



REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE



UNIVERSITE M'HAMED BOUGARA BOUMERDES

Faculté des Sciences de l'Ingénieur

Département Génie Mécanique

GROUPE MODELISATION EN MECANIQUE ET PRODUCTIQUE – LMMC

MEMOIRE

Présenté par

M. MAÏZA Med Bachir

En vue de l'obtention du diplôme de

MAGISTER en GENIE MECANIQUE

OPTION : MECANIQUE ET MATERIAUX

**APPORT DE L'APPROCHE NEURO-FLOUE EN GENIE MECANIQUE.
APPLICATION AU CHOIX AUTOMATIQUE DES OUTILS D'UN CENTRE DE
TOURNAGE.**

Soutenu le 30 Septembre 2006 devant le jury suivant :

Pr. D. BENZAOUZ	Professeur	UMBB	Président
Dr. I. BELAIDI	CC	UMBB	Encadreur
Dr. K. NECIB	MC	EMP	Examineur
Dr. K. MOHAMMEDI	MC	UMBB	Examineur
Dr. A. ZERIZER	MC	UMBB	Examineur

Année universitaire 2005/2006

Remerciements

Je voudrais en premier lieu exprimer tous mes remerciements au Dr. Idir BELAIDI, Enseignant-chercheur à l'Université M'hamed Bougara de Boumerdes, pour m'avoir proposé ce sujet et accepté d'encadrer ce travail, et de m'avoir donné l'opportunité d'effectuer ce travail de magister dans un domaine passionnant et d'actualité (les réseaux de neurones et la logique floue, appliqués au génie mécanique). Je le remercie également pour les observations pertinentes et les lectures attentives lors des différentes étapes de la réalisation de ce travail

Je tiens à remercier tout particulièrement les membres de l'équipe du Groupe de Recherche 'modélisation en mécanique et productique', dirigé par Dr Kamal Mohammédi, maître de conférence à l'Université de M'hamed Bougara Boumerdes, et le Professeur MT. ABADLIA, Directeur du LMMC.

Je remercie vivement les membres du jury, à leur tête M. D. BENAZZOUZ (UMBB) pour avoir accepté de présider ce jury, ainsi que pour toute l'aide qu'il m'a apporté, Messieurs K. MOHAMMEDI (UMBB), K. NECIB (EMP), A. ZERIZER, pour avoir accepté de faire partie du jury de soutenance, qu'ils trouvent ici l'expression de ma profonde gratitude.

Mes remerciements vont aussi à tous les collègues, à ceux qui ont de près ou de loin participé à l'élaboration de ce document, je pense particulièrement à M^r SEMMOUD, aux ex CAPET et à tous ceux qui par un simple mot ou geste, m'ont aidé, encouragé et supporté tout au long de mon parcours préliminaire dans le monde de la recherche, je pense particulièrement à mes parents, ma femme, mes enfants et toute ma grande famille.

Je ne saurais terminer mon propos sans avoir une, pieuse, pensée pour les collègues et leurs familles victimes du séisme du 21 Mai 2003, particulièrement M^{rs} GHERBI SIDI-MOHAMMED et KIRATI TAYEB.....

ملخص :

إن البحث في الإنتاج الآلي يحتوي على إنجاز تصورات وإدراك الأنظمة الإنتاجية (إنتاج المواد والتسيير وإدماج التسيير الميداني و تكامله). يجب تلبية الصفقات التي تلبي حاجيات السوق المتطلبة لعدة مواد متنوعة ذات جودة عالية وأسعار معقولة، متجددة باستمرار، وطلب دائم ومتجانس مع محيط مالي، قانوني وعادي، دائم التغيرات وكذا يخضع للمنافسة العالمية و غير واضحة المعالم . الهدف من دراستنا يعني استخدام الألياف العصبية الاصطناعية والمنطق المبهم للاقتراح إنجاز مفهوم نظم ذات قاعدة متكونة من الألياف العصبية الاصطناعية و المنطق المبهم لاستعماله كأداة لمساعدة مستعملي الآلات المسيرة رقميا، في الاختيار الآلي لأداة القطع حسب تغيرات الأشكال المتعددة للقطع الميكانيكية .

في أول المطاف ، نعرض تركيبة مرجعية لحالة البحث في تطبيق و إسهام شبكة الألياف العصبية الاصطناعية و المنطق المبهم و إدماجهم و مزجهم في الميادين المختلفة للهندسة الميكانيكية و الاهتمام الذي تحضنا بهما - في يومنا هذا - هتين الأنتين .

و في ثاني المطاف، نعرض تطبيق شبكة الألياف العصبية الاصطناعية و المنطق المبهم و مزجهم لإنشاء نظام لمساعدة مستعملي الآلات الميكانيكية المسيرة رقميا في اختيار أداة القطع و ذلك لمواكبة الأشكال المتعددة للقطع المصنوعة .

و في الأخير ننهي هذا العمل بعرض التوقعات المستقبلية لإدماج المدلول المقترح في الاستعمالات الصناعية و ذلك للوصول إلى نظم صناعية ذكية ، تمكنا من الحصول على صناعة آلية شاملة.

الكلمات المفتاح: شبكة الألياف العصبية الاصطناعية ، المنطق المبهم، النظم الصناعية الذكية ، اختيار أداة القطع، مساعدة اخذ القرار .

Résumé.

La recherche en productique porte sur la conception et la mise en œuvre des systèmes de production (fabrication des produits, mais également conception, management et logistique associés). Il faut pouvoir satisfaire des marchés exigeant des produits variés, de qualité élevée, à faible coût, renouvelés fréquemment, avec une demande fluctuante, et s'adapter à un environnement monétaire, réglementaire et normatif en perpétuel changement, ainsi qu'à une concurrence mondiale de plus en plus serrée et de moins en moins prévisible.

L'objet de notre étude concerne l'utilisation des réseaux de neurones et de la logique floue pour la proposition d'un concept basé sur la mise en œuvre d'un système Neuro-flou, qui servira comme outil d'aide à la décision pour assister un opérateur, sur une machine à commande numérique, dans le choix automatique des outils de coupe en fonction des variations du profil à réaliser sur une pièce.

En premier lieu, nous soumettons une présentation d'un état de l'art sur l'application et l'apport des réseaux de neurones et de la logique floue ainsi que leur association dans différents domaines du génie mécanique et l'intérêt porté aujourd'hui à ces outils mathématique.

En second lieu, est proposée une application des réseaux de neurones en association avec la logique floue pour la mise en œuvre d'un système, Neuro-flou, d'aide au choix rationnel des outils de coupe lors de la programmation d'un centre de tournage à commande numérique.

Nous concluons sur des perspectives de mise en œuvre industrielle d'une telle démarche, pour aboutir à des systèmes, intelligents, de fabrication automatisés.

Mots clés :

Productique, conception, fabrication, réseaux de neurones, logique floue, système Neuro-flou, contraintes géométriques, systèmes de fabrication intelligents, choix des outils de coupe, aide à la décision,

Summary.

Research in computer-integrated manufacturing relates to the design and the implementation of the systems of production (manufacture of the products, but also design, management and logistics associated). It is necessary to be able to satisfy markets requiring of the varied products, raised quality, at low cost, frequently renewed, with a fluctuating request, and to adapt to a monetary, lawful and normative environment in perpetual change, like with an increasingly tight and less and less foreseeable world competition.

The object of our study relates to the use of the networks of neurons and fuzzy logic for the proposal for a concept based on the implementation of a system Neuro-fuzzy, which will be useful like tool of decision-making aid to assist an operator, on a machine with numerical control, in the automatic choice of the cutting tools according to the variations of the profile to be realized on a part.

Initially, we subject a presentation of a state of the art on the application and the contribution of the networks of neurons and fuzzy logic like their association in various fields of the mechanical engineering and the interest carried today with these tools mathematics.

In the second place, is proposed an application of the networks of neurons in partnership with fuzzy logic for the implementation of a system, Neuro-fuzzy, of assistance to the rational choice of the cutting tools during the programming of center of turning to numerical control.

we conclude on prospects for implementation industrial for such a step, to lead to systems, intelligent, of manufacture automated.

Key words:

Computer-integrated manufacturing, design, manufacture, networks of neurons, fuzzy logic, system Neuro-fuzzy, constraints geometrical, intelligent systems of manufacture, choice of the cutting tools, decision-making aid,

Sommaire

Remerciements

Liste des figures

Liste des tableaux

Nomenclature des abréviations

INTRODUCTION GENERALE.....1

PREMIÈRE PARTIE

APPORT DES RESEAUX DE NEURONES ET DE LA LOGIQUE FLOUE.

1.INTRODUCTION.....	3
2. LES APPLICATIONS EN GÉNIE MÉCANIQUE.....	5
2.1. Fabrication mécanique et réseaux de neurones.....	5
2.1.1. Optimisation de trajectoire d’outil en fraisage.....	5
2.1.2. Volumes flous et applications en productique.....	7
2.1.3. Efforts de coupe et modèle de réseau de neurones.....	9
2.1.4. Usure des outils de coupe.....	10
2.1.5. Identification de la forme des copeaux.....	12
2.1.6. Réseaux de neurones et données incomplètes.....	14
2.1.7. Evaluation des efforts de coupe.....	17
2.1.8. Détection et classification de l'usure des forets.....	20
2.2. Autres Applications en fabrication mécanique.....	22
2.2.1. Choix de données d’usinabilité.....	22
2.2.2. Détermination et choix des conditions de coupe.	22
2.2.3. Choix des paramètres de coupe.	23
2.2.4. Étude d’un contrôleur d'apprentissage flou.	23
2.2.5. Paramètres d’usinage pour le brunissage de surfaces.	23
2.2.6. Système Neuro-flou pour l’estimation et la classification de l’usure.	24
2.3. Conception mécanique et réseaux de neurones.....	25
2.3.1. Numérisation du processus de conception.....	25
2.3.2. Conception en environnement incertain.....	29
2.3.3. Logique floue et cotation fonctionnelle.	33
2.3.4. Logique floue et choix de montage de roulement.	36
2.3.5. Diverses applications en conception.....	39
2.4. Ordonnancement par réseaux de neurones.....	42
2.4.1. Logique floue et système multi-agents pour un ordonnancement coopératif.	42
2.4.2. Configuration de familles de produits et ensembles flous.....	45

2.4.3.	Autres Applications en ordonnancement.....	49
2.5.	Modélisation Commande et Optimisation de processus.....	51
2.5.1.	Modélisation d'un processus d'usinage.....	52
2.5.2.	Réseaux adaptatifs flous et modélisation de processus d'usinage.	55
2.5.3.	Un outil d'aide à la décision axé sur un compromis d'optimisation.	59
2.5.4.	Optimisation d'un processus de fabrication virtuel par RNA.....	60
2.5.5.	Optimisation des systèmes de production et Intelligence artificielle.	64
2.5.6.	Les tâches de fabrication en usinage et les modèles à base de RNA.....	67
2.5.7.	Diverses autres applications en commande et modélisation.....	70
2.6.	Surveillance et diagnostic de processus par réseaux de neurones.....	75
2.6.1.	Logique floue et surveillance de processus.....	76
2.6.2.	Configuration de R N A pour la surveillance de processus.....	78
2.6.3.	Diverses applications en surveillance par R N A.....	79
2.7.	Contrôle de la qualité par réseaux de neurones.....	85
2.7.1.	Sous-ensembles flous et contrôle qualité.....	85
2.7.2.	Moulage par injection et contrôle qualité par RNA.....	86
2.7.3.	Approche neuronale, conception et contrôle.....	86
2.7.4.	Autres applications en contrôle qualité et de procédés.....	87
2.8.	Technologie de groupe et réseaux de neurones.....	88
2.8.1	Technologie de groupe assistée par réseau de neurones.....	88
2.8.2.	Autres applications des R N A en TGAO.....	92
3.	DISCUSSION.....	94
3.1.	Evolution vers des systèmes intelligents.....	94
3.2.	Techniques d'intelligence artificielles et apports escomptés.....	94
3.2.1.	Fabrication.....	95
3.2.2	Conception.....	96
3.2.3.	Ordonnancement.....	97
3.2.4.	Modélisation optimisation et commande.....	97
3.2.5.	Surveillance et diagnostique.....	98
3.2.6.	Contrôle qualité et de processus.....	98
3.2.7.	Technologie de groupe et R N A.....	99
3.3.	Limitations des réseaux de neurones artificiels.....	99
3.4.	Caractérisation d'un système à base de réseaux de neurones.....	100
3.5.	Systèmes hybrides.....	101
4.	CONCLUSION.....	103
4.1.	Identification et résolution des problèmes.....	103
4.2.	Importance de l'approche neuronale.....	105
4.3.	D'une technique de veille à une technique industrielle éprouvée.....	105
4.4.	Motivations initiales.....	105

DEUXIEME PARTIE.

APPLICATION DES RESEAUX DE NEURONES AU CHOIX AUTOMATIQUE DES OUTILS DE COUPE.

1. INTRODUCTION.....	107
2. PROBLEMATIQUE.....	108
2.1. Contraintes géométriques.....	109
2.1.1 Collision.....	109
2.1.2 Talonnage.....	109
2.2. Contraintes technologiques.....	109
2.2.1 Hauteur crête.....	109
2.2.2 Flèche et corde.....	109
3. RECONNAISSANCE DES FORMES.....	110
3.1 Généralités sur la reconnaissance des formes.....	110
3.1.1 Génération des caractéristiques.....	111
3.1.2 Extraction/Sélection des caractéristiques.....	112
3.1.3 Classification.....	112
3.1.4 Evaluation du système.....	112
3.2. Reconnaissance de formes et réseaux de neurones.....	112
4. APPROCHE NEURO-FLOUE ET CHOIX D'OUTILS.....	113
4.1. Aide à la décision.....	113
4.2. Principe général du concept proposé.....	113
4.3. Organigramme du processus de déroulement du concept Neuro-flou.....	114
4.4. Reconnaissance des formes et apprentissage supervisé.....	116
4.4.1. Conception de la pièce.....	116
4.4.2. Discrétisation du contour de la pièce.....	117
4.4.3. Simulation d'usinage.....	117
4.4.4. Capture et traitement d'image.....	118
4.4.4.1 Capture de position.....	118
4.4.4.2. Transformation des images en matrice.....	119
5. RESOLUTION DU PROBLEME RAP RESEAUX DE NEURONES.....	120
5.1. Réseau de neurones utilisé.....	120
5.2. Présentation des formes à apprendre aux réseaux de neurones.....	121
5.3. Algorithme d'apprentissage.....	122
5.4. Pseudo code de l'algorithme d'apprentissage par rétropropagation du gradient.....	122
6. TRAITEMENT DES DONNEES PAR LE SYTEME FLOU.....	127
6.1 Fuzzification Outil 1.....	127
6.2. Fuzzification Outil 2.....	128
6.3. Inférence entre l'Outil 1 et l'Outil 2.....	128
6.4. Fuzzification Outil 3.....	130

6.5.	Inférence des Outils 1, 2 et de l'outil 3.....	130
6.6.	Fuzzification Outil 4.....	131
6.7.	Inférence des Outils 1, 2, 3 et de l'Outil 4.....	131
6.8.	Fuzzification Outil 5.....	132
6.9.	Inférence des Outils 1, 2, 3, 4 et de l'Outil 5.....	133
6.10.	Fuzzification Outil 6.....	133
6.11.	Inférence entre les six Outils.....	134
6.12.	Défuzzification.....	134
7.	ANALYSE DES RÉSULTATS OBTENUS.....	136
8.	CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES.....	141
9.	CONCLUSION GENERALE.....	143
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES		
ANNEXES		
A. Captures d'images et degré d'appartenance.		
B. Transformation des images en matrices sous Matlab.		

LISTE DES FIGURES DE LA PREMIERE PARTIE APPORT DES RNA ET DE LA LOGIQUE FLOUE

FABRICATION :

		Pages
Figure I.1 :	Algorithme de résolution par réseau de Kohonen [THO 02].....	6
Figure I.2 :	Exemple d'évolution du trajet [THO 02].....	6
Figure I.3 :	Algorithme de base de numérisation d'une poche.....	6
Figure I.4 :	Numérisation de base.....	6
Figure I.5 :	Représentation d'un volume flou A^f [BEN 02].....	7
Figure I.6 :	Objet à forme libre, enveloppé par un montage de volumes flous.....	8
Figure I.7 :	Représentation des volumes flous associés [BEN 02].....	8
Figure I.8 :	Partie coupante de l'outil et surface à obtenir.....	8
Figure I.9 :	Trajectoire en zigzag iso paramétrique, machine outil CNC à 3 axes.....	9
Figure I.10 :	Trajectoire en zigzag iso paramétrique, machine outil CNC à 5 axes.....	9
Figure I.11 :	Réseaux de neurones modélisant les efforts de coupe. [SZE 99].....	9
Figure I.12 :	Dispositif d'acquisition des efforts de coupe. [SZE 99].....	9
Figure I.13 :	Erreur moyenne d'apprentissage et nombre d'itérations.....	10
Figure I.14 :	Erreur d'apprentissage, nombre d'itérations, neurones et couche cachée.....	10
Figure I.15 :	Paramètres de coupe utilisés pour l'expérimentation. [BAL 02]	11
Figure I.16 :	Structure du réseau utilisé [BAL 02].....	11
Figure I.17 :	Variation des efforts d'avance F_f en fonction de l'usure de l'outil.....	11
Figure I.18 :	Norme ISO 3685-1977 (E) et Classification des copeaux.....	12
Figure I.19 :	Echantillon de copeaux, montrant la variété de leurs formes.....	13
Figure I.20 :	Direction des efforts de coupe mesurés.....	13
Figure I.21 :	Exemples de signaux des composantes d'effort de coupe / temps.	14
Figure I.22 :	Réseau de neurones et paramètres d'entrée et de sortie.....	14
Figure I.23 :	Estimation de l'erreur (données incomplètes).....	15
Figure I.24 :	Estimation de l'erreur sur l'ensemble de test.....	16
Figure I.25 :	Estimation de l'erreur, taux de données d'apprentissage et de test.....	16
Figure I.26 :	Système servomoteur d'entraînement de l'avance.....	17
Figure I.27 :	Modèle du système d'entraînement de l'avance.....	18
Figure I.28 :	Relation entre la vitesse d'avance et le courant consommé.....	18
Figure I.29 :	Relation entre l'effort de coupe et le courant I absorbé.	18
Figure I.30 :	Structure du Réseau 'ANFIS' pour l'évaluation de l'effort de coupe.	19
Figure I.31 :	Comparaison entre l'effort de coupe réel et celui estimé, par le RN.	19
Figure I.32 :	Représentation schématique de l'installation expérimentale.....	20
Figure I.33 :	Cinq types d'usure artificiellement produite sur le foret.....	20
Figure I.34 :	Architecture des réseaux de neurones utilisés.....	21
Figure I.35 :	Prévisions correctes des classes d'usure.....	21

CONCEPTION :

		pages
Figure I.36 :	Transversalité des métiers avec le processus de conception.....	25
Figure I.37 :	Représentation des fonctions d'appartenances « outil de conception ».....	26
Figure I.38 :	Interface « TabOne » du programme.....	27
Figure I.39 :	Organigramme représentatif de l'algorithme utilisé.....	27
Figure I.40 :	Interface « TabTwo » du programme.....	28
Figure I.41 :	Les deux étapes fondamentales de l'approche logique floue.....	29
Figure I.42 :	Allure d'une courbe de satisfaction.....	30
Figure I.43 :	Relaxation de la contrainte ($g \leq 0$) et fonction de satisfaction associée.....	30
Figure I.44 :	Relaxation de la contrainte ($g \leq 0$) et fonction de satisfaction associée.....	31
Figure I.45 :	Etapes principales incluant les réseaux de neurones.....	31

Figure I.46 :	Réducteur à un étage tiré du catalogue TEXROPE et paramétrage utilisé.....	32
Figure I.47 :	Liste des points de vue et couplage entre les variables.....	32
Figure I.48 :	Valeurs de satisfaction des points de vue pour la solution TEXROPE.....	33
Figure I.49 :	Système bielle manivelle.....	34
Figure I.50 :	Représentation des cotes floues.....	35
Figure I.51 :	Schéma de principe du choix d'un roulement.....	36
Figure I.52 :	Structure générale d'une arborescence d'un montage de roulement.....	37
Figure I.53 :	Organigramme de calcul de la durée de vie, d'un type de roulement.....	38

ORDONNANCEMENT :

Pages

Figure I.54 :	Architecture du modèle multi-agents.....	43
Figure I.55 :	Coopération / négociation entre agents machine et maintenance.....	43
Figure I.56 :	Modélisation floue d'une date de livraison.....	43
Figure I.57 :	Date de début préférée pour une activité de maintenance.....	44
Figure I.58 :	Fenêtre temporelle floue d'une opération de fabrication.....	44
Figure I.59 :	Exemple de conflit entre activité de maintenance et opération d'usinage.....	44
Figure I.60 :	Exemple d'ordonnancement.....	45
Figure I.61 :	Comparaison des résultats.....	45
Figure I.62 :	Structure d'une plateforme multi modèles flous.....	46
Figure I.63 :	Le réseau fonctionnel flou d'une chaise (Produit configurable).....	47
Figure I.64 :	Le diagramme morphologique pour un produit (chaise).....	48
Figure I.65 :	Matrice des degrés d'appartenances des Fonctions physiques.....	48
Figure I.66 :	Matrice des relations entre Contraintes physiques et solutions.....	49

MODELISATION OPTIMISATION :

Pages

Figure I.67 :	Opérations de fabrication et paramètres de la pièce à usiner.....	52
Figure I.68 :	Configuration d'un modèle d'entrée-sortie de processus à base de RN.....	53
Figure I.69 :	Le modèle général du processus de coupe.....	54
Figure I.70 :	Solutions possibles analysées par le processus de coupe généré par RN.....	55
Figure I.71 :	Structure du réseau de neurones pour la prédiction de la Rugosité.....	56
Figure I.72 :	Comparaison entre les sorties désirées et les sorties du réseau FAN III.....	57
Figure I.73 :	Relation entre la vitesse de coupe (s) et la rugosité Ra. (d=1.2 mm).....	58
Figure I.74 :	Relation entre l'avance (f) et la Rugosité Ra.....	58
Figure I.75 :	Relation entre la profondeur de passe (d) et la Rugosité (Ra).....	58
Figure I.76 :	Méthode classique de l'application des RNA.....	59
Figure I.77 :	Modèle du processus, paramètres x_1 , x_2 et y propriété du produit.....	61
Figure I.78 :	Boucle d'optimisation.....	62
Figure I.79 :	Chauffage inductif (a) et forme finale de la pièce (b).....	62
Figure I.80 :	Séquence du processus de déformation du métal.....	63
Figure I.81 :	Paramètres du processus (a) et propriétés du produit (b).....	63
Figure I.82 :	● propriétés du produit des 30 expériences initiales, ★ propriétés désirées.....	64
Figure I.83 :	Optimisation, propriétés du produit, opérations et objectif.....	64
Figure I.84 :	Modélisation et optimisation hybride par Process Manager.....	66
Figure I.85 :	Paramètres résultant de l'optimisation de l'opération de tournage.....	66
Figure I.86 :	Concept l'hybride d'aide à l'optimisation d'unités de production.....	67
Figure I.87 :	Modèle des opérations de base et modèle de chaînes de production.....	68
Figure I.88 :	Représentation de la troisième tâche de fabrication.....	68
Figure I.89 :	Intervalles et champs de paramètres de coupe et tâches d'usinage.....	69
Figure I.90 :	Schéma de la procédure RP + OBD.....	73

SURVEILLANCE ET DIGNOSTIQUE :		Pages
Figure I.91 :	Détection et suivi de l'usure des outils.....	76
Figure I.92 :	Diagramme de suivi de l'usure d'un outil.....	77
Figure I.93 :	Schéma de principe pour la surveillance de processus d'usinage.....	78
Figure I.94 :	Ligne de galvanisation.....	83
Figure I.95 :	Architecture du système de surveillance de la température inductive.....	83
Figure I.96 :	Synoptique simplifié d'une installation de traitement des eaux.	83
Figure I.97 :	Structure du système pour la surveillance automatique de la coagulation..	83

TGAO ET RESEAUX DE NEURONES :		pages
Figure I.98 :	Données utilisées pour les tests.....	89
Figure I.99 :	Structure du réseau utilisé.....	89
Figure I.100 :	Réponse du R N. au problème décrit par le tableau, figure : 119.....	90
Figure I.101 :	Evolution du nombre de classes en fonction du facteur de proximité.....	90
Figure I.102 :	Synoptique des trois réseaux utilisés.....	90
Figure I.103 :	Organisation des échanges entre les 2 premiers réseaux.....	91
Figure I.104 :	Implantation générale de l'atelier.....	92

LISTE DES FIGURES DE LA DEUXIEME PARTIE. AIDE AU CHOIX AUTOMATIQUE DES OUTILS.

		Pages
Figure II.1 :	Schéma synoptique représentatif d'un outil de coupe pouvant usiner plusieurs contours et d'un contour pouvant être réalisé par plusieurs outils.....	108
Figure II.2 :	Schéma général d'un système de reconnaissance de formes.....	110
Figure II.3 :	Schéma général du processus de la reconnaissance de formes1.....	111
Figure II.4 :	Evaluation d'un système de reconnaissance de formes.....	112
Figure II.5 :	Organigramme général du système Neuro-flou [BEL 04].....	115
Figure II.6 :	Pièce conçue sur SURFCAM.....	116
Figure II.7 :	Contour de la pièce modèle, Cycle d'usinage et points de contact COP.....	117
Figure II.8 :	Simulation d'usinage avec un 1 ^{er} outil de coupe.....	118
Figure II.9 :	Simulation d'usinage avec un 2 ^{ieme} outil de coupe.....	118
Figure II.10:	Classes, captures d'images et leurs valeurs 'capabilité' des outils.....	119
Figure II.11:	Structure et sens du flux d'information dans un réseau PMC	120
Figure II.12:	Transfert des données d'une image vers le réseau de neurones.....	121
Figure II.13:	Graphe représentatif des fonctions d'appartenance de l'outil 1.....	127
Figure II.14:	Graphe représentatif des fonctions d'appartenance de l'outil 2.....	128
Figure II.15:	Fonctions d'appartenance de l'outil 1, de l'outil 2 et leur inférence	129
Figure II.16:	Fonction d'appartenance résultante de l'inférence des outils (1) et (2).....	129
Figure II.17:	Graphe représentatif des fonctions d'appartenance de l'outil 3.....	130
Figure II.18:	Fonctions d'appartenance de l'outil 3 et inférence des outils 1, 2 et3.....	130
Figure II.19:	Fonction d'appartenance résultante de l'inférence des outils 1, 2, et 3.....	130
Figure II.20:	Graphe représentatif des fonctions d'appartenance de l'outil 4.....	131
Figure II.21:	Fonctions d'appartenance de l'outil 4 et inférence des outils 1,2, 3 et 4.....	131
Figure II.22:	Graphe représentatif de l'inférence des outils 1, 2, 3 et 4.....	132
Figure II.23:	Graphe représentatif des fonctions d'appartenance de l'outil 5.....	132
Figure II.24:	Fonctions d'appartenance de l'outil 5 et inférence des outils 1,2, 3, 4 et 5.....	133
Figure II.25:	Graphe représentatif de l'inférence des outils 1, 2, 3, 4 et 5.....	133

Figure II.26:	Graphe représentatif des fonctions d'appartenance de l'outil 6.....	134
Figure II.27:	Fonctions d'appartenance de l'outil 6 et inférence entre les six outils.....	134
Figure II.28:	Fonctions d'appartenance des outils, états de fabrication et défuzzification.....	135
Figure II.29:	Graphe représentatif des taux de capabilité des 6 outils.....	140

LISTE DES TABLEAUX

Pages

Tableau II.1	– Fonction d'appartenance de l'outil 1 en différentes positions du contour de la pièce.....	127
Tableau I.2	– Valeurs de la fonction d'appartenance de l'outil 2 en différentes positions du contour de la pièce.....	128
Tableau II.3	– Valeurs de la fonction d'appartenance de l'outil 3 en différentes positions du contour de la pièce.....	129
Tableau II.4	– Valeurs de la fonction d'appartenance de l'outil 4 en différentes positions du contour de la pièce.....	131
Tableau II.5	– Valeurs de la fonction d'appartenance de l'outil 5 en différentes positions du contour de la pièce.....	132
Tableau II.6	– Valeurs de la fonction d'appartenance de l'outil 6 en différentes positions du contour de la pièce.....	133
Tableau II.7	– Affectation des outils aux points (COP) selon leur 'capabilité'.....	136

Nomenclature des abréviations

AE	Emission Acoustique.
AI	Intelligence Artificielle.
ANFIS	Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System.
ANN	Artificial Neural Networks.
CAE	Computer Aided Engineering.
CAO	Conception Assistée par Ordinateur.
CFAO	Conception Fabrication Assisté par Ordinateur.
CIM	Computer Integrated Manufacturing.
CIPMS	Computer Integrated Production Management System.
CMP	Chemical Mechanical Polishing.
CNC	Commande Numérique par Calculateur.
DAO	Dessin Assisté par Ordinateur.
FAN	Fuzzy Adaptatif Neural.
FAO	Fabrication Assistée par Ordinateur.
FEM	Finite Elément Modeling.
FMC	Flexible Machining Cell.
FMS	Flexible Manufacturing System.
IMS	Intelligent Manufacturing System.
ISS	Intelligent Scheduling System.
LCC	Life Cycle Cost.
MLP	Perceptron Multi Couche. Multi-Layer Perceptron.
PME	Petites et Moyennes Entreprises.
RBFN	réseau à fonction de base radiale.
RdF	Reconnaissance des formes.
RFR	Réseau à Fonction de base Radiale.
RNA	Réseaux de Neurones Artificiels.
TCM	Tools Condition Monitoring.
TGAO	Technologie de Groupe Assistée par Ordinateur.

Introduction Générale

INTRODUCTION GENERALE

La recherche en productique porte sur la conception et la mise en œuvre des systèmes de production (fabrication des produits, mais également conception, management et logistique associés). Il faut pouvoir satisfaire des marchés exigeant des produits variés, de qualité élevée, à faible coût, renouvelés fréquemment, avec une demande fluctuante, et s'adapter à un environnement monétaire, réglementaire et normatif en perpétuel changement, ainsi qu'à une concurrence mondiale de plus en plus serrée et de moins en moins prévisible. Cette montée de la diversité, du changement et de l'incertitude impose aux entreprises deux caractéristiques essentielles : la flexibilité et la réactivité. Pour atteindre ces objectifs, il faut optimiser et mieux articuler les deux activités essentielles que sont la conception du produit et sa fabrication.

Pour accroître la flexibilité et la réactivité du système de production, assurer sa pérennité et limiter le temps de mise sur le marché de nouveaux produits, cette double contrainte nécessite de limiter les délais de reconfiguration lorsque, pour une raison quelconque, l'environnement de production évolue. En effet, il ne s'agit plus pour l'entreprise de suivre la demande de sa clientèle mais bien de la devancer afin de fournir au client, au moment où la demande se crée, le produit adapté.

La réactivité s'accompagne d'une remise en cause perpétuelle de l'outil de production réduisant d'autant le délai dévolu à sa conception. De plus, l'action conjointe de la réduction des délais de livraison et de la livraison à la carte (donc de l'absence de stocks), entraîne des contraintes fortes sur les temps de fabrication. Ces contraintes particulières imposent aux entreprises de restructurer leur appareil de production et, en particulier, de limiter au maximum le "time to market" (temps de mise sur le marché).

L'utilisation des machines-outils à commande numérique (MOCN) et l'automatisation ont permis de réaliser un compromis entre la productivité des lignes de transfert et la flexibilité/réactivité des machines servies par l'opérateur humain.

L'introduction directe de l'ordinateur dans la gestion du cycle de production a favorisé l'utilisation des techniques avancées de l'informatique (système d'information, intelligence artificielle, ...). Celles-ci ont alors apporté à l'automatisation flexible les processus de décision qui lui manquaient pour décentraliser au maximum les processus de décision et se libérer des structures linéaires ou parallèles caractéristiques des lignes ou des cellules flexibles. Une caractéristique remarquable des réseaux de neurones artificiels est qu'ils ont été appliqués avec succès à un grand nombre de tâches (mise en correspondance, prédiction, contrôle, modélisation, optimisation) dans des domaines très différents (traitement de signal et de données, procédés industriels, finance, médecine, et en particulier génie mécanique). Le point commun de ces problèmes est de pouvoir être posés de manière à utiliser les capacités associatives des réseaux de neurones artificiels, vus comme des classificateurs.

Depuis une cinquantaine d'années, de nombreux chercheurs, travaillant dans des domaines scientifiques variés, s'intéressent aux réseaux de neurones. Leurs propriétés naissent de la multiplicité des interconnexions entre unités de calcul que sont les neurones formels. Les qualités d'approximation, d'apprentissage et de généralisation des réseaux de neurones ont été mises en évidence et étudiées notamment dans le cadre de la classification [BIS 95]. De ces travaux est né le connexionisme qui regroupe l'ensemble des méthodes, des techniques et des outils permettant l'analyse et la mise en œuvre des réseaux de neurones. Mais ce n'est que depuis une vingtaine d'années que s'est intensifiée la recherche sur les applications du connexionisme dans divers domaines des sciences de l'ingénieur et particulièrement en construction et fabrication mécanique. Les résultats obtenus ont fait naître un espoir d'émergence d'outils généraux pour la modélisation, la commande ou le contrôle de

processus de fabrication etc., des justifications théoriques sont venues conforter ces travaux. Les propriétés d'approximation 'parcimonieuse' des réseaux de neurones ont été établies [NAR 96].

En raison de la diversité des types et formes d'outils existants sur la marché et leurs multiples possibilités d'utilisation respectives (un même outil est capable d'usiner plusieurs formes ou entités géométriques différentes et une même entité géométrique peut être usinée par plusieurs outils différents de type et de formes différentes un choix rationnel des outils de coupe, particulièrement lors de la programmation d'une cellule de tournage, nécessite inévitablement la décision de l'expert. Ce dernier sait en effet tenir compte aussi bien des contraintes géométriques (adapter l'outil à la forme de l'entité géométrique à usiner en excluant les risques de talonnage et de collisions locale et globale entre l'outil et la pièce respectivement entre l'outil et le porte-pièce), que des contraintes technologiques, (adaptation d'un outil au type d'opération – ébauche ou finition - et à l'état de surface prescrit,...). Pour être entièrement automatisé, réactif et flexible, un site de production doit pouvoir intégrer cette étape de façon automatique.

A cet effet, nous avons structuré ce mémoire en deux parties distinctes se résumant comme suit :

Dans la première partie, un état de l'art sur les applications avérées des réseaux de neurones et de la logique floue dans le domaine de la conception et fabrication mécanique a été présenté. Ainsi, des applications de l'approche Neuro-floue, que ce soit au niveau de l'optimisation de trajectoires d'outil en fraisage, des volumes flous et leur utilisation en productive, l'évaluation et la modélisation des efforts de coupe en usinage, la détection et la classification de l'usure des outils de coupe, l'identification de la forme des copeaux, l'exploitation de données incomplètes, la détermination et le choix de conditions de coupe, l'étude d'un contrôleur d'apprentissage flou, la numérisation du processus de conception, la conception dans un environnement incertain, l'application de la logique floue en cotation fonctionnelle, l'association d'un système multi-agents et de la logique floue pour la réalisation d'un ordonnancement coopératif, la configuration de familles de produits par des ensembles flous, la modélisation des processus d'usinage par des réseaux adaptatifs flous, l'aide à la décision axé sur un compromis d'optimisation, la surveillance et le diagnostic des processus, la configuration de RNA pour la surveillance de processus, la technologie de groupe assistée par RNA, ont été recensées et explicitées. L'apport de ces différentes applications a fait l'objet d'une dissertation qui parachève cette première partie.

La deuxième partie est consacrée à l'application des réseaux de neurones en association avec la logique floue pour la mise en œuvre d'un système Neuro-flou afin d'assister l'opérateur-usineur dans le choix rationnel des outils de coupe lors de la programmation d'un centre de tournage à commande numérique. A cet effet, pour répondre à l'objectif fixé, nous proposons un concept basé sur la reconnaissance des formes. Dans ce cas, le problème s'apparente à une classification, par conséquent le réseau de neurones le plus approprié est le « *perceptron multicouche* » et le mode d'apprentissage est celui de la « *retro-propagation du gradient* » ou bien tout simplement « *descente de gradient* ». Après un apprentissage supervisé, où il est nécessairement tenu compte du respect des contraintes géométrique et technologique, évalue le degré de faisabilité de l'usinage considéré par un outil donné. Ce que nous définissons comme la 'capabilité' d'un outil à usiner une forme donnée dont le contour est subdivisé en incréments représentant les points de contact 'outil-pièce' ou cutter contact. Le traitement des données de sortie du réseau est prise en charge par un système flou qui propose un choix rationnel parmi une palette d'outils présentés qui sont affectés selon leur 'capabilité' respective.

Une conclusion générale et des perspectives d'extension de ce travail, clôture ce mémoire.

PREMIÈRE PARTIE

Apport et applications des réseaux de neurones et de la logique floue.

1. INTRODUCTION

Les réseaux de neurones et la logique floue ont été introduit lors des deux dernières décennies dans les sciences de l'ingénieurs en général et dans l'industrie mécanique en particulier pour apporter des solutions efficaces et élégantes dans les domaines tels que : reconnaissance de formes, contrôle non destructif, filtrage d'informations textuelles, bio-ingénierie, formulation de matériaux nouveaux, modélisation de procédés industriels, contrôle de l'environnement, robotique, classification d'images satellitaires, classification de signaux de sonar, commande de processus etc. Ils constituent une approche permettant d'aborder sous des angles nouveaux les problèmes de perception, de mémoire, d'apprentissage et de raisonnement. Ils s'avèrent aussi des alternatives très prometteuses pour contourner certaines limitations des méthodes numériques classiques. Grâce à leur traitement parallèle de l'information et à leurs mécanismes inspirés des cellules nerveuses (neurones), ils infèrent des propriétés émergentes permettant de solutionner des problèmes jadis qualifiés de complexes.

La mise en œuvre des réseaux de neurones se révélera, en grande partie, comme constituant une extension *non linéaire* de méthodes *statistiques* bien connues, ce qui suffit à justifier la très grande étendue de leur champ d'application.

Dans divers domaines de la conception et des fabrications mécaniques des produits, nous retiendrons entre autres applications : le choix des matériaux, le contrôle, la gestion, et le marketing du produit, pour les industries mécaniques et manufacturières [CHA 91]. "Des ordinateurs sont généralement utilisés, dans la pratique, en matière de fabrication moderne. Vers la fin des années 60, des ordinateurs ont été utilisés la première fois pour la commande directe de groupe de machines-outils. Dans les années 70, le concept d'atelier flexible (FMS) "Flexible Manufacturing System " a été introduit. Un FMS est "un groupe de poste de travail semi-indépendant commandé par ordinateur et lié par des systèmes de manipulation automatisés [JAI-74]. D'après [GIA 94] un atelier flexible (ou Flexible Manufacturing System, FMS) est "un ensemble de machines reliées par un système de manutention automatique, le tout contrôlé par un système central informatisé", ce ne sont pas ses composants qui font d'un système de production un atelier flexible mais ses performances en termes de flexibilité et de réactivité.

Actuellement, le développement des systèmes de fabrication assistée par ordinateur est à une étape très avancé où on parle de système de fabrication intégré par ordinateur "Computer Integrated Manufacturing " (CIM). Un système CIM "est considéré comme l'émanation d'un système de Productique "quand l'effort de conception inclue l'utilisation des ordinateurs pour réaliser un déroulement intégré des activités de fabrication, basé sur l'écoulement intégré de l'information ce qui permet d'organiser des liens entre toutes les activités [MIT 91] . Au vue de l'évolution des systèmes de production Il devient clair que l'on s'achemine vers des systèmes de fabrication intelligents "Intelligent Manufacturing System" (IMS). Ces systèmes peuvent être caractérisé par leur capacité de résoudre des problèmes sans le recours à des algorithmes détaillés et explicites, disponibles pour apporter des solutions à chaque problème de fabrication, [IFA 84].

Historiquement les premiers modèles neuromimétiques ont été développés dans la mouvance cybernéticienne. Ils devaient permettre de valider et d'utiliser en robotique les premiers modèles neurobiologiques de la conscience. Les cybernéticiens tendaient en effet vers une conception matérialiste réductrice de la conscience (conception behavioriste selon laquelle la conscience est issue d'une combinaison de boucles réflexes [DEL 94]).

Dans ce qui suit, nous allons présenté un état de l'art sur les différents travaux ayant traité des applications industrielles de la logique floue, des réseaux de neurones et des systèmes hybrides Neuro-flous, qui ont investi particulièrement les différentes branches de la conception et de la fabrication mécanique. Toutefois, nous évoquerons très brièvement

d'autres applications qui ne feront pas l'objet d'une analyse dans ce présent mémoire, mais que le lecteur intéressé pourra consulter dans les références données ci-après.

Aussi, l'approche Neuro-flou a recouvert avec succès des domaines très variés, à l'instar des finances [PAQ 97], du contrôle de la marche de robot [COI 92], du Contrôle de la combustion des moteurs [MÜL 97], de l'aide au diagnostic, contrôle non destructif par thermographie infrarouge [ZAB 97], du pré réglage d'un SKIN PASS [BRE 97], de l'utilisation des réseaux de neurones pour la modélisation du soudage par point [MON 97] de l'Inférences floues et intégration de connaissances métiers et des capteurs logiciels [MAZ 05], [LOR 01], de la prédiction de paramètres thermodynamiques de matériaux [KIM 91], de la prédiction des propriétés chimiques de molécules et RNA [HAN 95], de la prédiction de l'évolution de la température le long des parois [LEG 02], de la Propriété électrique des matériaux et R N A [SHA 04], de la prévision de trajectoires d'avions par réseaux de neurones, de la communications numériques et réseaux de neurones [IBN 00], de la discrimination d'événements sismiques [MUL 98], et enfin des performances et de la compétition industrielles [TAG 90], [MEN 93], [LEE 75].

2. LES APPLICATIONS EN GENIE MECANIQUE.

2.1. Fabrication mécanique et réseaux de neurones

Le développement des systèmes de fabrication assistée par ordinateur a évolué vers la phase de la fabrication intégrée par ordinateur (Productique). L'évolution envisagée impose que la phase suivante soit celle des systèmes de fabrication intelligents (IMS) "Intelligent Manufacturing System", c'est-à-dire des systèmes capables d'extraire de la connaissance à partir de données et de manipuler cette connaissance pour résoudre des problèmes. La tendance actuelle, des systèmes de fabrication exige de plus en plus de flexibilité dans la conception de produits, la planification du processus, l'établissement du programme de cycle, le contrôle du processus, et la garantie de la qualité. Ceci peut être réalisé en établissant des systèmes intelligents qui peuvent s'adapter aux changements de leur environnement. Le premier effort dans cette direction est l'application des systèmes experts basés sur la connaissance. Depuis la fin des années 70, des systèmes basés sur la connaissance ont été employés dans divers domaines de la fabrication et de la conception mécanique en essayant de prendre en charge la résolution de certains problèmes liés à leur complexité, à la multitude de paramètres interdépendants, à la difficulté ou l'absence de modélisation des différents phénomènes et à leurs interactions avec leur environnement immédiat et cela pour aboutir à des systèmes ouverts et dotés d'intelligence [BAD 92].

D'autre part, les réseaux de neurones ont émergé comme technologie révolutionnaire pour la solution des problèmes qui sont de difficultés insurmontables par les méthodes traditionnelles. Les applications réussies de cette technologie et qui ont fait l'objet de nombreuses publications, à l'exemple de la reconnaissance de la parole et de formes, de la classification et de la commande de processus,... ont suscité un énorme intérêt pour les mécaniciens. Le domaine d'application des réseaux neurologiques en fabrication est extrêmement large. Il couvre presque tous les champs d'intervention de la phase de conception, en passant par la planification de processus, l'ordonnancement et la surveillance de processus, au contrôle de la qualité.

2.1.1. Optimisation de trajectoires d'outil en fraisage.

Les utilisateurs de logiciels de F.A.O. sont très souvent confrontés à des problèmes lorsqu'il s'agit de définir les valeurs des paramètres liés aux séquences d'usinages. Ces problèmes peuvent être résolus de manière automatique, soit en se basant sur l'expérience (lourd à mettre en oeuvre), soit à partir de systèmes experts (ne respectent toujours pas les habitudes des utilisateurs). Thomas et Barre [THO-02], proposent une méthode "mixte" permettant de palier aux problèmes des deux méthodes précédentes, tout en conservant leurs avantages. Il s'agit de mettre en oeuvre une méthodologie basée sur des réseaux de neurones, afin de générer automatiquement et de manière optimale les trajectoires d'outils en fraisage d'ébauche. Le travail proposé se limite à la génération par approche neuronale, des trajectoires de fraisage de poches, en ébauche. En effet, c'est au cours de l'opération d'ébauche que la quantité de matière usinée est la plus importante. C'est donc au cours de cette opération que l'effet de l'optimisation de la trajectoire de l'outil sera le plus significatif sur le temps d'usinage, critère de fabrication essentiel. La méthode utilisée est basée sur les cartes topologiques de KOHONEN et s'inspire de la résolution du Problème du Voyageur de Commerce. (Figure I.1, Figure I.2)

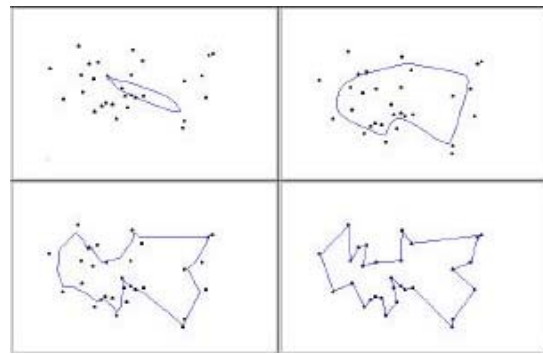
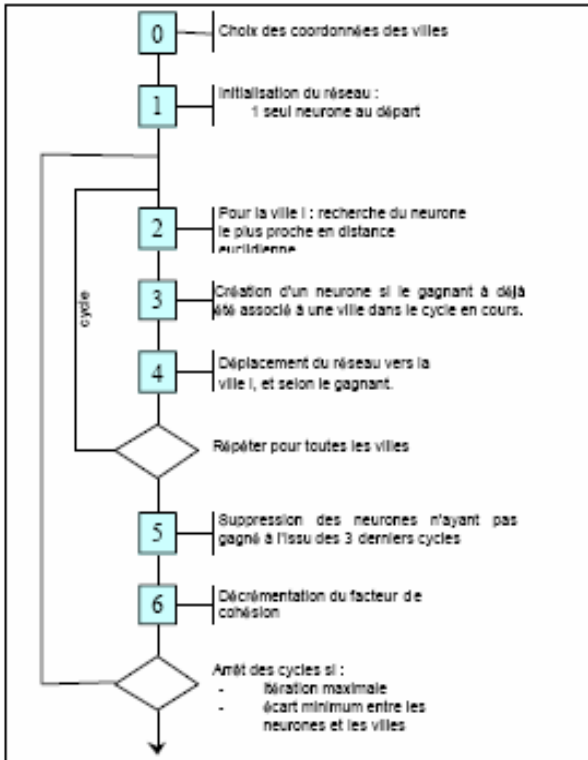


Figure I.2: Exemple d'évolution du trajet [THO 02]

Figure I.1: Algorithme de résolution par réseau de Kohonen [THO 02]

Après la numérisation de la géométrie de la poche en un nombre fini de points de passage de l'outil, l'approche utilise des cartes topologiques afin de générer une trajectoire d'outil optimale du point de vue des critères longueur et volume de matière résiduelle. Afin de minimiser le temps d'usinage tout en travaillant à efforts de coupe constants, une adaptation de la vitesse d'avance de l'outil est réalisée le long de cette trajectoire, en fonction de la profondeur de passe. Les résultats de cette approche de génération de trajectoires dépendent directement de la finesse de la numérisation de la poche, figures I.3 et I.4.

