



HAL
open science

Contribution au pronostic de défaillances par réseau neuro-flou : maîtrise de l'erreur de prédiction.

Otilia Elena Vasile - Dragomir

► To cite this version:

Otilia Elena Vasile - Dragomir. Contribution au pronostic de défaillances par réseau neuro-flou : maîtrise de l'erreur de prédiction.. Automatique / Robotique. Université de Franche-Comté, 2008. Français. NNT: . tel-00362509

HAL Id: tel-00362509

<https://theses.hal.science/tel-00362509>

Submitted on 18 Feb 2009

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Année : **2008**

THESE

présentée à

**L'UFR des Sciences et Techniques
de l'Université de Franche-Comté**

pour obtenir le

GRADE DE DOCTEUR DE L'UNIVERSITE DE FRANCHE-COMTE

en **Automatique**

(**Ecole Doctorale Sciences Physiques pour l'Ingénieur et Microtechniques**)

**Contribution au pronostic de défaillances par réseau
neuro- flou : maîtrise de l'erreur de prédiction**

par

Otilia Elena VASILE

Soutenue le 24 octobre 2008

devant la Commission d'examen :

Rapporteurs :

Pierre BORNE

Adrian FILIPESCU

Professeur, Ecole Centrale de Lille

Professeur, Université Dunarea de Jos de Galati

Examineurs :

Ioana FAGARASANU

Rafael GOURIVEAU

Daniel RACOCEANU

Maître de Conférences, UPB de Bucarest

Maître de Conférences, ENSMM de Besançon

Maître de Conférences, UFC de Besançon

Directeur de thèse :

Sergiu Stelian ILIESCU

Noureddine ZERHOUNI

Professeur, UPB de Bucarest





Professeur, ENSMM de Besançon

Remerciements

Je tiens avant tout à remercier Monsieur Noureddine ZERHOUNI, professeur à l'Ecole Nationale Supérieure de Mécanique et de Microtechnique de Besançon (ENSMM) et Sergiu Stelian ILIESCU, professeur à l'Université Politehnica de Bucarest de m'avoir accueilli au sein de leurs équipes. Je leur suis sincèrement reconnaissante pour leurs encadrements, conseils et orientations.

J'exprime toute ma profonde gratitude à Rafael GOURIVEAU, maître de conférences à l'Ecole Nationale Supérieure de Mécanique et de Microtechnique de Besançon (ENSMM), non seulement pour son encadrement de très haut niveau, ses précieux conseils et orientations, mais également pour sa disponibilité et son dévouement. Je le remercie de m'avoir toujours poussée vers l'avant, pour toute la confiance qu'il a porté en moi et qui m'a permis d'acquérir une précieuse expérience du métier d'enseignant chercheur. Je le remercie tout simplement pour sa sincère amitié et ses précieuses qualités humaines.

Je remercie messieurs les membres du jury pour la caution qu'ils ont bien voulu apporter à ce travail. J'adresse mes remerciements à :

-  Monsieur Dumitru POPESCU, doyen de la Faculté d'Automatique de l'Université Politehnica de Bucarest. Je le remercie particulièrement d'avoir accepté de présider le jury de soutenance,
-  Monsieur Pierre BORNE professeur à l'Ecole Centrale de Lille et à Monsieur Adrian FILIPESCU professeur à l'Université "Dunărea de Jos" din Galați pour leur travail de lecture critique du manuscrit,
-  Monsieur Daniel Racoceanu, maître de conférences HDR à l'Université de Franche-Comté, à Madame Ioana FAGARASANU maître de conférences à l'Université Politehnica de Bucarest et à Monsieur Rafael GOURIVEAU maître de conférences à l'ENSMM de Besançon de m'avoir honoré en acceptant d'être examinateurs.
-  Je souhaite également remercier Monsieur Nicolas CHAILLET professeur à l'UFC et directeur Département Automatique et Systèmes Micro-Mécatronique (AS2M) de l'institut FEMTO-ST. Je le remercie particulièrement de m'avoir accueillie dans son laboratoire. Je le remercie personnellement et au nom de l'équipe de maintenance et

sûreté de fonctionnement pour sa collaboration, et pour l'ensemble des ressources humaines et matérielles mises à ma disposition durant la thèse.

Je souhaite remercier très vivement la personne sans laquelle tout ceci n'existerait pas : Eugenia MINCA. Je suis très reconnaissante aux membres de l'équipe SSAI du FIE et à Luminita pour leurs précieux conseils qui m'ont permis de bien préparer cette thèse en cotutelle et ma soutenance.

Je remercie très sincèrement et sans exception, l'ensemble du personnel du département AS2M pour l'excellente ambiance qui y règne. Ces années de thèse ont été pour moi l'occasion de connaître des personnes exceptionnelles qui m'ont tout simplement offert leur sincère amitié, et avec qui j'ai partagé d'agréables moments. Je remercie très chaleureusement Hafida, Mohamed, Karim et François pour tout ce que nous avons vécu ensemble.

Je remercie bien particulièrement Florin et a ma petite Daria pour tout ce qu'ils font pour moi.

Enfin, merci à mes parents pour toute l'éducation qu'ils m'ont inculquée et surtout de m'avoir encouragé et permis de réaliser une thèse de doctorat.

Table des matières

Remerciements	3
Table des matières	7
Notations et abréviations	9
Liste des tableaux	10
Liste des figures	11
Introduction générale.....	15
Chapitre I : Introduction à la problématique du pronostic industriel.....	21
I.1. Introduction	22
I.2. Concepts de base et définitions	23
I.2.1. Les concepts de défaillance, de dégradation et de panne.....	23
I.2.2. Maintenance et sûreté de fonctionnement.....	25
I.3. Le concept de pronostic	27
I.4. Les approches de pronostic.....	31
I.4.1. Classification des approches de pronostic	31
I.4.2. Pronostic basé sur le modèle physique	36
I.4.3. Pronostic guidé par les données	40
I.4.4. Pronostic basé sur l'expérience.....	44
I.5. Synthèse partielle.....	46
Chapitre II : Contribution à la formalisation du pronostic et à l'élaboration d'un cadre applicatif.....	51
II.1. Introduction	52
II.2. Formalisation du processus de pronostic	53
II.3. Indicateurs de pronostic.....	56
II.3.1. Les mesures du pronostic.....	56
II.3.2. Mesures de performance pour le processus de pronostic.....	59
II.3.3. Vers la maîtrise et la stabilité du système prédictif	62
II.4. Classification des outils de pronostic orientée application.....	64
II.4.1. Le cadre informationnel.....	64
II.4.2. Typologie des outils, orientée application	66
II.4.3. Outils orientés données	67
II.4.4. Outils orientés information	68
II.4.5. Outils orientés connaissance	69
II.5. Applicabilité des outils de pronostic	71
II.5.1. Typologies des critères d'applicabilité des outils de pronostic	71
II.5.2. Caractéristiques industrielles restrictives des outils de pronostic.....	72
II.5.3. Caractéristiques souhaitables	74
II.6. Guide de choix d'un outil de pronostic	75
II.7. Synthèse partielle.....	77
Chapitre III : Elaboration d'une solution hybride neuro-floue pour la maîtrise de l'erreur de prédiction à moyen terme.....	79
III.1. Introduction	80
III.2. Vers un système neuro- flou de pronostic	80
III.2.1. Emergence des systèmes hybrides pour la prédiction.....	81

III.2.2.	Systèmes neuro- flou et prédiction	83
III.2.3.	Architectures neuro- floues	85
III.2.4.	ANFIS- un outil hybride pour le pronostic	88
III.3.	Maitrise de l'erreur de prédiction à moyen terme	91
III.3.1.	Améliorations potentielles d'un système ANFIS	92
III.3.2.	Etude Expérimentale	96
III.4.	Synthèse partielle.....	104
Chapitre IV : Approche floue / possibiliste du pronostic de défaillance : modélisation et évaluation prévisionnelle de la fiabilité		107
IV.1.	Introduction	108
IV.2.	Mathématique de la théorie de la fiabilité	108
IV.2.1.	Eléments fondateurs.....	108
IV.2.2.	Evaluation de la fiabilité par modélisation de la dégradation.....	109
IV.2.3.	De l'appréciation du mécanisme de défaillance	111
IV.3.	Vers une approche floue/ possibiliste du pronostic de défaillance.....	112
IV.3.1.	Théories de l'incertain	112
IV.3.2.	Approche probabiliste du pronostic de défaillances par approximation de la dégradation	117
IV.3.3.	Approche floue/ possibiliste du pronostic de défaillance par approximation de la dégradation	120
IV.4.	Synthèse partielle.....	123
Conclusion générale		125
Références bibliographiques		131
Annexes		
Annexe I -	Modèle 1 : Sélection des entrées et erreurs de prédiction	140
Annexe II -	Modèle 2 : Sélection des entrées et erreurs de prédiction.....	144
Annexe III -	Modèle 3 : Sélection des entrées et erreurs de prédiction	148
Annexe IV -	Modèle 4 : Sélection des entrées et erreurs de prédiction	152

Notations et abréviations

e	→	Erreur de prédiction
σ	→	Ecart type des erreurs
ϑ	→	Variable aléatoire
y	→	Valeur future prédite du paramètre surveillé
y	→	Valeur future réelle du paramètre surveillé
ACP	→	Analyse en Composantes Principales
AdD	→	Arbres de Décision
AFNOR	→	Association Française de NORmalisation
ANFIS	→	Adaptative-Network-based Fuzzy Inférence System
DFAD	→	Durée estimée de Fonctionnement Avant Défaillance
IA	→	Intelligence Artificielle
IEEE	→	Institut of Electrical and Electronics Engineering
IFAC	→	International Federation of Automatic Control
ISO	→	International Standard Organisation
MAPE	→	Moyenne Absolue en Pourcentage de l'Erreur
MCP	→	Moindres Carrés Partiels
MTBF	→	Temps moyen entre défaillances
MTTF	→	Temps moyen avant la première défaillance
PDF	→	Fonction de densité de probabilité
R	→	Fiabilité (Reliability)
RàPC	→	Raisonnement à Partir de Cas
RMSE	→	Erreur quadratique moyenne (Root Mean Square Error)
RN	→	Réseau de Neurones
RUL	→	Remaining Useful Life
SE	→	Système Expert
SF	→	Système basé sur des règles floues
TTF	→	Temps restant avant la défaillance (Time To Failure)

Liste des tableaux

Tableau 1. Les approches et techniques de pronostic émergentes dans la littérature	32
Tableau 2. Outils support pour le pronostic	75
Tableau 3. Avantages et inconvénients des réseaux de neurones et de la logique floue	83
Tableau 4. Avantages industriels et scientifiques des réseaux neuro-flous	85
Tableau 5. Les conditions de test	99

Liste des figures

Figure 1. Les défaillances d'après (AFNOR, 2001)	24
Figure 2. Types de maintenance d'après (AFNOR, 2001)	27
Figure 3. Classification des approches de pronostic d'après (Byington et al., 2004).....	33
Figure 4. Classification des approches de pronostic d'après (Muller, 2005).....	34
Figure 5. Pronostic basé sur le modèle d'après (Luo et al., 2003).....	38
Figure 6. Pronostic de défaillance d'après (Chelizde et al., 2003)	39
Figure 7. Pronostic d'un four à gas par le réseau de neurones (Zemouri et al., 2003)	44
Figure 8. Procédure d'exécution d'un algorithme de pronostic (Swanson, 2001)	44
Figure 9. Positionnement du cadre de recherche.....	47
Figure 10. Le concept de pronostic d'après (Dragomir et al., 2007)	53
Figure 11. Pronostic- processus de prévision et d'évaluation (Dragomir et al., 2007)	54
Figure 12. Positionnement du cadre de recherche sur le pronostic	55
Figure 13. TTX et confiance d'après (Dragomir et al., 2008a)	59
Figure 14. Timeliness d'après (Goebel et al., 2005).....	59
Figure 15. Accuracy et précision.....	62
Figure 16. Distributions d'erreur de prédiction	63
Figure 17. Dispersion dans le temps de l'erreur de prédiction (Adeline et al., 2008)	63
Figure 18. Une nouvelle classification des techniques de pronostic.....	67
Figure 19. Les critères de choix d'un outil de pronostic.....	72
Figure 20. Les relations entre la structure et les fonctions d'un système	73
Figure 21. Vers les systèmes hybrides d'après (Gouriveau et al., 2007).....	81
Figure 22. Architectures des systèmes neuro-flous d'après (Racoceanu, 2006)	86
Figure 23. Les trois différents types de SANFIS	88
Figure 24. Architecture de l'ANFIS (Jang et al., 1997).....	89
Figure 25. Les trois types de partitionnement de l'espace d'entrée	93
Figure 26. Les modèles de simulation.....	97
Figure 27. Le changement de profil de mission	98
Figure 28. RMSE à une époque d'apprentissage pour des modèles prédictifs ANFIS à 2 entrées.....	100
Figure 29. Résultats de la prédiction pour ANFIS avec deux entrées RMSE.....	101
Figure 30. Résultats de la prédiction pour ANFIS avec trois entrées RMSE	101
Figure 31. Modèle 1 - distribution de l'erreur de prédiction pour a) prév=1, b) prév=10, c) prev=20.....	102
Figure 32. Modèle 2 - distribution de l'erreur de prédiction pour a) prév=1, b) prév=10, c) prev=20.....	102
Figure 33. Modèle 3 – RMSE et MAPE de l'erreur de prédiction pour un horizon variant de "t+1" à "t+50"	103
Figure 34. Modèle 4 - distribution de l'erreur de prédiction pour a) prév=1, b) prév=10, c) prev=20.....	104
Figure 35. La fiabilité et la dégradation d'après (Gouriveau et al., 2008).....	110
Figure 36. Traduction de l'incertitude par les probabilités.....	113
Figure 37. Traduction de l'incertitude par les mesures de possibilité et nécessité.....	114
Figure 38. Exemple de distribution de possibilité.....	115
Figure 39. Illustration des mesures de possibilité et de nécessité	116
Figure 40. PDF du signal de dégradation et de la limite à l'instant t.....	118
Figure 41. Illustration de l'approche probabiliste de la fiabilité.....	119

Figure 42. Distribution de possibilité de la dégradation prédite et de la limite de dégradation à l'instant t	120
Figure 43. Illustration de l'approche floue/ possibiliste de la fiabilité	122
Figure 44. Sélection des entrées pour le modèle 1 à prév=1	140
Figure 45. Sélection des entrées pour le modèle 1 à prév=10.....	140
Figure 46. Sélection des entrées pour le modèle 1 à prév=20.....	140
Figure 47. Courbes d'erreur du modèle 1 à prev=1	141
Figure 48. Courbes d'erreur du modèle 1 à prev=10.....	141
Figure 49. Courbes d'erreur du modèle 1 à prev=20.....	142
Figure 50. Indicateurs d'erreur pour le modèle 1 à prev=1	142
Figure 51. Indicateurs d'erreur pour le modèle 1 à prev=10	143
Figure 52. Indicateurs d'erreur pour le modèle 1 à prev=20	143
Figure 53. Sélection des entrées pour le modèle 2 à prév=1.....	144
Figure 54. Sélection des entrées pour le modèle 2 à prév=10.....	144
Figure 55. Sélection des entrées pour le modèle 2 à prév=20.....	144
Figure 56. Courbes d'erreur du modèle 2 à prev=1	145
Figure 57. Courbes d'erreur du modèle 2 à prev=10.....	145
Figure 58. Courbes d'erreur du modèle 2 à prev=20.....	146
Figure 59. Indicateurs d'erreur pour le modèle 2 à prev=1	146
Figure 60. Indicateurs d'erreur pour le modèle 2 à prev=10	147
Figure 61. Indicateurs d'erreur pour le modèle 2 à prev=20	147
Figure 62. Sélection des entrées pour le modèle 3 à prév=1.....	148
Figure 63. Sélection des entrées pour le modèle 3 à prév=10.....	148
Figure 64. Sélection des entrées pour le modèle 3 à prév=20.....	148
Figure 65. Courbes d'erreur du modèle 3 à prev=1	149
Figure 66. Courbes d'erreur du modèle 3 à prev=10.....	149
Figure 67. Courbes d'erreur du modèle 3 à prev=20.....	150
Figure 68. Indicateurs d'erreur pour le modèle 3 à prev=1	150
Figure 69. Indicateurs d'erreur pour le modèle 3 à prev=10	151
Figure 70. Indicateurs d'erreur pour le modèle 3 à prev=20	151
Figure 71. Sélection des entrées pour le modèle 4 à prév=2.....	152
Figure 72. Sélection des entrées pour le modèle 4 à prév=4.....	153
Figure 73. Sélection des entrées pour le modèle 4 à prév=10.....	154
Figure 74. Sélection des entrées pour le modèle 4 à prév=20.....	155
Figure 75. Courbes d'erreur du modèle 4 à prev=2.....	156
Figure 76. Courbes d'erreur du modèle 4 à prev=4.....	156
Figure 77. Courbes d'erreur du modèle 4 à prev=10.....	157
Figure 78. Courbes d'erreur du modèle 4 à prev=20.....	157

Introduction générale

Le maintien en condition opérationnelle des systèmes industriels à moindre coût est devenu un facteur critique quant à la performance des entreprises, et l'activité de "pronostic de défaillances" est aujourd'hui considérée comme un processus clef dans les stratégies de maintenance : plutôt que de comprendre *a posteriori* un phénomène qui vient de se manifester (défaillance...), il est opportun d'en "anticiper" l'apparition afin de recourir à des actions protectrices en conséquence.

Ceci étant, relativement à la spécification d'un outil de pronostic, un problème central peut être soulevé : l'utilité d'un tel système est intimement liée à sa faculté à approximer et à prédire la dégradation d'un équipement. En d'autres termes, un outil de pronostic doit être à même de projeter dans le temps une situation courante. De ce point de vue, beaucoup de développements visant la proposition de méthodes de prévision existent dans la littérature. L'essentiel de ces méthodes portent sur la construction de modèles capables de minimiser l'erreur de prédiction pour un horizon donné. Cependant, aucune ne traite de la maîtrise de cette erreur, c'est-à-dire de la connaissance et du contrôle de la distribution de cette erreur de prédiction en fonction de l'horizon de prédiction. Or, cette problématique nous semble essentielle en regard du processus global du pronostic : les décideurs, certes nécessitent des indicateurs quant à l'évolution dans le temps de leurs équipements, mais doivent pouvoir y associer une confiance afin de mettre en œuvre des stratégies de maintenance adéquates. C'est ce qui fait l'objet du travail rapporté dans ce mémoire.

L'implémentation d'un outil de prédiction doit s'accommoder des spécificités des systèmes industriels surveillés... Les installations réelles étant complexes et de comportement généralement non stationnaire et non linéaire, une étape de modélisation de leur comportement peut être difficile voire impossible. Aussi, le travail rapporté ici se place dans le cadre où peu de connaissance sur le comportement des systèmes est disponible et, par suite et conformément à la littérature, les travaux sont orientés vers l'exploitation des réseaux adaptatifs, plus spécifiquement, du système neuro-flou ANFIS : différents travaux montrent que le système ANFIS est capable de "capturer" le comportement d'un système rapidement et précisément à court terme, et cela, mieux encore que d'autres méthodes, réseaux de neurones (RN) inclus.

Dans la pratique, la construction d'un système ANFIS se heurte à des problèmes similaires à ceux rencontrés pour les RN : l'exactitude des prédictions réalisées dépend de beaucoup de facteurs (choix des entrées, nombre et type des fonctions d'appartenance, algorithme d'apprentissage). Ainsi, l'objet de cette thèse est en partie de dégager une architecture

appropriée du système ANFIS pour supporter l'activité de prédiction du processus de "pronostic industriel"¹. Cette étude est menée de manière expérimentale et vise à satisfaire un objectif de maîtrise de l'erreur de prédiction du système ANFIS quel que soit l'horizon de prédiction.

Le mémoire est structuré de la manière suivante.

Le **premier chapitre** est consacré au positionnement de l'activité de pronostic dans le cadre de la maintenance industrielle et à l'étude des outils potentiellement utilisables pour supporter ce processus. Nous présentons un état de l'art des approches de pronostic existantes dans la littérature en nous basant sur les principales catégories d'outils généralement admises : pronostic basé sur l'expérience, pronostic basé sur les données, pronostic basé sur les modèles. Au-delà de la vue d'ensemble des outils et techniques de pronostic, ce chapitre permet de mettre en relief les ambiguïtés inhérentes aux classifications des outils de pronostic, et de fait, la relative difficile "interprétation" de ces classes par les industriels. Nos travaux étant orientés vers la surveillance dynamique et la maintenance prévisionnelle des équipements, ceci nous permet finalement de mettre l'accent sur l'intérêt d'avoir un concept de pronostic stabilisé et une approche orientée "industrie".

Par suite, nous proposons dans le **chapitre II** d'établir un cadre applicatif au processus de pronostic en considérant les trois aspects complémentaires suivants : comment définir le pronostic, comment le mesurer, comment le mettre en œuvre ? D'abord, le concept de pronostic est reconsidéré : nous proposons un découpage de ce processus en deux sous-activités, la prédiction et l'évaluation. Sur cette base, différentes mesures typées pronostic sont proposées, d'abord pour caractériser le pronostic lui-même, ensuite pour juger de la qualité du processus de prédiction sous-jacent. Enfin, nous développons un guide de choix d'un outil de pronostic orienté "application" visant à permettre d'identifier une technique adaptée au contexte de l'application industrielle considérée. A cette fin, nous considérons d'une part le "cadre informationnel" caractérisant la situation étudiée (existe-t-il ou non de la connaissance suffisante, sous quelle forme...), et d'autre part, l'applicabilité des outils en conséquence.

Revenant au problème de prédiction, le cœur du travail porte ensuite sur la spécification d'un système permettant de reproduire l'évolution des propriétés d'un équipement, et de prédire un état de dégradation au cours du temps. Plus précisément les développements visent la

¹ *Pronostic industriel* : par simplicité, l'expression "pronostic" sera utilisée par la suite.

proposition d'une architecture neuro-floue permettant de satisfaire un objectif de contrôle de l'erreur de prédiction, quel que soit l'horizon de prédiction. C'est ce qui fait l'objet du **chapitre III**. A cette fin, le choix du système neuro-flou ANFIS est d'abord argumenté. Ce système neuro-flou est ensuite décrit et les améliorations potentielles de son aptitude à réaliser des prédictions sont identifiées. Le problème de maîtrise de l'erreur de prédiction est également formalisé. Différentes architectures de prédiction basées sur ce système sont finalement proposées et testées, la maîtrise des erreurs de prédiction étant étudiée expérimentalement. Nous proposons une solution visant à intégrer les sollicitations "futurs" connues dans le modèle prédictif est proposée.

Dans le **chapitre IV**, conformément au découpage du pronostic en deux sous-activités (la prédiction et l'évaluation), et en complément des travaux rapportés dans la partie précédente, nous développons finalement une approche floue / possibiliste d'adaptation des processus classiques d'évaluation prévisionnelle des grandeurs de sûreté de fonctionnement au cas prédictif (fiabilité, MTTF). Ces indicateurs permettent de déterminer la durée de vie résiduelle d'un équipement (RUL : Residual Useful Life), et ainsi in fine, d'optimiser les stratégies de maintenance. La méthodologie proposée vise à prendre en considération deux types d'incertitude entachant le processus de pronostic : d'abord celle inhérente à la phase de prédiction des dégradations, qui par essence est bien entendu incertaine, et ensuite, celle correspondant à la formalisation experte d'une limite d'acceptabilité des dégradations. Cette solution est proposée comme une alternative à la formalisation probabiliste de l'étape d'évaluation du pronostic.

Enfin, dans une **conclusion générale**, nous repositionnons l'ensemble de nos développements en regard de l'objectif initial de l'étude : "proposer un outil de pronostic permettant de maîtriser l'erreur de prédiction à moyen terme et intégrant l'incertitude inhérente à ce processus". Nous résumons à ce stade les principaux résultats de notre étude. Nous abordons enfin une discussion sur les perspectives de travail qui découlent de cette thèse.

**Chapitre I : Introduction à la
problématique du pronostic industriel**

1.1. Introduction

L'activité de maintenance devient un marché à part entière et beaucoup d'entreprises spécialisées dans ce domaine ont été créées ces dernières années. Parmi les facteurs qui ont favorisé cette nouvelle direction, la recherche de la performance globale prend une place très importante : dans l'organisation des entreprises, l'implémentation du concept de performance globale a généré une évolution importante vers l'externalisation de la fonction maintenance pour mieux se concentrer sur leur activité principale.

L'un des enjeux les plus importants de l'industrie concerne aujourd'hui la sûreté de fonctionnement des processus technologiques et la recherche de l'augmentation de leur fiabilité, de leur disponibilité. Ces demandes ont naturellement conduit à la mise en œuvre de systèmes de surveillance visant à fournir l'état de fonctionnement d'un système technologique à tout instant en contribuant ainsi à la satisfaction de la demande croissante en terme de fiabilité et de sûreté de fonctionnement de façon moins onéreuse et plus écologique. L'approche qui s'intéresse à la supervision des systèmes, mais également aux aspects économique de la sûreté de fonctionnement est la maintenance préventive dont la mise en œuvre doit permettre un accroissement de la fiabilité et de la disponibilité des processus. La décision d'intervenir précède l'apparition du dysfonctionnement, ce caractère d'anticipation dépend de la présence de ressources appropriées. Ce mode de maintenance permet de diminuer le nombre de défaillances et il doit induire un gain économique substantiel né de la différence entre les coûts générés par l'intervention et la disponibilité qu'elle occasionne.

Pour les industriels, il est donc impératif d'appréhender l'état de gravité d'un défaut et de prévoir le moment optimal pour arrêter une machine et intervenir. Plutôt que de comprendre *a posteriori* un phénomène qui vient de se manifester (défaillance...), il est opportun d'en "anticiper" l'apparition afin de recourir à des actions protectrices en conséquence. C'est ce qui peut être entendu sous l'étiquette "pronostic de défaillances". En conséquence, les concepts traditionnels de maintenance préventive et corrective sont peu à peu complétés par une prise en compte plus réactive et proactive des défaillances (Iung *et al.*, 2003), (Muller *et al.*, 2007).

Ainsi, la thématique de pronostic devient un cadre de travaux de premier plan et les avantages potentiels de l'implémentation du pronostic dans des milieux industriels, liés à la sécurité du travail, aux aspects économique et aux ressources humaines ont poussé les scientifiques à s'y intéresser (Ciarapica *et al.*, 2006), (Jardine *et al.*, 2006). Aujourd'hui le "pronostic" est considéré comme un processus clef dans les stratégies de maintenance.

Ce chapitre introductif, vise à rappeler dans un premier temps la terminologie utilisée dans la littérature scientifique et celle que nous avons adoptée dans cette thèse. Les principales approches de pronostic y sont énoncées. Bien que la littérature sur le pronostic soit beaucoup plus restreinte que celle sur le diagnostic, divers travaux proposent des classifications des outils appropriés pour chaque catégorie de méthode de pronostic. Dans ce contexte, une vision d'ensemble des outils / techniques de pronostic est donnée. Cette étude est basée sur les travaux scientifiques et de recherche existants. Par ailleurs, l'intérêt d'avoir un concept de pronostic stabilisé et une approche orientée industrie sont mis en évidence.

1.2. Concepts de base et définitions

Afin de mieux percevoir la problématique traitée, nous avons jugé important d'établir un lexique des termes utiles dans cette thèse. Les définitions ci-après sont extraites de normes françaises et internationales, ainsi que de l'étude d'ouvrages synthétiques.

1.2.1. Les concepts de défaillance, de dégradation et de panne

Les termes que nous sommes amenés à utiliser par la suite sont définis : défaillance, dégradation et panne (AFNOR, 2001).

Définition 1. Défaillance - Failure

Cessation de l'aptitude d'un bien à accomplir une fonction requise.

Une défaillance peut être partielle ou complète. La norme AFNOR propose une corrélation entre les types de défaillances et les types d'interventions (Figure 1).

Un système peut remplir sa fonction tout en présentant une anomalie de comportement. Par exemple, une machine électrotechnique peut produire un bruit anormal tout en entraînant correctement une charge, en supposant que telle soit sa fonction. Le bruit anormal est un défaut qui peut permettre de présager d'une défaillance à venir.

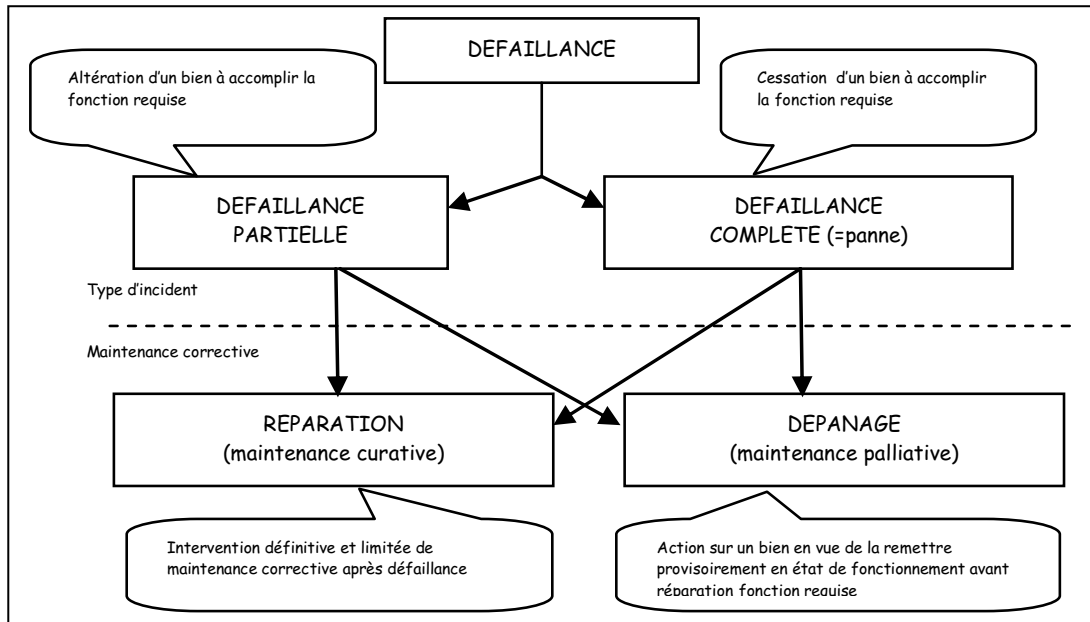


Figure 1. Les défaillances d'après (AFNOR, 2001)

Il existe différentes formes de défaillances (soudaine, progressive...) que nous ne détaillons pas ici (voir plus loin). Un cas particulier est celui de la défaillance par dégradation.

Définition 2. Dégradation - Degradation

Évolution irréversible d'une ou plusieurs caractéristiques d'un bien liée au temps, à la durée d'utilisation ou à une cause externe.

Si les performances sont au-dessous du seuil d'arrêt défini dans les spécifications fonctionnelles de l'équipement, il n'y a plus dégradation mais défaillance.

Définition 3. Panne- Fault

État d'un bien inapte à accomplir une fonction requise, excluant l'inaptitude due à la maintenance préventive ou à d'autres actions programmées ou à un manque de ressources extérieures.

Une défaillance est un événement à distinguer d'une panne qui est un état. Sur le plan temporel, la défaillance correspond à une date et la panne à une durée comprise entre la date d'occurrence de la défaillance et la date de fin de réparation (Zwingelstein, 1995).

Sur la base de ces concepts de défaillance, dégradation et panne, la maintenance et la sûreté de fonctionnement peuvent être positionnés.

1.2.2. Maintenance et sûreté de fonctionnement

La sûreté de fonctionnement consiste à connaître, évaluer, prévoir, mesurer et maîtriser les défaillances des systèmes technologiques et les défaillances humaines. Elle est appelée "science des défaillances". D'autres désignations existent suivant les domaines d'applications : analyse de risque (milieu pétrolier), cyndinique (science du danger), FMDS (Fiabilité, Maintenabilité, Disponibilité, Sécurité), en anglais RAMS (Reliability, Availability, Maintainability and Safety). Elle se caractérise à la fois par les études structurelles statiques et dynamiques des systèmes, du point de vue prévisionnel mais aussi opérationnel et expérimental (essais, accidents), en tenant compte des aspects probabilistes et des conséquences induites par les défaillances techniques et humaines. Cette discipline intervient non seulement au niveau de systèmes déjà construits mais aussi au niveau conceptuel pour la réalisation de systèmes.

Les mots sûreté et sécurité ont en fait la même racine étymologique (latin securus : sûr). La sécurité, en particulier en France, implique actuellement les aspects réglementaires de la sécurité des personnes.

Définition 4. Sûreté de fonctionnement- Dependability (AFNOR, 2001)

Ensemble des propriétés qui décrivent la disponibilité et les facteurs qui la conditionnent : fiabilité, maintenabilité, et logistique de maintenance.

La sûreté de fonctionnement est une notion générale sans caractère quantitatif. Le terme est plutôt utilisé par les techniciens pour la conception ou l'exploitation de biens et de services pour qualifier la fiabilité et la disponibilité du fonctionnement des installations.

Un nombre donné de biens, par exemple un ensemble de biens, ou un échantillon, peut lui-même être considéré comme un bien. La définition proposée par (AFNOR, 2001) nous permet de distinguer comme attributs d'un bien : la disponibilité, la fiabilité, la maintenabilité, la conformité, la durabilité, la redondance, la vie utile, les taux d'apparition de défaillance.

Définition 5. Disponibilité- Availability

Aptitude d'un bien à être en état d'accomplir une fonction requise dans des conditions données, à un instant donné ou durant un intervalle de temps donné, en supposant que la fourniture des moyens extérieurs nécessaires est assurée.

Cette aptitude dépend de la combinaison de la fiabilité, de la maintenabilité et de la supportabilité de maintenance.

Nous nous intéresserons dans cette thèse plus particulièrement à la fiabilité comme étant la plus importante fonction sollicitée dans un processus de surveillance. La définition normative la concernant est la suivante.

Définition 6. Fiabilité- Reliability

Aptitude d'un bien à accomplir une fonction requise, dans des conditions données, durant un intervalle de temps donné.

Introduit en 1962 pour traduire l'anglais "reliability", le terme "fiabilité" désigne également la "valeur de la fiabilité" et peut être défini comme la probabilité de non-défaillance d'un équipement sur un intervalle de temps donné (du latin fidare : faire confiance, fidus : fidèle et du latin médiéval fiabete : ce qui est digne de confiance).

Définition 7. Maintenance- Maintenance

Ensemble de toutes les actions techniques, administratives et de management durant le cycle de vie d'un bien, destinées à le maintenir ou à le rétablir dans un état dans lequel il peut accomplir la fonction requise.

Le management de la maintenance se préoccupe des activités qui, d'une part, déterminent les objectifs (la disponibilité, les coûts, la qualité du produit, la protection de l'environnement, la sécurité.), la stratégie et les responsabilités concernant la maintenance et, d'autre part, les mettent en application par des moyens tels que la planification, la maîtrise et le contrôle de la maintenance, l'amélioration des méthodes dans l'entreprise (y compris dans les aspects économiques). Les méthodes de management utilisées en vue d'atteindre les objectifs de maintenance s'appuient sur différents types de maintenance (préventive, corrective...) au travail des activités de surveillance, diagnostic, pronostic...

Différents types de maintenance peuvent être distingués, tel que synthétisé par la norme AFNOR (Figure 2). Nous nous intéressons dans notre étude à la maintenance préventive.

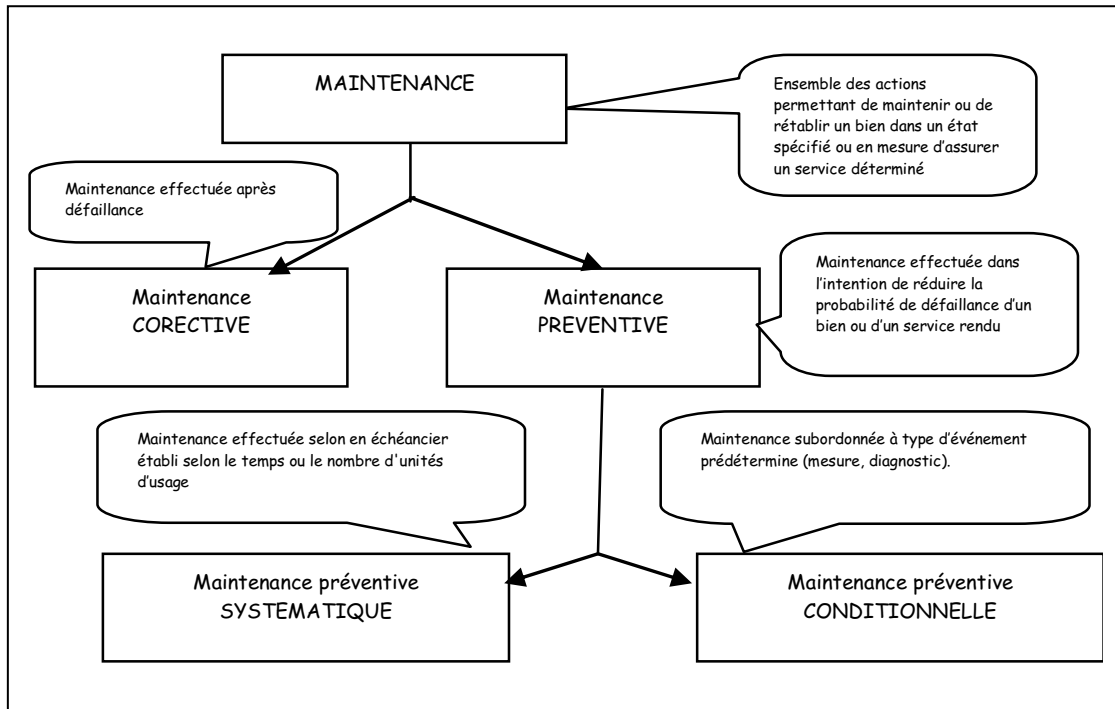


Figure 2. Types de maintenance d'après (AFNOR, 2001)

Définition 8. Maintenance préventive- Preventive maintenance

Maintenance exécutée à des intervalles prédéterminés ou selon des critères prescrits et destinée à réduire la probabilité de défaillance ou la dégradation du fonctionnement d'un bien.

Notre contribution se situe dans le contexte de la maintenance préventive et concerne la mise en place de la fonction de "pronostic". Compte tenu de ce qui a été défini précédemment, nous pouvons maintenant présenter dans le paragraphe suivant un aperçu du concept de pronostic, objet de notre travail de recherche.

1.3. Le concept de pronostic

Même si le "pronostic" fait l'objet d'une norme internationale (ISO, 2004), il existe quelques divergences quant à l'interprétation de ce concept. Le terme est d'ailleurs absent de la liste des mots-clefs des sociétés IFAC (International Federation of Automatic Control) et IEEE (Institut of Electrical & Electronics Engineering), organisations référentes dans la communauté scientifique.

Dans ce contexte général, un premier problème qui se présente à nous est de cerner le cadre général de la notion de pronostic, tout en commençant par la définition du concept. La démarche se révèle difficile car les termes "prédiction", "prévision" et "pronostic", distincts dans la littérature française ont le même équivalent dans la traduction anglaise : "forecasting".

La prévision est définie comme l'estimation des conditions futures des phénomènes pour une période donnée, à partir des observations passées et actuelles. Son objectif général est de fournir les meilleures estimations de ce qui peut arriver en un point donné, à une date future précise (Hipel *et al.*, 1994).

La prédiction vise l'estimation des conditions futures sans référence à un temps spécifique (Lettenmaier *et al.*, 1993).

En fonction des besoins et des contraintes de maintenance, le pronostic **a été associé aux termes suivants** :

- (Luo *et al.*, 2003) et (Yan *et al.*, 2002) assimilent le pronostic au RUL (Remaining Useful Life) ou le temps restant de bon fonctionnement, le temps restant avant d'observer une défaillance, la vie utile restante, la durée de vie restante ou la durée de vie résiduelle. Le terme de RUL sera généralisé par la suite et sera implicitement associé au "pronostic". La définition du processus de pronostic le plus utilisé dans cette acceptation est la suivante : "un processus dont l'objectif est de prévoir le nombre d'heures restant avant la défaillance par rapport au moment courant et à l'historique de fonctionnement" (Jardine *et al.*, 2006). Dans ce contexte la définition de la défaillance est cruciale à l'interprétation de RUL.
- Une autre analogie entre pronostic et les termes déjà existants, cette fois d'une manière probabiliste, vise à prévoir la chance qu'une machine fonctionne sans défaut ou défaillance jusqu'à une certaine date. Dans le contexte général de la maintenance, cette "valeur probabiliste du pronostic" est d'autant plus une indication intéressante que le défaut ou la défaillance peut avoir des conséquences catastrophiques (par exemple une centrale nucléaire). Cependant, un nombre restreint de papiers dressent cette association (Lin *et al.*, 2003) et (Farrar *et al.*, 2003).

Les différentes **interprétations** assignées au pronostic dans la littérature sont :

- "Après détection de la dégradation d'un composant ou d'un sous-système, le rôle du pronostic est de prédire l'évolution future des performances du système de production en tenant compte d'interventions de maintenance planifiées et éventuellement, de conditions opérationnelles ou environnementales changeantes" (Muller *et al.*, 2003).
- "L'objectif du pronostic (diagnostic prédictif) est d'identifier les causes et de localiser les organes qui ont entraîné une dégradation particulière" (Zemouri, 2003). Dans cette définition, le pronostic est assimilé à un diagnostic prédictif, qui s'exerce sur la dégradation et non pas sur la défaillance comme le diagnostic classique. De plus, celle-ci n'est pas adaptée au contexte de la maintenance prévisionnelle, car elle n'inclut pas la dimension proactive de l'approche.
- "Prognostic is the ability to predict the future condition of a machine based on the current diagnostic state of the machinery and its available operating and failure history data" (Byington *et al.*, 2002).
- "Prognostic is the ability to perform a reliable and sufficiently accurate prédiction of the remaining useful life of equipment in service. The primary function of the prognostic is to project the current health state of equipment into the future taking into account estimates of future usage profiles" (Lebold *et al.*, 2001).
- "Diagnosis and prognosis are processes of assessment of a system's health. Diagnosis is an assessment about the current (and past) health of a system based on observed symptoms, and prognosis is an assessment of the future health" (Mathur *et al.*, 2001).
- "In the industrial and manufacturing areas, prognosis is interpreted to answer the question: what is the remaining useful lifetime of a machine or a component once an impending failure condition is detected and identified" (Wang P. *et al.*, 1999).

Le pronostic est normalement intuitif et repose sur l'expérience. Le pronostic est généralement efficace pour les défauts et les modes de défaillance présentant des caractéristiques de détérioration connues, liées à l'âge ou progressives, les plus simples étant linéaires.

Une défaillance doit être définie en termes de paramètres ou de descripteurs surveillés. Les données de surveillance à elles seules sont insuffisantes pour établir un pronostic.

La base conceptuelle générale d'un processus de pronostic est de (ISO, 2004) :

- définir le point limite (généralement la mise à zéro),
- établir la gravité actuelle,
- déterminer ou estimer les comportements des paramètres et la vitesse de détérioration escomptée,
- déterminer la durée estimée de fonctionnement avant défaillance (DFAD).

Il est important de comprendre que le diagnostic est, par nature, rétrospectif et focalisé sur des données existant à un instant donné. Cependant, le pronostic est focalisé sur l'avenir et, de ce fait, **doit prendre en compte les aspects suivants** (ISO, 2004) :

- les modes de défaillance existants et les taux de détérioration,
- les critères de déclenchement de futurs modes de défaillance,
- le rôle des modes de défaillance existants dans le déclenchement de futurs modes de défaillance,
- l'influence entre les modes de défaillance existants et les modes futurs et leurs taux de détérioration,
- la sensibilité à la détection et aux modifications des modes de défaillance existants et futurs du fait des techniques de surveillance actuelles,
- la conception et les changements de stratégies de surveillance afin de s'adapter à tous les éléments ci-dessus,
- l'effet des actions de maintenance et/ou des conditions d'exploitation,
- les conditions ou les hypothèses dans lesquelles les pronostics restent valables.

En conclusion, il existe dans la littérature de nombreuses définitions et interprétations du pronostic. Dans tous le cas, les auteurs ajoutent des observations et remarques à la définition donnée par l'ISO. En revanche, toutes les définitions décrites ci-avant associent le pronostic à un processus de prédiction. Ceci suppose évidemment que la situation courante peut être saisie

(pratiquement, le pronostic est la synthèse d'un procédé de détection et des données mesurées du système). De plus, ces approches sont fondées sur la notion de défaillance (ou défaut), ce qui implique que le pronostic est associé à un degré d'acceptabilité (un système doit exécuter une fonction exigée). Nous considérons ainsi que le pronostic devrait être basé sur les critères d'évaluation, dont les limites dépendent du système lui-même et des objectifs d'exécution.

