser la modélisation locale. Cette dernière consiste à chercher un

ensemble de relations entrée-sortie de structures plus simples, chacune approximant le fonctionnement du processus dans une zone de fonctionnement donnée. Ayant décomposé le problème et développé des modèles locaux pour chaque zone de fonctionnement on doit combiner ces modèles afin d'approximer d'une manière satisfaisante le modèle (système) global. Dans ce travail, les termes non-linéaires ont été judicieusement approximatés par des termes linéaires ceci est détaillé dans la sixième partie de ce chapitre.

5.5 La technique de la compensation distribuée parallèle:

L'idée principale de la PDC est de calculer les gains locaux pour chaque sous-systèmes linéaires, puis de les fusionner en utilisant les fonctions d'appartenance afin d'obtenir le gain de retour d'état global. Les problèmes d'analyse de stabilité et de poursuite de référence sont réduits à des problèmes d'inégalités matricielles. L'avantage d'une telle formulation c'est l'existence de solveurs efficaces pour leur résolution afin de calculer les gains du contrôleur; certains sont utilisés sous MATLAB tel Yalmip, utilisés dans ce travail.

Dans ce qui suit, la procédure de mise en œuvre d'un contrôleur basé PDC [5] est expliquée.

Soit le système non-linéaire décrit par le modèle suivant :

$$\begin{cases} \dot{x} = f(x(t), u(t)) \\ y = Cx \end{cases} \quad (5.5)$$

Le multimodèle associé peut être défini par [3]:

$$\begin{cases} \dot{x} = \sum_{i=1}^r h_i(z(t)) [A_i x(t) + B_i u(t) + d_i] \\ y = Cx \end{cases} \quad (5.6)$$

$i = 1, \dots, r$

Où:

$x(t) \in R^n$: est le vecteur d'état,

$u(t) \in R^m$: est le vecteur d'entrée,

$y(t) \in R^q$: est le vecteur de sortie.

$A_i \in R^{n \times n}$, $B \in R^{n \times m}$, $C \in R^{q \times n}$ sont des matrices adéquates,

d_i : Offset du modèle local i.

$$z(t) = [z_1(t) \quad \dots \quad z_p(t)]$$

$$h_i(z(t)) = \frac{\prod_{j=1}^p M_j^i(z_j(t))}{\sum_{i=1}^r \left(\prod_{j=1}^p M_j^i(z_j(t)) \right)}$$

r : nombre de modèles locaux.

z_j ($j = \overline{1, \dots, p}$) : Variables prémisses (variables de décision) fonctions: des variables d'état, des entrées.

M_j^i : Fonctions d'appartenance.

$M_j^i(z_j(t))$: c'est la valeur d'appartenance de $z_j(t)$ en M_j^i $h_i(z(t)) \geq 0$ et $\sum_{i=1}^r h_i(z(t)) = 1$

Soit x_d le vecteur des variables désirées à atteindre avec le vecteur d'état x .

Résoudre le problème de poursuite revient à résoudre un problème de stabilisation.

$\tilde{x}(t) = x(t) - x_d(t)$ représente l'erreur en poursuite des variables du vecteur d'état.

Le but de la commande est de forcer $\tilde{x}(t)$ à atteindre le 0, ceci est équivalent que $x(t)$ atteint $x_d(t)$. La dérivée temporelle de $\tilde{x}(t)$ donne:

$$\dot{\tilde{x}} = \dot{x}(t) - \dot{x}_d(t) \quad (5.7)$$

Nous obtenons alors :

$$\dot{\tilde{x}} = \sum_{i=1}^r h_i(z(t)) [A_i x(t) + B_i u(t) + d_i] - \dot{x}_d(t) \quad (5.8)$$

Est si l'entrée de commande $u(t)$ satisfait l'équation suivante:

$$\sum_{i=1}^r h_i(z(t)) B_i \tau(t) = \sum_{i=1}^r h_i(z(t)) (B_i u(t) + d_i) + \sum_{i=1}^r h_i(z(t)) A_i x_d(t) - \dot{x}_d(t) \quad (5.9)$$

Où $\tau(t)$ est la nouvelle commande à mettre en oeuvre, nous avons alors :

$$\dot{\tilde{x}}(t) = \sum_{i=1}^r h_i(z(t)) A_i \tilde{x}(t) + \sum_{i=1}^r h_i(z(t)) B_i \tau(t) \quad (5.10)$$

La nouvelle commande $\tau(t)$ est conçue en utilisant le principe de PDC, cette commande est composée de retour d'état linéaires pondérés par les fonctions non-linéaires h_i . Le contrôleur est donné alors par:

$$\tau(t) = - \sum_{i=1}^r h_i(z(t)) K_i \tilde{x}(t) \quad (5.11)$$

Avec: K_i : les gains de retour d'états.

Théorème 5.1:

L'équilibre du système décrit par les équations (5.10, 5.11) est asymptotiquement globalement stable s'il existe une matrice définie positive P telle que:

$$G_{ii}^T P + P G_{ii} < 0 \quad (5.12)$$

$$\left(\frac{G_{ij}+G_{ji}}{2}\right)^T P + P \left(\frac{G_{ij}+G_{ji}}{2}\right) < 0$$

$$i < j \tag{5.13}$$

Avec: $G_{ij} = A_i - BK_i$

Definir $X = P^{-1}$ et $M_i = K_i X$, de telle sorte pour $X > 0$, nous avons $K_i = M_i X^{-1}$.