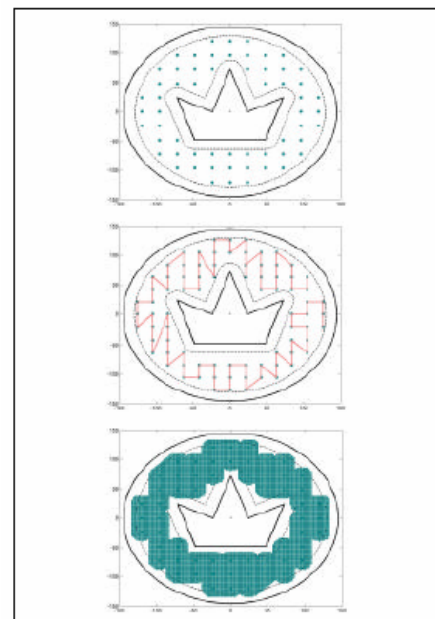
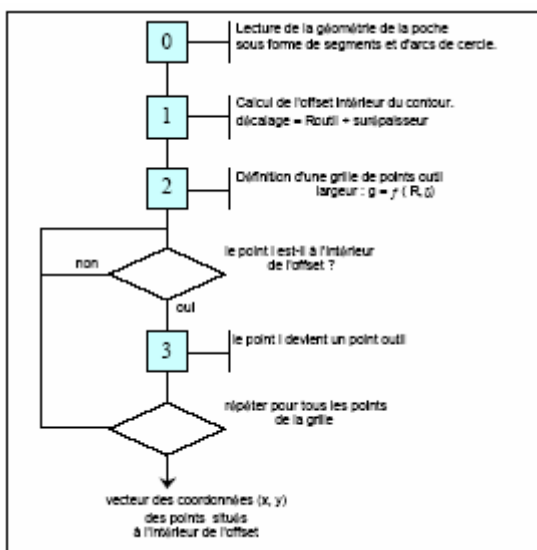


Figure I.3: Algorithme de base de numérisation d'une poche.[THO 02]

Figure I.4 : Numérisation de base.[THO 02]

Comparée aux méthodes utilisées par des logiciels de FAO, l'approche proposée est jugée intéressante. La recherche de la trajectoire optimale nécessite la connaissance d'un ensemble de points de passage de l'outil caractérisant la géométrie de la poche. De la précision de cette numérisation de la poche dépend essentiellement la qualité du résultat final, à savoir le temps d'usinage et la quantité de matière résiduelle après l'opération d'ébauche. L'algorithme de numérisation développé donne des résultats satisfaisants notamment du point de vue de la quantité de matière résiduelle.

2.1.2. Volumes flous et applications en productique

La reproduction synthétique ou matérielle des objets est à la base de la modélisation géométrique. Elle est dite filaire pour l'enchaînement des entités géométriques de base et en étant fermée, elle peut représenter la limite d'une surface. Elle est dite surfacique pour les surfaces libres sans épaisseur, et constitue les limites d'un volume en étant fermée. Enfin elle est dite volumique, par l'introduction de la notion d'intérieur et d'extérieur. Malgré le développement et l'évolution des moyens de calculs, la manipulation des volumes dans un même environnement reste cependant délicate à mettre en œuvre (vue la quantité de paramètres engendrés) et coûteuse en ressources informatiques. Sur la base de ces dernières constatations, Benfriha et Aoussat [BEN-02] ont été amenés à introduire la notion de volume flou associé, inspiré du principe de la géométrie floue, qui peut être une alternative captivante dans bien des applications en productique. Le principe est d'associer à un ensemble d'objets volumiques, des volumes flous constitués de réseaux de sommets situés chacun d'eux autour d'un objet ou sur sa surface, afin de l'englober (figure I.5). L'un des objectifs des volumes flous est de simplifier dans certains cas d'applications la recherche des états d'interférences volumiques dans l'espace. A travers cette modélisation allégée, le traitement par simulation d'un ensemble de solides complexes qui évoluent dans un même environnement peut être pris en charge, tout en gardant l'indépendance vis-à-vis des différents modèles géométriques utilisés pour la modélisation des solides. Les notations utilisées pour un ensemble de volumes flous sont illustrées dans la figure I.5.

Désignation de :

- Volumes flous ; $A^f \dots Z^f$.
- Volumes cibles ; $A \dots Z$. (le volume flou A^f correspond au volume cible A)
- Centre : $a \dots z$, (le centre a correspond au volume flou A^f).
- L'enveloppe de A^f , par r^a .
- Face : $a_i^{(P)}$, $i \in \{1, 2, \dots, n\}$, n : nombre de plans du volume A^f .
- sommets : $P_j^{(a)}$, $j \in \{1, 2, \dots, m\}$, m : nombre total de points.
- Point dynamique d^a du volume A^f .
- Liaisons $P_j^{(a)} \rightarrow a_i^{(P)}$.

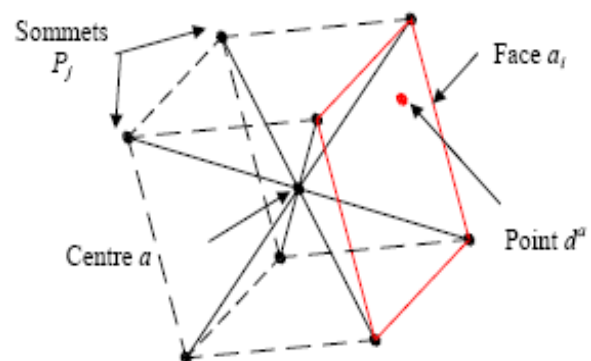


Figure I.5: Représentation d'un volume flou A^f [BEN 02]

Afin d'effectuer une adaptation cohérente entre un volume complexe et son associé flou, L'une des solutions consiste à effectuer un montage de N volumes flous, correspondant à la somme des volumes flous considérés. Ce montage engendre plusieurs enveloppes sphériques.

Un exemple de montage de plusieurs volumes flous élémentaires représentant un objet à forme libre est reproduit dans la figure I.6.

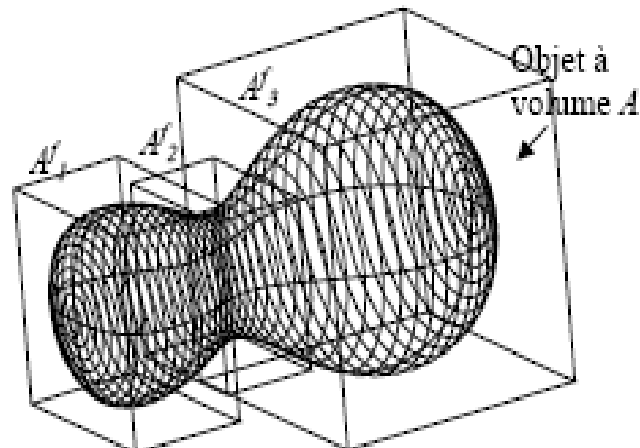


Figure I.6 : Exemple d'objet à forme libre, enveloppé par un montage de volumes flous. [BEN 02]

Les auteurs de cet article ont développé un algorithme qui leur offre la possibilité de détecter les cas d'interférences lors de la simulation. Comme application de cette nouvelle technologie, l'intérêt s'est porté au cas de sites d'usinages à CN (Commande Numérique).

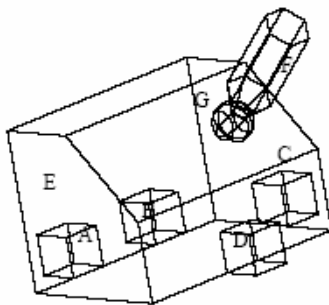


Figure I.7 : Représentation des volumes flous associés [BEN 02]

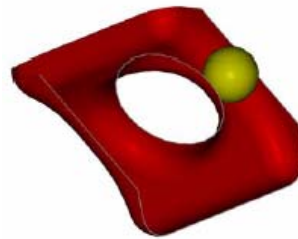


Figure I.8 : Représentation de la partie coupante de l'outil et de la surface à obtenir, qui ne figure pas sur la figure I.7.

Afin de mettre en exploitation cette méthode, un cas d'usinage à CN qui concerne la réalisation d'évidement de poche en 3D avec un seul îlot, a été traité. Cela a permis d'observer l'évolution de l'outil de coupe dans l'espace de la tâche, représenté par un lieu géométrique repéré. Ce même espace comporte tous les éléments technologiques requis pour la réalisation d'une tâche. L'étude de l'existence d'interférences pouvant surgir lors de l'exécution d'un cycle d'usinage et l'optimisation des volumes flous associés ont été concrétisées. Il s'agit de mettre en œuvre la méthode des volumes flous dans des sites d'usinage à commande numérique, afin de localiser et détecter les collisions pouvant survenir entre différents éléments intervenant lors de l'usinage.

Pour mettre en application cette méthode, les auteurs ont traité l'usinage de la même surface sur deux sites d'usinage à différents axes, et ayant en commun le cycle d'usinage, le pas, l'outil et les paramètres de coupes. Le premier est un site à 3 axes TTT (Figure I.9) qui contraint l'outil à se déplacer dans l'espace de la tâche en orientation fixe, ce qui provoque dans ce cas une interférence entre le corps inactif de l'outil et la pièce à usiner. Le deuxième cas est un site à 5 axes RTTTR (Figure I.10) ayant une orientation de l'outil, ce qui lui permet lors de son déplacement de s'orienter selon la normale à la trajectoire, donc pas d'interférence. Ainsi techniquement l'ajout d'axes à un site d'usinage peut être une solution

pour éviter les collisions entre objets, d'autre part l'aspect économique influe sur ce choix, et contraignent souvent les techniciens à rechercher d'autres solutions.

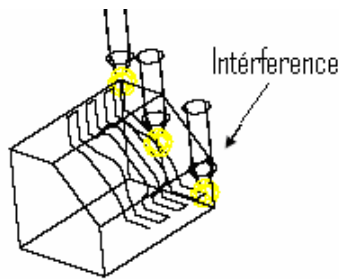


Figure I.9: Trajectoire en zigzag iso-paramétrique, machine outil CNC à 3 axes. [BEN 02].

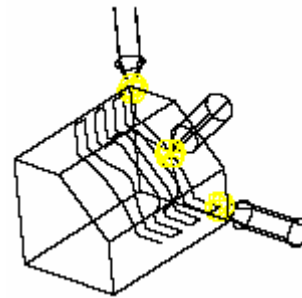


Figure I.10 : Trajectoire en zigzag iso-paramétrique, machine outil CNC à 5 axes. [BEN 02].

2.1.3. Efforts de coupe et modèle de réseau de neurones.

Modéliser des efforts de coupe a toujours été l'un des problèmes principaux dans la théorie de coupe des métaux. Le grand nombre de paramètres en corrélation qui influencent les efforts de coupe (vitesse de coupe, avance, profondeur de passe, angles de coupe, primaires et secondaires de tranchant, angle de dépouille, rayon de bec, angle de dégagement, angle d'inclinaison de tranchant, usure de l'outil de coupe, caractéristiques physique et chimique de la pièce à usiner, etc....) font qu'il est extrêmement difficile de développer un modèle approprié. Bien qu'une énorme quantité de données reliant les efforts de coupe soient disponible dans les manuels d'usinage, plusieurs tentatives ont été mises en oeuvre pour déterminer une relation entre certains paramètres de coupe tout en fixant d'autres paramètres. En outre, des mécanismes appropriés pour extraire les modèles généraux à partir des données d'usinage existantes doivent toujours être développés. C'est dans ce cadre que Szecsi [SZE-99] propose une approche pour modéliser les efforts de coupe à l'aide des réseaux de neurones artificiels multicouches. L'apprentissage est réalisé par l'algorithme de rétropropagation de l'erreur. La réalisation des réseaux est exécutée avec des données d'usinage expérimentales. Pour modéliser les efforts de coupe, un réseau de neurones à trois couches a été utilisé (fig. I.11), la couche d'entrée est constituée de 12 neurones correspondant aux différents paramètres qui ont une influence sur les forces développées durant le processus d'usinage, la couche de sortie est composée de 3 neurones représentant les efforts de coupe.

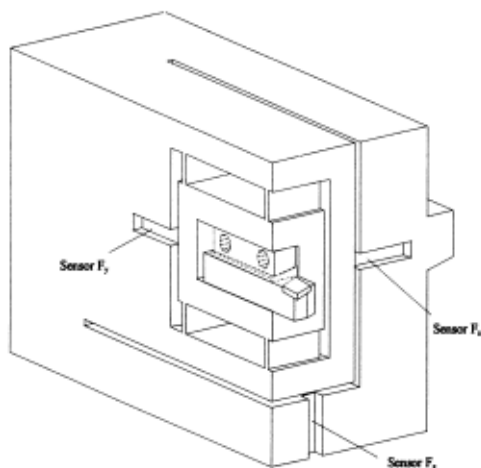


Figure I.12 : Dispositif d'acquisition des efforts de coupe. [SZE 99]

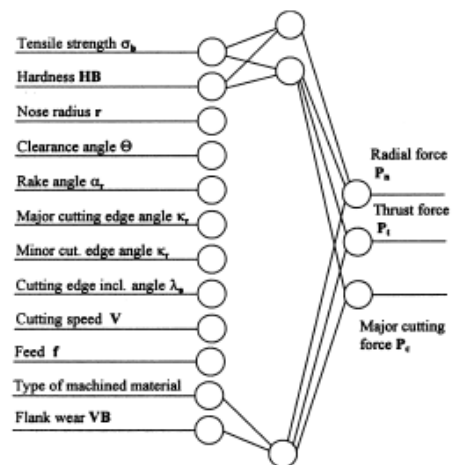


Figure I. 11 : Réseaux de neurones modélisant les efforts de coupe. [SZE 99]

Quant au nombre de neurones de la couche cachée du réseau, il a été varié pour différentes expérimentations pour aboutir à une configuration du réseau de neurones qui donnera les résultats les plus satisfaisants. La figure I.13, montre la variation de l'erreur moyenne d'apprentissage en fonction du nombre d'itérations.

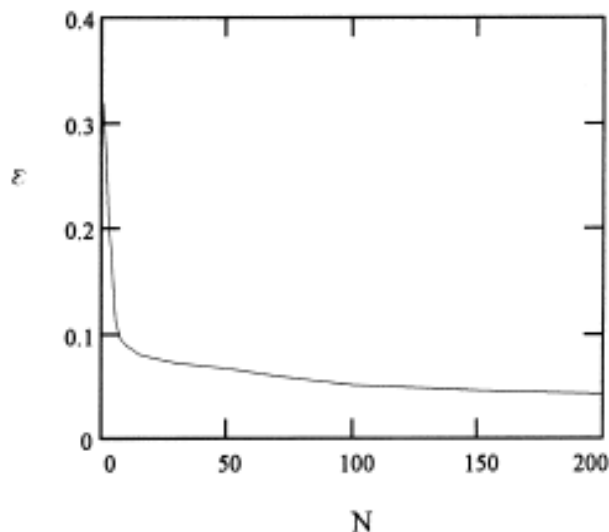


Figure I.13 : Variation de l'erreur moyenne d'apprentissage en fonction du nombre d'itérations. [SZE 99]

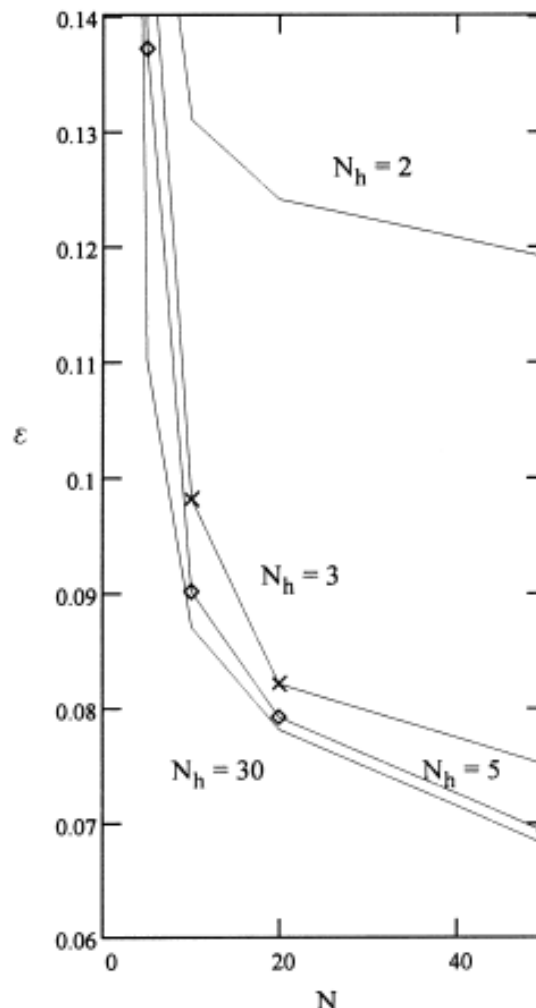


Figure I.14 : Variation de l'erreur d'apprentissage en fonction du nombre d'itérations et du nombre de neurones de la couche cachée. [SZE 99]

Le modèle développé peut être également employé pour la simulation et pour définir des valeurs de forces seuils dans des systèmes de surveillance d'état des outils de coupe en spécifiant les conditions de coupe ainsi que l'usure maximum de l'outil.

2.1.4. Usure des outils de coupe

L'usure des outils de coupe a un effet direct sur la qualité des pièces usinées, la surveillance en ligne de l'usure des outils est l'un des défis les plus importants en fabrication. La mesure des efforts de coupe est généralement l'une des méthodes les plus utilisées pour la surveillance en ligne de l'usure des outils, particulièrement dans les opérations de tournage parce que les valeurs des efforts de coupe sont plus sensibles à l'usure d'outil que la mesure des vibrations ou des émissions acoustiques.

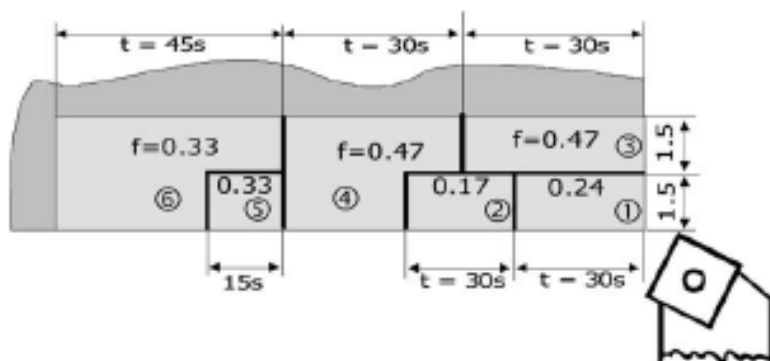


Figure I.15 : Paramètres de coupe utilisés pour l'expérimentation. [BAL 02]

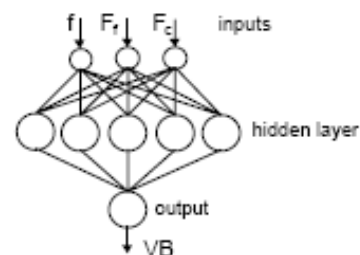


Figure I.16 : Structure du réseau utilisé [BAL 02]

Cependant, les composantes des efforts de coupe sont également sensibles à la taille de la section du copeau. Balazinski & al [BAL-02] décrivent une application de trois méthodes d'Intelligence Artificielle pour donner une estimation de l'usure des outils de coupe lors d'opérations de tournage, les deux premières sont des méthodes conventionnelles de l'Intelligence Artificielle, c'est-à-dire les réseaux de neurones artificiels à rétro-propagation et les systèmes interactifs flous d'aide à la décision. La troisième méthode est un système hybride Neuro-flou. L'évaluation de l'usure de l'outil est basée sur la mesure des composantes des efforts de coupe Le but de ce travail est de comparer l'utilisation des trois méthodes citées. La figure I.17, représente les résultats obtenus sur un ensemble d'apprentissage W5 et un ensemble de Test W7.

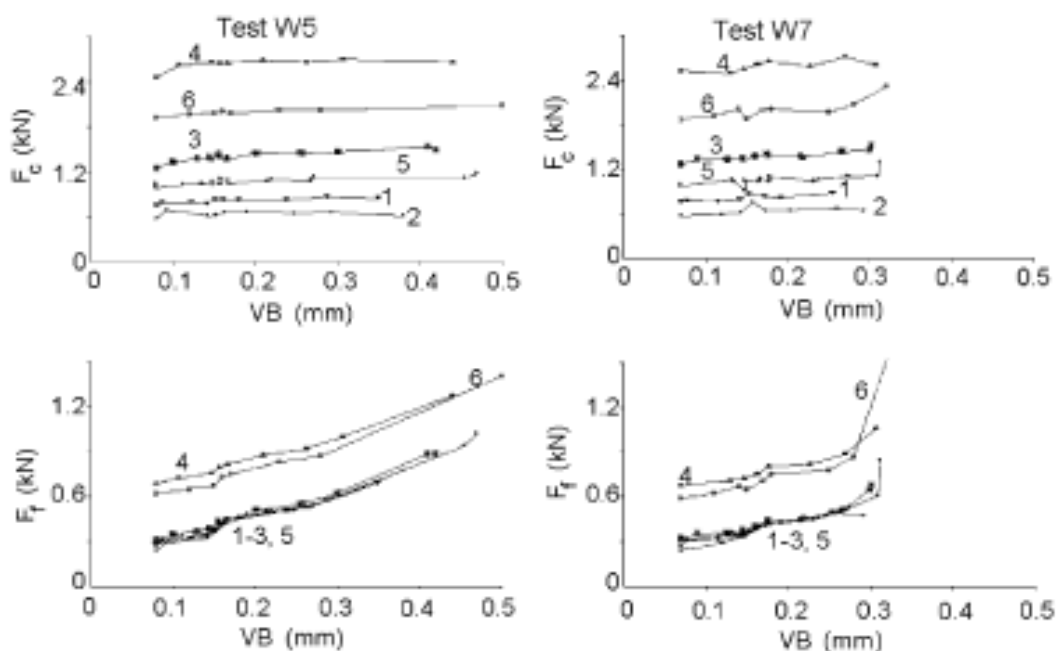


Figure I.17 : Variation des efforts d'avance F_f en fonction de l'usure de l'outil. (sur l'ensemble d'apprentissage et de test). [BAL 02]

Les auteurs ont concentré leurs travaux, non seulement, sur l'exactitude de la prévision de l'usure de l'outil, mais également sur la rentabilité pratique des méthodes présentées. Un aspect important de cette rentabilité est la dépendance des résultats obtenus à l'égard de l'ensemble des paramètres du système avec le futur utilisateur.

2.1.5. Identification de la forme des copeaux

Aujourd’hui les Systèmes de fabrication complexes fonctionnent dans un environnement en perpétuel changement avec beaucoup d’incertitudes qui requièrent le développement de systèmes de production avec des capacités d’auto adaptation. La concurrence de plus en plus féroce oblige les sociétés de production à fonctionner de plus en plus efficacement. Par conséquent, on assiste continuellement à une augmentation d’automatisation, de flexibilité et de réactivité de l’outil de production. La tendance, également, observée est la diminution ou la suppression, dans certains cas, de la surveillance humaine active au niveau de ces systèmes de production de l’industrie de la coupe des métaux. La Surveillance du processus de la rupture du copeau est l’un des facteurs importants pour automatiser la surveillance. Le travail proposé par Viharos & al [VIH-03] présente un modèle basé sur les réseaux de neurones artificiels (ANN) pour identifier la forme du copeau sur la base de données préalablement établies pour assurer la surveillance. La tendance actuelle dans la coupe des métaux et d’augmenter le taux d’enlèvement de matière par le degré élevé d’automation. Cette tendance exige une fiabilité et une surveillance du processus d’usinage où La finition des surfaces, l’exactitude dimensionnelle des pièces, la durée de vie de l’outil et les efforts de coupes sont largement mis en exergue, mais en général, moins d’attention est prêtée pour le contrôle et la surveillance du processus de formation et de rupture du copeau.

Cependant, la formation du copeau et l’aspect de sa rupture ont des effets qui peuvent fortement avoir des influences directes sur les éléments précédemment cités.

Plusieurs méthodes et techniques de contrôle de la formation et de la rupture des copeaux ont été développées et appliquées en pratique :

- Outil avec brise copeau, mais le choix et la conception de la géométrie de l’outil posent problème.
- Modèles prédictifs développés par expérimentation avec une base de données pour servir d’aide dans le choix des outils et des conditions de coupe.
- Autres moyens pour obtenir des copeaux brisés (utilisation de la vibration des outils, liquide réfrigérant à haute pression, matériau dur de la pièce usinée, etc...) sont, avec succès, appliqués pour quelques opérations.

La norme ISO 3685-1977 (E) a permis d’avoir une codification et une classification des différents types de copeaux :


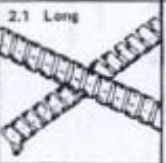
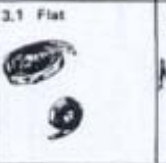
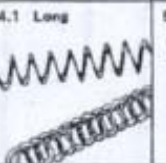
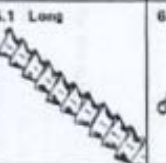
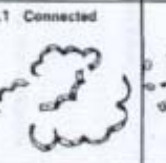

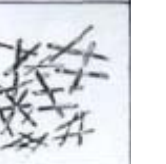
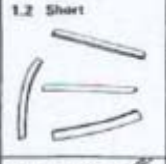
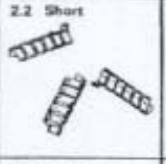
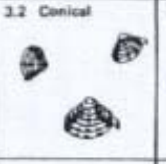
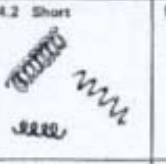
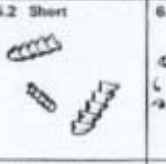
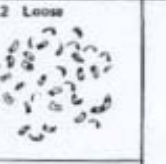


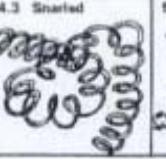
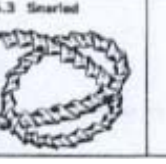
1 RIBBON CHIPS*	2 TUBULAR CHIPS*	3 SPIRAL CHIPS	4 WASHER-TYPE HELICAL CHIPS*	5 CONICAL HELICAL CHIPS*	6 ARC CHIPS**	7 ELEMENTAL CHIPS	8 NEEDLE CHIPS
1.1 Long 	2.1 Long 	3.1 Flat 	4.1 Long 	5.1 Long 	6.1 Connected 		
1.2 Short 	2.2 Short 	3.2 Conical 	4.2 Short 	5.2 Short 	6.2 Loose 		
1.3 Snarled 	2.3 Snarled 		4.3 Snarled 	5.3 Snarled 			

Figure I.18 : Norme ISO 3685-1977 (E) Représentant la Codification et la Classification des différents types de copeaux

Le type, ou souvent appelé la forme du copeau il représente une entité importante du processus de coupe. Il a une très grande influence sur :

- La stabilité du processus - par exemple les longs copeaux peuvent perturber le fonctionnement de la machine, avoir des effets néfastes sur l'environnement de la machine et même sur le processus de coupe lui-même,
- L'effet sur l'environnement de la production - par exemple il est bien plus facile de manipuler, stocker, transporter et recycler des copeaux brisés.



Figure I.19 : Echantillon de copeaux, montrant la variété de leurs formes. [VIH 03]

Un grand nombre de paramètres machine, des mesures directes de certaines valeurs et le calcul des facteurs des signaux de surveillance ont été utilisés comme ensemble d'une base d'information pour la détermination de la forme du copeau à obtenir pendant le processus de coupe.

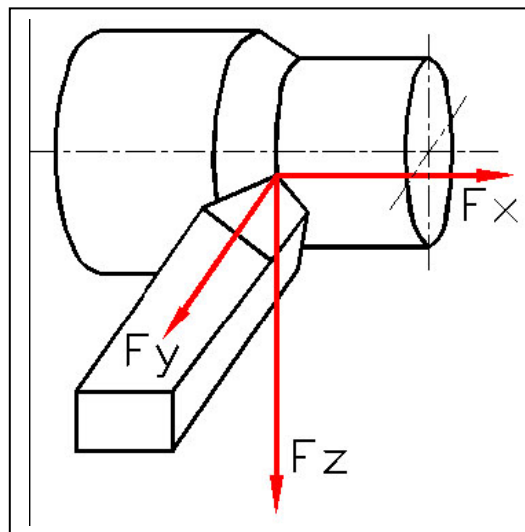


Figure I.20 : Direction des efforts de coupe mesurés, pour le calcul des caractéristiques du signal (Capteur piézo-électrique) [VIH 03]

De nombreux essais expérimentaux ont été réalisés pour rassembler des données réelles de mesure pour construire et tester différents modèles de réseaux pour la classification des copeaux.

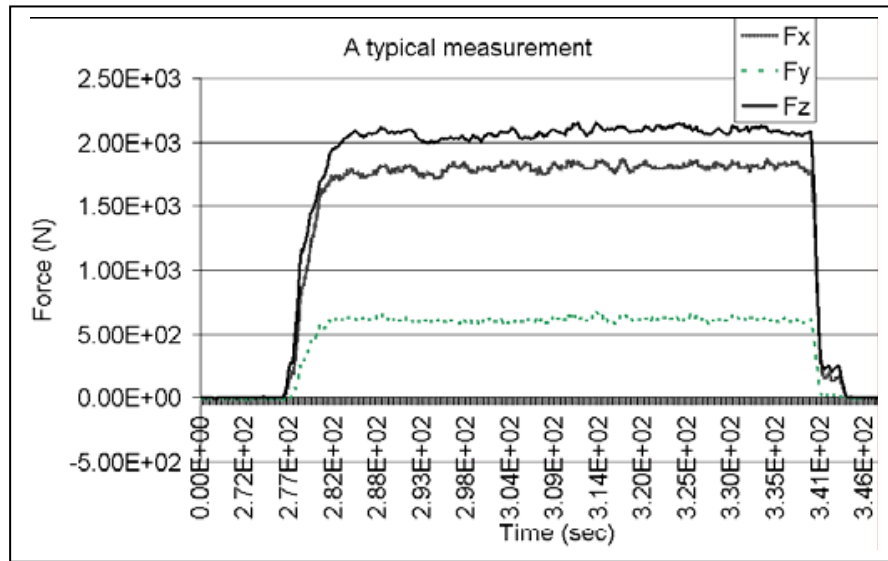


Figure I.21 : Exemples de signaux des trois composantes d’effort de coupe en fonction du temps. [VIH 03]

Ces résultats de la recherche, nouveaux, admettent que les modèles construits en utilisant des réseaux de neurones permettent d’obtenir une base d’information pour déterminer les différents paramètres de surveillance afin de réaliser une présélection des formes des copeaux en respectant l’efficacité de l’opération d’usinage du point de vue économique, ainsi que la prise en compte des aspects environnementaux.

2.1.6. Réseaux de neurones et données incomplètes.

Viharos & al [VIH-02] présente un article qui décrit une nouvelle approche pour mettre en œuvre l’apprentissage et l’application des réseaux de neurones artificiels (ANN) en utilisant des données incomplètes.

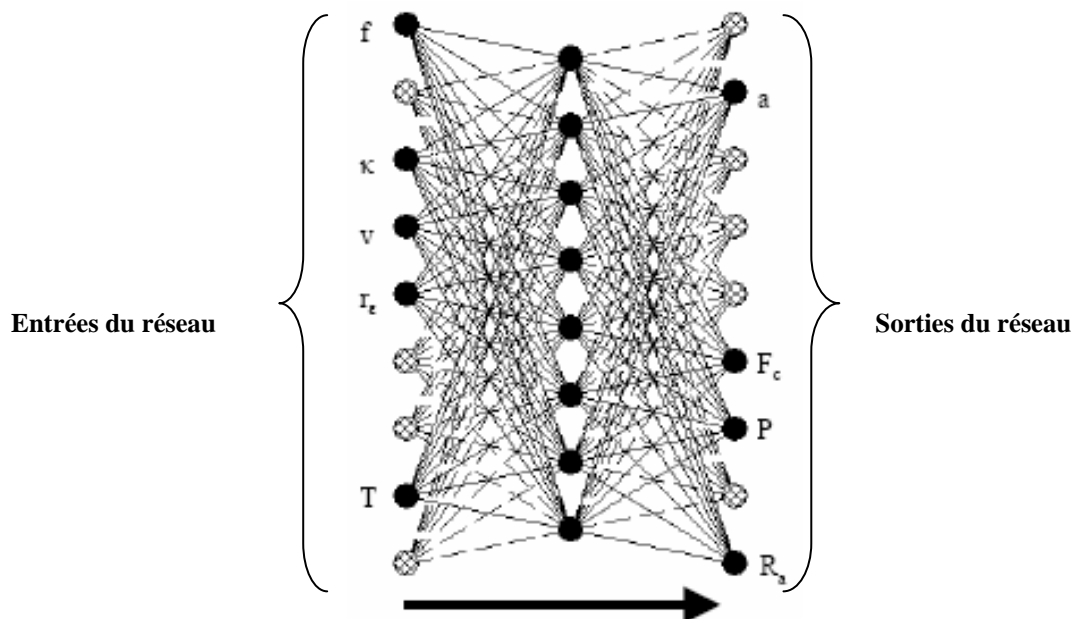


Figure I.22 : Réseau de neurones et paramètres d’entrée et de sortie. [VIH 02]

La méthode de recherche commence par un réseau ayant le même nombre de neurones d'entrée et de sortie et qui sont équivalent au nombre de paramètres décrivant le système analysé, figure I.22. Page précédente.

La nouveauté de base dans cette approche est que l'on ne doit pas remplacer les données manquantes mais exécuter l'apprentissage du réseau de neurones de manière à lui permettre d'acquérir la capacité de manipuler de telles situations. L'origine de l'idée est inspirée des premiers travaux de recherche des auteurs dont l'objectif principal est de trouver une configuration appropriée des entrées / sorties des réseaux de neurones.

Le concept présenté montre l'intérêt d'utiliser des données qui ont été préalablement altérées pour exercer et apprendre au réseau à prendre en charge et à manipuler efficacement des données incomplètes. La faisabilité de la solution proposée a été démontrée par des résultats expérimentaux avec simultanément des données artificielles et des données réelles. Les expériences réalisées se rapportent à la modélisation et à la surveillance des processus de coupe. L'idée fondamentale des auteurs n'était pas de remplacer les données manquantes par d'autres valeurs spécifiques mais développer un algorithme d'apprentissage qui puisse permettre au réseau de manipuler des données incomplètes. L'algorithme doit permettre l'adaptation de la structure du réseau aux différentes données qui lui sont présentées dont certaines ont des composantes qui manquent. Il sélectionne les états du réseau de neurones selon la présence ou l'absence de données du vecteur représentant l'entrée du réseau.

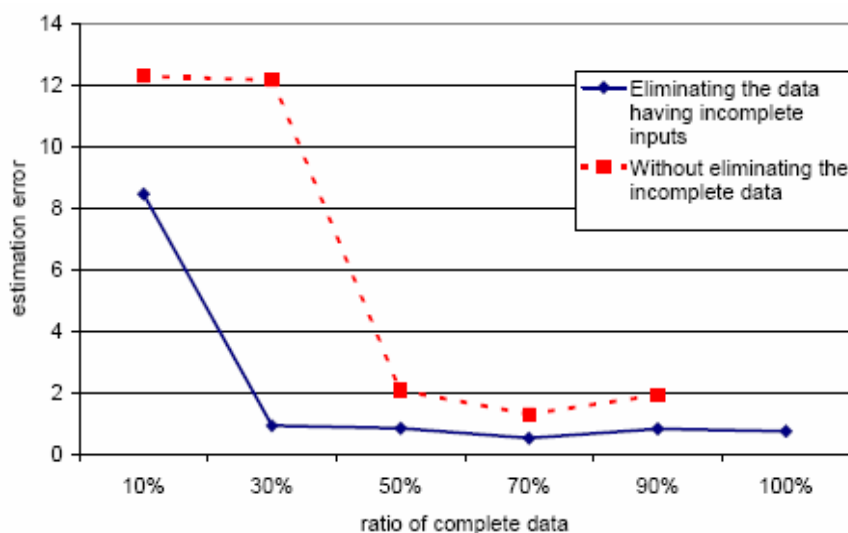


Figure I.23 : Estimation de l'erreur (élimination des vecteurs dont les données sont incomplètes). [VIH 02]

La méthode utilise un algorithme d'apprentissage de retropropagation modifié. La première phase de l'algorithme qui est l'étape de propagation vers l'avant (de l'entrée vers la sortie) où le réseau de neurones estime ses paramètres de sorties (vecteur de sortie) en correspondance avec les paramètres d'entrée (vecteur d'entrée) et la structure du réseau. Pendant la phase d'apprentissage et après la première étape l'algorithme de retropropagation calcule l'erreur entre les sorties du réseau et les sorties désirées et modifie en conséquence les poids des connexions entre les neurones. Les données d'apprentissage et les modifications des poids des connexions sont récapitulés et regroupés en lots et ainsi le changement des poids intervient seulement après que toutes les données d'apprentissage soient présentées au réseau.

L'algorithme développé a été comparé à trois méthodes d'extension de données et les résultats ont montré que le modèle utilisé disposait d'une supériorité des possibilités d'évaluation. L'algorithme a été testé avec des données artificielles et l'on a constaté qu'il pouvait être entièrement en mesure de manipuler des données incomplètes.

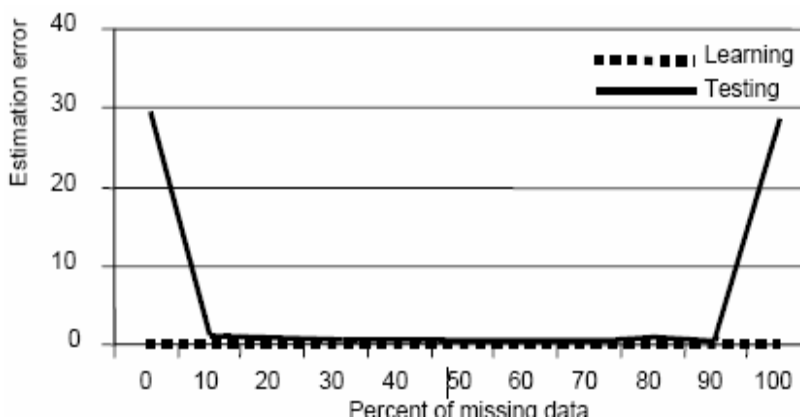


Figure I.24 : Estimation de l’erreur sur l’ensemble de test. [VIH 02]

Les essais ont montré qu’il était bénéfique d’éliminer des vecteurs d’apprentissage dont les données des vecteurs d’entrée sont incomplètes si les paramètres d’entrée sont totalement indépendants.

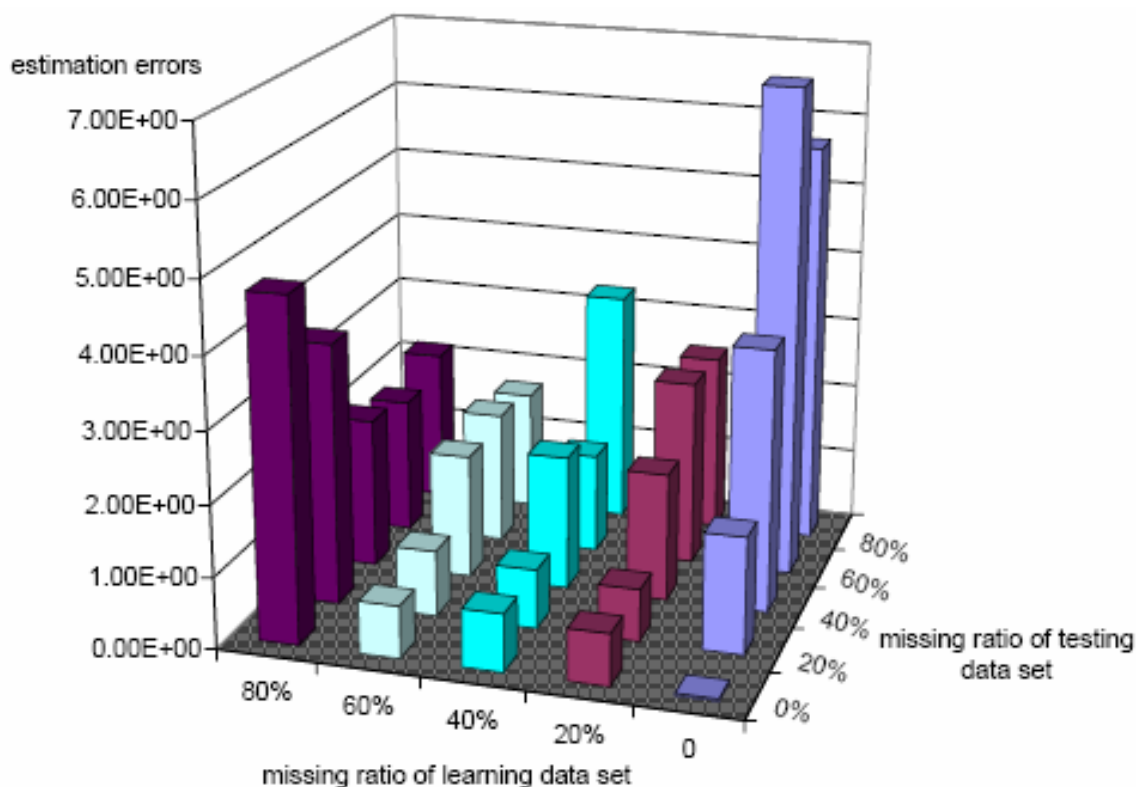


Figure I.25 : Estimation de l’erreur avec des taux de données incomplètes différents pour les ensembles d’apprentissage et de test. [VIH 02]

Les auteurs ont abouti à des résultats intéressants dans le cas des données d’entrée incomplètes, si les paramètres d’entrée sont « redondants superflus » et qu’il était intéressant d’altérer les données pour préparer le modèle de réseau de neurones pour qu’il puisse manipuler efficacement des données incomplètes. Des essais pour la surveillance d’un processus de tournage ont été réalisés et ont permis de mettre l’accent sur les précédentes conclusions dans une application réelle.

2.1.7. Evaluation des efforts de coupe

L'évaluation des efforts de coupe dus au mouvement d'avance à partir de mesures courantes, en mettant en œuvre un système à base de réseaux de neurones et de logique floue avec un apprentissage hybride constitue la contribution de Li & al [LI 00], à travers cet article les auteurs démontrent qu'il est très important d'utiliser des sondes fiables et peu coûteuses pour obtenir les informations utiles et nécessaires pour le traitement de données dans le domaine de la fabrication, tels que les efforts de coupe, pour assurer une surveillance automatisée des différentes opérations d'usinage. Le présent article décrit une étude où les efforts de coupe engendrés par le mouvement d'avance sont mesurés au moyen de sondes courantes peu onéreuses, installées sur le servomoteur d'un centre de tournage à commande numérique par ordinateur (CNC) Figure I.26.

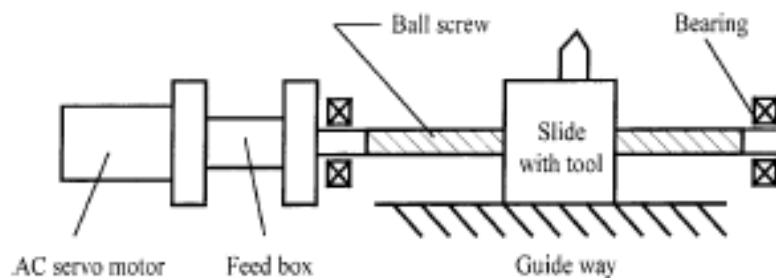


Figure I.26 : Système servomoteur d'entraînement de l'avance. [LI 00]

Aussi les facteurs qui affectent l'avance d'entraînement du système considéré sont analysés avec minutie, un modèle du système qui permet d'estimer les efforts de coupe engendrés par le mouvement d'avance est présenté. L'effort d'avance est estimé en utilisant la mesure du courant du moteur d'avance pour être exploité par un système utilisant les techniques de l'intelligence artificielle que sont les réseaux de neurones et la logique floue, pour mettre en œuvre un modèle de traitement basé sur l'association des deux outils cités précédemment aboutissant à un système Neuro-flou. Les résultats expérimentaux, réalisés par les auteurs de cette contribution, démontrent que cette méthode est très performante du fait que l'estimation de l'effort de coupe, engendré par le mouvement d'avance, est réalisé avec une exactitude satisfaisante, l'erreur commise par le modèle, Neuro-flou, lors de l'estimation de cet effort avoisine les 5%.

Les auteurs ont mis l'accent sur l'importance de développer des systèmes de surveillance intelligents fiables et peu coûteux pour assurer un déroulement optimal du processus de coupe. Le système de surveillance peut efficacement apporter une aide, appréciable, quant à la maintenance des machines-outils, le suivi de l'usure des outils et l'évolution du processus de coupe. Malheureusement, les performances des systèmes de surveillance traînent toujours loin derrière, les espérances attendues d'un système de surveillance, et cela en raison du rapport coût/performance très élevé. L'effort de coupe est l'une des variables caractéristiques d'importance nécessitant une surveillance dans les processus de coupe.

Différents résultats de travaux de recherche montrent que la rupture de l'outil de coupe, son usure ainsi que, dans certains cas, la déflexion de la pièce à usiner, sont fortement liés à l'effort de coupe. Le système d'entraînement de l'avance est représenté simplifié, dans la figure I.27, page 18.

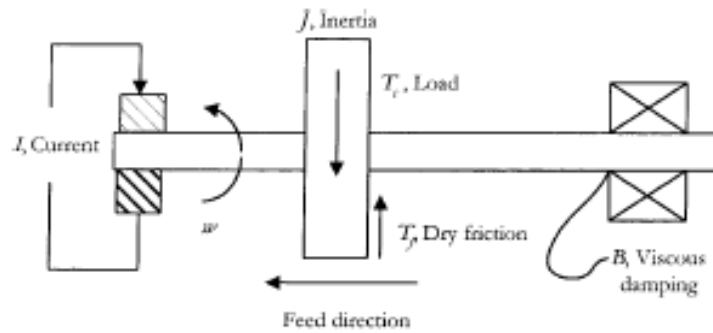


Figure I.27 : Modèle du système d’entraînement de l’avance. [LI 00]

Différentes expériences pratiques, réalisées par les auteurs de cette étude, montrent que la relation entre la vitesse d'axe et le courant consommé est approximativement linéaire, comme illustrée dans la figure I.28, ci-dessous.

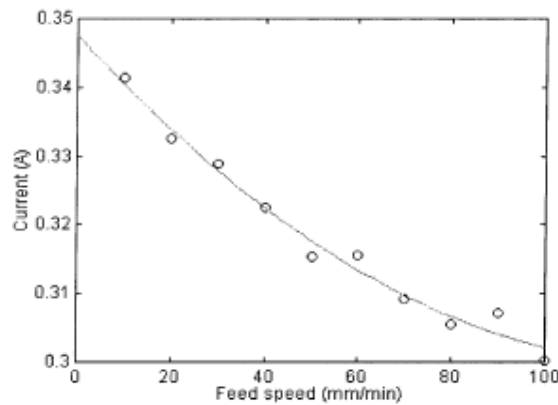


Figure I.28 : Relation entre la vitesse d’avance et le courant consommé durant l’opération d’usinage. [LI 00]

Dans cet article, les auteurs ont mis en œuvre un système d’inférence adaptatif Neuro-flou (ANFIS) qui a été utilisé pour estimer les efforts de coupe engendrés par le mouvement d’avance en mesurant le courant absorbé par la machine outil durant la phase d’avance de l’outil.