Toutes ces remarques et observations nous mènent à retenir pour l'instant la définition proposée par la norme (ISO, 2004), définition complétée dans le chapitre II.

Définition 9. Pronostic

Estimation de la durée de fonctionnement avant défaillance et du risque d'existence ou d'apparition ultérieure d'un ou de plusieurs modes de défaillance.

Dans la suite de ce chapitre, nous exposons les différentes approches de pronostic.

1.4. Les approches de pronostic

Le domaine concernant les approches de pronostic étant très vaste, le but de cette partie n'est donc pas de faire une synthèse exhaustive de l'existant, mais de montrer la richesse des possibilités offertes.

1.4.1. Classification des approches de pronostic

1.4.1.1. Classifications émergentes dans la littérature

Il existe différents points de vue quant à la classification des méthodes de pronostic. Dans cette section, nous donnons un bref aperçu des approches utilisées pour résoudre des problématiques de pronostic.

Selon l'acceptation de la "communauté scientifique", les méthodes de pronostic peuvent être associées à une ou plusieurs des trois approches suivantes :

- pronostic basé sur le modèle physique - utilise les relations causales issues des lois de la physique pour la représentation mathématique du mécanisme de dégradation,
- pronostic guidé par les données - se fonde sur les hypothèses suivantes : (1) les caractéristiques statistiques des données sont relativement inchangées à moins qu'un défaut de fonctionnement ne se produise et (2) cela suppose d'être à même d'apprendre (par les exemples) et à capturer les relations subtiles entre données,
- pronostic basé sur l'expérience - est basé sur la formalisation des mécanismes physiques de détérioration des composants par modèles stochastiques initiés par connaissances *a priori* et jugement d'expert.

Les approches complémentaires qui ressortent de la littérature scientifique sont celles de (Byington *et al.*, 2004) et (Muller, 2005). Pour établir un point de vue référant de ces travaux, dans la suite, nous retenons les caractéristiques les distinguant des approches "classiques".

Tableau 1. Les approches et techniques de pronostic émergentes dans la littérature

Approche	Techniques
Pronostic basé sur le modèle	Espace de parité Observateurs Estimation paramétrique
Pronostic guidé par les données : Pronostic par analyse de tendance Pronostic par apprentissage automatique Pronostic basé sur les estimateurs d'état	<u>Techniques de l'IA ("boîte noire")</u> Techniques statistiques
Pronostic basé sur l'expérience	ALM (Accelerated Life Model) PHM (Proportional Hazard Model) Monte Carlo

(Byington *et al.*, 2004) recense les trois catégories et méthodologies de pronostic précédemment citées et ajoute au niveau du pronostic guidé par les données, une classification plus approfondie

des méthodes en fonction du type de modèle qu'elles utilisent :

- Pronostic par analyse de tendance (Evolutionary/Feature-based prognostic) basé sur l'exploitation de modèles statistiques.
- Pronostic par apprentissage automatique (Machine learning / AI - based prognostic) utilisent les techniques de type boîte noire issues de l'intelligence artificielle.
- Pronostic basé sur les estimateurs d'état (State Estimator Prognostic). Ces méthodes sont utilisées lorsqu'un diagnostic par reconnaissance de formes est mis en œuvre au préalable. Le mécanisme consiste à prédire l'évolution de la trajectoire de la forme par l'intermédiaire d'un filtre de Kalman.

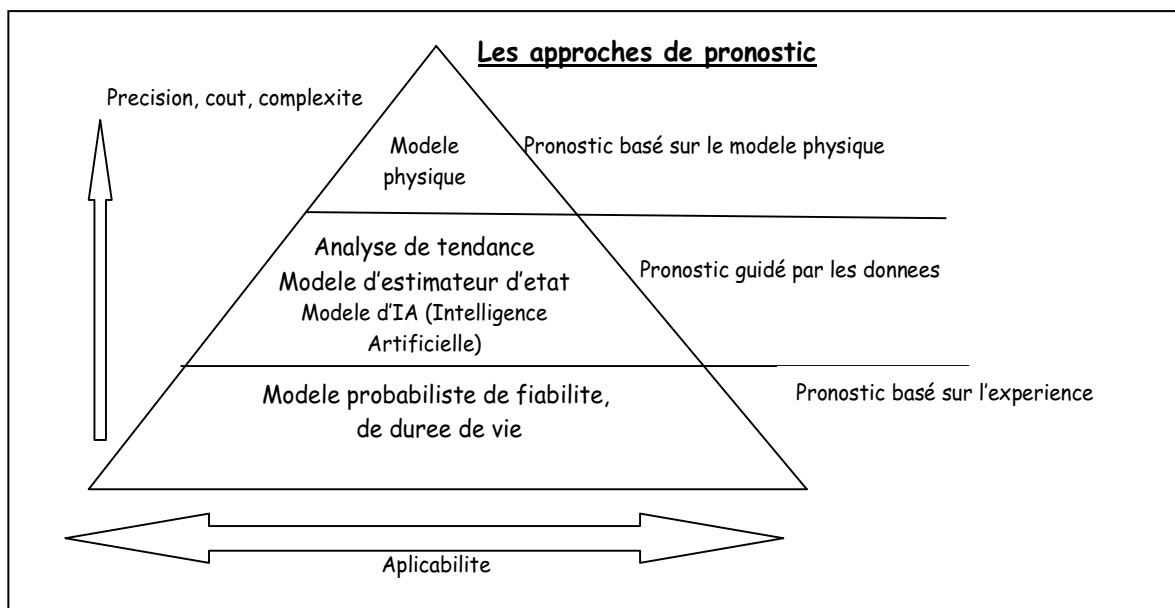


Figure 3. Classification des approches de pronostic d'après (Byington et al., 2004)

(Muller, 2005) propose une méthodologie de pronostic basée sur :

- le couplage d'approches probabiliste / événementielle en intégrant d'informations probabilistes et d'événements,
- la modélisation de la dégradation, de l'impact de la dégradation sur la performance et de l'impact de l'action de maintenance sur la performance,
- l'évaluation des performances attendues d'un système en fonction d'une stratégie de maintenance prédéfinie.

La méthodologie de modélisation proposée exploite plus précisément les points clés suivants (Figure 4) :

- Pronostic basé sur le modèle physique : exploitation de relations causales issues des lois de la physique pour modéliser les interactions entre les entités du système.
- Pronostic guidé par les données : exploitation d'indicateurs de dégradation ou d'interventions de maintenance délivrés respectivement par les processus de surveillance et d'aide à la décision et mise à jour des paramètres des processus de détérioration par apprentissage, sur des données issues de l'exploitation.
- Pronostic basé sur l'expérience : formalisation des mécanismes physiques de détérioration des composants par modèles stochastiques (loi de fiabilité, processus markoviens ou non-markoviens) initiés par connaissances *a priori* et jugement d'expert.

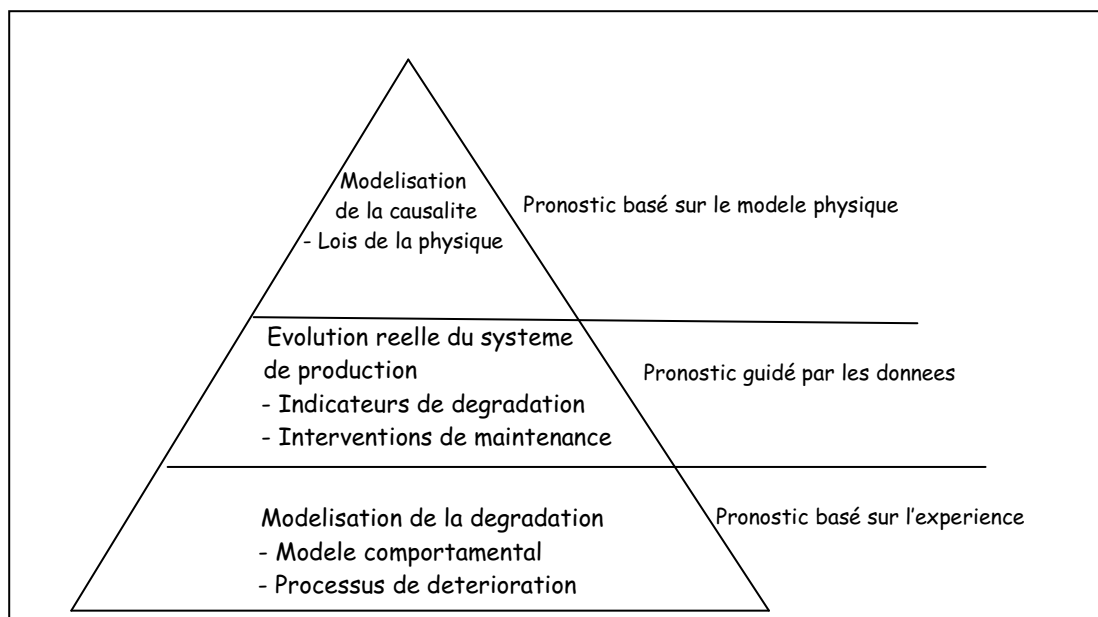


Figure 4. Classification des approches de pronostic d'après (Muller, 2005)

Nous remarquons que la vision académique du pronostic est restreinte à son application sur des composants critiques et les approches sont focalisées sur l'analyse d'un "composant élémentaire". La modélisation de systèmes complexes est quasiment inexistante.

I.4.1.2. Discussion

Sans toutefois prétendre que notre synthèse de l'existant est exhaustive, nous pouvons résumer les points forts et faibles identifiés comme suit. Pour le pronostic par analyse de tendance

(Evolutionary/Feature-based prognostic) de (Byington *et al.*, 2004), sous catégorie du pronostic guidé par les données et basé sur l'exploitation de modèles statistiques, il apparait que les désavantages sont liés :

- au manque de réactivité à l'apparition du défaut,
- aux erreurs possibles dans les prévisions en cas de bruit ou de nombre de mesures insuffisantes.

Ainsi, pour être performantes, les méthodes appartenant à cette catégorie de pronostic doivent impérativement corriger les paramètres des modèles en cas de modification des conditions de fonctionnement du composant.

Dans le même contexte du pronostic guidé par les données, nous avons recensé dans la proposition de (Byington *et al.*, 2004) le pronostic par apprentissage automatique (Machine learning / AI - based prognostic). Ils utilisent les modèles de type boîte noire issus de l'intelligence artificielle. Leur efficacité est conditionnée par l'existence dans l'échantillon de données de scénarios de dégradation. L'absence d'un scénario dans l'historique rend le modèle inefficace en cas d'occurrence de ce scénario. Le problème qui se pose est de surmonter l'incapacité de prendre en compte un mécanisme nouveau. Dans ce cas, le pronostic est aléatoire.

Des remarques similaires peuvent être faites relativement au pronostic basé sur un estimateur d'état (State Estimator Prognostic). Ces méthodes s'appuient sur les estimateurs d'état et sont utilisées lorsqu'un diagnostic par reconnaissances de formes est mis en œuvre au préalable. Le mécanisme consiste à prédire l'évolution de la trajectoire du fonctionnement d'un système par l'intermédiaire d'un filtre de Kalman. Sans l'existence du diagnostic en amont elles sont impraticables.

Notre analyse des approches de pronostic recensées dans la littérature a dévoilé aussi quelques limites dans la proposition de (Muller, 2005). Sa vision a apporté des nouveautés par la modélisation de la dégradation, de l'impact de la dégradation sur la performance et de l'impact de l'action de maintenance sur la performance. Il a également intégré les informations probabilistes et d'événements dans le processus de pronostic et a évalué la performance attendue d'un système dans le futur en fonction d'une stratégie de maintenance prédéfinie. Cependant, des difficultés

multiplées liées aux modes de dégradation multiples, à la quantification des tables de probabilités conditionnelles *a priori* et à la modélisation de l'efficacité de la maintenance persistente.

1.4.2. Pronostic basé sur le modèle physique

La mise en œuvre de cette approche s'appuie généralement sur une représentation mathématique disponible du mécanisme de dégradation. Les relations causales issues des lois de la physique sont utilisées pour modéliser les interactions entre les entités du système. Ainsi, les résidus sont employés comme instruments mathématiques. De gros résidus dénotent la présence de défauts de fonctionnement, et des petits la présence de perturbations normales comme les bruits ou les erreurs de modélisation. L'utilisation de méthodes de pronostic basées sur le modèle implique des connaissances spécifiques liées à la défaillance ainsi qu'une forte maîtrise du mode de fonctionnement du système analysé.

1.4.2.1. Principe de fonctionnement, avantages et inconvénients

Le principe du pronostic basé sur des modèles physiques est de déterminer le niveau de dégradation courant du système (grâce aux processus de surveillance et de diagnostic) et d'évaluer le temps restant jusqu'à la défaillance en utilisant la courbe d'évolution de la dégradation en fonction de la sollicitation du système.

Les principaux avantages de cette approche sont :

- la flexibilité : si une des propriétés du système ou de la dégradation change, le modèle peut être réajusté pour prendre en compte cette modification.
- la connaissance de la structure du modèle permet de relier la variation d'indicateurs à une modification d'un paramètre ce qui n'est pas le cas des approches "guidées par les données"(Chelidze *et al.*, 2004).

Les principaux inconvénients du pronostic basé sur les modèles physiques sont les suivants :

- le développement des modèles est extrêmement coûteux. Il nécessite un niveau de qualification élevé et une expérience certaine de la part des développeurs,

- il est difficile de construire un modèle global pour les systèmes complexes : complexité de modélisation des interactions entre les différents mécanismes, difficultés de calcul associées à la résolution d'un système d'équations différentielles (explosion des temps de calcul pour une simulation de Monte Carlo),
- il peut être impossible de généraliser une approche basée sur un modèle physique orientée "composant" à un niveau "système",
- il est nécessaire de connaître les mécanismes de dégradation et des facteurs influents sur celles-ci.
-

I.4.2.2. Techniques et outils

Les techniques appartenant à cette approche de pronostic sont basées sur les outils suivants : l'espace de parité, observateurs (filtres de Kalman) et estimation paramétrique.

L'espace de parité

C'est une relation de redondance analytique représentée par une équation dans laquelle toutes les variables sont connues. La génération de telles relations permet d'engendrer des résidus. Un résidu est un signal temporel, fonction des entrées et des sorties du processus, indépendant (le plus possible) du point de fonctionnement de la présence de défauts. En l'absence de ceci, le résidu est statistiquement nul. Lors de l'apparition d'un défaut, son amplitude évolue de manière significative.

Observateurs

La génération de résidus à l'aide d'une estimation d'état consiste à reconstruire l'état ou, plus généralement, la sortie du processus à l'aide d'observateurs et à utiliser l'erreur d'estimation comme résidu. Cette méthode s'est beaucoup développée car elle donne lieu à la conception de générateurs de résidus flexibles.

Estimation paramétrique

L'approche d'estimation paramétrique considère que l'influence de défauts se reflète sur les

paramètres et non pas uniquement, comme c'est le cas des observateurs, sur les variables du système physique. Le principe de cette méthode consiste à estimer en continu les paramètres du procédé en utilisant les mesures d'entrée/sortie et en évaluant la distance qui les sépare des valeurs de référence de l'état normal du procédé. L'estimation paramétrique possède l'avantage d'apporter de l'information sur l'importance des déviations. Toutefois, un des inconvénients majeurs de la méthode réside dans la nécessité d'avoir un système physique excité en permanence. Ceci pose donc des problèmes d'ordre pratique dans le cas de procédés dangereux, coûteux ou fonctionnant en mode stationnaire. De plus, les relations entre paramètres mathématiques et physiques ne sont pas inversibles de façon unitaire, ce qui complique la tâche du diagnostic basé sur les résidus.

I.4.2.3. Applications

Avant d'aller plus avant dans ce problème du pronostic, nous allons dresser un rapide état de l'art des applications qui ont utilisé **le pronostic basé sur les modèles**.

(Rafiq *et al.*, 2004) s'est intéressé à la détérioration de ponts due à un processus d'induction de chlore. Une démarche bayésienne a été mise en œuvre pour actualiser le modèle stochastique.

(Luo *et al.*, 2003) a introduit le concept de processus de pronostic intégré basé sur des données générées suite à des simulations sur un modèle du système, en mode nominal et en mode dégradé. Ainsi, il a développé une méthodologie générique de pronostic basée sur le modèle qui respecte le principe de fonctionnement décrit en Figure 5.

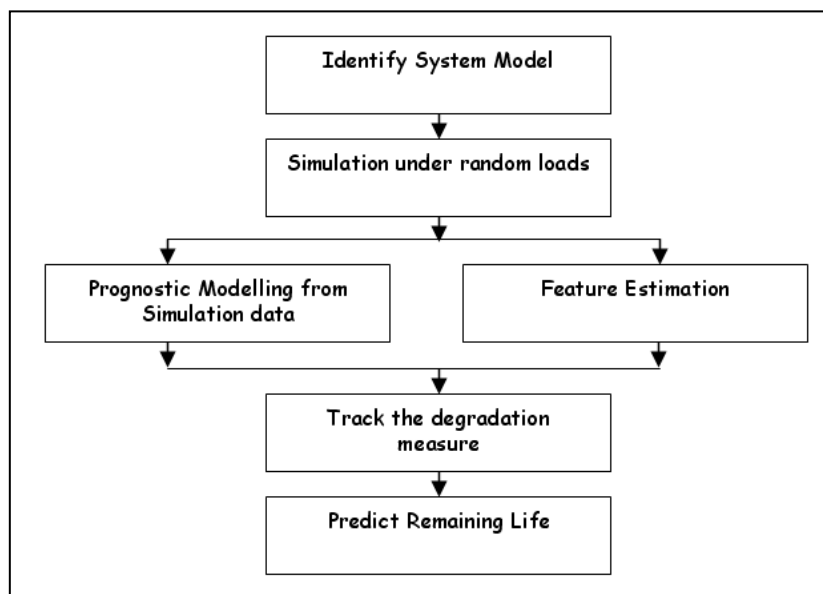


Figure 5. Pronostic basé sur le modèle d'après (Luo *et al.*, 2003)

(Chelidze *et al.*, 2003) a proposé une méthodologie pour la modélisation de la perte progressive de tension d'une pile 9V dans un oscillateur électromécanique (Figure 6) avec un modèle d'évolution dynamique observable "fast-time "du système couplé avec un modèle d'évolution "slow-time "de la dégradation.

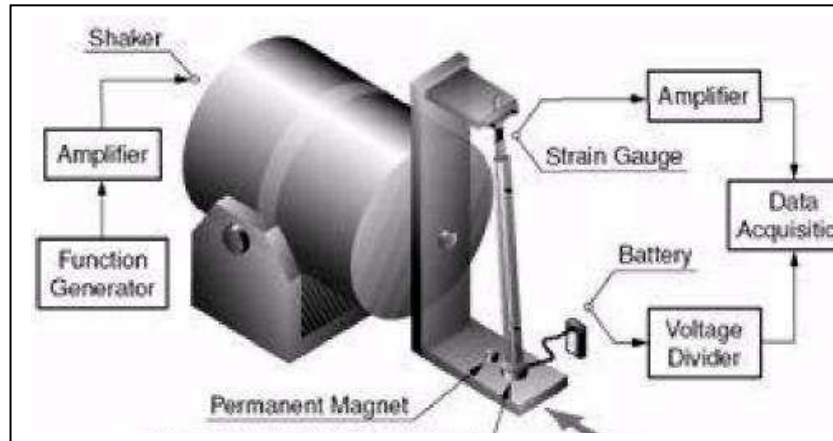


Figure 6. Pronostic de défaillance d'après (Chelidze *et al.*, 2003)

(Hall *et al.*, 2003) ont pronostiqué la durée de vie restante de circuits imprimés et de pipelines soumis à des phénomènes de corrosion. Pour cela, ils ont déployé une méthodologie basée sur des modèles stochastiques de dégradation dont les paramètres sont incertains. La distribution des temps de défaillance a été obtenue par simulation de Monte Carlo, puis approximée par une loi de Weibull.

(Kacprzyński *et al.*, 2002) a proposé une approche de pronostic basée sur la fusion des aspects physique du système - un hélicoptère dont la vitesse est pronostiquée- avec les informations issues du diagnostic des parties modélisées.

(Oppenheimer *et al.*, 2002) a appliqué un modèle physique pour prévoir l'état futur de l'arbre rotor. En combinaison avec un modèle de résistance de défaut, basé sur sa loi de progression, il a évalué le RUL.

(Ray, 1999) a adopté le modèle stochastique de fatigue Newman pour planifier les interventions de maintenance (surveillance et réparation) sur des structures mécaniques.

(Li *et al.*, 1999) et (Li *et al.*, 2000) ont présenté deux modèles de propagation de défauts par l'intermédiaire du mécanisme de défaillance employé pour l'évaluation du RUL des roulements.

(Meeker *et al.*, 1998) a proposé un modèle de modification de loi de dégradation en fonction de deux types de facteurs influents : ceux qui appartiennent au composant en lui-même et ceux qui

relèvent des conditions opérationnelles et environnementales d'utilisation. La première catégorie est composée de l'état initial de dégradation, des propriétés du composant (caractéristiques géométriques, chimiques...), et la seconde comporte les contraintes d'utilisations (régime, mode de fonctionnement...) et les caractéristiques de l'environnement (température, humidité, ondes magnétiques...).

Un autre axe de recherche dans les approches de pronostic basées sur les modèles est celui de l'exploitation des dérivations des relations connues entre les variables conditionnelles et les temps de vies (temps courant de fonctionnement ou le temps restant de bon fonctionnement). Il s'agit plus précisément de la modélisation du mécanisme de défaillance.

(Qiu *et al.*, 2002) chercheurs dans le domaine de la surveillance des vibrations des machines ont suivi cette axe. En considérant les machines comme processeurs d'énergie, ils ont pronostiqué la dynamique des roulements.

(Engel *et al.*, 2000) ont analysé quelques problèmes relatifs à la précision et à la confiance dans l'estimation du RUL.

1.4.3. Pronostic guidé par les données

Le pronostic guidé par les données s'appuie sur le constat suivant : les mesures (entrées/sorties) constituent souvent la plus forte et la plus sûre source d'information pour comprendre les phénomènes de dégradation... Sa force réside dans l'aptitude à apprendre (par les exemples) et à capturer les relations subtiles entre données, même si ces relations sont inconnues ou difficile à décrire.

1.4.3.1. Principe de fonctionnement, avantages et inconvénients

Le pronostic guidé par les données exploite les indicateurs de dégradation ou d'interventions de maintenance délivrés respectivement par les processus de surveillance et d'aide à la décision (par exemple, données calorimétriques de calibrage, données spectrométriques, puissance, vibration et signal, température, pression, débris d'huile, tensions acoustiques de courants). Le diagnostic situé en amont conditionne le succès du pronostic par sa capacité à fournir une estimation fiable et précise de l'état de santé courant du système et une mise à jour des paramètres des processus de détérioration. Ce type de pronostic se fonde sur l'hypothèse que les caractéristiques statistiques

des données sont relativement inchangées à moins qu'un défaut de fonctionnement ne se produise dans le système.

La capacité d'adaptation à tout type d'application disposant de données suffisantes en quantité et en qualité représente un point fort pour cette approche de pronostic. En même temps, la mise en œuvre d'une approche "guidée par les données" est relativement simple car elle ne requiert pas la connaissance formelle des mécanismes de dégradation. La capacité à transformer des données bruitées en information pertinentes pour des décisions de diagnostic / pronostic est un autre avantage pouvant être souligné.

L'inconvénient principal de ces approches est que leur efficacité est grandement dépendante de la quantité et de la qualité des données opérationnelles de système.

I.4.3.2. Techniques et outils

Dans la littérature sont distinguées les techniques issues de l'intelligence artificielle (IA) et les techniques statistiques.

Les techniques de l'IA ("boîte noire")

Lorsque les seules informations disponibles sur le système sont les variables mesurables et que l'on ne peut pas utiliser la redondance physique, la technique habituelle est d'apprendre le comportement du système à l'aide de l'historique des données : ce sont les données d'apprentissage. On part du principe qu'une même cause aura toujours les mêmes effets. Ce sont des systèmes du type "boîte noire" qui ont pour principal **avantage** d'utiliser "une aveugle" les données, sans aucune considération physique. Leur force réside dans l'aptitude à apprendre (par les exemples) et à capturer les relations subtiles entre données, même si ces relations sont inconnues ou difficile à décrire.

Les réseaux de neurones (RN) et les réseaux d'ondelettes (le perceptron multi couches, les réseaux de neurones probabilistes, les réseaux d'ondelettes avec auto organisation, etc.) sont les principales classes d'outils de ce type. Le principal inconvénient des réseaux de neurones réside dans l'acquisition et la couverture des données d'apprentissage.

Les techniques statistiques

Les techniques statistiques multi variables sont des outils puissants, capables de comprimer des données et de réduire leur dimensionnalité de sorte que l'information essentielle soit maintenue. Ils peuvent également manipuler le bruit et la corrélation pour extraire l'information efficacement. La fonction principale de ce type de techniques est, à l'aide d'une procédure mathématique, de transformer un certain nombre de variables corrélées en un ensemble plus petit de variables non corrélées.

L'analyse en composantes principales (ACP) est une technique statistique multi variable. L'ACP est essentiellement basé sur une décomposition orthogonale de la matrice de covariance des variables du processus le long des directions qui expliquent la variation maximale des données. Le premier axe contient la plus grande variation. Le deuxième axe contiendra la seconde plus grande variation orthogonale au premier...

Le but principal de l'ACP est donc de trouver un ensemble de facteurs (composantes) de dimension inférieure à celle de l'ensemble original de données et qui puisse décrire correctement les tendances principales. L'ACP est une procédure qui ne prend en compte que les variables du processus. Parfois, un ensemble additionnel de données est disponible, ex. variables de qualité du produit. Il est souhaitable d'inclure toutes les données disponibles pour la surveillance du procédé et d'utiliser de cette façon les variables du processus pour prédire et détecter des changements dans les variables de qualité du produit. Pour cela, la méthode des **Moindres Carrés Partiels (MCP)** peut être utilisée. Cette méthode modélise le rapport entre deux blocs de données tout en les comprimant simultanément. Elle est employée pour extraire les variables latentes qui expliquent la variation des données du processus.

Une **limitation** importante de la surveillance basée sur l'ACP est que la représentation obtenue est invariante dans le temps, tandis que la plupart des processus réels évoluent au cours du temps. Par conséquent, la représentation issue de l'ACP nécessite également d'être mise à jour périodiquement. Un autre inconvénient est qu'elle ne possède pas de propriétés de signature pour le diagnostic, ce qui rend l'isolation des défaillances difficile.

Analyse et représentation qualitative des tendances. Un traitement général des signaux a pour but l'analyse et la représentation qualitative des tendances du processus (série d'épisodes avec une représentation). Dans ce formalisme, chaque épisode est représenté par sa pente initiale, sa pente finale (à chaque point critique) et un segment de droite reliant les deux points critiques, ou par

une description qualitative des signaux (TDL - Trend Description Language) utilisant primitives, épisodes, tendances et profils. Ces tendances peuvent être employées pour l'identification des situations anormales dans le processus. Ainsi, une analyse appropriée des tendances du processus peut permettre de détecter plus tôt une défaillance.

I.4.3.3. Applications

L'approche guidée par les données historiques est applicable aux systèmes pour lesquels une compréhension des principes d'exploitation du système n'est pas complète.

Pronostic par analyse de tendance

La gamme des outils utilisés dans cette catégorie inclut les outils de prévision de série temporelles (Box & Jenkins, régression linéaire, lissage exponentiel (Box *et al.*, 1994)) et les modèles de classification multivariable plus perfectionnés (analyse en composantes principales, discrimination linéaire et quadratique...) (Azam *et al.*, 2002).

(Greitzer *et al.*, 2002) ont développé pour l'armée américaine, un système embarqué de pronostic par analyse de tendance. Son fonctionnement repose sur une méthode de régression mise en œuvre sur l'évolution de l'indicateur FOM (Figure Of Merit). Le nombre de points utilisés par la fonction de régression varie pour que la prévision reste cohérente par rapport aux dernières mesures.

Cette notion de réactivité est également présente dans les travaux de (Yan *et al.*, 2002) où le pronostic est réalisé par un modèle de prédiction ARMA (Autorégressif à Moyenne Mobile) dont les paramètres sont remis à jour en ligne.

Pronostic par apprentissage

Les applications récentes exploitent des réseaux de neurones sous toutes leurs formes : réseau de neurones à ondelettes dynamiques (Wang X. *et al.*, 2002), réseau de neurones à fonctions de base radiales (Zemouri, 2003) ou réseau neuro-flou (Wang W. *et al.*, 2003). L'intégration de la logique floue dans la construction du modèle permet de définir la structure du modèle et d'assurer la convergence de l'apprentissage des paramètres.

Ces méthodes d'apprentissage automatique ont donné lieu à de multiples applications :

- pronostic de fissures des engrenages (Wang W. *et al.*, 2003),
- pronostic de l'état d'un système non-linéaire (four à gaz) (Zemouri et al., 2002) (Figure 7),
- pronostic de défaillances de roulements à billes (Wang P. *et al.*, 1999).

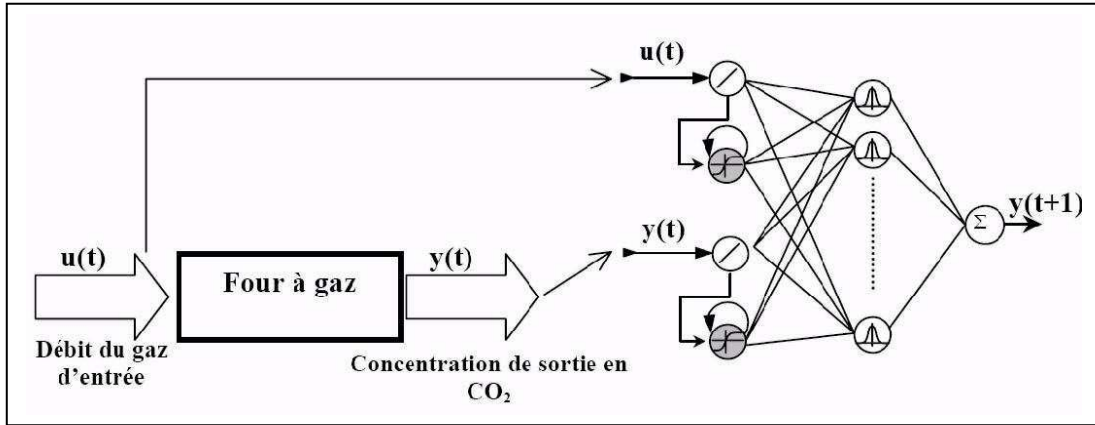


Figure 7. Pronostic d'un four à gaz par le réseau de neurones (Zemouri et al., 2003)

✚ Pronostic basé sur un estimateur d'état

Récemment, les méthodes à base d'estimateurs d'état ont obtenu des résultats satisfaisants sur des fours à induction (Christer *et al.*, 1995), des moteurs continus (Yang, 2001) ou des boîtes de vitesse (Swanson, 2001) (Figure 8).

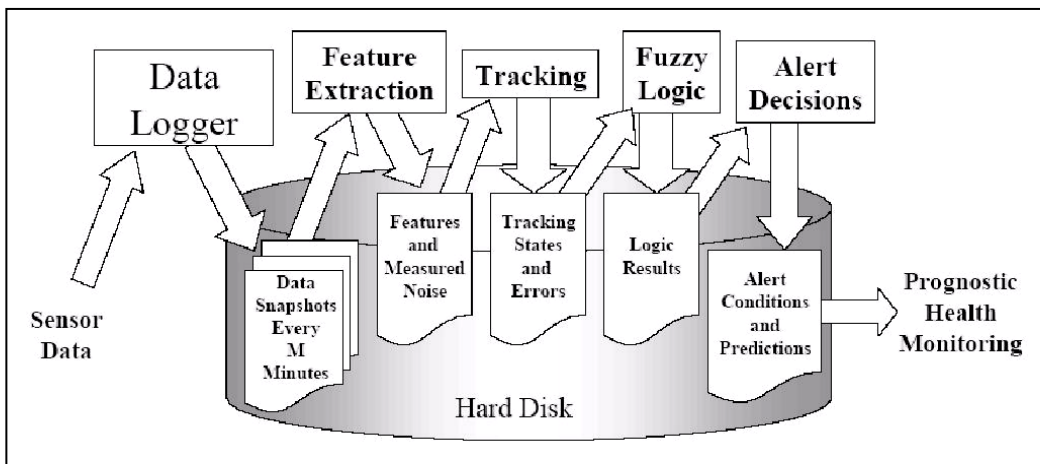


Figure 8. Procédure d'exécution d'un algorithme de pronostic (Swanson, 2001)

1.4.4. Pronostic basé sur l'expérience

Le pronostic basé sur l'expérience est basé sur la formalisation des mécanismes physiques de

détérioration des composants par modèles stochastiques (loi de fiabilité, processus markoviens ou non-markoviens) initiés par connaissances *a priori* et jugement d'expert.

I.4.4.1. Principe de fonctionnement, avantages et inconvénients

Le principal **avantage** de cette méthode est qu'elle ne nécessite pas la connaissance pointue du (des) mécanisme(s) physique(s) de dégradation. Aussi, elle est relativement simple à mettre en œuvre et peu coûteuse.

Les principaux **inconvénients** sont les suivants :

- le manque de réactivité face au changement de comportement d'un système ou de l'environnement,
- les applications se focalisent sur des composants critiques, traités individuellement et donc le développement d'approches orientées "système "est rare,
- il existe fréquemment un décalage entre les modèles (système mono composant à 2 états) mis au point et la réalité industrielle (système multi composants multi états). L'origine de ce décalage provient souvent de l'incapacité des méthodes à effectuer les calculs engendrés par un système complexe.

I.4.4.2. Techniques et outils

L'utilisation d'un modèle fiabiliste évolutif de type ALM (Accelerated Life Model), PHM (Proportional Hazard Model), ou la mise en œuvre d'une démarche bayésienne qui actualise les paramètres de la loi de dégradation à chaque nouvelle information disponible peut représenter une solution. La simulation de Monte Carlo est une autre alternative privilégiée mais elle-même se retrouve confrontée à un autre problème : l'explosion des temps de simulation.

I.4.4.3. Applications

Parmi les **travaux récents** dans le domaine du pronostic basé sur l'expérience. Nous pouvons mentionner les suivants :

(Jardine *et al.*, 2004) a proposé le logiciel EXAKT pour optimiser le remplacement d'équipements critiques (turbine, vanne, moteur...). La méthodologie proposée combine le suivi du taux de défaillance obtenu par le modèle PHM Weibull et la prévision de l'évolution de covariables suivant un processus markovien discret non homogène.

(Clarotti *et al.*, 2004) a proposé la suite logicielle IBTV d'EDF en intégrant la méthodologie originale de pronostic où la stratégie de maintenance repose sur le déclenchement d'interventions suite à la détection du vieillissement d'un composant (vanne, relais électrique, structure mécanique, par exemple). L'approche est basée sur une démarche bayésienne avec une modélisation *a priori* du comportement du taux de défaillance (composition loi exponentielle / Weibull). De plus, l'efficacité des actions de maintenance est prise en compte suivant l'avis d'expert.

(Ramos, 2004) a optimisé la périodicité d'interventions préventives sur des ventilateurs.

(Van Noortwijk *et al.*, 2004) a modélisé la durée de vie de ponts en béton pour améliorer leur coût de maintenance et de remplacement.

(Mijailovic, 2003) a calculé la disponibilité moyenne d'un disjoncteur à air comprimé soumis à deux modes de défaillances.

(Makis *et al.*, 1992) a calculé un seuil de remplacement préventif en fonction des coûts de maintenance (Vlok *et al.*, 2004). Au final, le pronostic (estimation du taux de défaillance instantané) est utilisé par un module d'aide à la décision qui propose à l'utilisateur, la stratégie de maintenance la plus adaptée à la situation courante du système.

En conclusion, chacune de ces approches a ses propres avantages et des inconvénients, et, par conséquent ils sont souvent employés en association dans beaucoup d'applications.

1.5. Synthèse partielle

Nous avons présenté dans ce chapitre un aperçu général de la problématique de pronostic. Dans un premier temps, nous avons positionné le concept de pronostic dans le cadre général de la maintenance.

que l'on trouve très souvent dans les travaux bibliographique et pour délimiter notre cadre de recherche.

Nous nous sommes intéressés plus particulièrement dans la section suivante à la description des différentes méthodes de formalisation et de modélisation du pronostic. L'étude bibliographique réalisée a mis en évidence l'existence d'une classification des approches du pronostic au sein de la "communauté scientifique". Une brève description des trois approches a été donnée. De plus, les avantages, inconvénients et domaines d'application de chacune de ces approches ont été identifiés. Ainsi, deux autres "approches" du pronostic, différentes du point de vue conceptuel de celles "généralement" acceptées, ont été identifiées. Il s'agit des propositions de Byington (Byington *et al.*, 2004) et de Muller (Muller, 2005).

Afin de répondre partiellement à ces limites et de valoriser les perspectives qui s'offrent à nous, nous proposons dans le chapitre suivant, une nouvelle approche du pronostic orientée "application". Elle s'appuie sur la différence entre données, information et connaissances et leur influence au niveau du processus décisionnel.

**Chapitre II : Contribution à la
formalisation du pronostic et à
l'élaboration d'un cadre applicatif**

II.1. Introduction

Beaucoup d'approches pour supporter le processus de pronostic existent dans la littérature mais les applications réelles sont cependant rares : l'applicabilité des outils dépend fortement des contraintes industrielles (connaissance disponible, comportement et complexité de l'équipement de surveillance). Ceci être expliqué d'une part, par la difficulté à choisir une technique efficiente et, d'autre part, par le fait que les classifications des outils de pronostic peuvent être ambiguës pour les industriels (par exemple, les techniques basées sur le modèle ont différentes significations d'une personne à l'autre en fonction de leurs "culture industrielle").

Nous remarquons aussi que la vision académique du pronostic est restreinte à son application sur des composants critiques et les approches sont focalisées sur l'analyse d'un "composant élémentaire". La modélisation de systèmes complexes est quasiment inexistante.

Ces limites identifiées dans l'étude bibliographique présentée dans le premier chapitre ont offert à notre recherche des perspectives de valorisation intéressantes. Dans ce deuxième chapitre, nous détaillons notre contribution à la formalisation du pronostic et à l'élaboration d'un cadre applicatif. La démarche scientifique que nous avons initiée est d'autant plus la bienvenue que cette discipline manque encore de concepts, de méthodes et d'outils...

Dans ce contexte, ce chapitre est organisé en cinq sections principales.

Tout d'abord, le concept de "pronostic" est (re)-défini et positionné par rapport aux stratégies de maintenance. La deuxième partie est consacrée à la description des mesures utilisées pour la prédiction et l'évaluation du processus de pronostic. Dans la troisième, les outils utilisés pour instrumenter le processus de pronostic sont étudiés. Une nouvelle approche du pronostic orientée "application" afin de résoudre le problème de choix d'un outil support optimal et adaptable au contexte industriel est proposée et détaillée. L'applicabilité des outils dépend de critères imposés par les industriels qui sont plus ou moins restrictifs, plus ou moins souhaitables. Toutes ces caractéristiques sont détaillées dans la section II. 5. Dans la dernière partie, un guide de choix d'un outil de pronostic est proposé en corrélation avec les limites et les contraintes qui conditionnent leur applicabilité.

II.2. Formalisation du processus de pronostic

Toutes les définitions proposées et détaillées dans le sous-chapitre 1.3 assimilent le pronostic à un "processus de prévision" : une situation future doit être identifiée. En plus, ces interprétations du pronostic sont fondées sur la notion de **défaillance (ou défaut)**, ce qui implique que la situation "prédite" est associée à un degré d'acceptabilité (un système doit exécuter une fonction exigée) (ISO, 2004). Nous considérons ainsi que le pronostic devrait être basé sur **les critères d'évaluation**, dont les limites dépendent du système lui-même et des objectifs d'exécution. De ce point de vue, dans ce paragraphe, le pronostic est associé aux notions de **prévision et d'évaluation**. Ceci suppose évidemment que la situation actuelle peut être saisie (pratiquement, c'est la synthèse d'un procédé de détection et des données mesurées du système). De plus, ce n'est pas tant la notion de défaillance au sens de perte totale de l'aptitude à accomplir une mission qui est pertinente, mais plus celle de perte de performance.

En conséquence, la définition que nous considérons est celle proposée par Dragomir (Dragomir *et al.*, 2007) "prognostic could be split into 2 sub-activities : a first one to predict the evolution of a situation at a given time (forecasting process), and a second one to assess this predicted situation with regards to a referential".

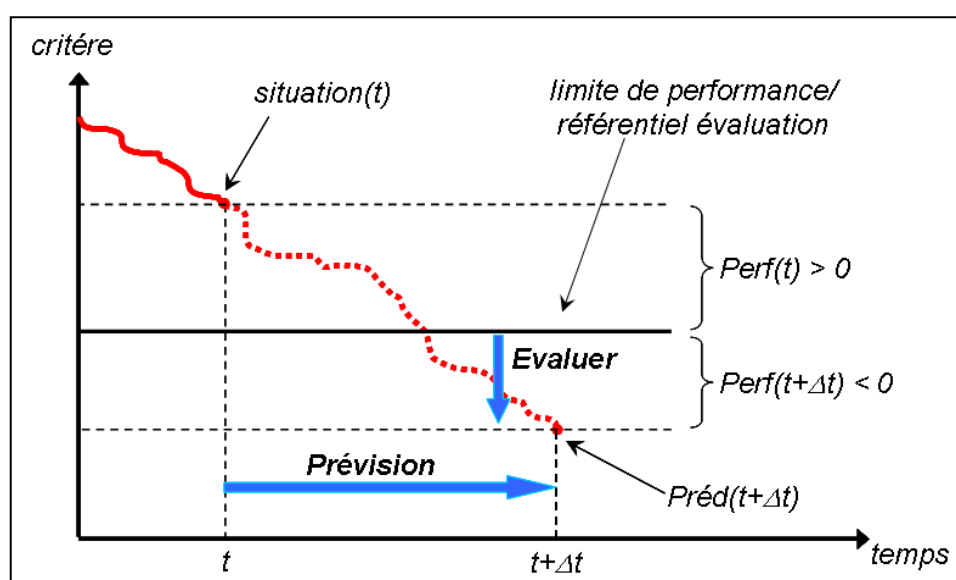


Figure 10. Le concept de pronostic d'après (Dragomir et al., 2007)

Considérons la Figure 10 pour illustrer cette proposition-(re)définition : la situation "prédite" à $t+\Delta t$ n'est considérée que du fait de la limite de dégradation considérée du point de vue

objectifs de performance. Autrement, si ce seuil n'existait pas, il serait impossible de conclure quant à la situation prédite et donc impossible d'évaluer le degré de gravité de cette situation. Le processus de maintenance pourrait alors en être affecté.

Ainsi, le pronostic a pu être découpé en 2 sous-activités (Figure 11) :

- une première pour prévoir l'évolution d'une situation à un moment donné,
- une seconde pour évaluer cette situation par rapport à un référentiel décisionnel.

L'étape de prévision doit permettre de déterminer l'état futur du système de manière la plus proche possible de la réalité. Au niveau de l'évaluation, les valeurs prévues doivent être estimées quantitativement et qualitativement : références, RUL, confiance, précision.

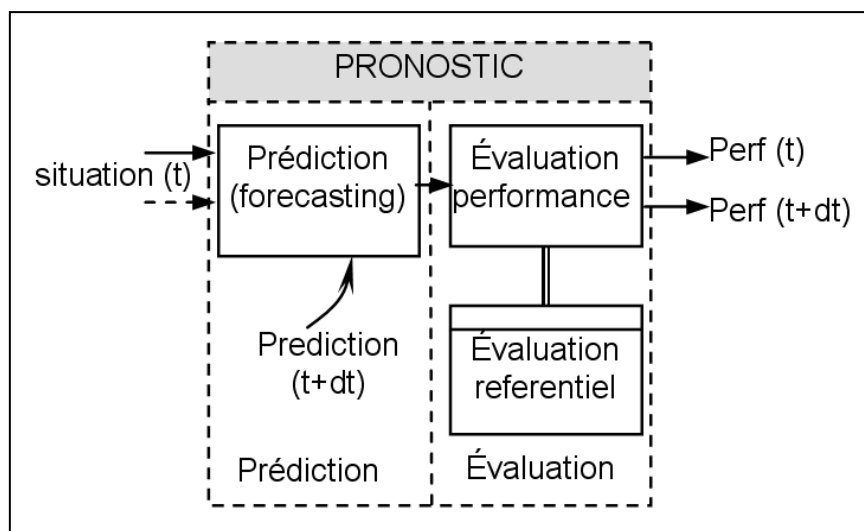


Figure 11. Pronostic- processus de prévision et d'évaluation (Dragomir et al., 2007)

Dans cette nouvelle acception du pronostic, les aspects complémentaires de la détection, du diagnostic et du pronostic peuvent être expliqués comme suit :

- la détection vise à identifier le mode de fonctionnement du système suite à la surveillance de processus, c'est à dire, en identifiant son état actuel,
- en supposant qu'une défaillance soit intervenue, le diagnostic permet d'identifier le composant qui a cessé de fonctionner (des effets aux causes : rétropropagation),
- le pronostic traite de la prévision des états futurs du système (des causes aux effets : propagation) en deux étapes : premièrement la situation est prévue à temps et deuxièmement la situation est évaluée par l'utilisation des critères d'évaluation.