Si nous considérons les incertitudes paramétriques et défauts actionneur, les contraintes à considérer pour résoudre le problème de poursuite de référence sont celles citées auparavant sauf que les matrices A_i sont remplacées par $A_i + \Delta A_i$ où les matrices ΔA_i sont des matrices appropriées à paramètres variables. Aussi, si nous considérons que la commande est bornée, le théorème 5.2 est utilisé afin de résoudre ce problème.

Théorème 5.2:

En assumant que la condition initiale $x(0)$ est connue, la contrainte $\|u(t)\|_2 \leq \mu$ est vérifiée si $\forall t \geq 0$ les inégalités matricielles suivantes sont vérifiées :

$$\begin{bmatrix} 1 & x(0)^T \\ x(0) & X \end{bmatrix} \geq 0 \tag{5.14}$$

$$\begin{bmatrix} X & M_i^T \\ M_i & \mu^2 I \end{bmatrix} \geq 0 \tag{5.15}$$

La démonstration de ces théorèmes se trouve en [3].

Les inégalités (5.12), (5.13), (5.14) et (5.15) peuvent être résolu efficacement [13] en utilisant yalmip de Matlab pour trouver P et K_i .

5.6 Synthèse de la commande par PDC :

Le comportement du réacteur est exprimé comme agrégation de modèles linéaires locaux pondérés par des fonctions d'activation. La puissance du réacteur est choisie comme variables de décision: $z_1(t) = x_1(t)$.

Le nombre de modèles locaux dépendant de la précision désirée et de la complexité du modèle non linéaire. Dans cette application, nous nous intéressons à faire fonctionner le réacteur dans une plage variant de 0 à 700W (le choix de cette gamme de puissance est justifié expérimentalement par les multiples irradiations à basse puissance et cette limitation de la gamme est aussi due aux problèmes de résolution numérique d'une série d'inégalité matricielles), nous choisissons de mettre en œuvre 9 modèles locaux dont les fonctions d'appartenance sont sous la forme sigmoïdale représentées sur la figure (5.6)

En appliquant l'approximation locale des termes non-linéaires, nous obtenons alors les matrices A_i , les vecteurs B_i ainsi que l'offset d ; le système peut être donc mis sous la forme décrite par les équations (5.6).

Avec :

$$A_i = \begin{bmatrix} -\beta/\mu & \lambda & \omega_i/\mu \\ \beta/\mu & -\lambda & 0 \\ -\alpha\kappa & 0 & -\gamma \end{bmatrix} \quad (5.16)$$

$$B_i = \begin{bmatrix} w_i/\mu \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (5.17)$$

$$d = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \alpha\kappa n_0 \end{bmatrix} \quad (5.18)$$

Et le modèle local peut être mis sous la forme :

Si $x_1(t)$ est P_i

$$\text{alors } \dot{x}(t) = A_i x(t) + B_i u(t) + d \quad (5.19)$$

Avec :

$$P_i = 100, 190, 260, 340, 420, 480, 560, 640, 700 \text{ W.}$$

Nous concevons la synthèse d'un régulateur robuste vis à vis des variations de la fraction de neutrons de fission retardés (β) et insensible aux incertitudes sur la constante de décroissance radioactive (λ) (+20% de variations sont prises en compte).

Résoudre le problème posé revient à résoudre les contraintes considérées, le toolbox Yalmip de Matlab pour le prototypage, la manipulation et la résolution des problèmes d'optimisation est utilisé sauf qu'aucune solution n'est obtenue. Nous obtenons une stabilité marginale.

Ce problème reste aussi non-résolvable en utilisant le BMI solver et le SDPT3-4.0, nous proposons alors de mettre en œuvre le régulateur avec une stratégie anti-emballement, la nouvelle loi de commande est donnée alors par :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{if } (0 \leq |u(t) - x_4(t)| \leq \mu) \\ \quad v(t) = u(t) - x_4(t) \\ \quad \text{elseif} \\ \quad (|u(t) - x_4(t)| < 0) \\ \quad \quad v(t) = 0 \\ \quad \quad \text{else} \\ \quad \quad v(t) = \mu \end{array} \right. \quad (5.20)$$

et les équations d'état du système étudié sont augmentées par l'équation d'état suivante :

$$\dot{x}_4(t) = k_i(x_d - x) + k_s(v(t) - u(t) - x_4(t)) \quad (5.21)$$

Après divers tests essais-erreurs, les gains k_i and k_s sont ajustés de telle sorte d'obtenir:

$$k_i = [1 \quad -0.0005 \quad 0.008]$$

$$k_s = 1$$

(5.22)