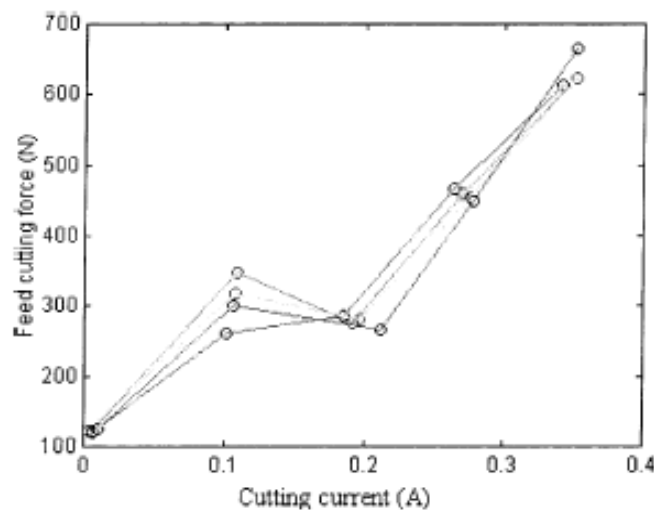


Figure I. 29 : Relation entre l’effort de coupe et le courant I absorbé par le mouvement d’avance. [LI 00]

Le système d'inférence adaptatif Neuro-flou (ANFIS) est un réseau de neurones à quatre couches qui simule le principe fonctionnement du système Neuro-flou. Les poids du réseau de neurones sont ajustés par l'intermédiaire de l'algorithme d'apprentissage de rétropropagation du gradient de l'erreur, entre les sorties réelles et les sorties désirées du système en prenant comme base un ensemble de données composé des paramètres d'entrées et de sorties du modèle mis en œuvre.

Deux variables caractéristiques, le courant I et la vitesse d'avance v , sont choisis comme entrées du modèle suggéré. neuro-flou. ANFIS représenté dans la figure I.30.

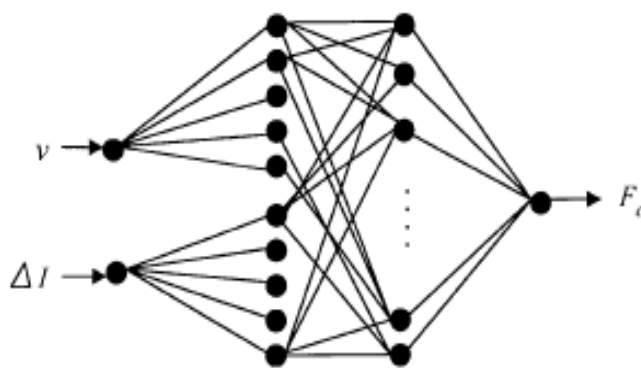


Figure I. 30 : Structure du Réseau 'ANFIS' pour l'évaluation de l'effort de coupe. [LI 00]

Enfin l'effort de coupe généré par le mouvement d'avance F_f peut être estimée en utilisant la structure du réseau 'ANFIS' avec comme variables d'entrée le courant I et la vitesse d'avance v .

Des comparaisons entre les différents résultats obtenus ont été faites à différentes étapes du processus de coupe, et sont représentés dans la figure I.31, qui illustre l'erreur entre l'effort réel et l'effort estimé par le réseau de neurones, en considérant les paramètres suivants : Vitesse de rotation=1000 t_r/mn. La vitesse d'avance= 10, 20, 30, 40, 50. mm / mn. La profondeur de passe= 1mm. La pièce à usiner est en acier mi-dur. Le rayon d'outil= 0.8 mm, cette erreur est à moins de 5%, ce qui permet de valider la faisabilité de l'approche suggérée.

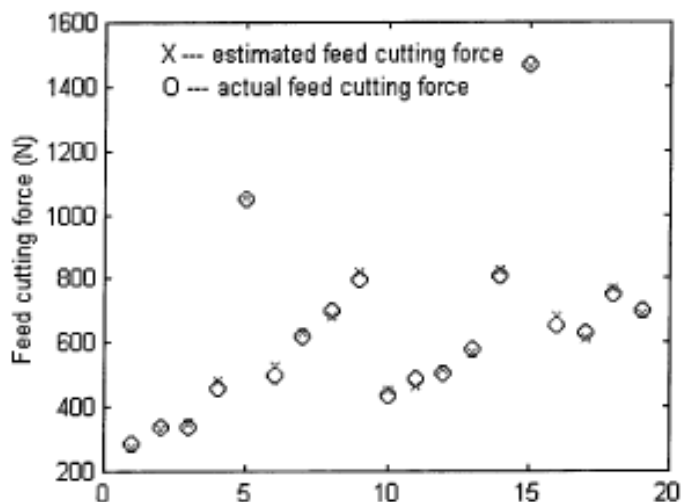


Figure I.31 : Comparaison entre l'effort de coupe réel et celui estimé, par le réseau. [LI 00]

2.1.8. Détection et classification de l'usure des forets

Dans les ateliers flexibles automatisés la détection de l'usure d'outil pendant le processus de coupe est l'une des considérations les plus importantes. [ABU 03] propose une application sur la détection et la classification de l'usure des forets en utilisant les signaux vibratoires et les réseaux de neurones artificiels. Cette étude présente une comparaison entre plusieurs architectures de réseau de neurones multicouches (Feedforward) avec l'algorithme d'apprentissage de rétropropagation de l'erreur pour la surveillance de l'état de l'usure de l'outil (TCM) de perçage. L'algorithme utilise l'analyse de la signature vibratoire comme principale et unique source d'information du processus d'usinage. L'objectif de l'étude proposée est la réalisation d'un système de surveillance (TCM) qui mènera à une utilisation plus efficace et plus économique des outils de perçage. La figure I.32, montre une représentation schématique de l'installation expérimentale.

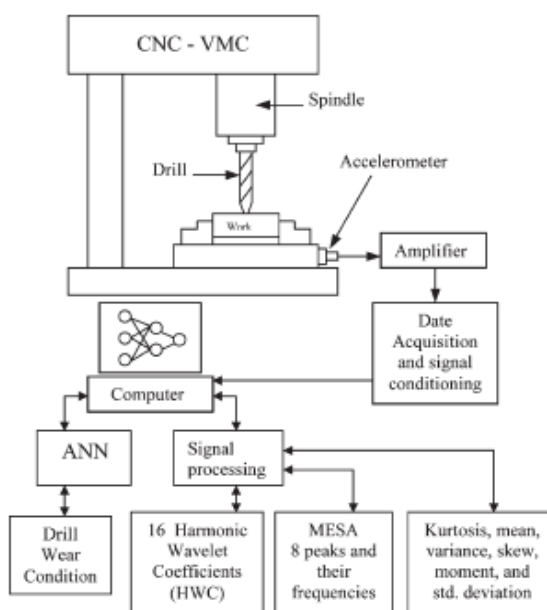


Figure I.32 : Représentation schématique de l'installation expérimentale. [ABU 03]

Cinq états différents d'usure de foret ont été artificiellement présentés aux réseaux de neurones pour la prévision et la classification figure I.33.

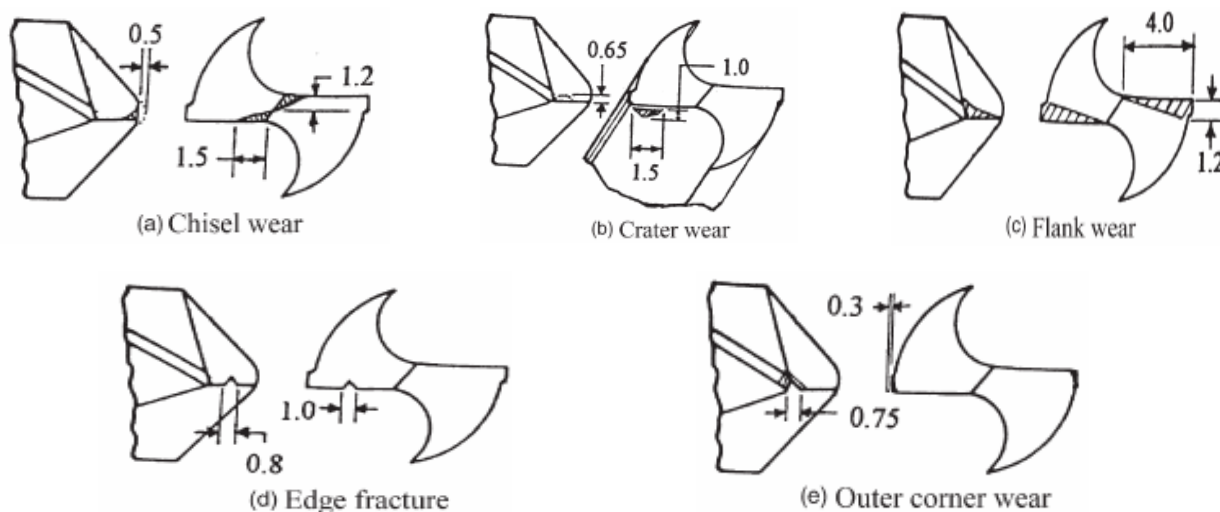


Figure I.33 : Cinq types d'usure artificiellement produite sur le foret. [ABU 03]

La procédure expérimentale pour l'acquisition des données relatives aux vibrations générées par le processus d'usinage ainsi que l'extraction de leurs caractéristiques en termes de temps et de domaines de fréquence qui serviront pour l'apprentissage des différents modèles de réseaux de neurones qui sont présentés à travers cette étude, figure I.34.

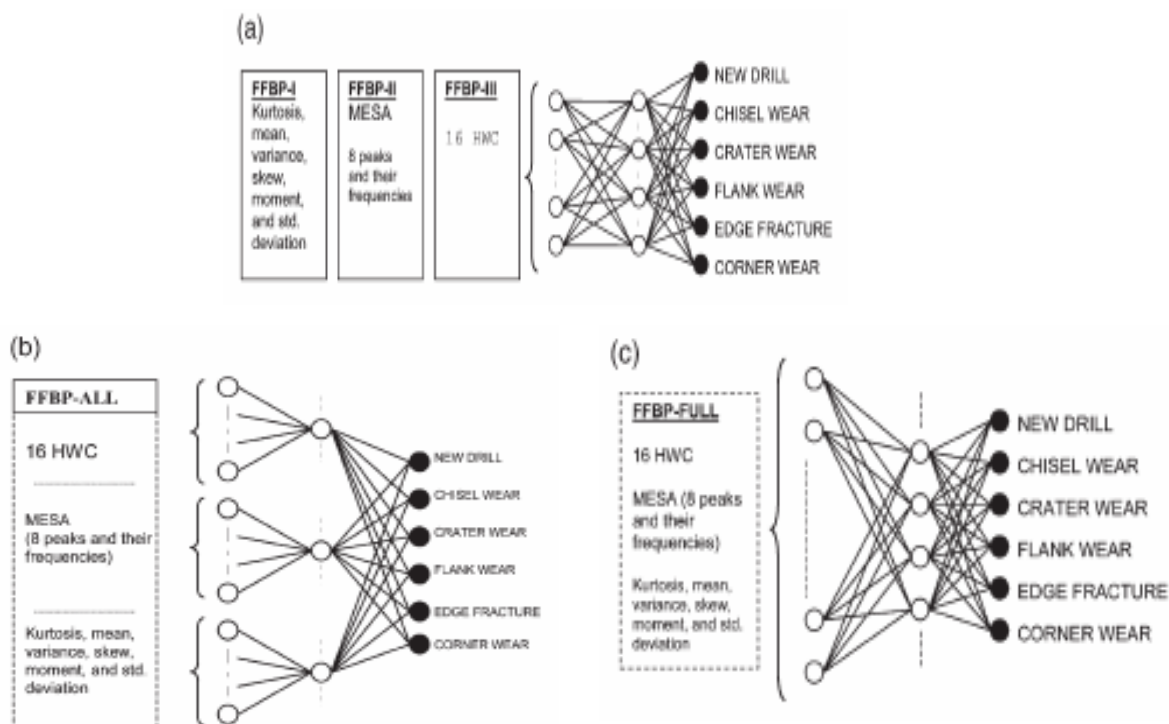


Figure I.34: Architecture des réseaux de neurones utilisés. [ABU 03]

Les résultats démontrent l'efficacité et la robustesse d'employer les signaux vibratoires dans un réseau de neurones avec un apprentissage supervisé pour la détection et la classification de l'usure des forets.

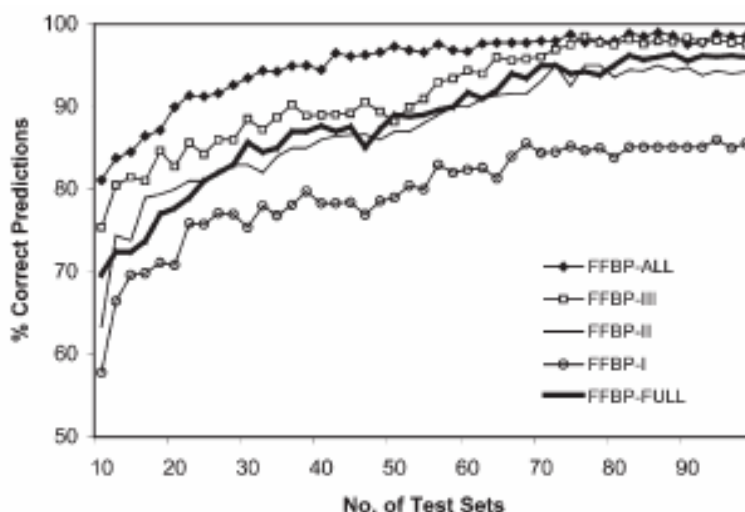


Figure I.35 : Prévisions correctes des classes d'usure en fonction du nombre de vecteurs caractéristiques utilisés pour l'apprentissage et le test des cinq architectures de réseau. [ABU 03]

La principale raison qui justifie l'utilisation de systèmes d'acquisition d'informations sur l'état d'usure des forets est l'augmentation des possibilités prédictives pour permettre,

d'une part, à l'opérateur de programmer le changement de l'outil ou de prévoir son affûtage juste à temps afin d'éviter l'arrêt des machines dues aux dommages qui peuvent être provoqués par une usure excessive et pour réduire au minimum les rebuts ou les reprises et d'autre part l'usure du foret affecte la capacité du processus de perçage de satisfaire aux caractéristiques d'exécution prescrites, telles que l'arrondi de trou, centrage, formation de bavures à la sortie du foret et l'état de finition de la surface.

Cependant, un système plus efficace de (TCM) devrait non seulement être capable de détecter l'existence de l'usure du foret mais également pouvoir identifier les différents types d'usure et prévoir la durée utile restante de l'outil utilisé.

La mesure du couple et de la poussée du processus de perçage exige l'instrumentation spéciale telle qu'un dynamomètre cela nécessite dans la plupart des cas des montages spéciaux. Ceci peut aussi influencer les caractéristiques dynamiques et de rigidité du système de perçage. Sondes d'émission acoustiques (AE) sont habituellement plus chers que la plupart des accéléromètres industriels. Les sondes d'AE ont également de plus grandes exigences vis-à-vis du taux d'acquisition des données, filtrage du bruit, stockage de données et récupération mémoire, vitesse de traitement et analyse.

L'objectif principal de cette étude est de démontrer la performance de L'approche basée sur un réseau de neurones artificiels utilisant les signaux vibratoires pour la détection, et la caractérisation de l'usure des forets et les dommages qui peuvent en découler.

2.2. Autres Applications en fabrication mécanique

2.2.1. Choix de données d'usinabilité

Le choix de données d'usinabilité est une étape cruciale dans un environnement de fabrication. Il joue un rôle important dans l'utilisation efficace des machines-outils et influence de manière significative le coût global de fabrication. C'est dans ce cadre que Wong et Hamouda, [WON 03] présentent un article qui est consacré à l'étude de la possibilité d'employer les réseaux de neurones pour la représentation des données d'usinabilité. Un réseau de neurones non récurrent est employé pour prévoir des paramètres d'usinage optimum dans différentes conditions d'usinage. La méthode retropropagation est employée pour l'apprentissage du réseau et pour l'optimisation de la structure de représentation des composants du réseau. Une bibliothèque de manipulation de réseaux de neurones orientée objet est développée et mise en application dans un processus de tournage. Les auteurs introduisent un nouveau type de neurone artificiel dans la conception du réseau de neurones pour un processus de tournage, à savoir le neurone de produit, qui utilise la multiplication au lieu de la sommation. Les caractéristiques et les applications du nouveau neurone sont expliquées dans cet article. Le réseau proposé met en évidence la possibilité de développer un système expert pour le choix de données d'usinabilité basé sur les réseaux de neurones. Des comparaisons avec la représentation des paramètres d'usinabilité en logique floue, rapportées dans la littérature, sont faites et qui justifient, à plus d'un titre, l'utilisation des réseaux de neurones dans le choix et la représentation des données d'usinabilité.

2.2.2. Détermination et choix des conditions de coupe

Toujours dans l'objectif d'améliorer la prise en charge de la détermination et du choix des conditions de coupes dans les systèmes de fabrication, Miernik [MIE 97] présente un exemple de prédiction du type de copeau produit lors du tournage d'alliage au cobalt au moyen d'un réseau de neurones multicouches à rétro propagation. Une méthodologie pour

sélectionner le type du réseau de neurones ainsi que les conditions d'apprentissage et de tests sont étudiées. Les entrées sélectionnées pour cette étude sont: la composition de l'alliage à usiner; les efforts de coupe, la température et les paramètres de tournage, l'angle de coupe et son degré d'usure. Le but de ce travail consistait à démontrer qu'un réseau de neurones est non seulement capable de déterminer en ligne le type de copeau produit et ce de façon fiable, mais aussi de prédire en ligne les anomalies et perturbations qui peuvent résulter d'une usure excessive de l'angle de coupe pour la formation des copeaux.

2.2.3. Choix des paramètres de coupe

Hasmi & al [HAS-00] ont présenté un système de choix des paramètres de coupe pour des opérations de perçage basées sur une approche utilisant le concept de la logique floue. Le système proposé permet de choisir la vitesse de coupe pour une opération de perçage. Selon les auteurs, la relation entre la dureté d'un matériau et la vitesse de coupe peut être considérée comme une relation de type flou. A partir de l'évaluation d'informations imprécises concernant des cas semblables d'opérations de perçage, dureté des matériaux, différents diamètres de trous percés et valeurs de l'avance, le système suggère les valeurs appropriées des paramètres de coupe pour l'opération qui est projetée.

2.2.4. Etude d'un contrôleur d'apprentissage flou.

Liu & al [LIU-00] Dans cet article les auteurs proposent l'étude d'un contrôleur d'apprentissage flou, pour un processus de fraisage, qui est basé sur les réseaux de neurones artificiels. Un réseau de neurones à retropropagation est utilisé pour construire le contrôleur flou. Pour développer le contrôleur d'apprentissage flou, une table traditionnelle de commande floue est employée pour l'apprentissage initial hors ligne du réseau de neurones. Dans la commande en temps réel du contrôleur d'apprentissage flou, la différence entre la sortie réelle et la sortie désirée est employée pour ajuster les poids du réseau de neurones, c'est-à-dire, la table de commande floue est modifiée en ligne par le réseau de neurones. Les résultats des différentes expériences réalisées sur le processus d'usinage montrent que non seulement le système de commande d'apprentissage flou est d'une robustesse et d'une stabilité très élevées, mais également l'efficacité d'usinage du processus de fraisage avec le contrôleur d'apprentissage flou est aussi plus grande qu'avec le système de fraisage traditionnel de commande numérique par ordinateur.

2.2.5. Paramètres d'usinage pour le brunissage de surfaces

Toujours dans le souci d'une meilleure maîtrise et d'une prise en charge globale des différents phénomènes qui peuvent survenir dans nombre de procédés de fabrication. Lin et Liu [LIN-03] proposent une étude à travers laquelle ils examinent les paramètres d'usinage pendant un processus de brunissage (refoulement des crêtes à l'intérieur des creux de la surface à brunir) ou de polissage mécano chimique "chemical mechanical polishing" (CMP). Cette étude a adopté un système adaptatif d'inférence neuro-flou (ANFIS) "adaptive neuro-fuzzy inference system" pour réduire le nombre d'expériences nécessaires à la prise en compte des différents paramètres et aussi pour prévoir la rugosité extérieure en l'absence de ces expériences. L'intégration d'un système d'inférence neuro-flou (ANFIS) permet de

combiner les avantages de deux systèmes, à savoir, de la commande floue et des réseaux de neurones. En utilisant cette méthode, les auteurs ont pu appliquer un réseau de neurones avec ses capacités d'apprentissage et de calcul dans la commande floue. D'autre part, la commande floue fournit également la connaissance experte à un niveau élevé et des règles floues pour les utiliser dans le réseau de neurones. Les résultats indiquent qu'après avoir introduit les valeurs expérimentales dans le réseau "ANFIS" pour l'apprentissage, la valeur de la rugosité des surfaces, en l'absence des expériences et même les valeurs relatives d'autres paramètres du processus, peut être prédite. En outre, l'erreur entre les valeurs prévues et les valeurs expérimentales est à moins de 3%. La vérification par des expériences indique que les valeurs expérimentales des paramètres de processus correspondent aux résultats des inférences obtenues à l'aide du système adaptatif ANFIS. Ainsi, les données expérimentales des paramètres de processus de polissage peuvent être contrôlées avec précision selon les résultats présentés par les auteurs de cette contribution.

2.2.6. Système Neuro-flou pour l'estimation et la classification de l'usure

Plusieurs modèles de réseaux de neurones utilisant les efforts de coupe et les émissions acoustiques ou leurs dérivés, aussi bien pour l'estimation que pour la classification de l'usure de flanc des outils, ont été développés. Cependant, une variation significative des efforts moyens de coupe et des émissions acoustiques se produisant au début de l'opération de coupe pour de nouveaux outils peut avoir comme conséquence une mauvaise estimation de l'usure de l'outil ainsi qu'une classification erronée. Afin de traiter ce problème, Chung choo et Saini [CHU-02] proposent un nouveau modèle Neuro-flou permettant la mise en œuvre d'un système de traitement en ligne pour la prise en charge de l'estimation et de la classification de l'usure des outils. Ce modèle est composé de quatre parties. La première partie du modèle est développée pour classifier l'usure de l'outil en utilisant la logique floue. La deuxième partie de ce modèle est conçue pour le traitement et la normalisation des entrées pour la partie suivante. La troisième partie consiste à modifier la retropropagation des moindres carrés grâce à un réseau de neurones qui est construit pour estimer l'usure de flanc et de cratère de l'outil de coupe. Le développement de la quatrième partie est réalisé afin d'ajuster les résultats de la partie précédente. Plusieurs paramètres de base et dérivés comprenant les efforts de coupe, les émissions acoustiques, ainsi que l'énergie fournie par les efforts de coupe ont été utilisés comme des entrées du système Neuro-flou afin d'augmenter l'exactitude de la prévision d'usure de l'outil. Les résultats expérimentaux indiquent que le modèle Neuro-flou proposé avec la prise en charge des paramètres d'usinage en ligne est d'une grande exactitude pour réaliser l'estimation de l'usure progressive de flanc et de cratère de l'outil de coupe et cela avec un temps de traitement informatique très réduit.

2.3. Conception mécanique et réseaux de neurones

Le formalisme mathématique du processus de conception a fait l'objet de plusieurs recherches étalées sur plusieurs années, car le facteur cognitif reste dominant dans ce processus et le formaliser devient une approche complexe [BRA 01]. Plusieurs chercheurs et praticiens admettent que le processus de conception ne peut être formalisé entièrement par des mathématiques absolues et ne peut être entièrement automatisé, d'où l'intérêt particulier accordé aux outils de neurosciences, tels que les "réseaux de neurones artificiels", car leur comportement est proche du raisonnement humain. D'autant plus que lors du processus de conception, le concepteur est souvent appelé à prendre des décisions majeures pour passer d'une étape à une autre. Ces décisions s'appuient sur des expériences capitalisées lui permettant de réagir par analogie afin de trouver la solution.

2.3.1. Numérisation du processus de conception

Les nouvelles méthodologies de conception de produit font appel à de nombreuses disciplines incluant l'ingénierie comme discipline classique, ainsi que l'ergonomie, le design, la qualité, la fiabilité, etc. Toutes ces disciplines ont un point de rencontre avec une discipline horizontale qui est " le processus de conception du produit" (Figure I.36)

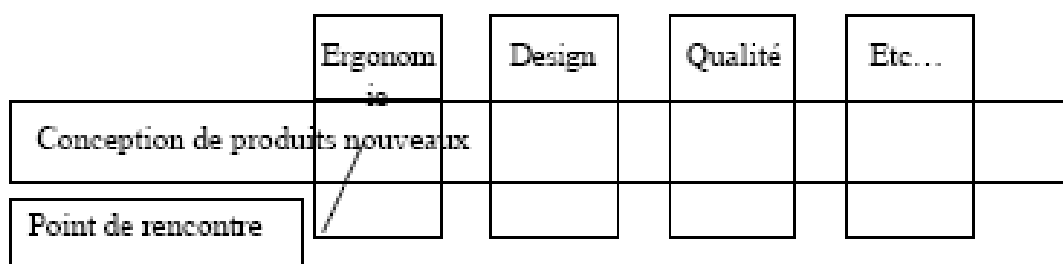


Figure I.36 : Représentation de la transversalité des métiers avec le processus de conception. [BEN 04]

C'est dans ce contexte que des travaux de recherche se sont développés [BEN 04], pour étudier la possibilité d'appliquer les réseaux de neurones et la logique floue pour mettre en place des outils d'aide à la décision, qui induisent une réduction globale de la durée du processus de conception. Pour contourner la difficulté de modéliser le processus de conception par une approche mathématique globale les chercheurs s'intéressent à une approche algorithmique. L'idée est d'appliquer la neuroscience qui est la technologie « soft » pour modéliser un processus de conception en considérant les exigences de nouvelles méthodes techniques.

Il s'agit de l'utilisation d'une approche basée sur l'informatique cognitive en assistance au concepteur. On procède par un recueil de connaissances technologiques émergentes inspirées de la nature qualitative du traitement de l'information qu'on trouve dans le système nerveux, raisonnement humain, perception, prise de décision, et la sélection naturelle. L'informatique cognitive utilise aussi la richesse d'expériences capitalisées dans les statistiques, théorie du contrôle classique, signal et traitement de l'image, et intelligence artificielle. L'objectif de cette approche se restreint au temps consacré à la conception, par la disponibilité d'un système d'aide à la décision pour le choix des méthodes et outils de conception, car il est considéré comme l'une des difficultés rencontrées par les concepteurs, ainsi qu'une numérisation des outils de conception ce qui va assister et aider le concepteur

d'une manière interactive tout au long du processus. La difficulté se résume à identifier les méthodes et outils qui donnent des résultats efficaces face à une problématique donnée.

Globalement, la démarche proposée est une stratégie algorithmique, utilisant d'une manière hybride plusieurs techniques numériques. L'intérêt est porté particulièrement à la phase de mise au point de l'algorithme ainsi qu'à la phase d'exploitation de l'algorithme par les utilisateurs (concepteur).

Le système étudié est un ensemble d'algorithmes centrés autour d'une configuration neurofloue. Le réseau de neurones permet de traduire les données linguistiques du problème en données réelles entre 0 et 1 en fonction de sa matrice poids.

Dans une première étape une analyse lexicale de la problématique de conception est réalisée. Cette analyse va s'effectuer par l'extraction des mots-clés qui peuvent influencer sur le choix des méthodes et outils de conception, ensuite ces mots-clés sont classifiés en familles de même nature. L'ensemble des mots retenus pouvant faire partie de différentes problématiques. Exemples : Industrialisation, grande série, conception, risque, capitalisation, meuble, évolutif, nouveau, électromécanique, automatisation, ergonomie, expérimentation, analyse de cycle de vie, éco-conception, produit nouveau, analyse sensorielle, analyse tendance, énergie, méthode, formaliser, organisation, concurrence, CAO, design, modification, modularité, implantation, prototypage.

La deuxième partie, logique floue, produit un résultat qui dépend des fonctions d'appartenance représentant les données méthodologiques internes à l'entreprise. Ces résultats restent méthodologiques mais spécifiques à une entreprise donnée. Par exemple, les fonctions d'appartenances représentées dans le graphe suivant figure I.37, montrent que l'utilisation de l'analyse de valeur est moins coûteuse que la créativité pour une entreprise donnée. Cela signifie que la société dispose de ressources humaines internes et qu'elle compte exploiter, contrairement à la créativité, où elle doit faire appel à des compétences externes.

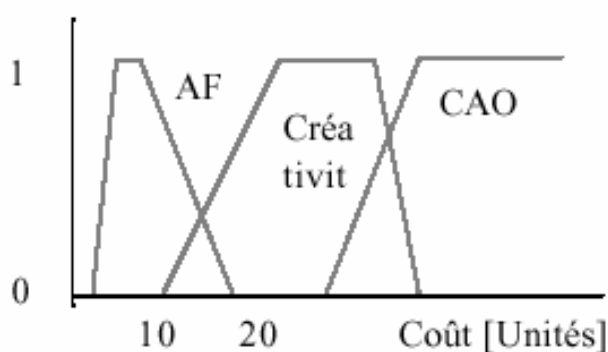


Figure I.37 : Représentation des fonctions d'appartenances « outil de conception ». [BEN 04]

En phase d'exploitation le concepteur introduit sa problématique de conception dans le système où il dispose d'une interface graphique « TabOne » (figure I.38). Dans cette dernière on trouve un champs graphique où figure tous les mots clés recueillis dans le cadre de la recherche, l'utilisateur sélectionne un nombre de mots-clés constituant sa problématique de conception. Ensuite l'utilisateur active le réseau de neurone en appuyant la touche « solution », les résultats s'afficheront après calcul, sous forme d'une liste contenant une proposition d'outil de conception.

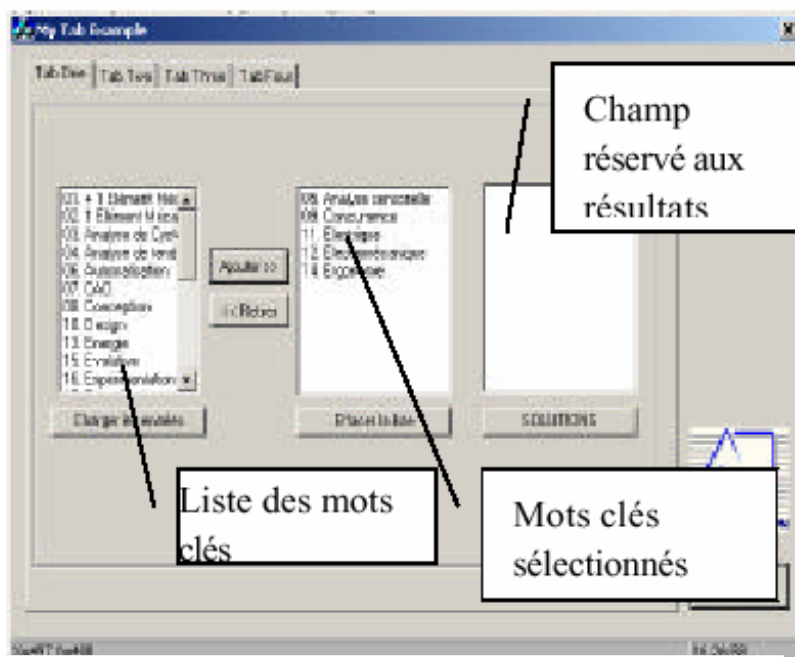


Figure I.38 : Interface « TabOne » du programme. [BEN 04]

La deuxième phase concerne la mise au point de l’algorithme, en effet ce système ne peut être opérationnel qu’après avoir subi un apprentissage itératif pour calibrer les poids des connexions des neurones, et valider le choix des fonctions de transfert du réseau. Pour cela il est nécessaire d’appliquer au système une série d’expériences existantes validées. L’une des sources de recherche de ces expériences, ce sont les travaux de synthèse sur la conception de produits industriels. Chaque expérience est représentée par deux ensembles de dimension finie, l’une comporte la problématique sous forme de mots-clés l’autre contient les outils correspondant à cette même problématique.

Pour illustrer cette phase, les auteurs ont utilisé un algorithme simplifié (Figure I.39).

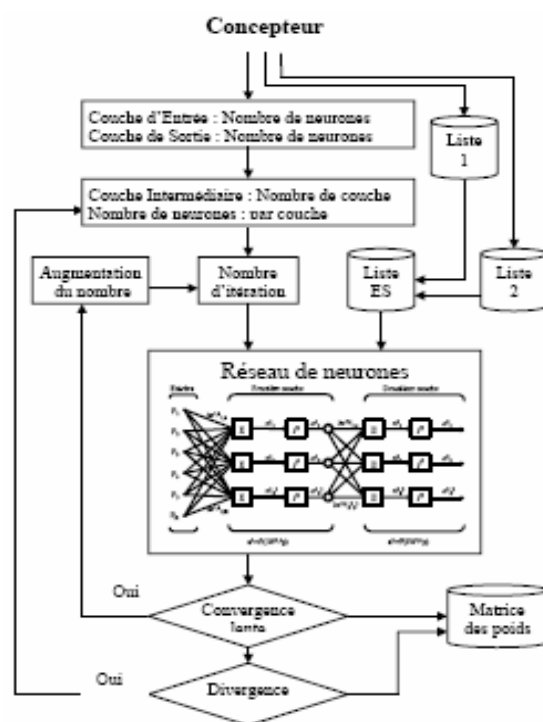


Figure I.39 : Organigramme représentatif de l’algorithme utilisé. [BEN 04]

De l'extérieur le réseau de neurones manipule des variables linguistiques. En effet on trouve en entrée du réseau un vecteur de données linguistiques représentant la problématique. Après traitement le réseau fournit un vecteur de données linguistiques représentant une liste d'outils méthodologiques.

A l'intérieur, le réseau traite des informations numériques en utilisant la matrice des poids et les fonctions de transfert. Ceci nécessite l'application d'une codification numérique au vecteur d'entrée. Pour cela un nombre entier a été affecté, d'une manière aléatoire, à chaque donnée linguistique de départ (figure. vecteur d'entrée du système).

Pour disposer des expériences existantes, le concepteur fait appel à deux interfaces "TabOne, TaTwo", conçu pour faciliter la manipulation.

TabOne : Interface de sélection de la problématique voir figure I.38.

TabTwo : Interface de sélection des outils voir figure I.40.

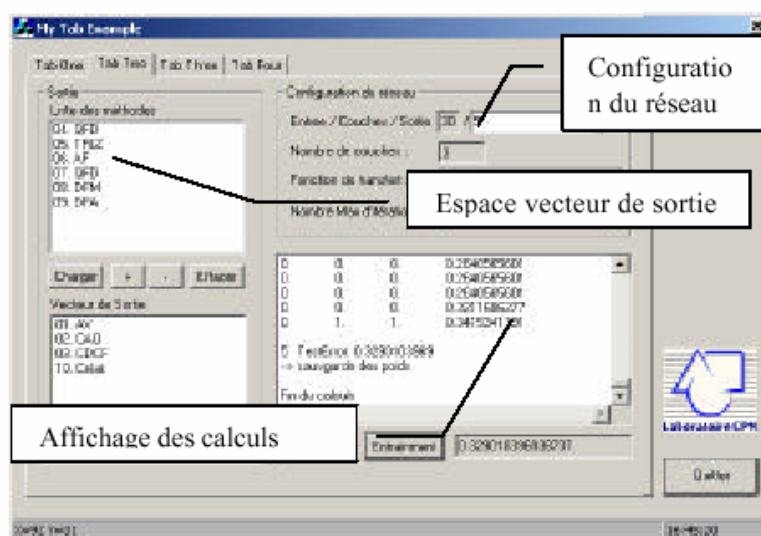


Figure I.40 : Interface « TabTwo » du programme. [BEN 04]

L'introduction des expériences dans le système se fait d'une manière itérative et successive. Dans l'interface « TabOne » la problématique est sélectionnée par des mots clés, ensuite l'interface « TabTwo » est utilisée pour introduire les outils de conception.

Le résultat est un fichier de données binaires où la première ligne représente les mots clés codifiés de la conception, la deuxième ligne représente les outils de conception codifiés et une ligne vide qui sépare chaque expérience.

L'étape suivante a pour objectif la recherche d'une architecture réseau qui répond à la problématique de départ. A l'état actuel de mises au point trois données élémentaires sont disponibles, à savoir la longueur et la nature du vecteur d'entrée qui correspond à la première couche du réseau, la longueur et la nature du vecteur de sortie qui correspond à la dernière couche et en dernier un nombre d'expériences disponibles sur le problème à résoudre.

Les inconnues du système sont le nombre de couches intermédiaires et le nombre de neurones par couche intermédiaire. Cette double difficulté représente un inconvénient majeur, car à l'état actuel de la recherche, il n'existe pas de méthode analytique de résolution qui permet d'obtenir ces inconnues. Par conséquent la seule technique utilisée pour résoudre ce système est une approche intuitive basée sur quelques exemples bibliographiques.

A travers cet article les auteurs décrivent un nouveau concept, à savoir un algorithme d'aide à la décision, qui peut être intégré dans un système de computer aided engineering (CAE). L'un des principaux avantages de ce concept est de permettre aux PME (petites et moyennes entreprises) de profiter des expériences existantes et de les capitaliser de manière à

réduire au minimum la durée du processus de conception.

Comme il est aussi utile de signaler, en conclusion, que Les travaux faisant l'objet de cet article s'inscrivent dans le cadre de la recherche d'outils (outils mathématiques, numériques, neurosciences, etc.) qui aident à proposer une approche pour la modélisation du processus de conception. L'intérêt s'est porté particulièrement sur les outils de neurosciences, car leur comportement est proche du raisonnement humain.

Il se trouve que dans le processus de conception, le concepteur est souvent appelé à prendre des décisions clés pour passer d'une étape à une autre, ces décisions entre autre s'appuient sur des expériences capitalisées en conception et qui permettent au concepteur de réagir par analogie afin de trouver la solution. C'est dans ce contexte que cette approche à été proposée, pour étudier la faisabilité d'appliquer les réseaux de neurones et la logique floue pour mettre en place des outils d'aide à la décision, qui induisent une réduction globale de la durée du processus de conception.

Toutefois il est nécessaire de signaler qu'il existe plusieurs contraintes dues à l'adaptation de ces technologies au processus de conception, ce qui demande une activité de réflexion concise afin de mettre au point des techniques d'ajustement.

2.3.2. Conception en environnement incertain

La phase de développement est une période cruciale dans le cycle de création des produits industriels. La réduction du temps de développement, la maîtrise des coûts et de la qualité des produits sont des objectifs primordiaux dans l'industrie. L'ingénierie intégrée permet de répondre à ces objectifs en parallélisant les tâches et en intégrant, à tous les niveaux de développement, toutes les considérations relatives au cycle de vie du produit. L'activité de l'ingénierie est multidisciplinaire; Elle fait appel à plusieurs métiers qui partagent des données et des variables communes. Les acteurs doivent alors communiquer et échanger les informations relatives à la résolution du problème traité pour obtenir la solution optimale. La recherche d'une solution optimale à un problème de conception est un problème bien connu en conception intégrée. En général, ce problème est multicritère et multi-variables, il est souvent difficile voire impossible de le résoudre globalement. Dans ce contexte Bennis et Chedmail [BEN 01], proposent une méthode de conception en environnement incertain comme support d'aide à la décision qui permet aux ingénieurs d'estimer la pertinence des solutions envisagées au regard de chaque point de vue métier. La méthode s'avère parallèle, flexible et modulaire. Une description générale est donnée par la figure ci-dessous.

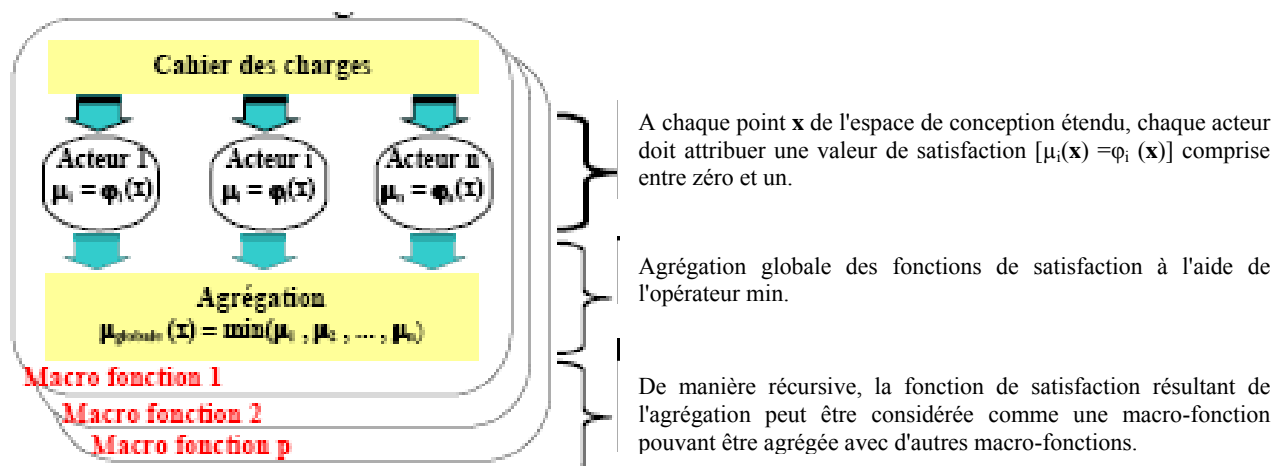


Figure I.41 : Les deux étapes fondamentales de l'approche logique floue. [BEN 01]

La logique floue est employée pour prendre en compte les imprécisions issues du cahier des charges. Ensuite, des réseaux de neurones sont employés pour apprendre et représenter les fonctions de satisfaction de chaque point de vue métier. La figure I.63, représente une courbe de satisfaction définie en fonction de la composante x_1 du vecteur des variables de conception x .

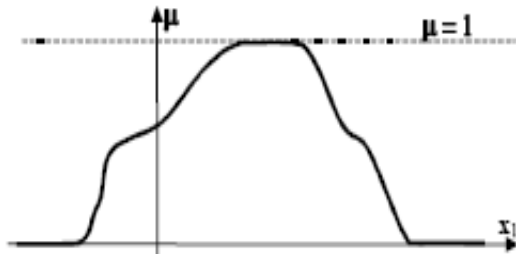


Figure I.42 : Allure d'une courbe de satisfaction.

Elle est comprise entre zéro et un :

$\mu = 0$ si l'acteur est sûr que la valeur du vecteur de conception conduirait à une mauvaise solution du problème traité;

$\mu = 1$ si la solution est optimale.

La fonction de satisfaction qui résulte du traitement de l'acteur n° i , peut être exprimée à l'aide d'une fonction implicite ou explicite φ_i :

$$\mu_i(x) = \varphi_i(x)$$

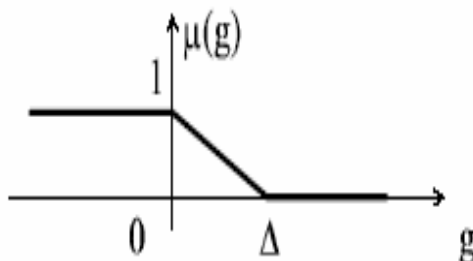
L'approche logique floue est particulièrement adaptée pour la recherche de la fonction de satisfaction, en conception mécanique. Chaque acteur du projet de conception pose le problème en terme d'optimisation sous la forme suivante :

Problème d'optimisation **P** : minimiser $F(x)$ sous contraintes : $g(x) \leq 0$

Où F représente le critère et g est le vecteur de contraintes. La fonction de satisfaction de ce point de vue est obtenue en associant une fonction de satisfaction au critère et une fonction de satisfaction par contrainte. Enfin, l'agrégation de ces fonctions conduit à la fonction de satisfaction du point de vue.

Les Fonctions associées aux contraintes du problème **P** sont illustrées par la figure I.43. Où pour chaque contrainte ($g_i(x) \leq 0$) du problème correspond une fonction de satisfaction μ qui prend la valeur 0 ou 1, cette formulation ne prend pas en compte les imprécision liées au cahier des charges et aux données.

Les bornes d'études conduisent à des contraintes du type ($x - x_{max} = 0$). La méthode de la logique floue relaxe le domaine d'étude, en définissant une valeur Δ comme seuil à ne pas dépasser. La fonction de satisfaction associée à la contrainte prend la forme décrite dans la figure ci-dessous.



$$\mu_{g(x)} = \begin{cases} 1 & \text{si } g(x) \leq 0 \\ \frac{\Delta - g(x)}{\Delta} & \text{si } 0 < g(x) < \Delta \\ 0 & \text{si } g(x) \geq \Delta \end{cases}$$

Figure I.43 : Relaxation de la contrainte ($g \leq 0$) et fonction de satisfaction associée

La fonction de satisfaction associée au critère est définie par la figure I.65, page suivante.

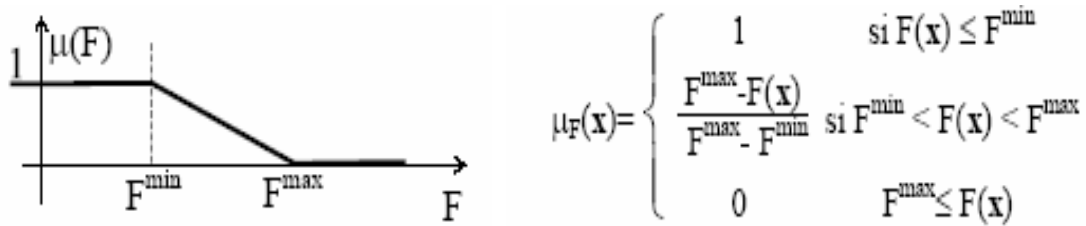


Figure I.44 : Relaxation de la contrainte ($g \leq 0$) et fonction de satisfaction associée

F^{\min} est le minimum, dans le domaine P

F^{\max} est le maximum de $F(x)$.

Entre F^{\min} et F^{\max} on trouve la fonction $\mu(F)$ qui est linéaire, elle prend la valeur 0 ou 1 hors de l'intervalle $[F^{\min}, F^{\max}]$ si ces derniers sont des extremums.

L'agrégation du critère et des contraintes constitue l'étape qui permet de traduire le degré de satisfaction du critère et de la contrainte. La fonction satisfaction est obtenue par l'association d'une fonction ψ choisi au préalable :

$$\mu_i(x) = \varphi(\mu_F, \mu_{g1}, \mu_{g2}, \dots, \mu_{gn}).$$

L'étape d'agrégation des fonctions de satisfaction des points de vue de tous les acteurs est réalisée à l'aide d'une nouvelle fonction Φ , choisie au préalable. Elle représente la capacité de chaque point de vue à satisfaire le problème globalement.

$$\mu_{\text{glob}}(x) = \Phi(\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n)$$

Où n est le nombre de points de vue. L'opérateur d'agrégation utilisé est le "min".

L'utilisation des réseaux de neurones dans l'approche proposée consiste à encapsuler les informations, ou le chef du projet n'a pas, nécessairement, accès aux données de chaque acteur, où le nombre de variables est important. Cela revient à rechercher une approximation $\psi(x)$ de la fonction de satisfaction $\varphi(x)$. Pour chaque point de vue J , nous évaluons p_j valeurs des $\mu_J(x_{j_i})$ ($i=1, \dots, p_j$).