La différence faite ici entre la prévision et le pronostic peut être assimilée à celle entre les concepts "d'information" et de "connaissance" : le sous- processus de prévision informe sur un phénomène (des données à l'information), et l'évaluation permet de l'interpréter et d'agir d'une manière proactive (de l'information à la connaissance). Donc, le cadre de recherche de nos travaux, pointé dans le chapitre I, peut être illustré par rapport à la nouvelle "définition" comme suit la Figure 12 :

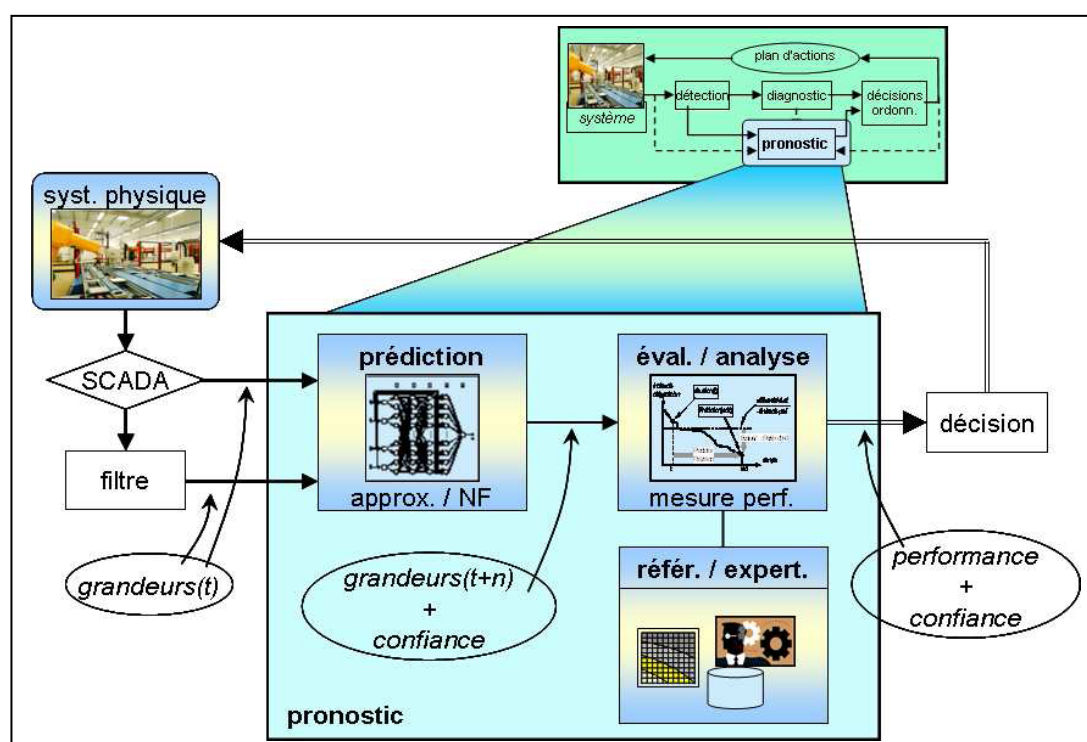


Figure 12. Positionnement du cadre de recherche sur le pronostic

Le pronostic est essentiel car correspondant à un processus d'anticipation de la défaillance du système. Intégré dans des stratégies de maintenance il doit permettre d'en optimiser les stratégies. L'implémentation, le coût de l'applicabilité et l'efficacité sont des variables avec une dynamique très difficile à "évaluer", surtout pour les industriels confrontés aux contraintes de terrain quotidiennes. Dans ce contexte, le choix de l'outil capable de mettre en œuvre l'activité de pronostic est une étape critique au regard des objectifs de performance globale. Les prochaines sections portent sur cette démarche.

II.3. Indicateurs de pronostic

Comme le montre la section II.2, le pronostic peut être scindé en deux sous processus : la prédiction et l'évaluation (Dragomir *et al.*, 2007). L'objectif principal de la prédiction est de fournir les informations utiles permettant d'agir en conséquence, c'est-à-dire, de choisir des actions de maintenance. Un premier ensemble de métriques intéressantes est lié aux mesures et risques qui interviennent dans le système surveillé. Ce genre de mesures porte le nom de **mesures du pronostic** (Dragomir *et al.*, 2008a).

Dans le même ordre d'idées, considérant que la prédiction est par essence un processus incertain, il est utile de pouvoir juger de sa "qualité" afin d'imaginer les actions les plus appropriées. Ainsi, différents indicateurs peuvent être utilisés, que l'on appellera cette fois ci, **mesures de performance pour le processus de pronostic** (Dragomir *et al.*, 2008a).

Nous remarquons aussi qu'il n'y a pas de consensus global quant à un ensemble approprié d'indicateurs pouvant être utilisé dans les applications de pronostic. Chercheurs et industriels continuent de développer ce point particulier.

II.3.1. Les mesures du pronostic

Le résultat de la prédiction est la future valeur estimée du processus (\hat{y}). Analysant cette valeur, les incertitudes inhérentes au processus de prédiction doivent être prises en considération (très peu d'informations sur le phénomène étudié, difficultés dans la formalisation). Ce sont des sources très importantes d'erreurs (e) qui font la différence entre la valeur future réelle mesurée du système (y) et celle prévue précédemment ($e = y - \hat{y}$).

En particulier, l'erreur pourra être considérée :

- par rapport au moment de détection d'un défaut T (lorsque le système atteint la limite de dégradation acceptable $xx\%$ au delà de laquelle la performance est considérée comme insatisfaisante par les industriels),
- par rapport au moment d'apparition de la défaillance (dégradation 100%).

L'évaluation pertinente de la méthode de pronostic choisie dépend fortement de la métrique utilisée pour la mesure des erreurs de prédiction. Le choix des mesures d'erreur pour la comparaison de méthodes de prédictions a été beaucoup discuté en commençant par les années 1980. (De Gooijer *et al.*, 2006) recense différents indicateurs de mesures d'erreur de prédiction.

La plupart des auteurs se rapportent essentiellement à l'erreur moyenne absolue exprimée en pourcentage - MAPE (Mean Absolute Pourcentage Error) (cf. eq. 1) et également à l'écart type des erreurs (σ) (cf. eq. 2) pour juger de la qualité d'un système prédictif (Al Fuhaid *et al.*, 1997), (Chow *et al.*, 1996), (Lee *et al.*, 1992), (Peng *et al.*, 1992), (Vermaak *et al.*, 1998).

$$MAPE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Abs\left(\frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i}\right)} \quad (1)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (2)$$

MAPE est préférée parce qu'elle tient compte de l'ordre de grandeur de l'erreur de prédiction et évite ainsi les cas "non déterminées" du point de vue mathématique, survenu suite à l'apparition d'une valeur d'erreur trop proche de 0.

Par contre, certains auteurs conviennent que la fonction coût associée aux erreurs de prédictions, devrait être employée dans l'évaluation d'une méthode de prédiction et que le MAPE devrait être utilisé alternativement (le cas de la fonction coût est linéaire dans le pourcentage, pas dans l'erreur absolue). Cependant, les études récentes et l'expérience des opérateurs du système indiquent que la fonction coût dans le problème de prédiction est clairement non linéaire, et que les grandes erreurs peuvent avoir des conséquences désastreuses. Pour cette raison, des mesures basées sur l'erreur quadratique moyenne- RMSE (Root Mean Square Error) (cf. eq. 3) sont parfois suggérées, car elles pénalisent les erreurs grandes peuvent ainsi être considérées comme mieux adaptées.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (3)$$

De toute façon, ces mesures d'erreur ne peuvent se substituer à l'analyse de la distribution des erreurs. On s'attend que cette distribution soit de type bruit blanc normal dans un problème de pronostic, mais elle ne sera probablement pas ainsi du à la complexité croissantes des problèmes, surtout systémiques. Par contre, **la forme de la distribution, la fonction de densité de probabilité (PDF)** devrait être suggestive pour les décideurs.

Aucune mesure d'erreur employée seule n'est suffisante pour la validation d'un outil. Jusqu'à maintenant nous avons détaillé les mesures qui ne sont pas particulièrement liées au processus de pronostic. Nous pouvons tout aussi les employer pour la détection ou pour le diagnostic de défaillances. Dans la section suivante, nous décrivons les mesures spécifiques au pronostic : RUL, confiance, accuracy et précision.

La mesure caractéristique principale du pronostic est le temps restant avant la défaillance (TTF- Time to Failure), également appelé RUL (Remaining Useful Life), temps restant de bon fonctionnement, (Luo *et al.*, 2003), (Jardine *et al.*, 2006) et (Yan *et al.*, 2002), le temps restant avant d'observer une défaillance, durée de vie restante ou vie résiduelle. La définition de la défaillance est cruciale pour l'interprétation du RUL (Figure 10).

Une mesure de **confiance** (confidence) peut être construite pour indiquer le degré de certitude du temps prévu jusqu'à la défaillance, tout en considérant que les praticiens peuvent être intéressés par l'évaluation du système par rapport à n'importe quelle limite d'exécution.

Les mesures du RUL et de confiance peuvent être étendues à n'importe quelle limite de performance, autre que la défaillance.

Dans la Figure 13, le TTx se rapporte au temps restant avant d'atteindre la limite supérieure Perf/xx et le RUL mesure le temps restant jusqu'à la défaillance. Conf/xxT dans ce cas, est la confiance avec laquelle on peut considérer $TT_{xx} > T$. (Dragomir *et al.*, 2008a)

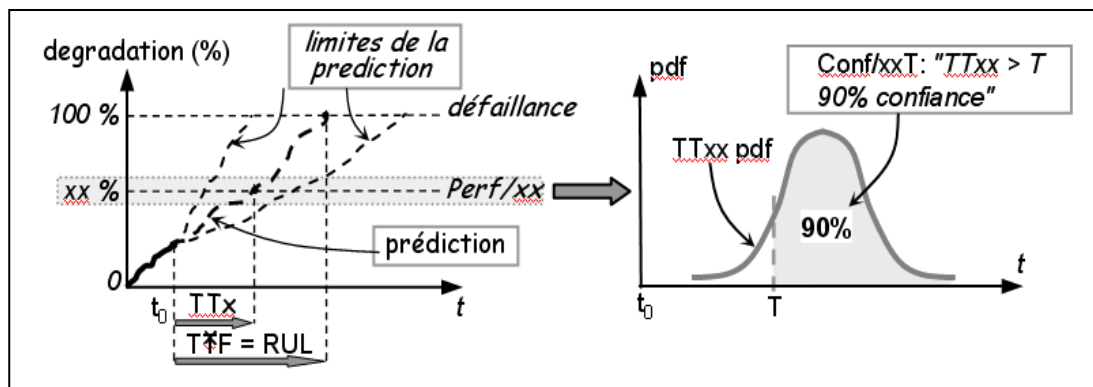


Figure 13. TTX et confiance d'après (Dragomir et al., 2008a)

II.3.2. Mesures de performance pour le processus de pronostic

Les mesures de performance pour le pronostic devraient tenir compte de deux résultats : le temps prévu avant la défaillance - RUL (la valeur prévue basée sur des données historiques) et l'intervalle de confiance.

Le "**timeliness**" est la position relative de la PDF du modèle de pronostic par rapport à l'apparition de l'événement de défaillance. Cette mesure évolue à mesure que les données sont disponibles et permet de juger du moment adéquat pour effectuer des actions préventives (voir la Figure 14).

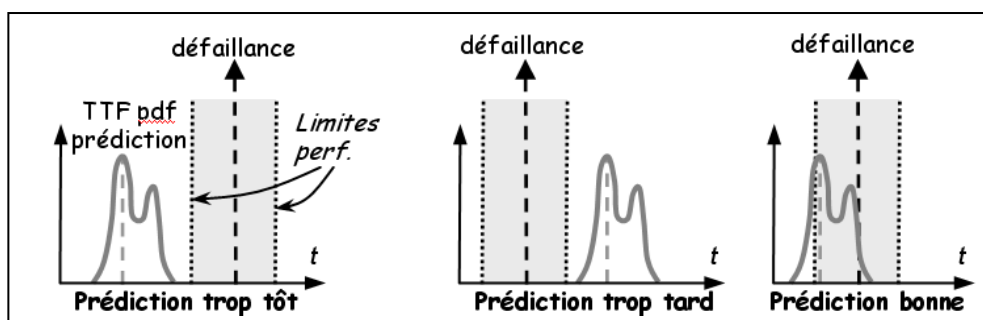


Figure 14. Timeliness d'après (Goebel et al., 2005)

(Goebel et al., 2005) ont défini les limites au plus tôt et au plus tard au delà desquelles la valeur prédite sera considérée comme inacceptable d'un point de vue performance.

Ces deux limites sont la conséquence du fait que l'erreur de prédiction n'est pas systématiquement centrée par rapport à zéro (où l'erreur est définie comme différence entre la

vie restante réelle et la vie restante estimée). Par exemple, si la prédiction est trop tôt, l'alarme résultante sollicite trop tôt l'intervention pour vérifier le potentiel d'apparition d'une défaillance, pour surveiller les diverses variables de processus et pour effectuer une modalité de reprise. Dans l'autre cas, si la défaillance est prévue trop tard, cette erreur réduit le temps disponible pour évaluer la situation et réagir en conséquence. La situation se dégrade complètement quand la défaillance se produit avant qu'une prévision soit faite.

Par conséquent, il est dans la plupart des situations préférable d'avoir une polarisation positive des erreurs (prévisions tôt), plutôt que négative (prévisions en retard).

Naturellement, on doit définir des limites d'acceptabilité sur la façon dont une prévision peut être considérée trop tôt, trop tard ou acceptable. N'importe quelle prédiction en dehors de des limites sera considérée comme inappropriée.

"**Accuracy**"(exactitude) mesure la proximité de la valeur prévue à la valeur réelle (cf. eq. 4) (Vachtsevanos et al., 2006). Elle a une forme exponentielle et sa valeur est d'autant plus grande que l'erreur de prédiction du TTF est petite.

Le calcul de cette métrique représente un point critique dans le processus de pronostic. La question qui se pose tout d'abord est si la prédiction est "assez bonne". La réponse dépend fortement de la rigidité des critères d'évaluation imposés.

Précisons que le calcul de cette grandeur s'appuie sur l'existence de données historiques sur plusieurs composants qui sont tombées en panne suite à des sollicitations subies tout au long d'une période de temps connu, ce qui n'est pas toujours possible (matériel unique).

Assumant cela, pour l'expérience i , le temps réel t_0 et le temps prévu de défaillance t_p :

$$Accuracy(t_p) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e^{\frac{D_i}{D_0}} \quad (4)$$

Où

- $D_i = |t_p(i) - t_0(i)|$ est la distance entre les instants réels et prévus de défaillance,
- D_0 est un facteur de normalisation, une constante dont la valeur est basée sur l'importance de la valeur réelle dans l'application,
- N est le nombre d'expériences.

La fonction exponentielle est employée ici pour donner une courbe lisse monotoniquement décroissante. La valeur de $e^{\frac{D_i}{D_0}}$ représente la décroissance de l'exactitude. Autrement dit, l'exactitude est grande quand la valeur prévue est identique à la valeur réelle et diminue quand la valeur prévue dévie de la valeur réelle. La fonction exponentielle a également le taux de décroissance le plus grand quand D_i est proche de 0. La Figure 15 présente l'évolution de défaut et le pronostic, les temps réels et prévus de défaillance, et l'exactitude (accuracy) de pronostic. Accuracy est plus grande (courbe 1) quand le temps prévu de défaillance est égal au temps réel de défaillance.

La **précision** est une mesure de dispersion des prédictions qui évalue comment sont groupées les valeurs prédites autour de l'intervalle dans lequel survient la défaillance (Vachtsevanos *et al.*, 2006). La précision dépend fortement du niveau de confiance et de la distribution des prédictions. La formule de précision (eq. 5) à un instant futur spécifique t_{pf} par rapport à l'instant actuel t_{af} est la suivante :

$$Precision(t_p) = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e^{\frac{-R_i}{R_0}} \right) e^{\frac{\sigma^2}{R_0}} \quad (5)$$

Où : $E_i = t_{pf}(i) - t_{af}(i)$, $\bar{E} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E_i$, $\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (E_i - \bar{E})^2$ et σ_0^2 et R_0 sont des facteurs de normalisation, R_i est l'intervalle de confiance de la prédiction pour l'expérimentation i (Vachtsevanos *et al.*, 2006).

De même, une fonction exponentielle est employée ici pour définir les relations entre l'écart type de la prédiction, l'intervalle de confiance et la précision. La précision a une valeur entre 1 et 0 (1 indiquant la précision plus élevée et 0 la plus basse).

La complémentarité de l'exactitude et de la précision est illustrée dans la Figure 15.

D'autres mesures de performance du pronostic ont été proposées et détaillées par (Vachtsevanos *et al.*, 2006) telles que la similarité ou la sensibilité. (Létourneau *et al.*, 2005) a employé une fonction de récompense pour pénaliser les erreurs de prédiction positives ou négatives.

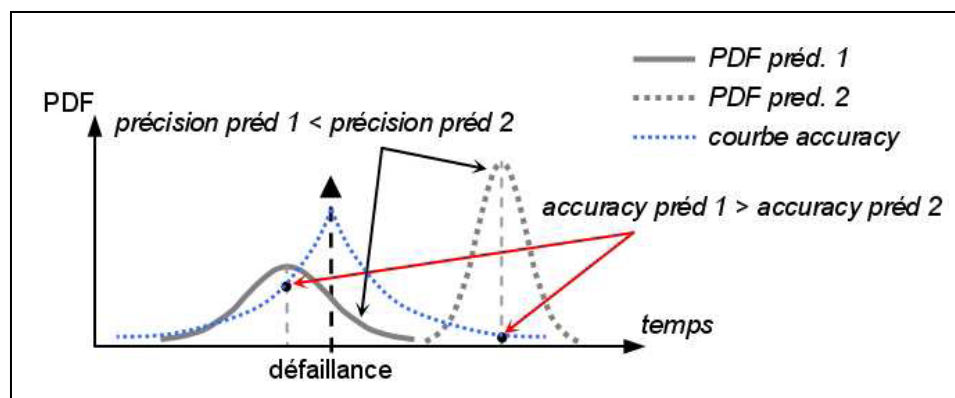


Figure 15. Accuracy et précision

II.3.3. Vers la maîtrise et la stabilité du système prédictif

Revenons au processus de pronostic. Nous faisons quelques précisions sur le système prédictif qui nous semble être essentiel.

Les erreurs obtenues entre le "réel" et le "prédit" doivent être faibles ou au minimum, rester inférieures à un certain seuil. Ensuite, il est nécessaire de pouvoir avoir confiance en la prédiction. Cette notion est fondamentale et passe par la maîtrise de la distribution de l'erreur de prédiction. En effet, nous jugeons souhaitable de pouvoir contrôler l'erreur de prédiction au détriment, si nécessaire et dans une certaine mesure, de sa valeur.

La

Figure 16 représente deux distributions d'erreur de prédiction. La distribution en traits continus représente une erreur pouvant être nulle mais très étendue. L'autre distribution est l'image d'une erreur plus importante, quasiment jamais nulle mais dont l'intervalle de valeur est plus restreint. Laquelle est préférable ? Dans notre cas, et dans le but de donner un intervalle de confiance à notre prédiction, la distribution en traits discontinus est préférée. Cependant, cette réponse est à adapter à la problématique.

Une autre problématique, liée à la précédente, est celle de la stabilité dans le temps de cette erreur de prédiction. En effet, on ne souhaite pas se contenter de maîtriser l'erreur de prédiction à un instant donné mais on souhaite pouvoir établir cette prédiction pour un horizon à moyen terme. En d'autres mots, on souhaite avoir une bonne stabilité dans le temps de la distribution de cette erreur de prédiction.

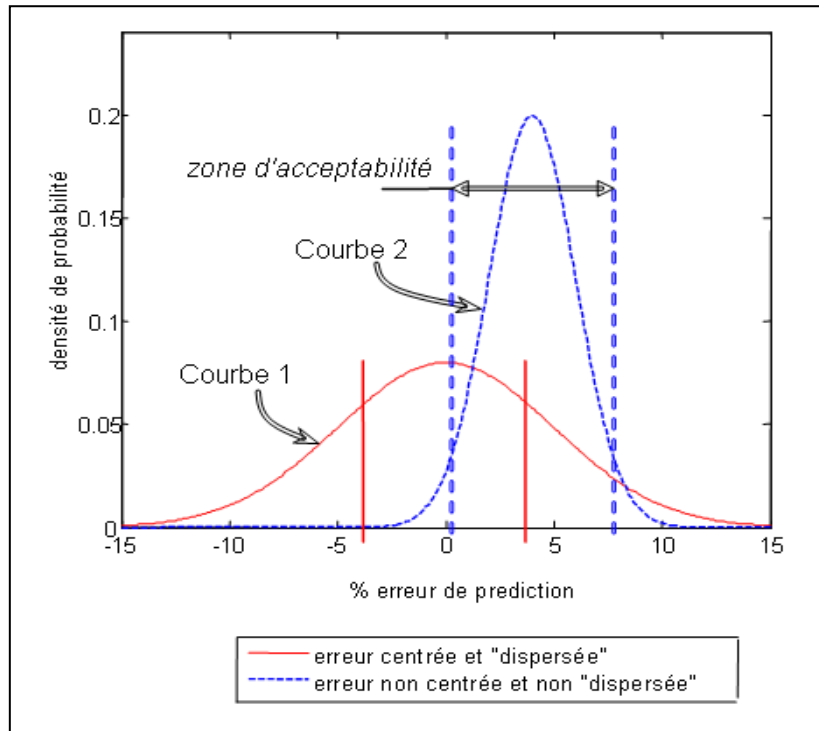


Figure 16. Distributions d'erreur de prédiction

La Figure 17 représente une image de la problématique et, en l'occurrence, de ce que l'on ne souhaite pas. En effet, on voit que dans ce cas, la distribution de l'erreur s'étale avec l'horizon de prédiction. Nous souhaiterions plutôt avoir une stabilité dans le temps de la distribution de l'erreur. Ainsi, la confiance en notre prédiction, et donc en notre pronostic, pourrait être renforcée.

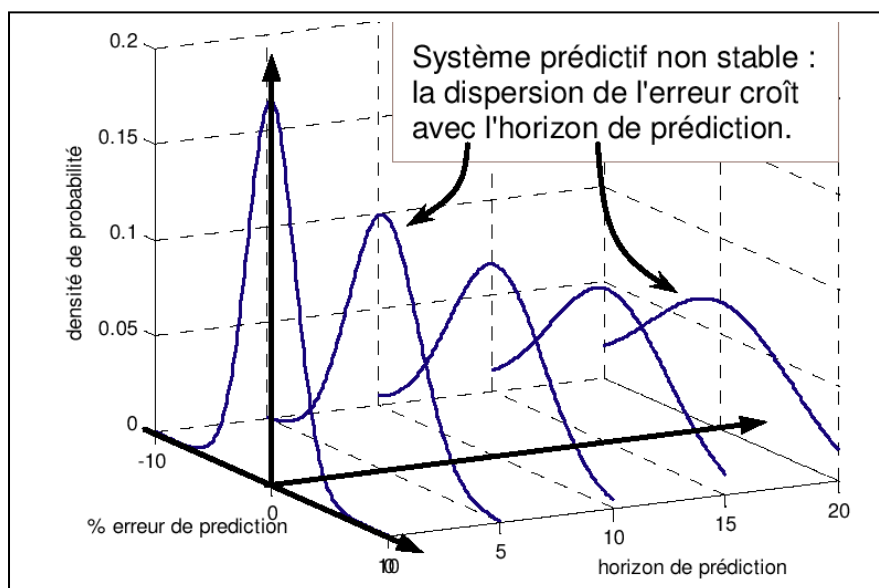


Figure 17. Dispersion dans le temps de l'erreur de prédiction (Adeline et al., 2008)

Comme présentée au début de ce chapitre, notre objectif porte sur la formalisation du processus de pronostic et l'élaboration d'un cadre applicatif. Ceci suppose d'être à même de trouver la réponse aux questions suivantes : qu'est que c'est le pronostic (section II.2), quels sont les indicateurs utilisés pour mesurer la performance du processus de pronostic (section II.3) et comment pouvons-nous instrumenter le pronostic ? La réponse à cette dernière question est donnée dans la section II.4.

II.4. Classification des outils de pronostic orientée application

Nous nous sommes intéressées dans la section I.4. à la description des différentes méthodes et techniques de modélisation du pronostic. L'étude bibliographique réalisée a mis en évidence l'existence d'une classification des approches du pronostic dans l'acceptation de la "communauté scientifique" comme suit : pronostic basé sur le modèle, pronostic guidé par les données, pronostic basé sur l'expérience. Une brève description pour les trois approches a été donnée. De plus, les avantages et inconvénients de chacune des classes d'outils ont été identifiés. Dans la littérature scientifique, deux autres "approches" du pronostic différentes, du point de vue conceptuel de celles "généralement" acceptées, ont été identifiées. Il s'agit de la proposition de (Byington *et al.*, 2004) et celle de (Muller *et al.*, 2007) .

Sans toutefois prétendre que notre synthèse de l'existant est exhaustive, nous pouvons conclure qu'il y a beaucoup de classifications des méthodes de pronostic. De manière très globale, la plupart de ces classifications sont ambiguës puisque basées sur certains choix comme par exemple la définition du mot "modèle" ou ne prennent de sens qu'après acceptations de définitions.

II.4.1. Le cadre informationnel

Comme mentionné précédemment, le pronostic est un processus dans lequel une situation doit être identifiée et évaluée par rapport à un référentiel. Par suite, un plan d'actions peut être établi et mis en application. De ce fait, deux sous processus ont été distingués : analyser et décider.

De ce point de vue, le pronostic peut être assimilé à n'importe quel processus industriel de résolution de problèmes : il est nécessaire de pouvoir confronter les entrées existantes, contenant des exemples, avec l'information stabilisée ou avec la connaissance des experts. Toutes les données ne sont pas connues *a priori* et, par conséquent, des approximations et des hypothèses de modélisation sont nécessaires. A mesure que l'information est raffinée et stabilisée, l'analyse peut être mise à jour. Des problèmes découlent de cette décomposition générale du processus d'analyse. Nous faisons les précisions ci-dessous, bien qu'il n'y ait aucun consensus général :

- les données sont des éléments simples, qui n'ont aucune signification tant qu'elles ne sont pas interprétées,
- une information est un ensemble structuré de données qui incluent également une signification,
- une connaissance est une information ou un ensemble d'informations liées à un contexte et qui laisse percevoir la capacité d'action.

Ainsi, nous pouvons considérer qu'une donnée n'a aucun sens propre en dehors de toute interprétation. Il n'y a ni intention, ni projet dans une donnée, ce qui lui confère un caractère objectif. Une information n'est qu'un élément de la connaissance et est donc, par nature, volatile, éphémère et d'obsolescence rapide. Notons encore que tous les auteurs semblent s'accorder sur une caractéristique fondamentale de l'information et de la connaissance : la connaissance est inséparable du sujet.

A titre d'exemple, un détecteur fournit une valeur de température (donnée), cette température se rapporte à l'état d'un composant (l'information), et l'expert ou l'expérience permet de juger de la nature et de l'impact de la température de ce composant (la connaissance).

À n'importe quelle étape d'un procédé de décision menant des données à la connaissance (comme celui du pronostic), il y a beaucoup de sources d'imprécision et d'incertitude.

Les données disponibles sont en général abondantes. Le premier problème consiste ainsi à les filtrer afin d'extraire les séries de données (un sous-ensemble) les plus pertinentes pour l'analyse.

Le choix d'un outil de modélisation pour structurer et traiter les données (et de ce fait l'information construite) est également d'importance : chaque outil a ses propres limites de représentation et de traitement qui devraient être connues par l'analyste.

Un autre problème qui apparaît est lié à la "connaissance" disponible du système analysé. Elle est souvent contenue et obtenue par traitements sur des bases de données statiques ou peut également être extraite à partir de l'expert humain.

Tout ceci doit être corrélé aussi bien que possible pour une bonne caractérisation du système analysé. C'est une étape très importante dans l'identification d'un processus parce que la transposition du vrai système suppose une bonne granularité des objectifs fixés et devrait tenir compte de l'imprécision inhérente aux outils et aux acteurs de modélisation : une expertise peut être utile mais l'homme peut également être source de "perturbations". La qualité des actions engagées au processus de pronostic dépend de :

- l'exactitude avec laquelle est perçue une situation,
- l'exactitude du modèle établi pour formaliser le problème,
- la logique utilisée pour évaluer la situation,
- le formalisme choisi pour exprimer les données, informations et connaissances.

Le cadre informationnel délimité ci-avant réduit le domaine d'applicabilité des outils.

2.1.1. Typologie des outils, orientée application

Dans l'optique de répondre partiellement aux problèmes identifiés, nous avons développé une nouvelle approche de pronostic orientée "application". Ce cadre est détaillé dans les paragraphes ci-après.

L'objectif de notre travail consiste à adapter les différentes classifications existantes afin de proposer un cadre permettant l'identification d'un type d'outil adapté aux spécifications du contexte industriel (Figure 18).

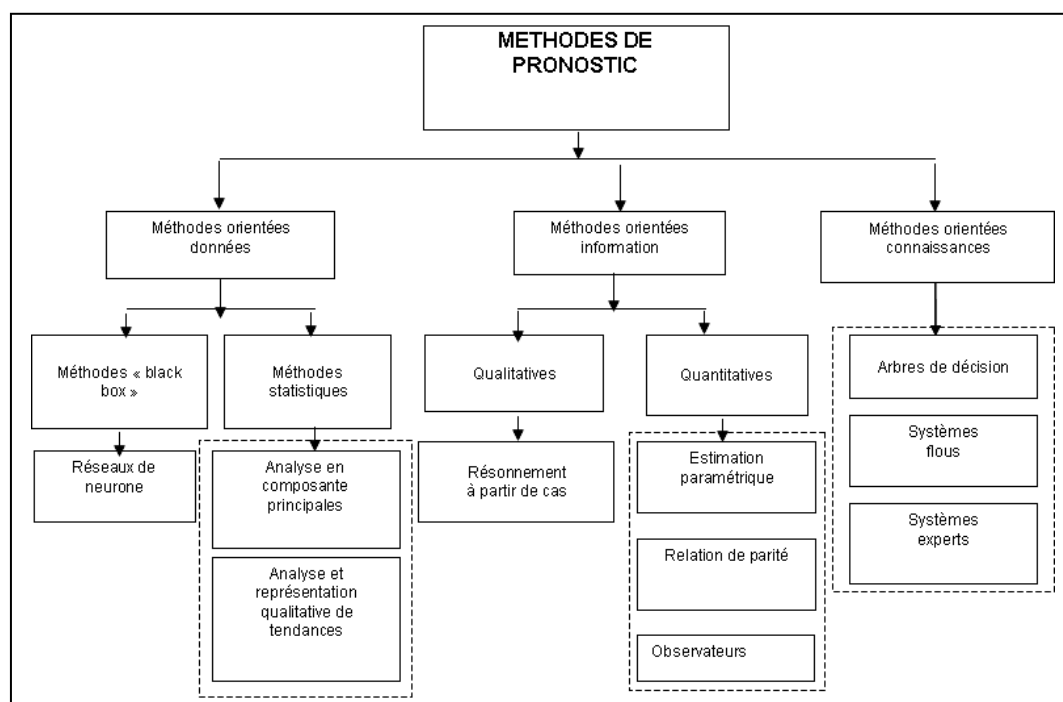


Figure 18. Une nouvelle classification des techniques de pronostic

II.4.3. Outils orientés données

Dans la section "approches guidées par les données", nous identifions dans la littérature, deux catégories distinctes d'outils support : les **techniques basées sur l'intelligence artificielle et les techniques statistiques**. Nous considérons qu'une distinction s'impose au niveau des techniques basées sur l'intelligence artificielle. Ainsi, seulement les réseaux des neurones artificiels (RN) ou outils de type "boîte noire" sont considérés comme étant des outils basés sur les données. Les autres, les systèmes basés sur les règles flous, les arbres de décision, les modèles graphiques, exigent pour l'exécution des significations additionnelles et informations liées au contexte du pronostic et ainsi surpassent la notion de donnée.

Les RN sont des outils adaptables aux non linéarités des systèmes multi variables, avec une faible sensibilité aux bruits de mesure et aux changements des modes effectifs (systèmes ayant plusieurs configurations). La fonction d'évaluation simple leur confère une capacité d'apprentissage en ligne et en temps réel. Même si les entrées (données historiques) sont découplées de la structure du système, les prérequis pour la modélisation sont minimaux car les RN peuvent capturer les relations entrées/ sorties cachées.

D'autre part, les RN doivent obligatoirement (ré)apprendre en dehors des données d'apprentissage à cause de la généralité du raisonnement utilisé. La difficulté à détecter de défauts multiples due à l'incapacité de généraliser et de raisonner dans l'espace inconnu par l'apprentissage, l'incapacité à expliquer comment la décision a été prise et le manque de garantie sur la convergence de l'apprentissage sont les principaux inconvénients de ces outils.

Dans cette catégorie de méthodes orientées données, nous considérons également les **techniques statistiques**. Dans le processus de modélisation, les données sont employées seulement comme des mesures quantitatives.

Ces techniques se basent sur l'hypothèse de changements rapides des caractéristiques ou des paramètres des modèles par rapport à des dynamiques considérées comme étant lentes (procédés quasi stationnaires). Elles sont utilisées pour la détection de changements graduels avec des seuils de détection faibles. Les informations fournies par le nombre croissant de capteurs installés sur les procédés rendent très difficile l'analyse des résultats.

D'autre part, le temps de calcul pour le filtrage étant trop long, la représentation utilisée est redondante et seulement les défauts additifs sont détectés.

II.4.4. Outils orientés information

Les méthodes basées sur l'information, dans cette proposition, se basent sur deux catégories de techniques : **quantitatives et qualitatives**. Nous considérons dans la catégorie des méthodes basées sur l'information **qualitative** comme candidats potentiels **les outils du raisonnement à partir de cas (RàPC) et la reconnaissance de formes**.

Leurs points forts sont :

- les efforts d'acquisition de connaissances sont réduits,
- ils sont relativement faciles à maintenir,
- l'efficacité de la résolution des problèmes augmente à mesure qu'ils sont utilisés,
- ils permettent d'utiliser des données existantes dans les bases de données,
- ils peuvent s'adapter aux changements d'environnement.

En revanche :

- la définition précise des classes entre lesquelles va s'opérer la décision,
- il n'existe pas de méthode systématique permettant de choisir les paramètres,
- le nombre d'attributs fixe la dimension de l'espace de représentation et, par conséquent, la quantité des calculs à mener est une forte contrainte pour le traitement en temps réel,
- l'information existante sur les différents modes de fonctionnement d'un système est toujours incomplète,
- la difficulté tient justement à cette structure de cas et aux informations qu'elle doit contenir. En effet, l'extraction des connaissances et leurs représentations sont primordiales dans ce type d'application.

Les techniques **quantitatives** (espace de parité, estimation paramétrique, observateurs) sont en fait des techniques statistiques, habituellement employées dans des méthodes basées sur les modèles "classiques"(utilisent des seuils pour détecter la présence des défauts).

La force de cette catégorie de techniques réside dans leur capacité à prendre en compte dans la conception de l'architecture de système, les défauts multiples et à apporter des informations sur l'importance des déviations.

Ces techniques nécessitent cependant d'avoir un système physique excité en permanence, ce qui en limite l'applicabilité industrielle. Les processus sont habituellement décrits dans le mode stationnaire et sont très coûteux, qu'est ce qui est impossible pour les systèmes dangereux. Habituellement leur fonctionnement hors ligne empêche les traitements en temps réel. La modélisation des perturbations qui peuvent engendrer des erreurs dans le modèle parce que l'adaptabilité de ces approches aux changements du processus n'existe pas.

II.4.5. Outils orientés connaissance

Dans les travaux récents nous retrouvons aussi les méthodes basées sur la connaissance. Les connaissances offrent aux utilisateurs des informations supplémentaires liées à la vie restante jusqu'à la défaillance du processus étudié.

Dans notre acception, ces méthodes incluent **les systèmes basés sur les règles flous (SF), les arbres de décision (AdD) et les systèmes experts (SE)**. La modularité est une caractéristique générale de ces méthodes et explique partiellement qu'elles sont souvent utilisées en combinaison avec d'autres techniques. Une technique particulière pouvant être citée ici est celle des systèmes neuro- flous.

Les approches basées sur la connaissance ont la capacité de modéliser les systèmes identifiés avec une déformation minimale de la réalité. Ceci est dû au fait que les données de surveillance sont liées au contexte. Le langage utilisé est très proche du langage normal et une compréhension physique du système est plus facile.

Les arbres de décision (AdD) peuvent apprendre les cas non rencontrés au cours de l'utilisation. Le problème se complique en revanche lorsque l'on y ajoute des contraintes temporelles qui elles, ne sont pas fréquemment explicitées. Elles nécessitent donc une très bonne expertise du système et de ces dysfonctionnements.

Les systèmes flous nécessitent des connaissances exprimées par des règles. Ce sont des méthodes causales recommandées si nous n'avons pas d'information quantitative mais que des règles de dépendance décrivant la propagation des défauts. Un système flou peut être ajusté automatiquement et les modèles mathématiques ne sont pas requis. L'information antérieure sur les règles peut être utilisée parce que l'interprétation et l'implémentation sont simples. Les SF constituent aussi le seul cadre dans lequel on peut traiter des imprécisions et des incertitudes et qui autorise également le traitement de certaines incomplétudes.

En revanche :

- les règles doivent être disponibles,
- ils n'ont pas la capacité d'apprendre,
- l'adaptation aux changements de l'environnement est difficile,
- aucune méthode formelle pour l'ajustement de la base de connaissance créée initialement n'est disponible.

Les systèmes experts sont des méthodes transparentes qui raisonnent dans des conditions incertaines (floues) qui par contre, explicitent les décisions prises. La facilité de développement de ce type d'outil est une conséquence du fait qu'ils n'exigent pas beaucoup de détails liés au système. Les bases de connaissances sur lesquelles ils s'appuient sont très spécialisées, nécessitent une abondance d'expériences et sont difficiles à actualiser.

II.5. Applicabilité des outils de pronostic

La variété des outils potentiels pour le pronostic est encourageante pour les industriels souhaitant mettre en œuvre une demande de pronostic. Cependant, savoir que certaines techniques sont *a priori* appropriées pour une certaine catégorie de problèmes n'est pas suffisant pour faire un choix. Dans ce contexte, le but de la prochaine section est d'analyser les conditions et les contraintes d'exécution qui constituent pour les industriels des critères de choix d'un outil adapté à leur situation.

L'objet de cette partie est de mettre en évidence le degré d'adéquation des outils scientifiques à l'analyse et à la résolution des problèmes concrets. La démarche poursuivie consiste d'abord à dégager des critères généraux qui constituent, à nos yeux, la clé de cette adéquation. Elle consiste ensuite à examiner dans quelle mesure les différentes classes de modèles sont plus ou moins à même de satisfaire ces critères. Ensuite, elle consiste à explorer de façon plus concrète cette adéquation en la mettant à l'épreuve des différentes thématiques. Ici, ce que nous avons cherché à mettre en évidence, c'est la pertinence des critères par rapport aux problématiques diverses.

II.5.1. Typologies des critères d'applicabilité des outils de pronostic

Les points clés pour le choix d'outil présentés dans ce chapitre permettant de mettre en avant les avantages et les inconvénients des différentes méthodes de surveillance rencontrées sont celles représentées sur la Figure 19.

Chacune des techniques potentielles pour une application de pronostic a ses propres avantages et inconvénients. Par conséquent elles sont souvent utilisées de manière combinée dans beaucoup d'applications. Notons cependant que beaucoup d'approches ne se concentrent que sur l'analyse "d'un composant élémentaire", et que la modélisation des systèmes complexes au niveau global est presque inexistante.

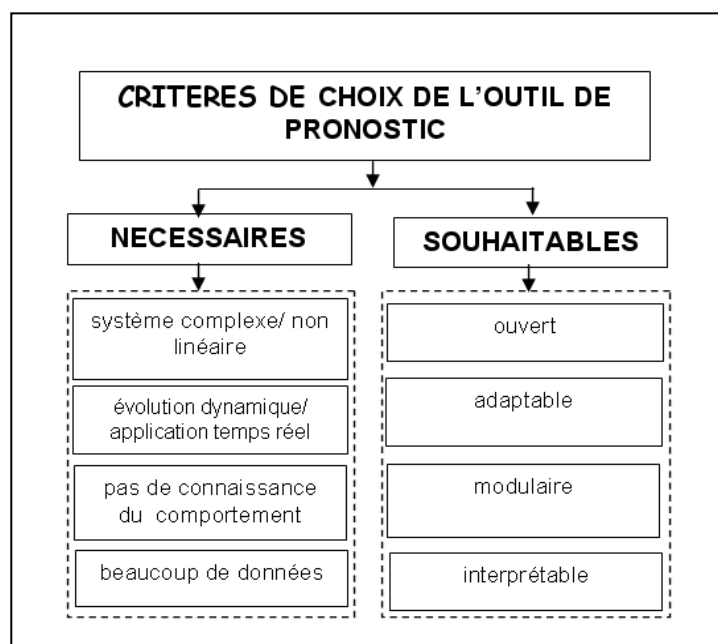


Figure 19. Les critères de choix d'un outil de pronostic

II.5.2. Caractéristiques industrielles restrictives des outils de pronostic

Du point de vue industriel, deux types de conditions peuvent être considérées :

- certaines d'entre elles sont rigoureusement "nécessaires" car une technique de pronostic doit s'adapter aux systèmes réels,
- d'autres peuvent être considérées comme souhaitables en tant qu'elles ont "traduit" les caractéristiques identifiées.

Dans ce contexte, un outil de pronostic doit être capable de capturer le comportement **dynamique** du système en fournissant si possible, quelques indicateurs connexes. Aussi, il est d'autant plus intéressant de mettre en œuvre une technique qui évolue en temps réel avec le système, diminuant ainsi d'une manière quantitative sa sensibilité et améliorant sa précision.

Ce sont des objectifs très durs à réaliser parce que les processus réels sont **complexes** ce qui empêche leur caractérisation avec des modèles simples. D'ailleurs, les systèmes réels ne peuvent pas être considérés en tant que systèmes statiques. Ainsi, les outils de pronostic devraient **évoluer** pour être appropriés.

Généralement, une analyse de système est exécutée en exploitant différents modèles : un modèle fonctionnel pour décrire les fonctions à fournir par le système, un modèle structurel pour décrire l'architecture permettant la réalisation de ces fonctions, et un modèle événementiel pour décrire le comportement. Chaque composant d'un système peut être considéré comme un système simple impliqué dans l'évolution du processus. Ainsi, il peut être intéressant d'intégrer l'analyse locale du système afin d'exécuter une prédiction globale. Considérons la Figure 20.