Et en utilisant Yalmip, nous obtenons les gains de retour d'état locaux suivants:

$$F_1 = [0.00655292864 \quad -0.00015575638 \quad 999.99661436888]$$

$$F_2 = [0.00557196762 \quad -0.00013243986 \quad 999.99702864773]$$

$$F_3 = [0.00493488392 \quad -0.00011729699 \quad 999.99731186403]$$

$$F_4 = [0.00428783735 \quad -0.00010191732 \quad 999.99760896618]$$

$$F_5 = [0.00366696561 \quad -0.00008715982 \quad 999.99595144771]$$

$$F_6 = [0.00323959171 \quad -0.00007700154 \quad 999.99698683966]$$

$$F_7 = [0.00269599333 \quad -0.00006408079 \quad 999.99838181529]$$

$$F_8 = [0.00204222805 \quad -0.00004854148 \quad 999.99869941845]$$

$$F_9 = [0.00316992238 \quad -0.00007534630 \quad 1000.0009876783]$$

(5.23)

Nous proposons en premier lieu de faire fonctionner le réacteur à basse puissance selon le profil :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{si } 0 \leq t \leq 50s \quad x_1(t) = 50W \\ \text{si } 50 < t \leq 100s \quad x_1(t) = 250W \\ \text{si } 100 < t \leq 150s \quad x_1(t) = 500W \end{array} \right.$$

Ensuite selon le profil :

$$\begin{cases} \text{si } 0 \leq t \leq 50s & x_1(t) = 300W \\ \text{si } 50 < t \leq 150s & x_1(t) = 500W \end{cases}$$

Avec une condition initiale $n_0 = 1W$ puis $n_0 = 10W$; la puissance converge quelque soit la condition initiale vers la puissance désirée avec des oscillations inférieures à 3% et une erreur statique d'environ 1.6% (Figure 5.7, Figure 5.8 et Figure 5.9)

Nous constatons sur la Figure (5.10) que le régulateur est insensible vis-à-vis des incertitudes paramétriques considérées et l'erreur statique reste égale à 1.6%.

Un résultat aussi satisfaisant est obtenu pour le test des perturbations, une insertion de réactivité intempestive de 80 p.c.m en échelon durant 20s pour un réacteur fonctionnant en régime stationnaire à 500W est réalisée, (Figure 5.11). Le contrôleur permet alors de ré-atteindre le niveau de puissance initiale sans oscillation dangereuse et avec un minimum d'erreur de poursuite.

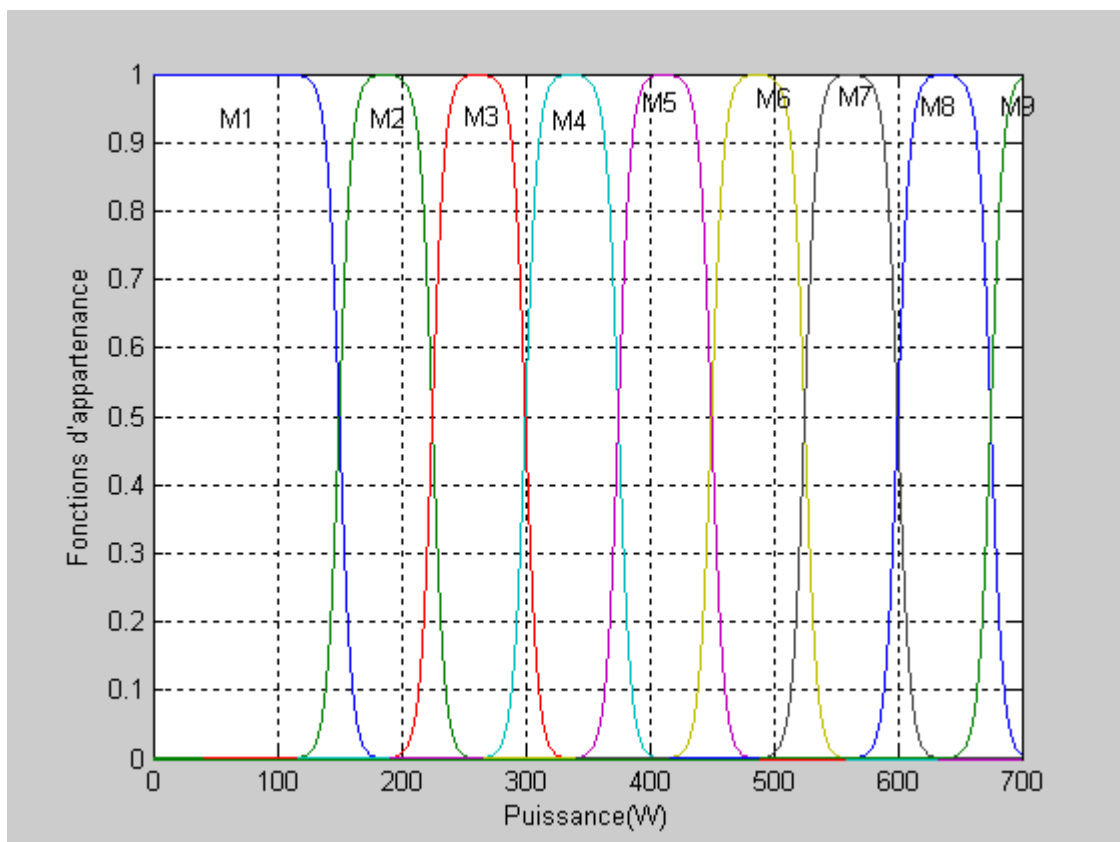


Figure 5.6 : Fonctions d'appartenance pour la puissance.