La figure I.66, décrit les étapes principales de la méthode en incluant l'étape d'encapsulation.

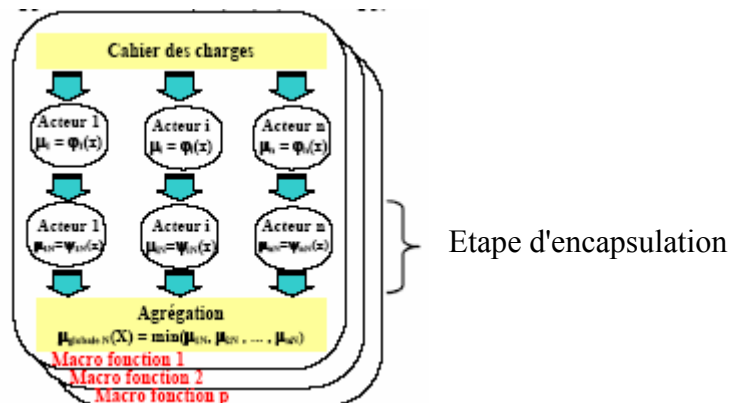


Figure I.45 : Étapes principales incluant les réseaux de neurones. [BEN 01]

Durant l'étape d'apprentissage du réseau, les entrées et sorties présentées au réseau correspondent aux couples suivants $(x_{j_i}, \mu_J(x_{j_i}))$. La fonction d'approximation doit passer, au mieux, par l'ensemble des points.

Après l'étape d'apprentissage, il est possible d'évaluer la fonction de satisfaction $\mu_{JN}(x_{Ji})$ correspondant à un x_{Ji} donné. Enfin, les coefficients des réseaux des métiers sont transmis au chef du projet pour calculer la fonction de satisfaction globale.

L'objectif de cette méthode de conception en environnement imprécis est de découpler, "au mieux", les interactions entre les métiers qui concourent à la conception et à la réalisation du produit et du processus. Ils visent, également, à repousser la prise de décision au plus tard pour ne pas contraindre inutilement le domaine de solution. Un dimensionnement d'un réducteur est proposé (figure I.46) comme application industrielle de synthèse.

L'étude des pièces principales (2 arbres de transmission, un engrenage cylindrique à dentures droites (pignon et roue) est décomposée en 13 points de vue faisant intervenir 13 variables de conception. La figure I.47, montre le couplage qui existe entre ces variables et les points de vue considérés

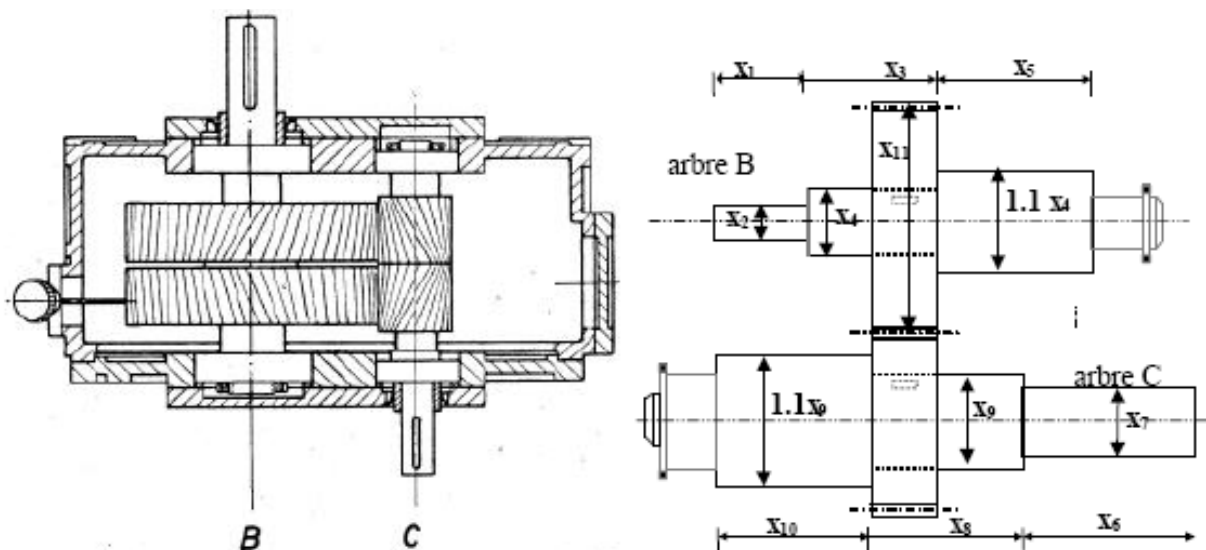


Figure I.46 : Réducteur à un étage tiré du catalogue TEXROPE et paramétrage utilisé. Cas d'un engrenage à dentures droites avec x_{12} le nombre de dents sur le pignon et x_{13} le coefficient de largeur de denture modulaire. [BEN 01]

	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10	x11	x12	x13	Cahier des charges
Arbre1/ masse	x	x	x	x	x									- Encombrement: 20 cm de côté. - Rapport de transmission : 1/4 ; - Vitesse de rotation d'entrée maximale : 1750 tours/min - Puissance maximale : 12,14 kW ; - Matériau : acier, - L'entrée et la sortie sont opposées.
Arbre1 /structure	x	x	x	x	x						x			
Arbre1/ flèche	x	x	x	x	x						x			
Arbre 1 / déversement	x	x	x	x	x						x			
Arbre1 / géométrie	x	x	x	x	x									
Arbre2 / masse						x	x	x	x	x				
Arbre2 / structure						x	x	x	x	x	x			
Arbre2 / flèche						x	x	x	x	x	x			
Arbre 2 / déversement						x	x	x	x	x	x			
Arbre2 / géométrie						x	x	x	x	x				
Engrenage / masse				x					x		x	x	x	
Engrenage / structure											x	x	x	
Engrenage / entraxe											x			

Figure I.47 : Liste des points de vue et couplage entre les variables. [BEN 01]

L'étude donne, pour chaque valeur des dimensions du mécanisme, une valeur de la satisfaction globale. Les fonctions de satisfaction de tous les points de vue ont été encapsulées

par les réseaux de neurones. Pour tester les performances de la méthode, les auteurs ont sélectionné un élément du catalogue TEXROPE et ont utilisé les dimensions préconisées pour évaluer les valeurs de satisfaction de chaque point de vue. Le tableau de la figure I.48, montre les valeurs des μ_i pour le mécanisme réel, et de μ_{iN} avec les réseaux de neurones.

	Points de vue	μ_i	μ_{iN}	Analyse
Arbre de transmission 1	Géométrie	0,259	0,245	<i>La solution technologique est valide car : La valeur globale de référence est à 0,12 ; c'est donc une solution potentielle qui répond au problème de compromis entre les métiers analysés.</i>
	Masse	0,577	0,619	
	Structure	0,126	0,543	
Arbre de transmission 2	Géométrie	0,148	0,101	
	Masse	0,98	0,801	
	Structure	0,154	0,395	
Engrenage	Entraxe	0,482	0,478	<i>Le processus d'encapsulation conduit à une erreur de 15 % vis à vis de la référence.</i>
	Structure	0,186	0,138	
	Géométrie	0,25	0,28	
Global	0,12	0,138		

Figure I.48 : Valeurs de satisfaction des points de vue pour la solution TEXROPE. [BEN 01]

Les auteurs ont montré à travers cet article, que les méthodes de la logique floue offrent une nouvelle dimension pour la résolution des problèmes de conception dans un environnement incertain. L'extension de la méthode par l'utilisation des réseaux de neurones permet de résoudre des problèmes faisant partie des classes de problèmes complexes. La décomposition du problème globale en macro-fonctions permet un traitement récursif.

2.3.3. Logique floue et cotation fonctionnelle

Le calcul des cotes de fonctionnement puis de fabrication des différentes pièces constituant un assemblage mécanique sont à la fois les dernières phases de conception d'un produit et les premières phases de sa mise en fabrication. Ainsi, les choix qui y sont faits doivent prendre en compte aussi bien les contraintes de fonctionnement que les contraintes de fabrication. Plusieurs méthodes sont utilisées :

1- La méthode absolue, pour le calcul des dimensions extrêmes admissibles, c'est la méthode principalement utilisée pour le calcul des cotes extrêmes utilise des vecteurs à deux dimensions, représentant les valeurs extrêmes. Chaque contrainte est alors exprimée en fonction des dimensions de chaque pièce. La résolution de ce système d'équations nous donne l'ensemble les valeurs minimales et maximales qu'une pièce peut prendre afin que quelles que soient les dimensions des autres pièces intervenant dans l'assemblage, et, à condition, qu'elles respectent aussi leurs dimensions extrêmes, toutes les contraintes de fonctionnement sont respectées. À cause de l'objectif recherché – le respect des contraintes quelle que soit la dimension des autres pièces – les intervalles de tolérance ainsi calculés sont assez faibles et peuvent conduire à choisir des moyens de production coûteux. Un deuxième inconvénient concerne le caractère booléen de cette méthode : une pièce dont une dimension serait légèrement inférieure à la côte limite ne pourrait-elle pas être utilisée sans remettre en cause le bon fonctionnement du mécanisme ?

2- la méthode statistique, notamment pour les calculs plus précis de dispersion en position. Le développement des outils statistiques et les progrès de l'informatique ont permis aux concepteurs d'utiliser ces outils mathématiques. Les dispersions totales de fabrication, somme des dispersions thermiques, systématiques (usure de l'outil, ..) et aléatoires (positionnement...) sont alors généralement modélisées par des courbes gaussiennes. Le

concepteur peut alors calculer les dispersions prévues, par le modèle statistique, sur la cinématique de l'assemblage mécanique. Les équations ainsi obtenues sont souvent très complexes, et l'exploitation des résultats nécessitant de longs calculs, rend généralement obligatoire un traitement informatique conséquent.

C'est dans l'objectif de contourner toutes les difficultés relatives aux deux méthodes, absolue et statistique que Lelu et Dahan [LEL 01], suggèrent une nouvelle méthode de cotation fondée sur les outils de l'intelligence artificielle et notamment la logique floue. C'est une méthode alternative qui simplifie le calcul des répartitions géométriques. Fondée sur un outil qui prend en compte l'incertitude, elle permet à l'utilisateur de choisir la solution qui lui semble optimale. Les auteurs de l'article illustrent leurs propos en étudiant la cinématique d'un système bielle – manivelle. Figure I. 49,

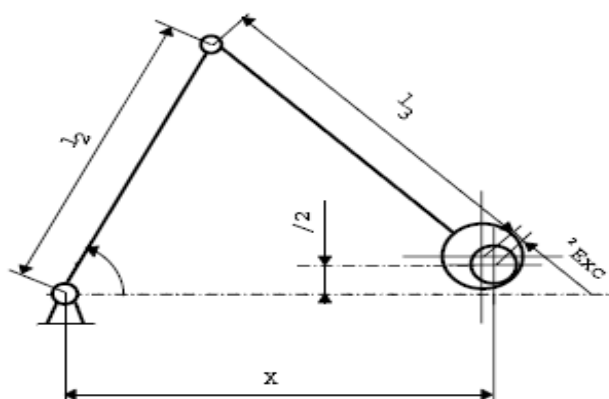


Figure I.49 : Système bielle manivelle. [LEL 01]

La position de l'extrémité libre de la bielle est repérée par la variable X. Les défauts de fabrication sont modélisés d'une part par des intervalles tolérances sur chaque longueur, et d'autre part par un défaut d'excentricité et un défaut de localisation de l'extrémité du système. Les contraintes de dimensionnement sont de type encombrement maximum et minimum suivant les différentes positions du mécanisme.

$$\begin{cases} C_2 - C_1 = C_{f1}, \\ C_2 + C_1 = C_{f2}, \end{cases} \text{ avec } \begin{cases} C_{f1} = 150^{\pm 0.2}, \\ C_{f2} = 250^{\pm 0.2}. \end{cases}$$

Les valeurs maximales autorisées pour les défauts d'excentricité et de localisation sont les valeurs généralement utilisées, soient :

$$e = 0^{\pm 0.01} \text{ et } \Delta_{Exc} = 0^{\pm 0.1}.$$

Chaque distribution de probabilités des dimensions est modélisée par une courbe gaussienne. L'écart type est choisi afin que l'intervalle de tolérance corresponde à un intervalle de 3σ . Une probabilité de 14.5% d'avoir un défaut de position (ΔX) supérieur à 0.1mm est alors obtenue, sur un mouvement initial d'amplitude 100 mm. Ce résultat a été obtenu en fixant l'excentricité et la localisation à leur valeur maximale :

$$e = 0.01 \text{ et } \Delta_{Exc} = 0.1.$$

Chaque dimension est alors modélisée par un ensemble flou « la pièce est correcte quelles que soient les dimensions des autres pièces respectant les contraintes de fonctionnement » et elles

sont représentées par un vecteur à quatre dimensions. Les premières et deuxième cotes correspondent aux dimensions calculées par la méthode absolue. La troisième variable correspond à la dimension pour laquelle la cote est trop petite quelle que soit la dimension des autres pièces à l'intérieur de leur domaine de validité. Ainsi les troisièmes et quatrièmes coordonnées correspondent aux intervalles autour des valeurs précédentes, pour lesquels la dimension est correcte pour certaines pièces seulement.

De même les auteurs ont défini les ensembles flous « Petit » et « Grand », correspondant respectivement aux affirmations « la pièce est trop petite quelles que soient les dimensions des autres pièces à l'intérieur du domaine de validité » et la « la pièce est trop grande quelles que soient les dimensions des autres pièces à l'intérieur du domaine de validité », figure I.50 :

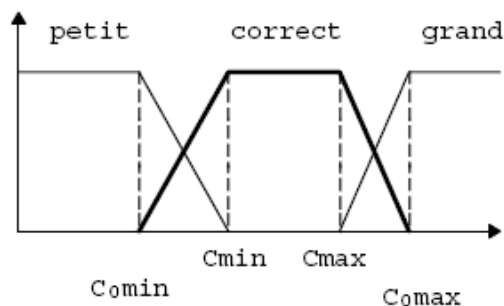


Figure I. 50 : Représentation des cotes floues. [LEL 01]

L'exemple précédent (Bielle-manivelle) est repris auquel lui sont appliqués les calculs de dimensionnement flous.

Les dimensions floues sont calculées :

$$\begin{cases} l_2 = (49.9, 50.1, 0.1, 0.1) \\ l_3 = (199.1, 200.1, 0.1, 0.1) \end{cases}$$

Dans ce cas un assemblage comportant une « pièce 2 » fabriqué à la longueur 49.87 aura une possibilité de 0.7 de respecter les contraintes de fonctionnement. Plus le nombre de pièces intervenant dans les chaînes de cotes est important, plus les troisièmes et quatrièmes paramètres des côtes floues sont importants. Le calcul des cotes floues fournit une estimation rapide de la possibilité d'avoir un assemblage qui respecte les différentes contraintes de fonctionnement. Le calcul de la distribution de possibilités de la position du système donne un résultat qui permet de donner des informations sur les valeurs qui peuvent effectivement être prises par le système, compte tenu des différents intervalles de tolérance.

Le calcul de l'incertitude de positionnement informe sur les fluctuations de la position de l'extrémité du système en fonction des différentes incertitudes sur les dimensions de chaque élément constituant l'ensemble. Le degré de possibilité d'avoir un défaut de positionnement supérieur à 0.1 mm se calcule en prenant le maximum des degrés d'appartenance pour les valeurs souhaitées.

Le calcul des possibilités est considéré comme un nouvel outil de résolution de l'incertitude. La détermination des valeurs maximales est simplifiée par l'utilisation des nombres flous. La méthode utilisée dans cet article pour la détermination des cotes floues correspond à la résolution d'un système d'équations. Mais les auteurs suggèrent d'optimiser ces cotes en prenant en compte les contraintes économiques à l'aide d'un régulateur de logique floue. Chaque contrainte est alors exprimée à l'aide des degrés de possibilités qu'ils cherchent à optimiser.

2.3.4. Logique floue et choix de montage de roulement

La conception de mécanismes de transmission ou de transformation de mouvements de rotation nécessite le recours à un élément technologique qui permettra d'assurer le guidage en rotation dans des conditions garantissant une sécurité de fonctionnement et une durée de vie optimale du mécanisme. Le roulement est un organe mécanique permettant le guidage d'une pièce en rotation par rapport à une autre et la transmission des efforts entre ces deux pièces (liaison pivot). Il existe plusieurs types et sous-types de roulements et de butées (roulements conçus spécialement pour absorber les charges axiales) ainsi qu'une grande variété de dimensions possibles. Chaque type a des propriétés particulières qu'il faut prendre en considération suivant ce que l'on sait de certains paramètres tels que la vitesse de rotation de l'arbre, la température de fonctionnement, l'ajustement plus ou moins précis, la durée de vie prévue etc. . Les facteurs qui influent sur le choix d'un roulement et sur les choix de montage de plusieurs roulements sur un même arbre ne sont donnés, dans la pratique, que par quelques points de repères énoncés pour la plupart sous forme de règles valables "en général", "parfois", "toujours", etc ..., et faisant appel à des prédicats vagues tels que température "élevée", "gorges profondes", ajustement "très serré", vitesse "normale" etc... La conception de mécanisme de transmission ou de transformation de mouvements de rotation pose le problème du choix des roulements, et du type de montage à réaliser pour assurer le guidage des mouvements de rotation dans les meilleures conditions possibles de fonctionnement et garantir une durée de vie optimale. La figure ci-dessous représente le schéma de principe mentionnant l'enchaînement des connaissances nécessaires, dans le cas général du choix d'un roulement.

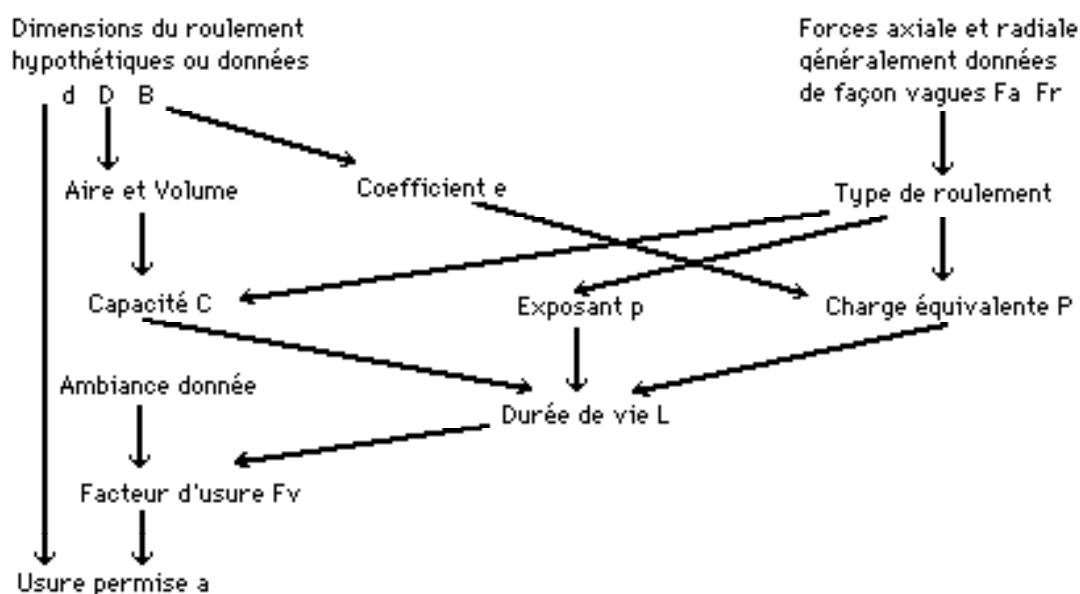


Figure I.51 : Schéma de principe, indiquant l'enchaînement des connaissances nécessaires, dans le cas général du choix d'un roulement [GAC 90]

C'est dans Ce cadre que Gacogne [GAC 90] a axé ses travaux de recherche sur le problème concret du choix des roulements dans la conception d'un montage, car celui-ci réunit un certain nombre de caractères "vagues". Ce choix se fait traditionnellement par le biais de recommandations telles que "plus la force axiale est importante, plus il convient de choisir une série de diamètre lourde", il existe des séries de largeur et de diamètre dénommées

"légère", "moyenne", "lourde" etc... Sans d'ailleurs que ces qualificatifs soient très clairement définis. Aussi les exigences d'un montage peuvent être très diverses, certaines données peuvent être précises ($F_a = 4500$ Newton), imprécises ($30 < d < 45$ mm), certaines (types rigides interdits), incertaines (type BC recommandé mais non imposé), vagues (axe court, vitesse moyenne,...), pour tenir compte de tous ces éléments qui ont leur importance quant aux choix du type de roulements et du montage à réaliser l'auteur a utilisé la logique floue pour mettre en œuvre un système de raisonnement approché. Le système doit déterminer pour chaque arbre séparément, le nombre d'appuis si celui-ci n'est pas donné, (figure I.52).

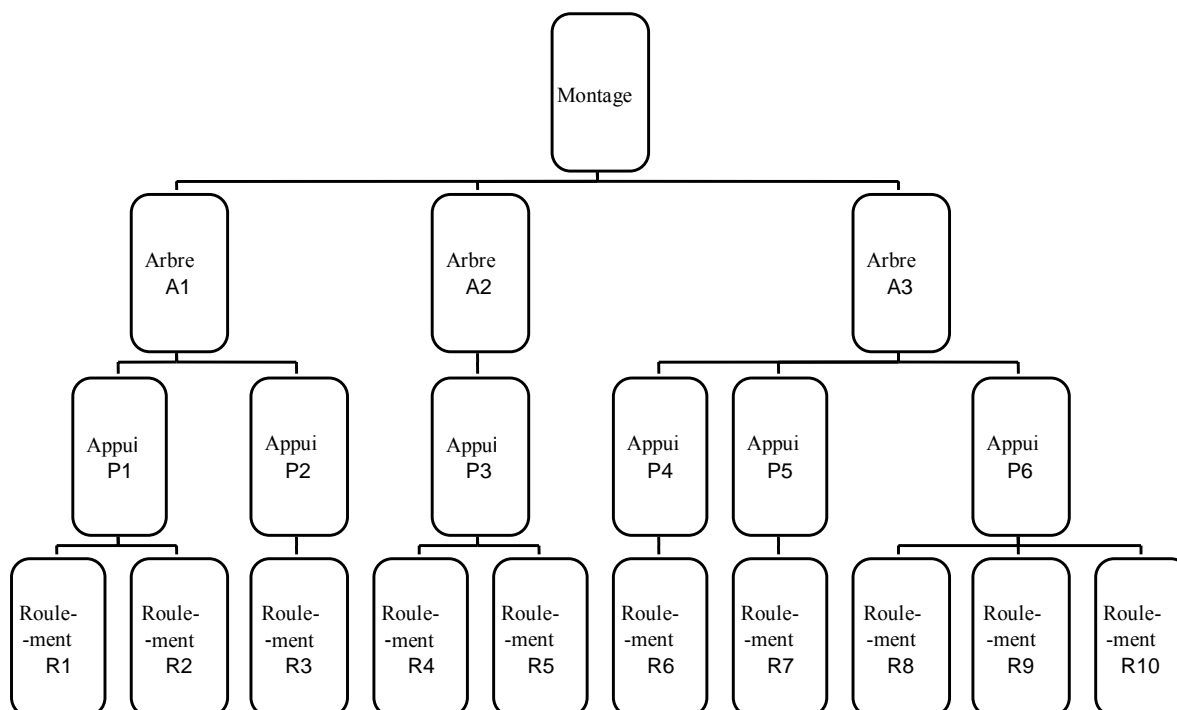


Figure I.52 : Structure générale d'une arborescence d'un exemple de montage de roulement. [GAC 90]

Il faut ensuite, pour chaque appui, décider du nombre de roulements (en général un ou deux, et, dans le cas de deux, du type de montage en O, X, T), enfin, trouver pour chaque roulement, un type, ou si celui-ci est imposé calculer ses caractéristiques de dimensions comme de résistance aux charges.

L'auteur présente à travers ce travail le problème concret du choix des roulements en un point d'un arbre en rotation, en expliquant que les données initiales peuvent être fort différentes quant à leur nombre et à leurs natures, ce qui justifie l'utilisation d'un système - expert avec règles déclarées. Ces données sont généralement délivrées de façon imprécise et incertaine, ce qui justifie l'utilisation d'une méthode basée sur le principe de la logique floue.

Tous les montages qui préoccupent les concepteurs sont constitués par des arbres de roulements guidés dans un bâti. Chacun de ces arbres peut avoir un, deux ou trois appuis sur le bâti, et en chacun de ces appuis (également nommés paliers), il peut y avoir un ou deux roulement ou exceptionnellement trois. Le concepteur doit donc d'abord décider du nombre d'appuis, puis du nombre de roulements par appui, et enfin du type de chacun de ceux-ci. Ces décisions résultent de considération sur les charges, les dimensions, le déversement admissible, et la durée de vie, qui est souvent donnée par une limite inférieure.

La pratique de ces choix, consiste de la part de l'expert, à présumer d'un type de roulement, et en fonction de ce type, de calculer la charge équivalente P , la capacité C , la durée L et enfin le facteur d'usure F_v .

Lorsque ces paramètres conviennent, le choix est bon, sinon un autre choix est fait.

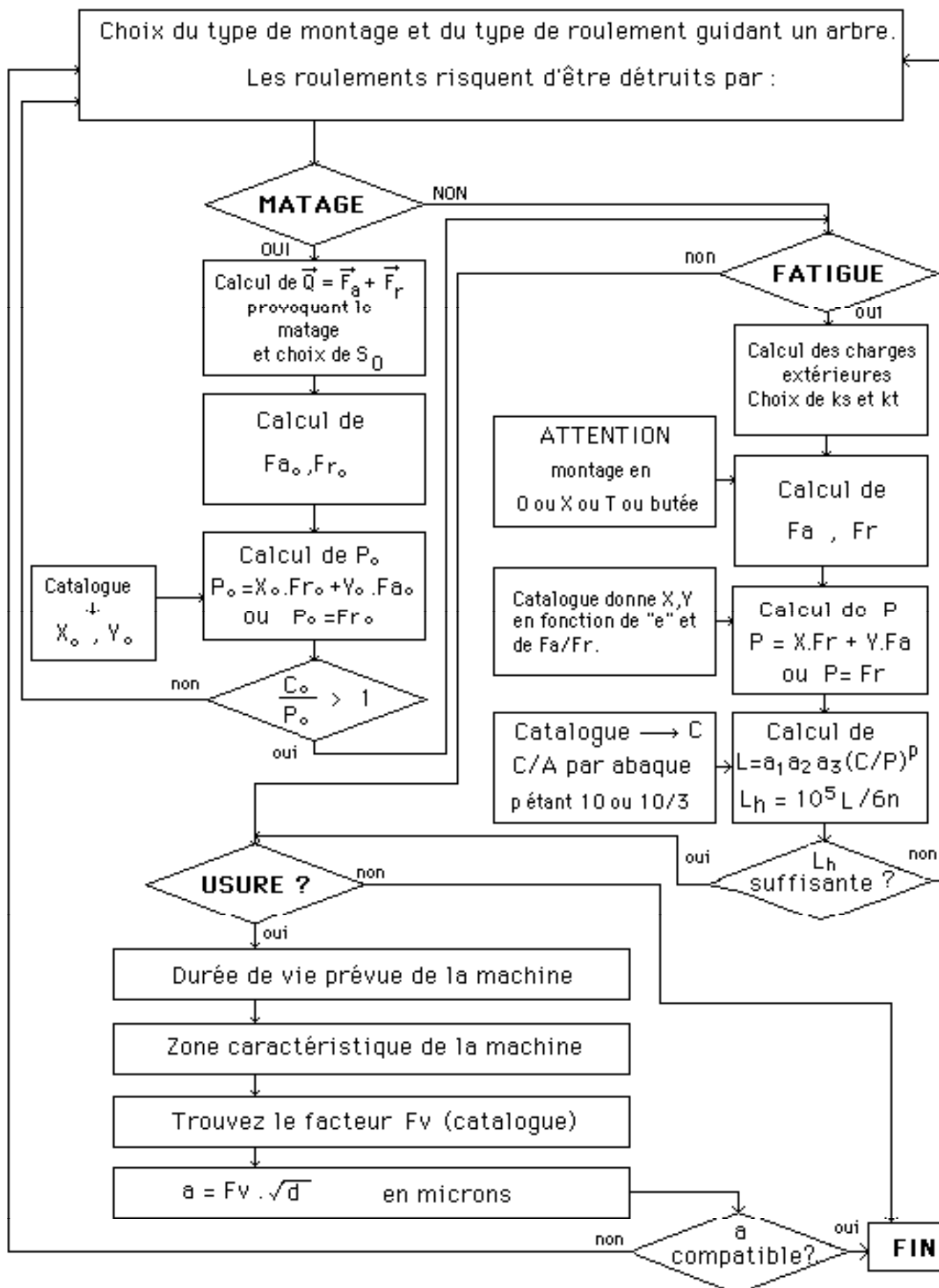


Figure I.53 : Organigramme général de calcul de la durée de vie, lors du choix d'un type de roulement. [GAC 90]

On voit que le tâtonnement n'est pas exclu de la démarche adoptée dans le cheminement du processus de choix d'un montage de roulement.

L'auteur de cette étude stipule que ce travail n'a pas pour ambition d'aboutir, dans l'immédiat, à un système modélisant le raisonnement approché d'un expert à propos du choix des roulements sur un arbre, système qui pourrait être opérationnel dans le monde industriel. Non pas que cette ambition soit à rejeter, mais simplement parce qu'elle demanderait non seulement beaucoup plus de temps de mise au point, mais encore une interrogation plus profonde sur certains points essentiels du domaine concret et aussi des concepts. Beaucoup d'aspects ont en effet été négligés, que ce soit dans le nombre de paramètres écartés (coefficient de frottement, lubrification...), sur les objets (roulements à aiguilles et diverses caractéristiques des roulements), mais, et c'est ce qui est le plus important, sur les relations transversales entre objets. Un type de roulement à une extrémité d'un arbre aura une influence sur le type choisi à l'autre extrémité, et enfin les roulements couplés (en O, X, T) posent un autre problème de représentation.

Le système en l'état actuel, donne donc des conclusions séparées pour tous les roulements sur un même arbre, ce qui explique bien sûr que l'on retrouve ces mêmes conclusions lorsque les efforts appliqués sont les mêmes. Dans la réalité, à cause de relations contraignantes, l'expert ne donnera pas obligatoirement les mêmes solutions aux deux extrémités d'un arbre.

Pour ce qui est de l'enchaînement des conclusions puis des calculs pour un roulement particulier, le système remplit assez bien son office, il le fait d'ailleurs mieux qu'un programme classique qui n'accepte pas de données imprécises ou manquantes.

Enfin le but final recherché, par cette contribution, est la mise en œuvre d'un système d'aide à la décision qui permettra aux concepteurs, de dispositifs ou de mécanismes comportant des montages de roulements, de pouvoir déterminer la durée de vie d'un roulement ainsi que l'usure permise.

2.3.5. Diverses applications en conception

L'application des réseaux de neurones en conception a été également étudiée par d'autres chercheurs. Parmi eux, Coyne et Postmus [COY 90] ont exploré l'application des réseaux de neurones pour contourner la difficulté de modéliser le processus de conception par une approche mathématique globale, l'idée est de transférer et d'appliquer cette technologie de type neuroscience inspirée de la nature qualitative du traitement biologique de l'information qu'on trouve dans le système nerveux, raisonnement humain, perception, prise de décision, et la sélection naturelle, pour mettre à la disposition des concepteurs un système d'aide à la décision pour le choix des méthodes et outils de conception assistée par ordinateur.

Arai et Iwata [ARA 90] ont suggéré un réseau de neurones à quatre couches de neurones pour relier les différentes phases du processus de conception allant de l'étape, supérieure, conceptuelle des spécifications du problème de conception proprement dit, à la phase de plus bas niveau, comprenant les plans des études proprement dites exploitables par les services de fabrication pour l'élaboration éventuelle des gammes de fabrication.

Kim & al [KIM 92] ont appliqué une approche basée sur les réseaux de neurones pour la réalisation de dessins en tenant compte, dans leur élaboration, des contraintes technologiques ainsi que des contraintes géométriques préalablement établies et définies par un cahier des charges.

Dhingra et Rao [DHI 92] ont examiné un nouveau cadre conceptuel pour résoudre le problème d'optimisation du processus de conception basé sur un paradigme de calcul neuronal.

Seo & al [SEO-02] se sont intéressés à la prédiction du coût du cycle de vie d'un produit. Le cycle de vie représente la succession des phases de développement, de conception, de fabrication, de distribution, d'exploitation, de maintenance et de mise au rebut du produit. Pendant les étapes préliminaires de conception, plus de 70% de la totalité du coût de cycle de vie (LCC) "Life Cycle Cost" d'un produit est consommé, le coût de cycle de vie d'un produit est défini comme étant la somme de tous les frais engagés depuis la conception jusqu'à la fin de vie de ce produit. De ce fait la conception apparaît comme une phase majeure pour la maîtrise de la compétitivité. Il peut y avoir plusieurs concepts concurrentiels pour la prédiction de ce coût avec des différences extrêmement importantes. En plus, toutes les méthodes ne disposent pas de suffisamment d'informations détaillées, et aussi les coûts nécessaires pour le développement et la mise en œuvre de modèles paramétriques de (LCC), deviennent très onéreux pour une gamme des concepts de prédiction, font que l'utilisation des méthodes et des modèles traditionnels de "LCC" deviennent impraticable. Cet article décrit le développement des modèles prédictifs du coût de cycle de vie "LCC" pour le produit pendant la phase d'étude et de conception du produit. Un modèle, basé sur les réseaux de neurones artificiels (RNA) pour la prédiction du "LCC", est développé et comparé à un modèle statistique conventionnel ainsi qu'à un modèle de régression.

Les données prises en compte pour l'élaboration du modèle sont de trois types :

- données technologiques, liées aux procédés de production
- données de conception, liées aux dispositifs morphologiques du produit
- données concernant les coûts, tels que les coûts de matière première, de main-d'œuvre, etc.

Les résultats montrent que le modèle à base de réseaux de neurones surpasse le modèle traditionnel de régression utilisé pour résoudre un problème de prédiction "LCC" pour un produit donné.

La tolérance de conception a une influence directe sur la fonctionnalité des produits et leurs coûts de production relatifs. La synthèse de tolérance est un procédé de répartition des tolérances d'assemblage entre les différents composants ou la distribution des tolérances finales de conception des pièces entre les tolérances relatives. Afin de faire une différence fiable entre les tolérances de conception et les coûts, il est nécessaire d'obtenir les rapports de coût/tolérance. Les diverses opérations telles que le tournage, le fraisage, le perçage, la rectification, le moulage, etc., ont différents rapports coût/tolérance. Des études précédentes ont habituellement établi des fonctions de coût/tolérance pour différentes opérations de fabrication par analyse de régression en utilisant des données empiriques. En utilisant des méthodes traditionnelles d'analyse de régression, les concepteurs doivent faire des suppositions au sujet de la forme de l'équation de régression ou de ses paramètres, qui peuvent ne pas être valides. Sachant qu'un réseau de neurones est un outil statistique efficace pour déterminer les rapports entre les facteurs d'entrée et les réponses de sortie du réseau, Chen [CHE 01] propose une méthode de synthèse de tolérance basée sur l'apprentissage des réseaux de neurones et la programmation non-linéaire. Cette étude traite de tolérance optimale de conception pour un assemblage en considérant simultanément le coût de fabrication et la perte de qualité. Dans cet article, un réseau à retropropagation est utilisé pour adapter le rapport coût/tolérance. Une fois que les fonctions de coût/tolérance ont été générées par le réseau, des modèles mathématiques pour la synthèse de tolérance peuvent être établis. En résolvant les modèles mathématiques formulés, l'attribution optimale de tolérance

peut être réalisée. Une méthode d'optimisation basée sur le recuit simulé (SA) est alors employée pour localiser la combinaison des facteurs contrôlables (tolérances) pour optimiser la réponse de sortie (coût de fabrication plus la perte de qualité) employant les sorties provenant du réseau après la phase d'apprentissage.

L'actualisation d'anciens plans de conception de produits qui répondent à des contraintes courantes et plus récentes regroupant les caractéristiques géométriques et/ou techniques est un problème qui est souvent rencontré dans des systèmes de fabrication en série. Venugopal et Narendran [VEN 92] ont modélisé un système d'actualisation de conception comme mémoire associative humaine et ont employé un réseau de Hopfield pour développer un système d'actualisation de conception. Le système a été validé expérimentalement sur différents types de produits avec des essais sur des pièces de révolution aussi bien que sur des pièces prismatiques. Les résultats prouvent que la méthodologie basée sur les réseaux de neurones est un outil prometteur pour le développement des systèmes d'actualisation pratiques de conception.

L'utilisation des réseaux neurones pour l'extraction de données de conception a été également étudiée par Kamarthi et al. [KAM 90] Au lieu des réseaux de Hopfield, un réseau à retropropagation a été employé, et les résultats obtenus sont également très prometteurs.

L'ingénierie concourante dans la modélisation des produits vise à développer un modèle pratique complet capable de conduire la conception, fabrication, l'assemblage, l'entretien et le recyclage des produits. [OC-03-04], présentent dans cet article, une application de la logique floue à une méthodologie de conception pour la réalisation d'Assemblage. L'objectif principal est de calculer l'efficacité de l'assemblage d'un produit à partir des modèles géométriques de représentation des frontières et d'une base minimale de données technologique. Ce travail est basé sur la méthodologie bien connue de Boothroyd-Dewhurst pour étudier les assemblages manuelles et automatisées. L'utilisation des systèmes interactifs d'aide à la décision flous comporte la représentation de cette méthode par les ensembles flous. Chaque pièce composant le produit final à assembler doit subir un calcul basé sur les règles d'inférence floues pour définir pour chacune d'elles ses capacités de manipulation et d'insertion, aussi bien qu'une évaluation de son importance pour l'assemblage final du produit. Ce processus d'évaluation dépend des critères géométriques et technologiques. Les concepteurs peu expérimentés peuvent rencontrer beaucoup de difficultés pour définir un choix quand il y a plusieurs solutions possibles pour chaque pièce du montage. Cet article démontre qu'une approche de systèmes interactifs d'aide à la décision, à base de logique floue, améliore de manière significative la méthodologie de Boothroyd-Dewhurst. L'approche proposée est flexible et elle peut être appliquée à différents produits spécifiques.

2.4. Ordonnancement par réseaux de neurones

Tout système de fabrication nécessite la mise en œuvre d'une gestion de la production par la mobilisation : d'une part des moyens humains et d'autre part des équipements disponibles et fonctionnels au niveau de l'unité, et cela pour procéder à la transformation de matières premières suivant certaines règles de fabrication en tenant compte de l'état de l'atelier ainsi que du monde extérieur. La gestion de production doit permettre d'assurer trois fonctions : transformation de la matière, transfert et régulation.

La gestion de production a pour but d'atteindre les objectifs immédiats suivants :

- Limiter les coûts des ressources nécessaires à l'obtention des biens,
- Accroître le ratio valeur ajoutée/ délai de fabrication,
- Fournir des biens répondant à un besoin du marché.

Néanmoins une difficulté majeure ne permet pas d'atteindre aussi facilement ces objectifs et qui concerne la nature même du marché qui est très fluctuant alors que l'entreprise est une structure lourde dont le temps de réaction est important face aux perturbations et aux contraintes du marché. Un des rôles de la gestion de production est de servir d'amortisseur entre la logique interne de l'entreprise et la logique du marché.

C'est pour lever toutes ces contraintes inhérentes à tout système de gestion de production que le monde industriel se trouve confronté à un problème d'ordonnancement qui consiste à organiser dans le temps la réalisation de tâches, compte tenu de contraintes temporelles (délais, contraintes d'enchaînement,...) et de contraintes portant sur l'utilisation et la disponibilité de ressources requises.

Un ordonnancement, est considéré comme une solution au problème de gestion de production

- il décrit l'exécution des tâches et l'allocation de ressources au cours du temps
- il vise à satisfaire un ou plusieurs objectifs

Les problèmes d'ordonnancement ont eux aussi été traités par les outils de l'intelligence artificielle que sont les réseaux de neurones et la logique floue et dont certaines applications à des problèmes réels cités par la littérature sont répertoriées ci-dessous.

2.4.1. Logique floue et système multi-agents pour un ordonnancement coopératif

Dans une entreprise, plusieurs services sont directement intéressés par l'ordonnancement : la production, mais aussi les ventes, la maintenance, la gestion des approvisionnements ou la gestion des ressources humaines. Coudert & al [COU 04] proposent l'association de la logique floue et des systèmes multi agents pour la mise en œuvre d'un ordonnancement coopératif production/maintenance. Les auteurs de cet article montrent comment le paradigme multi agent, souvent utilisé en ordonnancement pour son aspect distribué, peut aussi fournir un cadre permettant la coopération de différentes fonctions de l'entreprise en vue d'élaborer un ordonnancement. La production et la maintenance ont été choisies par les auteurs de l'article comme exemple, leurs activités étant souvent en conflit. Ils suggèrent l'utilisation de la logique floue pour modéliser les degrés de liberté temporels des deux fonctions. Ils montrent aussi comment cette approche permet d'obtenir un ordonnancement qui procure un meilleur compromis entre la satisfaction des objectifs respectifs des deux fonctions, qui peuvent être quelques fois antagonistes.

La figure I.54, représente un système d'ordonnancement multi-agents production / maintenance.

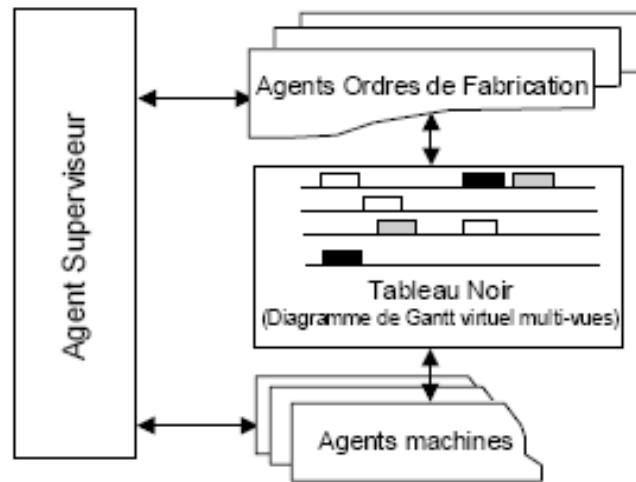


Figure I.54 : Architecture du modèle multi-agents. [COU 04]

La plupart des travaux concernant les relations Production/ Maintenance utilisent des approches probabilistes dans le but de déterminer le meilleur moment pour planifier une opération de maintenance en fonction d'un compromis entre le coût de maintenance et le risque de perte de disponibilité des machines

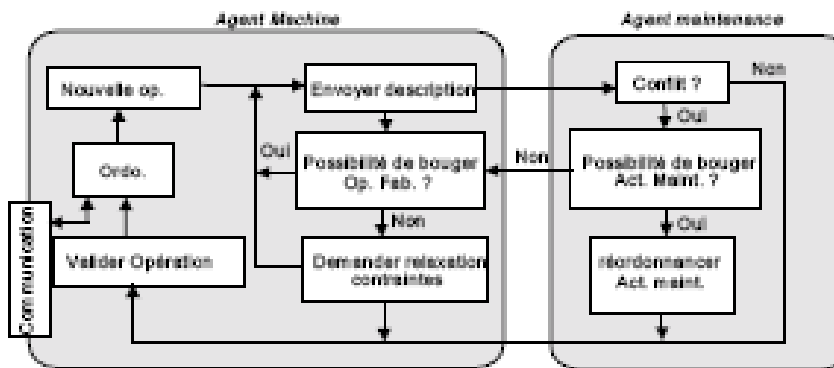


Figure I.55 : Coopération / négociation entre agents machine et maintenance. [COU 04]

Une date de livraison est représentée par un ensemble flou comme décrit dans la figure suivante :

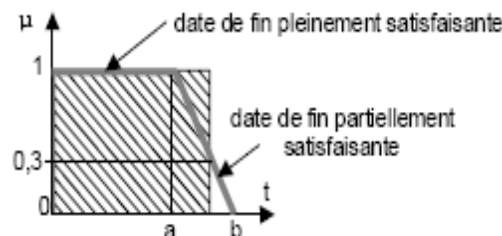


Figure I.56 : Modélisation floue d'une date de livraison. [COU 04]

Les dates de début possible d'une activité de maintenance sont décrites par l'ensemble flou de la figure I.57.

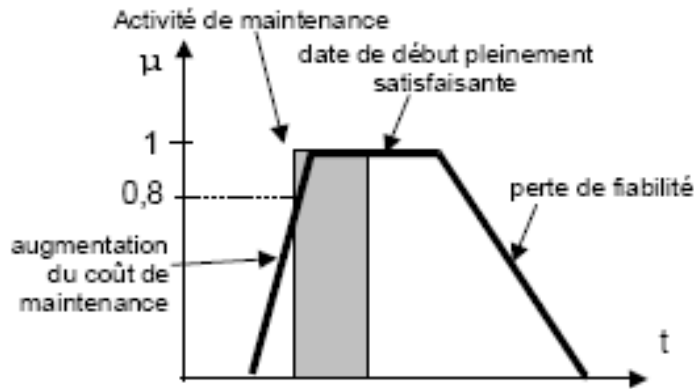


Figure I.57 Date de début préférée pour une activité de maintenance. [COU 04]

La fenêtre floue d’une opération de fabrication est calculée lorsque l’opération doit être planifiée. Le support de l’ensemble flou (c’est-à-dire les points pour lesquels $\mu=0$) est le laps de temps qui s’écoule entre la première date de début possible (place « 1 » sur la figure I.58) et la dernière (place « 2 » sur la figure I.58).

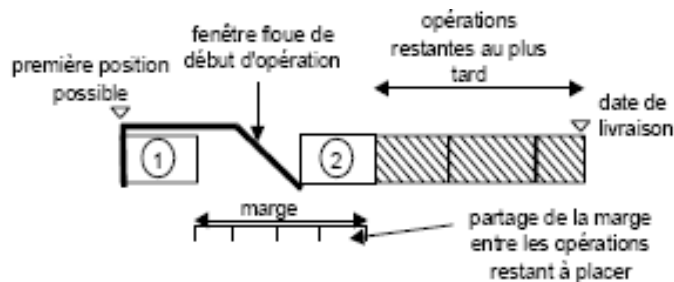


Figure I.58 : Fenêtre temporelle floue d’une opération de fabrication. [COU 04]

Pour la résolution de cas de conflits maintenance /Fabrication les agents maintenance doivent tout d’abord pouvoir les identifier. Avec les notations indiquées dans la figure I.59, une condition de conflit est que $(b1+L1>c2)$ ET $(b2+L2>c1)$. Dans un premier temps, une opération de fabrication et une activité de maintenance sont considérées comme ayant la même importance.

Différents critères peuvent être utilisés pour définir le meilleur positionnement d’une activité de maintenance et d’une opération de fabrication : par exemple chercher à maximiser le degré de satisfaction moyen, le degré minimum, etc.