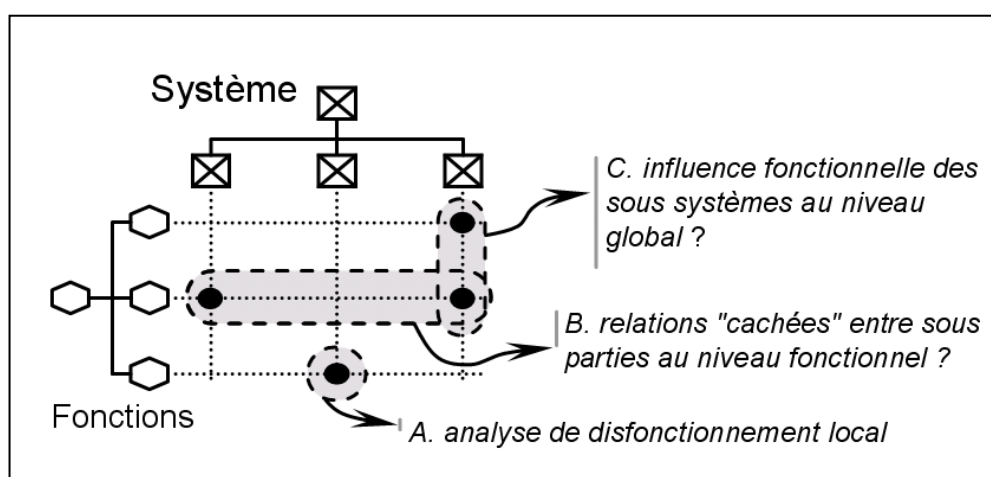


Figure 20. Les relations entre la structure et les fonctions d'un système

Le système comme somme de composants - prédictions locales (point A dans la Figure 21). En considérant les sous-ensembles du système, on doit pouvoir être en mesure de prévoir "localement" le comportement du composant et évaluer les performances atteintes. Maintenant, ce genre de prédiction est plus fiable au niveau du comportement local. Par conséquent, le développement d'outils de pronostic précis s'impose.

Le système comme ensemble - prédiction globale (points B et C dans la Figure 21). Du point de vue de la sûreté de fonctionnement, il peut être difficile d'identifier les rapports existant entre fonctions, structures et comportement (complexité du processus, manque de

connaissance, relations causales compliquées, etc.). Ces considérations rendent l'étape de modélisation plus difficile, voir impossible. Cependant, un processus de surveillance doit traiter lui, et l'intelligence artificielle devrait être valorisée pour soutenir une prédiction globale.

Les séries de **données** liées à la structure ou au comportement d'un système peuvent être incomplètes, ou les différentes sources de **connaissance** peuvent être contradictoires (si elles existent). D'ailleurs, si l'**information** existe, comme des observations répétées sur le processus, leur "conversion" pour la simulation sur ordinateur peut également produire des erreurs.

En conséquence, les outils de pronostic doivent pouvoir traiter les **données de fonctionnement disponibles**.

II.5.3. Caractéristiques souhaitables

À un autre niveau, les caractéristiques qui peuvent être attendues sont : l'**adaptabilité / flexibilité** (transférer la technique d'une application à une autre), la **modularité / intégrabilité** (prédiction locale intégrée au niveau global), l'**accessibilité** (favoriser la connaissance du système).

Dans la pratique, la nécessité de **robustesse** définie ici comme la capacité du système à détecter des défauts indépendamment des erreurs de modélisation, **sensibilité** (l'aptitude du système à détecter des défauts d'une certaine amplitude), **délectabilité** (l'aptitude du système de pronostic à pouvoir déceler la présence d'une défaillance sur le procédé), **isolabilité** (la capacité de l'outil de pronostic à remonter directement à l'origine du défaut) et **fiabilité** pour les processus avec une évolution dynamique (en temps réel) est impérative.

Le pronostic est également conditionné par des **conditions économiques et ergonomiques**. Les méthodes et les techniques de pronostic ne sont pas corrélées du point de vue décrit dans cette section. Par exemple, l'analyse faite au niveau composant dans les approches classiques ne prend pas en considération l'aspect global du système. Ainsi, dans la prochaine partie, les outils de pronostic sont étudiés selon le contexte informationnel et des exigences industrielles.

II.6. Guide de choix d'un outil de pronostic

Ce chapitre assure la mise en cohérence entre les analyses techniques / critères de pronostic. Il permet d'obtenir une classification dans l'espace techniques / critères de pronostic sous la forme d'une cartographie matricielle (cf. Tableau 2).

La matrice qui résulte de cette opération permet de révéler les points forts des approches actuelles et les points susceptibles d'être améliorés, conformément aux critères nécessaires et/ou souhaitables pour les industriels.

L'objectif, rappelons-le une fois de plus, n'est pas ici de "juger" des techniques de pronostic, ni d'édicter lesquels sont "bons "et lesquels sont "mauvais ", mais d'identifier les points forts, les points faibles et si c'est possible, les pistes susceptibles d'améliorer la contribution de ces différents outils.

Tableau 2. Outils support pour le pronostic

			OUTILS SUPPORT POUR LE PRONOSTIC						
			Méthodes orientées données		Méthodes orientées information		Méthodes orientées connaissances		
			Outils "boite noire"	Outils statistiques	Outils qualitatifs	Outils quantitatifs	Arbres de décision, Réseaux Pétri	Systemes flous	Systemes experts
CRITERES DE CHOIX	NECESSAIRES	système complexe/ non linéaire	+++	+--	+--	+--	+--	+++	+--
		évolution dynamique/ application temps réel	+++	++ -	+--	+--	+--	+++	---
		pas des connaissances du comportement	sans influence				inutilisable		
		beaucoup de données	+++	+-	+--	+--	+-	sans influence	
	SOUHAIABLES	ouvert	+++	+++	+++	---	+--	+-	+--
		adaptable	+++	+--	+-	---	+--	+++	---
		modulaire	+++	+++	+--	+++	+--	+++	+--
		interprétable	---	+++	+++	+++	+++	+++	+++

Le problème de décision se présente, dans notre cas, comme une matrice où chaque colonne correspond à une des techniques de pronostic disponibles pour le décideur et chaque ligne à un

état possible/ critère de l'environnement (Tableau 2). Au croisement des lignes et des colonnes, chaque case exprime l'adéquation de l'a technique à l'état de l'environnement j.

On voit que, dans cette vision abstraite de la décision :

- l'ensemble des alternatives possibles (actions et décisions) est fini et connu,
- les différentes alternatives sont mutuellement incompatibles,
- l'ensemble des états possibles de l'environnement est fini et connu,
- les conséquences de chaque alternative pour chaque état de l'environnement sont connues.

Une fois ces conditions satisfaites, décider reviendrait alors à évaluer les différentes alternatives, c'est-à-dire à valoriser les conséquences de chacune d'entre elles en termes d'utilité pour le décideur et à sélectionner la meilleure, c'est-à-dire celle qui satisfait au mieux le critère de satisfaction retenu. Cependant, décider c'est effectivement choisir entre plusieurs options mutuellement incompatibles.

Concrètement, la décision constitue un processus complet de recherche d'information, d'évaluation et de sélection afin d'agir sur un système déterminé en vue d'atteindre un ou plusieurs objectifs.

Ce processus comprend :

- une phase d'identification des différentes actions possibles sur le système (bonne corrélation (+++), corrélation avec des limites (++-), faible corrélation (+-), sans influence/ indésirable (---), pas le cas/ inutilisable),
- une phase d'évaluation de leurs conséquences respectives,
- une phase de sélection de l'une (ou plusieurs en cas de programme d'actions) d'entre elles en fonction de critères de préférence,
- une phase d'implémentation de la décision.

La valorisation des effets consiste à établir un classement entre ceux-ci en fonction des préférences et des objectifs du décideur. Ce classement est, dans notre cas, exprimé de façon qualitative, en termes de "variables linguistiques "(par exemple : bonne corrélation, corrélation avec des limites, sans influence/ indésirable, etc.). Il peut être aussi une évaluation quantitative au moyen d'une métrique quantitative appropriée ou en termes monétaires.

II.7. Synthèse partielle

Nous avons présenté dans ce chapitre notre contribution à la formalisation et à l'élaboration d'un cadre applicatif du concept de pronostic. Tout d'abord, un outil de pronostic doit évidemment permettre la prévision d'un futur état du système. Les interprétations existantes sont fondées sur la notion de défaillance (ou défaut), qui implique que la situation "prédite" est associée à un degré d'acceptabilité. En outre, les industriels veulent non seulement connaître ce que sera une situation, mais l'évaluer : quelle performance sera atteinte ? Ainsi, nous avons considéré que le pronostic devrait être basé surtout sur les critères d'évaluation et nous avons proposé le (re)définition du pronostic comme association d'une prévision et une évaluation (Dragomir *et al.*, 2007).

Le pronostic n'est toujours pas un concept stabilisé : il n'y a aucune manière consensuelle de le comprendre ce qui rend plus difficile le choix des outils pour le supporter. En fait, beaucoup d'approches existent dont l'applicabilité est fortement dépendantes des contraintes industrielles (connaissance disponible, évolution du système surveillé, décision critères, conditions d'exécution...). Aussi, les caractéristiques des outils existants sous différentes classifications sont bien identifiées par des chercheurs mais peuvent être ambiguës pour les industriels. Une deuxième raison pour notre démarche est liée au fait qu'une analyse de système est habituellement basée sur l'extraction des données initiales qui sont organisées et traitées (l'information), qui est exécuté par l'exploitation de la connaissance, des règles et de l'expertise. Ces mécanismes sont bien appréciés par les industriels qui peuvent identifier le contexte informationnel lié au système à surveiller. Cependant, les méthodes de pronostic ne sont pas corrélées de ce point de vue. Ainsi, pour avoir une vue globale du problème de pronostic, les outils ont été étudiés selon le contexte informationnel définissant leurs limites (données, information, connaissance). Une classification innovatrice des approches de pronostic est de ce fait construite, pour permettre aux industriels de préciser une méthode qui s'adapte bien aux restrictions d'applications pratiques.

**Chapitre III : Elaboration d'une solution
hybride neuro-floue pour la maîtrise de
l'erreur de prédiction à moyen terme**

III.1. Introduction

Le travail rapporté dans ce chapitre traite globalement de la spécification et du développement d'un système de pronostic capable de prendre en compte l'information de maintenance au format industriel, l'expérience humaine avec ses imprécisions et ses incertitudes, tout en enrichissant - au cours de son fonctionnement - sa base de connaissance par apprentissage dynamique des faits nouveaux.

Plus précisément, nous proposons d'exploiter les caractéristiques des systèmes neuro-flous pour la maîtrise de l'erreur de prédiction à moyen terme. La majorité des méthodes de prévision existantes dans la littérature, portent sur la construction de modèles capables de minimiser l'erreur de prédiction d'une situation future. Cependant, peu traitent de la maîtrise de cette erreur.

Afin de rapporter l'ensemble des travaux, ce chapitre est structuré en trois parties.

La première est consacrée à la description des réseaux neuro-adaptatif généralement et des systèmes neuro-flous plus précisément.

Dans la deuxième partie, le système ANFIS est détaillé du point de vue fonctionnement, des algorithmes d'apprentissage qu'il nécessite des avantages et inconvénients d'implémentation dans différentes applications.

Enfin, dans la troisième partie, nous étudions les pistes permettant la maîtriser l'erreur de prédiction d'un système du type ANFIS. Les éléments théoriques nécessaires à cette analyse sont décrits et une nouvelle "architecture" ANFIS est proposée en conséquence. L'influence de celle-ci sur les performances du réseau est discutée. Nous synthétisons l'ensemble dans une conclusion générale et donnons quelques perspectives de travail.

III.2. Vers un système neuro- flou de pronostic

Pour supporter les activités de détection, de diagnostic et plus récemment du pronostic, les approches basées sur les outils de l'intelligence artificielle se sont avérées pertinentes dans bien

des cas. Une de ces méthodes est l'utilisation des réseaux neuro-flous. Cet outil fait l'objet des développements rapportés ici.

Nous donnons d'abord une explication très générale du fonctionnement de ces outils en justifiant leur utilisation dans le cadre de cette thèse, et nous présentons ensuite une architecture classique de réseau neuro-flou, l'architecture ANFIS (Adaptive Network based Fuzzy Inference System).

III.2.1. Emergence des systèmes hybrides pour la prédiction

Tout d'abord, il est légitime de se demander quelles sont les raisons qui nous ont amené à préférer les réseaux neuro-flous à un autre outil.

L'idée d'utiliser les RN pour la prédiction date de 1964 : Hu utilisa le réseau adaptatif de Widrow afin de réaliser des prédictions climatologiques. Le manque d'algorithmes d'apprentissage limita la poursuite de ce type d'études.

Depuis les années 80, la recherche dans le domaine est relancée et nous en retraçons ci-après l'évolution (voir Figure 21) (Gouriveau *et al.*, 2007).

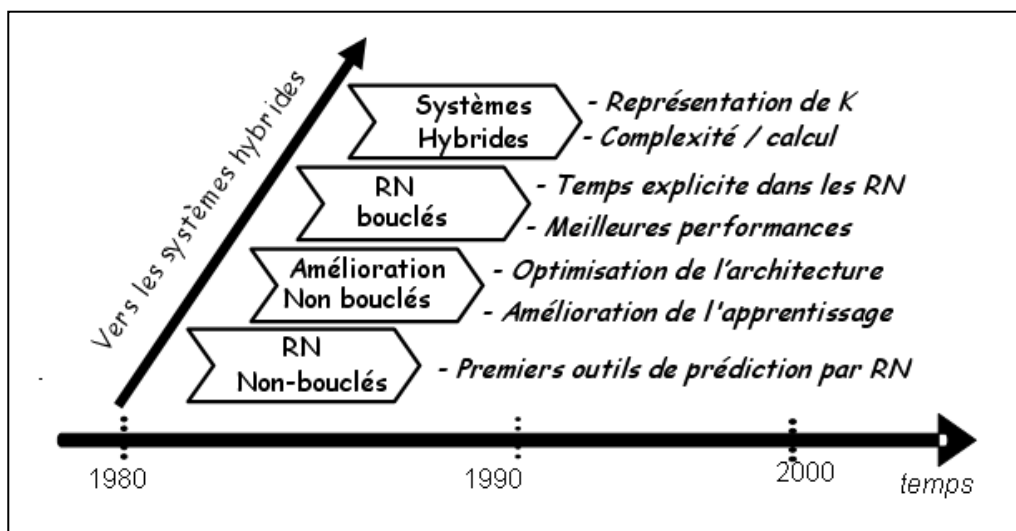


Figure 21. Vers les systèmes hybrides d'après (Gouriveau *et al.*, 2007)

Phase 1 : Les réseaux non bouclés. Une des premières applications des RN pour la prédiction date de 1987. Lapedes et Farber construisirent un RN permettant d'approximer un signal

chaotique (Zhang *et al.*, 1998). Par suite, les RN non bouclés associés à l'algorithme de rétro propagation (introduit à cette époque) se montrèrent plus performants que les modèles classiques d'auto régression pour la prédiction de séries temporelles non linéaires (Yam *et al.*, 2001).

Phase 2 : Amélioration de l'apprentissage et du paramétrage des RN. Beaucoup de facteurs influent sur la performance des RN (nombre d'entrées et de sorties, nombre de couches, fonctions d'activation, choix de la base de tests, algorithmes d'apprentissage...) et la définition d'un RN adapté à un problème donné n'est pas une tâche aisée. Aussi, depuis les années 90, beaucoup de développements sont menés pour améliorer la précision des prédictions réalisées par des RN tout en diminuant la complexité des modèles et le temps de calcul. Ces travaux visent la recherche de "guides" pour l'optimisation des architectures des RN et des algorithmes d'apprentissage (Hippert *et al.*, 2001).

Phase 3 : Les réseaux récurrents. Afin de prendre en compte de manière explicite le temps, les architectures de réseaux récurrents ont été développées et comparés aux autres techniques de prédiction de séries temporelles non linéaires. Les résultats montrent que ces RN présentent de meilleures performances que celles des méthodes classiques et plus encore, que celles des réseaux non bouclés (Wang W.Q. *et al.*, 2004).

Phase 4 : Vers les systèmes neuro-flous. Les RN ont été utilisées avec succès pour supporter l'activité de prédiction. Cependant, certains auteurs restent sceptiques :

l'optimisation d'un RN est plus un art qu'une science,

les RN sont des boîtes noires et il n'est pas possible d'explicitier et d'analyser les relations entre entrées et sorties.

Ainsi, afin de pallier cette faiblesse des RN (tout en préservant leur capacité d'apprentissage, voire en réduisant la complexité des modèles), des travaux insistent sur l'intérêt de systèmes combinant l'aspect connexionniste des RN à des techniques de raisonnement. Dans cet objectif, les systèmes neuro-flous sont particulièrement indiqués...

III.2.2. Systèmes neuro- flou et prédiction

Les systèmes neuro-flous sont des techniques qui permettent de répondre à ces exigences. L'utilisation conjointe des réseaux de neurones et de la logique floue, permet de tirer les avantages des deux méthodes : les capacités d'apprentissage de la première et la lisibilité et la souplesse de la seconde. Afin de résumer l'apport du neuro-flou, le Tableau 3 regroupe les avantages et les inconvénients de la logique floue et des réseaux de neurones.

Tableau 3. Avantages et inconvénients des réseaux de neurones et de la logique floue

RESEAUX DE NEURONES	LOGIQUE FLOUE
AVANTAGES	
<ul style="list-style-type: none"> • Modèle à base de données 	<ul style="list-style-type: none"> • Pas de modèles mathématiques
<ul style="list-style-type: none"> • Pas de règles linguistiques 	<ul style="list-style-type: none"> • Interprétabilité
<ul style="list-style-type: none"> • Algorithmes d'apprentissage 	<ul style="list-style-type: none"> • ...
INCONVENIENTS	
<ul style="list-style-type: none"> • Modèle boîte noire 	<ul style="list-style-type: none"> • Ajustement par tâtonnement
<ul style="list-style-type: none"> • ... 	<ul style="list-style-type: none"> • Pas d'apprentissage
<ul style="list-style-type: none"> • 	<ul style="list-style-type: none"> • Nécessité de posséder les règles

Les règles floues codées dans un système neuro-flou représentent les échantillons imprécis et peuvent être vues en tant que prototypes imprécis des données d'apprentissage. Un système neuro-flou ne devrait par contre pas être vu comme un système expert (flou), et il n'a rien à voir avec la logique floue dans le sens stricte du terme. On peut aussi noter que les systèmes neuro-flous peuvent être utilisés comme des approximateurs universels. (Lee *et. al.*, 2001).

La complexité des systèmes réels rend souvent la modélisation impossible et rend difficile l'utilisation des outils basés sur les modèles. Pour cette raison, le choix s'oriente "naturellement" vers les outils utilisant des données.

En bref, notre problématique de prédiction peut être formalisée de la manière suivante : étant donnée une situation caractérisée à la date "t"(entrée), l'outil de prédiction choisi doit prédire l'évolution de cette situation à la date à "t+prev"(sortie).

Des développements actuels sur ce type de problématique montrent que les performances des NF dépassent celles d'autres méthodes aussi bien en termes de précision des résultats que d'efficacité d'apprentissage (Wang W.Q. *et al.*, 2004).

Une définition des systèmes neuro-flous est donnée dans (Nauck *et al.*, 1997) et reprise dans (Racoceanu, 2006) selon laquelle :

Définition 10. Réseaux neuro-flous- Neuro-fuzzy network (Nauck et al., 1997)

Les systèmes neuro-flous sont des systèmes flous formés par un algorithme d'apprentissage inspiré de la théorie des réseaux de neurones. La technique d'apprentissage opère en fonction de l'information locale et produit uniquement des changements locaux dans le système flou d'origine.

Donc, l'intérêt est de construire un système prédictif s'appuie sur l'intégration des réseaux de neurones et des systèmes d'inférence floue (SIF) à cause de leur complémentarité. Les SIF exploitent des règles linguistiques du type SI-ALORS traduisant une connaissance sur la dynamique d'un système. Cependant, un SIF n'est pas à même d'apprendre : les règles doivent être formulées ce qui est parfois difficile... Ainsi, une solution consiste à utiliser les propriétés des RN afin "d'apprendre" la structure floue et d'en adapter les paramètres en conséquence.

Très généralement, les réseaux neuro-flous remplacent les différentes couches cachées des réseaux de neurones par des règles floues (i.e. règles linguistiques). Ils utilisent ensuite des algorithmes d'apprentissage pour définir et optimiser ces paramètres.

De plus, les règles d'un système NF sont transparentes, ce qui permet la validation et la manipulation par un expert (James *et al.*, 2003). Enfin, les systèmes NF sont très prometteurs dans les cas où les données disponibles sont limitées (Mahabir *et al.*, 2006). Finalement, les systèmes NF sont des outils adaptés pour supporter l'activité de prédiction du processus de pronostic.

En étant à l'intersection des réseaux de neurones et de la logique floue, les réseaux neuro-flous tirent avantages des deux méthodes. Les réseaux de neurones constituent déjà un outil performant. Un réseau neuro-flou permet de plus déterminer automatiquement les paramètres du système.

Les réseaux neuro-flous ont été choisis car présentant un double intérêt : industriel et scientifique (cf. Tableau 4).

Tableau 4. Avantages industriels et scientifiques des réseaux neuro-flous

AVANTAGE INDUSTRIEL	AVANTAGE SCIENTIFIQUE
<ul style="list-style-type: none"> • Complexités des systèmes réels 	<ul style="list-style-type: none"> • Ouverture scientifique
<ul style="list-style-type: none"> • Systèmes réels= systèmes dynamiques 	<ul style="list-style-type: none"> • "Facilement" adaptable
<ul style="list-style-type: none"> • Temps réel 	<ul style="list-style-type: none"> • Capacités d'interprétabilité
<ul style="list-style-type: none"> • Modèle à partir de données 	<ul style="list-style-type: none"> • ...

III.2.3. Architectures neuro- floues

Diverses associations des méthodes et architectures neuro-floues ont été développées depuis 1988. En ce qui concerne ce sujet, nous faisons quelques précisions pour argumenter notre positionnement en termes d'outil de prédiction.

(Racoceanu, 2006) a recensé plusieurs architectures de systèmes neuro-flous. La Figure 22 montre les différentes architectures des systèmes neuro-flous. FALCON (a) et GARIC (b) interprètent la règle floue avec une structure à 5 couches, NEFCLASS (c) interprète la règle floue avec une structure à 3 couches et ANFIS (d) interprète la règle floue avec une structure à 6 couches.

FALCON et GARIC

Il s'agit de modèles à 5 couches, utilisant la fuzzyfication en entrée et la defuzzyfication en sortie. Ceci correspond à l'interprétation juste de la technique de Mamdani. La précision accrue des résultats provoque une lenteur dans l'exécution du système. Ce modèle est rarement utilisé en pratique mais il reste le meilleur pour la commande. (Figure 23 a, b).

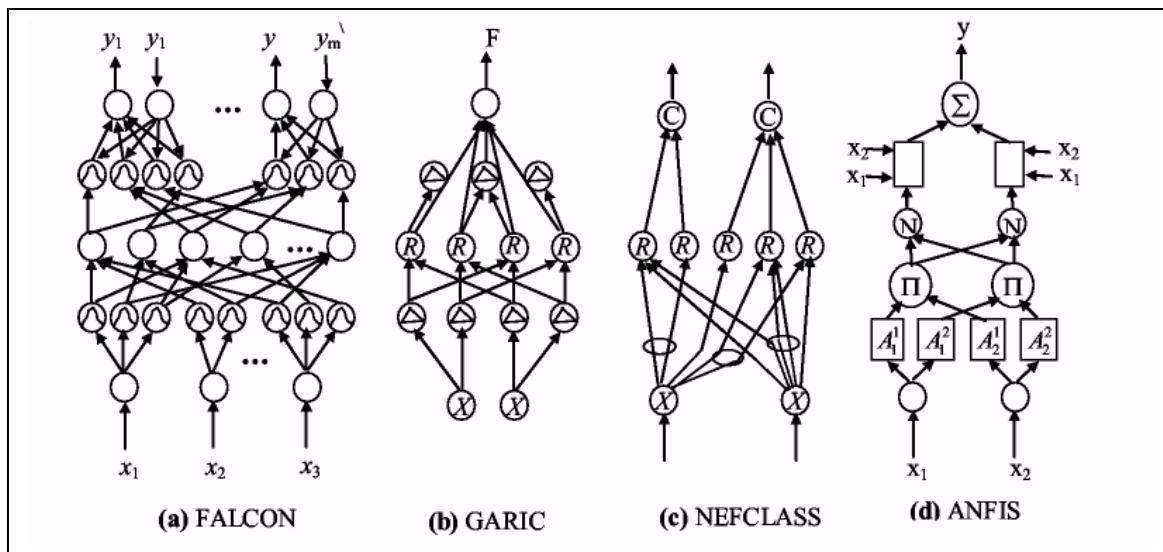


Figure 22. Architectures des systèmes neuro-flous d'après (Racoceanu, 2006)

NEFCLASS

Modèle utilisé généralement en classification, il est constitué de 3 couches : une couche d'entrée avec les fonctions d'appartenance, une couche cachée représentée par des règles et une couche de sortie définissant les classes (Nauck et al., 1997) (Figure 23 c).

Ce modèle est facile à mettre en application, il évite l'étape de défuzzyfication, tout en étant précis dans le résultat final, avec une rapidité bien supérieure aux autres architectures.

NEFCON

Modèle formé de 3 couches. Une couche cachée formée par des règles, une couche d'entrée incluant les nœuds d'entrée avec les sous-ensembles flous d'antécédentes et une couche de sortie avec un nœud de sortie et les sous-ensembles des conséquent. L'élaboration des règles est similaire à l'architecture NEFCLASS, avec une différence en sortie. Cette architecture est généralement utilisée en approximation de fonctions et en contrôle flou.

Le processus d'apprentissage du NEFCON peut être divisé en deux phases. La première phase consiste à trouver les règles de base initiales. Si les connaissances antérieures ne sont pas disponibles, les règles de base seront apprises avec difficulté. Et si cette règle est définie par un expert l'algorithme les complète. Dans la seconde phase, les règles de base sont optimisées par

modification des sous-ensembles flous des règles. Les deux phases utilisent l'erreur floue, cette erreur peut être trouvée avec la différence entre la sortie désirée et celle obtenue.

NEFPROX (Neuro Fuzzy function apPROXimator)

Modèle obtenu par l'association des deux architectures NEFCLASS et NEFCON, il est utilisé dans différentes applications comme la classification et l'approximation de fonctions (Nauck *et al.*, 1997). NEFCLASS utilise un algorithme supervisé pour définir les règles floues, le NEFCON utilise un algorithme d'apprentissage non supervisé avec le calcul de l'erreur de sortie. Les deux modèles emploient la rétropropagation afin de définir les sous-ensembles flous. Comparé au modèle ANFIS, NEFPROX est beaucoup plus rapide, mais ANFIS donne de meilleurs résultats en approximation. Le NEFPROX est le premier système interprétable et lisible, dédié à l'approximation de fonction. Néanmoins, ses résultats en classification restent moins bons que ceux donnés par le NEFCLASS.

ANFIS (Adaptative-Network-based Fuzzy Inference System)

ANFIS représente un système à inférence floue mis en application dans le cadre des réseaux adaptatifs. Il utilise la procédure d'apprentissage hybride. Cette architecture (Figure 23 d) affine les règles floues obtenues par des experts humains pour décrire le comportement d'entrée-sortie d'un système complexe. Ce modèle donne de très bons résultats en poursuite de trajectoire, approximation non linéaire, commande dynamique et traitement du signal.

SANFIS

Une autre structure connexionniste basée sur la fonction floue de base (FBF), a été développée récemment (Lee *et al.*, 2000) (Figure 23). Trois types de réseaux SANFIS peuvent être identifiés (Figure 23). Pour ces 3 les entrées sont les mêmes mais les sorties sont différentes. Ils sont utilisés selon le type d'applications.

Le modèle de type I (modèle de Mamdani) est linguistiquement compréhensible, car il utilise les ensembles flous dans les antécédent et les conséquent des règles floues. Avec sa meilleure capacité de généralisation, ce modèle est plus approprié à la commande et aux systèmes experts.

Le type II est une version simplifiée du premier. Il réduit le nombre de paramètres et évite le processus de defuzzification, ce type est généralement utilisé en classification.

Le type III réduit encore le nombre de règles floues pour modéliser les systèmes évolués ; il est utilisé dans les fonctions d'approximation non linéaires, la commande dynamique et le traitement du signal.

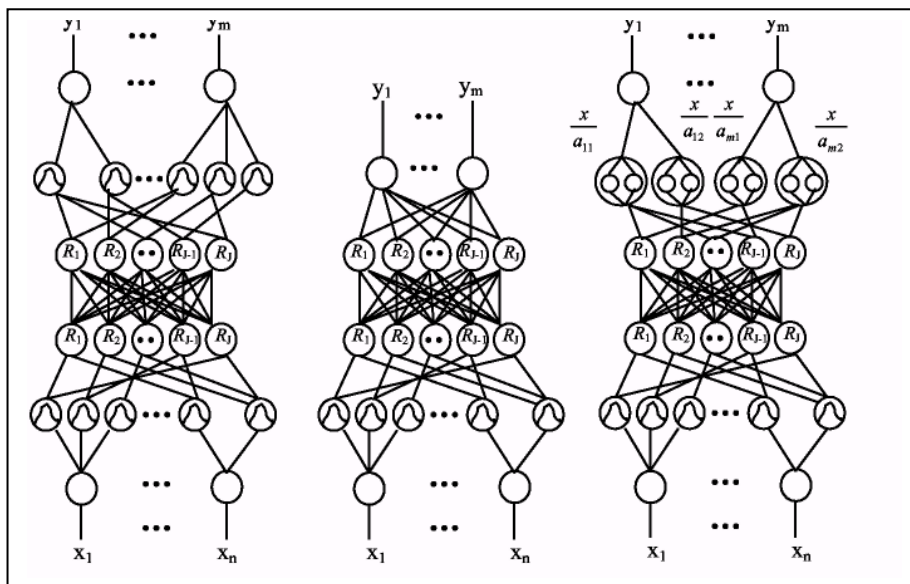


Figure 23. Les trois différents types de SANFIS

Notre étude s'intéressera particulièrement à ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System). La suite est dédiée à la présentation de cette architecture neuro-floue. Une explication par l'exemple du fonctionnement de cette architecture sera faite afin de mieux comprendre les mécanismes évoqués précédemment.

III.2.4. ANFIS - un outil hybride pour le pronostic

Les systèmes réels sont complexes et de comportement généralement non stationnaire et non linéaire ce qui rend difficile une étape de modélisation. Pourtant, l'implémentation d'un outil de prédiction doit s'accommoder de cela. Aussi, différentes techniques d'intelligence artificielle ont été testées sur des problèmes de prédiction et ont montrées de meilleures performances que celles de méthodes "conventionnelles" ((Wang W. Q. *et al.*, 2004), (Yam *et al.*, 2001), (Zhang,

1998)). Il ressort de ces travaux que les réseaux neuro-flous sont particulièrement appropriés. Dans cet ensemble, notre travail traite plus spécifiquement du système ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) proposé par (Jang, 1993).

Le système ANFIS est une classe de réseau adaptatif. Il peut être vu comme un réseau de neurones non bouclé pour lequel chaque couche est un composant d'un système neuro-flou et, à ce titre, c'est un "approximateur "universel. Il est ainsi utilisé dans différentes applications de prédictions.

Un système ANFIS réalise une approximation linéaire de la variable de sortie en décomposant l'espace des entrées en différents espaces flous. Considérons la Figure 24 pour décrire l'architecture d'un système ANFIS et brièvement expliquer le mécanisme d'inférence d'un tel système. (Jang *et al.*, 1995) et (Yam *et al.*, 2001) ont proposé une vision plus détaillée.

Le réseau possède deux entrées et une sortie. Exception faite la couche d'entrée, un système ANFIS est composé de 5 couches, et chaque couche peut comprendre différents nœuds. Afin d'alléger la rédaction, ce système n'est pas totalement connexionniste (liens partiels entre les couches 1 et 2) mais les principes décrits ci-après sont généralisables.

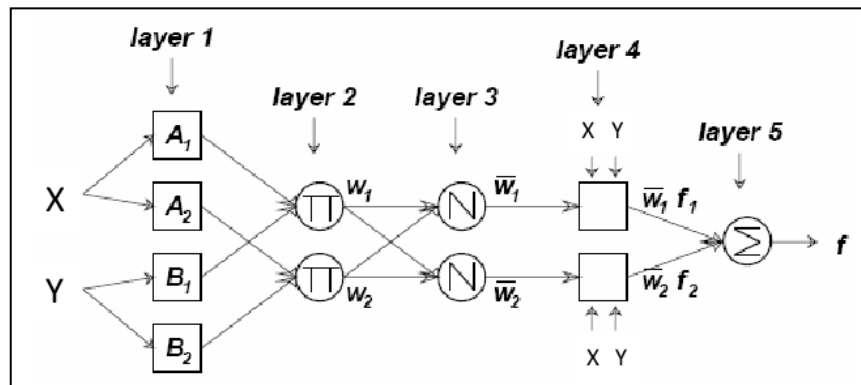


Figure 24. Architecture de l'ANFIS (Jang *et al.*, 1997)

Couche 1 : Cette couche (layer 1) permet la "**fuzzification**" des variables X et Y . La sortie du nœud k de la couche 1 $x_{1,k}$, désigne la fonction d'appartenance du nœud ξ (présent en indice).

$$\begin{aligned}
 x_{1,k} &= \mu_{A_k}(X) \text{ pour } k=1,2 \\
 x_{1,k} &= \mu_{B_{k-2}}(X) \text{ pour } k=3,4
 \end{aligned}
 \tag{6}$$

Les paramètres utilisés dans les fonctions d'activations (classiquement, il s'agit de gaussiennes ou de sigmoïdes) sont appelés paramètres "prémises ". La valeur alors obtenue $\mu_{A1}(X)$ représente le degré d'appartenance de la valeur X à l'ensemble A1.

Couche 2 : Chaque nœud correspond à une T-Norme floue (l'opérateur T-Norme permet de réaliser l'équivalent d'un "ET" booléen). Il reçoit la sortie des nœuds de fuzzification et calcule sa valeur de sortie grâce à l'opérateur produit (Cet opérateur est généralement utilisé mais il en existe d'autres : max, min ...).

$$x_{2,k} = \prod_{(1,j) \in Ant(2,k)} x_{1,j} \quad (7)$$

Couche 3 : Cette couche normalise les résultats fournis par la couche précédente. Les résultats obtenus représentent le degré d'implication de la valeur dans le résultat final.

$$x_{3,k} = \frac{x_{2,k}}{\sum_{(2,j) \in Ant(3,k)} x_{2,j}} \quad (8)$$

Couche 4 : Chaque nœud de cette couche est relié aux entrées initiales. On calcule le résultat en fonction de son entrée et d'une combinaison linéaire du premier ordre des entrées initiales (Approche de TAKAGI - SUGENO).

$$x_{4,k} = x_{3,k} [m_{k0} + m_{k1}X + m_{k2}Y] \quad (9)$$

Les paramètres $\{m_{k0}, m_{k1}, m_{k2}\}$ sont appelés paramètres "conséquents ".

Couche 5 : La couche de sortie est constituée d'un unique neurone (dans notre cas !). Où n est le nombre de règles floues.

$$x_{5,k} = \sum_{i=1}^n x_{4,i} \quad (10)$$

En supposant des ensembles flous du type gaussien, le réseau ANFIS décrit ci avant comporte

14 paramètres devant être optimisés (8 inhérents aux fonctions gaussiennes et 6 à la linéarisation des sorties des règles). À cette fin, une base d'apprentissage est nécessaire. L'apprentissage consiste en la correction des paramètres (prémises et conséquents) du réseau afin de généraliser une fonction de transfert (inconnue *a priori*) entre les entrées et la sortie du réseau. Celle-ci est constituée d'un ensemble de couples "entrées /sortie "connus (relevé de données). Le déploiement des algorithmes d'apprentissage sur cette base de données permet de construire **une fonction d'approximation** (de prédiction dans notre cas) de la sortie d (sorties désirées) à partir des nouveaux vecteurs d'entrée.

En général, des algorithmes hybrides sont utilisés. Plus particulièrement, des travaux montrent que la combinaison de l'algorithme de descente du gradient et de l'algorithme LSE (Least Square Estimate - estimation des moindres carrés) permet de réduire la complexité de l'apprentissage et d'en améliorer l'efficacité (Li *et al.*, 2007), (Wang W. Q. *et al.*, 2004).

Les points forts de l'ANFIS consistent dans le mécanisme d'inférence distributif et l'algorithme d'apprentissage adaptatif. Par contre les règles sont non interprétables et l'apprentissage se fait hors ligne.

Comme présenté dans les paragraphes antérieurs, notre problématique porte sur la maîtrise de l'erreur de prédiction. De nombreuses recherches se sont portées sur l'amélioration des performances obtenues par l'architecture ANFIS. A travers celles-ci, nous pouvons constater que beaucoup de paramètres influencent potentiellement l'erreur de prédiction et les performances d'un réseau neuro-flou. Ceci fait l'objet de la partie suivante.

III.3. Maîtrise de l'erreur de prédiction à moyen terme

Relativement à la spécification d'un outil de pronostic, un problème central peut être soulevé : l'utilité d'un tel système est intimement liée à sa faculté à approximer et à prédire la dégradation d'un équipement. En d'autres termes, un outil de pronostic doit être à même de projeter dans le temps une situation courante. De ce point de vue, beaucoup de développements

visant la proposition de méthodes de prévision existent dans la littérature (De Gooijer *et al.*, 2006). La majorité d'entre elles portent sur la construction de modèles capables de **minimiser l'erreur de prédiction**. Cependant, peu (voire aucune) traitent de la **maîtrise de cette erreur de prédiction**, c'est-à-dire de la connaissance et du contrôle de la distribution de cette erreur. Or, cette problématique nous semble être essentielle en regard du processus global du pronostic : les décideurs, certes nécessitent des indicateurs quant à l'évolution dans le temps de leurs équipements, mais doivent pouvoir y associer une confiance.

En définitive et compte tenu qu'il est difficile de garantir que minimiser l'erreur de prédiction permet d'en réduire la dispersion, nous proposons de tâcher de satisfaire ce double objectif. Cette maîtrise de l'erreur de prédiction nous semble essentielle dans le cadre du pronostic industriel. C'est ce que nous discutons dans la suite.

III.3.1. Améliorations potentielles d'un système ANFIS

Cette partie commence donc, par présenter un inventaire des leviers permettant d'améliorer les performances des réseaux neuro-flous et d'ANFIS. Comme mentionné précédemment différents travaux montrent que le système neuro-flou ANFIS est à même de "capturer" le comportement d'un système rapidement et précisément, et cela, mieux encore que d'autres méthodes, réseaux de neurones (RN) inclus. Ceci étant, dans la pratique, la construction d'un système ANFIS se heurte à des problèmes similaires à ceux rencontrés pour les RN.

(Rui *et al.*, 1995) ont réalisé un inventaire des "facteurs ayant une forte influence sur la précision et l'efficacité d'un réseau de neurones", inventaire qu'il est aisé d'adapter aux réseaux neuro-flous. Nous nous appuyons sur cela afin d'identifier les pistes de travail quant à **la maîtrise de l'erreur de prédiction**.

III.3.1.1. Architecture du réseau

Une des plus importantes étapes pour la génération de la structure des réseaux neuro-flous est l'établissement des règles d'inférence. En utilisant un certain mécanisme d'inférence, les règles

sont définies comme combinaisons des fonctions d'appartenance pour chaque variable d'entrée. Les variables d'entrée sont divisées en un nombre limité de fonctions d'appartenance (et leurs combinaisons mènent à beaucoup de règles d'inférence différentes).

Structure du réseau

(Rui *et al.*, 1995), a montré qu'il n'y a pas de structure du réseau idéal *a priori*. Celle-ci est à définir au cas par cas selon le problème. Concernant le réseau neuro-flou ANFIS, définir une architecture consiste à choisir le nombre de fonctions d'appartenance, leur type (gaussienne, sigmoïde...) et le nombre de règles floues utilisées. Aussi, un compromis simplicité/généralisation doit être trouvé : il n'est pas concevable de construire un système ANFIS trop complexe, la base d'apprentissage étant, elle, limitée.

Par exemple pour 10 entrées et 3 fonctions d'appartenance pour chacun, le nombre de règles maximum est égal $M = 3^{10} = 59049$. Beaucoup d'entre elles devraient être supprimées...Ce problème peut être résolu en employant l'algorithme flou d'auto organisation (fuzzy self-organization algorithm) (Chiu, 1994).

Partitionnement de l'espace des entrées

Dans le même cadre, il existe aussi des discussions sur les méthodes de partitionnement de l'espace des entrées (grid, tree and scatter partitioning) (Chi, 1996) (Figure 25).

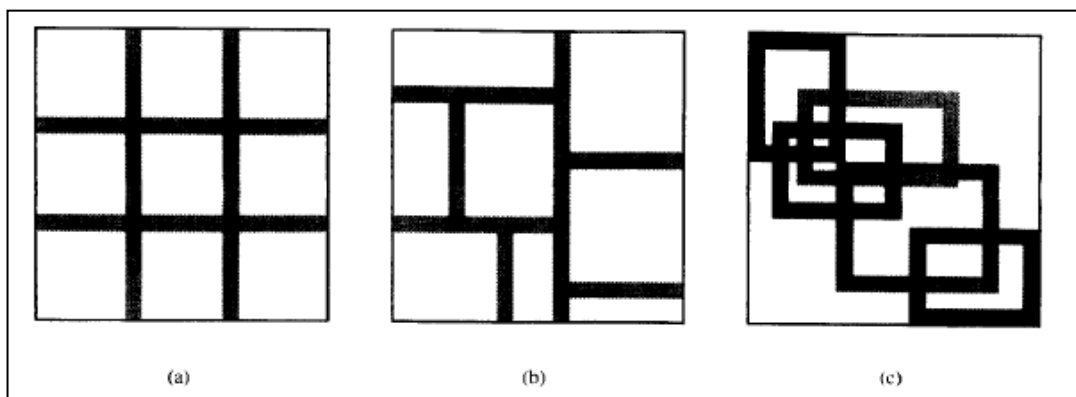


Figure 25. Les trois types de partitionnement de l'espace d'entrée

La Figure 25 (a) est une illustration du "grid partition" dans un espace des entrées bidimensionnel. Cette stratégie a besoin seulement d'un nombre restreint de fonctions

d'appartenance (MF) pour chaque entrée. Cependant, elle rencontre des problèmes quand nous avons un nombre modérément grand d'entrées. Par exemple, un modèle flou avec 10 entrées et deux MF's sur chaque entrée aurait en conséquence $2^{10}=1024$ règles de type si- alors ce qui est prohibitivement grand. Ce problème, habituellement désigné sous le nom du problème de la dimensionnalité, peut être allégé par les autres stratégies de partage de l'espace des entrées.

La Figure 25(b) montre une partition arborescente "tree partition", dans laquelle chaque région peut être univoquement indiquée par un arbre de décision. Cette partition soulage le problème d'une augmentation exponentielle du nombre de règles. Cependant, davantage de MF's pour chaque entrée sont nécessaires pour définir les régions floues, et ces MF's ne correspondent plus à des significations linguistiques claires telles que "petit" ou "grand".

Comme montré dans Figure 25 (c), en couvrant un sous-ensemble de l'espace d'entrée qui caractérise une région de l'occurrence possible de l'entrée, scatter partition approche peut également limiter le nombre de règles à une quantité raisonnable.

La "Grid partitioning" est la méthode la plus fréquemment utilisée pour ANFIS. Cependant, pour un problème avec six entrées, elle mène à $2^6 = 64$ règles, ce qui implique $(6 + 1) * 64 = 448$ paramètres linéaires pour un modèle flou du type TS du 1^{er} ordre. Ceci implique trop de paramètres à optimiser.

Sélection d'entrées

La sélection d'entrées est une méthode expérimentale visant à trouver les variables d'entrée les plus pertinentes parmi un grand nombre possible (Jang *et al.*, 1997).

Une solution potentielle identifiée dans la littérature s'appuie sur le groupage d'information d'entrée. Chaque groupe détermine une variable intermédiaire, en fait une nouvelle variable possible être associée dans un autre groupe. Il n'existe pas une approche automatique générale pour le groupage des entrées. (Lacrose *et al.*, 1997) a proposé une sélection basée sur la fusion des informations physique des capteurs, cette méthode peut être considérée comme une démarche heuristique.

En conclusion, la sélection des variables d'entrées peut avoir une influence importante sur les performances d'un réseau ANFIS. Dans le cas de la prédiction de séries temporelles, (Jang, 1993) propose de faire une sélection des entrées dans l'historique des données afin de réaliser de bonnes prédictions. (Dragomir *et al.*, 2008b) et (Gouriveau *et al.*, 2007) discutent de l'intérêt d'un prétraitement des données d'entrée du réseau.

III.3.1.2. Base d'apprentissage

L'ensemble d'apprentissage disponible impacte bien entendu la qualité de généralisation du système ANFIS. (Wang W. Q. *et al.*, 2004) rappellent qu'il est nécessaire de disposer d'une base d'apprentissage de taille 5 fois supérieure au nombre de paramètres à optimiser (prémises et conséquents). Cependant, au-delà de la taille de cet ensemble d'apprentissage, c'est également la pertinence des données qu'il contient qui se révèle critique.