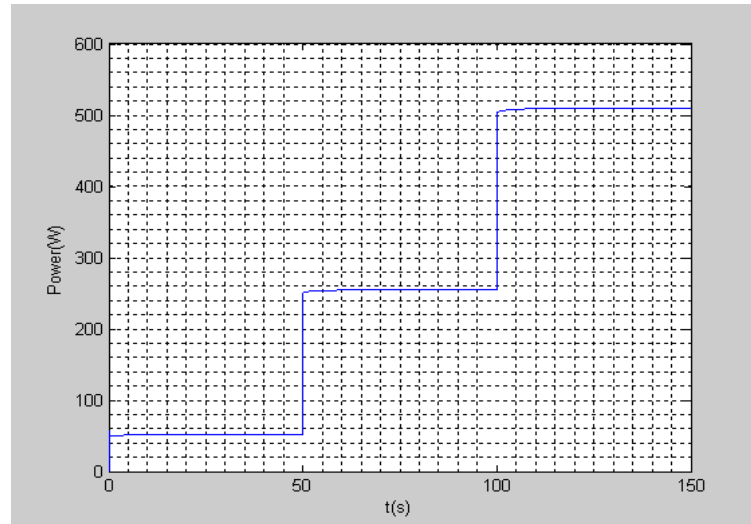


Figure 5.7 : Poursuite de la référence en puissance de 50W à 250W à 500W ($n_0 = 1W$).

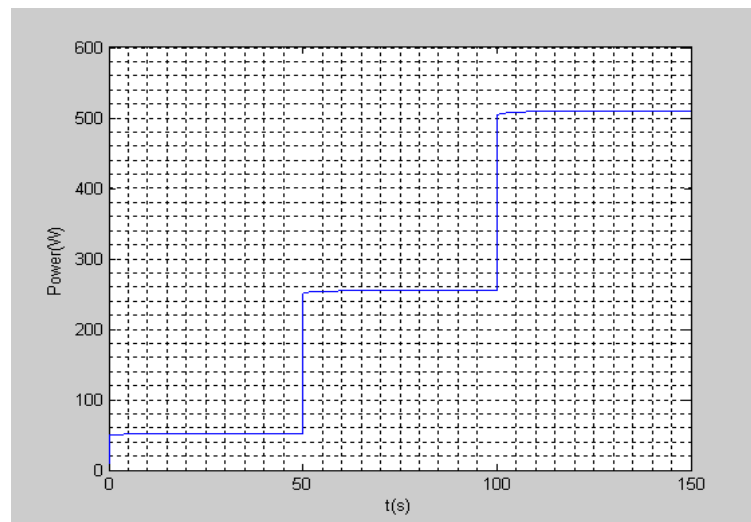


Figure 5.8 : Poursuite de la référence en puissance de 50W à 250W à 500W ($n_0 = 10W$).

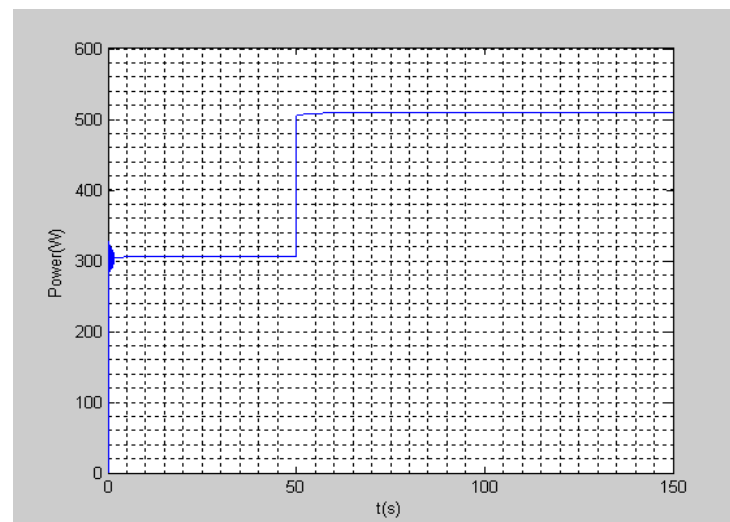


Figure 5.9 : Poursuite de la référence en puissance de 300W à 500W ($n_0 = 1W$).

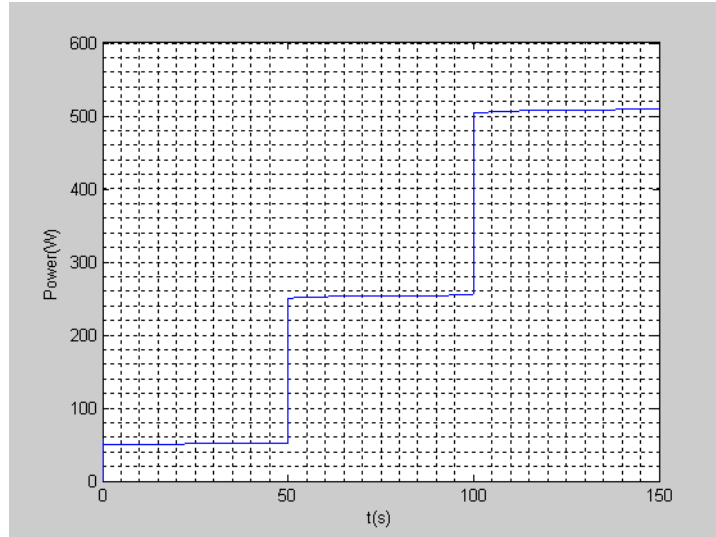


Figure 5.10 : Poursuite de la référence en puissance de 50W à 250W à 500W ($n_0 = 1W$) en présence d'incertitudes.