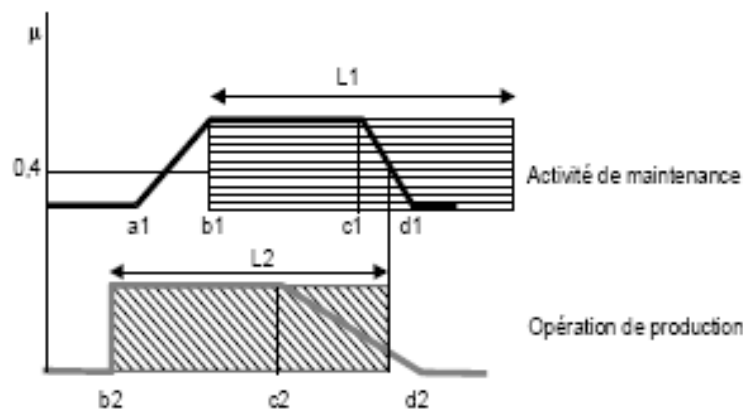


Figure I.59 : Exemple de conflit entre activité de maintenance et opération d’usinage. [COU 04]

Un exemple de résultats est proposé dans la figure I.60, obtenu avec 25 ordres de fabrication passant sur 2 machines sur lesquelles 9 activités de maintenance préventive (rectangle hachuré 1 à 9) doivent être planifiées.

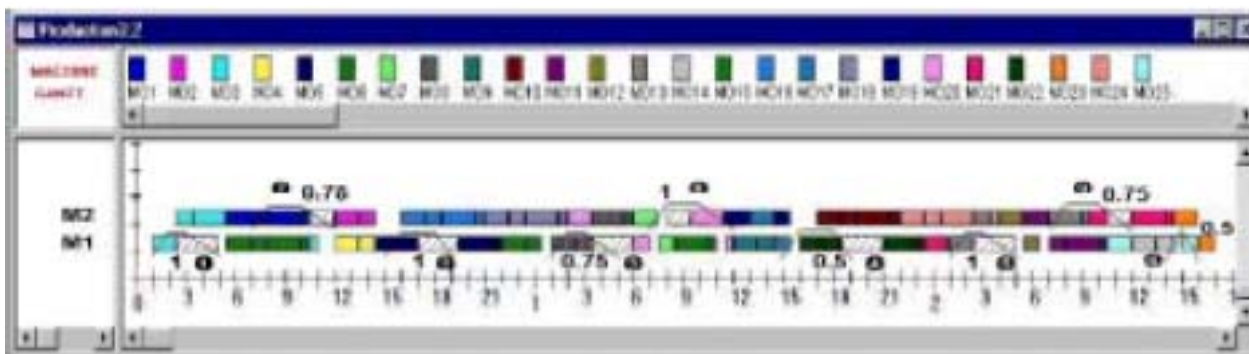


Figure I.60 : Exemple d'ordonnancement. [COU 04]

La figure I.61, propose une comparaison des trois résultats : on y voit le pourcentage d'ordres de fabrication et d'activités de maintenance en fonction du degré de satisfaction procuré par leur positionnement. Le processus de négociation permet de définir un compromis entre les objectifs des fonctions maintenance et production.

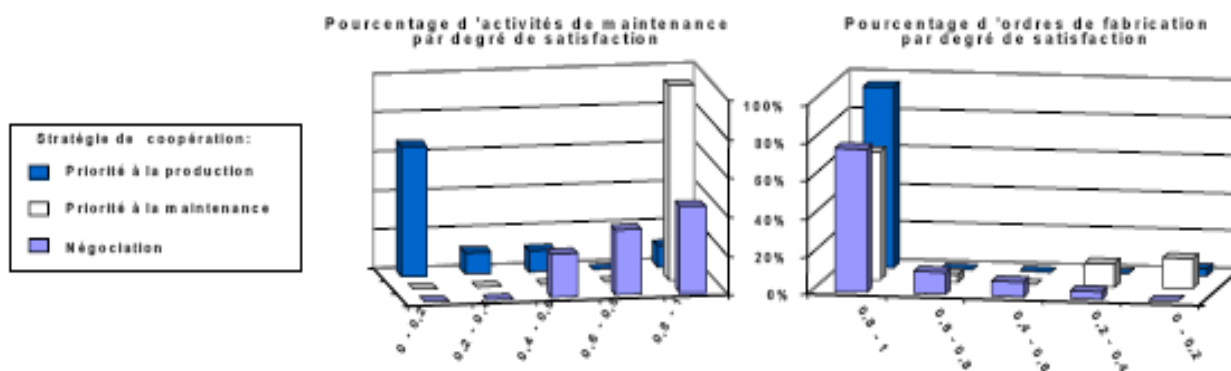


Figure I.61 : Comparaison des résultats. [COU 04]

En conclusion les auteurs, de cette étude, notent que la planification d'activités de maintenance préventive à intervalles donnés peut gêner l'ordonnancement d'opérations de fabrication, mais elle est nécessaire pour garantir la disponibilité de l'outil de production. Ces activités de maintenance peuvent concerner les machines elles mêmes, mais aussi les outils, les changements de bains dans des traitements thermiques ou les activités de nettoyage dans des processus de fabrication salissants comme la peinture ou l'imprimerie. Les auteurs de l'article ont montré comment la logique floue peut fournir une manière de modéliser les degrés de liberté temporels de la négociation d'une manière assez naturelle.

2.4.2. Configuration de familles de produits et ensembles flous

La globalisation, la saturation et la fragmentation du marché ainsi que l'innovation rapide constituent les principaux facteurs permettant de redéfinir les actions que beaucoup de compagnies doivent entreprendre pour se redéployer et réaliser des affaires. Concevoir des familles de produits configurables fournit d'une manière efficace les moyens efficaces

permettant de réaliser une variété de produits aboutissant à la satisfaction de la demande du marché. Cependant, le développement de produits configurables en familles de produits augmente la complexité du processus de conception.

C'est dans cette perspective que Deciu & al [DEC 03], proposent leur contribution en exposant au travers de l'article, une méthode permettant de réduire la complexité de formaliser le problème de configuration de produits en familles ainsi que leur processus de conception. Les auteurs ont utilisé la théorie des ensembles flous qu'ils ont appliqué pour résoudre un problème de conception et de configuration de produits en familles.

Cette étude propose une approche par *des multi modèles flous*, basé sur les concepts de la logique floue, qui sera mise en œuvre dans l'objectif de fournir un système d'aide pour le développement de configuration de produits en famille durant les différentes phase du processus de conception. Les multi modèles flous doivent permettre la prise en charge des éléments suivants : Nécessité d'avoir le modèle de la fonction, le réseau fonctionnel flou, le modèle physique de la fonction et sa solution et le modèle des contraintes physiques. Le réseau fonctionnel flou permet de formuler les relations entre les différentes fonctions de produits.

Disposer des multi modèles flous, permet de donner la possibilité de générer les propriétés et les relations floues ainsi que les différentes opérations correspondantes à mettre en œuvre pour aboutir à des configurations de produits en familles, valides et répondant aux différents critères de compétitivité. Un exemple illustre l'approche proposée, qui est une approche de configuration basée sur les multi modèles flous Elle est composée de différentes étapes, comme illustrée dans la figure I.62.

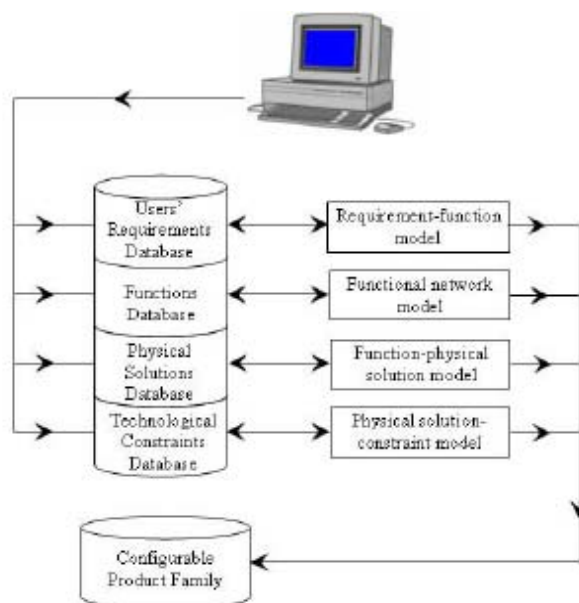


Figure I.62 : Structure d'une plateforme multi modèles flous. [DEC 03]

L'architecture de cette démarche correspondant à un ensemble de relations d'interdépendance entre les différents paramètres d'une base de données, contenant tous les éléments nécessaires pour la mise en œuvre du processus de configuration de familles de produits et qui sont aussi utilisées pour construire les modèles flous correspondants. Ces modèles flous définissent un ensemble de relations floues utilisées pour configurer chacune des familles de produits.

Tout problème de conception commence par la spécification de l'ensemble des exigences des utilisateurs et l'ensemble des fonctions que doit assurer le produit à concevoir.

Beaucoup de degrés de liberté existent dans les relations décrivant les caractéristiques de conception. Un modèle flou des exigences des utilisateurs est développé pour traiter ce problème d'incertitude.

Le modèle de la fonction condition est réalisé en deux étapes. Dans la première étape, définition des relations floues entre les conditions ou exigences et les fonctions à remplir par le produit final. Dans la deuxième étape en considérant les exigences des utilisateurs et l'emploi des différents opérateurs flous, les degrés de satisfaction de chacune des fonctions, que doit remplir le produit, sont déduits.

Le réseau fonctionnel flou est employé pour représenter la structure fonctionnelle d'un produit. Couramment, des représentations conventionnelles de la structure fonctionnelle des produits sont employées. Dans ces dernières les représentations des fonctions du produit sont symbolisées par des noeuds et sont interconnectés ensemble. Chacune des connexions est caractérisée par une fonction d'interdépendance, qui prend la valeur de 1 s'il existe une relation entre les deux fonctions considérées, ou la valeur 0 s'il n'y a aucune relation. Les interactions entre les fonctions ont différentes intensités.

Les ensembles flous permettent aux concepteurs de mettre en évidence l'intensité de chaque relation entre les fonctions du produit afin d'évaluer les différentes solutions de configuration de produits en familles. Le réseau fonctionnel flou présenté sur la figure I. 63, est une représentation graphique des relations floues existants entre les fonctions d'une chaise (produit configurable). Les noeuds du graphe représentent les fonctions, les arcs représentent les relations entre une paire aléatoire de fonctions et les étiquettes le long des arcs représentent le degré d'appartenance.

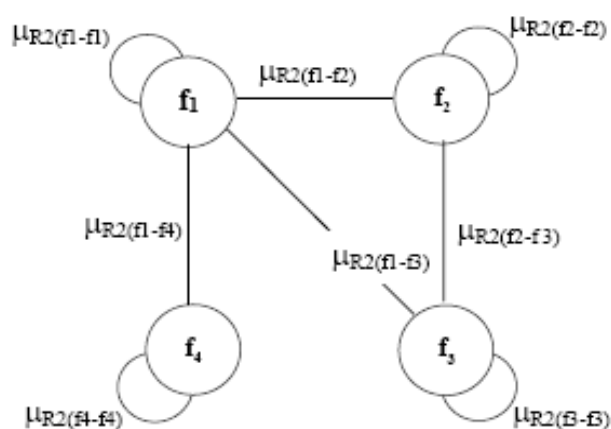


Figure I. 63 : Le réseau fonctionnel flou d'une chaise (Produit configurable). [DEC 03]

Chaque fonction dans l'ensemble des fonctions de produit correspond à différents composants du produit (chaise). Chacun des composants peut à son tour offrir différentes alternatives de solutions de rechange. On suppose que les composants du produit sont prédéfinis au début du processus de conception.

Les solutions physiques représentent la structure physique des composants de produit et installent un ensemble de solutions physiques prédéfinies. Chaque solution physique peut satisfaire avec un certain degré d'appartenance l'ensemble des fonctions F . Cet aspect implique que la relation entre l'ensemble des fonctions F et l'ensemble des solutions physiques S a un caractère flou.

L'exemple traité par les auteurs de cette contribution est basé sur un ensemble de fonctions déterminées par les conditions requises pour que le produit considéré puisse assurer les différentes fonctions élémentaires répondant aux principales exigences du produit. Considéré pour la mise en œuvre du modèle, correspondant. Différents composants d'une chaise et leurs différentes variantes sont présentées dans le diagramme morphologique (tableau de la figure I.64).













Chair components	Component variants (<i>Physical Solutions – S_k</i>)			
	1	2	3	4
1. Seat	Square (<i>S₁</i>) 	Rectangle (<i>S₂</i>) 	Round (<i>S₃</i>) 	-
2. Back	Square (<i>S₄</i>) 	Trapezoidal (<i>S₅</i>) 	Ellipsoidal (<i>S₆</i>) 	No back component (<i>S₇</i>)
6. Armrest	"L-shape" (<i>S₈</i>) 	"T-shape" (<i>S₉</i>) 	Ellipsoidal (<i>S₁₀</i>) 	No armrest (<i>S₁₁</i>)
7. Stand	Straight (<i>S₁₂</i>) 	Round (<i>S₁₃</i>) 	Slant (<i>S₁₄</i>) 	-

Figure I.64 : Le diagramme morphologique pour un produit (chaise). [DEC 03]

Chaque composant réalise une ou plusieurs fonctions élémentaires en concordance avec le cas pris en considération, de la même manière une fonction élémentaire peut être réalisée par un ou plusieurs composants. La matrice représentant les fonctions d'appartenance des fonctions physiques ainsi que les relations avec les solutions correspondantes est illustrée sur la figure I.65.

<i>Solutions No.</i>	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	
$[M(f_j, R_{3, S_k})] = [R_3] =$	0,9	0,7	0,9	0	0	0	0	0	0	0	0	0,7	0,7	0,8	1
	0	0	0	0,7	0,9	0,9	0	0	0	0	0	0	0	0	2
	0	0	0	0	0	0	0	0,8	0,8	0,7	0,2	0	0	0	3
	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0,8	0,7	0,7	4
															<i>Functions No.</i>

Figure I.65 : Matrice des degrés d'appartenances des Fonctions physiques et les solutions correspondantes. [DEC 03]

Établir le modèle de solutions des contraintes physiques floues pour représenter les relations floues entre l'ensemble des contraintes et des solutions physiques. La conception est généralement définie comme un processus permettant de créer une description d'un objet artificiel pouvant satisfaire certaines contraintes.

Des applications multiples sont intégrées pendant les diverses phases de développement d'un produit. En raison de la nature différente des applications, l'ensemble de ces contraintes peuvent constituer des impératifs de fabrication, d'assemblage, de maintenance etc. Toutes ces contraintes sont génériquement nommées ensemble de contraintes technologiques.

Les éléments de la matrice représentent les relations floues entre les contraintes physiques et les solutions correspondantes sont illustrées dans la figure I.66.

<i>Solutions No.</i>	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	
$[M(c_p, \tilde{R}_4, s_k)] = [R_4] =$	0,9	0,9	0,6	0,9	0,7	0,4	0	0,8	0,6	0,6	0	0,9	0,7	0,9	1
	0,9	0,9	0,7	0,9	0,8	0,6	0	0,8	0,7	0,5	0	0,9	0,8	0,6	2
	0,8	0,8	0,7	0,8	0,7	0,7	0	0,8	0,7	0,6	0	0,7	0,7	0,7	3
	0,8	0,8	0,7	0,8	0,8	0,4	0	0,9	0,7	0,5	0	0,8	0,8	0,8	4
															<i>Constraints No.</i>

Figure I.66 : Matrice des relations entre Contraintes physiques et solutions. [DEC 03]

Dans ce travail de recherche les auteurs ont proposé une approche basée sur la théorie des ensembles flous pour traiter la conception de configuration de familles de produits. La conception de configuration est un processus qui permet d'aboutir à un ensemble de configurations possibles de produits. En outre ce processus est caractérisé par le nombre de degrés de liberté élevé permettant d'envisager une multitude de solutions possibles ce qui peut conduire à une, certaine, incertitude quant au choix final d'une configuration. Des modèles flous sont intégrés dans la conception de configuration pour traiter et contourner cette incertitude.

2.4.3. Autres Applications en ordonnancement

D'autres approches basées sur les réseaux de neurones relatives aux problèmes d'ordonnancement ont été rapporté dans la littérature, elles incluent : l'ordonnancement en temps réel [LIA 92], ordonnancement multi-tâches [LO 93], l'ordonnancement des tâches d'assemblage [CHE 92], l'ordonnancement de robot [YIH 93], et un système d'ordonnancement intelligent (ISS) "Intelligent Scheduling System" pour les ateliers flexibles où la combinaison des réseaux de neurones et des systèmes experts est utilisée pour mettre en œuvre un ordonnancement fiable [RAB 90],

Foo et Takefuji [FOO 92] ont utilisé des réseaux de neurones à programmation linéaire intégrale (ILPNN) et les ont employé pour résoudre des problèmes d'ordonnancement d'atelier. Dans un problème d'ordonnancement d'atelier, les ressources sont typiquement des machines et les travaux sont les tâches de base qui doivent être accomplies en utilisant les machines. Chaque tâche peut se décomposer en plusieurs tâches secondaires reliées par certaines contraintes de priorité. Ce problème peut être formulé comme un problème de programmation linéaire. La fonction de coût à minimiser est définie comme somme des temps de tous les travaux conditionnée par les contraintes de priorité qui lient les différentes tâches. Le problème est résolu en utilisant un réseau de programmation linéaire.

Vaithyanathan et Ignizio [VAT 92] ont étudié l'utilisation des réseaux de neurones pour résoudre certains types des problèmes d'ordonnancement à grande échelle et qui sont soumis à des contraintes sur les ressources. Leur travail a été concentré sur des problèmes d'ordonnancement des contraintes sur les ressources dynamiques. De tels problèmes caractérisent de vraies situations de cas concrets, qui prennent en considération la détermination de l'ordonnancement non seulement du point de vue limitation des ressources mais également du point de vue des changements soudains et imprévus. Ils ont décomposé le problème à résoudre en une série de modèles multidimensionnels de petits blocs et ont établi

la première fois un modèle équivalent de réseau de neurones pour chaque représentation particulière. L'approche qu'ils ont proposée leur a permis d'éviter, en grande partie, les difficultés communes aux réseaux de neurones telles que l'instabilité et les minimums locaux.

En plus des réseaux de Hopfield, des réseaux feedforward (non récurrent) de rétropropagation peuvent également être utilisés pour résoudre des problèmes d'ordonnancement. Hih & al [YIH 91] ont établi une méthode hybride qui combine les réseaux de rétropropagation, la simulation et l'optimisation semi-markovienne pour résoudre les problèmes d'ordonnancement d'un pont roulant d'une chaîne de traitement chimique. Le problème d'ordonnancement concerne une chaîne de production de cartes de circuits imprimés où un pont roulant est utilisé pour assurer le transport sur une ligne de bords séquentiels du processus de traitement chimique. Puisque des processus chimiques sont impliqués dans ce système de production, toute désynchronisation ou mauvais positionnement des pièces par rapport aux bords aura comme conséquence les travaux défectueux. La méthode proposée se compose de trois phases : collecte de données, optimisation et généralisation. Les données d'apprentissage ont subi un prétraitement en utilisant une méthode de recherche opérationnelle (optimisation semi-Markovienne). Le réseau de neurone est utilisé dans la construction du modèle de prise de décision. Le système ainsi mis en œuvre a donné de meilleurs résultats qu'un ordonnancement manuel.

L'application des réseaux de neurones dans le domaine de l'ordonnancement a été étudiée par beaucoup de chercheurs. Dans certains cas, cette approche donne des avantages significatifs, dans d'autres, l'utilité et l'efficacité de l'approche sont discutables. Cependant, et pour le moins, les réseaux de neurones présentent une alternative intéressante aux méthodes plus conventionnelles d'ordonnancement. Puisque le problème d'ordonnancement est d'une immense importance, il est certain que les efforts considérables continueront à y être consentis.

2.5. Modélisation, Commande et Optimisation de processus

Afin d'optimiser la production, l'automatisation de la génération des processus de fabrication est devenue une nécessité pour les entreprises. Les approches généralement utilisées dans les systèmes de génération automatique de processus d'usinage nécessitent d'intégrer le savoir-faire des préparateurs dans la structure des programmes ou dans la base de connaissance du système. Cependant, du fait de leurs inconvénients liés à la formalisation du savoir-faire ainsi qu'à leur déterminisme, il semble intéressant d'envisager l'utilisation d'autres outils pour la génération automatique, la modélisation, l'optimisation de processus.

Aussi différents travaux de Recherche sont initiés dans le cadre de l'Amélioration de la productivité en fabrication mécanique ces études sont menées, par différents laboratoires, pour aboutir à une maîtrise des processus de fabrication et qui se révèlent très prometteuses, quant à la prise en charge des problèmes tant théoriques qu'expérimentaux liés à la conception et au pilotage de la machine, à la préparation et au suivi de l'usinage.

Les chercheurs conçoivent maintenant une nouvelle génération de machines qui peuvent imiter partiellement le raisonnement, apporter une aide à la prise de décision, acquérir de la connaissance avec des mécanismes d'apprentissage, emmagasiner de l'expérience et qui peuvent aussi être dotées d'un savoir et d'un savoir faire, que seuls des opérateurs qualifiés détenaient avant l'avènement des techniques de l'Intelligence Artificielle. Ces nouvelles techniques propulsent le monde de la recherche et celui de l'industrie vers le concept des machines intelligentes. Burns [BUR 97] présente à travers un article comment cette technologie est incorporée à une nouvelle génération de machines et de processus de fabrication. Il explore l'utilisation de la logique floue, des réseaux neurologiques et des algorithmes génétiques dans la conception des machines intelligentes et explique leur structure de base. Donne des exemples de la façon dont cette technologie peut être incorporée aux applications telles que la conception des machines-outils, de bras manipulateurs, de robot, de commande numérique par ordinateur et des systèmes de guidage autonome de véhicules. L'auteur donne des projections futures sur le développement des machines intelligentes et de l'impact que celles-ci auront sur l'industrie de manière globale et sur les différents procédés de fabrication en particulier.

Malgré le développement de nouveaux concept d'élaboration de pièces mécaniques (exemple prototypage rapide), la réalisation de pièces par enlèvement de copeaux est demeurée une des technologies de fabrication les plus importantes.

Bien qu'étant un procédé de fabrication traditionnelle, la description exacte du processus de coupe est inconnue, c'est-à-dire qu'il n'existe aucun modèle analytique disponible et le plus complet possible permettant de mettre en corrélation les différents paramètres en tenant compte des phénomènes intervenants durant les principales phases du processus de coupe.

Les méthodes de modélisation peuvent être employées dans plusieurs domaines de la fabrication (planification, optimisation ou commande de processus). La fabrication incorpore généralement plusieurs étapes, la pièce à usiner doit subir un certain nombre d'opérations (figure I.67), où les paramètres de sorties d'une opération sont les entrées d'une autre opération, comme ils peuvent aussi constituer les caractéristiques du produit final.

La succession des opérations d'usinage est reliée par les paramètres d'entrée-sortie permettant de modéliser l'ordre des différentes opérations d'usinage que doit subir la pièce à réaliser.

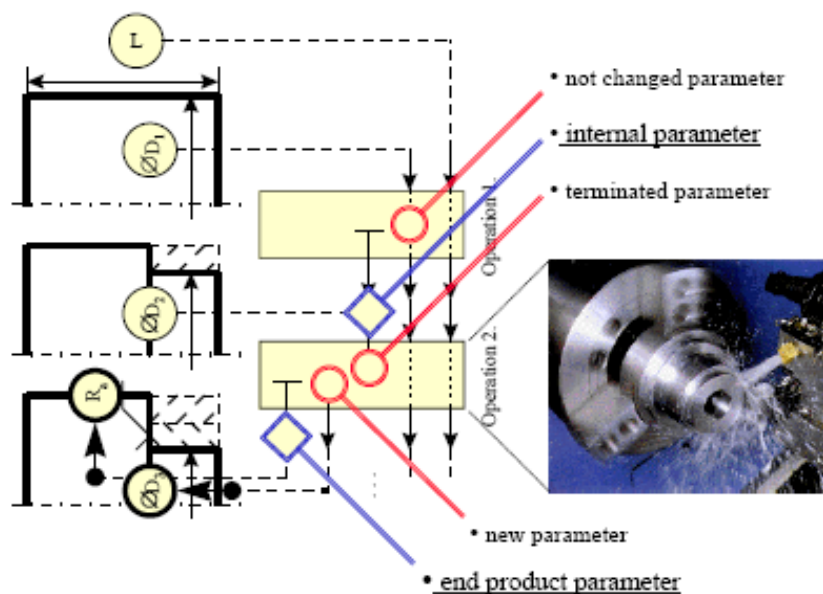


Figure I.67 : Liaison des opérations successives de fabrication par les paramètres de la pièce à usiner. [VIH 02]

2.5.1. Modélisation d'un processus d'usinage

C'est dans l'optique de modéliser les différentes relations d'interdépendance entre les principaux paramètres régissant les phénomènes inhérents aux processus de coupe que Viharos & al [VIH 02] proposent une étude pour la modélisation de différents aspects du processus de coupe des métaux en utilisant les réseaux de neurones. La succession des opérations d'usinage est reliée par les paramètres d'entrée-sortie permettant de modéliser l'ordre des différentes opérations d'usinage que doit subir la pièce à réaliser.

Cependant les récents développements des technologies du prélèvement, de la mesure et de la transformation des signaux de différents processus avec des taux de prélèvement et des précisions élevés permettent de disposer de bases de données suffisamment étendues, accumulées grâce à la multitude d'expériences sur les processus de coupe, offrant ainsi la latitude de mettre en œuvre des modèles de processus en employant des technologies nouvelles, telles que les techniques de l'intelligence artificielle (AI). Ces techniques ont trouvé leur application dans différents domaines de la fabrication (conception, planification, contrôle, optimisation, etc...).

Les réseaux de neurones artificiels peuvent manipuler de fortes non-linéarités avec un grand nombre de paramètres, des données incomplètes et les relations de variation ou de dépendance entre les divers paramètres du processus.

L'opération de coupe par enlèvement de copeaux met en jeu des phénomènes physiques très complexe, par conséquent la coupe des métaux constitue l'un des champs typiques de l'application des réseaux de neurones artificiels pour sa modélisation.

Les auteurs de la présente contribution ont abordé l'étude et l'analyse du processus de tournage en raison de sa simplicité relative par rapport à d'autres procédés de coupe par enlèvement de copeaux. Différents essais de coupe ont été réalisés en ajustant les différents paramètres d'usinage (variations de l'avance, la profondeur de passe, la vitesse de coupe etc..) et en mesurant certains paramètres physiques comme les efforts de coupe suivant les trois directions, les irrégularités des surfaces usinées, la puissance, les frottements de contact outil/pièce ainsi que la température. Les données mesurées étaient convenablement choisies pour être les plus appropriées pour constituer un ensemble de caractéristiques du processus de

coupe pour être utilisé durant la phase d'apprentissage du réseau de neurones, certaines des tolérances d'usinage relatives au processus ont aussi été déterminés.

Leur apport consiste en la configuration automatique des Entrées-sorties ainsi que la génération universel de modèles de processus à base de réseaux de neurones

Les différentes tâches à réaliser par un procédé d'usinage par enlèvement de copeaux nécessitent différents modèles de réseaux de neurones, c'est-à-dire différents modèles de configurations des entrées-sorties. En considérant les variables d'entrée-sortie d'un ensemble de tâches données comme un ensemble de paramètres, le modèle de réseaux de neurones estime une partie de cet ensemble de paramètres en se basant sur la partie restante.

Le choix des paramètres d'entrée-sortie influence fortement la précision du modèle développé. Au différentes étapes de la production (planification, optimisation ou commande) les tâches sont différentes, par conséquent, les possibilités d'estimation des modèles relatifs à appliquer varient, et cela même si le même ensemble de paramètres est employé. Au lieu d'utiliser différents modèles de réseaux avec des ensembles différents de paramètres, un modèle universel général peut apporter des solutions pour les mêmes problèmes avec une plus grande efficacité (figure I.68).

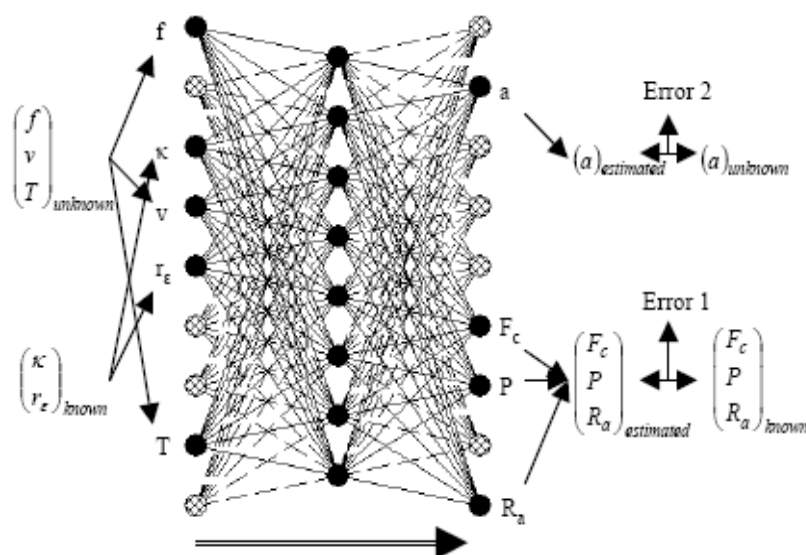


Figure I.68 : Configuration appropriée d'entrée-sortie d'un modèle de processus à base de réseaux de neurones et la solution d'une tâche par la détermination de l'état des paramètres connus-inconnus du processus. [VIH 02]

La méthode de génération automatique des modèles de processus appropriés, comprend les étapes suivantes :

- Détermination du nombre (maximum) des paramètres de sortie disponibles,
- Classement des paramètres disponibles en ensemble de paramètre d'entrée et de sortie,
- Apprentissage du réseau dont la configuration d'entrée-sortie a été déterminée dans les étapes précédentes.

Le concept proposé par les auteurs de l'article a été appliqué pour détecter les tolérances relatives à certains processus de coupe. La méthode appliquée est non triviale et nécessite plusieurs éléments, comme les logiciels, le savoir-faire, etc.... Une autre méthode peut être utilisée pour la détermination des tolérances appropriées pour une opération

d'usinage donnée, mais cette dernière nécessite l'exécution de plusieurs essais expérimentaux, ce qui exige, habituellement, beaucoup plus de temps par conséquent son coût est plus élevé comparativement à une solution basée sur les réseaux de neurones, l'autre raison ayant justifié ce choix est la vitesse de la mesure, qui est parfois très lente et exigeant une précision plus élevée. La démarche pour résoudre ce problème est la suivante :

- La solution commence par la collecte de données. Pour l'analyse des expériences de coupe, trois paramètres du processus ont été choisis dans une large gamme, (la profondeur de passe, l'avance et la vitesse), cinq autres paramètres ont été mesurés (la température, les efforts de coupe suivant les trois directions et la rugosité de la surface) et un dernier paramètre calculé (l'énergie spécifique de coupe correspondant à l'énergie de coupe par volume de copeaux).
- Un échantillon de paramètres, calculé à partir des valeurs originales mesurées, est le résultat de la deuxième étape.
- Un réseau de neurone modélisant le processus a été construit et ayant comme entrée et sortie les paramètres mentionnés précédemment. Sept paramètres du processus ont été utilisés par le modèle mis en œuvre. La vitesse de coupe, l'avance, la profondeur de passe et l'énergie spécifique de coupe constituent les entrées, la température, l'état de surface et l'effort de coupe les sorties du modèle (figure I.69).

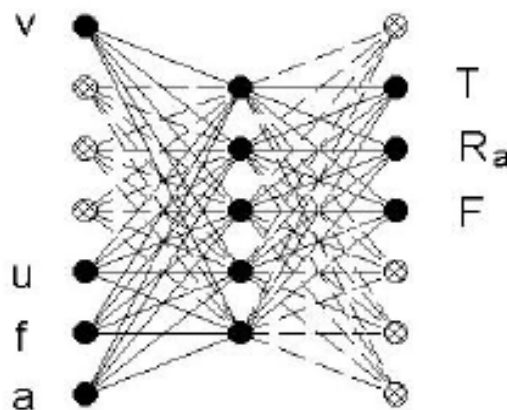


Figure I.69 : Le modèle général du processus de coupe. [VIH 02]

• Des milliers de solutions possibles pour une opération de fabrication donnée sont déterminés en utilisant le modèle général du processus de coupe mentionné ci-dessus. Ce nombre élevé de solutions permet de représenter et de montrer les dépendances parmi les paramètres du processus utilisés pendant la phase d'apprentissage du réseau. Les dépendances sont montrées par les diagrammes bidimensionnels illustrés dans la figure I.70.

Les zones de solution représentées dans la figure ci-dessous (I.70) montrent non seulement l'existence de différentes solutions possibles pour un processus de coupe donné mais également ils décrivent les tendances et la nature des dépendances parmi les paramètres du processus et les tolérances requises des différents paramètres du processus dans différentes circonstances.

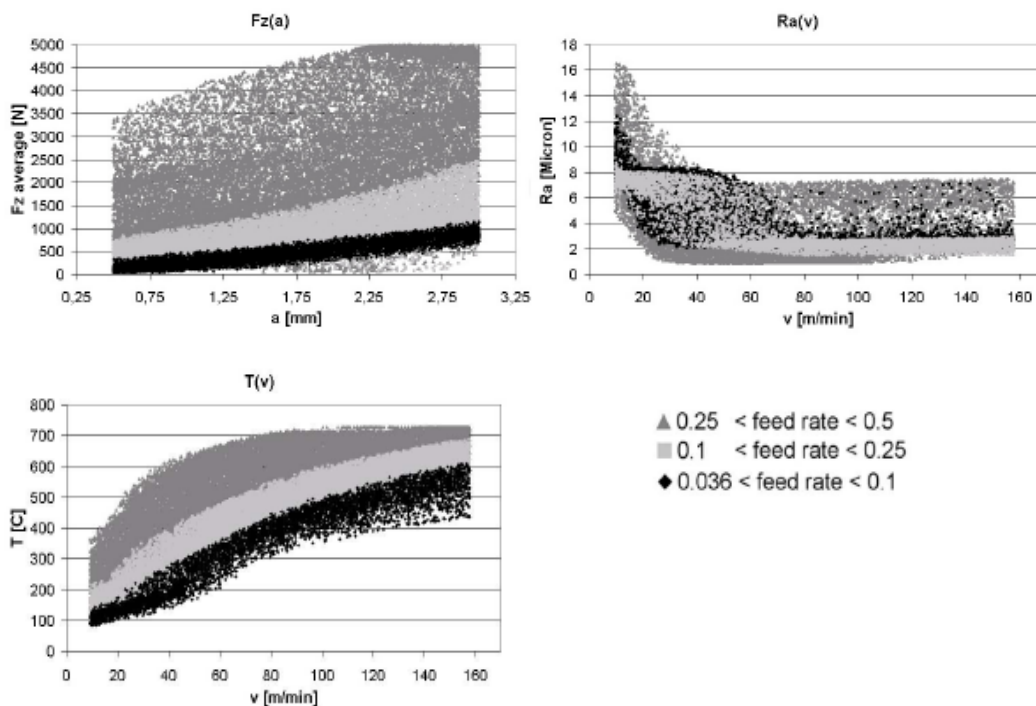


Figure I. 70 : Trente mille solutions possibles analysées par le processus de coupe généré par la méthode basée sur le modèle de Réseau de Neurones. [VIH 02]

2.5.2. Réseaux adaptatifs flous et modélisation de processus d'usinage

En raison de la complexité de la structure des machines-outils et du processus de coupe, la dynamique des processus d'usinage n'est que partiellement appréhendée à cause des différents phénomènes complexes engendrés. Ceci est particulièrement mis en exergue pour les procédés d'usinage à grande vitesse, qui sont généralement employés pour augmenter la productivité. La modélisation et l'optimisation de ces processus complexes, nécessitent de nouvelles approches, pouvant représenter les divers phénomènes complexes et disposant de capacités d'apprentissage et de prise en charge des incertitudes liées à l'inexistence d'une modélisation avérée de ces phénomènes physiques ou mécaniques. Pour contourner toutes ces limitations, l'approche neuro-floue, basée sur les outils de l'intelligence artificielle que sont les réseaux de neurones et la logique floue, semble idéalement bien appropriée. C'est dans ce cadre que Jiao & al [JIA 04], proposent l'étude des réseaux adaptatifs flous pour la modélisation de processus d'usinage, dans l'objectif d'aboutir à un système permettant la prédiction de la rugosité des surfaces pour des opérations de tournage.

Dans cet article, les auteurs ont développé un réseau adaptatif flou qui a été employé pour la modélisation et la prédiction de la rugosité extérieure dans des opérations de tournage. Le système neuro-flou mis en œuvre offre les capacités d'apprentissage d'un réseau de neurones et la possibilité d'une représentation linguistique de phénomènes complexes, non compris et vagues.

En outre, le système proposé au travers de cette contribution, peut continuellement améliorer le modèle approximatif obtenu initialement sur la base des données quotidiennes de fonctionnement du procédé d'usinage. Pour illustrer l'approche proposée, un modèle représentant les influences des paramètres d'usinage sur la rugosité extérieure est établi et ce dernier est alors validé, par l'utilisation des résultats des expériences pilotes. Les réseaux adaptatifs flous (FAN) sont des séries de réseaux basés sur des systèmes d'inférence floue.

La configuration de base d'un système d'inférence floue est constituée de trois composantes conceptuelles:

1. une base de règle, qui contient un ensemble de règles floues IF-THEN ;
2. une base de données, qui définit les fonctions d'appartenance utilisées dans les règles floues ; et
3. un mécanisme de raisonnement, qui exécute la procédure d'inférence basée sur les règles.

Divers systèmes d'inférence floue peuvent être construits selon les règles floues IF-THEN et les procédures d'agrégation ou d'adjonction des différentes règles floues. Une série de réseaux adaptatifs flous, à savoir : FAN I (Fuzzy Adaptatif Networks : réseaux adaptatifs flous), FAN II et FAN III ont été développés.

Les réseaux adaptatifs flous sont des réseaux de cinq couches permettant la représentation d'une mise en correspondance des règles d'inférence floues. Chaque noeud du réseau exécute une fonction particulière sur les signaux entrants, ce qui est caractérisé par un ensemble de paramètres d'entrée. Afin de représenter les différentes possibilités adaptatives du réseau, les noeuds peuvent être classifiés par des liens adaptatifs représentés par des paramètres ou poids qui peuvent être ajustés par une procédure d'apprentissage, et des noeuds invariables sont représentés par des cercles, figure I.71.

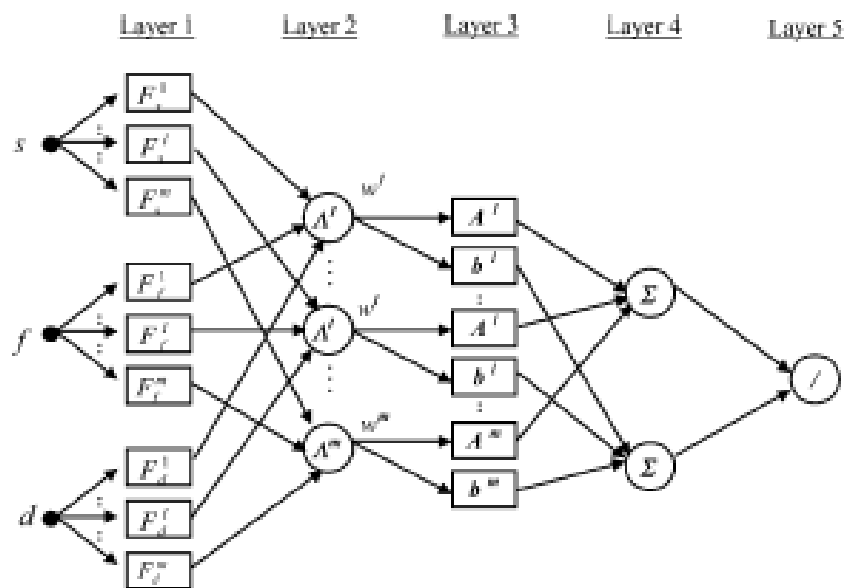


Figure I.71 : Structure du réseau de neurones pour la prédiction de la Rugosité. [JIA 04]

Les noeuds dans la première couche, sont réparti en sous-groupes, pour stocker les fonctions d'appartenance liées aux variables d'entrée et fondées sur les règles floues, IF-THEN. Chaque sous-groupe dans cette couche peut être interprété comme un terme linguistique d'une variable d'entrée particulière. Les noeuds de la deuxième couche réalisent l'agrégation ou l'adjonction de préceptes basés sur les règles d'inférence floues. Les noeuds des couches 3, 4 et 5 représentent les différents traitements réalisés sur les données conséquemment aux règles floues.

D'une manière générale, un système d'inférence floue est supposé comme étant une structure disposant de p Entrées $X (x_1, x_2, \dots, x_p)^T$ et d'une Sortie Y .

Lors de l'exécution des différentes opérations d'usinage, divers facteurs comme les conditions de coupe et la géométrie de l'outil ont des effets significatifs sur les spécifications extérieures des pièces finies. Les spécifications extérieures de finition se caractérisent généralement par certains défauts géométriques : d'une part, l'aspect onduleux de la surface et d'autre part, la rugosité de la surface. Le premier défaut peut être causé par les faibles performances de certaines machines conventionnelles et le dernier se rapporte aux irrégularités de la surface dues aux phénomènes intrinsèques du processus d'enlèvement de copeaux ou de matière ainsi qu'aux traces causées par l'outil sur la surface de la pièce et inhérentes à son déplacement et à son mouvement d'avance. Le modèle du réseau de neurones (FAN III) pour réaliser la prédiction de la rugosité de la surface peut être formulé sur la base de plusieurs facteurs, dans le cas de cette étude l'auteur a disposé des données suivantes : Les paramètres de coupe considérés sont la vitesse de coupe (s), qui mesure la vitesse de rotation de la pièce à usiner, l'avance (f) et la profondeur de passe (d). L'état de surface extérieur de la pièce qui est évalué par la valeur arithmétique moyenne de la rugosité R_a . Ainsi, les variables du modèle sont :

- . Variable de sortie : Rugosité extérieure (R_a)
- . Variables d'entrée : Vitesse de coupe (s), Avance (f), Profondeur de passe (d).

Les résultats obtenus par l'auteur de cette étude, après la phase d'apprentissage du réseau FAN III, sont récapitulés dans la figure I.72, et qui illustrent une comparaison entre les sorties réelles du réseau et les sorties désirées.

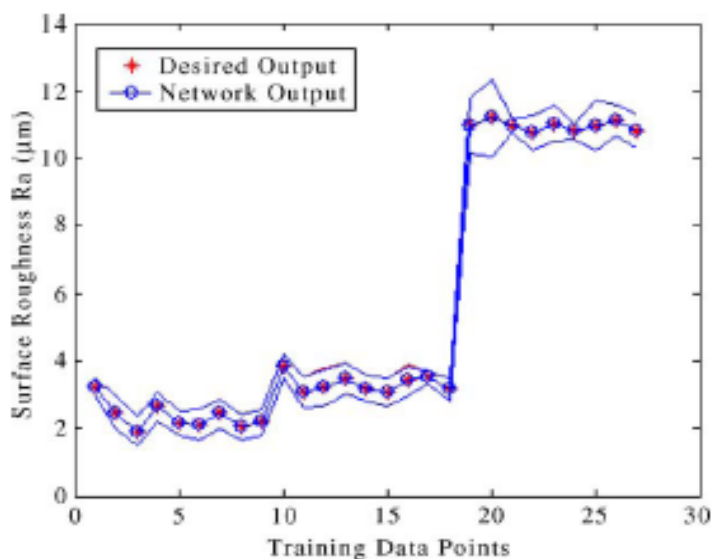


Figure I. 72 : Comparaison entre les sorties désirées et les sorties du réseau FAN III. [JIA 04]

Le modèle du réseau (FAN) a été développé, à travers cette étude, pour décrire les relations qui peuvent exister entre les conditions de coupe et l'état de surface extérieure de la pièce, désigné par la rugosité R_a . Ce modèle de réseau est, aussi, utilisé pour étudier l'influence des différents paramètres du processus de coupe sur la rugosité extérieure. Les résultats obtenus, après la phase d'apprentissage, sont illustrés dans les figures I.73 à I.75. La figure I.94 montre, par exemple, l'influence de la vitesse de coupe (s) sur la rugosité extérieure (R_a) et cela pour trois vitesses d'avance (f) différentes et avec une profondeur de passe fixe $d= 1,2$ millimètres.

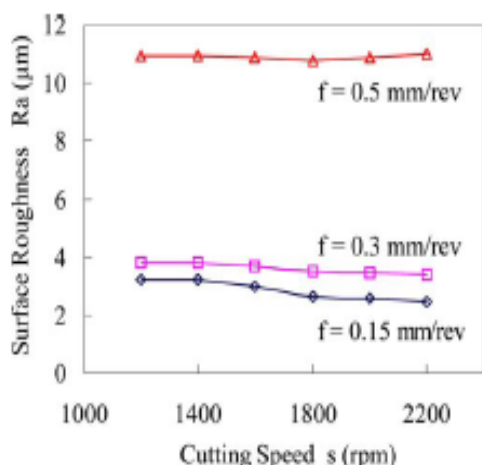


Figure I.73 : Relation entre la vitesse de coupe (s) et la rugosité Ra. (d=1.2 mm). [JIA 04]

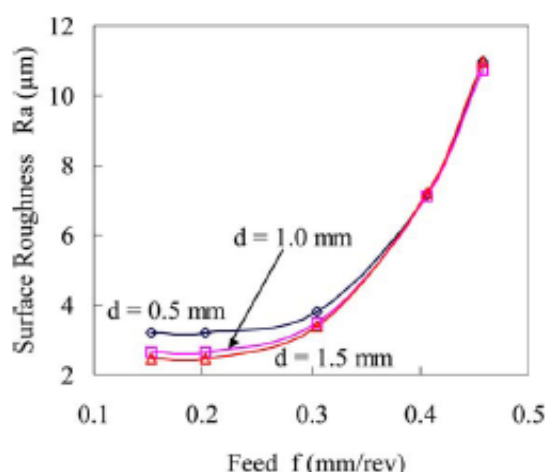


Figure I.74 : Relation entre l'avance (f) et la Rugosité Ra

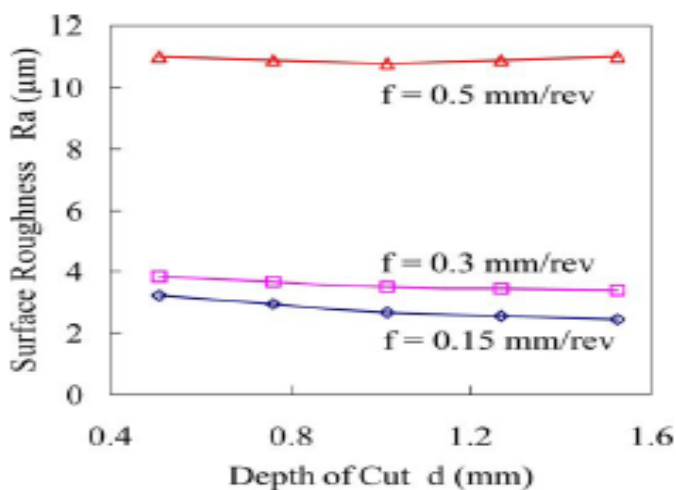


Figure I.75 : Relation entre la profondeur de passe (d) et la Rugosité (Ra). [JIA 04]

Le réseau de neurones FAN III est conçu pour modéliser des systèmes de fabrication dont les relations entre les différents paramètres sont vagues et mal définies. Il est particulièrement approprié pour permettre une modélisation avec une grande quantité de données. En outre, les données peuvent être présentées au réseau sous n'importe quelle forme, aléatoire ou irrégulière. Un autre avantage du réseau proposé est inhérent à ses capacités d'apprentissage et de généralisation. Ainsi, un modèle approximatif peut être mis en œuvre au départ puis ce dernier peut être continûment amélioré en se basant sur l'exploitation journalière des données irrégulières ou aléatoires du procédé d'usinage à modéliser ou à optimiser. L'approche proposée est beaucoup plus puissante que l'approche classique de régression. D'abord, cette approche permet de capitaliser des données et il n'y a aucun besoin de répéter les calculs des données antérieures toutes les fois que de nouvelles données sont disponibles, ce qui est le cas dans l'approche classique de régression. En second lieu, cette approche a les capacités d'apprentissage d'un réseau de neurones avec la disponibilité de nouvelles données de fonctionnement. En conclusion, le réseau adaptatif flou peut faire l'estimation de beaucoup de paramètres et même réorganiser sa structure et, ainsi, être beaucoup plus puissant que l'approche classique.