Le numéro approprié des époques doit être assignés pour surmonter le problème de paramétrisation (overfitting et underfitting). Les époques dans l'apprentissage dépendent également de l'erreur d'apprentissage. Le processus d'apprentissage se terminent lorsque l'erreur d'apprentissage est réduite à un niveau de tolérance indiqué (par exemple, 10^{-5}).

III.3.1.3. Algorithme d'apprentissage

Dans les grandes lignes, l'apprentissage consiste en la correction des paramètres (prémises et conséquents) du réseau afin de généraliser une fonction de transfert (inconnue *a priori*) entre les entrées et la sortie du réseau. À cette fin, une base d'apprentissage est nécessaire. Celle-ci est constituée d'un ensemble de couples "entrées /sortie "connus (relevé de données). Le déploiement des algorithmes d'apprentissage sur cette base de données permet de construire une fonction d'approximation (de prédiction dans notre cas) de la sortie désirée à partir des nouveaux vecteurs d'entrée.

En général, des algorithmes hybrides sont utilisés. Plus particulièrement, des travaux montrent que la combinaison de l'algorithme de descente du gradient et de l'algorithme LSE (Least Square Estimate - estimation des moindres carrés) permet de réduire la complexité de l'apprentissage et d'en améliorer l'efficacité.

(Riedmiller *et al.*, 1993) proposent de modifier l'algorithme d'apprentissage afin d'en accélérer la convergence. (Yam *et al.*, 2000) proposent d'optimiser l'initialisation des poids d'apprentissage. La modification des pas d'apprentissage peut aussi être envisagée (Sha *et al.*, 2002), (Yoo *et al.*, 2007).

ANFIS peut habituellement produire des résultats satisfaisants juste après la première époque d'apprentissage c.-à-d., seulement après la première application de la méthode des moindres carrés. Ainsi, la méthode de choix des entrées est fondée sur l'hypothèse que le modèle d'ANFIS avec le plus petit RMSE après une époque, est ceci qui a le plus grand potentiel de réaliser une bonne prédiction au bout de plusieurs itérations d'apprentissage. Cette supposition n'est pas absolument vraie, mais elle est heuristiquement raisonnable.

De nombreux paramètres sont donc susceptibles d'influer sur les performances d'un réseau neuro-flou. Les grands principes d'inférence et d'apprentissage d'un système prédictif du type ANFIS étant posés, revenons à la problématique de la maîtrise de l'erreur de prédiction formulée dans la partie II.3.3.

III.3.2. Etude Expérimentale

Afin de tester l'influence **de différentes architectures du réseau** sur les performances de prédiction d'un système réel, nous avons réalisé une campagne de tests. Les conditions de simulations et les principaux résultats de ces tests sont rapportés ci-après.

III.3.2.1. Benchmark

Nous avons utilisé la série de données de Box Jenkins pour valider l'effet de notre proposition. Cette série de données est un benchmark largement utilisé. A l'origine, elle contient 296 couples de données entrées/ sortie, notées $\{u(t), y(t)\}$, de $t=1$ à $t=296$ pour décrire l'émission de CO_2 d'un fourneau réduisant le nombre de relevés temporels utiles à 290 ($y(t)$ en fonction du taux de gaz $u(t)$ injecté en entrée. Afin de prévoir la sortie le $y(t+\text{prev})$ ou prev désigne l'horizon temporel de la prédiction, des entrées/ sorties peuvent être utilisées $\{y(t-1), y(t-2), y(t-3), y(t-4), u(t-1), u(t-2), u(t-3), u(t-4), u(t-5), u(t-6)\}$.

III.3.2.2. Modèles de simulation

Nous avons réalisé des simulations sur quatre architectures (appelées après modèles) de prédiction distinctes (Figure 26).

Le premier modèle, nommé ici "modèle 1" correspond au système unique neuro-flou ANFIS classique à 2 entrées : $\{u(t-b), y(t-a)\}$, $a=1\dots4$ et $b=1,\dots,6$.

Le deuxième modèle "modèle 2" correspond au système unique neuro-flou ANFIS classique à 3 entrées : $\{u(t-b), u(t-c), y(t-a)\}$, $a=1\dots4$ et $b, c=1,\dots,6$.

Le troisième modèle "modèle 3" correspond à la mise en série systèmes uniques neuro-flous ANFIS classiques à 2 entrées : $\{u(t-b), y(t-a)\}$, $a=1\dots4$ et b . La sortie de la prédiction à $prev=1$ est réinjectée dans le 2^{ème} modèle ANFIS pour réaliser 1 prédiction à $prev=2$ et ainsi "prev" fois pour prédire à $y(t+prev)$.

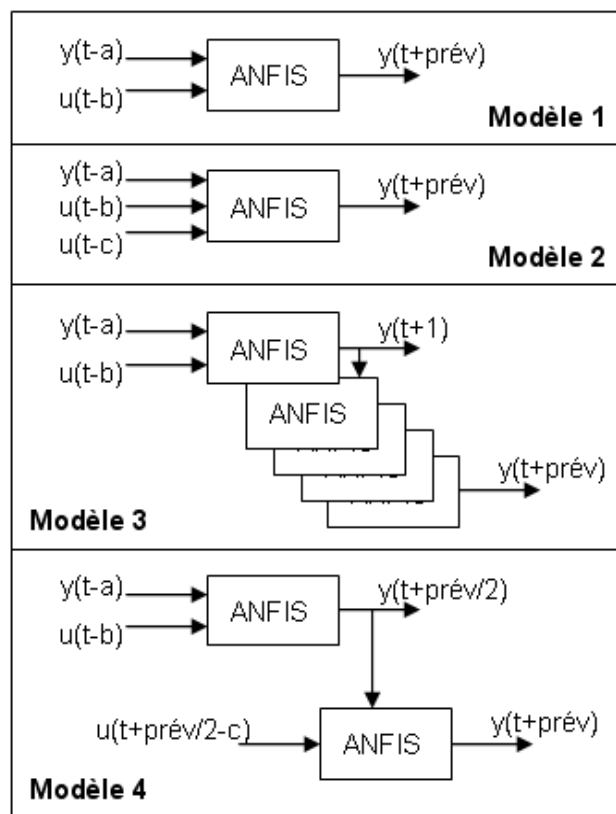


Figure 26. Les modèles de simulation

Le quatrième modèle nommé ici "*modèle 4*" correspond à deux ANFIS en cascade. La prédiction est considérée comme processus basé sur l'agrégation des états actuels du système, mais également, du futur. En effet, nous avons considéré qu'il est utile de tenir compte des futures actions, telle que la modification du profil de mission due à une intervention externe où à une action programmée de maintenance (Figure 27). En conséquence, le juste-dans-temps-point (la période de la défaillance quand la durée de la vie est [0%]) obtient une autre dimension liée au point de départ ([100%]) de la durée de la vie de machine).

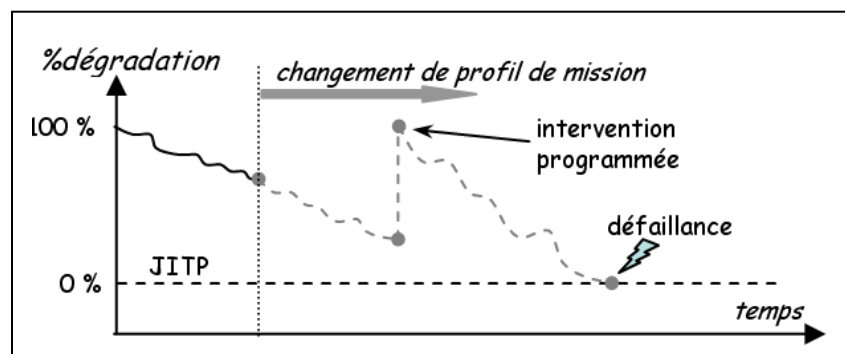


Figure 27. Le changement de profil de mission

Ainsi, la première structure ANFIS a pour entrées $\{ u(t-b), y(t-a) \}$, et la deuxième sortie $y(t+prev/2)$ du premier ANFIS et les sollicitations et interventions programmées sous la forme de $u(t+prev/2-c)$ (Dragomir *et al.*, 2008a).

III.3.2.3. Condition de tests

En vue de réaliser un jeu de tests nous permettant de comparer les performances, différents paramètres doivent être fixés au préalable. Le Tableau 5 reprend l'ensemble des conditions de tests. Les prédictions sont réalisées à (*prev*) " $t+2$ ", " $t+4$ ", " $t+10$ ", " $t+20$ ", " $t+40$ ".

Pour juger des résultats et conformément à la section II.3, nous avons utilisé:

- d'abord, le RMSE, qui est le plus commun des indicateurs d'erreur,
- ensuite, le MAPE qui permet de s'affranchir de l'ordre de grandeur des signaux prédits.

Ces indicateurs agrégés ne permettent pas systématiquement de bien évaluer la dispersion des erreurs de prédiction et doivent être complétés par l'analyse de la fonction de densité de probabilité des erreurs sur chacun des tests.

Tableau 5. Les conditions de test

SYSTEME D'INFERENCE FLOU	
Nombre d'entrées	2 et 3
Nombre de fonctions d'appartenance	2 et 3 fonctions par entrée (mf n)
Type de fonction d'appartenance (mf type)	Gaussienne (gaussmf) et Gauss Bell (gbellmf)
T- norme	Produit
Type d'inférence	Linéaire Sugeno
APPRENTISSAGE	
Nombre de donnée	290
Numéro d'époques (epoch n)	100
Ensemble d'apprentissage	145
Ensemble de test	145
Algorithme d'apprentissage	Apprentissage hybride (LES+ Descente Gradient)
	Le pas d'apprentissage (ss=0.1)
	Le tau de décroissance du pas d'apprentissage (ss_dec_rate=0.5)
	Le tau d'incrémentatation du pas d'apprentissage (ss_inc_rat=1.5)

III.3.2.4. Simulations

Afin de sélectionner les entrées de chacun des 4 modèles, la méthode de Jang a été utilisée. La méthode de sélection d'entrée est fondée sur l'hypothèse que le modèle d'ANFIS avec le plus petit RMSE après une époque d'apprentissage, a le plus grand potentiel de réaliser un RMSE inférieur une fois l'apprentissage terminé (Jang et al., 1997) .

Par exemple, si nous avons un problème à résoudre avec 10 entrées et que nous souhaitons trouver les 3 entrées les plus influentes sur la sortie du système ANFIS, nous pouvons construire $C_3^{10} = 120$ (chacun avec une combinaison différente) modèles d'ANFIS de 3 entrées. Chacun sera "appris" une seule fois et la combinaison des entrées de celui ayant la plus petite erreur d'apprentissage sera sélectionnée. Notons que l'apprentissage d'une époque de ces 120 modèles implique en fait moins de temps de calcul que l'apprentissage à 120 époques d'un modèle simple d'ANFIS.

Cette approche a été implantée sous Matlab pour le benchmark de Box Jenkins choisi.

Par exemple, les résultats obtenus suite a des simulations pour prev=10 ont permis de sélectionner $\{u(t-4), y(t-1)\}$ (voir Figure 28).

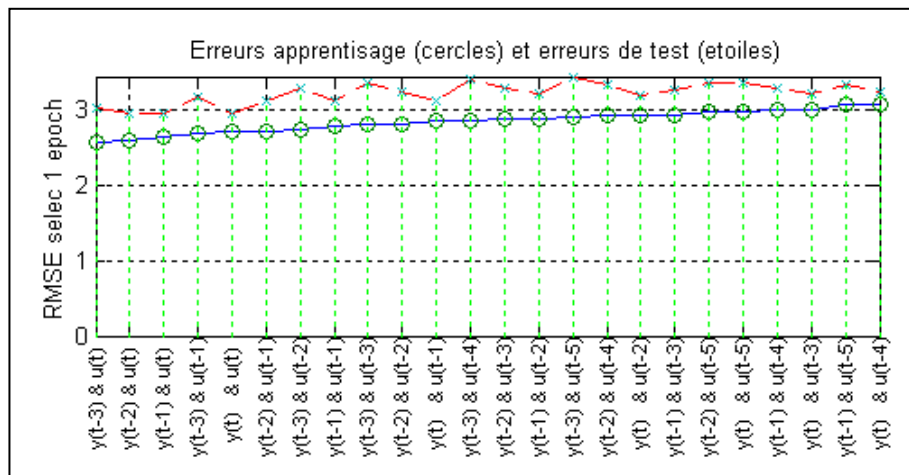


Figure 28. RMSE à une époque d'apprentissage pour des modèles prédictifs ANFIS à 2 entrées

III.3.2.5. Résultats des simulations

Rappelons que notre problématique s'inscrit au niveau de la maîtrise (et donc de la stabilité) de l'erreur de prédiction à moyen terme (Dragomir *et al.*, 2008b).

Modèles 1 et 2. Le premier modèle correspond à un unique réseau neuro-flou ANFIS avec deux entrées. L'architecture donne des résultats satisfaisants pour des prévisions à court terme (Figure 29). A moyen et long termes, les erreurs obtenues augmentent en valeur absolue de ($\min_e = -0.0223$, $\max_e = 0.0409$) pour un horizon de prédiction $\text{prev}=1$ à ($\min_e = -0.0332$, $\max_e = 0.1821$) pour $\text{prev}=20$, contribuant d'une manière insatisfaisante à la dégradation de la précision et de l'exactitude du processus de pronostic (voir Figure 29, Annexe I, Annexe II).

Le deuxième modèle correspond à un unique réseau neuro-flou ANFIS avec trois entrées. L'erreur en valeur absolue varie cette fois-ci de ($\min_e = -0.0664$, $\max_e = 0.0478$) pour $\text{prev}=1$ à ($\min_e = -0.6119$, $\max_e = 0.1574$) pour $\text{prev}=20$. L'architecture donne des résultats satisfaisants pour des prévisions à court terme et même à moyen terme (Figure 30).

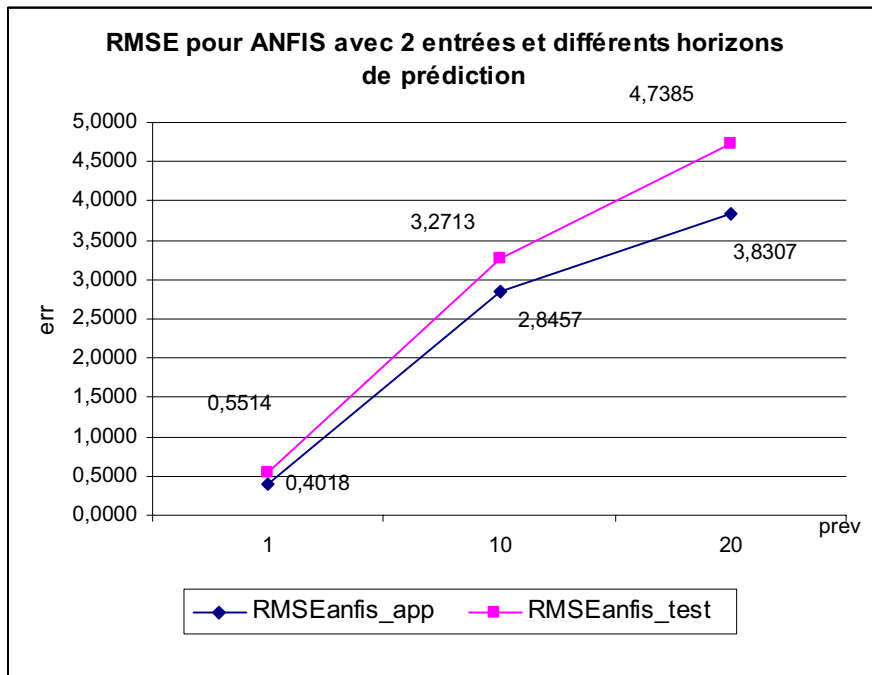


Figure 29. Résultats de la prédiction pour ANFIS avec deux entrées RMSE

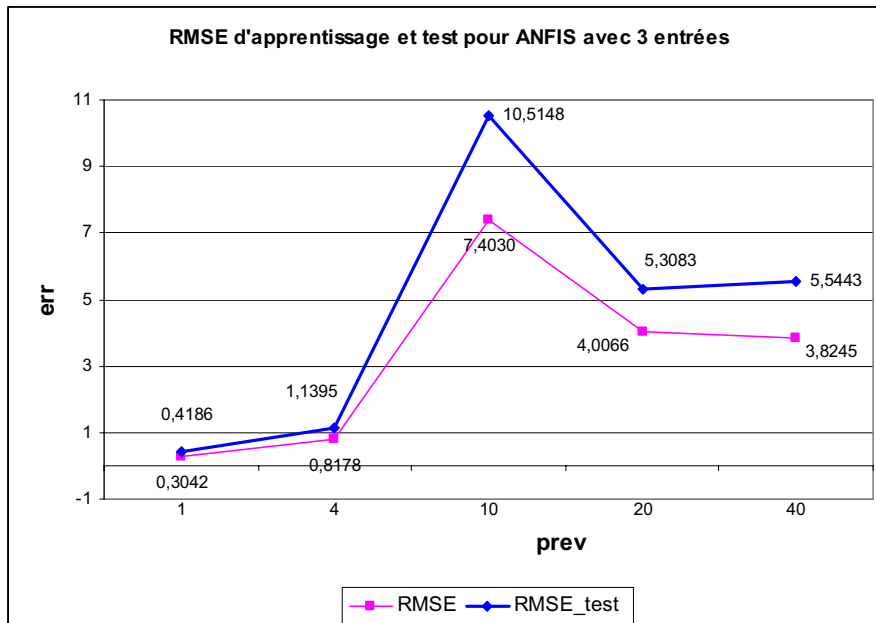


Figure 30. Résultats de la prédiction pour ANFIS avec trois entrées RMSE

Les courbes de distribution de l'erreur de prédiction des modèles 1 et 2 à " $t+1$ ", " $t+10$ " et " $t+20$ " sont proposées en Figure 31 et Figure 32. Ces modèles réalisent de bonnes prédictions à court terme mais leurs performances se dégradent rapidement à mesure que l'horizon de prédiction augmente. Dans le cas d'ANFIS avec 3 entrées à partir de $prev=20$ les prédictions perdent beaucoup en précision (Figure 30).

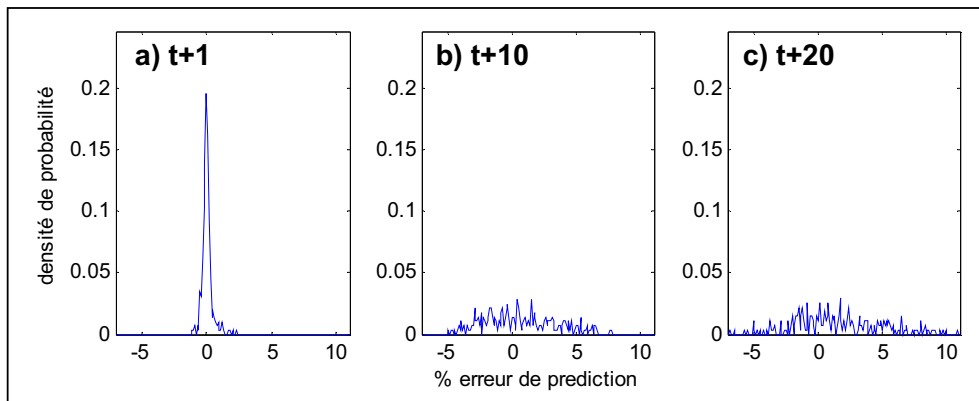


Figure 31. Modèle 1 - distribution de l'erreur de prédiction pour a) prév=1, b) prév=10, c) prév=20

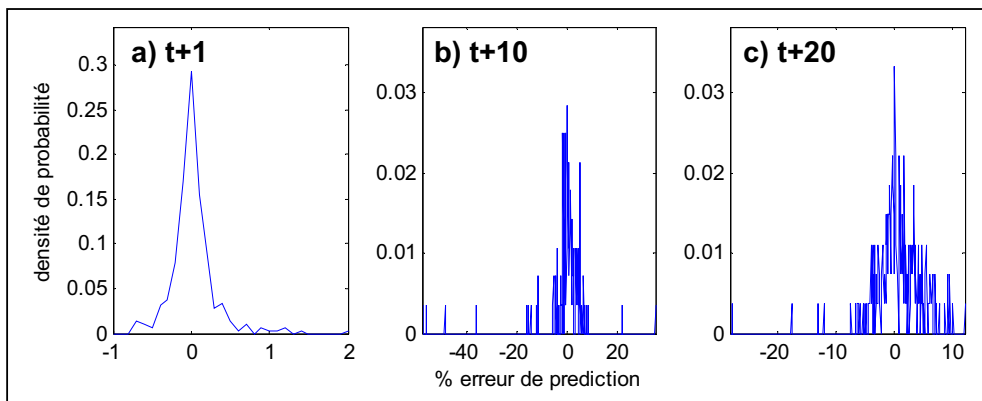


Figure 32. Modèle 2 - distribution de l'erreur de prédiction pour a) prév=1, b) prév=10, c) prév=20

Mais, dans notre acceptation (Figure 18), la "maîtrise" suppose, plutôt d'avoir une distribution de l'erreur restant stable dans le temps. Ainsi, la confiance dans notre prédiction, et donc dans le pronostic réalisé, pourrait être renforcée. Les modèles 1 et 2 ne permettent pas d'obtenir un compromis entre la précision à court terme et la stabilité moyen terme, et s'avèrent donc d'un intérêt limité dans le cadre du pronostic industriel.

Modèle 3. Une première manière de stabiliser l'erreur de prédiction est de construire une architecture composée de systèmes ANFIS "en cascade". Nous avons appliqué cette approche dans la conception du troisième modèle (cf. Figure 26) : un système ANFIS a été paramétré pour réaliser des prédictions à " $t+1$ " et a été utilisé "prév" fois afin de réaliser une prédiction à l'horizon " $t+prév$ ". Pour cela, les sorties estimées à la première itération ($y(t+1)$) deviennent les entrées de la seconde prédiction et ainsi de suite. L'intérêt de construire ce type de modèle peut être évalué grâce aux indicateurs RMSE et MAPE (Figure 33, Annexe III) : l'erreur de prédiction semble se stabiliser pour un horizon à moyen terme.

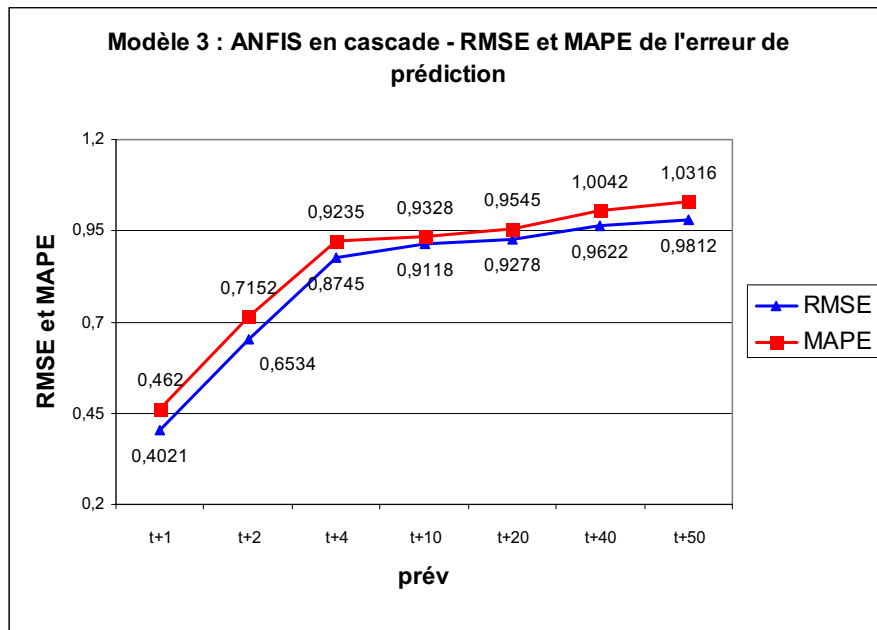


Figure 33. Modèle 3 – RMSE et MAPE de l'erreur de prédiction pour un horizon de "t+1" à "t+50"

Modèle 4. Le quatrième modèle est construit sur la base de deux systèmes ANFIS en série, ce qui permet d'injecter les sollicitations futures connues du système (profil de mission) dans le modèle. Le premier ANFIS a pour entrées $\{u(t-b), y(t-a)\}$ sélectionnées et réalise une prédiction à $(t+prev/2)$. Le second ANFIS a pour entrées les sorties du premier et les sollicitations prévues, et réalise une prédiction à un horizon $prev/2$, ce qui permet au final d'obtenir la sortie $y(t+prev)$.

Les résultats des simulations montrent dans ce quatrième cas, que l'exactitude de la prédiction s'améliore (Figure 34, Annexe IV). La tendance de croissance de l'erreur à moyen terme observée dans les autres cas est réduite. L'écart type et la moyenne de PDF des prédictions d'une part et les valeurs de MAPE et RMSE d'autre part soutiennent l'objectif de la thèse : la maîtrise de l'erreur à moyen terme. Un processus de prédiction stable gagnera aussi en confiance parmi les industriels parce que reflétant une qualité améliorée de l'approche proposée.

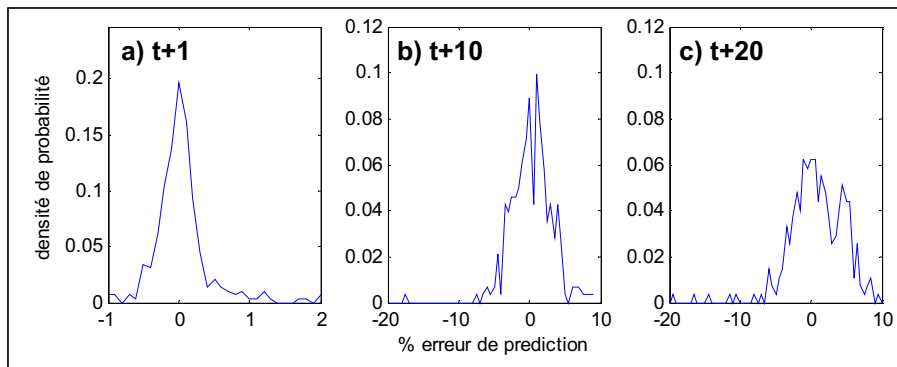


Figure 34. Modèle 4 - distribution de l'erreur de prédiction pour a) prév=1, b) prév=10, c) prév=20

III.4. Synthèse partielle

Le but de ce chapitre a été de déterminer la manière de maîtriser l'erreur des prédictions des défaillances à moyen terme, de sorte que les utilisateurs/ industriels puissent agir en conséquence. En supposant que les décisions de maintenance suivent une étape de prédiction, la stabilisation des erreurs semble être essentielle.

Dans ce contexte, les réseaux ANFIS (système d'inférence floue paramétré par apprentissage neuronal) ont été considérés appropriés parce que ces systèmes combinent les capacités d'apprentissage et de généralisation des réseaux de neurones, avec la formalisation de règles imprécises ou entachées d'incertitudes correspondant à une information humaine approximative ou à une information partielle ou partiellement erronée, comme c'est souvent le cas dans les applications industrielles.

Les performances d'une nouvelle architecture proposée ANFIS sont analysées et du point de vue de la maîtrise de l'erreur. Pour l'ensemble (benchmark) Box Jenkins nous avons fait des tests et les effets de la nouvelle architecture se sont fait clairement sentir. Le plus valeur de cette proposition est qu'elle a permis de concentrer les courbes de distribution de l'erreur en fonction de l'horizon de prédiction, notamment à moyen terme. La qualité (stabilité) du modèle prédictif tend aussi être indépendante de l'horizon de prédiction.

L'injection des sollicitations futures connues du système n'est qu'une possibilité d'amélioration du processus de pronostic industriel. Les contributions dans ce domaine sont maintenant orientées vers l'algorithme d'apprentissage qui de plus peut permettre de diminuer le temps de convergence.

L'approche du pronostic décrite dans ce chapitre s'appuie sur l'hypothèse que la situation courante peut être saisie suite à un processus de détection s'appuyant sur les données mesurées du système. D'une part, la défaillance peut être considérée, comme étant la conséquence d'un phénomène de dégradation. Elle pourra ainsi être estimée et prédite.

Cette proposition est détaillée dans le chapitre IV.

**Chapitre IV : Approche floue / possibiliste
du pronostic de défaillance : modélisation
et évaluation prévisionnelle de la fiabilité**

IV.1. Introduction

Les approches "classique" du pronostic sont fondées sur la notion de **défaillance** (ou défaut) et sur l'existence d'un historique de défaillances, ce qui implique que la situation future est "prédite" indépendamment du phénomène de dégradation courant (ISO, 2004) associe ainsi au pronostic un degré d'acceptabilité (un système doit exécuter une fonction exigée).

Dans notre acceptation, le pronostic devrait être basé sur les critères d'évaluation, dont les limites dépendent du système lui-même et des objectifs d'exécution. Ceci suppose que la situation courante peut être saisie grâce à procédé de détection et des données mesurées du système. La défaillance est considérée comme étant la conséquence d'un phénomène de **dégradation** qui peut être estimé et prédit par une approche telle que celle proposée dans le chapitre II. Ainsi ce n'est plus tant la notion de défaillance au sens de perte totale de l'aptitude à accomplir une mission qui est pertinente, mais plutôt celle de perte de performance.

Ce chapitre propose une approche floue / possibiliste de la fiabilité en tenant compte de l'incertitude qui caractérise le phénomène d'apparition de défaillances. La modélisation et l'estimation de la fiabilité se font en relation avec le processus de pronostic, plus précisément avec la prédiction visant la dégradation de mode de fonctionnement du processus analyse. Dans un premier temps la démarche s'appuiera sur la théorie de probabilités. Les avantages et les limites de cette première approche constituent l'argumentaire pour une deuxième approche, floue / possibiliste qui se révèle plus appropriée à nos objectifs.

IV.2. Mathématique de la théorie de la fiabilité

IV.2.1. Eléments fondateurs

Dans les normes européenne et internationale la fiabilité (R) est définie comme l' "aptitude d'un bien à accomplir une fonction requise, dans des conditions données, durant un intervalle de temps donné" (AFNOR, 2001), (ISO, 2004).

Le terme "fiabilité" peut aussi être défini comme une probabilité : la fiabilité $R(t)$ est la probabilité pour qu'une défaillance ne se produise pas avant l'instant t dans le temps.

Considérons que la défaillance peut être représentée par une variable aléatoire ϑ , distribution de probabilité $f_{\vartheta}(t) = \Pr(\theta = t)$ (dans la littérature appelée aussi fonction de densité de défaillance), et de fonction cumulative de distribution $F_{\vartheta}(t) = \Pr(\theta \leq t)$. La fiabilité est définie comme proposée dans l'équation (eq. 11).

$$R(t) = 1 - F_{\vartheta}(t) = 1 - \int_0^t f_{\vartheta}(u).du \quad (11)$$

Dans la pratique, des mesures agrégées de fiabilité comme le temps moyen avant la première défaillance (MTTF- Mean Time to Failure) ou le temps moyen entre défaillances (MTBF- Mean Time Between Failures) peuvent être utilisées dans les stratégies de maintenance préventives.

MTTF est défini (cf. eq. 12) :

$$MTTF = \int_0^{\infty} R(t).dt \quad (12)$$

Ces bases mathématiques de la fiabilité peuvent être étendues au cas des modes de défaillance multiples (détaillé dans les travaux de recherche par (Chinnam *et al.*, 2004) et (Lu *et al.*, 2001).

IV.2.2. Evaluation de la fiabilité par modélisation de la dégradation

Les concepts mathématiques de la théorie de la fiabilité détaillée ci-avant supposent que le moment de l'apparition de la défaillance peut être caractérisé **par une variable aléatoire**. Il peut cependant être difficile d'exprimer le phénomène de défaillance en termes exacts compte tenu que nous n'avons pas à notre disposition des informations suffisantes pour cette démarche. Ainsi, une autre manière de formaliser la fiabilité s'impose et s'appuie sur la **modélisation de la dégradation**.

A titre illustratif, supposons que la défaillance est caractérisée par le fait que la dégradation d'un équipement (notée y) dépasse une limite de dégradation établie au préalable (notée y_{lim}). Dans ce cas la, à l'instant t , la probabilité de défaillance de l'équipement peut être formalisée de la manière suivante (cf. eq. 13) :

$$F_{fail}(t) = Pr[y(t) \geq y_{lim}] \quad (13)$$

Supposant que la dégradation peut être modélisée de manière probabiliste, par analogie avec la théorie de fiabilité, la modélisation de la fiabilité peut être exprimée de la manière suivante (eq. 14). Avec $g_{y/t}(t)$ la fonction densité de probabilité à l'instant t .

$$R(t) = 1 - F_{fail}(t) = 1 - Pr[y(t) \geq y_{lim}] = 1 - \int_{y_{lim}}^{\infty} g_{y/t}(u).du \quad (14)$$

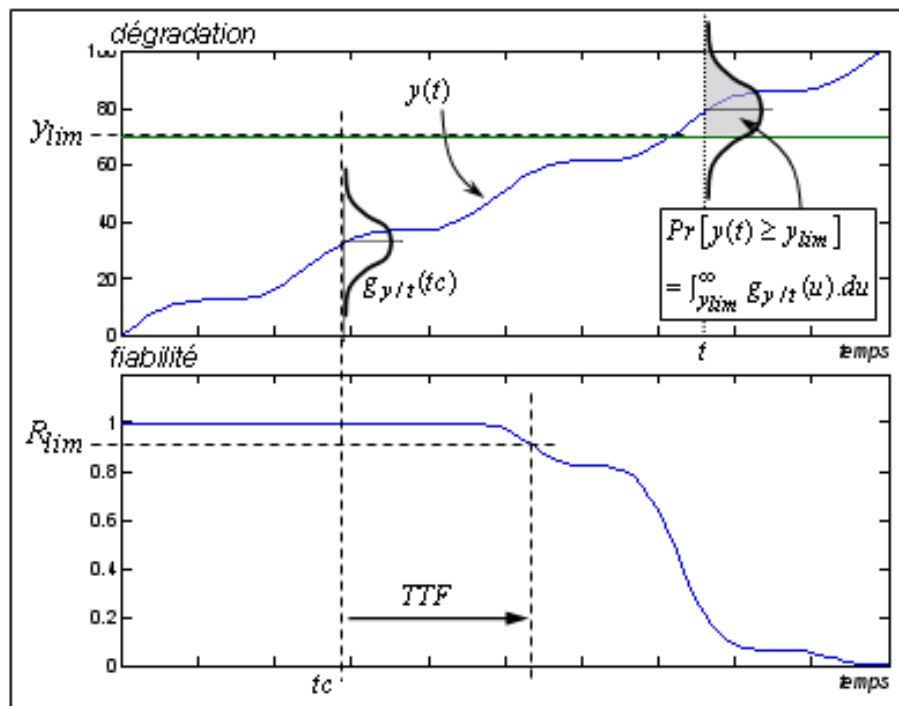


Figure 35. La fiabilité et la dégradation d'après (Gouriveau et al., 2008)

Le temps restant avant la défaillance (TTF- Time To Failure) du système peut finalement être exprimé comme étant le temps entre l'instant courant (t_c) et l'instant auquel le système dépassera la limite de fiabilité (R_{lim}) fixée par les praticiens (voir Figure 35). Le même raisonnement peut être employé dans le cas d'un système soumis à plusieurs modes de dégradation (voir par exemple (Chinnam *et al.*, 2004) et (Wang P. *et al.*, 2004)).

IV.2.3. De l'appréciation du mécanisme de défaillance

Les sections ci-avant indiquent qu'une question clé dans la prédiction de la fiabilité est l'appréhension du mécanisme de la **défaillance**.

Dans l'approche traditionnelle, la distribution de la défaillance est obtenue soit empiriquement en évaluant le taux d'équipements défaillants dans une période donnée par rapport à l'ensemble des équipements considérés au début des observations, soit en considérant l'avis donné par un expert. Dans l'approche basée sur l'estimation du mécanisme de la dégradation, le même mécanisme de raisonnement peut être employé pour construire un modèle de dégradation $y(t)$.

Pourtant, si les observations sur les occurrences des défaillances sont rares, ces approches peuvent être difficiles à réaliser, voir impossible. Des fois, les industriels ne peuvent pas examiner plusieurs systèmes défaillants à cause de contraintes financières ou temporelles. Une autre limite de l'approche probabiliste est liée aux traitements mathématiques difficiles pour extrapoler de manière satisfaisante les conditions opérationnelles qui conditionnent les résultats, surtout si le traitement se fait en ligne.

Il est donc convenable pour nous d'assimiler le processus de modélisation et d'estimation de la fiabilité au sein du processus de pronostic. Cette proposition est possible grâce à la nouvelle proposition de définition de pronostic (Dragomir *et al.*, 2007). De ce fait, deux caractéristiques importantes apparaissent :

- le pronostic est la plupart du temps assimilé à un processus de prédiction. Par extrapolation, cette étape du pronostic vise à prédire la dégradation du système à base des données qui caractérisent son évolution jusqu'au moment actuel (l'historique des données),
- le pronostic est basé sur la notion de défaillance et sur un certain degré d'acceptabilité qu'il associe à la valeur prédite par rapport à un référentiel.

Dans cette acception, le pronostic et l'estimation de la fiabilité sont très semblables, le point commun entre les deux étant celui de la **dégradation**.

La modélisation de la dégradation est sujette à deux sources d'incertitude :

- celle inhérente à la prédiction de la dégradation. Très peu d'informations sur ce phénomène et sur son évolution fait que le mécanisme de la probabilité doit être employé soigneusement,
- celle inhérente aux limites de la performance. L'acceptabilité des limites de dégradation d'un équipement peut être incertaine et difficile à formaliser.

En conclusion, la modélisation de la fiabilité est appropriée si les deux types d'incertitudes sont bien corrélés et traités dans les systèmes de pronostic. Le but de la prochaine partie est d'étudier les différentes approches du pronostic de défaillances par approximation de la dégradation.

IV.3. Vers une approche floue/ possibiliste du pronostic de défaillance

2.1.2. Théories de l'incertain

Traditionnellement, les moyens les plus répandus pour représenter l'imperfection d'une information sont la théorie des probabilités et le calcul d'erreurs. De nouvelles approches sont ensuite apparues telles que la théorie des possibilités dans le cadre de la logique floue développée originellement par L.A. (Zadeh, 1978) et (Zadeh, 1965). Elles ont été introduites pour pallier certaines limites de l'approche probabiliste.

La théorie de probabilités

Le formalisme probabiliste est tel que s'exprimer sur une proposition est identique à s'exprimer sur son contraire. Comme le souligne (Fabiani, 1996), une mesure de probabilité ne qualifie pas la confiance de l'information ou de l'état de croyance incertain représenté mais seulement sa précision et la vraisemblance relative des différentes propositions.

Etant donné une situation de référence (de fonction d'appartenance notée μ_{Ref}) et une situation donnée (de fonction d'appartenance notée π_F), deux indicateurs sont proposés :

- le degré de possibilité $\Pi(ref, F) = \sup_{u \in F} \left\{ \min \left[\mu_{Ref}(u), \pi_F(u) \right] \right\}$
- le degré de nécessité $N(ref, F) = \inf_{u \in F} \left\{ \max \left[\mu_{Ref}(u), 1 - \pi_F(u) \right] \right\}$

Nous rappelons que le degré de possibilité Π peut être interprété comme le degré de recouvrement de l'ensemble flou des valeurs compatibles de Ref avec l'ensemble des valeurs possibles de F. Cette mesure exprime sur une échelle de 0 à 1 la possibilité pour que l'événement étudié (F) corresponde à l'événement de référence (Ref).

Notons que cette mesure n'exclut pas la possibilité d'un événement contraire : l'un au moins des deux événements est tout à fait possible (voir Figure 37).

Le degré de nécessité (N) traduit le niveau d'inclusion de l'ensemble des valeurs possibles de F dans l'ensemble des valeurs compatibles avec Ref. Il complète la caractérisation de l'information, en indiquant le degré avec lequel l'information est certaine.

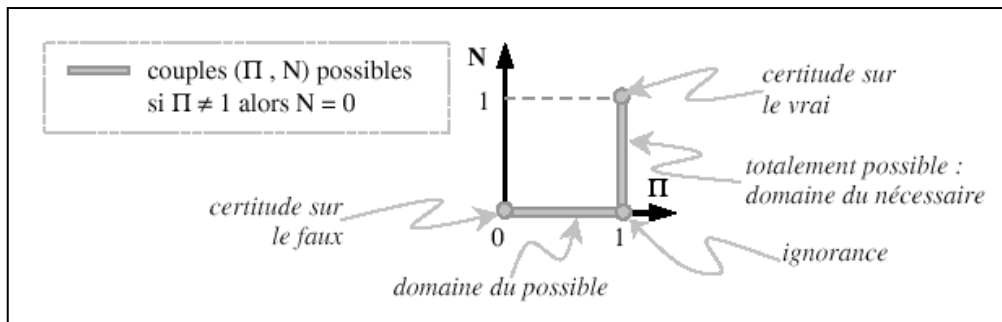


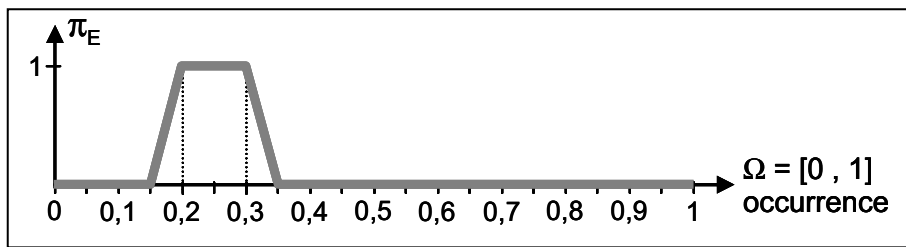
Figure 37. Traduction de l'incertitude par les mesures de possibilité et nécessité

Au final, Π mesure donc le degré avec lequel l'événement est susceptible de se réaliser et N le degré de certitude que l'on peut attribuer à cette réalisation. Notons à ce stade que les mesures de possibilités et de nécessité permettent de nuancer les situations d'incertitude.

Afin de mieux percevoir notre proposition quant à la modélisation et l'estimation de la fiabilité à l'aide de l'approche floue/ possibiliste, nous introduisons le concept de distribution de possibilité.

Une distribution de possibilité, marquée π , est une application de l'univers du discours Ω vers l'intervalle $[0, 1]$. Elle caractérise un fait défini sur Ω et indique une appréciation sur l'appartenance de valeur de Ω au fait représenté. Notons qu'une fonction de distribution de possibilité est normalisée : $\sup[\pi(\omega)] = 1, \omega \in \Omega$.

Reprenons un exemple : dans la Figure 38 la distribution de possibilité formalise le fait que la possibilité d'apparition d'une défaillance est approximativement entre 0.2 et 0.3.



La théorie des possibilités introduit les mesures de confiance qui laissent évaluer le degré avec lequel un fait est conforme à un ensemble de référence et de déterminer le degré de certitude de cette affirmation.

Notons π_F la distribution de possibilité d'un fait F et μ_{Ref} la distribution de possibilité de la référence Ref avec μ_{Ref} . Dans ce cas la, les indicateurs de possibilité et de nécessité deviennent (cf. eq. 15) :

$$\begin{aligned} \Pi_{F \in Ref} &= \sup_{w \in \Omega} \left\{ \min \left[\mu_{Ref}(w), \pi_F(w) \right] \right\} \\ N_{F \in Ref} &= \inf_{w \in \Omega} \left\{ \max \left[\mu_{Ref}(w), 1 - \pi_F(w) \right] \right\} \end{aligned} \quad (15)$$

La mesure de possibilité peut être interprétée comme le degré d'intersection entre les valeurs compatibles avec Ref et l'ensemble des valeurs possibles pour F et indique la possibilité pour que F corresponde à Ref (entre 0 et 1). Notons que cette mesure n'exclut pas la possibilité du contraire : au moins une des deux propositions est complètement possible.

La mesure de nécessité traduit le degré d'inclusion entre l'ensemble des valeurs possibles de F avec les valeurs compatibles de Ref. Cet indicateur est complémentaire à la mesure de possibilité en indiquant le degré avec lequel l'information est sûre.

Reprenons l'exemple introduit en Figure 38. La Figure 39 représente la possibilité pour que l'occurrence de l'événement E soit "petit" ($\Pi_{E \in petit} = 0,5$) mais il n'y a aucune certitude là-dessus ($N_{E \in petit} = 0$).