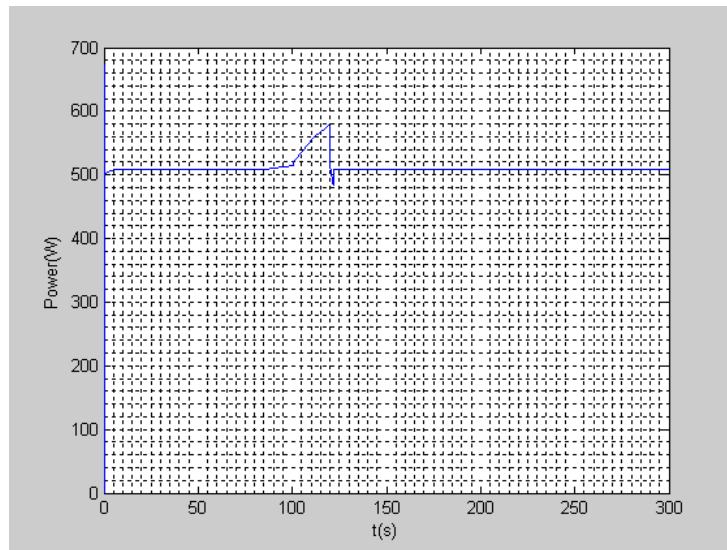


Figure 5.11 : Poursuite de la référence en puissance de 500W ($n_0 = 1W$) et insertion de réactivité entre 100s et 120s.

5.7 Conclusion:

La commande linéarisante a permis d'obtenir des performances acceptables sous conditions de manœuvres de pilotage lentes lors des transitions entre niveaux de puissance.

Aussi, un modèle neutronique/thermo-hydraulique du réacteur nucléaire est décomposé en modèles locaux. Les termes non-linéaires sont approximés par des termes linéaires, les modèles linéaires locaux sont ensuite construits puis une technique d'agrégation est appliquée pour obtenir un modèle global (le multimodèle).

Afin de faire fonctionner le réacteur en étages de puissance, un contrôleur basé multimodèle est synthétisé utilisant la technique de la compensation distribuée parallèle. Ce schéma permet une bonne poursuite de la référence en puissance même en cas de variations paramétriques et de perturbation quelque soit la puissance initiale et les niveaux de puissances à atteindre pour la marge de puissance considérée.

Conclusion générale

Conclusion Générale:

Le travail élaboré dans le cadre de cette thèse de doctorat consiste en la mise en œuvre d'un système d'aide au diagnostic des accidents et défaillances pompes du réacteur Nur (OLMNur) ainsi que le développement d'une commande tolérante passive permettant la poursuite de références en puissance.

Le prototype de l'OLMNur, construit dans ce travail, est un système informatisé, temps réel, permettant d'identifier l'état de l'installation après traitement des paramètres de sureté critiques. La classification des accidents est effectuée par réseaux de neurones artificiels et le diagnostic pompe par une technique basée transformée en ondelettes stationnaire et un réseau de neurones. La mise en œuvre de l'OLMNur est accomplie en utilisant des toolkits de Labview et Matlab. L'interface graphique de ce système d'aide doit afficher en temps réel : les paramètres de sureté critiques à acquérir de la centrale d'acquisition de l'installation en utilisant le Toolkit Labview Internet et une connexion TCP-IP via le réseau local ainsi que le statut de l'installation identifié soit par un diagnostic numérique basé symptômes (système d'alarme par une logique de dépassement de seuils) soit par un diagnostic basé événements.

Le diagnostic basé événements est réalisé en utilisant les réseaux de neurones artificiels : les réseaux de neurones multicouches conviennent au problème de diagnostic posé, ils permettent l'utilisation d'une grande base de données (scalabilité) et sont capables de généralisation. Aussi, ces réseaux sont adaptés à un environnement bruité, sauf qu'ils peuvent fournir une réponse erronée pour les transitoires non considérés dans la phase d'apprentissage, il est alors impératif d'utiliser des sélecteurs maximums pour minimiser ce type de réponse.

Le diagnostic de la pompe de refroidissement est accompli aussi dans ce travail en utilisant la transformée en ondelettes et les réseaux de neurones artificiels: le courant statorique du moteur asynchrone de la pompe est analysé en utilisant une décomposition en ondelettes stationnaires afin d'extraire les caractéristiques et un réseau neuronal est utilisé comme classifieur des défaillances. La transformée en ondelettes à une bonne résolution dans les domaines fréquentiels et temporels simultanément.