2.5.3. Un outil d'aide à la décision axé sur un compromis d'optimisation

En raison de leur modèle d'estimation libre, de leurs capacités d'apprentissage et de manipulation d'incertitude, les réseaux de neurones artificiels (ANN) sont fréquemment employés pour modéliser des processus d'usinage. Les tâches à exécuter permettent de déterminer les configurations d'entrée-sortie des modèles, c'est à dire, les paramètres à considérer comme entrées et sorties. En présence d'un environnement de nature multidimensionnelle et non linéaire de tout problème de fabrication ainsi que de l'étroite liaison entre les tâches à réaliser au cours d'un processus d'usinage l'exigence de la mise en œuvre de différentes configurations de modèles de réseaux, pour la prise en charge globale des difficultés pouvant survenir durant l'exécution des différentes opérations d'usinage, est plus que nécessaire.

Les auteurs se sont intéressés au problème de la configuration automatique d'entrée-sortie et à la génération de modèles de processus basés sur les réseaux de neurones avec une considération particulière pour la modélisation des chaînes de production.

La rugosité extérieure est l'une des conditions le plus souvent exigées par des clients achetant des pièces en acier. Elle est exprimée à travers le paramètre de rugosité correspondant à la valeur du 'Ra' prescrite sur la surface de la pièce, et qui doit être réalisée par l'usinage, ce paramètre est choisis par le concepteur et le producteur pour répondre à des exigences fonctionnelles de la pièce. Cette contribution prend en charge le problème courant du choix approprié de l'avance, de la profondeur de passe et de la vitesse de coupe dans des opérations de tournage en employant un modèle de coupe basé sur les réseaux de neurones artificiels, la figure, ci-dessous, décrit une représentation de la méthode classique de l'application des réseaux de neurones artificiels, pour modéliser un processus d'usinage.

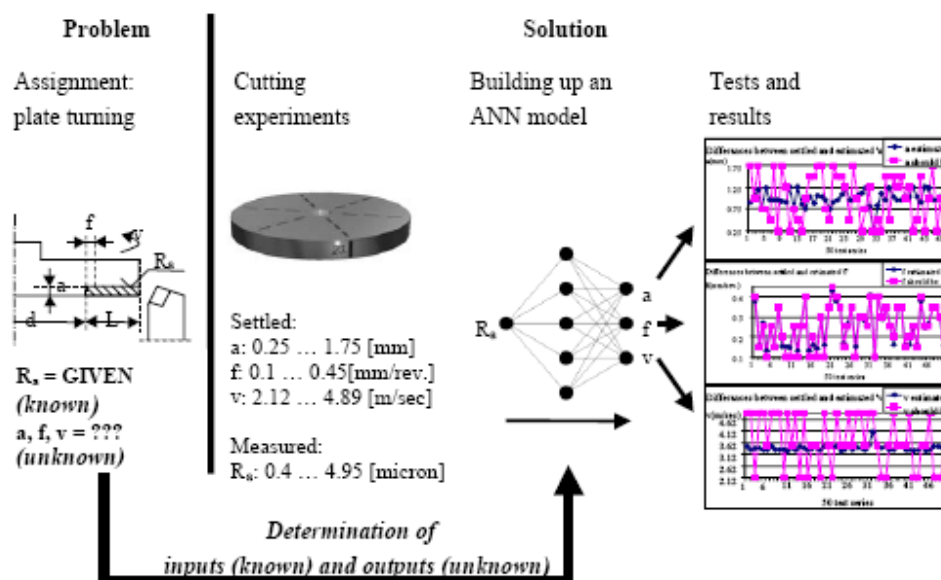


Figure I.76 : Méthode classique de l'application des RNA

Pour une opération de tournage donnée, en général, il n'y a aucun modèle analytique disponible au sujet des relations entre les différents paramètres d'usinage et la rugosité extérieure résultant de la combinaison de ces paramètres. Cependant quelques relations sont mise en évidence après des expérimentations, par conséquent la mise en œuvre de modèles réalisant une mise en correspondance entre les paramètres d'usinage et la rugosité de la surface à usiner constitue un champ d'application des plus, intéressant, pour les réseaux de

neurones. A cet effet et pour modéliser le processus de coupe plus de cent cinquante expériences (150) ont été réalisées pour constituer une base de données répartie en un premier ensemble d'apprentissage et un deuxième ensemble de test. Durant cette phase de collecte de données les différents paramètres d'usinage ont été variés et la rugosité de la surface réalisée était mesurée durant l'opération d'usinage.

En utilisant ce concept classique pour le problème de tournage le paramètre de rugosité prescrit R_a agit en tant qu'entrée et les paramètres d'usinage constituent les sorties du modèle mis en œuvre (Figure I.76).

Les auteurs de cette étude proposent une nouvelle approche pour modéliser des processus d'usinage. L'idée majeure de cette technique de modélisation est, durant l'étape de mise en œuvre ou de construction du modèle, de ne pas tenir compte des exigences requises pour réaliser une tâche bien déterminée, c'est au modèle de trouver toutes les interdépendances entre les différents paramètres d'entrées-sorties tout en satisfaisant avec exactitude toutes les spécifications auxquelles doit répondre la pièce à réaliser.

Une recherche d'algorithme basé sur le recuit simulé a été également présentée pour résoudre diverses tâches possibles en utilisant un modèle général de réseaux de neurones permettant de découvrir les valeurs des paramètres inconnus en se basant sur les paramètres connus sans faire la distinction entre les entrées et les sorties du processus à modéliser, c'est-à-dire les différents paramètres peuvent être, dans certains cas, des variables d'entrée et dans d'autres cas ils seront pris comme variables de sortie.

L'applicabilité de ces idées et de ces algorithmes a été vérifiée par des essais expérimentaux sur des problèmes inhérents aux processus de coupe des métaux par enlèvement de copeaux. Les solutions proposées pour différentes opérations de tournage ainsi que leur optimisation et cela de différents points de vue résultent d'un possible compromis justifiant ainsi la possibilité d'appliquer ce nouveau concept.

2.5.4. Optimisation d'un processus de fabrication virtuel par RNA

De nos jours, il est devenu de plus en plus difficile d'optimiser des procédés de production modernes, du fait du grand nombre de paramètres du processus et de leurs fortes non-linéarités. Dans des applications pratiques, le procédé est souvent basé sur des méthodes d'essais-erreur et sur la compétence d'un opérateur expérimenté. La conception expérimentale offre un choix des approches plus systématiques basées sur des méthodes statistiques. Cependant ces concepts ne fonctionnent bien que si les données du processus ne sont pas fortement bruitées et si des interactions non linéaires parmi les paramètres du processus sont connues à l'avance. Néanmoins les résultats des investigations entreprises ne sont prêts à être employés, qu'après avoir mis à disposition un grand nombre d'expériences. Si les résultats ne sont pas satisfaisants, un autre ensemble d'expériences doit être projeté. En raison de ce caractère répétitif de la méthode, la conception expérimentale est souvent considérée comme trop onéreuse dans les domaines de la technologie. Pour l'industrie l'impact de cette approche systématique est plutôt limité. Ces méthodes semblent être plus appropriées dans d'autres domaines qui ne nécessitent pas des équipements et des investissements trop lourds tels que la biotechnologie, la pharmacie et la chimie.

C'est dans l'objectif de s'affranchir du caractère répétitif de la conception expérimentale et de ses inconvénients, que Loher & al [LOH 03], proposent l'étude de l'optimisation d'un processus de fabrication virtuel en utilisant un modèle basé sur les réseaux de neurones.

Les auteurs de la présente contribution n'ont pas mis l'accent sur la nécessité de la mise en œuvre d'un modèle à améliorer par de nouvelles données. Un tel type de modèles est

nécessaire pour une recherche itérative d'un point de consigne optimal. Les méthodes itératives pourraient améliorer l'acceptation des procédures de processus systématiques d'optimisation parce qu'elles suivent le cheminement de la compréhension intuitive de l'ingénieur de production : Chaque étape dépend des résultats de l'histoire du processus d'optimisation et du savoir-faire disponible sur le processus général. Le progrès peut être de manière permanente surveillé, et l'itération peut être arrêtée si le résultat est satisfaisant.

La méthode d'optimisation présentée suit exactement le concept de raisonnement, excepté que le modèle mental de l'opérateur est remplacé par un modèle mathématique à base de données, qui peut être un réseau de neurones, un système flou, neuro-adaptatif, un modèle de régression avec des régresseurs appropriés ou n'importe quelle autre structure d'entrée-sortie paramétrisée. Les auteurs présentent l'utilisation des modèles de processus afin d'optimiser un processus d'une manière itérative ainsi que le processus de déformation d'un métal et sa simulation par la méthode des éléments finis.

Pour un processus donné, les paramètres qui le déterminent, sont définis par des valeurs x_i du processus. De toutes les propriétés caractérisant le produit, un sous-ensemble est défini par l'utilisateur comme propriétés y_r approprié du produit. Un choix spécifique des valeurs des composantes de y constituent les spécifications du produit y .

La tâche de l'ingénieur de production est de définir un vecteur des paramètres de processus x_i , tel que les propriétés résultantes du produit sont voisines des spécifications du produit y .

Habituellement les expériences sont coûteuses et exigent des équipements et une consommation excessive d'énergie. En conséquence, le nombre d'expériences nécessaires pour atteindre les caractéristiques devrait être réduit au minimum.

Un modèle de processus est défini par un vecteur à m dimension représentant les paramètres x_i du processus et un vecteur à n dimensions représentant les propriétés du produit, figure I.77.

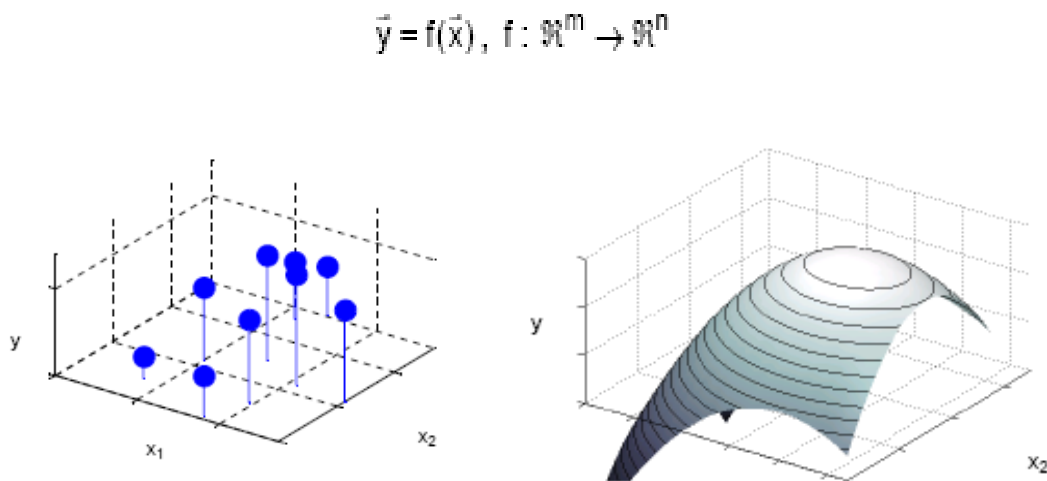


Figure I.77 : Visualisation d'un modèle de processus avec 2 paramètres de processus x_1, x_2 et y propriété du produit. La surface approchante représente les différents points de maillage avec une erreur d'apprentissage minimale. [LOH 03]

Dans des applications pratiques le modèle de processus (f) n'est pas explicitement connu. Si N expériences sont effectuées, (f) est défini aux différents points de maillage N . Une estimation de (f) est requise pour permettre l'interpolation entre les points de maillage. Ce concept est faisable seulement si les points de maillage sont assez denses pour assumer le passage en douceur de (f) dans l'intervalle prédéfini.

$$\vec{y}_i = f(\vec{x}_i), \quad f : R^m \rightarrow R^n, \quad 1 \leq i \leq N$$

Contrairement aux approches classiques de conception à base d'expériences l'optimisation itérative commence par un petit ensemble d'expériences initiales, le modèle du processus est établi puis affiné au fur et à mesure. Des expériences additionnelles sont effectuées progressivement jusqu'au moment où l'optimum du processus est supposé atteint. Cette stratégie nécessite un nombre d'expériences plus réduit. Le principe de cette stratégie d'optimisation est représenté par la figure suivante.

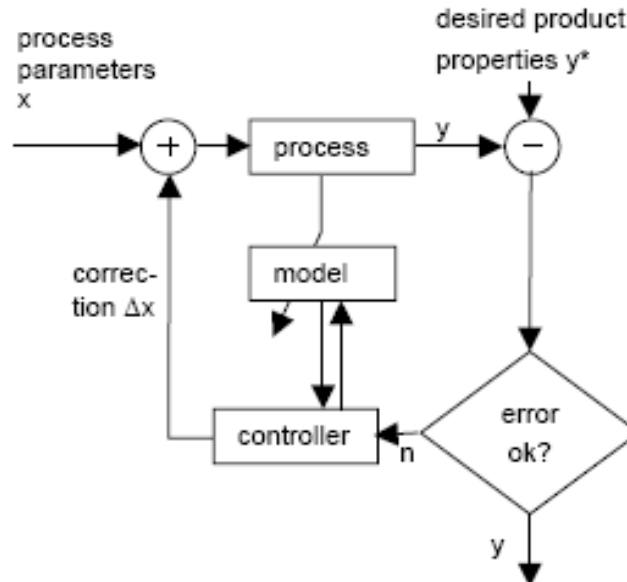


Figure I.78 : Boucle d'optimisation. [LOH 03]

Dans le cadre de cette étude une pièce cylindrique est chauffée localement à l'aide d'une bobine d'induction, figure I.79, a. Pendant la phase de chauffage la pièce est animée d'un mouvement de rotation afin de garantir une répartition homogène de la température. Après avoir atteint la température de déformation désirée la pièce est placée dans une matrice et déformée. La Figure I.79, montre les différentes séquences d'exécution du processus, le système de chauffage (a) et la forme finale de la pièce forgée (b).

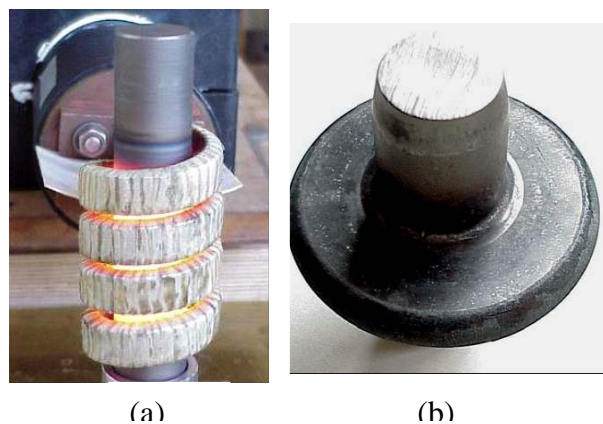


Figure I.79 : Chauffage inductif (a) et forme finale de la pièce (b). [LOH 03]

Le processus nouvellement développé est sensible à certains paramètres, à l'instar de la température, le frottement et la déformabilité du matériau. Les pertes de chaleur et le frottement peuvent subir des fluctuations de manière significative d'une expérience à l'autre. Par conséquent et afin d'éviter des incidences incontrôlables de ces perturbations le processus de déformation du métal a été modélisé avec la méthode des éléments finis, avec cette méthode ces influences sont aplanies en maintenant ces paramètres constants.

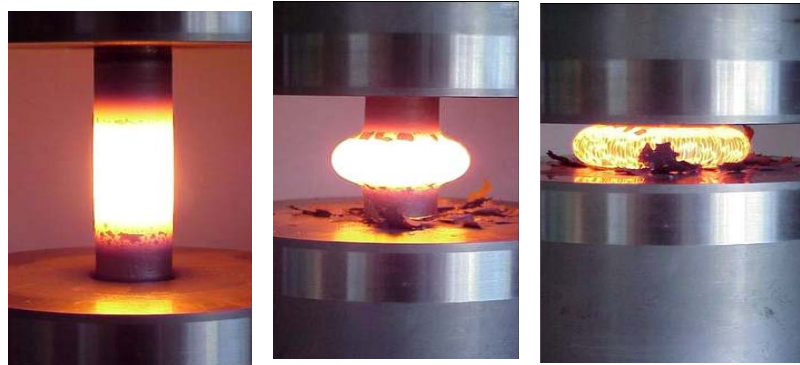


Figure I.80 : Séquences du processus de déformation du métal. [LOH 03]

L'expérimentation virtuelle, par simulation de la déformation du métal à l'aide des éléments finis pour réaliser l'optimisation du processus tient compte des paramètres suivants :

Les paramètres d'entrée (\bar{x}) sont :

Température dans la zone de chauffage

Longueur de la zone de chauffage

Longueur initiale de la pièce.

Les propriétés du produit (\bar{y}) sont :

Longueur

Diamètre de bride (voir figure ci-contre).

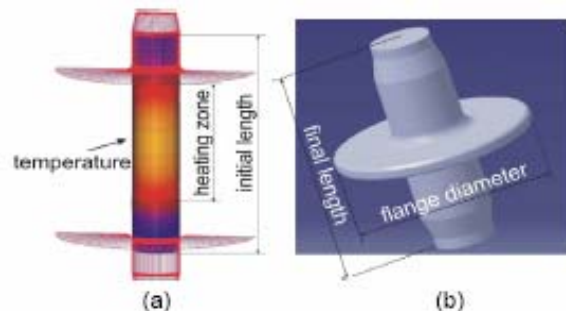


Figure I.81 : Paramètres du processus (a) et propriétés du produit (b). [LOH 03]

Les valeurs à atteindre sont 125mm pour la longueur et 70mm pour le diamètre de bride, l'objectif est de déterminer les paramètres du processus qui mènent aux valeurs à atteindre pour les propriétés du produit. Les paramètres du processus et les résultats d'un ensemble de 30 expériences virtuelles initiales sont utilisés. Dans une deuxième étape les paramètres du processus sont donnés par le procédé d'optimisation afin de produire un objet virtuel avec certaines propriétés prédéfinies. Quelques opérations virtuelles sont nécessaires pour obtenir l'ensemble, convenable, de paramètres du processus afin d'exécuter la géométrie désirée de la pièce à réaliser. Avec 3 paramètres de processus et 2 propriétés de produit, un espace à 5 dimensions serait indispensable, dans l'exemple traité par cette étude, pour faire apparaître l'agencement de la procédure d'optimisation.

Les propriétés résultantes du produit sont montrées sur la figure I.82, ainsi que les valeurs à atteindre pour les propriétés de produit.

Les résultats obtenus montrent que l'expérience la plus prometteuse pour commencer la boucle itérative d'optimisation est l'expérience N° 10. Comparé à la cible, la partie virtuelle est environ 3 mm plus courte et son diamètre de bride est de 2 mm plus grand.

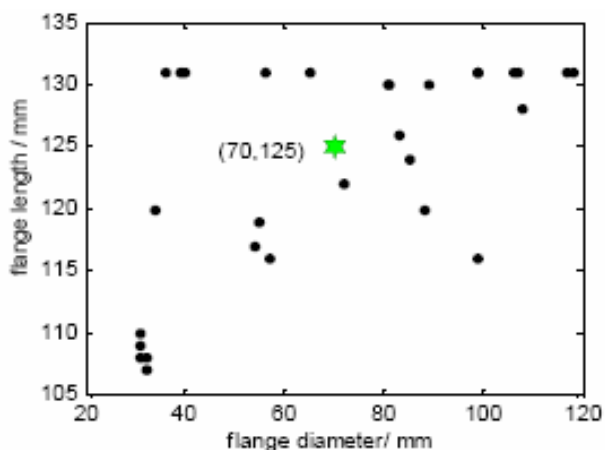


Figure I.82 : ● propriétés du produit des 30 expériences initiales, ★ propriétés désirés. [LOH 03]

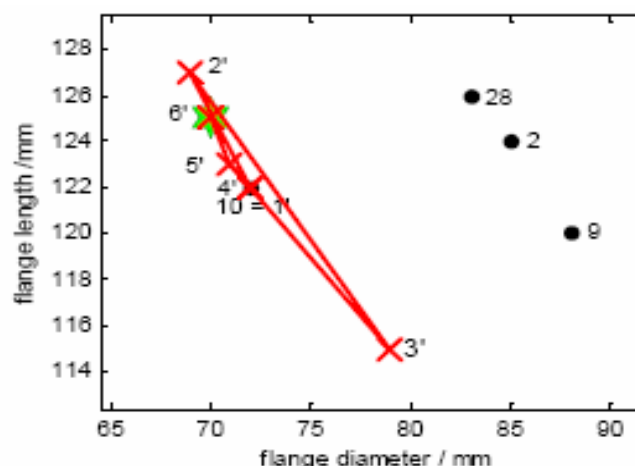


Figure I.83 : Optimisation : croise les propriétés du produit des 6 opérations intermédiaires nécessaires pour atteindre le but. Le point de départ de l'itération est l'expérience N° 10, qui est la plus proche de la cible. [LOH 03]

A travers cette contribution, une méthode pour optimiser un procédé non linéaire avec (**m**) paramètres de processus et (**n**) propriétés de produit est décrite par les auteurs. Elle commence par un (petit) nombre d'expériences initiales où un réseau de neurones stocke les informations contenues dans les échantillons d'apprentissage, le modèle du processus est établi puis affiné au fur et à mesure, durant cette première phase. En utilisant ce modèle de processus, un contrôleur propose un nouveau vecteur des paramètres de processus, correspondant à un vecteur des propriétés de produit. Cette information est ajoutée à la base de données, menant à une correction du modèle de processus neuronal et à une suggestion rectifiée pour l'expérience suivante. Cette itération est arrêtée si le résultat est satisfaisant c'est-à-dire si l'erreur d'apprentissage est minimale.

2.5.5. Optimisation des systèmes de production et Intelligence artificielle

Disposer de modèles de processus fiables est d'une extrême importance dans différents domaines de la fabrication intégrée par ordinateur. Ces systèmes de fabrication dont le principe fondamental est régi, en premier lieu, par l'utilisation d'une base de connaissance à exploiter, par des modèles empiriques ou heuristiques.

La mise en œuvre de modèles sur la base d'une simulation est habituellement une technique efficace permettant d'aborder des problèmes de fabrication difficiles et les rendre beaucoup plus accessible. Elle peut contribuer à l'élaboration de nouveaux algorithmes, qui sont d'une aide très appréciable pour les décideurs, leur permettant ainsi de diminuer les risques d'engager des investissements infructueux, et qui peut aussi se traduire par l'exploitation de façon plus efficace des systèmes exposés à des changements multiples et perturbations pouvant provoquer des dysfonctionnements notables.

Néanmoins, les modèles ayant comme principe fondamental l'apprentissage dénotent des changements du système qui sont adaptatifs dans le sens où les techniques d'apprentissage permettent au système de réaliser une même action ou une tâche semblable plus efficacement à une date ultérieure. Évidemment, les machines dotées de mécanismes à base de système d'apprentissage (Machine Learning) peuvent augmenter les performances des de n'importe

quelle chaîne de production. D'un autre point de la vue, la simulation peut être employée pour fournir des exemples qui serviront pour constituer des ensembles d'apprentissage et de test.

C'est dans le cadre de la modélisation et de l'optimisation des chaînes de production Viharos et Monotsori [VIH 02], présentent les résultats et illustrent l'applicabilité de l'optimisation des systèmes de production, en utilisant la simulation et les techniques de l'intelligence artificielle, incorporant des procédés de fabrication recourant à des processus de coupe des métaux. Cet article met en évidence, comment dans ce cadre précis peut on apporter une aide pour mettre en œuvre une optimisation basée sur une simulation intégrale d'unité de fabrication, aussi les avantages de substituer la simulation, dont la durée est assez importante, par des modèles à base de réseaux de neurones sont également décrits. L'applicabilité de la solution proposée est démontrée par les résultats d'une étude d'un projet industriel où la tâche prédominante était l'optimisation de la taille des gammes de matière première à commander dans une usine produisant du fils de fer imprimés en une ou plusieurs couches.

Les auteurs proposent leur contribution à travers cet article, qui illustre l'avantage de combiner les techniques de l'intelligence artificielle, les machines dotées de systèmes d'apprentissage (Machine Learning) et la simulation, pour résoudre des problèmes relatifs à l'optimisation des processus de fabrication, des chaînes de production et des usines de fabrication.

Les difficultés de la modélisation des processus de fabrication sont diverses, on peut citer : le grand nombre d'opérations d'usinage différentes, la nature multidimensionnelle, non-linéaire, stochastique du processus d'usinage, les relations entre les différents paramètres partiellement comprises, le manque de données fiables. Les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont en général utilisés comme estimateurs non-linéaires, traitant des problèmes multi-variables. Cette technique de soft computing peut offrir des solutions viables particulièrement pour ses capacités de résoudre des problèmes de fonctionnement en temps réel, ses possibilités de manipulation de l'incertitude de certaines données et l'apprentissage en temps réel qui constitue sa caractéristique essentielle.

L'étude proposée concerne la modélisation hybride et l'optimisation de processus et de chaîne de production. L'ordre des opérations de production peut être modélisé par une chaîne des opérations reliées par leurs paramètres d'entrée-sortie. Les auteurs utilisent le Logiciel 'Process Manager' pour l'optimisation de certaines opérations et/ou de chaînes de production selon les critères manipulés par les techniques usuelles de pondération. (Figure I.84)

Ce logiciel est considéré comme un prolongement des techniques de modélisation et de recherche introduites pour des processus simples.

Process Manager incorpore les paramètres suivants :

- Définition des éléments de la chaîne de processus.
- La détermination du modèle du processus d'une manière hybride, en intégrant des équations analytiques, la connaissance experte et la base des exemples d'apprentissage
- Relier les modèles simples dans une chaîne de processus en couplant les entrée-sorties modélisant les paramètres non limités aux modèles des processus successifs dans la chaîne considérée.
- Définition des intervalles ou des limites éligibles pour les paramètres et les index de processus de surveillance.
- Définition d'une fonction de coût à optimiser.

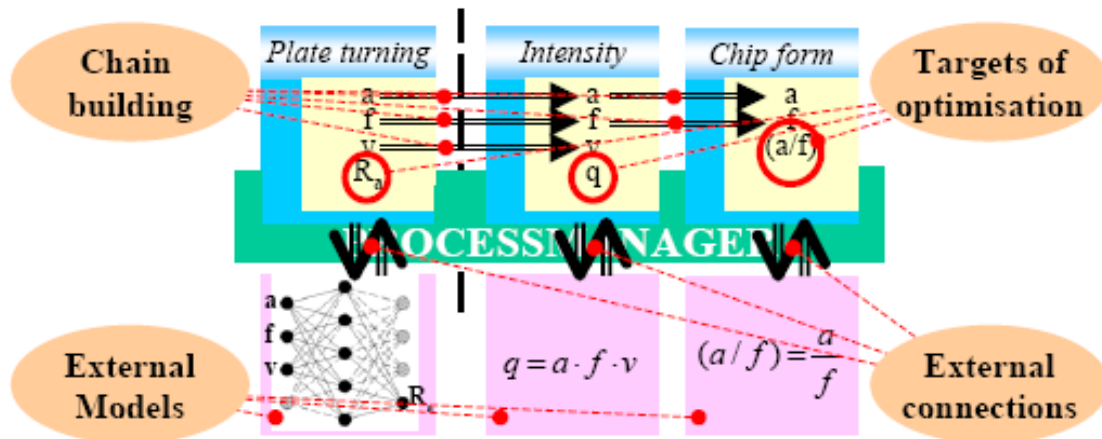


Figure I.84 : Modélisation et optimisation hybride par Process Manager (modèle d’opération de tournage critères d’optimisation). [VIH 02]

La figure I.85, illustre l’application de ‘Process Manager’ pour l’optimisation de trois critères selon les intérêts, du client (minimisation de la rugosité extérieure), du propriétaire de la compagnie (maximisation du profit/productivité) et de l’ingénieur de production (maximisation de la stabilité du processus par le rapport a/f : profondeur de passe sur avance). Les paramètres résultant de l’optimisation de l’opération de tournage sont illustrés par un graphisme en trois dimensions dans cette même figure.

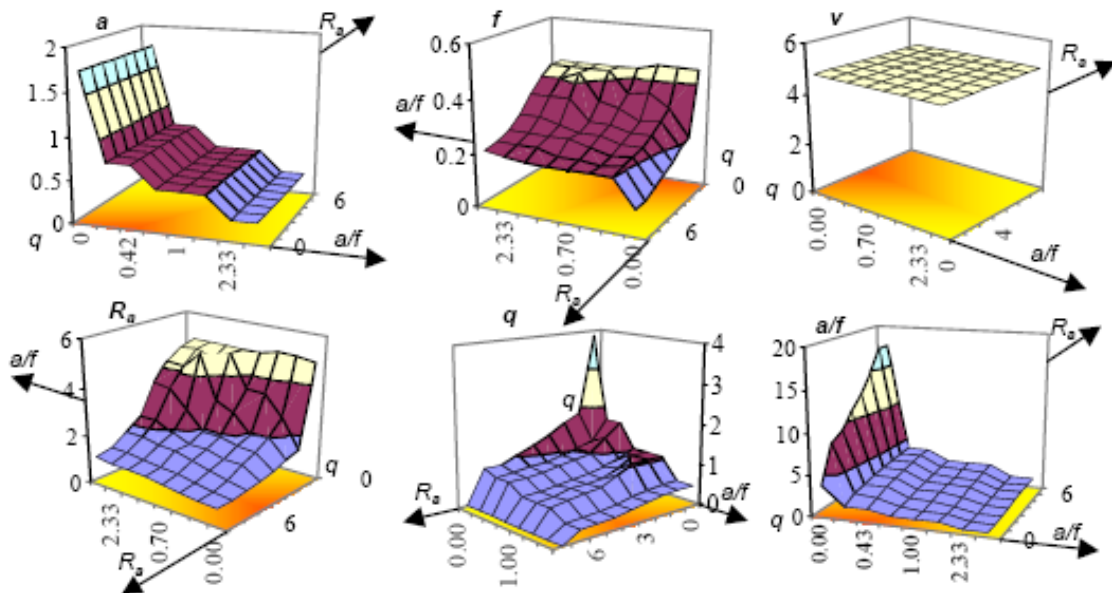


Figure I.85: Les paramètres résultant de la triple optimisation de l’opération de tournage. [VIH 02]

La seconde partie de l’étude a été consacrée par les auteurs à une approche hybride associant les techniques de l’intelligence artificielle, les machines à base de systèmes d’apprentissage et la simulation pour servir d’aide à l’optimisation d’usines.

L’approche permettant de mettre en œuvre la modélisation et l’optimisation d’usines de production est mise en évidence par un concept illustré dans la figure I.86. Selon ce concept, l’usine est représentée comme une chaîne de processus, dans le cas de l’optimisation d’usine, la plupart des paramètres sont fixes et doivent satisfaire certaines contraintes, les valeurs d’autres paramètres doivent être déterminées afin d’atteindre les performances

mesurées. Naturellement, il faut tenir compte du fait que plusieurs contraintes doivent être satisfaites en même temps.

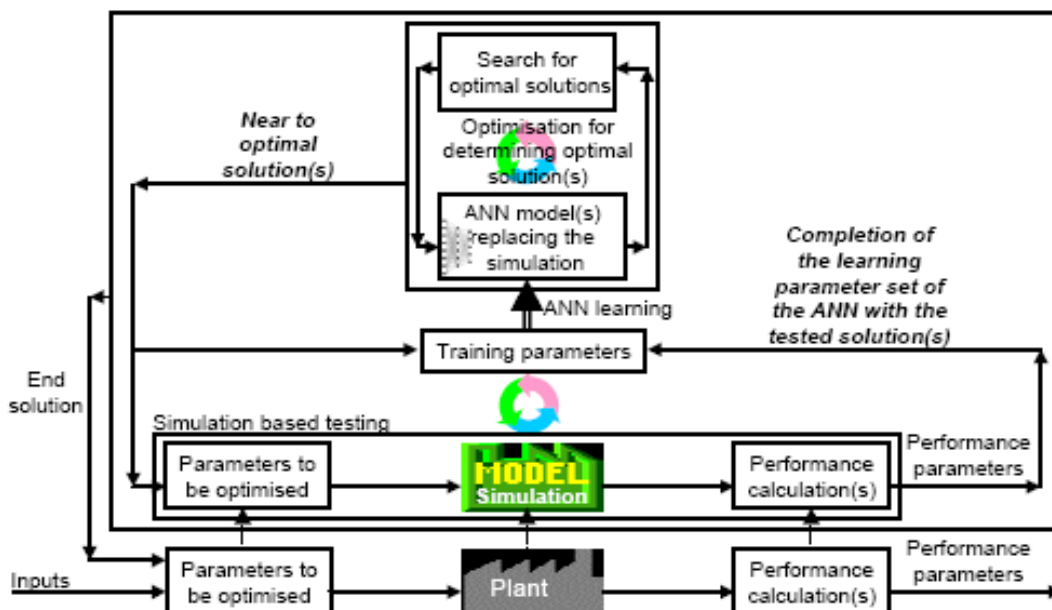


Figure I.86 : Concept l'hybride d'aide à l'optimisation d'unités de production. [VIH 02]

2.5.6. Les tâches de fabrication en usinage et les modèles à base de RNA

Dans la pratique, il est toujours souhaitable d'établir un modèle de connaissance des processus que l'on étudie. Néanmoins, il arrive fréquemment que le processus soit trop complexe, ou que les phénomènes qui le régissent soient trop mal connus, pour qu'il soit possible d'établir un modèle de connaissance suffisamment précis pour l'application considérée. On est alors amené à concevoir des modèles purement empiriques, fondés exclusivement sur les résultats de mesures effectuées sur le processus. C'est, souvent, le cas des modèles fondés sur les outils mathématiques inhérents à l'intelligence artificielle, ces derniers sont construits essentiellement sur la base de mesures effectuées sur les entrées et les sorties du processus à modéliser. La modélisation consiste alors à utiliser, pour représenter les relations d'interdépendance entre les entrées et les sorties, les mesures disponibles, sur le processus, de manière à obtenir la meilleure précision possible avec le plus petit nombre possible de paramètres ajustables. En règle générale, l'estimation des paramètres est fréquemment désignée sous le terme *d'apprentissage*.

Des solutions peuvent être envisagées pour modéliser diverses tâches de fabrication à différents niveaux des processus d'usinage, en employant un modèle général de processus basé sur les réseaux de neurones artificiels. C'est dans cet objectif que Viharos, [VIH 99], propose une étude offrant l'opportunité de concevoir un modèle permettant d'apporter des solutions prometteuses aux problèmes inhérents aux procédés de fabrication par enlèvement de copeaux, où l'interaction pièce-outil provoque des phénomènes macroscopiques et microscopiques complexes et où de nombreux facteurs agissent. Ces procédés de fabrication incorporent généralement plusieurs étapes ou phases, la pièce à usiner doit subir un certain nombre d'opérations, où les paramètres de sortie d'une opération d'usinage constituent les entrées d'une autre opération comme ils peuvent, aussi, être des caractéristiques exigées par le cahier des charges définissant les différentes propriétés, répondant à des fonctionnalités escomptées, du produit final. Pour mettre en œuvre un

modèle représentant une chaîne de production, les modèles doivent prendre en considération les différentes phases de chacune des étapes du processus de production. Une représentation de plusieurs opérations d'usinage reliées par leurs paramètres d'entrée-sortie est illustrée par la figure I.87, modélisant les différentes séquences d'un processus de production.

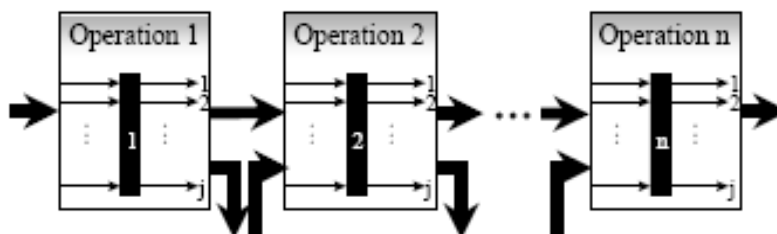


Figure I.87 : Modèle des opérations de base et modèle de chaînes de production (les flèches indiquent le flux des paramètres le long de la chaîne de production). [VIH 99]

Les différentes opérations d'usinage font intervenir une multitude de paramètres et les relations de dépendances entre les entrées et les sorties sont généralement non linéaires, par conséquent, le modèle relatif au processus à modéliser doit être en mesure de manipuler des éléments multidimensionnels caractérisés par une grande non-linéarité.

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) peuvent être employés pour modéliser des opérations d'usinage parce que disposant de spécificités leur permettant de manipuler de fortes non-linéarités, un grand nombre de paramètres et des données incomplètes ou manquantes. Basés sur les propriétés inhérentes à leurs capacités d'apprentissage, ces outils peuvent s'adapter aux différents changements et fluctuations de l'environnement du processus de production, comme ils peuvent, également, être employé dans le cas où l'on ne dispose d'aucune connaissance exacte au sujet des relations entre les divers paramètres de fabrication.

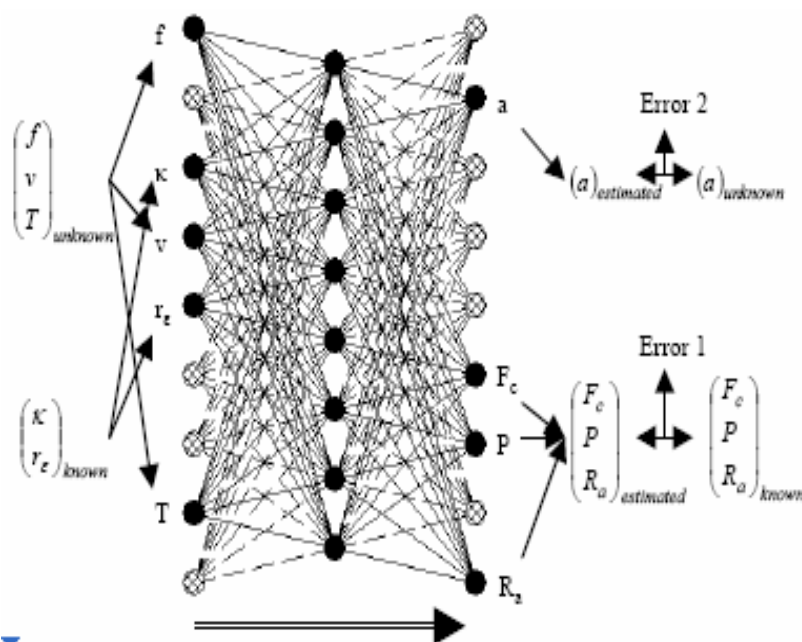


Figure I.88 : Représentation de la troisième tâche de fabrication. [VIH 99]

La recherche du recuit simulée est employée pour satisfaire les différentes tâches de l'utilisateur sans tenir compte de la configuration du RNA. L'erreur 2 est utilisée pour tenir compte de la recherche entre les frontières du modèle de réseau, l'erreur 1 mesure la distance

entre les sorties estimées par le réseau et les sorties désirées. L'espace de recherche se compose des paramètres inconnus d'entrée, l'évaluation d'un point est réalisée dans tout le domaine tenant compte du maximum de l'erreur 1 et de l'erreur 2. L'algorithme développé recherche la valeur minimum de l'erreur. La figure I.88, est une illustration de la troisième tâche de fabrication.

Les résultats illustrés dans la figure I.89 : montrent que pour la planification de la première tâche un large éventail de paramètres peut être choisi pour satisfaire les demandes des utilisateurs. En utilisant un outil donné dans les domaines possibles de la deuxième tâche, mais dans ce cas, les intervalles peuvent être légèrement plus restreints. Les intervalles dans la troisième tâche, pour la surveillance du processus de coupe avec les paramètres de surveillance mesurés sont, aussi, considérablement plus réduits. Dans la quatrième tâche lorsque la vitesse prescrite est imposée l'intervalle devient, aussi, fortement plus limité. Il est à noter que ces résultats ont été obtenus, avec un modèle de réseau de neurones utilisant une même configuration d'entrée-sortie et employant la méthode de recherche développée du recuit simulé, indiquant l'acceptabilité des techniques présentées à travers cette contribution.

Le développement séquentiel non récurrent du choix de l'algorithme permettant de déterminer automatiquement une configuration appropriée des entrées-sorties du réseau prouve que la mise en œuvre de ce nouveau concept fonctionne de façon adéquate et par la même permettra, aussi, d'apporter des solutions pour contourner les limitations et les hypothèses simplificatrices pour mettre en œuvre des modèles déterministes, ou l'on considère qu'aucun bruit n'agit sur le processus.. Il n'est pas douteux que la plupart des processus que l'on peut rencontrer nécessiteraient des modèles non linéaires s'il fallait les décrire de manière précise dans la totalité de leur domaine de fonctionnement : la plupart des modèles linéaires constituent des approximations valables dans un domaine plus ou moins restreint. Il est donc important de pouvoir élaborer un modèle non linéaire pour rendre compte du comportement d'un processus, non seulement autour de ses points de fonctionnement "habituels", mais également lors des passages d'un point de fonctionnement à un autre.

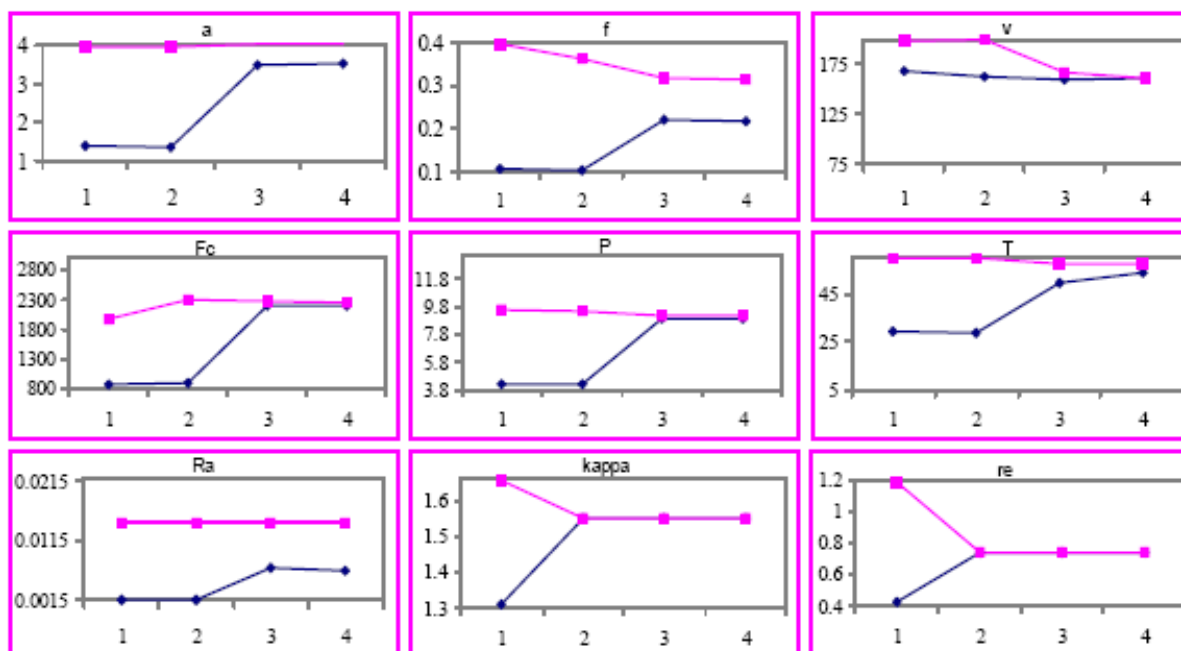


Figure I.89 : Les intervalles décroissants alloués aux champs des paramètres de coupe dans les quatre tâches d'usinage sont présentés. [VIH 99]

Sur la figure I.89, l'axe des 'X' représente le nombre des tâches à réaliser pour l'obtention de la pièce à fabriquer. Pour chaque cas devant être planifié, pour une opération d'usinage, sur la machine à commande numérique par ordinateur (CNC) un ou plusieurs nouveaux paramètre(s) doivent être restreint à une seule valeur.

Nonobstant l'importance de la précision des modèles de processus dans la commande des chaînes de production, la génération et l'application des modèles de processus basés sur les réseaux de neurones (ANN- Artificial Neural Networks) ont été présentés dans ce papier avec une préoccupation particulière pour la configuration automatique d'entrée-sortie des modèles généraux de processus qui sont prévus pour répondre aux exigences d'exactitude et de précision relatives à la modélisation d'un ensemble de tâches correspondant à des opérations d'usinage. L'utilisation combinée de la recherche séquentielle non récurrente de l'apprentissage des réseaux de neurones et le recuit simulé ont été proposés. L'applicabilité des techniques élaborées a été illustrée par des résultats d'expériences.

2.5.7. Diverses autres applications en commande et modélisation.

Chen et Lou [CHE 00] ont proposé une étude sur la mise en œuvre d'un système basé sur le concept Neuro-flou pour la prise en charge du processus de prédiction de la rugosité des surfaces. Un réseau de neurones basé sur un mécanisme d'apprentissage a été développé pour prévoir la rugosité extérieure réalisée pendant l'exécution du processus d'usinage dans des opérations de fraisage. En plus de la considération des paramètres de coupe, tels que la vitesse d'axe, la vitesse d'avance, et la profondeur de la passe en tant que variables d'entrée du réseau, les auteurs de cet article décrivent également l'utilisation des vibrations comme paramètres d'entrée du système qui prendra en charge le processus de prédiction. Cette vibration de coupe a été mesurée à l'aide d'un accéléromètre et d'un capteur de proximité. Cinq étapes du programme d'apprentissage du système neuro-flou ont été mises en application dans toutes les expériences, suivies de la mise en place de la base de règles floues, qui a été créée à partir des différentes expérimentations physiques réalisées sur un poste de travail adapté. Après que la base de règle floue ait été établie, des essais ont été effectués en temps réel pour évaluer les performances du système de prédiction. Le modèle basé sur la combinaison de la logique floue et des réseaux de neurones a permis la prédiction de la rugosité R_a , avec un taux d'exactitude de 96%, et le système peut donner la valeur de la rugosité prédite en un temps de réponse qui ne dépasse pas les 0.5 seconde pendant le processus de fraisage.

Hascoet et Legoff [HAS 98] présentent des travaux portant sur la programmation hors-ligne des robots de soudage. L'objectif final de leur contribution est d'assurer un couplage entre un modéleur CAO, qui permet la conception des pièces à assembler et un système d'Intelligence Artificielle qui détermine automatiquement les paramètres de soudage continu (MIG / MAG). Une première partie concerne l'exploitation des informations contenues dans les modèles CAO des pièces afin de générer automatiquement les éléments nécessaires au soudage robotisé. Les entités qui sont extraites intègrent les trajectoires des cordons de soudage, ainsi que les caractéristiques métier indispensables aux choix des paramètres opératoires. Les phénomènes complexes intervenants lors du soudage à l'arc électrique ne permettent pas de faire un choix à priori de ces paramètres. Ce qui nécessite l'intégration des connaissances et du savoir faire liés au métier du soudage.