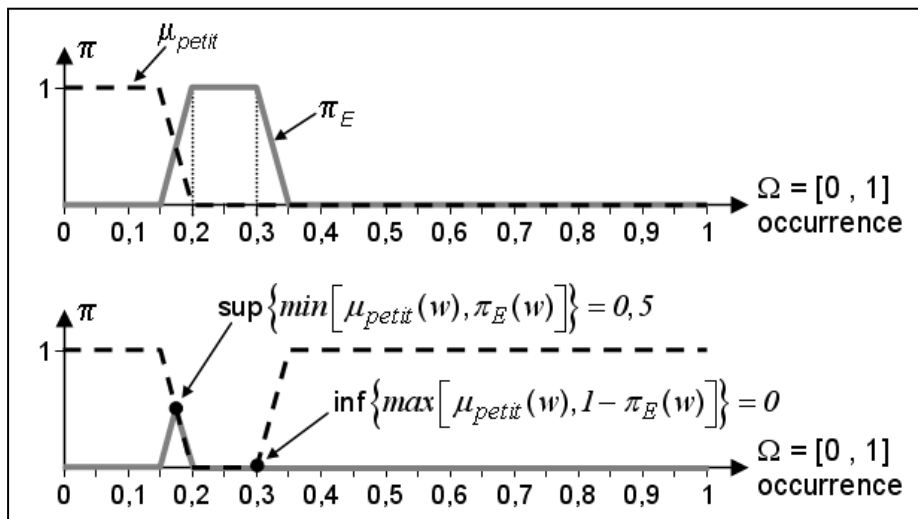


Figure 39. Illustration des mesures de possibilité et de nécessité

Les mesures de possibilité et de nécessité sont en relation avec la notion de probabilité. Il a été démontré qu'une classe d'équivalence P des mesures de probabilités Pr pour un événement A peut être définie cf. eq. 16 :

$$\mathcal{P} = \{Pr/\forall A, N(A) \leq Pr(A) \leq \Pi(A)\} \quad (16)$$

Concrètement, nous pouvons retenir qu'en général, la logique floue et la théorie de possibilité visent à raisonner avec de la connaissance imprécise et constituent une nouvelle manière de prendre en compte l'incertitude. Globalement, la théorie des possibilités permet de juger de la véracité d'une proposition par l'utilisation de deux indicateurs (la théorie des probabilités n'en emploie qu'un) : le degré de possibilité (marqué Π) et le degré de nécessité (marqué N).

Il apparaît qu'une "approche floue / possibiliste" permet de bien prendre en compte l'état de la connaissance. Cette approche présente les avantages d'introduire le niveau de précision et de certitude des informations, de permettre la gradation de la caractérisation d'une information et de fournir une représentation graphique de la connaissance. L'analyse n'est pas restreinte par un cadre trop normatif et l'information exploitée est fiabilisée ("on en sait moins, mais on le sait mieux !").

Enfin, soulignons deux autres points : d'une part, l'utilisation des sous-ensembles flous permet aux analystes de traduire leur connaissance telle qu'ils l'appréhendent ce qui facilite l'appropriation par un expert de ce formalisme ; l'expert peut s'exprimer de manière naturelle, de façon imprécise et incertaine si nécessaire. Notons également qu'il existe des méthodes permettant de traduire des connaissances exprimées par des variables linguistiques dans le formalisme flou ("occurrence plutôt faible mais un peu plus importante que...").

D'autre part, du point de vue de l'opérationnalisation de notre approche, l'arithmétique floue et les traitements possibilistes n'impliquent pas de contrainte majeure : leur utilisation augmente légèrement les temps de calcul mais ceci n'est pas un critère de jugement significatif dans notre application.

Les mécanismes possibilistes sont "classiques" et une approche "floue / possibiliste" ne présente donc pas de difficulté particulière. Notons enfin que ce type d'analyse "englobe" les mécanismes traditionnels. Il est possible de traduire tous les cas de figure : situation et référentiel déterministes, situation déterministe et référentiel flou, situation floue et référentiel déterministe. Il est toujours important de connaître la qualité des données, informations et connaissances exprimées.

IV.3.2. Approche probabiliste du pronostic de défaillances par approximation de la dégradation

En considérant tous les concepts présentés ci-avant, dans notre problématique liée à la fiabilité, on va supposer que le signal de dégradation et la limite de dégradation peuvent être formalisés de manière probabiliste.

Ainsi, à l'instant t , le signal de dégradation y aura une fonction de densité de probabilité $g_{y/t}$ et la limite de dégradation y_{lim} une fonction de distribution de probabilité $g_{y_{lim}/t}$ et une fonction de distribution cumulative $G_{y_{lim}/t}$ (voir Figure 40).

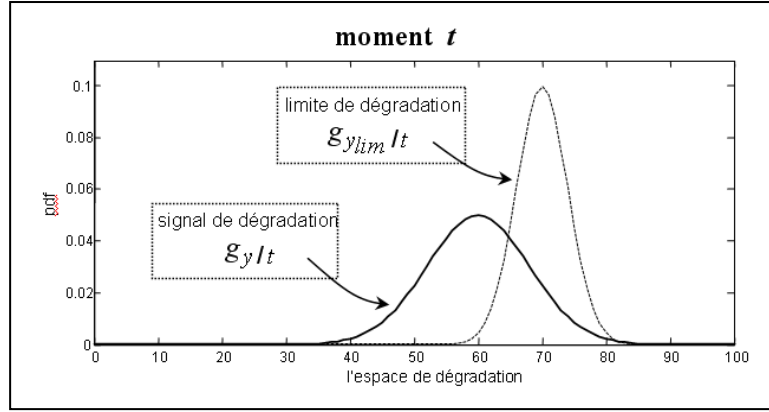


Figure 40. PDF du signal de dégradation et de la limite à l'instant t

La probabilité de défaillance dans ce cas est (cf. eq. 17) :

$$Pr[failur] = Pr[y_{lim} \leq y] = \int_0^{\infty} (Pr[y_{lim} \leq u, u = y]).du \quad (17)$$

Si y et y_{lim} sont considérés comme étant indépendants :

$$Pr[failur] = \int_0^{\infty} (Pr[y_{lim} \leq u] \times Pr[u = y]).du \quad (18)$$

Les deux membres de l'intégrale de l'équation 18 peuvent être déterminés (cf. eq. 19) :

$$\begin{aligned} Pr[y_{lim} \leq u] &= \int_0^u (g_{y_{lim}/t}(x)).dx = G_{y_{lim}/t}(u) \\ Pr[u = y] &= g_{y/t}(u) \end{aligned} \quad (19)$$

$$Pr[failur] = \int_0^{\infty} (G_{y_{lim}/t}(u) \times g_{y/t}(u)).du \quad (20)$$

Suivant cela, l'expression de la fiabilité à l'instant t :

$$R(t) = 1 - Pr[failur] = 1 - \int_0^{\infty} (G_{y_{lim}/t}(u) \times g_{y/t}(u)).du \quad (21)$$

Notons que, si la limite de dégradation est exprimée comme un seuil simple comme sur la Figure 35, sa fonction de densité et distribution de probabilité sont :

$$g_{y_{lim}/t}(u) = \begin{cases} 1 & u = y_{lim} \\ 0 & \text{elsewhere} \end{cases} \quad \text{et} \quad G_{y_{lim}/t}(u) = \begin{cases} 0 & u \in [0, y_{lim}] \\ 1 & u \in [y_{lim}, \infty] \end{cases} \quad (22)$$

L'équation 21 est simplifiée et l'équation 14 est obtenue. C'est un cas particulier de l'approche probabiliste.

Afin d'illustrer la proposition faite sur l'approche probabiliste, prenons la Figure 41 dans laquelle le graphe 3D de la partie supérieure représente la modélisation probabiliste seuil de performance et de la dégradation au cours du temps et le graphe de la partie inférieure (2D) représente l'évaluation prévisionnelle de la défaillance et de la fiabilité résultante. Ces courbes (partie inférieure) sont obtenues par application de la méthodologie proposée lorsque la connaissance peut être formalisée de manière probabiliste (eq. 20 et 21).

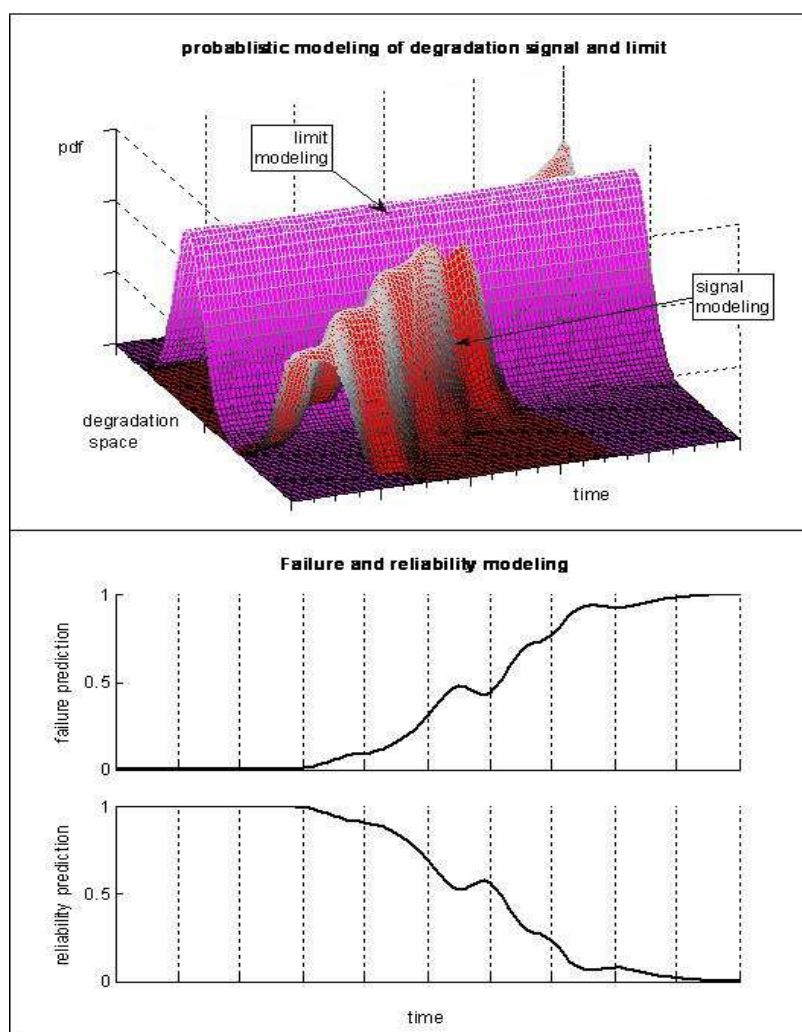


Figure 41. Illustration de l'approche probabiliste de la fiabilité

Dans la pratique, le signal de dégradation et la limite de dégradation sont des fonctions exprimées d'une manière probabiliste. Au fur et à mesure de la prédiction, cette démarche impose d'être à même de caractériser la distribution de l'erreur de prédiction afin de pouvoir construire la fonction de densité du signal de dégradation prédit ($g_{y/t}$ dans eq. 20). Ceci peut

par exemple être réalisé par adaptation de techniques statistique. Cependant, ces techniques peuvent être très difficiles à implémenter et très coûteuses en termes de temps de calcul, principalement à cause de la complexité et des non linéarités des systèmes réels.

En ce qui concerne la limite de dégradation, beaucoup d'expériences sur l'occurrence de la défaillance devraient être employées afin d'assigner une certaine confiance (déterminer d'abord la PDF) à la limite de performance. Cependant, si peu de connaissances sur ce mécanisme de défaillance sont disponibles, il peut être difficile de le formaliser en termes probabilistes. D'ailleurs, la connaissance des experts traduite en termes probabiliste injecte beaucoup d'incertitude dans les données formalisées.

Les différentes limites de l'approche probabiliste étant exprimées, il est nécessaire maintenant de conclure en proposant une approche floue/ possibiliste pour la modélisation de la fiabilité. Dans la prochaine section nous considérons les potentialités du formalisme flou/ possibiliste, dans ce but.

IV.3.3. Approche floue/ possibiliste du pronostic de défaillance par approximation de la dégradation

Nous nous concentrons ici sur l'approche floue/ possibiliste du pronostic de défaillance par approximation de la dégradation en considérant la Figure 42.

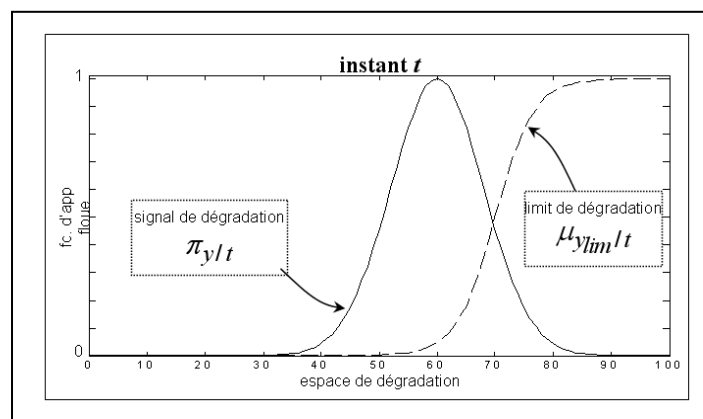


Figure 42. Distribution de possibilité de la dégradation prédite et de la limite de dégradation à l'instant t

Le signal de dégradation prédit et la limite de dégradation sont modélisés avec des distributions de possibilité. A l'instant t , le signal de dégradation y à une distribution de possibilité notée $\pi_{y/t}$ de possibilité qui indique l'état de dégradation possible du système. $\mu_{y_{lim}/t}$ est la distribution de possibilité permettant de traduire le degré avec lequel un état de dégradation peut être considéré comme inacceptable (défaillance).

Les indicateurs de possibilité et de nécessité de l'équation 15 permettent d'évaluer le degré avec lequel l'affirmation à l'instant t "le signal de dégradation appartient à la fonction d'appartenance de la défaillance" peut être considérée et le degré de certitude de cette affirmation (eq. 23) :

$$\begin{aligned} \Pi_{degr \in fail}(t) &= \sup_{u \in Y} \left\{ \min \left[\mu_{y_{lim}/t}(u), \pi_{y/t}(u) \right] \right\} \\ N_{degr \in fail}(t) &= \inf_{u \in Y} \left\{ \max \left[\mu_{y_{lim}/t}(u), 1 - \pi_{y/t}(u) \right] \right\} \end{aligned} \quad (23)$$

Selon eq. 16, les indicateurs de possibilité et de nécessité permettent d'encadrer la probabilité de l'apparition d'un événement (cf. eq. 24)

$$N_{degr \in fail}(t) \leq Pr[fail](t) \leq \Pi_{degr \in fail}(t) \quad (24)$$

En conclusion, l'expression de la fiabilité à l'instant t est (cf. eq. 25) :

$$\begin{aligned} 1 - \Pi_{degr \in fail}(t) &\leq 1 - Pr[fail](t) \leq 1 - N_{degr \in fail}(t) \\ 1 - \Pi_{degr \in fail}(t) &\leq R(t) \leq 1 - N_{degr \in fail}(t) \end{aligned} \quad (25)$$

Pour illustrer cette proposition sur l'approche floue/ possibiliste du pronostic de défaillance considérons la Figure 43. La partie supérieure (graphe 3D) représente la modélisation : possibiliste du seuil de performance et de la dégradation au cours du temps et le graphe de la partie inférieure (2D) représente l'évaluation prévisionnelle de la défaillance et de la fiabilité résultante. Ces courbes (partie inférieure) sont obtenues par application de la méthodologie proposée lorsque la connaissance peut être formalisée de manière possibiliste (eq. 24 et 25).

Dans la pratique, cette approche peut être employée si le signal de dégradation et la limite de dégradation sont exprimés en tant que fonctions de distributions de possibilité. Ainsi, l'étape de prédiction du pronostic suppose que l'on peut "traduire" en termes flous notre prédiction du signal de dégradation.

Notons enfin que, l'approche floue est appropriée en particulier pour la formalisation des connaissances des experts sur la limite de dégradation. À ce stade la, nous pouvons directement construire l'ensemble des valeurs de la dégradation non acceptable sans rechercher un seuil fixe.

En effet, dans la Figure 43, la courbe 3D de limite de dégradation peut être vue comme une "fonction de distribution cumulative". D'ailleurs, si les expériences suffisantes sont disponibles, les fonctions d'appartenance de la limite de dégradation peuvent être obtenues (à l'aide de l'approche statistique) en employant le système neuro-flou proposé par (Chinnam *et al.*, 2004).

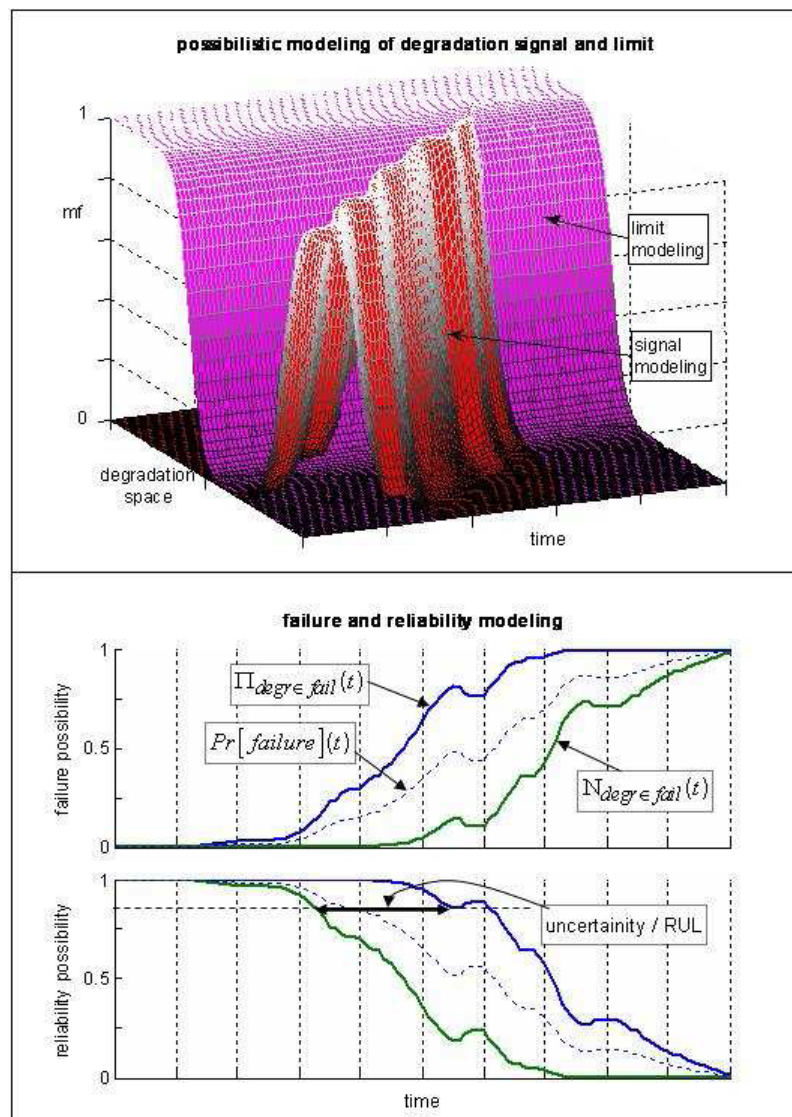


Figure 43. Illustration de l'approche floue/ possibiliste de la fiabilité

Selon l'eq. 25, la théorie des possibilités permet de donner un encadrement en précisant la limite de fiabilité acceptable et favorise ainsi une estimation du RUL avec un degré de certitude bien élevé. Au contraire, la théorie des probabilités "ne conserve pas" l'incertitude de la connaissance puisque la modélisation du processus de la fiabilité s'appuie seulement sur le calcul d'un seul indicateur agrégé : la même confiance sera "assignée" à deux situations pour lesquelles la connaissance formalisée peut être très différente (propagation du signal et de la limite de dégradation). Suivant cela, l'approche floue/ possibiliste de la fiabilité permet aux praticiens d'être plus critiques sur les risques de défaillance du système et donc de mieux dimensionner les politiques de maintenance. Précisons nous qu'en terme de calculs, cette approche est beaucoup plus efficace que celle de la théorie des probabilités puisqu'elle est basée sur des opérateurs tels que "min, max, sup, inf" et non sur des calculs d'inégales.

IV.4. Synthèse partielle

Dans le domaine de la maintenance, les concepts traditionnels de stratégies préventives et correctives sont progressivement complétés par des nouvelles approches telles que la maintenance prédictive ou proactive. Dans ce contexte, une tâche fondamentale est liée à l'évaluation de la fiabilité d'un équipement ainsi que de sa durée de vie résiduelle (RUL).

Dans ce chapitre, la modélisation et l'estimation prévisionnelle de la fiabilité est assimilée au processus de pronostic. Suivant cela, deux manières de prendre en compte l'incertitude sont discutées.

L'approche traditionnelle de la fiabilité basée sur l'analyse statistique peut être non appropriée parce que très peu de connaissance peut être disponible : les systèmes réels sont complexes ; il y a beaucoup d'incertitudes sur leurs comportements et leur évolution est non linéaire.

L'approche floue/ possibiliste de la fiabilité s'avère bien adaptée à l'intégration de l'expertise dans le processus de modélisation. Elle prend en compte l'incertitude et l'imprécision des connaissances formalisées et par conséquent, la fiabilité estimée peut être considérée avec plus de confiance. En outre, cette approche n'est pas aussi lourde en termes de calculs. Cependant, elle exige la fuzzyfication du signal de dégradation prédit.

Conclusion générale

Les technologies de surveillance ont été beaucoup développées ces dernières années. Elles se sont cependant traditionnellement concentrées sur la détection et l'isolement de défauts au niveau local. Actuellement, les chercheurs s'orientent vers des nouveaux concepts et l'activité de pronostic devient un élément clef des stratégies de maintenance industrielle. Par conséquent, la capacité à détecter et à isoler les défauts imminents, ainsi qu'à prévoir la situation future d'un système tendent à devenir des axes de recherches prioritaires. Il existe cependant encore peu de systèmes réels permettant de supporter ce type de processus. Les coûts élevés de maintenance des équipements complexes rendent nécessaire d'augmenter l'effort de développement d'outils support au "processus de pronostic".

Dans ce cadre, le travail rapporté dans cette thèse vise la spécification d'un cadre applicatif pour l'implémentation d'un système de pronostic capable d'assurer une analyse prédictive du comportement d'un système tout en tenant compte de la dynamique des équipements réels. Une part importante du travail est axée sur la recherche d'une solution permettant de fiabiliser le processus de pronostic en incluant l'incertitude inhérente à ce processus.

Premièrement, nous avons positionné le concept de pronostic dans le cadre général de la maintenance industrielle. Cette partie de notre recherche nous a montré la nécessité de pouvoir suivre et prévoir l'évolution de la dégradation d'un équipement. Une étude plus approfondie s'imposant, le concept de pronostic a été étudié. Concrètement, cette démarche a permis de mettre en relief que le pronostic doit être basé sur des critères d'évaluation de performance.

Nous avons ensuite orienté notre réflexion sur les différentes méthodes de formalisation et de modélisation du pronostic. L'étude bibliographique réalisée, aussi large que possible, a mis en évidence l'existence d'une classification des approches du pronostic dans l'acception de la "communauté scientifique". Il s'agit des propositions de (Byington *et al.*, 2004) et de (Muller, 2005), desquelles nous pouvons remarquer que :

- la vision académique du pronostic est restreinte à son application sur des composants critiques,
- les approches sont focalisées sur l'analyse d'un "composant élémentaire",
- la modélisation de systèmes complexes est quasiment inexistante,
- les classes d'outils sont "d'interprétation" difficile ce qui ne permet pas de choisir une approche adéquate pour une application donnée.

Afin de répondre partiellement à ces limites et de valoriser les perspectives qui s'offrent à nous, nous avons proposé dans le chapitre II une nouvelle approche de pronostic orientée "application". Nous avons proposé un découpage de ce processus en deux sous-activités, la prédiction et l'évaluation. Sur cette base, différentes mesures typées pronostic ont été proposées, d'abord pour caractériser le pronostic lui-même, ensuite pour juger de la qualité du processus de prédiction sous-jacent. Enfin, nous avons développé un guide de choix d'un outil de pronostic orienté "application" visant à permettre d'identifier une technique adaptée au contexte de l'application industrielle considérée. A cette fin, nous avons considéré d'une part le "cadre informationnel" caractérisant la situation étudiée (existe-t-il ou non de la connaissance suffisante, sous quelle forme...), et d'autre part, l'applicabilité des outils en conséquence.

Le travail a ensuite porté sur la spécification d'un système prédictif permettant de reproduire l'évolution des propriétés d'un équipement, et de prédire un état de dégradation au cours du temps. Plus précisément les développements ont été axés sur l'exploitation du système neuro-flou ANFIS. Ce système combine les capacités d'apprentissage et de généralisation des réseaux de neurones, avec la formalisation de règles imprécises ou entachées d'incertitudes correspondant à une information humaine approximative ou à une information partielle ou partiellement erronée, comme c'est souvent le cas dans les applications industrielles. Différentes architectures de prédiction basées sur ce système ont été proposées et testées ; nous avons montré comment cet outil peut être modifié pour réaliser des prédictions précises et de dispersion de l'erreur relativement faible à moyen terme, sans pour autant augmenter la complexité et la base d'apprentissage nécessaire. L'outil que nous avons proposé est une nouvelle architecture ANFIS dont les performances de point de vue maîtrise de l'erreur ont été mis en évidence. L'idée fondamentale est que l'injection des sollicitations futures connues du système n'est qu'une possibilité d'amélioration du processus de pronostic industriel. Aussi, un compromis entre la généralisation et l'approximation doit être poursuivi : les décideurs préfèrent certainement disposer d'un système prédictif dont "l'erreur est constante mais connue" plutôt que d'un système dont les prédictions sont "parfois catastrophiques". Les tests réalisés montrent que l'architecture proposée permet de concentrer les courbes de distribution de l'erreur en fonction de l'horizon de prédiction, notamment à moyen terme. La qualité (stabilité) du modèle prédictif tend aussi à être indépendante de l'horizon de prédiction.

Dans le domaine de la maintenance, les concepts traditionnels comme les stratégies préventives et correctives sont progressivement remplacés par des nouvelles approches comme la maintenance prédictive ou proactive. Dans ce contexte, une tâche fondamentale est l'évaluation de la fiabilité de l'équipement aussi bien que sa vie utile restante. Dans le chapitre IV, la modélisation de la fiabilité a été assimilée au processus de pronostic et deux manières de prendre en compte les incertitudes ont été discutées. Nous avons montré que l'approche traditionnelle de la fiabilité, basée sur l'analyse statistique, n'est pas systématiquement appropriée parce que très peu de connaissances peuvent être disponibles. Nous avons ainsi proposé une alternative à la formalisation probabiliste de l'étape d'évaluation du pronostic en développant une approche floue/possibiliste d'adaptation des processus classiques d'évaluation prévisionnelle des grandeurs de sûreté de fonctionnement au cas prédictif (fiabilité, MTTF). Ces indicateurs permettent de déterminer la durée de vie résiduelle d'un équipement (RUL : Residual Useful Life), et ainsi in fine, d'optimiser les stratégies de maintenance. La méthodologie proposée vise à prendre en considération deux types d'incertitude entachant le processus de pronostic : d'abord celle inhérente à la phase de prédiction des dégradations, qui par essence est bien entendu incertaine, et ensuite, celle correspondant à la formalisation experte d'une limite d'acceptabilité des dégradations. En outre, cette approche n'est pas aussi coûteuse de point de vue du temps de calcul, même si elle exige le fuzzyfication du signal de dégradation prédit.

Les travaux sont actuellement étendus suivant plusieurs axes complémentaires :

- modifier et améliorer l'algorithme d'apprentissage du système ANFIS afin d'une part, d'assurer et imposer une limite de stabilité de prédiction, et d'autre part, de diminuer le temps de convergence de l'apprentissage,
- définir de nouvelles fonctions coûts dans le même objectif de maîtrise de l'erreur de prédiction,
- construire un système prédictif multi variables (la surveillance des systèmes complexes ne peut se baser sur le suivi d'un unique critère). De ce point de vue, l'architecture ANFIS est *a priori* adaptée mais des essais supplémentaires doivent être envisagés,
- développer des systèmes neuro-flous de prédiction pouvant être interprétés sans que la cohérence des règles ne soit ambiguë.

Concernant l'aspect évaluation du pronostic, plus précisément l'aspect fiabilité, les développements sont principalement orientés vers la modélisation de la fiabilité des composants à modes de défaillance multiples, ainsi qu'à l'intégration au niveau global (système) des résultats de pronostics locaux (composants).

Du point de vue applicatif, nous souhaitons intégrer les concepts proposés à une plateforme de e-maintenance en cours de développement au sein de l'entreprise em@systec. Les premiers développements semblent effectivement s'accorder avec les principales préoccupations technologiques de cet industriel (système temps réel, complexe et de comportement non linéaire, recherche de la génération de connaissances pour un meilleur retour d'expériences...).

Références bibliographiques

- AFNOR (2001). Norme X60-319 /NF EN 13306 : Terminologie de la maintenance. AFNOR, Paris.25, 26, 27, 53, 77, 108
- Al Fuhaid, A. S., M. A. El-Sayed, and M. S. Mahmoud (1997). Cascaded artificial neural networks for short-term load forecasting. *IEEE Trans. Power Systems*, 12(4), 524–1529. 57
- Azam, M., F. Tu and K. R. Pattipati (2002). Condition Based Prédictive Maintenance of Industrial Power Systems. In: SPIE conférence on Fault Diagnosis, Prognosis and System Health Management, Orlando. 43
- Box, G. P., G. M. Jenkins and G. C. Reinsel (1994). *Time Séries Analysis Forecasting and Control*. Third Edition, Prentice Hall, San Francisco, USA..... 43
- Byington, C., M. Roemer, G. Kacprzyński and T. Galie (2002). Prognostic Enhancements to diagnostic Systems for Improved Condition- based maintenance. In. 2002 IEEE Aerospace Conference, Big Sky, USA..... 29
- Byington, C., M. Roemer, M. Watson, T. Galie and C. Savage (2004). Prognostic Enhancements to Diagnostic Systems (PEDS) Applied to Shipboard Power Génération Systems. In: ASME/IGTI Turbo Expo 2004-Power for Land, Sea, and Air, Vienna, Austria.32, 35, 48, 64, 126
- CEN/TC 319 (2001). Maintenance terminology. European Standard, European Committee for Standardization 108
- Chelidze D., J. P. Cusumano (2003). A dynamical systems approach to failure prognosis, *Journal of Vibration and Acoustics*, 126, 2-8..... 39
- Chelidze, D. and J.P. Cusumano (2004). A Dynamical Systems Approach to Failure Prognosis. *Journal of Vibration and Acoustics*, 126(1), 1-7..... 36
- Chi, S. L. (1996). Selecting input variables for fuzzy models, *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*, 4, 243–256. 93
- Chinnam, R. and B. Pundarikaksha (2004). A neurofuzzy approach for estimating mean residual life in condition-based maintenace systems. *Int. J. materials and Product Technology*, 20:1-3, 166–179.....109, 110, 122
- Chiu, S. (1994). Fuzzy model identification based on cluster estimation; *J. Intelligent and fuzzy systems*, 3267-3278. 93
- Chow, T. W. S. and C. T. Leung (1996). Neural network based short-term load forecasting using weather compensation. *IEEE Trans. Power Systems*, 11(4), 1736–1742..... 57
- Christer, A. H. and W. Wang (1995). A simple condition monitoring model for a direct monitoring process. *European Journal of Operational Research*, 82(2), 258-269. 44
- Ciarapica, F.E. and G. Giacchetta (2006). Managing the condition-based maintenance of a combined-cycle power plant: an approach using soft computing techniques. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 19, 316-325..... 22
- Clarotti, C., A. Lannoy, S. Odin and H. Procaccia (2004). Détection of equipment aging and détermination of the efficiency of a corrective measure. *Reliability Engineering and System Safety*, 84(1), 57-64. 46
- De Gooijer, J.G. and R.J. Hyndman (2006). 25 years of time séries forecasting. *International Journal of Forecasting*, 22, 443-473..... 57, 92
- Diebold, F. X . (1998). *Elements of Forecasting*, South-Western, Cincinnati ,OH, USA. 60
- Dragomir O., R. Gouriveau, N. Zerhouni (2008a). Adaptive neuro-fuzzy inference system for mid term prognostic error stabilization. *International Journal of Computers Communications&Control*, vol. III(2008):

- 271-276, suppl. issue: proceedings of ICCCC 56, 58
- Dragomir, O., R. Gouriveau and N. Zerhouni (2007). Framework for a distributed and hybrid prognostic system. In: 4th IFAC Conf. on Management and Control of Production and Logistics, MCPL 2007, Sibiu, Romania. 111
- Engel S. J., B. J. Gilmartin, K. Bongort, A. Hess (2000). Prognostics, the real issues involved with predicting life remaining. In: IEEE Aerospace Conference Proceedings, Vol. 6, pp. 457-469, New York 40
- Farrar C.R., F. Hemez, G. Park, A.N. Robertson, H. Sohn and T.O. Williams (2003). A Coupled Approach to Developing Damage Prognosis Solutions. In: Damage Assessment of Structures - The 5th International Conference on Damage Assessment of Structures (DAMAS 2003), Southampton, UK 28
- Goebel, K. and P. Bonissone (2005). Prognostic information fusion for constant load systems. In.: Proceedings of 7th annual Conference on Fusion, Fusion 2005, 2, 1247-1255..... 59
- Gouriveau, R., M. El-Koujok and N. Zerhouni (2007); Spécification d'un système neuro-flou de prédiction de défaillances à moyen terme, In.: LFA, Nîmes, France. 81, 95
- Gouriveau, R., O. Dragomir and N. Zerhouni (2008). A fuzzy approach of online reliability modeling and estimation. In: Supporting Technologies for Advanced Maintenance Information Management Seminar, ESREDA 2008, San Sebastian, Spain. 110
- Greitzer, F. and A. Pawlowski (2002). Embedded Prognostics Health Monitoring. In: 48th Annual Instrumentations, Systems, and Automation Society International Instrumentation Symposium, San Diego, USA. 43
- Hall, P.L. and J. E. Strutt (2003). Probabilistic physics-of-failure models for component reliabilities using Monte Carlo simulation and Weibull analysis: a parametric study. Reliability Engineering and System Safety, 80(3), 233-242. 39
- Hipel, K.W., et McLeod, A.I. (1994). Time series modelling of water resources and environmental systems. Elsevier, Hollande. 28
- Hippert, H.S., C.E. Pedreira and R.C. Souza (2001). Neural Network for short term load forecasting: A review and évaluation. IEEE Transaction on Power Systems, 16, 44-55. 82
- ISO (2004). Norme internationale ISO 13381-1: Surveillance et diagnostic des machines- Pronostic. AFNOR, Paris.9, 27, 31, 53, 108
- Iung B., G. Morel and J.B. Leger (2003). Proactive maintenance strategy for harbour crane operation improvement. Robotica, 21, 313-324..... 22
- James, W.F.C., D.A. Linkens, M.F. Abbod, M. Chen, J.L. Burton, K. Feeley and F.C. Hamdy (2003). Artificial Intelligence in predicting bladder cancer outcome: A comparison of Neuro-Fuzzy and Artificial Neural Networks. Clinical Cancer Research, 9, 4172-4177..... 84
- Jang, J S R, Suni C T and Mizutani E. (1997). Neuro-fuzzy and soft computing: a computational approach to learning and machine intelligence; New York: Prentice Hall.89, 94, 99
- Jang, J.-S.R. (1993). ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference systems. IEEE Trans. Systems, Man, Cybern. 23 (3), 665 –685. 89, 95
- Jang, J.S.R. and C.T. Sun (1995).Neuro-Fuzzy modeling and control. IEEE Proceedings, 83, 378-406. 89
- Jardine, A. and D. Banjevic (2004). Interprétation of inspection data emanating from equipment condition monitoring tools: Method and Software. In: Fourth International Conférence on Mathematical Methods in Reliability Methodology and Practice. Santa Fe, USA 46
- Jardine, A.K.S., D. Lin and D. Banjevic (2006). A review on machinery diagnostics and prognostics

implementing condition-based maintenance. <i>Mechanical Systems and Signal Processing</i> , 20, 1483-1510	22, 28, 58
Kacprzyński, G. J, M. J. Roemer, G. A. Modgil, A. Palladino and K. Maynard (2002). Enhancement of Physics-of-Failure Prognostic Models with System Level Features. In: <i>IEEE Aerospace Conference, Big Sky, USA</i> .	39
Lacroze, V. and A. Tilti (1997). Fusion and hierarchy can help fuzzy logic controller designer. In: <i>IEEE International Conference on Fuzzy Systems, Barcelona</i> .	94
Lebold, M. and M. Thurston (2001). Open Standards for Condition-Based Maintenance and Prognostic Systems. 5th Annual Maintenance and Reliability Conference (MARCON 2001), Gatlinburg, USA	29
Lee, G. et J.-S. Wang (2000). Self-Adaptive Neuro-Fuzzy Systems : Structure and learning, <i>IEEE/RSJ, International Conference on Intelligent Robots and Systems</i> .	87
Lee, G. et J.-S. Wang (2001). Efficient Neuro-Fuzzy Control Systems for Autonomous	83
Lee, K. Y., Y. T. Cha and J. H. Park (1992). Short-term load forecasting using an artificial neural network. <i>IEEE Trans. Power Systems</i> , 7(1), 124–132.	57
Létourneau, A., S. Yang, C. Drummond, C. Scarlett, E. Valdés, and M. Zaluski (2005). Domain Independent Data Mining Methodology for Prognostics. In.: <i>Conference Proceedings: Essential Technologies for Successful Prognostics, 59th Meeting of the Machinery Failure Prevention Technology Society, Virginia Beach, Virginia, USA</i> .	61
Lettenmaier, D.P., et Wood, E.F. (1993). Hydrologic forecasting. In.: <i>Handbook of hydrology</i> . Éditeur: D.R. Maidment. McGraw-Hill, New York.	28
Li Y., S. Billington, C. Zhang, T. Kurfess, S. Danyluk, S. Liang (1999). Adaptive prognostics for rolling element bearing condition. <i>Mechanical Systems and Signal Processing</i> , 13, 103-113.	39
Li Y., T. R. Kurfess and S. Y. Liang (2000). Stochastic prognostics for rolling element bearing. <i>Mechanical Systems and Signal Processing</i> , 14, 747-762.	39
Li, C. and K.H. Cheng (2007). Récurrent neuro-fuzzy hybrid-learning approach to accurate System modeling. <i>Fuzzy Sets and Systems</i> , 158,194-212.	91
Lin, D. and V. Makis (2003), Recursive filters for a partially observable system subject to random failure. <i>Advances in Applied Probability</i> , 35, 207-227	28
Lu, S., H. Lu and W.J. Kolarik (2001). Multivariate performance reliability prediction in real-time, <i>Reliability Eng. and System Safety</i> , 72, 39-45.	109
Luo, J., M. Namburu, K. Pattipati, L. Qiao, M. Kawamoto and S. Chigusa (2003). Model-based prognostic techniques. In: <i>AUTOTESTCON 2003, California, USA</i>	28, 38, 58
Mahabir, C., F. Hicks and F.R. Fayek (2006). Neuro-Fuzzy river ice breakup forecasting System. <i>Cold régions science and technology</i> , 46, 100-112.	84
Makis, V. and A. Jardine (1992). Optimal Replacement in the Proportional Hazards Model. <i>Information Systems and Operational Research</i> , 30(1), pp. 172-183.	46
Mathur, A., K. Cavanaugh, K. Pattipati, P. Willet and T. Galie (2001). Reasoning and Modeling Systems in Diagnosis and Prognosis. In: <i>SPIE Aerosense Conference, Orlando, USA</i>	29
Meeker, W.Q. and L. A. Escobar (1998). <i>Statistical Methods for Reliability Data</i> . Wiley séries in probability and statistics, applied probability and statistics section. John Wiley and Sons, New York, USA.	39
Mijailovic, V. (2003). Probabilistic method for planning of maintenance activities of substation components. <i>Electric Power Systems Research</i> , 64(1), 53-58	46

- Muller A., M.C. Suhner, B. Iung (2007). Formalisation of a new prognosis model for supporting proactive maintenance implementation on industrial System. *Reliability Engineering and System Safety*, in Press... 22, 64
- Muller, A. (2005). Contribution à la maintenance prévisionnelle des systèmes de production par la formalisation d'un processus de pronostic. Doctorat de UFR Ecole Supérieure des Sciences et Technologies de l'Ingénieur de Nancy.32, 33, 35, 48, 126
- Muller, A., M.-C. Suhner and B. Iung (2003). Développement d'un processus de pronostic par combinaison d'approches probabilistes et événementielles. In: *Journées Doctorales d'Automatique (JDA'03)*, Valenciennes, France..... 29
- Nauck, D. and R. Kruse (1997). *What are Neuro-Fuzzy Classifiers?*, University of Madenburg..... 84, 86
- O. Dragomir, R. Gouriveau and N. Zerhounni (2008), Pronostic industriel : étude de l'erreur de prédiction du système ANFIS", *Conférence Internationale Francophone d'Automatique, CIFA 2008*, Bucuresti. 100
- Oppenheimer C. H., K. A. Loparo (2002). Physically based diagnosis and prognosis of cracked rotor shafts. *Component and Systems Diagnostics, Prognostics, and Health Management II*, 4733, 122-132..... 39
- Peng, T. M., N. F. Hubele, and G. G. Karady (1992). Advancement in the application of neural networks for short-term load forecasting. *IEEE Trans. Power Systems*, 7(1), 250–257..... 57
- Qiu, J., C. Zhang, B. B. Seth and S. Y. Liang (2002). Damage mechanics approach for bearing lifetime prognostics. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 16, 817-829 40
- Racoceanu, D. (2006). Contribution à la surveillance des Systèmes de Production en utilisant les Techniques de l'Intelligence Artificielle., *Habilitation à Diriger des Recherches*, Université de Franche Comté, Besançon.. 84, 85, 86
- Rafiq, L, M. Chryssanthopoulos and T. Onoufriou (2004). Performance updating of concrete bridges using proactive health monitoring methods. *Reliability Engineering and System Safety*, 86(3), 247-256. 38
- Ramos, G. (2004). Mathematics modeling of the behavior in opération of induced draft fans for 350-MW Fossil Power Units to predict its optimum maintenance time. *Electric Power Systems Research*, 70(2), 109-113. ... 46
- Ray, A. (1999). Stochastic Modeling of Fatigue Crack Damage for Risk Analysis and Remaining Life Prediction. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control (ASME)*, 121(3), 386-393..... 39
- Rui, Y. and A.A. El-Keib (1995). A Review of ANN-based Short-Term Load Forecasting Models, Department of Electrical Engineering, University ofAlabama, Tuscaloosa, AL 35487. 92, 93
- Sha, D.and V.B. Bajie (2002). An on-line hybrid learning algorithm for multilayer perceptron in identification problems, *Computers & Electrical Engineering*, 28(6), 587-598..... 96
- Swanson, D. (2001). A général prognostic tracking algorithm for prédictive maintenance. In: *2001 IEEE International Conférence on Aerospace*, 6, pp. 2971-2977 44
- Vachtsevanos, G., F. L. Lewis, M. Roen, A. Hess and R. Wu (2006). *Intelligent Fault Diagnosis and Prognosis for Engineering System*. Wileyand Sons Inc, USA..... 60, 61
- Van Noortwijk, J. M. and H. E. Klatter (2004). The use of lifetime distributions in bridge maintenance and replacement modelling. *Computers and Structures*, 82(13-14), 1091-1099..... 46
- Vermaak, J. and E. C. Botha (1998). Recurrent neural networks for short-term load forecasting. *IEEE Trans. Power Systems*, 13(1), 126–132..... 57
- Vlok, P.-J., M. Wnek, and M. Zygmunt (2004). Utilizing statistical residual life estimates of bearings to quantify the influence of preventive maintenance actions. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 18, 833-847... 46
- Wang, P. and D. Coit (2004). Reliability prediction based on degradation modeling for systems with multiple