Enfin; un contrôleur numérique est développé pour une poursuite en référence de la puissance en utilisant un modèle cinétique de l'installation mis sous forme d'un multi-modèle en exploitant l'approche des secteurs de non-linéarités pour obtenir les modèles locaux. Après agrégation de ces modèles, la technique de la compensation distribuée parallèle est proposée en jonction avec une stratégie anti-windup. Les incertitudes paramétriques sont considérées dans les contraintes pour la détermination des gains des régulateurs locaux. Des résultats satisfaisants sont obtenus pour différentes conditions initiales et la poursuite robuste de diverses trajectoires.

Conclusion générale

Nous proposons comme perspectives à ce travail, de bénéficier des réacteurs de recherche à distance (Internet Reactor Laboratories): les signaux des paramètres pertinents issus de l'installation sont transmis en temps réel des réacteurs de recherche à l'ordinateur personnel permettant le traitement des paramètres par les algorithmes mis en œuvre.

Aussi ; l'utilisation des ensembles flous de type 2 est envisageable; ces ensembles prennent en compte les incertitudes pour la synthèse d'une commande basée multimodèle.

Production Scientifique

Production scientifique:

Publication Internationale:

- ✚ A.N.Allalou. M. Tadjine. M.S.Boucherit. *On-line Monitoring and Accidents Diagnosis Aid System For Nur Nuclear Research Reactor*. Turkish Journal Of Electrical Engineering and Computer Sciences, 2016, Volume 24, Numero: 3.

Communications Internationales:

- ✚ A.N.Allalou. M. Tadjine. M.S.Boucherit. *Neural Networks Classification Of Nur Research Reactor Transients*. 1st International Conference on Automation and Mechatronics. Oran, 2011.
- ✚ A.N.Allalou. M. Tadjine. M.S.Boucherit. *Robust Control of a Nuclear Research Reactor Based on Multimodel and Parallel Distributed Compensation*. 4th International Conference on Nuclear and Renewable Energy Ressources. Antalya, 2014.
- ✚ A.N.Allalou. M. Tadjine. M.S.Boucherit. *Wavelet and Artificial Neural Networks For the Fault Diagnosis Of The Secondary Cooling Pump Of Nur Nuclear Research Reactor*. The 8th African Conference on Research Reactor Utilization and Safety. Alger, 2014.
- ✚ A.N.Allalou. M. Tadjine. M.S.Boucherit. *Control of a Jacketed Continuous Stirred Tank Reactor Based on Multimodel and Parallel Distributed Compensation*. 5th International Conference on Systems and Control. Maroc, 2016.

Communications Nationales

- ✚ A.N.Allalou. M.Kaci. *Control of a nuclear research reactor based on advanced control approaches*. 9^{ème} conférence sur le génie électrique à l'Ecole Militaire Polytechnique. Bordj el Bahri, Algérie 2015.
- ✚ A.N.Allalou. *Diagnostic d'une pompe de refroidissement par transformée en ondelettes et arbres de décision*. 1^{ère} conférence nationale sur les CFD et la technologie. Centre de recherche nucléaire de Draria, 2016.

Références bibliographiques

Références:

- [1] F.Adda, C.Larbes, M.Allek, M.Loudini, Design of an intelligent fuzzy logic controller for a nuclear research reactor. *Progress in Nuclear Energy*, vol.46, N° 3-4, pp. 328-347, 2005.
- [2] K.Ahn, S.Park, Development of a risk-informed accident diagnosis and prognosis system to support severe accident management, *Nuclear Engineering and Design*, vol.239, pp.2119-2133, 2009.
- [3] E.Ayaz, Component-wide and plant-wide monitoring by neural networks for Bossele nuclear power plant, *Energy conversion and management*, vol.49, pp.3721-3728, 2008.
- [4] H.Bendjama, S.Bouhouche, M.S.Boucherit, Application of wavelet transform for fault diagnosis in rotating machinery, *international journal of machine learning and computing*, vol.2, no.1, pp. 82-87 (2012).
- [5] M.K.Chang, J.J.Liou, M.L.Chen, T-S Fuzzy model-based tracking control of a one-dimensional manipulator actuated by pneumatic artificial muscles, *Control Engineering Practice* 19, 1442-1449, 2011.
- [6] B.H.Chen, X.Z.Wang, S.H.Yang, C.McGreavy, Application of wavelets and neural networks to diagnostic system development, 1, feature extraction, *Computers and Chemical Engineering* 23, 899-906 (1999).
- [7] R.Coban, Burhanettin Can, A trajectory tracking genetic fuzzy logic controller for nuclear research reactor, *Energy conversion and management* 51(2010)587-593.
- [8] R.Coban, A fuzzy controller design for nuclear research reactor using the particle swarm optimization algorithm, *Nuclear Engineering and Design* 241(2011)1899-1908.
- [9] I. Daubechies, *Ten lectures on wavelets*, SIAM, Philadelphia, 1992.
- [10] K.L.Du, M.N.S.Swamy, *Neural Networks in a soft computing Framework*, Springer-Verlag (2006).
- [11] M.Eltabach, A.Charara, I.Zein, A comparaisn of external and internal methods of spectral analysis for broken rotor bars detection in induction motor, *IEEE, Transaction on industrial Electronics*, vol 51, n°1 p 107-121, 2004.
- [12] R.Falkeborn, J.Löfberg, A.Hansson, Low-rank exploitation in semidefinite programming for control, 2011, *International Journal of Control*, (84), 12, 1975-1982.
- [13] S.Gentil, *Supervision des procédés complexes*. Hermès science publications, Paris, 2007.
- [14] T. Hamidouche, H .Mazrou, K.Ibrahim, A .Bousbia-Salah, Safety analysis of a 1MW pool type research reactor, *Transactions on 11th International Topical Meeting Research Reactor Fuel Management and Meeting of The International Group of Reactor Research*, 11-15 Mars ,Lyon, France.
- [15] J.Humberto Perez-Cruz, I.Chairez, A.Poznyak, Jose de Jesus Rubio, Constrained neural control for the adaptive tracking of power profiles in a Triga reactor. *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, Volume7, number 7(B), July 2011.
- [16] R.Isermann, *Fault-Diagnosis Applications, Model-Based Condition Monitoring: Actuators, Drives, Machinery, Plants, Sensors, and Fault-tolerant Systems*. Springer-Verlag Berlin Heidelberg (2011).
- [17] J.Jensen, K.Dayton, Detecting cavitation in centrifugal pumps- Experimental results of the pump laboratory-, *ORBIT*, vol.20, no.2, pp. 46-48 (1999).
- [18] D.Jingjing, S.Chunyue, L.Ping, Modeling and control of a continuous stirred tank reactor based on a mixed logical dynamical model, *Chin.J.Chem.Eng.*, 15(4) 533-538, 2007.
- [19]T.Kempowsky, *Surveillance des procédés à base de méthodes de classification : conception d'un outil d'aide pour la détection et le diagnostic des défaillances*. Thèse de doctorat en Systèmes Industriels. Institut National des Sciences Appliquées de Toulouse. 2004.
- [20] D.Kukolj, E.LEVI, Identification of complex systems based on neural and Takagi-Sugeno Fuzzy model, *IEEE Trans.on systems, man and cybernetics, Part B*, vol 34(1),pp.272-282, 2004.