Parmi plusieurs approches considérées le choix des auteurs s'est porté sur l'utilisation des réseaux de neurones à couches à rétro-propagation. L'objectif étant d'automatiser la programmation hors ligne des robots de soudage pour les procédés continus avec électrode fusible sous protection gazeuse. Le processus est automatisé de façon à limiter les interventions de l'utilisateur au choix des pièces à assembler et des joints à souder.

L'approche proposée est fondée sur l'utilisation de réseau de neurones à rétro-propagation. Elle possède de nombreux avantages sur les systèmes d'Intelligence Artificielle employés dans le domaine du soudage. Le système mis en place permet de prendre en compte des données tant quantitatives que qualificatives. Il est possible, en fonction des caractéristiques issues des modèles CAO, de traiter l'ensemble du problème de soudage, depuis le choix du procédé jusqu'à la détermination des paramètres opératoires en passant par le choix de l'électrode et les recommandations de préparation des pièces.

Dans les processus industriels, habituellement c'est les opérateurs qui interviennent dans la commande du processus plutôt que l'utilisation d'algorithmes mathématiques basés sur une programmation avancée. Gingrich [GIN 92], a présenté une méthodologie qui emploie les réseaux de neurones pour saisir la connaissance des opérateurs sur le processus. Les résultats montrent qu'il est possible d'apprendre les actions de commande d'un opérateur humain en utilisant les réseaux de neurones, du moins pour les systèmes simples. L'approche par réseaux de neurones est préférée aux approches heuristiques pour plusieurs raisons : (1) il n'est aucun besoin pour l'opérateur de formuler sa connaissance comme règles, et (2) l'apprentissage d'un réseau de neurones est plus facile que la conception, la construction, et la maintenance d'un système expert.

Anderson & al [AND 91], ont appliqué l'approche neuronale dans le procédé de soudure à l'arc électrique qui est commandé par un certain nombre de paramètres, et l'objectif final du processus sont aussi bien spécifiés en termes de nombre de paramètres. En conséquence, tout procédé de soudure à l'arc électrique est généralement vu comme un système à plusieurs entrées et sorties. Le manque de fiabilité du calcul rapide d'un modèle physique de systèmes multi-variables, rend la conception, la commande généralisée en temps réel du procédé de soudure à l'arc très difficile. Une des questions fondamentales à considérer concernant la commande généralisée pour la soudure à l'arc électrique est de déterminer ce qui doit être commandé et quels sont les paramètres accessibles pour mener des actions de commande sur le processus.

Les réseaux de rétropropagation ont été employés pour la modélisation et la commande du procédé de soudure à l'arc électrique de tungstène de gaz (GTAW). Diverses configurations, en termes de nombre de couches et nombre de neurones, ont été mises en œuvre et testées. Pour l'application précitée, un réseau de trois couches de neurones se composant d'une seule couche cachée et d'une couche de sortie s'est avéré bien proportionné par rapport aux données du procédé. Smart & al [SMA 91], ont également appliqué l'approche neuronale dans un procédé de soudure à l'arc électrique. Au lieu d'employer un réseau de neurones pour modéliser le processus de soudage à l'arc électrique, ils ont développé une nouvelle approche pour quantifier des règles de logique conditionnelles et pour les représenter dans un réseau de neurones. Le réseau a été alors employé en remplacement d'un contrôleur PI pour un procédé de soudure à l'arc électrique.

La modélisation et la commande de processus sont un domaine de la fabrication où les réseaux de neurones peuvent jouer un rôle très important. Chryssolouris et Guillot [CHR 88], ont combiné la modélisation de processus et les techniques de l'intelligence artificielle (AI) pour la détermination des paramètres de la gamme opérationnelle du processus. Les modèles de processus ont été déterminés par les techniques d'apprentissage des réseaux de neurones. Jalel & al [JAL 91] ont appliqué les réseaux neuronaux pour réaliser l'imitation d'un opérateur qualifié du processus. Pugh [PUG 89], a décrit l'application d'un réseau de neurones sur la commande d'un processus de fabrication. Levin & al [LEV 91], ont proposé l'application d'une architecture de réseau de neurones pour modéliser la commande adaptative des systèmes de fabrication.

Karsai & al [KAR 92], ont appliqué les méthodes neuronales pour la modélisation et la commande des procédés de soudure. Guha [GUH 92], a présenté quelques stratégies de commande adaptative basées sur les réseaux de neurones qui peuvent être employées pour concevoir des contrôleurs pour résoudre des problèmes de contrôle de processus continu. Madey & al [MAD 92], ont utilisé les réseaux de neurones et la simulation d'usage universel pour modéliser en continu les performances d'un système.

Les avantages d'employer des approches à base de réseaux neuronales pour la modélisation et la commande de processus ont été cités par Chryssolouris & al [CHR 92]. Les auteurs mettent en évidence une synthèse d'informations multiples qui fournirait de meilleurs résultats, les réseaux neurologiques ont excellé en faisant face aux situations dans lesquelles les modèles de processus ne reflètent pas la complexité des processus à leur juste proportion. Les capacités d'apprentissage des réseaux de neurones des algorithmes de commande sans avantage d'analyse ou de modèles a priori peuvent être d'un grand secours pour des applications difficiles, complexes, et des commandes non-linéaires. La même conclusion a été également confirmée dans, [BOZ 91], dans laquelle Bozich et Mackay ont appliqué un neuro-contrôleur pour l'élimination et l'annulation des vibrations.

Sorin & al [SOR 01], présentent une application sur la régulation d'un processus industriel, chez ALSTOM, par réseaux de neurones. Le souci d'améliorer les performances des processus industriels et de réduire les coûts, sont des raisons déterminantes pour l'introduction de nouvelles stratégies de régulation dans les techniques d'automatisation. Dans son calculateur d'automatisme temps réel rapide, ALSTOM intègre la technique de modélisation et d'apprentissage en ligne de processus par des réseaux neuronaux artificiels. Ceux-ci permettent de représenter des relations fonctionnelles complexes difficiles à décrire sous une forme analytique des systèmes non linéaires ou des systèmes variables en fonction du temps.

Baumert & al [BAU 02] en partant de modèles linéaires connus pour calculer l'énergie électrique nécessaire à l'élaboration d'une coulée d'acier dans un four à arc électrique, ont proposé de nouvelles approches fondées sur l'application des réseaux de neurones artificiels (RNA) pour modéliser le processus d'élaboration. Les effets de relations fortement non-linéaires entre certains paramètres critiques du procédé, du four et d'autres variables, généralement non respectés dans un modèle fondé sur des équations, ont été intégrés dans les modèles à RNA. Les utilisations hors-ligne et en-ligne de modèles, fondés sur des séries temporelles et sur un nouveau système de RNA interconnectés, sont présentées. Le modèle en-ligne sert à une prévision précise de la fin d'élaboration des coulées.

Leray et Gallinari [LER-01], se sont intéressé au problème de La sélection des variables qui est un problème difficile à résoudre. Comment choisir l'ensemble des variables pertinentes pour résoudre une tâche fixée? La sélection de variables neuronales essaye de résoudre le problème pendant l'apprentissage du réseau de neurones. Parmi les méthodes utilisées avec les réseaux de neurones de type perceptron multicouches, certaines sont issues d'une technique d'élagage des poids, OBD (Optimal Brain Damage). L'élagage des ressources (poids ou unités) superflues suppose que l'on ait effectué l'apprentissage d'un réseau surdimensionné par rapport à la complexité de la tâche à résoudre. L'élagage est l'opération de suppression de connexions ou d'unités dont la présence est jugée inutile, voire nuisible à la généralisation. Une fois l'apprentissage du réseau achevé, la question est alors : quels sont les poids ou unités qui doivent être supprimés ? Comment ajuster les poids restants pour obtenir de meilleures performances ? Comment réaliser un tel élagage de manière efficace et économique en temps de calcul? La procédure d'élagage par OBD se déroule parallèlement à l'algorithme d'apprentissage par rétropropagation du gradient : l'élagage OBD se fait juste après avoir trouvé un minimum local. Ensuite, la procédure « apprentissage RP + OBD » continue. OBD démarre seulement si la moyenne relative de variation de la fonction de coût pendant deux périodes consécutives d'apprentissage est assez petite. On la mesure à chaque itération de RP en mode « one-line » (figure I.90, ci-dessous). Le processus RP + OBD s'arrête selon les conditions d'arrêt de l'algorithme RP : on arrête le processus dès que l'erreur mesurée sur un ensemble indépendant de validation augmente

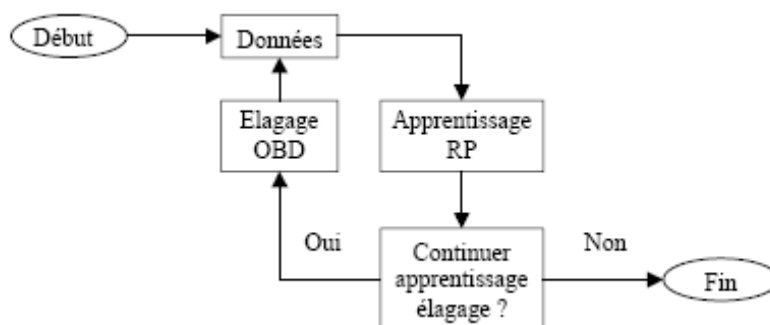


Figure I.90 : Schéma de la procédure RP + OBD. [LER-01]

Cette méthode a été proposée par Le Cun et al. en 1990. Après avoir rappelé les différentes méthodes, les auteurs de cet article montrent comment essayer de les améliorer en suivant quelques principes simples. Une étude comparative situera ces différentes méthodes par rapport à d'autres techniques statistiques ou neuronales.

Oukhellou et Aknin [OUK 98] ont abordé le problème de l'optimisation de l'espace de représentation dans un problème de classification par réseaux de neurones. Cet article traite du choix de l'espace de représentation des données dans un problème de classification. La sélection des variables représentant chaque donnée est réalisée en deux étapes: classement par ordre de pertinence en terme de séparabilité entre classes, puis définition d'un critère d'arrêt pour le choix du nombre de variables à conserver. Des méthodes de classement probabiliste et géométrique sont présentées ainsi que différents critères d'arrêt associés dont un critère basé sur l'adjonction d'une variable aléatoire. La classification supervisée a été menée à l'aide de réseaux de neurones et a été traitée essentiellement selon l'approche par partition où le problème initial est décomposé en sous-problèmes à deux classes. Les auteurs de cette étude montrent, en particulier, que par rapport à l'approche globale de discrimination simultanée de toutes les classes, cette approche permet de mieux séparer le prétraitement de la classification

et de mieux adapter la structure de chaque sous-classifieur à son sous-problème. La mise en œuvre des méthodes est illustrée sur une application de classification automatique de défauts de rails à l'usage des exploitants ferroviaires.

Des réseaux neurones ont été de plus en plus employés dans divers secteurs de la fabrication. Modéliser des processus de fabrication, pour permettre l'expérimentation sur le modèle, est l'un des secteurs dans lesquels des applications réussies ont été rapportées. La plupart de la littérature dans ce domaine porte sur la pertinence et la fiabilité des solutions proposées et qui procurent un engouement de plus en plus importants pour persévérer dans les travaux de recherche sur les performances des réseaux de neurones et de leurs méthodes d'apprentissage en dehors de leurs différentes applications dans divers domaines scientifiques ou industriels. Suktomy & al [SUK 05], présentent un article qui est concentré sur les différentes méthodes d'apprentissage des réseaux de neurones artificiels pour modéliser des processus de fabrication complexes. Cet article récapitule l'utilisation des réseaux de neurones pour la modélisation de processus durant la décennie passée et fournit quelques informations détaillées pour l'apprentissage des réseaux de neurones. Une étude de cas d'un processus d'apprentissage complexe est présentée concernant une réalisation en milieu industriel.

2.6. Surveillance et diagnostic de processus par réseaux de neurones

Malgré l'émergence de nouveaux outils de FAO, outils de coupe et machines de plus en plus performants, cela n'a pas, pour autant, permis, aux différents intervenants dans le domaine de la fabrication mécanique, de contourner, lors de l'exécution de diverses opérations d'usinage par enlèvement de copeaux, certains problèmes inhérents à la coupe, comme les usures d'outils, les collisions ou les bris aléatoires, ce qui nécessite, souvent, une surveillance du procédé de fabrication que l'opérateur ne peut assurer d'une manière continue et efficace.

Le rôle premier de la surveillance et du diagnostic est d'augmenter la disponibilité des outils de fabrication et des installations industrielles afin de réduire les coûts directs et indirects de la maintenance des équipements de production. Les coûts directs de cette maintenance sont ceux relatifs aux diverses pièces de rechange, main d'oeuvre, etc. Par contre, les coûts indirects sont essentiellement dus au manque à gagner engendré par un arrêt de production. On comprend alors que l'enjeu d'une bonne politique de surveillance est très important pour les entreprises soucieuses d'avoir une meilleure maîtrise des coûts de maintenance et par la même les coûts de leurs produits à la consommation.

C'est dans le cadre de ce réel besoin industriel que des équipes de recherche et des industriels ont travaillé sur l'analyse et le développement de systèmes de surveillance et de diagnostic automatique des systèmes de fabrication et des installations industrielles.

Les méthodologies de surveillance peuvent être divisées en deux grandes catégories : les méthodologies qui se basent sur l'existence d'un modèle formel de l'équipement à surveiller, et les méthodologies qui se basent uniquement sur l'analyse des variables de surveillance ainsi que sur les connaissances a priori des experts humains.

Les méthodes qui se basent sur une modélisation de l'équipement sont naturellement tributaires de l'existence ainsi que de la qualité d'une modélisation physique de l'équipement. Les techniques de surveillance sans modèle sont divisées en deux parties. La première partie correspond aux outils statistiques et de traitement du signal qui sont généralement qualifiés d'outils de traitement de bas niveau, parce qu'ils sont en contact direct avec le signal capteur, et ne servent généralement que pour la génération d'alarmes brutes, sans aucune information concernant leur signification. La deuxième partie est celle des techniques dites de haut niveau et qui sont plutôt orientées vers la communication avec l'expert. Celles-ci représentent les techniques de l'*Intelligence Artificielle (IA)* et servent comme outil de base pour l'aide à la décision.

Parmi les techniques de l'IA utilisées pour la surveillance, les *Réseaux de Neurones Artificiels (RNA)*, se démarquent des autres outils par leur capacité d'apprentissage et de généralisation.

Les techniques de surveillance et de diagnostic par réseaux de neurones sont fondées sur l'existence d'une base de données d'apprentissage et non sur l'existence d'un modèle formel ou fonctionnel de l'équipement. Le principe d'une telle application est de trouver une relation entre une (des) variable(s) d'entrée et une (des) variable(s) de sortie. Les variables d'entrée peuvent être quantifiables (sorties capteurs) ou qualifiables (observations faites par l'opérateur). A partir de ces variables d'entrée, le réseau de neurones donne une réponse caractérisée par deux types de variables de sortie. Des variables de sortie réelles qui peuvent représenter une sortie estimée d'un paramètre de surveillance ou des variables de sortie catégorielles qui représentent l'état de fonctionnement de l'équipement. Selon la nature de ces données en sortie, il existe deux types d'applications. Le premier type est une application *d'approximation de fonctions*, qui consiste à estimer une sortie mesurée de l'équipement.

Dans ce cas, les réseaux de neurones sont utilisés en tant qu'approximateurs universels et fournissent un modèle sous la forme d'une boîte noire du système. Ceci n'est autre que de l'identification des processus industriels. Comme pour les méthodes à base de modèle, la

comparaison de la sortie du réseau de neurones avec celle du système réel donne un résidu qui servira à déterminer si le système est dans un état défaillant ou pas. Le deuxième type d'application considère le problème de la surveillance comme un problème de reconnaissance des formes. La forme à reconnaître est caractérisée par l'ensemble des données (quantifiables et/ou qualifiables) et les classes d'appartenance représentant les différents modes (de fonctionnement ou de dysfonctionnement). Le réseau de neurones doit nous fournir une réponse qui nous renseigne sur l'état de fonctionnement de l'équipement. Il assure la fonction de *détection* (fonctionnement normal ou pas) et la fonction de *diagnostic* (reconnaître un mode de défaillance).

L'une des premières applications des réseaux de neurones, rapportée dans la littérature, relatant la mise en œuvre d'un système de surveillance dans le domaine de la fabrication mécanique pourrait être celle de Govekar & al [GOV 89]. Les auteurs ont appliqué un réseau de retropropagation pour la surveillance d'un processus de perçage. Leurs résultats prouvent que les émissions des signaux acoustiques (AE) détectés par un simple capteur sont applicables à l'identification des opérations de perçage en différentes positions avec un foret flottant ainsi que dans le cas où l'opération de perçage est réalisée avec un foret usé. Cependant, ils ont démontré, au travers de cette étude que les capacités d'identification inhérentes au réseau de neurones ont été influencées, non seulement, par le réseau de neurones lui-même mais également par les propriétés et les fluctuations qui peuvent provenir du système détecté, lui-même, ou de son environnement immédiat.

2.6.1. Logique floue et surveillance de processus

La complémentarité de l'analyse vibratoire et de l'émission acoustique permet de faire la distinction entre ces deux techniques utilisées dans le domaine de la surveillance des équipements industriels. La première offre un diagnostic complet de la machine ou une simple détection d'une anomalie, figure ci-dessous. La seconde est surtout utilisée pour détecter un défaut dès son amorçage et suivre sa progression.

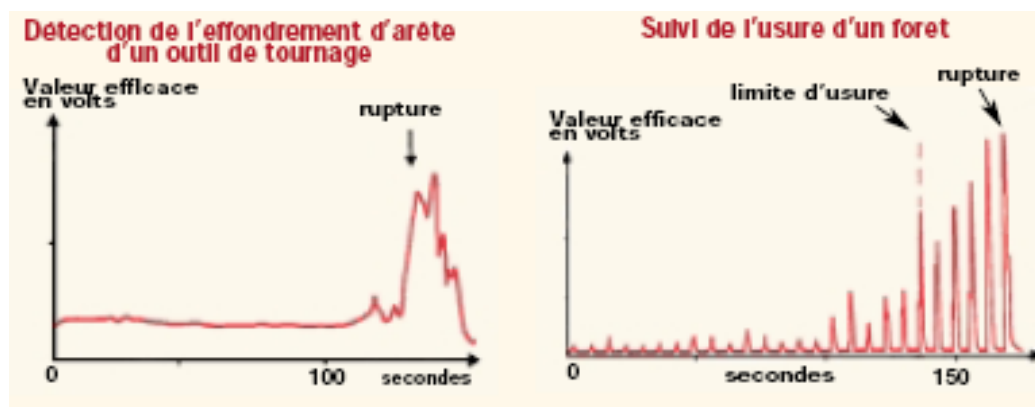


Figure I.91 : Détection et suivi de l'usure des outils. [ZAN 00]

La surveillance par émission acoustique est le plus souvent réalisée directement à partir des signaux temporels. Ceux-ci permettent à la fois de détecter la rupture d'outils en cours d'usinage (à gauche de la figure I.91) et d'en suivre l'usure (à droite de la figure I.91). On peut ainsi optimiser la durée de vie de l'outil et assurer une bonne qualité.

Se pencher sur un moteur pour "écouter" les bruits révélateurs de défauts ou contrôler visuellement l'apparition de fissures sur des pièces délicates...

Pour s'affranchir de ces opérations fastidieuses et plus ou moins efficaces, les entreprises de la mécanique se tournent vers des systèmes de surveillance automatique de leurs machines. Ils leur permettent bien sûr d'accroître la rentabilité (en diminuant au maximum le travail de l'opérateur), mais aussi de garantir la qualité des produits fabriqués et la sûreté des installations.

L'intérêt de ces systèmes de surveillance est double: détecter une anomalie le plus tôt possible et réaliser un diagnostic plus complet pour en identifier les causes.

En surveillant l'apparition de défauts critiques, on peut prévoir les pannes et en minimiser les conséquences : les réparations sont réalisées au moment opportun, elles sont moins coûteuses et les arrêts de production sont limités. On essaie ainsi d'anticiper les ruptures d'outil qui peuvent endommager la machine et la pièce (lors d'une opération de fraisage par exemple) ou laisser une partie de l'outil cassé dans la pièce. Autre exemple souvent cité : les engrenages, universellement répandus en mécanique. L'usure se développe généralement de manière différente sur chacune des dents. La rupture imprévue de l'une d'entre elles peut avoir de graves conséquences sur l'ensemble de l'équipement.

L'étude d'un problème concret peut, très souvent, se résoudre grâce à l'analyse d'un modèle mathématique. C'est le cas de l'étude qu'a réalisé Zani [ZAN 00] pour la surveillance en ligne d'un outil de coupe, à partir de mesures vibratoires. Le principe est basé sur la théorie des ensembles flous, qui nécessite d'affecter un "degré d'appartenance" d'une observation à une classe (contrairement à la théorie des ensembles classiques où une variable n'a que deux possibilités : appartenir ou non à un ensemble).

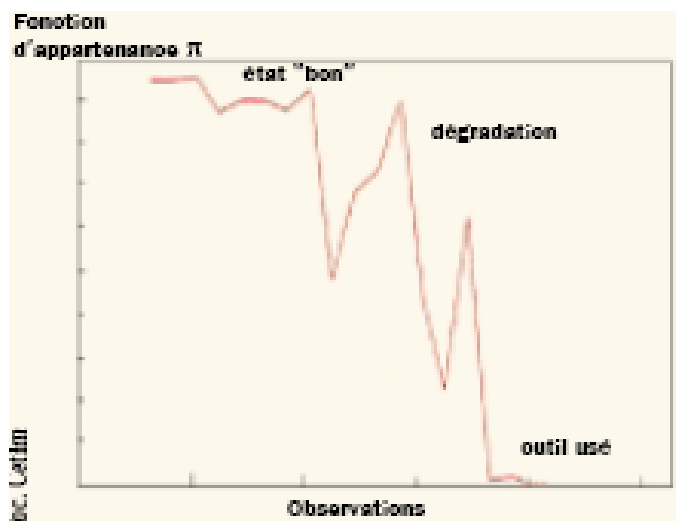


Figure I.92 : Diagramme de suivi de l'usure d'un outil. . [ZAN 00]

La démarche adoptée a tout d'abord consisté à sélectionner, parmi les paramètres que fournit l'analyse vibratoire, ceux dont la variation est la plus représentative de l'état du système (par exemple les énergies des raies constituant le spectre d'accélération). Cela permet de construire les différentes coordonnées d'un "vecteur forme" (incluant 1 ou plusieurs variables significatives). L'auteur obtenait ici un vecteur forme composé de 25 variables. Pour améliorer la validité statistique des résultats, il était souhaitable de diminuer la dimension du vecteur forme. Pour cela l'auteur de cette étude a donc appliqué différentes méthodes de sélection de caractères, qui lui ont permis d'aboutir à un vecteur forme de dimension 5 (5 variables).

La suite de la démarche est moins délicate: il a effectué les premières observations du système, qui représentent la classe initiale (état "bon") et il a appliqué une fonction

d'appartenance au vecteur forme. Sa variation décrit l'évolution de la distance entre le vecteur forme et la classe initiale.

La fonction mathématique choisie doit être continue et décroissante. Elle décroît d'autant plus rapidement que le système s'éloigne de la classe initiale, autrement dit que l'outil se dégrade. En projetant d'automatiser ce contrôle, l'auteur considère alors qu'il pourra définir des seuils pour déclencher des alarmes dès que l'état du système n'est plus admissible, avant la rupture de l'outil. Par conséquent, la mise en œuvre de système de surveillance, basé sur le concept de la logique floue, s'avère, donc être, un bon moyen de faire de la maintenance prédictive.

2.6.2. Configuration de R N A pour la surveillance de processus

Masory [MAS 91] a proposé une configuration pour la surveillance de processus d'usinage en utilisant la lecture des informations, recueillies sur le processus par des multi-capteurs, basée sur les réseaux de neurones. Cette configuration, permet de mettre en évidence que le mécanisme de surveillance, fonctionne en deux modes :

- 1) Mode d'apprentissage : Durant cette phase un opérateur qualifié surveille le processus et le réseau de neurones artificiels (Artificial Neural networks) "ANN" est utilisé pour la capture des connaissances de l'opérateur. Le réseau de neurones artificiels "ANN" est alimenté avec trois groupes de données :
 - a) Entrées du processus qui incluent l'avance, la vitesse de coupe, la géométrie de processus et les matériaux de la pièce à usinée et de l'outil.
 - b) Entrées sensorielles qui incluent les données, recueillies par une variété de capteurs, telles que les efforts de coupe, les émissions acoustiques, les accéléromètres, etc....
 - c) Les modifications apportées par l'opérateur à l'avance et à la vitesse de coupe.
- 2) Mode opératoire : Sur la convergence et la corrélation, entre les facteurs présentés au réseau de neurones regroupant les différentes entrées sensorielles du processus et les caractéristiques recueillies par le réseau durant la phase d'apprentissage qui ont permis d'établir un modèle réalisant une mise en correspondance entre les entrées et les sorties du processus et aboutir ainsi à un système d'aide à la prise de décision en ce qui concerne la modification automatique des paramètres de coupe durant les opérations d'usinage sans aucune intervention de l'opérateur.

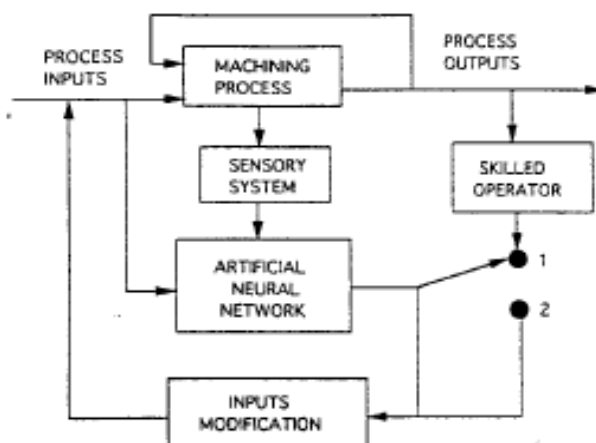


Figure I.93 : Schéma de principe, proposé, pour la surveillance de processus d'usinage. [MAS 91]

2.6.3. Diverses applications en surveillance par R N A

Les outils de coupe sont les composants essentiels et coûteux dans une cellule d'usinage flexible "flexible machining cell" (FMC). Le contrôle des tâches assignées à chaque outil ainsi que son changement sont des fonctions vitales de gestion et de prise de décision pour un groupe de machines à commande numérique par ordinateur (CNC) dans une cellule d'usinage flexible (FMC). La conception d'un système de commande bien adapté devrait inclure des capacités d'ordonnement des outils et des informations de surveillance des outils de façon automatique. L'article présenté par [HUI 02] concerne la conception d'un système de surveillance automatique des outils de coupe en temps réel en utilisant une approche basée sur la logique floue, qui est en grande partie un outil informatique, qui se compose d'un modèle hors ligne qui prend en compte les différentes pièces pour l'affectation des tâches par outil et un mécanisme d'information et de surveillance en temps réel de l'outil. Le principe fondamental de ce système est basé sur une approche qui prend en compte simultanément l'ordonnement des pièces et des outils. Dans les processus d'ordonnement de pièces et d'outils, la géométrie des pièces, les spécifications d'avancement des travaux et la disponibilité des outils sont les principaux facteurs à considérer pour déterminer un ordre de priorité des différentes tâches que doit exécuter l'outil. Des approches de logique floue sont utilisées pour déterminer l'importance de la série de travaux à réaliser sur les différentes pièces. Les cas étudiés montrent que les critères recueillis peuvent tous être pris en compte en utilisant le modèle basé sur la logique floue.

D'autres applications proposées par Monotsouri et Nacsa [NAC 90], démontrent que les réseaux de neurones peuvent avantageusement être employés dans la surveillance en temps réel des processus de fabrication et d'autres processus techniques. Dans le domaine de l'usinage de pièces mécaniques, la surveillance en temps réel des outils est fortement recommandée parce qu'elle contribue à l'amélioration de la qualité des produits. L'évolution de l'état des outils est due à des phénomènes complexes, dont l'interaction est rarement prévisible avec précision. La surveillance de l'outil permet la réduction très sensible des coûts d'usinage grâce au suivi de l'usure et la prédiction des bris. Les systèmes de surveillance automatique apparaissent comme une réponse extrêmement intéressante aux problèmes de qualité de la fabrication et de disponibilité du matériel.

La surveillance de l'usure des outils est l'un des processus les plus cruciaux et les plus incontournables dans les systèmes de fabrication actuels. Avec la croissance des unités de fabrication avec des mécanismes de pilotages de plus en plus automatisés, le besoin de systèmes de surveillance en ligne est identifié, très justifié et amplement recommandé. Les techniques d'Intelligence Artificielle telles que les réseaux de neurones artificiels, la logique floue et les techniques neuro-floues, qui sont l'association des deux précédentes techniques, ont prouvé largement leur potentiel quant à la prise en charge des problèmes dans la surveillance des processus de fabrication. Dans les systèmes de fabrication en milieu industriel, l'état de l'outil de coupe est plus prépondérante que la valeur réelle de l'usure de l'outil, mais dans les activités de recherches, l'évaluation de la valeur réelle de l'usure d'outil occupe une place prédominante (prééminente).

C'est dans ce cadre que Srinivasa et Srikant, [SRI 04] présentent leurs travaux concernant l'évaluation de l'état de l'outil ainsi que l'estimation de la valeur de son usure. Dans l'article cité, les techniques d'Intelligence Artificielle sont appliquées pour évaluer l'état de l'outil et estimer la valeur de son usure en ligne. Les cartes auto organisatrices de Kohonen sont utilisées dans les réseaux de neurones pour estimer l'état de l'outil. La logique

floue et la technique neurofloue sont mises en application par des fonctions triangulaires. Pour évaluer la valeur de l'usure de l'outil, un réseau de neurones à retropropagation est utilisé. Des données expérimentales sont recueillies en usinant une pièce en acier avec un outil de coupe en acier rapide. Les données obtenues sont employées pour les phases d'apprentissage et de test du réseau de neurones. Pour rendre le système de surveillance plus convivial et plus facile à utiliser, les auteurs ont développé une interface utilisateur en utilisant Microsoft visual basic 6.0.

Kamarthi & al [KAM 91], ont étudié une nouvelle méthode pour relever la mesure en ligne de l'usure du flanc d'un outil de coupe par la synergie des vibrations et des efforts de coupe. Leur méthode a employé les cartes auto-organisatrices de Kohonen pour extraire les caractéristiques de corrélation entre les signaux vibratoires et les efforts de coupe du dispositif d'usinage pour différents niveaux d'usure de l'outil. Dans cette expérience particulière, les auteurs ont constaté qu'après la phase d'apprentissage les cartes de Kohonen ont permis au dispositif de détecter les différents niveaux d'usure de l'outil avec une fiabilité de près de 95%. Leurs résultats prouvent que les méthodes basées sur la fusion de données, recueillies par des capteurs en utilisant les réseaux de neurones, ont le potentiel d'offrir des solutions fiables et robustes pour une corrélation entre les différents niveaux d'usure de l'outil avec les signatures des efforts, les vibrations et les émissions acoustiques enregistrés par des capteurs pour une large gamme des conditions du processus.

La particularité de ces travaux est de montrer que, dans des signaux d'efforts de coupe, en plus de l'évolution des composantes continues des signaux, la forme même de ces signaux évolue avec l'usure des outils.

Bisht & al [BIS 05] ont travaillé sur la prédiction de l'usure de flanc d'un outil de tournage basée sur les réseaux de neurones artificiels. Dans l'article cité les auteurs proposent un modèle de réseau de neurones à retropropagation qui a été développé pour la prédiction de l'usure de flanc dans des opérations de tournage. Un grand nombre d'expériences ont été exécutées sur des pièces en acier doux en utilisant un outil de coupe en acier rapide. Les paramètres et les conditions du processus de coupe comprenant la vitesse de coupe, l'avance, la profondeur de passe, et les paramètres mesurés tels que les efforts de coupe, l'épaisseur du copeau et les signaux vibratoires générés par le processus, sont utilisés comme entrées du réseau de neurones. L'usure de flanc de l'outil de coupe correspondant à ces conditions sera la réponse ou la sortie du réseau de neurones. L'inclusion de la largeur du copeau en plus des entrées existantes au modèle de réseau de neurones a été prise en considération. La convergence de l'erreur moyenne entre les deux procédures d'apprentissage et de test du réseau de neurones est d'un très bon niveau. Les performances d'apprentissage du réseau de neurones ont été testés avec des données expérimentales, et s'avère être en bonne concordance avec les résultats et les prévisions des auteurs.

Chinnam et Baruah [CHI 04], présentent leur collaboration dans le cadre de l'évaluation en ligne de la fiabilité des systèmes physiques utilisant des signaux de dégradation. La plupart des méthodes de prédictions les plus citées dans la littérature pour l'évaluation de la durée de vie moyenne de différents composants utilisent ou prévoient des modèles en combinaison avec les modèles mécanistes ou empiriques de définition ou de prévision de pannes. En l'absence de connaissances précises sur les mécanismes de la dégradation et/ou sur les données adéquates des pannes recensées sur les systèmes, il n'est pas possible d'établir des modèles pratiques pour la détermination ou la prévision des pannes qui peuvent survenir durant le fonctionnement.

Cependant, s'ils existent des experts dans le domaine avec une grande expérience et des connaissances éprouvées des différents paramètres et phénomènes qui interagissent dans les systèmes, on peut alors établir des modèles d'inférence floue pour la définition ou la prévision des pannes ou des dysfonctionnements qui peuvent se produire lors du fonctionnement. Cet article présente une approche neurofloue pour exécuter des prédictions dans de telles circonstances. L'approche proposée est appliquée à un problème de surveillance d'un outil de coupe. La méthode est particulièrement employée pour assurer la surveillance de forets en acier rapide lors d'opération de perçages de trous sur des plaques en acier inoxydable.

Beaucoup d'efforts de recherches ont été consacrés à l'application des réseaux neurologiques dans la surveillance et le diagnostic des équipements de production et des installations industrielles. Sorsa & al [SOR 91] ont proposé l'utilisation des réseaux de neurones dans le diagnostic de défauts de processus. Burke et Rangwala [BUR 91] présentent une approche neuronale pour la surveillance d'état des outils de coupe dans les procédés d'usinage des métaux. Ray [RAY 91] a rendu compte d'un projet dans une industrie sidérurgique intégrée qui a appliqué les réseaux de neurones dans le diagnostic de défauts de moteurs.

Bauer [BAU 91], a rendu compte d'une étude de l'application des réseaux de neurones artificiels avec un apprentissage non supervisé pour la détection des ruptures d'outils dans des opérations de fraisage. Elanayar et shin [ELA 91] ont appliqué les techniques de réseaux de neurones pour estimer l'évolution de l'usure de flanc et en cratère des outils de coupe avec comme paramètres d'entrée du réseau, l'avance et les efforts de coupe mesurés pendant l'opération d'usinage. Ils ont mis l'accent sur les méthodes de traitement des signaux permettant de déterminer les paramètres descriptifs de la dynamique des signaux d'efforts et donc de l'état d'usure des outils de coupe.

Wasserman & al [WAS 91] ont présenté une approche basée sur les réseaux de neurones pour détecter et mesurer de petites fissures sur les axes des machines rotatives. Guillot et Ouafi [GUI 91] ont utilisé un réseau neurones non récurrent "feedforward" à trois couches de neurones pour l'identification de la rupture d'outils dans le processus de coupe des métaux. Wu et al [WU 91] ont présenté une approche neuronale pour identifier, diagnostiquer et traiter les dommages qui peuvent survenir dans les procédés de moulage par injection.

Chow & al [CHO 91] ont présenté une approche basée sur les réseaux de neurones artificiels (Artificial Neural networks)"ANN" et la logique floue qu'ils ont appliqué à la surveillance en temps réel des conditions de fonctionnement des moteurs à induction Cette approche implique une nouvelle architecture de contrôle basée sur des réseaux de neurones artificiels qui utilise un apprentissage en ligne continu pour identifier et contrôler la dynamique non linéaire et variant avec le temps d'un moteur à induction de paramètres inconnus. L'objectif de ce contrôleur est d'imposer un profil de vitesse à la machine. L'architecture incorpore deux réseaux de neurones et un contrôleur flou. Le premier réseau de neurones artificiels "RNA" identifie le modèle de la machine alimenté en courant et entraîne indirectement le second "RNA" qui lui contrôle la vitesse rotative en manipulant la fréquence de glissement. Le contrôleur flou est utilisé pour modéliser de façon adaptative les

courants statoriques. Les auteurs ont démontré que cette architecture est robuste, adaptative rapide à se stabiliser et insensible à l'incertitude des paramètres et des variations de charge.

La détection et le diagnostic rapides des défaillances sont devenus un des objectifs majeurs de l'automatisation des systèmes de production car ces fonctions réduisent considérablement les coûts qui résultent des arrêts de fabrication et contribuent à préserver la sécurité des personnels et des équipements, c'est l'objectif recherché par l'article proposé par Lefebvre et El Moundi [**LEF 00**], ce dernier est consacré à la réalisation de fonctions de surveillance par réseaux de neurones pour les ateliers d'assemblage et d'usinage qui traitent de grands ensembles de pièces. Des approches par modélisation et classification sont développées et confrontées. La première approche consiste à utiliser les qualités d'approximation des réseaux de neurones pour construire un modèle de référence pour chaque composant du système. La surveillance est réalisée par comparaison entre les données mesurées et celles issues du modèle. La seconde approche repose sur l'exploitation de données de terrain et sur les qualités de classification des réseaux de neurones.

Ribes & al [**RIB 02**] illustrent à travers leurs travaux, le diagnostic par reconnaissance de formes de l'état de fonctionnement de l'accélérateur AIRIX. L'installation AIRIX est un accélérateur à fort courant utilisé pour effectuer de la radiographie éclair, lors d'expérimentations de détonique. La finalité de cette étude est le diagnostic de l'état de fonctionnement du système et l'un des objectifs est l'optimisation de la maintenance pour une plus grande disponibilité de l'installation. Les auteurs de cette contribution ont élaboré un outil pour le diagnostic de défaillance basé sur les réseaux de neurones artificiels. Ils proposent une procédure originale permettant d'une part de construire un réseau à fonction de base radiale (RBF) alimenté par des données expérimentales et d'autre part de prendre en compte des nouveaux états susceptibles d'apparaître par la suite. Ils utilisent un algorithme de classification floue pour initialiser ce réseau RBF, de manière non supervisée. Les premiers résultats obtenus sont, particulièrement, très encourageants comparés aux méthodes d'optimisation classiques.

Bloch et Denoex [**BLO 01**] ont présenté deux applications industrielles des réseaux de neurones pour le contrôle et l'optimisation des processus qui utilisent deux modèles neuronaux. Le perceptron multicouches (MLP) et le réseau à fonction de base radiale (RBFN) sont présentés dans le cadre de l'identification et du contrôle des systèmes. Les principales étapes pour construire de tels modèles non linéaires boîte noire sont rappelées: choix des régresseurs, sélection de l'architecture interne, estimation des paramètres. Les avantages de ces modèles sont résumés: capacité d'approximation universelle, flexibilité et parcimonie. Deux applications sont décrites :

La première, concerne l'industrie sidérurgique, elle traite un problème de surveillance intelligente du processus d'immersion dans un bain chaud d'un alliage de zinc, d'une chaîne de galvanisation, cette ligne a été conçue pour la production des tôles d'acier galvanisées, destinées à la fabrication des panneaux extérieurs de voiture avec une qualité de surface optimale, figure I.94. L'architecture du système de surveillance de la température inductive est représentée dans la figure I.95.

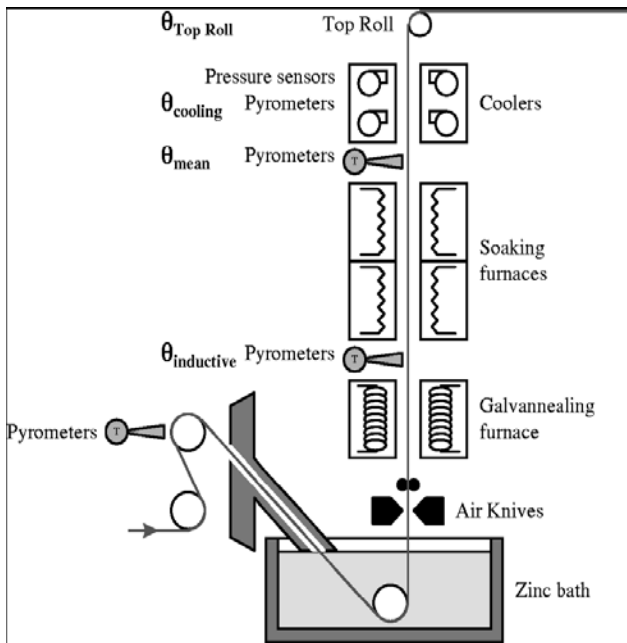


Figure I.94 : Ligne de galvanisation. [BLO 01]

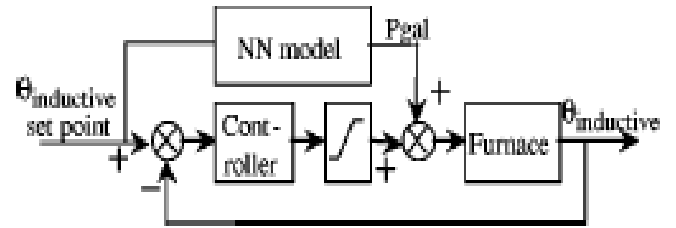


Figure I.95 : Architecture du système de surveillance de la température inductive. [BLO 01]

Dans la deuxième les auteurs s'intéressent au domaine du traitement de l'eau potable. Le traitement de l'eau implique un processus physico-chimique et biologique complexe aboutissant à la transformation d'une eau de crue en l'eau potable, Figure I.96.

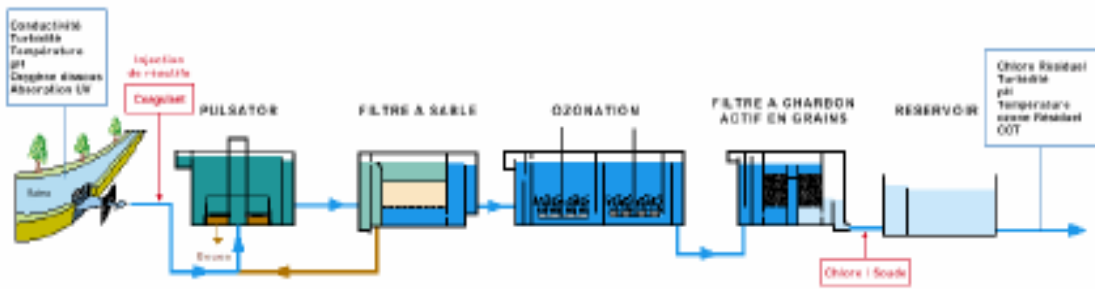


Figure I.96 : Synoptique simplifié d'une installation de traitement des eaux. [BLO 01]

Malgré les importantes fluctuations des caractéristiques de l'eau de crue, dues à des perturbations normales ou à la pollution occasionnelle, la qualité de l'eau potable, produite, doit être maintenue à un niveau compatible avec des normes officielles, tout en ayant pour soucis fondamental la réduction des principaux frais d'exploitation à un minimum acceptable et permettant de tenir compte des problèmes de santé et d'hygiène des consommateurs.

Pour résoudre ce problème, les auteurs de cette étude proposent une architecture modulaire composée de deux niveaux : Un premier niveau de prétraitement prenant en charge les rejets annexes et la reconstruction des données manquantes ; un deuxième niveau implique la détermination de la quantité optimale de coagulant dans les caractéristiques de l'eau de crue, figure I.97.

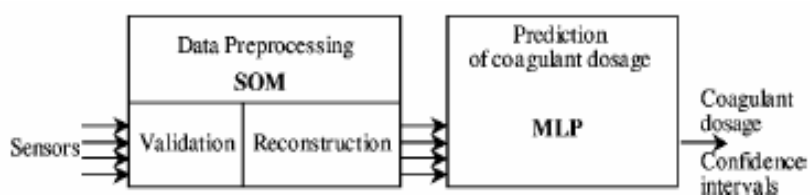


Figure I.97 : Structure du système pour la surveillance automatique de la coagulation. [BLO 01]

Ces deux applications illustrent l'intérêt des techniques neuronales quand des phénomènes non linéaires complexes sont mis en jeu, mais que la connaissance empirique des opérateurs de conduite peut être apprise.

Les techniques neuronales semblent particulièrement bien adaptées à de hauts niveaux de surveillance comparativement aux systèmes classiques de surveillance dynamiques, le rendement des applications en surveillance est matérialisé avec des propriétés intéressantes :

Fonctionnement sur une très large gamme de conditions, permettant aussi d'améliorer le degré de tolérance aux erreurs et sont généralement d'un coût de conception modéré.

Koivo a publié un article, [KOI 94], de synthèse sur l'application des réseaux de neurones en surveillance industrielle. Cet article présente les architectures neuronales les plus utilisées dans ce domaine avec des résultats pratiques dans des applications de diagnostic en statique et en dynamique.

Trois types de réseaux de neurones ont été testés : le Perceptron Multi Couche, le Réseau à Fonctions de base Radiales et la carte de Kohonen. Les deux premiers réseaux donnent d'assez bons résultats en classification et en identification de processus. Les RFR peuvent se montrer plus performants que les PMC à condition de déterminer judicieusement leurs paramètres. Par contre, le réseau de Kohonen n'est pas aussi performant que les deux premiers mais ses capacités d'auto-adaptation (apprentissage non supervisé) sont très appréciées.

L'auteur insiste dans sa conclusion sur la pertinence du choix du type de réseaux de neurones en fonction de l'application. Les types de réseaux de neurones les plus utilisés en surveillance s'avèrent donc être: Le Réseau à Fonction de base Radiale (*RFR*), Le Perceptron Multi Couches (*PMC*), et avec un degré moindre les mémoires auto associatives (modèle de Hopfield) et la carte de *Kohonen*. Chaque type de réseau de neurones a ses avantages et ses inconvénients selon l'application que l'on fait.

Les travaux présentés par Böhme & al [BOH 99], constituent une application très intéressante de détection et localisation des défauts capteurs d'une centrale d'épuration hydraulique. Ceci est effectué par la reconstruction des signaux capteurs avec une comparaison de deux architectures neuronales : le Perceptron Multi Couches comparé à la carte de Kohonen.

Le PMC est constitué de cinq couches, six neurones d'entrée et six neurones de sortie. Son objectif est de reconstituer six mesures de six sorties capteurs après un apprentissage par rétro-propagation. Dans ce cas, ce réseau peut donc être considéré comme une mémoire auto associative. La détection ainsi que la localisation sont effectuées après une phase de comparaison avec seuillage de la sortie estimée avec la sortie réelle du capteur. Cette mémoire auto associative est donc comparée à la carte de Kohonen appelée carte topologique auto adaptative. Cette carte contient 15*15 neurones avec un vecteur d'entrée de 6 neurones (dimension de l'ensemble des sorties capteurs). Chaque neurone de la carte est caractérisé par un prototype et un paramètre définissant le rayon d'influence, déterminés par le processus d'apprentissage non supervisé. Pour chaque vecteur d'entrée, la réponse est donnée par un neurone gagnant qui correspond à celui dont la réponse de la fonction gaussienne est la plus importante. D'après la conclusion des auteurs, les deux techniques ont des performances similaires. Ces réseaux ont été testés sur deux types de fautes isolées et une succession de deux fautes. La carte de Kohonen se montre plus rapide pour la détection et l'identification du capteur défaillant. La technique devient insignifiante si plus de 50% des variables d'entrée sont erronées.