- degradation measures. In: Proc. of Reliab. and Maintain. Ann. Symp. - RAMS, 302–307. 110
- Wang, P. and G. Vachtsevanos (1999). Fault prognosis using dynamic wavelet neural networks. Maintenance And Reliability Conférence (MARCON 99), Gatlinburg, USA 29, 44
- Wang, W., F. Golnaraghi, and F. Ismail (2003). A robust prognostic System for real-time industrial applications. In: 41 International Conférence on Industrial Automation, Montréal, Canada. 43, 44
- Wang, W.Q., M.F. Goldnaraghi and F. Ismail (2004). Prognosis of machine health condition using neuro-fuzzy Systems. Mechanical Systems and Signal Processing, 18, 813-831.84, 88, 91, 95
- Wang, X., G. Yu, M. Koç and J. Lee (2002). Wavelet Neural Network for Machining Performance Assessment and Its Implications to Machinery Prognostics. In: Managing Innovative Manufacturing "e-Manufacturing and e-Business Intégration"(MIM'2002), Milwaukee, USA 43
- Yam, J.Y. F. and T.W. S. Chow (2000). A weight initialization method for improving training speed in feed forward neural network, Department of Electronic Engineering, City University of Hong Kong, Hong Kong. 96
- Yam, JR.C.M., P.W. Tse, L. Li and P. Tu (2001). Intelligent prédictive décision support System for condition-based maintenance. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 17, 383-391.82, 88, 89
- Yan, T., T. Lee and M. Koç (2002). Prédictive Algorithm for Machine Dégradation Détection Using Logistic Régression. In: Managing Innovative Manufacturing "e-Manufacturing and e-Business Intégration"(MIM'2002), Milwaukee, USA28, 43, 58
- Yang, W. (2001). Towards dynamic model-based prognostics for transmission gears, in SPIE Conference Proceedings, 4733, pp. 157-167. 44
- Yoo, S.J., J.B. Park, and Y.H. Choi (2007). Indirect adaptive control of nonlinear dynamic Systems using self récurrent wavelet neural networks via adaptive learning rates, Information Sciences, 177(15), 3074-3098. 96
- Zadeh, L. (1965). Fuzzy sets. Information and Control, 8:33, 338-353. 112
- Zadeh, L. (1978). Fuzzy Sets as the Basis for a Theory of Possibility, Fuzzy Sets and Systems, 1, 3-28. 112
- Zemouri, R. (2003). Contribution à la surveillance des systèmes de production à l'aide des réseaux de neurones dynamiques : Application à la e-maintenance. Doctorat de l'Université de Franche-Comté. 29, 43
- Zemouri, R. et al. (2002). Réseaux de neurones récurrents à fonctions de base radiales : RRFN, Application à la détection dynamique de pannes. In: Journées de travail du GRP - Groupe de Travail Automatisation et Systèmes Sûrs de Fonctionnement, Grenoble, France 44
- Zhang, G., B.E. Patuwo and M.Y. Hu (1998). Forecasting with artificial neural networks: thé state of thé art. International Journal of Forecasting, 14, 35-62. 82, 89

Annexes

Annexe I

Modèle 1 : Sélection des entrées et erreurs de prédiction

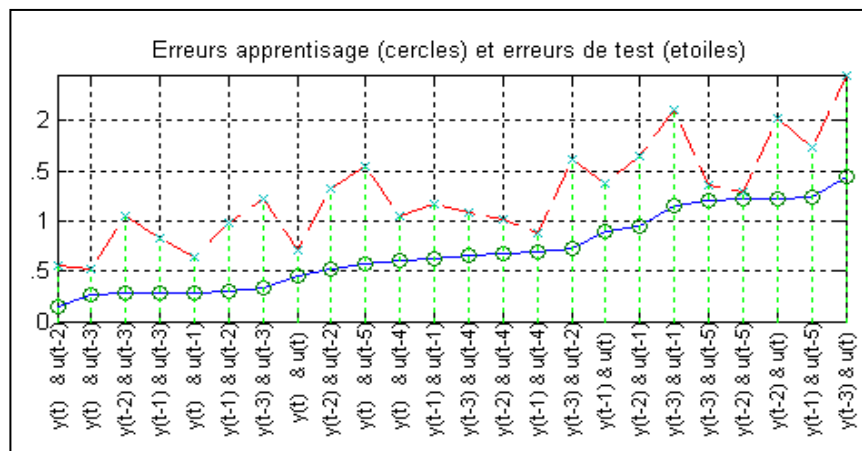


Figure 44. Sélection des entrées pour le modèle 1 à $prev=1$

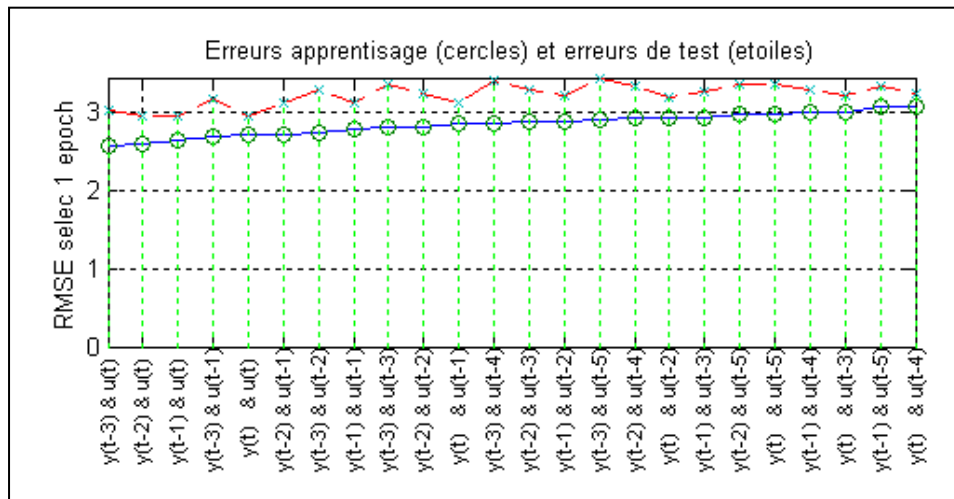


Figure 45. Sélection des entrées pour le modèle 1 à $prev=10$

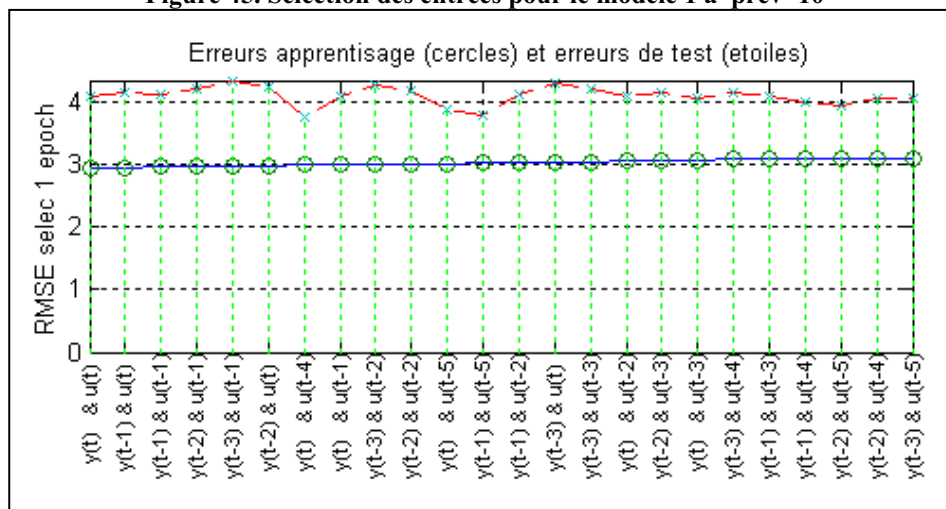


Figure 46. Sélection des entrées pour le modèle 1 à $prev=20$

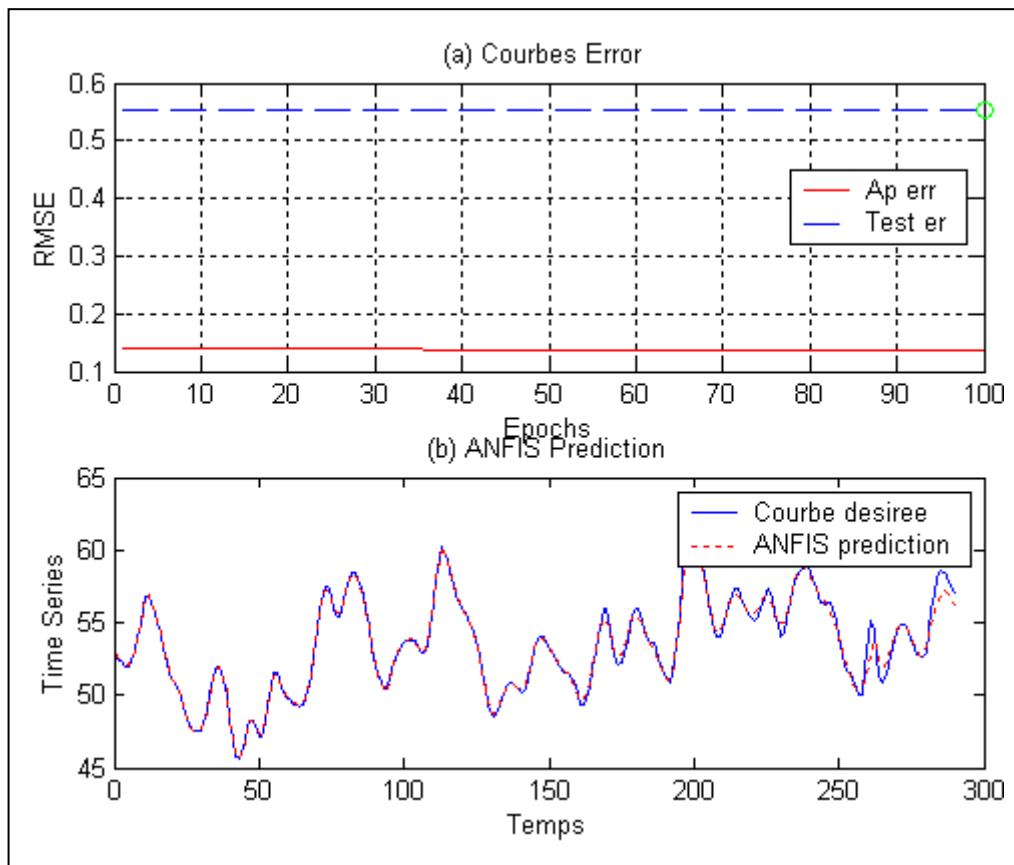


Figure 47. Courbes d'erreur du modèle 1 à prev=1

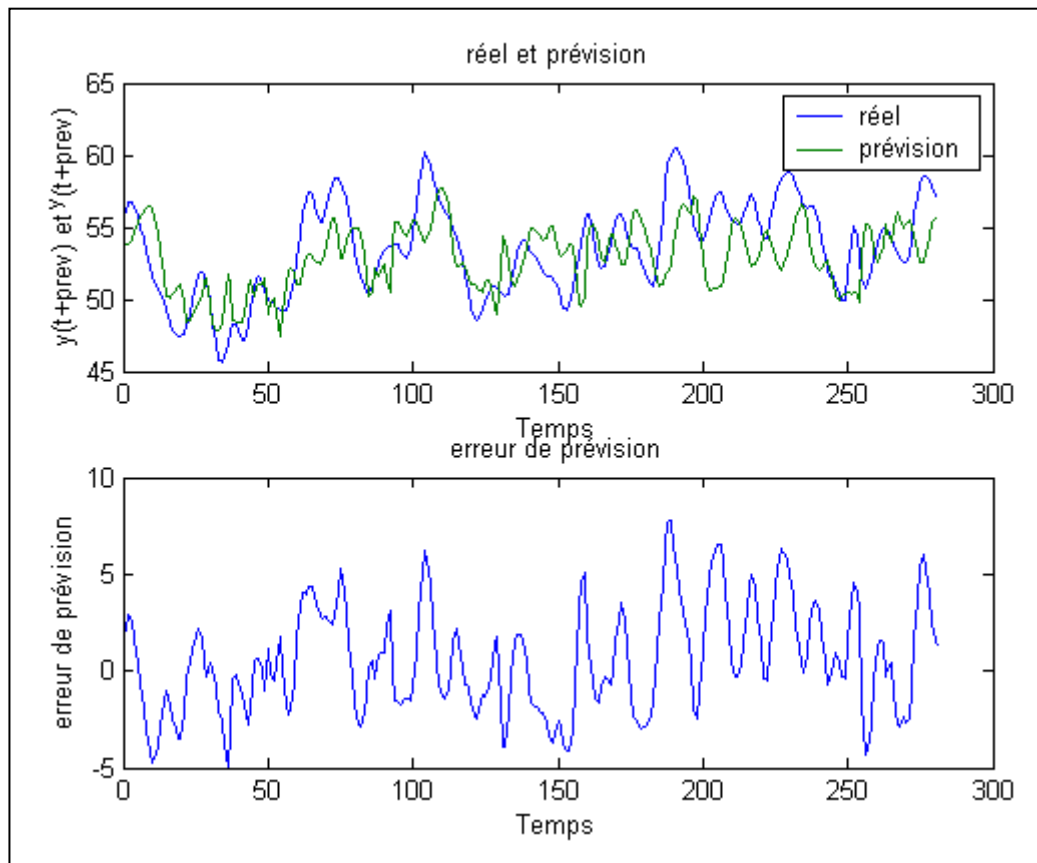


Figure 48. Courbes d'erreur du modèle 1 à prev=10

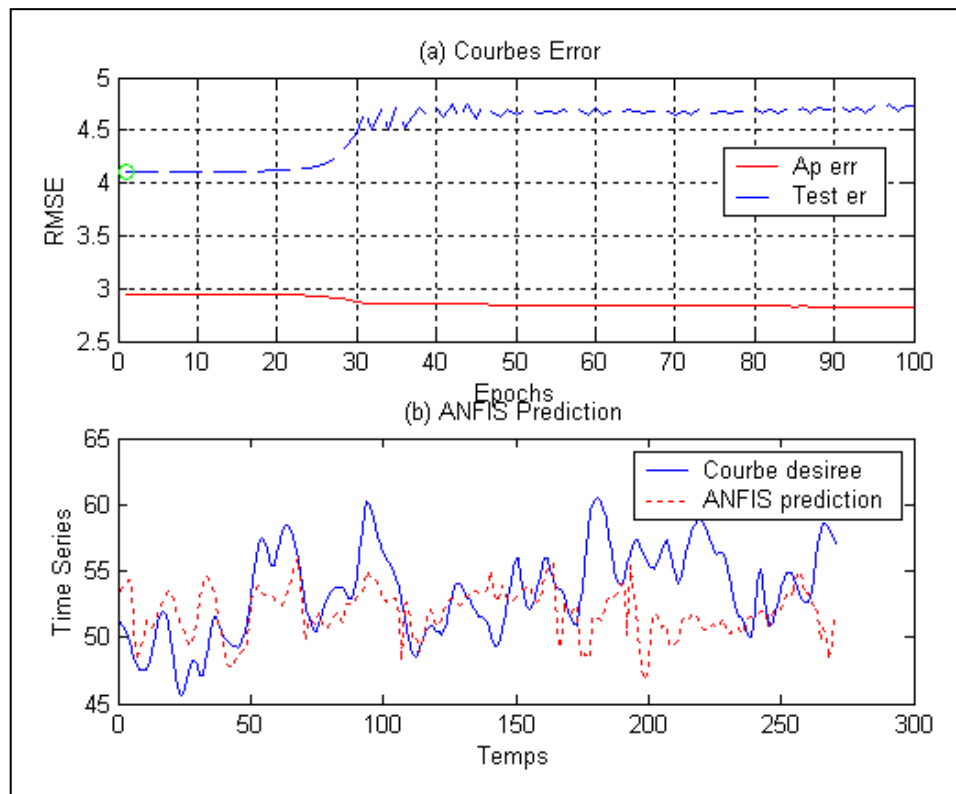


Figure 49. Courbes d'erreur du modèle 1 à prev=20

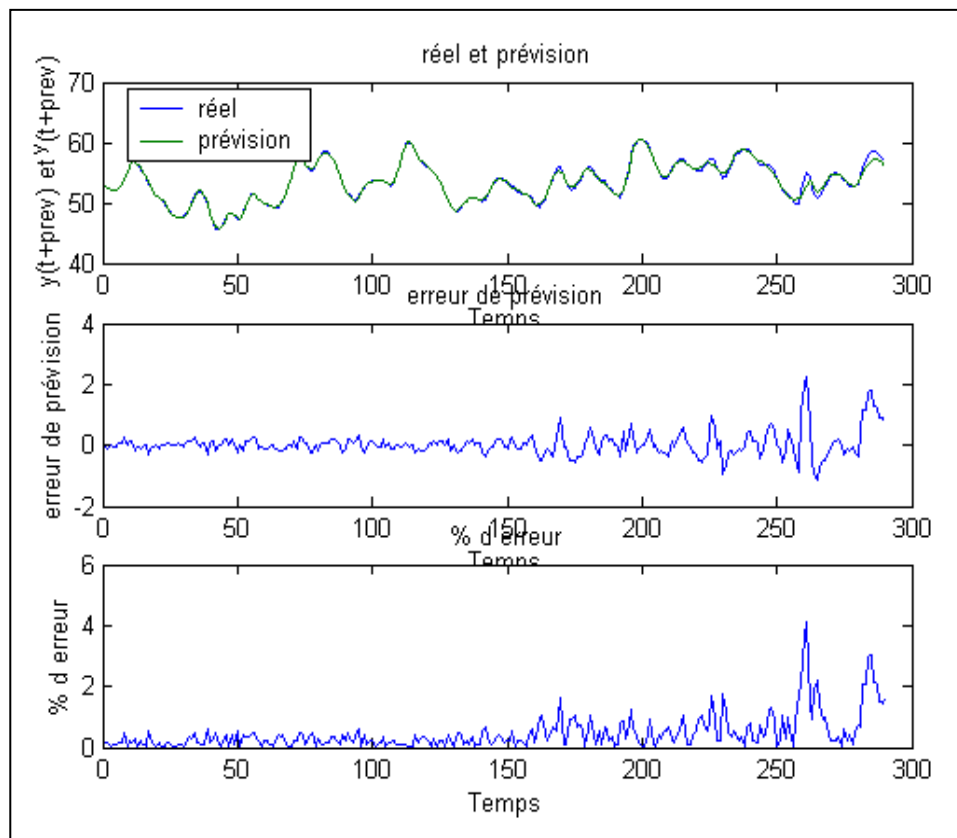


Figure 50. Indicateurs d'erreur pour le modèle 1 à prev=1

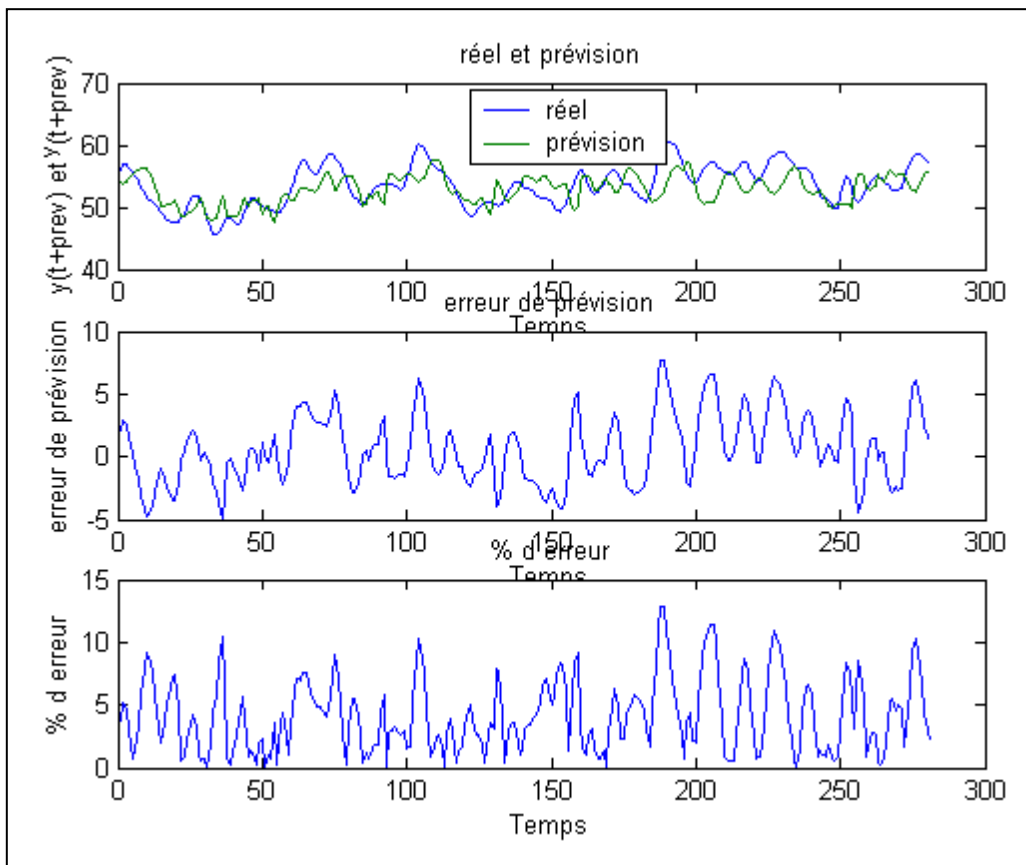


Figure 51. Indicateurs d'erreur pour le modèle 1 à $prev=10$

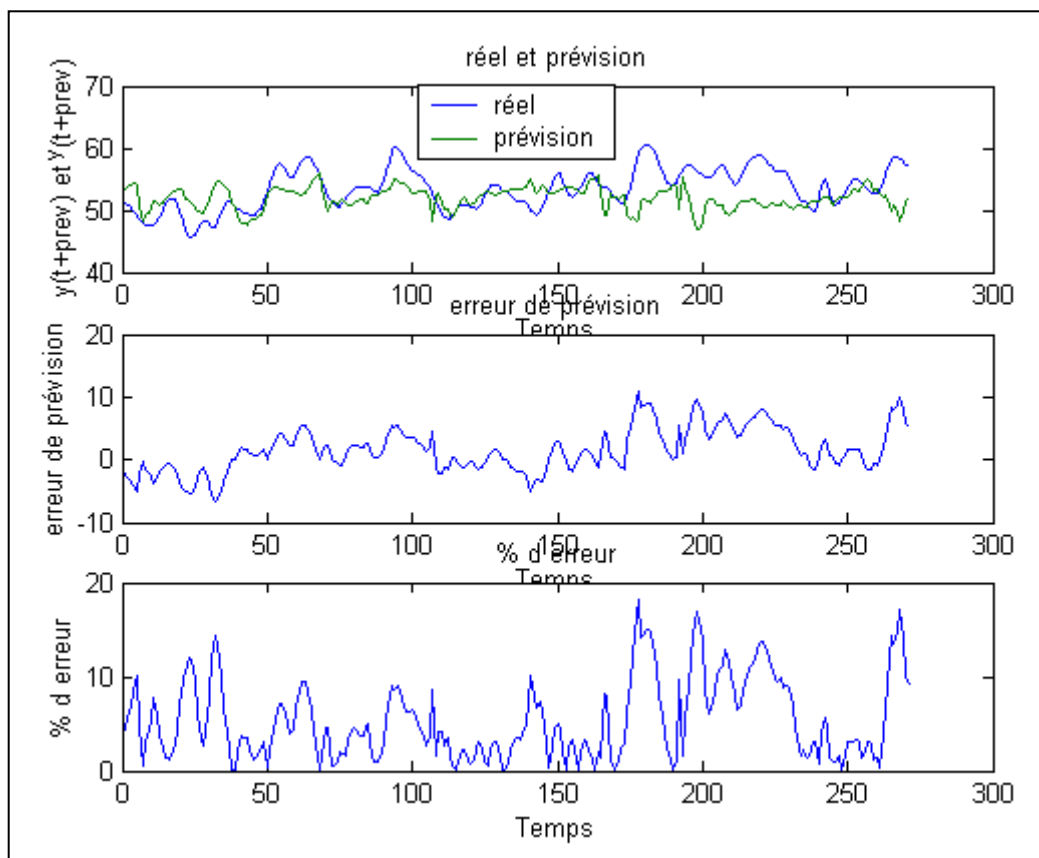
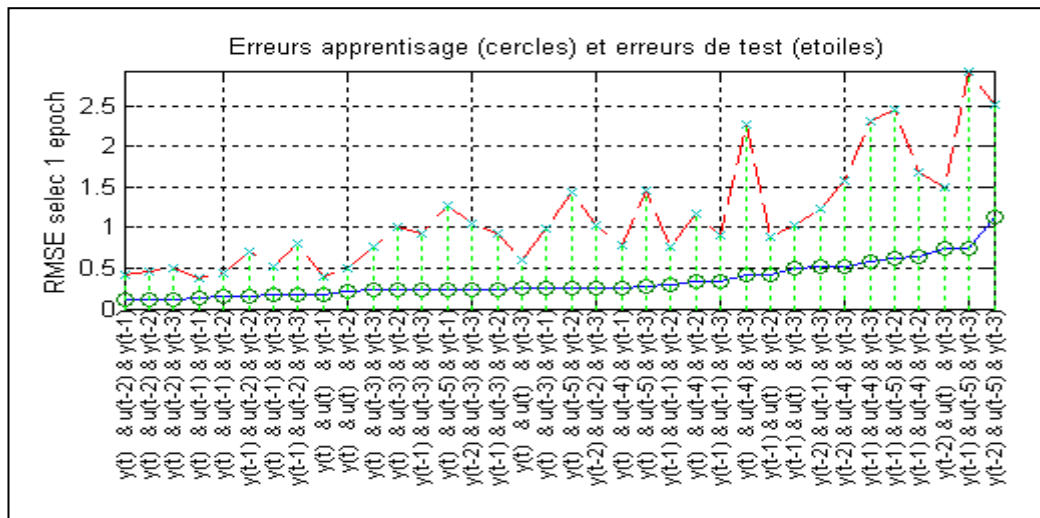
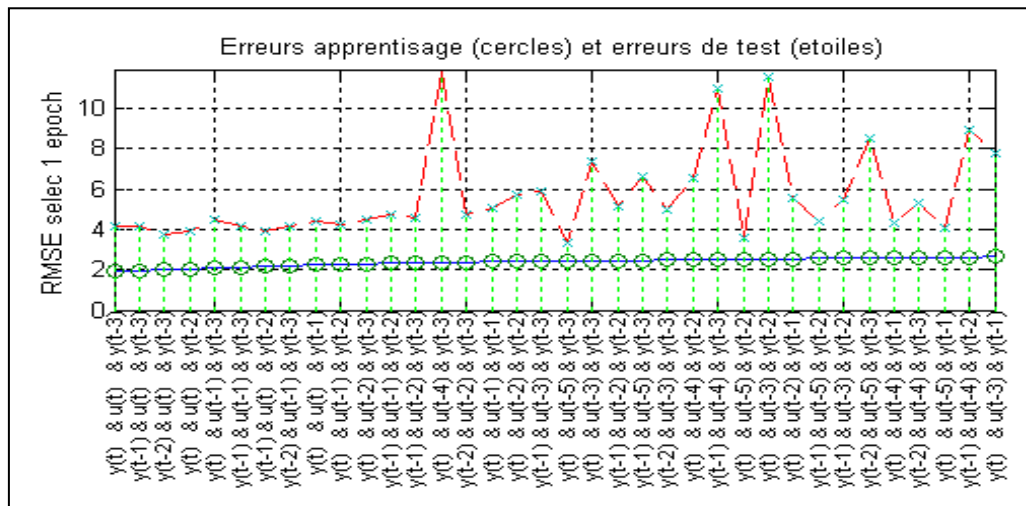
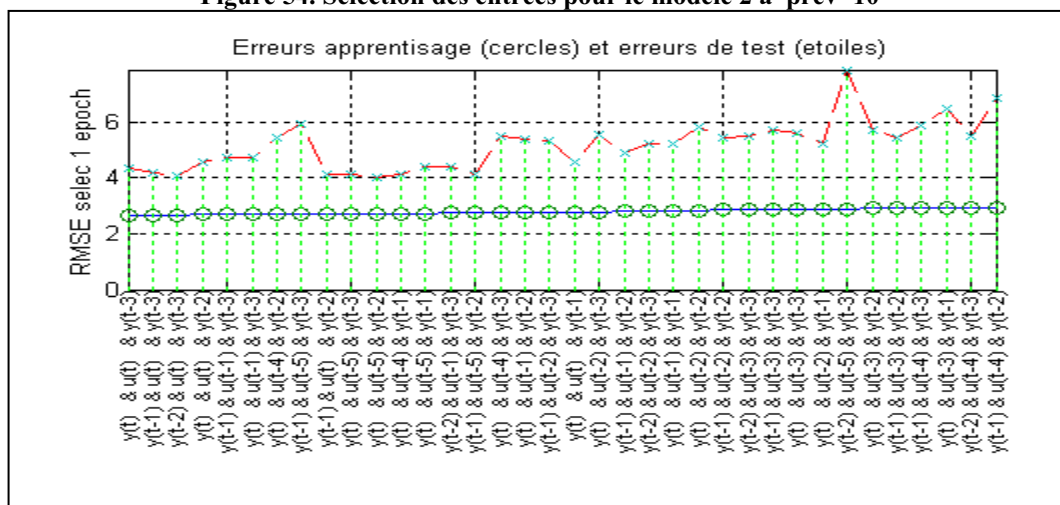


Figure 52. Indicateurs d'erreur pour le modèle 1 à $prev=20$

Annexe II

Modèle 2 : Sélection des entrées et erreurs de prédiction

Figure 53. Sélection des entrées pour le modèle 2 à $\text{prev}=1$ Figure 54. Sélection des entrées pour le modèle 2 à $\text{prev}=10$ Figure 55. Sélection des entrées pour le modèle 2 à $\text{prev}=20$