- [21] S.Lesecq, S.Gentil, S.Taleb, Fault Detection based on Wavelets transform. Application to a roughing mill, IFAC Safeprocess 2006, Pékin, Chine, 2006.
- [22] B.Meftah, T.Zidi, A.Bousbia-Salah, Neutron flux optimization in irradiation channels at Nur research reactor. *Annals of Nuclear Energy*, vol.33, pp.1164-1175, 2006.
- [23] K.Mehran, Takagi-Sugeno Fuzzy Modeling for Process Control, Newcastle University, 2008.
- [24] K.Mo, S.J.Lee, P.H.Seong, A dynamic neural network aggregation model for transient diagnosis in nuclear power plants, *Progress in Nuclear Energy*, vol.49, pp.262-272, 2007.
- [25] K. Nabeshima , T. Suzudo , S. Seker , E. Ayaz, B. Barutcu , E. Torkcan , T. Ohno , K. Kudo, On-line neuro-expert monitoring system for BORSSELE nuclear power plant, *Progress in Nuclear Energy*, Vol.43, No. 1-4, pp. 397-404, 2003.
- [26] F.Niehaus. Use of probabilistic safety assessment (PSA) for nuclear installations, *Safety science*, vol.40, 153-176, 2002.
- [27] V.Muralidharan, V.Sugumaran, A comparative study of Naïve Bayes classifier and Bayes net classifier for fault diagnosis of monoblock centrifugal pump using wavelet analysis, *Applied Soft Computing* 12, 2023-2029 (2012).
- [28] S.Y.Park, K.Ahn, SAMEX: A severe accident management support expert, *Annals of Nuclear Energy*, vol.37, pp.1067-1075, 2010.
- [29] K. Patan, M. Witzak, J. Korbicz, Towards robustness in neural networks based fault diagnosis, *Int.J.Appl.Math.Comput.Sci.*vol.18, N°4, 443-454, 2008.
- [30] T.Rivero-Gutierrez, J.S.Benitez-Read, A.Segovia-De-los-Rios, L.C.Longoria-Gandara, J.C.Placios-Herandez, Design and implementation of fuzzy controller for a TRIGA Mark III reactor, *Science and technology of nuclear installations*, volume 2012.
- [31] T.V. Santosh G. Vinod, A.K. Babar, H.S. Kushwaha, V. Venkat Raj, Symptom based diagnostic system for nuclear power plant operations using artificial neural networks, *Reliability Engineering and System Safety*, vol.82, pp. 33-40, 2003.
- [32] T.V. Santosh, A. Srivastava, V.V.S. Sanyasi Rao, A.K. Ghosh, H.S. Kushwaha, Diagnostic system for identification of accident scenarios in nuclear power plants using artificial neural networks, *Reliability Engineering and System Safety*, vol.94, pp.759-762, 2009.
- [33] M.Seidi, A.H.D.Markazi, Performance-oriented parallel distributed compensation, *Journal of the Franklin Institute* 348, 1231-1244, 2011.
- [34] A.SKAF, Etude d'un système de supervision et de commande d'un procédé complexe comme un élément de base d'une organisation distribuée comprenant des machines et des hommes. Thèse de doctorat en Automatique et Productique. Univ Joseph Fourier. 2001.
- [35] C.Skovmose Kallesøe, R.Izadi-Zamanbadi, H.Rasmussen, V.Cocquempot, Model based fault diagnosis in a centrifugal pump application using structural analysis, *Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Control applications*, vol.2, pp 1229-1235.
- [36] K.Tanaka, H.O.Wang, Fuzzy control systems design and analysis: a linear matrix inequality approach, John Wiley & Sons, Inc, 2001.
- [37] V.Topuz, A.Fevzi Baba, Soft computing technique for power control of Triga MarkII reactor, *Expert systems with applications* 38(2011) 11201-11208.
- [38] R .E. Uhrig, J. W .Hires, Computational intelligence in nuclear engineering, *Nuclear Engineering and technology*, vol.37 n°2 pp.127-138,2005.
- [39] T. Zergoug, L .Mamou, M. Mokeddem, A .Bousbia-Salah, F .D'Auria, Safety analysis of neutron flux optimization in irradiation channels at the Nur research reactor, *Nuclear Technology and Radiation Protection*, vol.XXI, n°2 pp.33-38,Belgrade, December 2006.