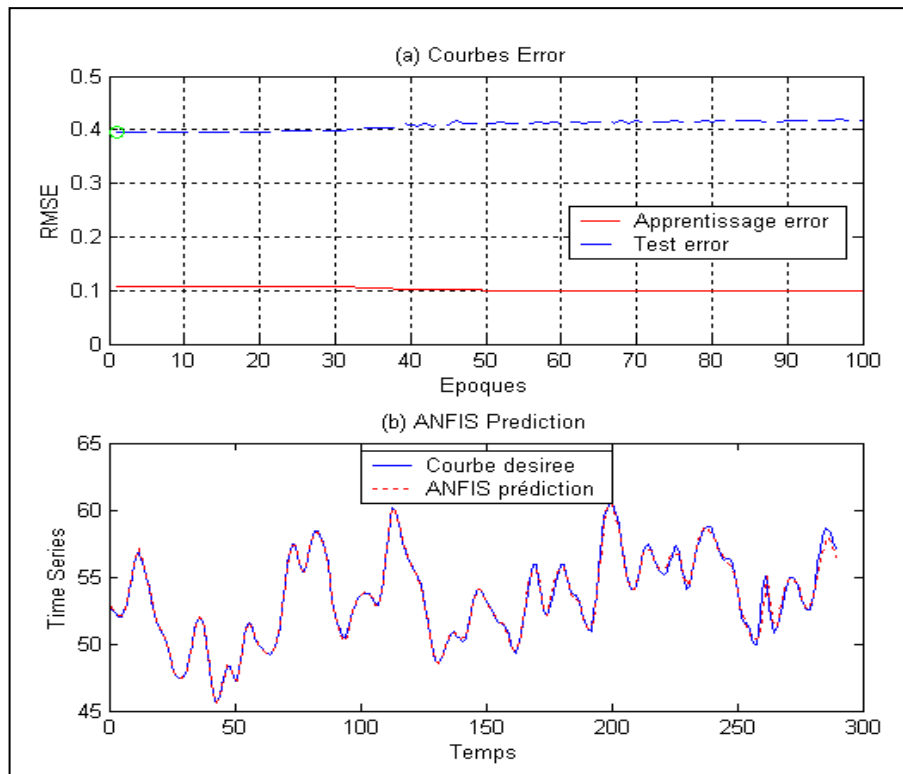


Figure 56. Courbes d'erreur du modèle 2 à prev=1

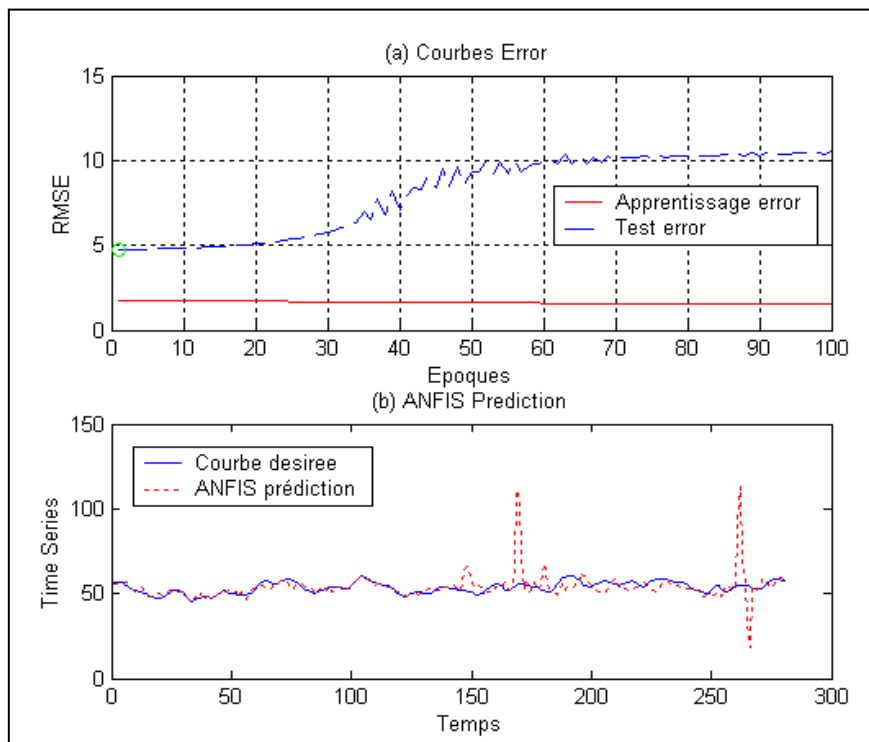


Figure 57. Courbes d'erreur du modèle 2 à prev=10

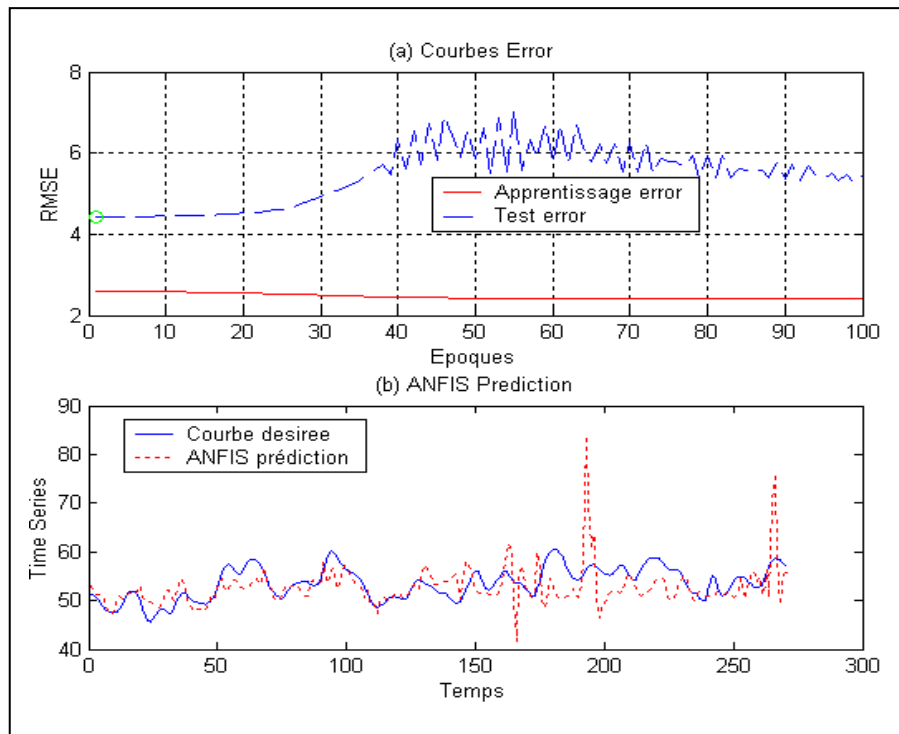


Figure 58. Courbes d'erreur du modèle 2 à $prev=20$

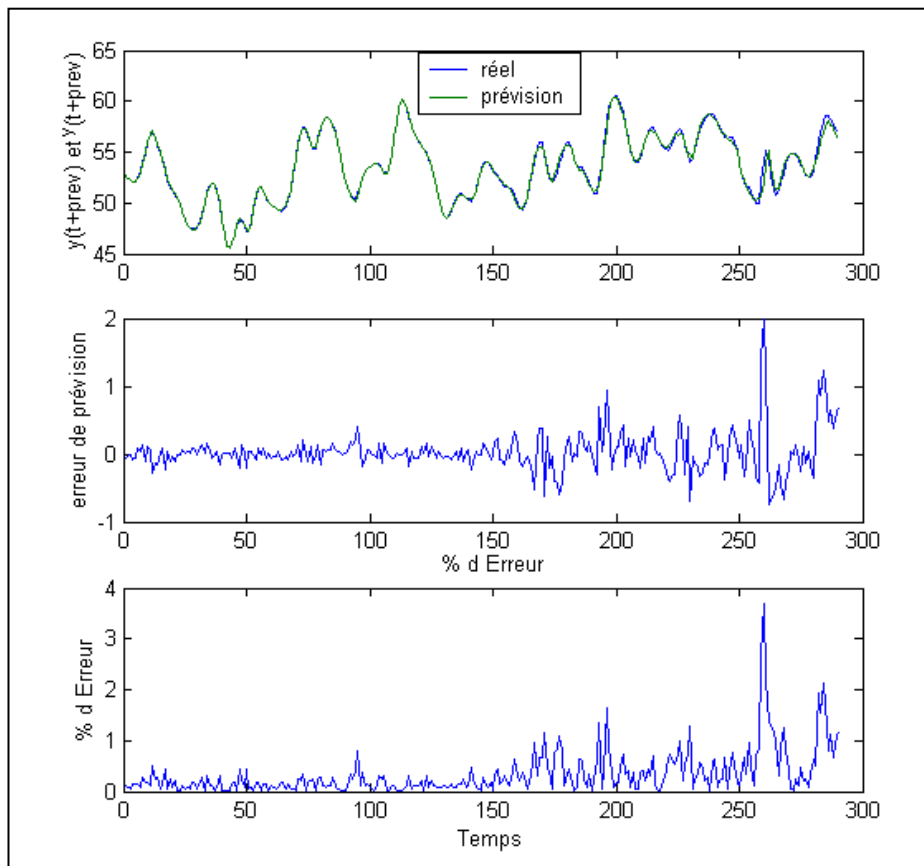


Figure 59. Indicateurs d'erreur pour le modèle 2 à $prev=1$

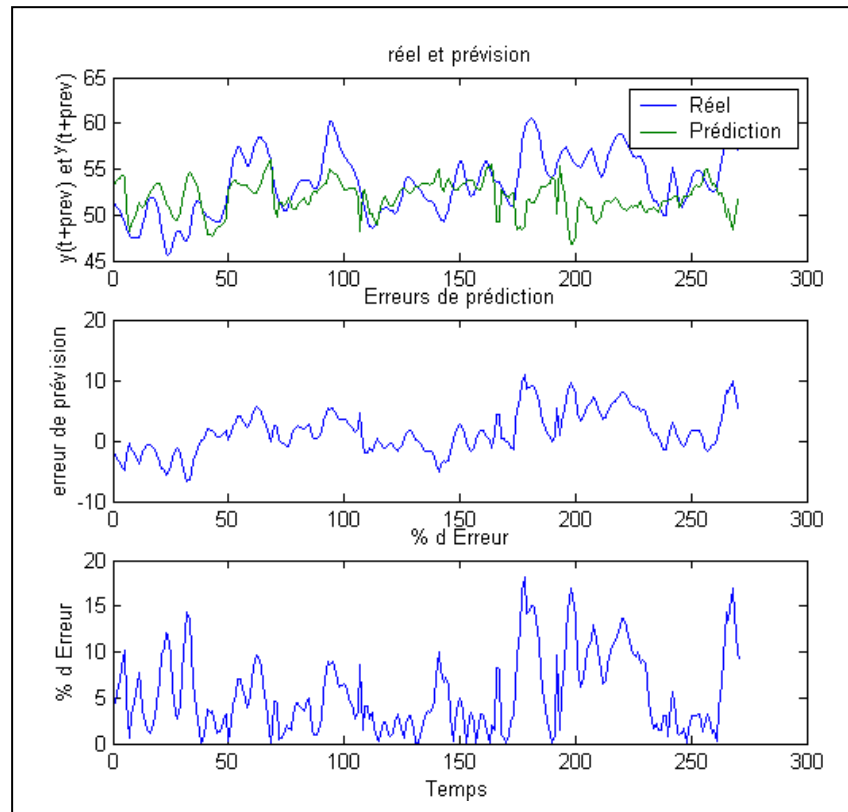


Figure 60. Indicateurs d'erreur pour le modèle 2 à prev=10

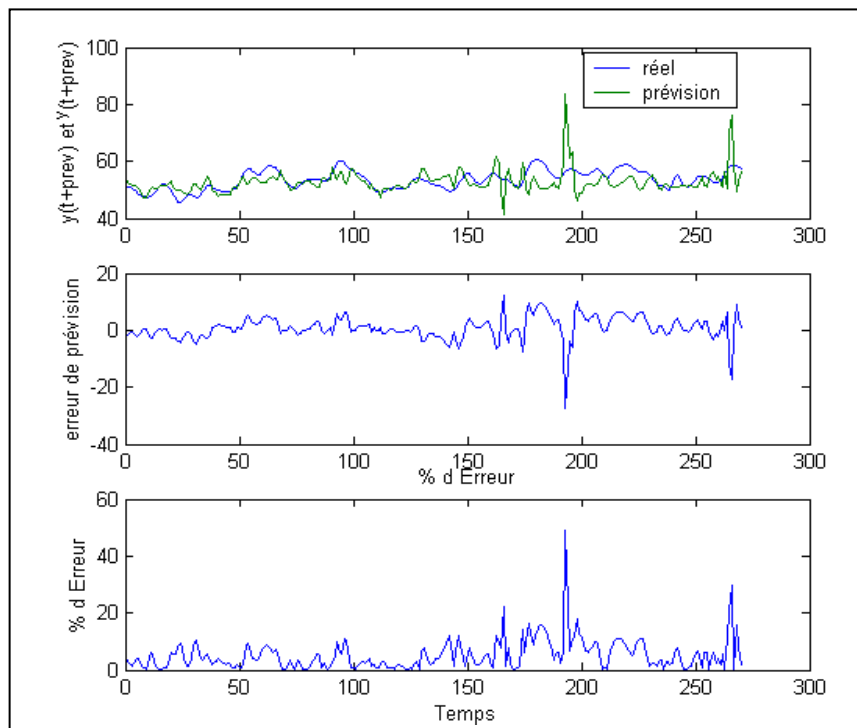


Figure 61. Indicateurs d'erreur pour le modèle 2 à prev=20

Annexe III

Modèle 3 : Sélection des entrées et erreurs de prédiction

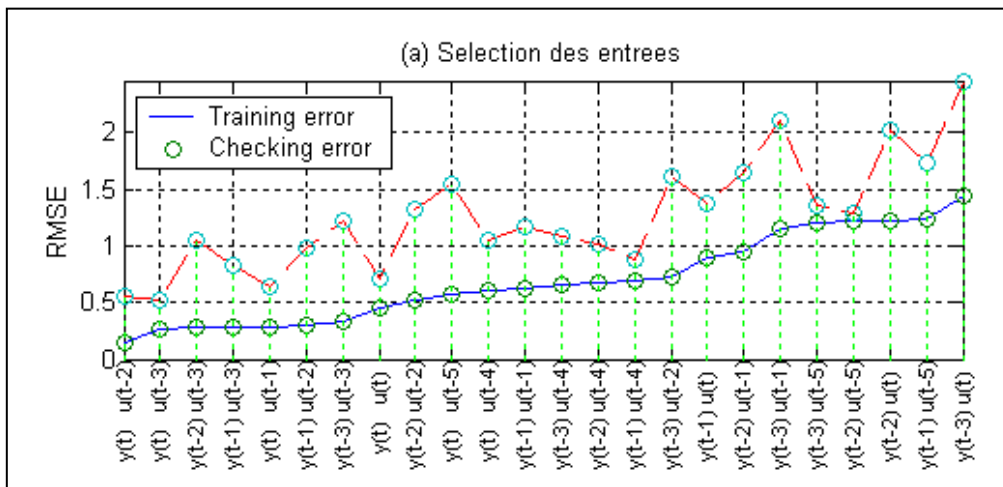


Figure 62. Sélection des entrées pour le modèle 3 à $\text{prév}=1$

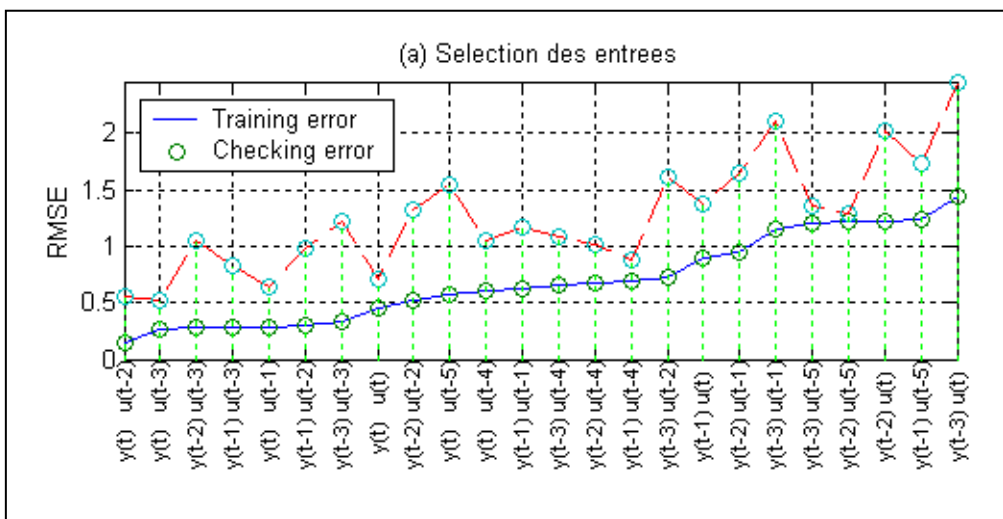


Figure 63. Sélection des entrées pour le modèle 3 à $\text{prév}=10$

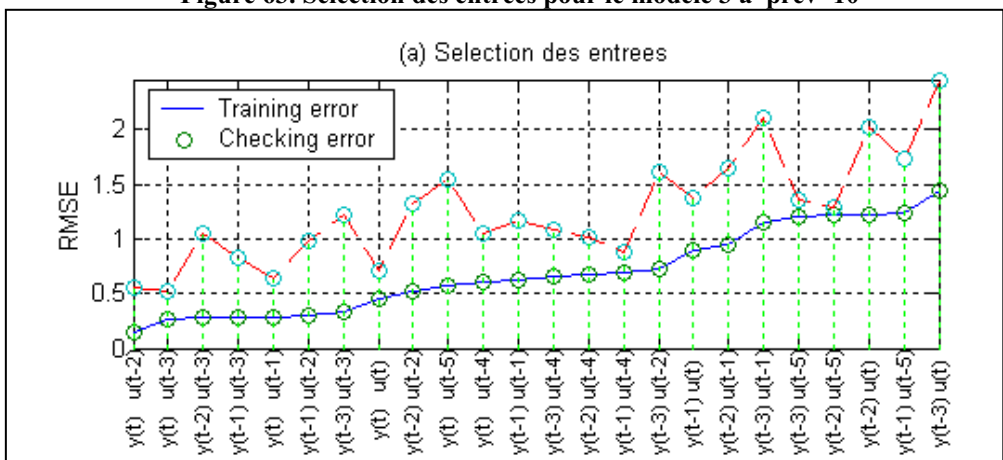


Figure 64. Sélection des entrées pour le modèle 3 à $\text{prév}=20$

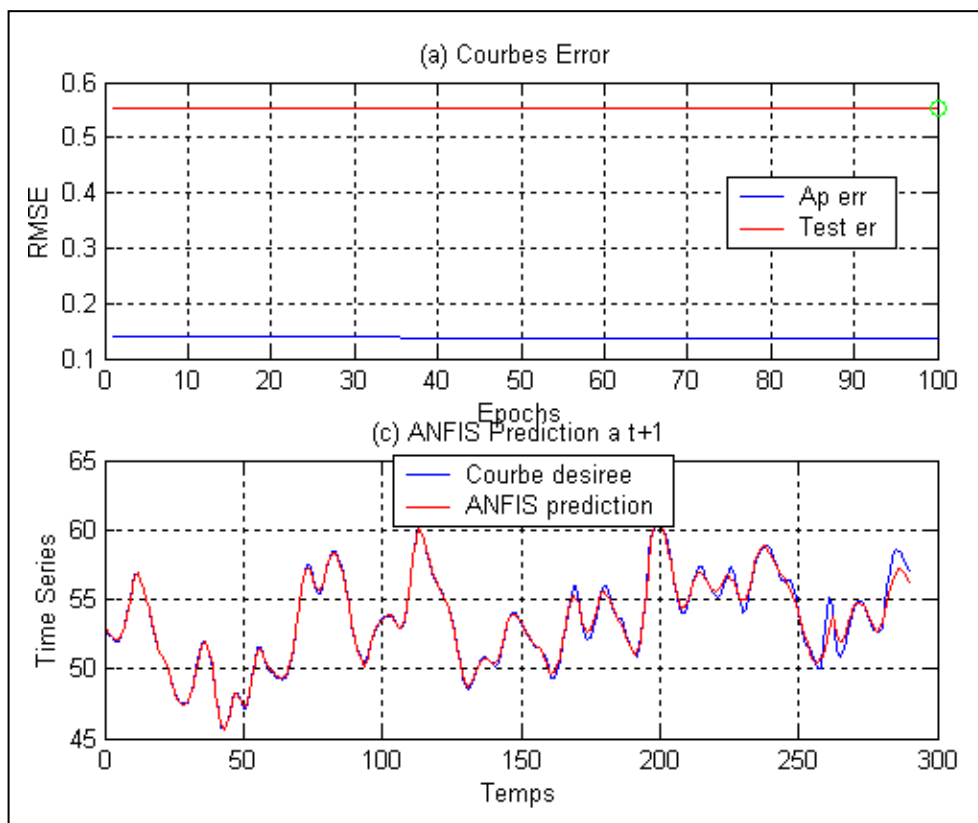


Figure 65. Courbes d'erreur du modèle 3 à prev=1

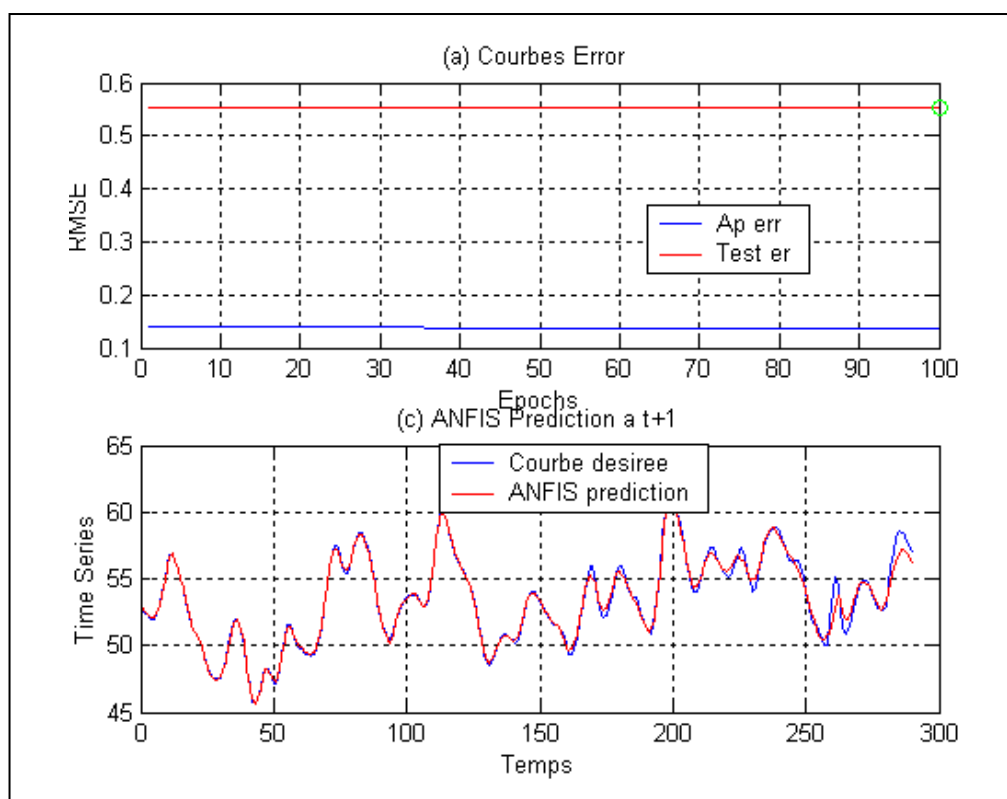


Figure 66. Courbes d'erreur du modèle 3 à prev=10

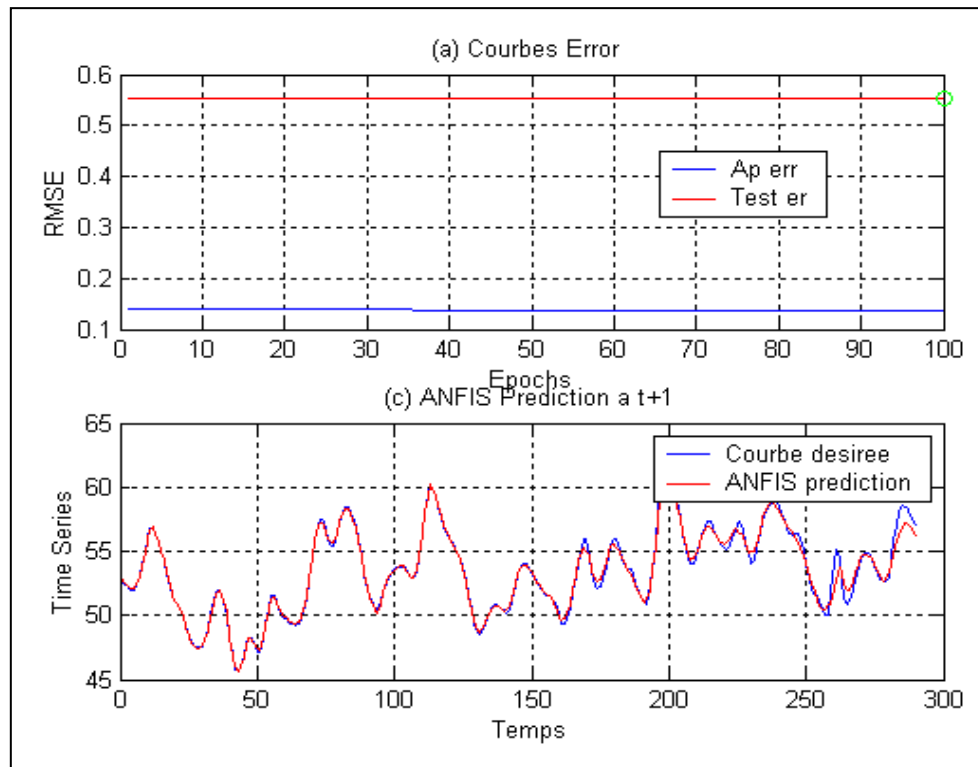


Figure 67. Courbes d'erreur du modèle 3 à prev=20

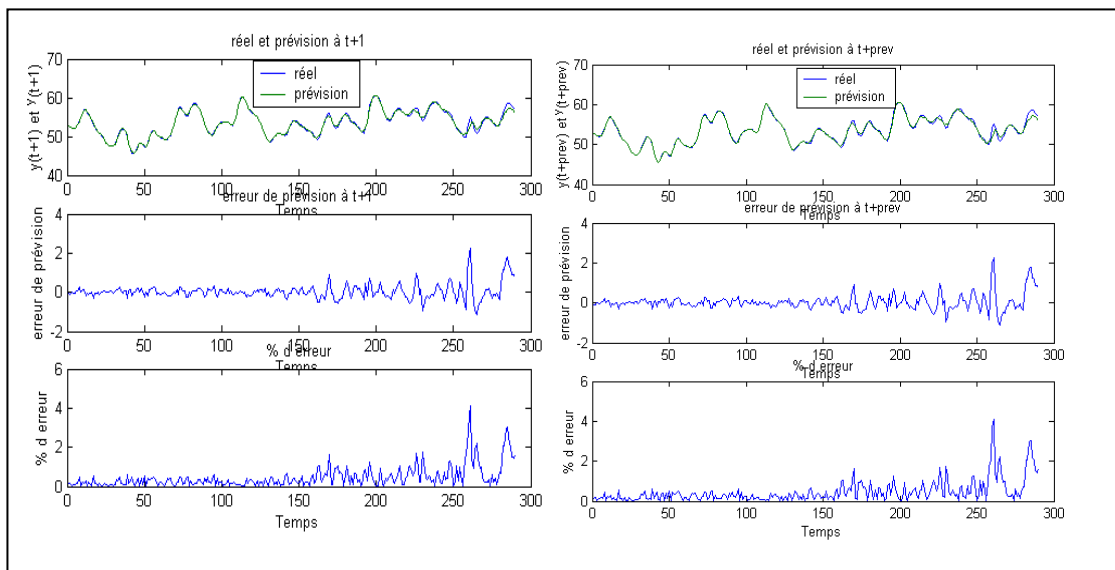


Figure 68. Indicateurs d'erreur pour le modèle 3 à prev=1

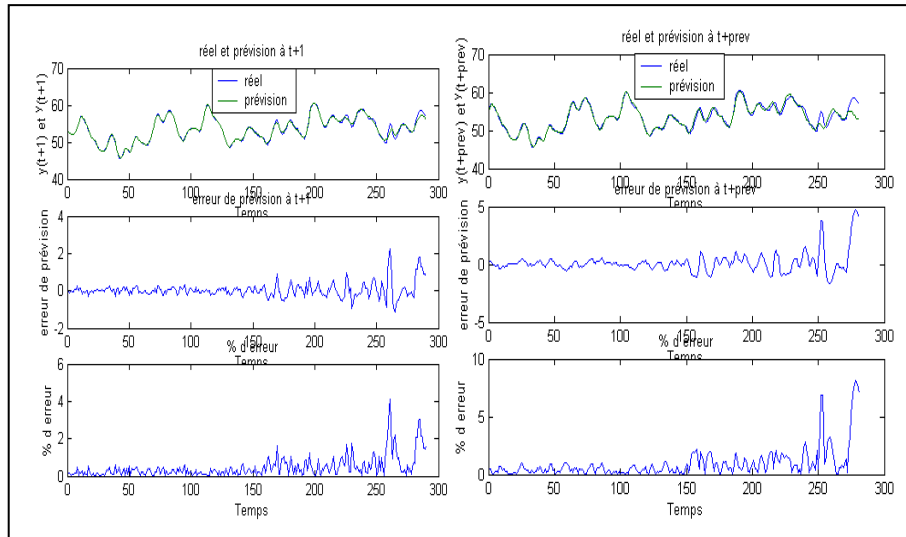


Figure 69. Indicateurs d'erreur pour le modèle 3 à prev=10

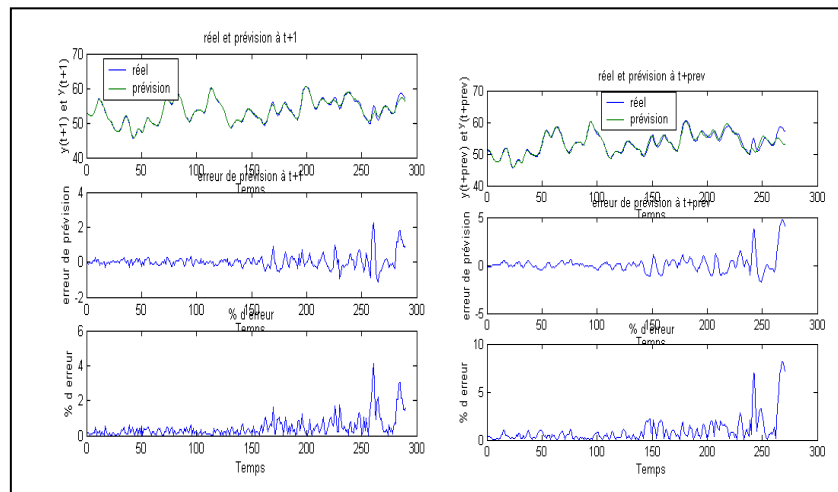


Figure 70. Indicateurs d'erreur pour le modèle 3 à prev=20

Annexe IV

Modèle 4 : Sélection des entrées et erreurs de prédiction

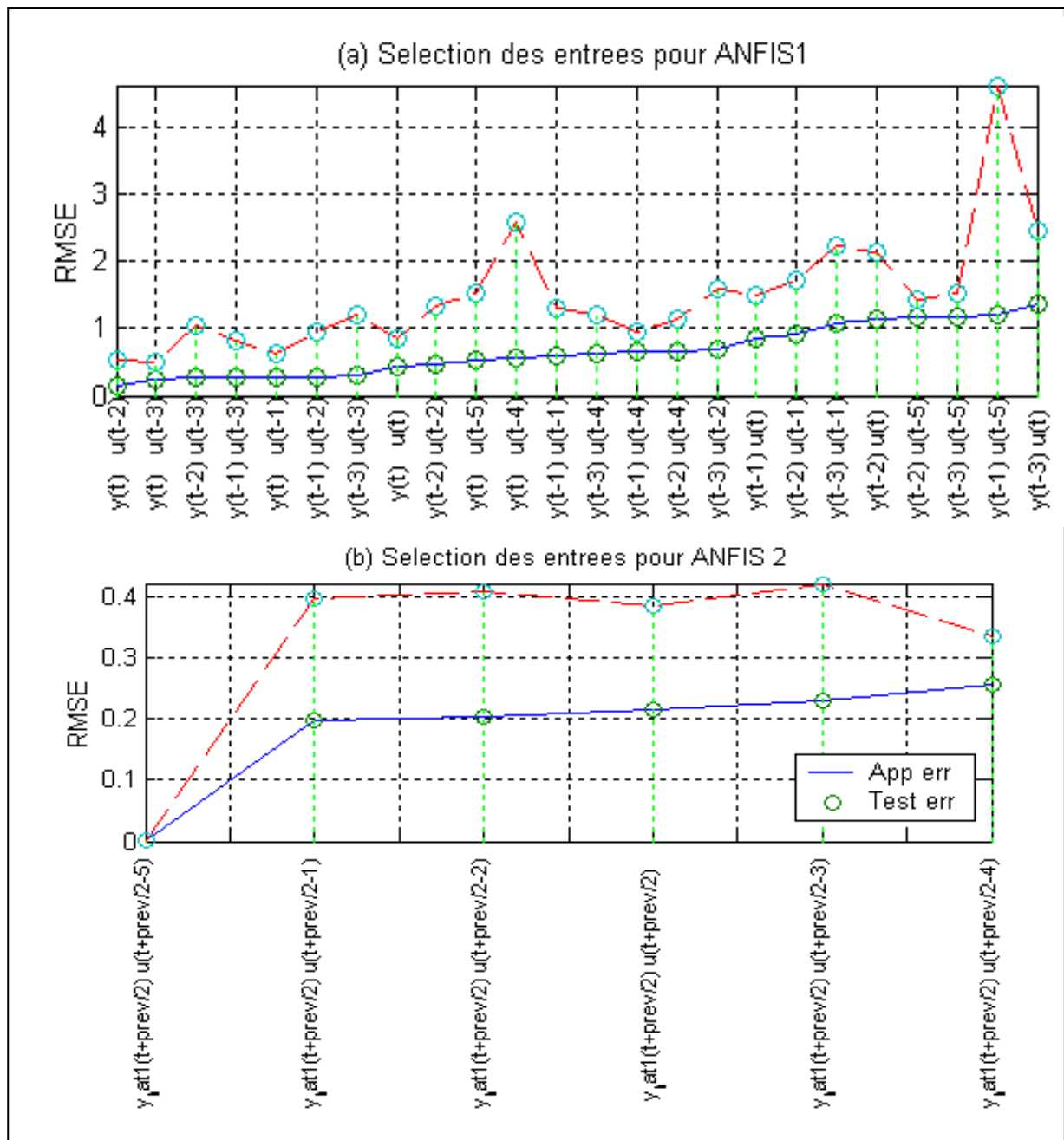
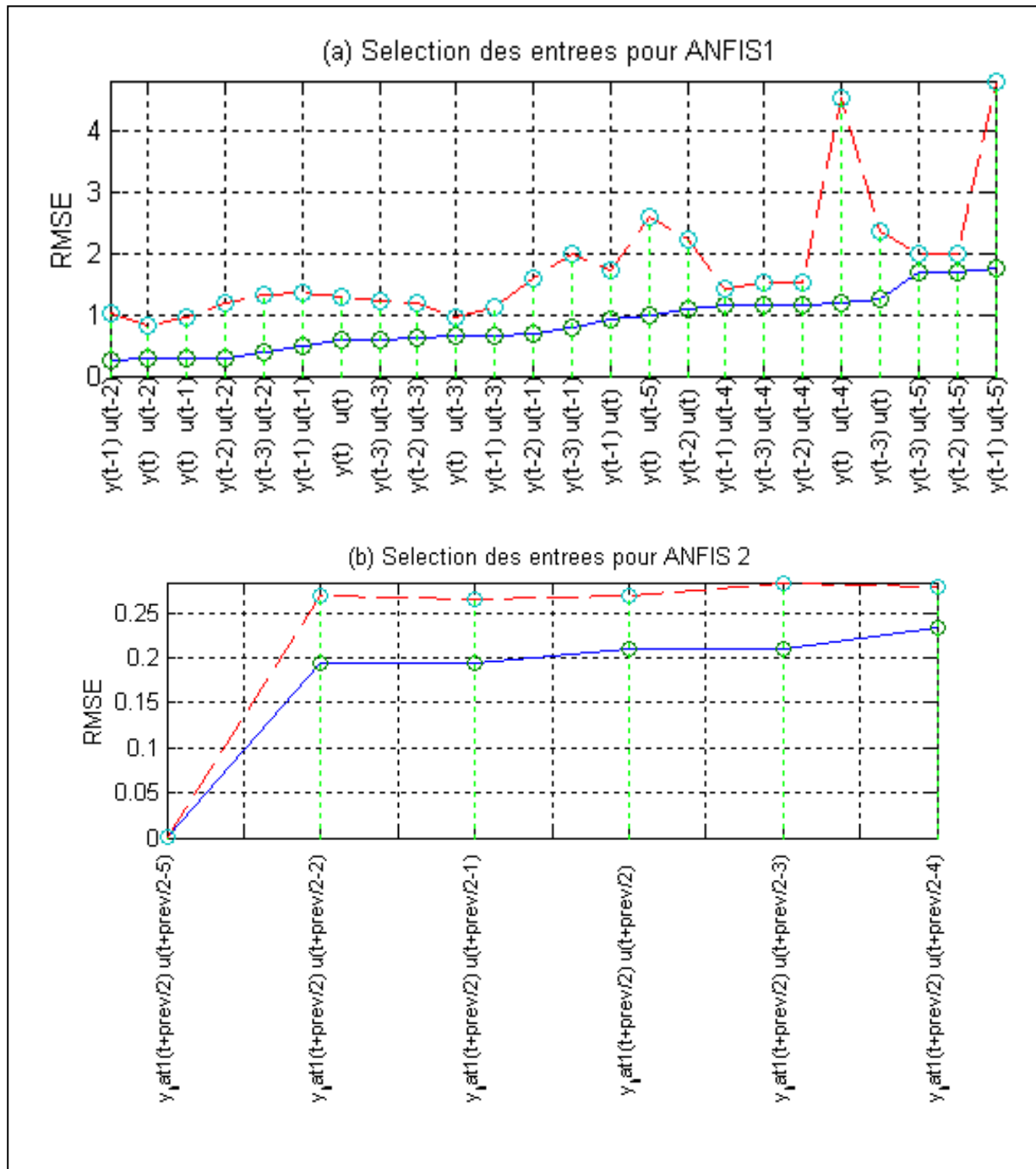
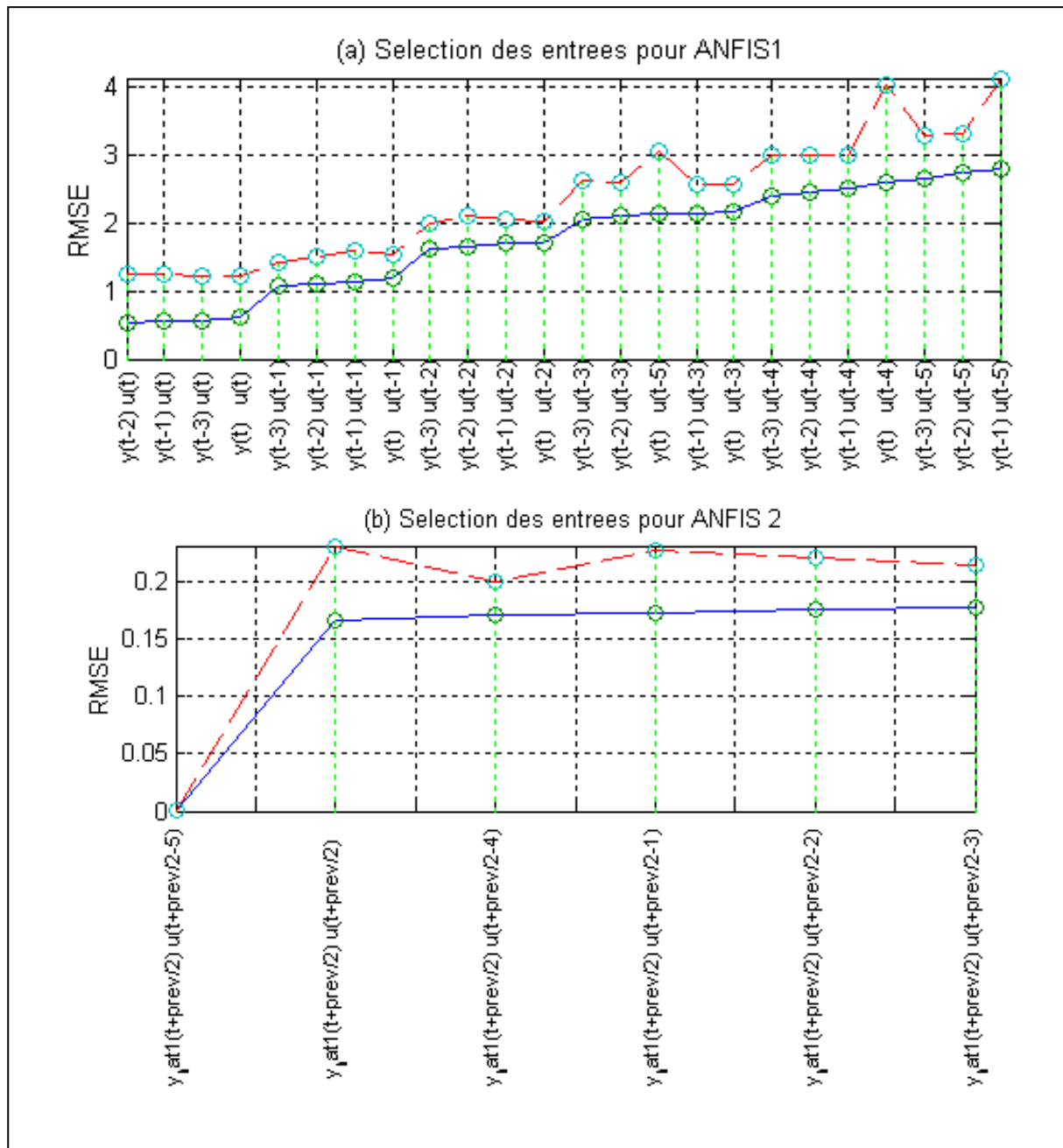
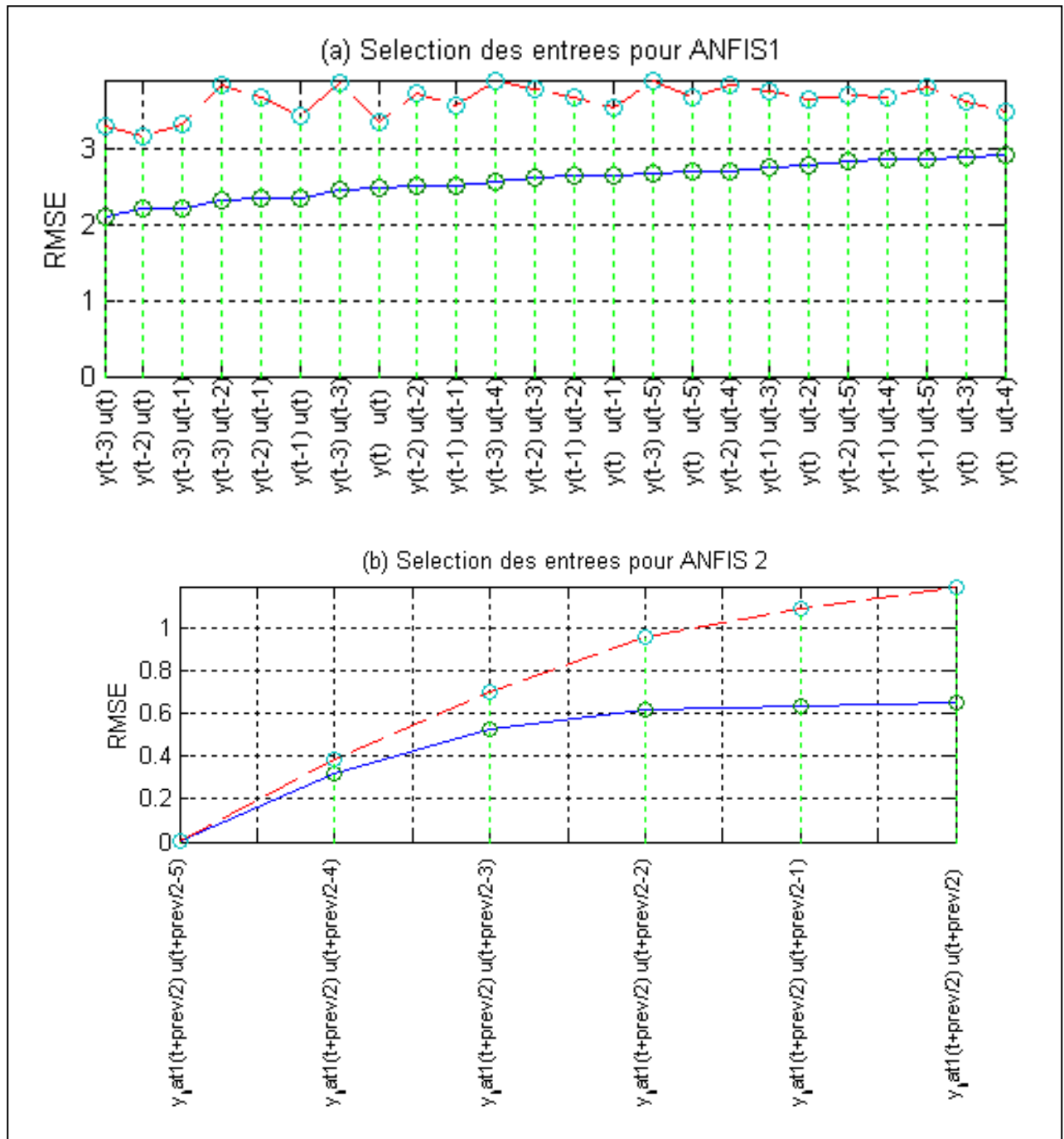


Figure 71. Sélection des entrées pour le modèle 4 à $prev=2$

Figure 72. Sélection des entrées pour le modèle 4 à $prev=4$

Figure 73. Sélection des entrées pour le modèle 4 à $prév=10$

Figure 74. Sélection des entrées pour le modèle 4 à $prév=20$

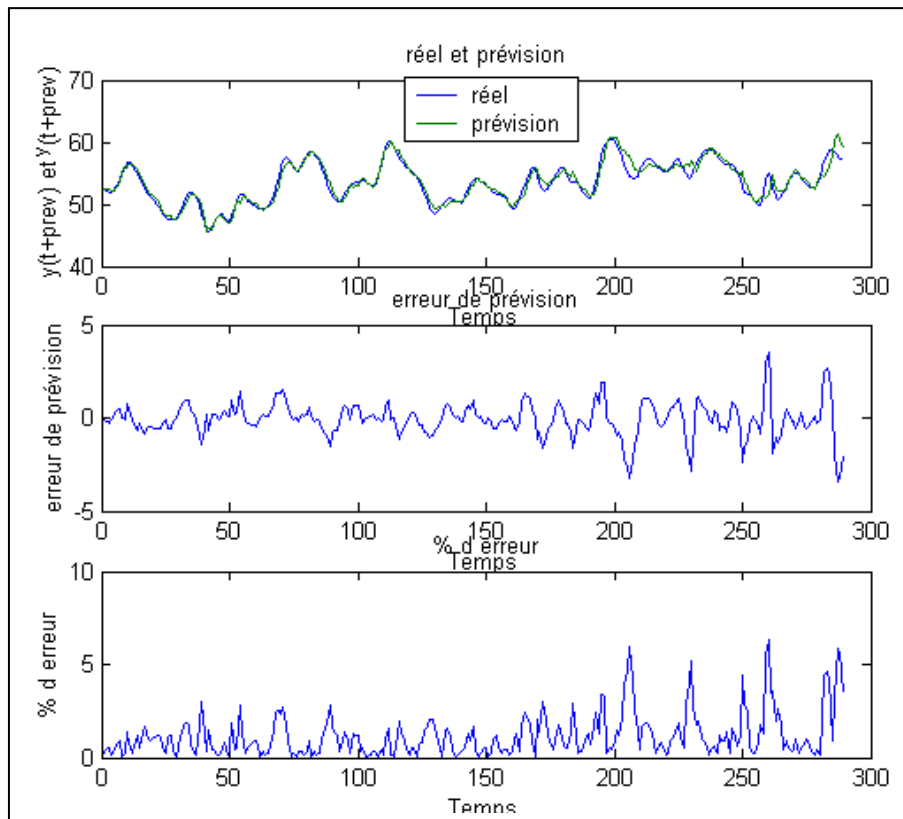


Figure 75. Courbes d'erreur du modèle 4 à prev=2

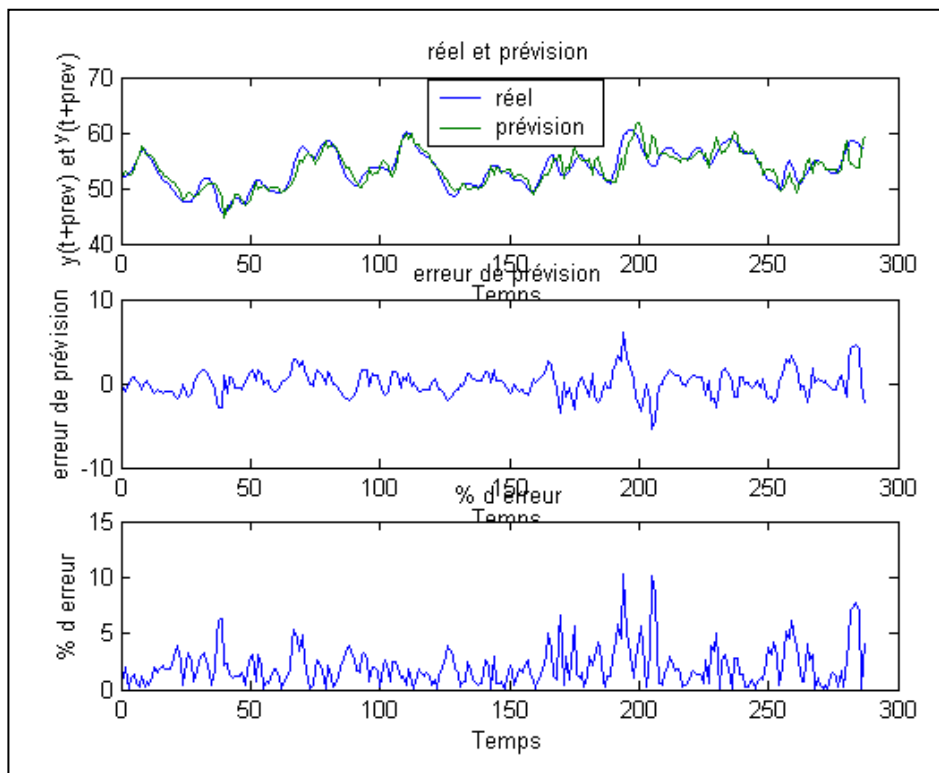


Figure 76. Courbes d'erreur du modèle 4 à prev=4

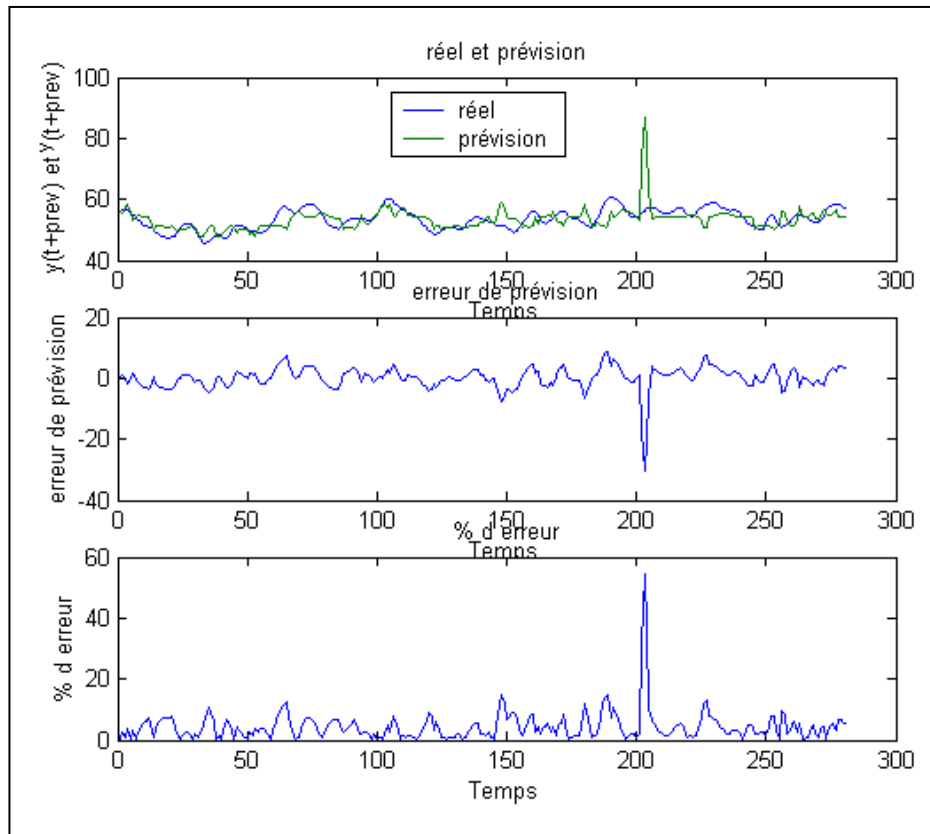


Figure 77. Courbes d'erreur du modèle 4 à prev=10

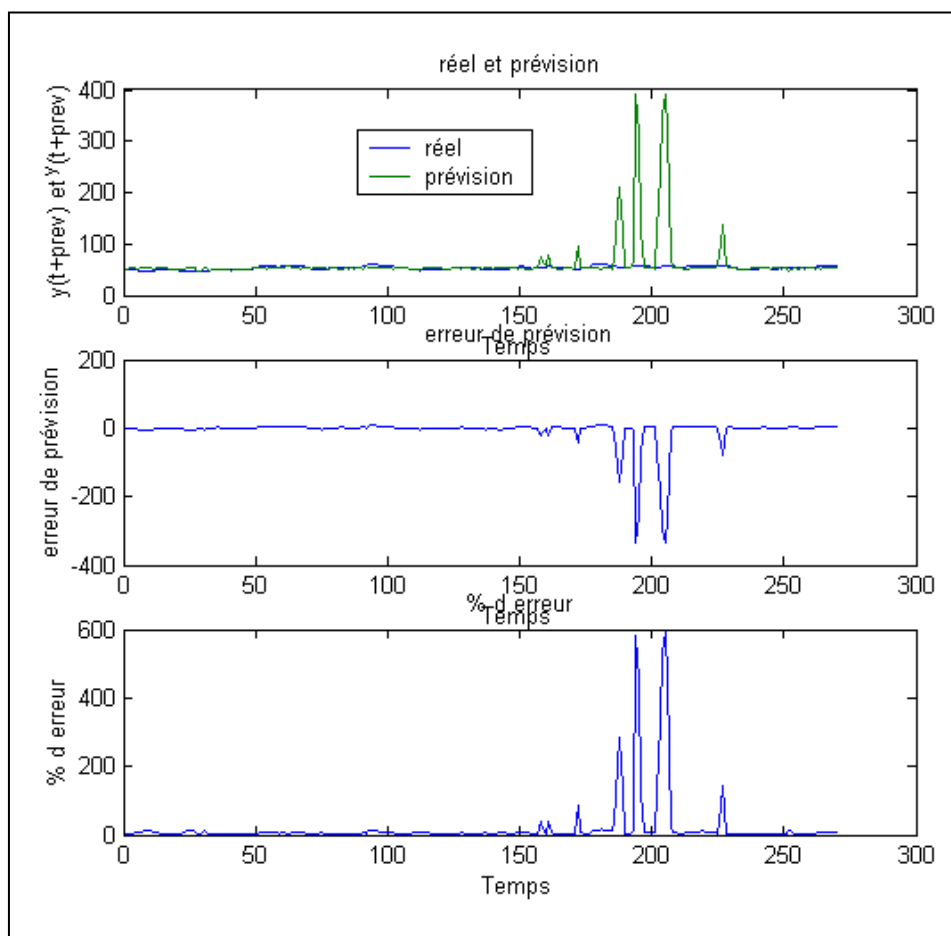


Figure 78. Courbes d'erreur du modèle 4 à prev=20

Contribution au pronostic de défaillances par réseau neuro-flou : maîtrise de l'erreur de prédiction

Résumé

L'activité de "pronostic de défaillances" est aujourd'hui considérée comme un processus clef dans les stratégies de maintenance industrielle. Cependant, dans la pratique, les outils de pronostic sont encore rares. Les approches aujourd'hui stabilisées reposent sur un historique des incidents assez conséquent pour être représentatif des événements potentiellement prévisibles. L'objet de cette thèse est de proposer un "outil" permettant de prédire la dégradation d'un équipement sans connaissance a priori sur son comportement, et de générer les indicateurs de pronostic permettant d'optimiser les stratégies de maintenance. Dans cet objectif, notre contribution se décline en trois aspects complémentaires.

- Un premier volet de travail traite de la formalisation du processus de pronostic. Le concept de pronostic est défini et positionné par rapport aux stratégies de maintenance. Différentes mesures typées pronostic sont proposées et les outils utilisables dans ce contexte sont étudiés (nature, applicabilité, guide de choix).

- Le cœur du travail porte ensuite sur la spécification d'un système neuro-flou permettant de reproduire l'évolution des propriétés d'un équipement, et de prédire un état de dégradation au cours du temps. Plus précisément les développements visent la proposition d'une architecture neuro-floue permettant de satisfaire un objectif de contrôle de l'erreur de prédiction, quel que soit l'horizon de prédiction.

- Nous développons finalement une approche floue/possibiliste d'adaptation des processus classiques d'évaluation prévisionnelle des grandeurs de sûreté de fonctionnement au cas prédictif (fiabilité, MTTF). Ces indicateurs doivent permettre in fine d'optimiser les stratégies de maintenance en tenant compte de l'incertitude inhérente à l'étape de prédiction des dégradations.

Mots-clefs

Maintenance, Pronostic, Système Neuro-Flou, Erreur de prédiction, ANFIS, Fiabilité, Dégradation Logique floue, Théorie des possibilités

Contribution to failure prognostic by using neuro-fuzzy systems: toward the stabilization of the error of prediction

Abstract

Nowadays, industrial prognostic is recognized as a key feature in maintenance strategies as it allows avoiding inopportune maintenance spending. However, in practice, real prognostic systems are scarce in industry. The approaches that are nowadays stabilized are based on a database of incidents that is sufficiently important to be representative of the events that are potentially predictable. Thereby, the main purpose of the thesis is to propose a tool enabling the prediction of the degradation of an equipment without a priori knowledge on its behavior, and to generate the indicators of prognostic that allow optimizing maintenance policies. In that objective, the contribution is composed of three complementary aspects.

- A first set of works deals with the formalization of the prognostic process. The concept of prognostic is defined and positioned within the maintenance strategies framework. Different prognostic measures are proposed and the applicable tools in this context are studied (nature, applicability, choosing guideline).

- Then, the core of work is focused on the specification of a neuro-fuzzy system that is able to reproduce (by approximation) the evolution of the properties of an equipment, and to predict a degradation state at any time. More precisely, developments aim at proposing a neuro-fuzzy architecture that allows satisfying an objective of prediction error control, whatever the horizon of prediction is.

- Finally, a fuzzy/possibilistic approach of on-line reliability modeling and estimation is developed in order to adapt the classical probabilistic estimation of dependability indicators (reliability, MTTF) to the predictive case. These measures must enable the optimization of maintenance strategies by taking into account the inherent uncertainty in the degradations prediction step.

Keywords

Maintenance, Prognostic, Neuro-fuzzy system, Error of prediction, ANFIS, Reliability, Degradation, Fuzzy logic, Possibility theory