Résumé de la thèse

تلخيص:

الهدف من هذا العمل هو انشاء نظام الي لمراقبة ,كشف و عزل الحوادث و الخلل و كذا تطوير الية تحكم متسامحة للمفاعل الجزائري نور ذلك باستعمال البرمجين **Matlab** و **LABVIEW**.
تم تصنيف حوادث المفاعل و خلل المضخة باستعمال تقنية شبكة العصبونات الاصطناعية و التحليل بالموجات الثابتة بواسطة **Matlab** واما **LABVIEW** فاستعمل للتشبيك و كذا انشاء الواجهة و تحليل الوسائط الامنية الحساسة.
من جهة اخرى تم تركيب متحكم رقمية متسامحة مثبطة لتشغيل المفاعل للوصول الى مستويات طاقوية مختلفة في حالة وجود تغيرات الثوابت و زيادة التفاعلية غير المتحكم فيها هذا باستخدام نموذج حركي للمفاعل وضع على شكل متعدد النماذج متحكم فيه بالية التعويض الموزع بالتوازي . تم تحديد قيم الريح للمتحكمات الجزئية بعد حل مجموعة من المتراجحات للمصفوفات. نتائج جيدة و مقبولة تم الحصول عليها من اجل تتبع عدة مستويات طاقوية انطلاقا من شروط ابتدائية متنوعة.

كلمات مفتاحية: المفاعل نور، مراقبة، تشخيص الخلل، متحكم متسامحة، شبكة العصبونات الاصطناعية، التحليل بالموجات الثابتة، التعويض الموزع بالتوازي.

Abstract:

This thesis deals with the design of a computerized monitoring, diagnosis and tolerant control system for Nur Algerian nuclear research reactor. This aid system based on real time plant specific safety parameters carries out early detection and identification of accidents and pump failures that might affect this reactor using supervised neural networks and wavelet stationary transform. Matlab is used to develop diagnosis techniques and the graphical programming language Labview is used for networking, creating human operator interface and embedding the diagnosis procedure. The junction between Matlab and Labview is performed using Labview Matlabscrip. In addition, the robust control of this reactor is achieved. The decomposition of the kinetic reactor model in order to obtain simpler dynamic models under multimodel form is successfully done. Afterwards, a controller based parallel distributed compensation technique and an anti-wind up strategy is synthesized to track the desired power reference. The stability condition of the closed-loop control system is formulated in terms of matrix inequalities. This scheme shows good set points tracking of power and permits disturbance rejection and robustness toward uncertainties for various initial and desired power levels.

Key words: Nur reactor, supervision, diagnosis, tolerant control, neural network, wavelet transform, parallel distributed compensation.

Résumé:

L'objectif de notre travail est de développer un système informatisé de supervision, diagnostic et commande tolérante pour le réacteur nucléaire de recherche algérien Nur. Cette plateforme est conçue en utilisant Labview et Matlab. Le système d'aide au diagnostic d'accidents et défaillances pompe de refroidissement utilise des techniques de diagnostic développées à base de réseaux de neurones artificiels et transformée en ondelettes stationnaires tandis que Labview est utilisé pour le networking, le développement de l'interface et le traitement des paramètres de sureté par les techniques de diagnostic mises en œuvre. La jonction entre Labview et Matlab est effectuée en utilisant le Labview Matlabscrip. De plus, une commande tolérante passive est proposée afin de faire fonctionner le réacteur pour atteindre divers niveaux de puissance en présence de variation paramétriques et insertion de réactivité intempestive. Cette commande est développée en exploitant un modèle cinétique du réacteur mis sous la forme d'un multimodèle en utilisant la technique de la compensation distribuée parallèle et stratégie anti-emballement. Les gains des contrôleurs locaux sont obtenus après résolution d'une série d'inégalités matricielles. Des performances satisfaisantes sont obtenues pour des poursuites de références pour diverses conditions initiales et différents niveaux de puissance à atteindre.

Mots clés: réacteur Nur, supervision, diagnostic, commande tolérante, réseaux de neurones, transformée en ondelettes, compensation distribuée parallèle.