2.7. Contrôle de la qualité par réseaux de neurones

Le Contrôle de la Qualité Industriel consiste souvent à analyser un signal (acoustique, électrique, image,...) afin de détecter des défauts sur un produit final, ou bien diagnostiquer une panne machine. L'Objectif de l'analyse est de classifier les signaux examinés en deux (Bon, mauvais) ou plusieurs catégories. La Logique Floue et les Réseaux de Neurones ont la capacité d'analyser des modèles très complexes. La classification floue permet de pondérer le jugement de la qualité.

Dans beaucoup de sites de fabrications de produits manufacturés, la capacité de détection des produits défectueux est une opération fastidieuse et peu automatisée. Les outils de l'intelligence artificielle dont les réseaux de neurones et la logique floue et leur combinaison "neurofloue" permettent d'imiter l'action de l'opérateur humain, d'automatiser ces traitements et ceci de façon objective, rapide et à des coûts inférieurs

La qualité est tout simplement le facteur le plus important qui permet de déterminer la part de marché, de chaque entreprise, dans un environnement industriel caractérisé par une compétition féroce, par une augmentation des exigences des clients et par le développement de technologies avancées [HIL 89]. Aujourd'hui, les consommateurs demandent une meilleure qualité, des produits personnalisés et des services à bas prix. Les attentes des consommateurs continuent à croître selon la qualité, la personnalisation des produits, le prix et les délais de livraison. C'est pour répondre à toutes ces exigences et maintenir l'outil de production à un niveau de compétitivité appréciable et tenir compte de tous les facteurs cités précédemment que les chercheurs et les industriels eurent recours aux outils de l'intelligence artificielle pour les introduire dans les processus de conception et de fabrication, pour pouvoir assurer une meilleure prise en charge du contrôle de la qualité du produit final, ainsi que la qualité de l'outil de production.

Il existe deux approches différentes du contrôle de la qualité, à savoir, le contrôle réactif de la qualité et le contrôle proactive de la qualité. Les outils du contrôle réactifs incluent les plans de prélèvement, détermination des limites d'acceptation des produits, analyse des produits pour classer les rebuts et les reprises, etc.... La stratégie proactive exige, quant à elle, une emphase de la connaissance physique des causes à effets, l'analyse du risque, l'expérience et un jugement pour justifier l'action. Des réseaux de neurones artificiels ont été employés pour assurer une aide à la décision dans le domaine du contrôle de la qualité réactive et proactive.

Le contrôle réactif de la qualité est fortement lié à la surveillance et au diagnostic. Par conséquent, les réseaux de neurones artificiels, peuvent également jouer un rôle important dans ce type de contrôle, particulièrement là où de hautes possibilités de traitement et de classification sont exigées.

2.7.1. Sous-ensembles flous et contrôle qualité

Le problème de l'optimisation et de l'assurance qualité de production dans une cellule flexible d'usinage a été abordé par LAZREG Maher [LAZ 94] dans ses travaux de recherche qui lui ont permis d'atteindre deux niveaux de résultats. Du point de vue méthodologique, l'auteur propose de nouvelles approches du processus de conception prenant en compte l'ensemble du cycle de production. Les aspects qualité et réactivité sont le fondement des concepts proposés. Du point de vue technique, il fournit les spécifications de l'ensemble des outils utiles pour assister le concepteur dans sa démarche. Assurer la qualité de fabrication avant la production revient à vérifier, dans une première étape, la faisabilité de la géométrie

nominale par rapport aux caractéristiques des équipements. Cette évaluation aboutit à la prédéfinition d'une gamme opératoire. Aussi sachant qu'une forme géométrique ne peut être réalisée exactement. L'objectif de la deuxième étape consiste à utiliser des moyens capables de maintenir la géométrie à l'intérieur du domaine admissible. Pour intégrer la notion d'imprécision dans les modèles du produit et du processus, l'auteur a eu recours à la théorie des probabilités. En raison de la limitation de cette approche au niveau pratique, il propose l'utilisation de la théorie des sous-ensembles flous. Les erreurs de fabrication sont évaluées par des quantités floues. La géométrie floue est introduite pour évaluer d'une part l'erreur attendue au cours d'une opération de production et d'autre part pour traduire le caractère nuancé du concepteur. La fabrication réactive a été étudiée pour permettre une adaptation, en temps réel, aux contraintes de qualité et à l'évolution des performances du processus. La technique de pilotage réactive proposée a pour objectif de compenser la dérive tout en conservant la meilleure précision de réalisation. A chaque stade, il s'avère indispensable d'évaluer le processus en aval.

2.7.2. Moulage par injection et contrôle qualité par R N A

Smith [SMI 91] a rapporté l'utilisation des réseaux de neurones à retropropagation dans le contrôle qualité dans une société de moulage par injection (industries d'Orschlen, Moberly, Missouri). Le moulage par injection est un processus qui utilise une très grande variété de matières premières, comme il peut être soumis à une grande variation des conditions de fonctionnement des machines et des conditions ambiantes affectant ainsi le produit final. Les réseaux de neurones sont particulièrement applicables quand les données considérées ne suivent pas une distribution ou un modèle connue et sont, par conséquent, bien approprié au contrôle de qualité du moulage par injection. Les résultats montrent que l'approche neuronale est comparable à d'autres méthodes de contrôle de la qualité, y compris les diagrammes de contrôle et les techniques statistiques, ainsi que dans la qualité finale du contrôle lui-même. Un des avantages de l'approche neuronale, est la compatibilité de l'apprentissage pour établir des relations de mise en correspondance directement, plutôt que par l'analyse des données et la recherche de modèle de représentation des relations entre ces données. L'utilisation d'un réseau de neurones pour surveiller plusieurs produits et/ou leurs paramètres de qualité est un avantage supplémentaire de ces outils mathématiques apparentés aux nouvelles techniques de l'intelligence artificielle.

2.7.3. Approche neuronale conception et contrôle

Les techniques de l'intelligence artificielle, dont les réseaux de neurones artificiels, peuvent, également, être employées dans le contrôle proactif de la qualité. Schmerr & al [SCH 91] ont proposé, à travers leur contribution, une approche innovatrice pour la planification d'expériences de conceptions robustes à travers l'utilisation de l'approche neuronale. La conception robuste est une technique rentable pour aboutir à un grand indice de qualité et de fiabilité. La base de l'approche utilisée devait permettre l'apprentissage du réseau de neurones sur un ensemble d'expériences de Taguchi à mettre en œuvre avec l'observation de la réponse fournie par le réseau. Une fois que l'apprentissage du réseau est finalisé, le réseau neuronal peut définir les paramètres et la configuration des paramètres de conception, ce qui équivaut à exécuter une multitude d'expériences de conception. Avec cette information, un concepteur peut identifier les configurations alternatives et rechercher des

conceptions optimales. L'approche neuronale a été comparée à l'approche basée sur un modèle analytique. La constatation est que le réseau de neurones a de remarquables possibilités de généralisation, une fois exercé sur le même choix clairsemé d'expériences utilisé dans l'analyse complémentaire de Taguchi

2.7.4. Autres applications en contrôle qualité et de procédés

Barschdorff [BAR 90] a présenté l'application des techniques neuronales pour le contrôle de qualité des moteurs électriques équipant les machines de production. Seize caractéristiques spectrales de la vibration des moteurs ont été utilisées comme entrées d'un réseau de neurones constitué de trois couches. Le réseau de neurones pouvait facilement identifier des défauts de production, tels que le déséquilibre du rotor, des raccordements d'enroulement non conducteurs, des défauts de champ magnétique, des défauts sur les commutateurs ou sur les roulements, ou des desserrage de certaines pièces, etc.... Les capacités de classification du réseau ont été comparées aux résultats obtenus par différents algorithmes d'identification de modèle. La constatation suivante a été mise en évidence, que les performances des réseaux de neurones étaient supérieures.

La recherche sur les réseaux de neurones dans le domaine du contrôle de la qualité a été, également, mise en application dans la pratique dans différents secteurs industriels de fabrication de produits manufacturés, ainsi que dans la sphère des constructeurs d'automobiles. CTS Electronics of Texas a utilisé un système à base de réseaux de neurones pour détecter les défauts sur une chaîne de montage de haut-parleur [KIR 90], Ford Motor Company a employé des techniques neuronales pour vérifier les finitions de peinture de voiture. Motorola a incorporé la vision artificielle basée sur les techniques des réseaux de neurones pour réaliser l'inspection de la qualité de leurs composants [POR 90].

Nicolas & al [NIC 95] ont apporté leur contribution dans le domaine du contrôle de procédés, et plus particulièrement dans le cas de processus dynamiques non linéaires, où les réseaux de neurones apparaissent comme de nouveaux outils de modélisation. Leur capacité d'approximation de fonctions non linéaires complexes a été maintes fois démontrée et éprouvée en simulation, mais plus rarement sur des processus réels. Dans cet article, les auteurs présentent les résultats du contrôle de la réponse en température d'une étuve par un modèle neuronal. Le schéma de contrôle qu'ils ont utilisé est du type commande par modèle interne, le processus étant modélisé par un réseau à architecture multicouche unidirectionnelle dit à fonctions radiales de base (radial basis function network). L'identification du modèle direct de fonctionnement de l'étuve se décompose en une phase hors ligne qui consiste à réaliser l'apprentissage du réseau, et une phase en ligne qui permet l'adaptation des paramètres du modèle neuronal à d'éventuelles modifications de la dynamique du système. Pour évaluer les performances de cette stratégie de contrôle, différents essais ont été réalisés en asservissement dont les résultats paraissent encourageants.

2.8. Technologie de groupe et réseaux de neurones

Organiser des pièces en familles homogènes (c'est-à-dire des groupes de pièces qui utilisent des outils ou machines identiques) permet d'améliorer l'organisation des unités de production (équilibre des charges, minimisation des transports) ainsi que certains aspects économiques liés au système de production en anticipant des décisions d'investissement sur des machines ou en faisant le choix de sous-traiter certaines pièces voire même en déterminant des tailles de série pour optimiser l'ordonnement.

L'objectif à moyen terme d'un système de technologie de groupe est :

1. Trouver une solution sous optimale qui équilibre les charges sur les machines et outils et réduire les flux entre les unités de production.
2. Capacité de généralisation des résultats obtenus pour de nouveaux produits.

La technologie de groupe vise à classer les pièces en familles homogènes. Pour cela il faut préciser le nombre de familles selon le degré d'homogénéité souhaitée et différents critères peuvent être combinés pour définir les familles adaptées à un contexte particulier :

- L'équilibrage de charge entre machines (ou outils) de même nature.
- La diminution des flux entre les unités de productions.
- La définition de familles homogènes par les outils et machines utilisés permettant ainsi de définir la stratégie d'investissement et de choisir les pièces à sous-traiter.
- l'ouverture du système, c'est-à-dire sa capacité d'intégration de nouvelles pièces dans des familles déjà constituées.

C'est la combinaison de ces critères qui permet de définir soit :

- Un système d'aide au choix d'investissement ou sous-traitance.
- Un système d'aide à l'implantation d'atelier (structuration de cellules de production, équilibrage de charges).
- Un système évolutif de répartition de pièces sur les différentes cellules.

Du fait de la diversité de ces objectifs la TGAO utilise aussi bien les techniques d'analyse de données (Classification hiérarchique, méthodes des nuées dynamiques, relaxation de Lagrange) que la théorie des graphes ou des systèmes experts.

Il convient de signaler que ces approches n'apportent que des solutions partielles au problème. En particulier aucune d'elles ne permet de généraliser les résultats sur de nouvelles pièces tout en conservant un comportement global cohérent et en réalisant des compromis entre les différents critères. Les contraintes manipulées sont souvent antagonistes, ce qui peut conduire à des non réponses de la part de systèmes classiques.

Or, les réseaux de neurones possèdent quant à eux les capacités de généralisation et d'adaptation qui, couplées à un comportement global, peuvent remédier à ces inconvénients. L'objectif final est de privilégier l'auto organisation afin de détecter puis former des groupes homogènes.

2.8.1. Technologie de groupe assistée par réseau de neurones

Deux problèmes d'engineering sont associés à une implémentation de Technologie de groupe 'GT' mettant en œuvre la classification de pièces et le regroupement des pièces en famille homogènes ,c'est-à-dire des groupes de pièces qui utilisent des outils ou des machines identiques.

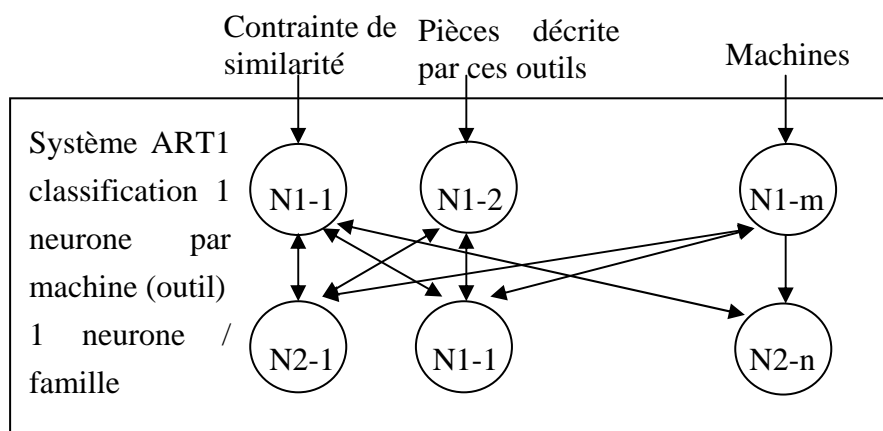
C'est dans ce cadre que Biennier et Favrel [BIE 95], ont montré à travers l'article cité comment des réseaux de neurones pouvaient être utilisés pour organiser des familles de pièces ou des unités de production. Pour cela trois systèmes ont été définis répondant chacun à des

objectifs précis. Excepté la définition des objectifs (degré d'homogénéité des classes, importance relative des différents critères...) les données nécessaires à la mise en œuvre de ces systèmes sont issues des données techniques (machines et outils disponibles, gammes d'usinage, prévision de production...) la figure I.98, ci-dessous donne un tableau présentant ces données. 15 produits (1 à 15) à usiner utilisant 10 machines différentes (A...R).

Type machine	A	B	C	L	M	N	O	P	Q	R	
N produit											N pièce/ périodes
1			1		0.7			0.7			300
2			0.5		0.2					1	530
3			0.5			1				0.1	2700
4			0.2				1			0.5	500
5			0.1			0.2		0.5			600
6			0.2		0.5				0.5		400
7	1.5						0.1	0.3			7200
8		0.2			1					2	50
9		0.7			1				2		90
10		0.5					1			0.7	220
11		0.1					0.2		0.4		1050
12		0.1			0.5			0.4			4000
13		0.5		1				0.4			750
14		0.1					0.2	0.5			8900
15					0.5	2.					80
Nombre de/type	1	1	1	1	2	2	1	4	2	2	

Figure I.98 : Données utilisées pour les tests. [BIE 95]

Le premier système basé sur un réseau de type ART 1 (figure I.99), permet le dimensionnement du nombre de familles en fonction d'un critère d'homogénéité.



Affectation de la pièce présentée à l'une des classes
nombre de classe

Figure I.99 : structure du réseau utilisé. [BIE 95]

Cette étape correspond à la recherche du nombre maximal de familles (ou classes) en fonction d'une contrainte de similarité entre les éléments d'une même famille. La similarité entre les pièces est liée aux outils et machine que ces pièces utilisent pour leur usinage. Plus les familles seront homogènes, plus les pièces utiliseront les mêmes outils et machines pour leur usinage. Les résultat attendus sont le nombre de familles et éventuellement une classification des pièces en familles.

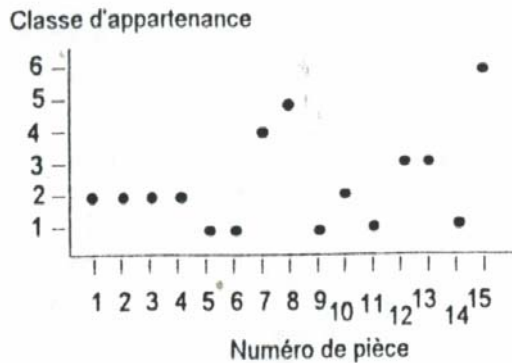


Figure I.100 : réponse apportée par le réseau de neurone au problème décrit par le tableau, fig : I.98. [BIE 95]

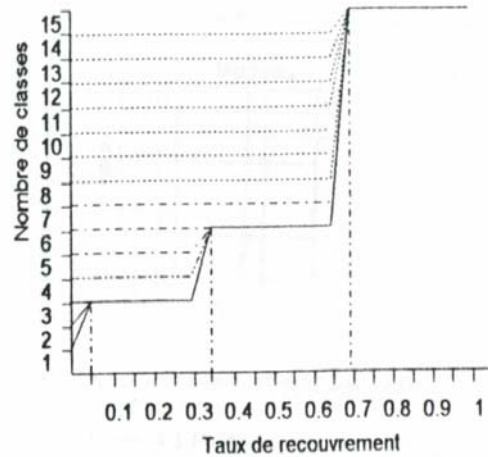


Figure I.101 : évolution du nombre de classes en fonction du facteur de proximité. [BIE 95]

Ce résultat est ensuite utilisé par le deuxième système qui permet de définir des unités de production et leur affecté les produits à usiner en équilibrant les charges et en minimisant les flux entre les unités. Ce système doit donc prendre en compte des contraintes tant au niveau physique (topologie de l'atelier, nombre de machines) qu'au niveau économique (coûts, équilibrage des charges, réduction des flux de pièces entre unités).

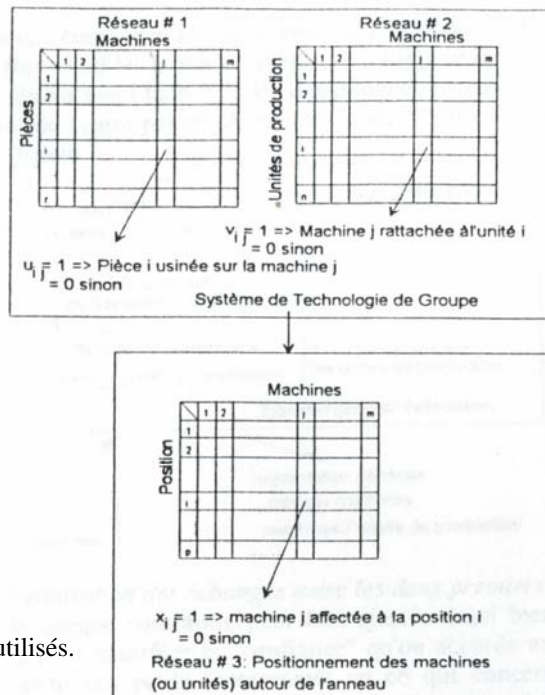


Figure I.102 : synoptique des trois réseaux utilisés. [BIE 95]

Ce système à base de réseaux de Hopfield interconnectés, peut retrouver en mode dégradé, des résultats similaires à ceux obtenus en utilisant la théorie des graphes. Enfin la proximité entre pièce utilisé les propriétés de généralisation des cartes de KOHONEN pour inclure de nouvelles pièces dans la classification existante. Ce dernier système offre des solutions dégradées permettant ultérieurement d'équilibrer les charges. Lorsque les niveaux d'activité atteints par les neurones sont trop bas, la pièce comporte trop de nouveauté pour être classée correctement et il convient de redimensionner le problème grâce au premier réseau.

Le système mis en œuvre est, donc, décomposé en trois sous-systèmes, chacun d'eux résolvant l'un des sous-problèmes d'optimisation, un réseau de Hopfield est utilisé pour résoudre chacun de ces sous-problèmes (figure I.102).

Ces réseaux répartissant les machines en unités de production et les pièces sur les différentes machines seront fortement couplés puisqu'ils partagent l'objectif de minimiser les échanges entre unités

Le premier réseau permet de répartir les pièces entre les machines. Ses buts sont :

- équilibrer la charge entre machines de même type,
- usiner tous les produits de même type sur les mêmes machines,
- limiter les échanges entre unités de production.

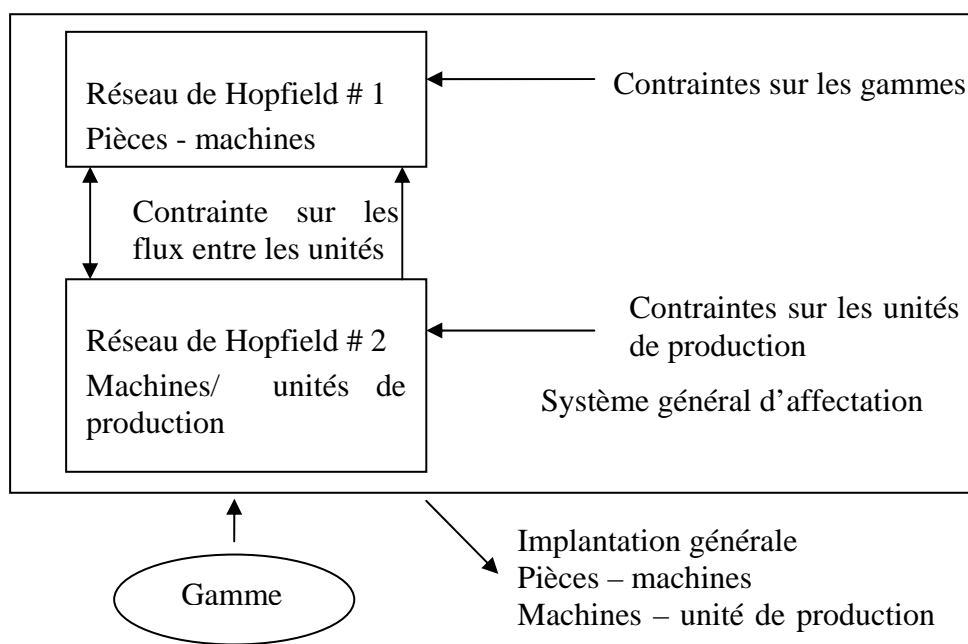


Figure I.103 : Organisation des échanges entre les 2 premiers réseaux. [BIE 95]

Le deuxième réseau procède à la répartition des machines entre les unités après affectation des pièces aux différentes machines.

Le troisième réseau réalise, quant à lui, l'organisation physique des unités et machines, il utilise les résultats apportés par les deux premiers réseaux pour calculer ses poids. L'organisation physique de l'atelier est réalisée autour d'un système de transport en marguerite, figure I.104. Les unités sont réparties autour du système de transport principal, pour chaque unité de production, les machines sont organisées autour d'un sous-système de transport. Ce problème est assez similaire au problème du voyageur de commerce.

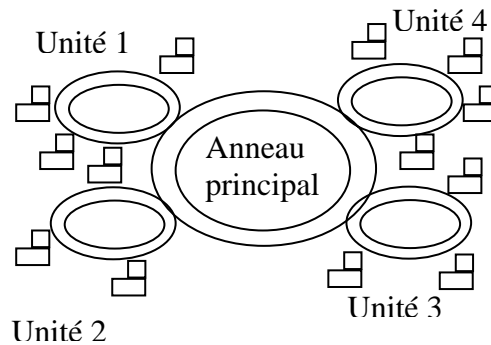


Figure I.104 : Implantation générale de l'atelier. [BIE 95]

Les contraintes et objectifs associés aux trois réseaux sont les suivants :

- 1) Toutes les machines (ou unités) doivent être affectées à une position précise,
- 2) Une machine (ou un unité) ne peut pas être positionnée à deux endroits différents,
- 3) Une position donnée ne peut recevoir qu'une seule machine (ou unité),
- 4) L'organisation autour du système doit réduire les échanges sur le système de transport.

L'intérêt principal d'une approche connexionniste pour résoudre ce type de problème réside dans le comportement global du système, ce qui permet de réaliser un compromis et trouver une solution même lorsque les contraintes sont fortement opposées, contrairement à certains systèmes traditionnels. Les résultats apportés par chacun de ces systèmes sont au moins équivalents à ceux apportés par des approches traditionnelles et sont assez similaires d'un système à l'autre. Aussi la solution modulaire proposée peut être intégrée et répondre globalement à un problème de classification. Comme il est envisagé par les auteurs de la présente contribution de développer un système d'aide qui permette d'ajuster les paramètres de chacun des systèmes et de guider leurs utilisations en fonction des résultats déjà obtenus afin d'offrir un outil de TGAO ouvert et adaptable à différents problèmes.

2.8.2. Autres applications des R N A en TGAO

L'utilisation des réseaux de neurones pour l'organisation des pièces en familles homogènes a été étudiée par un certain nombre de chercheurs [MOO 92], dans leur approche, un réseau neuronal non récurrent de trois couches de neurones a été utilisé, son apprentissage a été réalisé avec l'algorithme de retropropagation. Chaque unité d'entrée du réseau représente une entité ou attribut des pièces, et chaque unité de sortie représente une famille de pièces. Un opérateur joue le rôle de superviseur pour le réseau en présentant chaque pièce en termes d'attribut ou d'entité de pièces, et en suggérant pour chaque pièce son appartenance à une famille particulière. Après cette phase d'apprentissage Le réseau stocke implicitement les règles de discrimination, entre les différentes familles de pièces, à travers un ensemble de poids des connections entre les neurones, et montre pratiquement la conformité en matière de classification par rapport aux exemples d'apprentissage. Les auteurs de cette étude ont démontré que l'approche neuronale, proposée, était capable de prendre en charge et traiter un grand nombre de problèmes d'organisation des pièces en familles homogènes et cela de manière efficace.

Un autre problème de Technologie de Groupe "GT" est l'organisation et la formation de cellules composées d'un ensemble de machines. L'attribution d'un groupe de pièces semblables à une cellule de machines ayant des caractéristiques de traitement communes améliore considérablement l'efficacité de la fabrication en série. Cependant les approches, basées sur l'informatique classique appliquées aux problèmes d'organisation et de formation de cellules de machines, ont été inefficaces pour une représentation matricielle d'une large gamme de machine à identifier et classifier en cellules. Diagli et Huggahalli [DAG 91] ont appliqué le réseau binaire d'ART (ART-1) pour la formation de cellules de machine. Les colonnes et les rangées de la matrice des machines sont des vecteurs binaires qui peuvent être directement appliqués comme entrées à un réseau Art-1. Les auteurs, ont analysé les performances du classifieur neuronal et ont trouvé que l'application directe du réseau de base ART-1 n'a pas fourni de résultats très satisfaisants. Ils ont alors réordonné à nouveau les vecteurs d'entrée dérivés de la matrice représentant les différentes machines, et ont modifié le paradigme original du réseau Art-1. Cette réorganisation des vecteurs d'entrée a permis une amélioration significative et supérieure des performances du réseau de base l'Art-1. Les résultats obtenu sont satisfaisants comparés aux algorithmes ou méthodes classiques généralement utilisés en technologie de Groupe (analyse de données, théorie des graphes, systèmes experts, etc.), proposés dans la littérature. L'application des approches neuronales dans la conception des systèmes de fabrication cellulaires, concernant la prise en compte des problèmes d'organisation et de formation de famille de machines, a été étudiée par Lee & al [LEE 92], qui permet de définir soit un système d'aide aux choix d'investissements (choix de pièces à sous-traiter...), soit un système d'aide à l'implantation d'atelier (structuration en cellules de production, équilibrage des charges ...) ou un système évolutif de répartition de pièces sur différentes cellules.

Les réseaux à rétro-propagation et les réseaux ART peuvent être utilisés pour résoudre des problèmes de Technologie de groupe "GT". Cependant, les résultats de l'apprentissage d'un réseau à rétro-propagation dépendent de la fréquence de présentation du type de pièces au réseau. Par exemple, si l'apprentissage d'un réseau est réalisé pendant un temps trois fois supérieur avec un type de pièces A qu'avec un autre type de pièces B, le réseau devient alors polarisé sur le type de pièces A [KAO 91]. Ce problème n'est pas aussi évident quand un réseau d'ART est utilisé et pour lequel on applique un algorithme d'apprentissage non-supervisé. Puisque les réseaux d'ART sont adaptatifs et stables, ils sont plus appropriés à résoudre des problèmes de Technologie de groupe "GT" que des réseaux à rétro-propagation. L'utilisation des réseaux d'ART pour résoudre des problèmes de "GT" représente un domaine de recherche à part entière et qui est digne d'intérêt pour de futurs développements.

3. DISCUSSION

3.1. Evolution vers des systèmes intelligents

Parmi les outils d'intelligence artificielle, les réseaux de neurones, la logique floue et leur association, donnant des systèmes hybrides Neuroflous, présentent plus d'avantages que les systèmes experts basés sur la connaissance. Leurs capacités d'apprentissage, leur structure distribuée, leur traitement parallèle, leur capacité d'adaptation pour des problèmes évolutifs, leur capacité de généralisation, leurs possibilités de prendre en compte des informations imprécises, incertaines sont des caractéristiques très attrayantes pour la recherche et le développement de "systèmes intelligents" de fabrication et de conception.

Les domaines d'application de ces outils sont ceux de la reconnaissance de formes, du traitement du signal, du diagnostic, etc.... En fait, est considérée comme éligible toute application qui se représente sous la forme d'une fonction réalisant une mise en correspondance de deux espaces, pour peu que l'on dispose d'exemples représentatifs et en quantité suffisante du comportement de cette fonction. Par conséquent, réaliser une application à base de réseaux de neurones, c'est d'abord exprimer le problème sous la forme d'une mise en correspondance entre l'espace d'entrée et l'espace de sortie, puis construire une base d'apprentissage représentative des données et enfin choisir, en se référant à son expérience, le modèle de réseau et ses paramètres. Il faut aussi préalablement définir les critères de mesure des performances (construction de la base de test), les prétraitements et le codage sur le réseau. Enfin la capacité de généralisation des réseaux de neurones est le résultat d'une interpolation non-linéaire effectuée sur les exemples d'apprentissage.

3.2. Techniques d'intelligence artificielle et apports escomptés

Les réseaux de neurones et la logique floue constituent maintenant une technique de traitement de données bien comprise et maîtrisée, qui devrait faire partie de la boîte à outils de tout ingénieur soucieux de tirer le maximum d'informations pertinentes des données dont il dispose pour : faire des prévisions, élaborer des modèles, contrôler, superviser des processus reconnaître des formes ou des signaux, etc.

Leur apport a été des plus appréciables pour le développement des systèmes intelligents de fabrication ou de conception, systèmes exigeant de plus en plus de flexibilité avec la capacité d'extraire de la connaissance à partir de données et de manipuler cette connaissance pour prendre en charge la résolution de certains problèmes liés à leur complexité, à la multitude de paramètres interdépendants, à la difficulté ou l'absence de modélisation des différents phénomènes et à leurs interactions avec leur environnement immédiat et cela pour aboutir à des systèmes ouverts et dotés d'intelligence.

Par conséquent les réseaux de neurones et la logique floue ont émergé comme technologie révolutionnaire pour la solution des problèmes qui sont de difficultés insurmontables pour les méthodes traditionnelles.

Certains travaux de recherche ont pu mettre en évidence l'apport de ces outils dans différents domaines au travers de certaines applications à différentes échelles, qu'elles soient en laboratoire au stade expérimentale ou en milieu industriel pour concrétisation et cela dans l'objectif de venir en aide aux concepteurs et fabricants pour lever certaines limitations des méthodes traditionnelles.

3.2.1. Fabrication

Parmi les innombrables applications répertoriées dans les différents articles, ayant servi comme ressource documentaire pour la recherche bibliographique, où l'apport escompté de ces techniques a été mis en exergue d'une manière significative et ayant apporté des solutions palpables à des problèmes auxquels sont souvent confrontés concepteurs et fabricants intervenant dans divers domaines des sciences de l'ingénieur soit au niveau de la recherche ou au niveau de l'industrie on peut citer :

- Mise en oeuvre d'une méthodologie basée sur des réseaux de neurones, dont l'apport essentiel est d'offrir la possibilité de générer automatiquement et de manière optimale les trajectoires d'outils en fraisage d'ébauche et cela du point de vue des critères longueur et volume de matière résiduelle pour minimiser le temps d'usinage tout en travaillant à efforts de coupe constants.

- Modéliser des efforts de coupe a toujours été l'un des problèmes principaux dans la théorie de coupe des métaux. Le grand nombre de paramètres en corrélation qui influencent les efforts de coupe font qu'il est extrêmement difficile de développer un modèle approprié. Pour palier à ces difficultés, des mécanismes appropriés pour extraire les modèles généraux à partir des données d'usinage existantes doivent toujours être développés. C'est à ce niveau que l'apport de ces techniques de l'intelligence artificielle a permis la mise en oeuvre d'une approche pour modéliser les efforts de coupe à l'aide des réseaux de neurones artificiels multicouches donnant les résultats les plus satisfaisants. Le modèle développé peut être également employé pour la simulation et pour définir des valeurs de forces seuils dans des systèmes de surveillance d'état des outils de coupe en spécifiant les conditions de coupe ainsi que l'usure maximum de l'outil.

- Recherche des états d'interférences volumiques dans l'espace sur un site d'usinage, à travers une modélisation allégée des volumes flous, et cela dans l'objectif de prendre en charge le traitement par simulation d'un ensemble de solides complexes qui évoluent dans un même environnement. L'apport du concept flou est concrétisé par le développement d'un algorithme qui offre la possibilité de localiser et détecter les collisions pouvant survenir lors de l'usinage, entre différents éléments. Techniquement l'ajout d'axes à un site d'usinage peut être une solution pour éviter les collisions entre objets, toutefois l'aspect économique influe sur ce choix, et contraignent souvent les techniciens à rechercher d'autres solutions.

- Le choix de données d'usinabilité est une étape cruciale dans un environnement de fabrication. Il joue un rôle important dans l'utilisation efficace des machines-outils et influence de manière significative le coût global de fabrication. L'utilisation des réseaux de neurones pour la représentation des données d'usinabilité a été mise en oeuvre pour prévoir des paramètres d'usinage optimum dans différentes conditions d'usinage. Cela a pu mettre en évidence la possibilité de développer un système expert pour le choix de données d'usinabilité basé sur les réseaux de neurones.

- Prédiction du type de copeau produit lors du tournage d'alliage au cobalt au moyen d'un réseau de neurones, l'apport dans ce cas consistait à démontrer qu'un réseau de neurones est non seulement capable de déterminer en ligne le type de copeau produit et ce de façon fiable, mais aussi de prédire en ligne les anomalies et perturbations qui peuvent résulter d'une usure excessive de l'angle de coupe pour la formation des copeaux.

- Estimation de l'usure des outils de coupe lors d'opérations de tournage par l'application de trois méthodes d'Intelligence Artificielle, les réseaux de neurones artificiels à rétropropagation, les systèmes interactifs flous d'aide à la décision et un système hybride Neuro-flou. L'évaluation de l'usure de l'outil est basée sur la mesure des composantes des efforts de coupe parce que les valeurs des efforts de coupe sont plus sensibles à l'usure d'outil que la mesure des vibrations ou des émissions acoustiques.

- Prise en charge des paramètres d'usinage en ligne par un modèle Neuro-flou pour réaliser l'estimation de l'usure progressive de flanc et de cratère de l'outil de coupe et cela avec un temps de traitement informatique très réduit. Plusieurs paramètres de base et dérivés comprenant les efforts de coupe, les émissions acoustiques, ainsi que l'énergie fournie par les efforts de coupe ont été utilisés comme des entrées du système Neuro-flou afin d'augmenter l'exactitude de la prévision d'usure de l'outil.

- Identification de la forme du copeau sur la base de données préalablement établie pour assurer la surveillance des systèmes de fabrication complexes fonctionnant dans un environnement en perpétuel changement avec beaucoup d'incertitudes. La surveillance du processus de la rupture du copeau est l'un des facteurs importants pour automatiser la surveillance des systèmes de fabrication. La tendance actuelle dans la coupe des métaux et d'augmenter le taux d'enlèvement de matière par le degré élevé d'automatisation. Cette tendance exige une fiabilité et une surveillance du processus d'usinage où la finition des surfaces, l'exactitude dimensionnelle des pièces, la durée de vie de l'outil et les efforts de coupes sont largement mis en exergue.

3.2.2. Conception

- Application des réseaux de neurones et de la logique floue pour mettre en place des outils d'aide à la décision, leur apport dans ce cas précis est qu'ils induisent une réduction globale de la durée du processus de conception.

- Application des réseaux de neurones pour contourner la difficulté de modéliser le processus de conception par une approche mathématique globale, dans l'objectif de mettre à la disposition des concepteurs un système d'aide à la décision pour le choix des méthodes et outils de conception assistée par ordinateur.

- Proposition d'une méthode de conception en environnement incertain comme support d'aide à la décision, basée sur les réseaux de neurones et la logique floue, qui permet aux ingénieurs concepteurs d'estimer la pertinence des solutions envisagées au regard de chaque point de vue métier pour un problème de conception qui est, généralement, multicritère et multi-variables et qu'il est souvent difficile voire impossible de résoudre globalement.

- Utilisation de la logique floue pour mettre en œuvre un système de raisonnement approché pour la résolution d'un problème concret de choix des roulements dans la conception d'un montage, car celui-ci réunit un certain nombre de caractères "vagues". L'apport et le but final du système sont la détermination de la durée de vie d'un roulement ainsi que l'usure permise pour assurer un fonctionnement optimal d'un mécanisme de guidage et de transmission de mouvement.

- Développement des modèles prédictifs du coût de cycle de vie "LCC" d'un produit pendant sa phase d'étude et de conception. Un modèle, basé sur les réseaux de neurones artificiels (RNA) pour la prédiction du "LCC", est développé et comparé à un modèle statistique conventionnel ainsi qu'à un modèle de régression. Les résultats montrent que le modèle à base de réseaux de neurones surpasse le modèle traditionnel de régression utilisé pour résoudre un problème de prédiction "LCC" pour un produit donné.

- Application de la logique floue pour la mise en œuvre de systèmes interactifs d'aide à la décision flous à une méthodologie de conception pour la réalisation d'Assemblage. L'apport et l'objectif principal est de calculer l'efficacité de l'assemblage d'un produit à partir des modèles géométriques de représentation des frontières et d'une base minimale de données technologique. Chaque pièce composant le produit final à assembler devant subir un calcul basé sur les règles d'inférence floues pour définir pour chacune d'elles ses capacités de

manipulation et d'insertion, aussi bien qu'une évaluation de son importance pour l'assemblage final du produit.

3.2.3. Ordonnancement

- **L'**apport des réseaux de neurones a aussi été mis en exergue par certains travaux de recherche pour la résolution des problèmes d'ordonnancement d'atelier où les ressources sont typiquement des machines et les travaux sont les tâches de base, reliées par certaines contraintes de priorité, qui doivent être accomplies en utilisant les machines.

- Utilisation des réseaux de neurones pour résoudre certains types des problèmes d'ordonnancement à grande échelle et qui sont soumis à des contraintes sur les ressources dynamiques, non seulement du point de vue limitation des ressources mais également du point de vue changements soudains et imprévus.

- Association de la logique floue et des systèmes multi agents pour la mise en œuvre d'un ordonnancement coopératif production/maintenance. L'apport de la logique floue se situe au niveau de la modélisation des degrés de liberté temporels des deux fonctions. Cette approche permet d'obtenir un ordonnancement qui procure un meilleur compromis entre la satisfaction des objectifs respectifs des deux fonctions.

3.2.4. Modélisation optimisation et commande

- **M**odéliser et commander des processus complexes constituent un objectif récurrent pour les utilisateurs de processus d'usinage. A cet effet l'apport de l'approche Neuro-floue, qui permet de représenter des phénomènes complexes combiné avec ses capacités d'apprentissage, semble idéalement appropriée pour apporter des solutions à ce type de problèmes. Cet apport est illustré par le développement d'un modèle de réseau adaptatif flou représentant les influences des paramètres d'usinage sur la rugosité des surfaces usinées, ce modèle a été utilisé pour modéliser la rugosité extérieure dans des opérations de tournage. L'approche est beaucoup plus puissante que l'approche classique de régression, par sa faculté de capitaliser des données et ses capacités d'apprentissage avec la disponibilité de nouvelles données de fonctionnement.

-Prise en charge du processus de prédiction de la rugosité des surfaces, par la mise en œuvre d'un système basé sur le concept Neuro-flou, pendant l'exécution du processus d'usinage dans des opérations de fraisage en prenant en considération les paramètres de coupe, tels que la vitesse d'axe, la vitesse d'avance, la profondeur de passe ainsi que les vibrations comme entrée. L'apport du système de prédiction se situe au niveau du taux d'exactitude qui est de l'ordre de 96% en un temps de réponse qui ne dépasse pas les 0.5 seconde pendant le processus de fraisage.

- Modélisation du procédé de soudage par point en vue d'obtenir une prédiction fiable du diamètre de la soudure, en temps réel, à partir de mesures effectuées pendant le processus de soudage. L'apport et l'objectif final est la conception d'un système qui, à partir des mesures effectuées pendant le soudage, prédira la taille de la soudure et estimera un intervalle de confiance sur cette prédiction.

- Programmation hors-ligne des robots de soudage, le but recherché est d'assurer un couplage entre un modeleur CAO, qui permet la conception des pièces à assembler et un système d'Intelligence Artificielle qui détermine automatiquement les paramètres de soudage. L'apport se situe au niveau de la mise en place d'un système qui permet l'automatisation du processus de façon à limiter les interventions de l'utilisateur au choix des pièces à assembler et des joints à souder. Le système permettra, en fonction des

caractéristiques issues des modèles CAO, de traiter l'ensemble du problème de soudage, depuis le choix du procédé jusqu'à la détermination des paramètres opératoires en passant par le choix de l'électrode et les recommandations de préparation des pièces.

- L'apport des approches à base de réseaux neuronales à la modélisation et la commande de processus a permis de mettre en évidence leurs aptitudes à faire face aux situations dans lesquelles les modèles de processus ne reflètent pas la complexité des processus à leur juste proportion. Les capacités d'apprentissage des réseaux de neurones des algorithmes de commande sans avantage d'analyse ou de modèles a priori peuvent être d'un grand secours pour des applications difficiles, complexes, et des commandes non-linéaires.

- Des applications sur la régulation de processus industriels, ont aussi tiré profit de l'apport des réseaux de neurones, et cela dans Le souci d'améliorer leurs performances et de réduire les coûts par l'intégration de techniques de modélisation et d'apprentissage en ligne. Ceux-ci permettent de représenter des relations fonctionnelles complexes difficiles à décrire sous une forme analytique de systèmes non linéaires ou de systèmes variables en fonction du temps.

3.2.5. Surveillance et diagnostique

- L'apport de ces outils a pu avantageusement être exploité dans la surveillance en temps réel des processus de fabrication, et constitue une réponse extrêmement intéressante aux problèmes de qualité de la fabrication et de disponibilité du matériel. Dans le domaine de l'usinage de pièces mécaniques, la surveillance en temps réel des outils est fortement recommandée, parce que l'évolution de l'état des outils est due à des phénomènes complexes, dont l'interaction est rarement prévisible avec précision.

- Mise en œuvre de méthodes pour relever la mesure en ligne de l'usure de flanc d'un outil de coupe, par la synergie des vibrations et des efforts de coupe grâce à l'apport des réseaux de neurones qui se situe au niveau de leur potentiel d'offrir des solutions fiables et robustes dans l'extraction des caractéristiques de corrélation entre les signaux vibratoires et les efforts de coupe du dispositif d'usinage pour différents niveaux d'usure de l'outil. La détection des différents niveaux d'usure de l'outil est obtenue avec une fiabilité de près de 95%.

3.2.6. Contrôle qualité et de processus

- Dans le domaine du contrôle de la qualité leur apport est comparable à d'autres méthodes de contrôle de la qualité, y compris les diagrammes de contrôle et les techniques statistiques, mais leurs avantages sont résumés par la compatibilité de l'apprentissage pour établir des relations de mise en correspondance directement, plutôt que par l'analyse des données et la recherche de modèle de représentation des relations entre ces données et particulièrement quand elles ne suivent pas une distribution ou un modèle connue.

-Les techniques de réseaux de neurones artificiels peuvent également être employées dans le contrôle proactif de la qualité. L'apport attendu, pour la planification d'expériences de conceptions robustes à travers l'utilisation de ces outils de l'intelligence artificielle est l'aboutissement à un grand indice de qualité et de fiabilité, l'apprentissage du réseau de neurones est mis en œuvre avec un ensemble d'expériences de Taguchi ce qui équivaut à exécuter une multitude d'expériences de conception et rechercher des conceptions optimales permettant ainsi de démontrer les remarquables possibilités de généralisation des réseaux de neurones, comparativement à l'approche basée sur un modèle analytique.

- Le concept de la logique floue a été utilisé pour résoudre les problèmes d'optimisation et d'assurance qualité de production dans une cellule flexible d'usinage. L'apport escompté est d'assurer la qualité de fabrication avant la production ce qui revient à vérifier, dans une première étape, la faisabilité de la géométrie nominale par rapport aux caractéristiques des équipements disponibles, et permettre dans une seconde étape une adaptation, en temps réel, aux contraintes de qualité et à l'évolution des performances du processus, avec pour objectif la compensation de la dérive tout en conservant la meilleure précision de réalisation.

3.2.7. Technologie de groupe et R N A

-Les outils de l'intelligence artificielle ont également été employés en technologie de groupe dans le but d'organiser des pièces en familles homogènes (c'est-à-dire des groupes de pièces qui utilisent des outils ou machines identiques) avec l'objectif à moyen terme, d'équilibrer les charges sur les machines et outils, réduire les flux entre les unités de production et procurer au système la capacité de généralisation des résultats obtenus pour de nouveaux produits. Les capacités de généralisation, d'adaptation et d'auto organisation des réseaux de neurones constituent leur apport principal pour détecter et former des groupes homogènes avec de nouvelles pièces en conservant un comportement global cohérent et en réalisant des compromis entre les différents critères.

-L'application des approches neuronales dans la conception des systèmes de fabrication cellulaires, a été d'un apport non négligeable concernant la prise en compte des problèmes d'organisation et de formation de famille de machines, dans le but de définir soit un système d'aide aux choix d'investissements (choix de pièces à sous-traiter...), soit un système d'aide à l'implantation d'atelier (structuration en cellules de production, équilibrage des charges ...) ou un système évolutif de répartition de pièces sur différentes cellules.

3.3. Limitations des réseaux de neurones artificiels

Actuellement, il y a une explosion d'intérêts pour ces outils. Cependant, certaines des espérances scientifiques et économiques sur les réseaux de neurones (par exemple, leur substitution aux ordinateurs conventionnels et élimination de la programmation) sont peu raisonnables à cause de certains inconvénients relatifs aux réseaux de neurones dont les suivants :

1. Un réseau de neurones utilise un certain nombre d'exemples nécessaires pour l'apprentissage qui fournit au bout d'un certain temps un système avec entrées sorties dont le comportement interne n'est pas connu avec exactitude. L'organisation des liaisons et des poids d'un réseau est alors difficilement explicable concrètement et on ne peut en comprendre toutes les subtilités. Ce qui implique pour l'utilisateur que l'interface d'un réseau de neurones ne peut être aussi conviviale ou productive que celle d'un système expert.
2. la représentation de la connaissance d'un réseau de neurones est vague et pas facile à interpréter. Les réseaux connexionnistes ont leurs connaissances codées sur la structure d'interconnexion et les poids des connexions. Les connaissances ne forment donc qu'un ensemble de valeurs numériques décrivant les connexions et par conséquent le comportement d'activation du réseau.

3. le choix de l'architecture d'un réseau de neurones, nombre de couches du réseau et nombre de neurones par couche, prend habituellement beaucoup de temps, pour trouver l'architecture appropriée d'un réseau pour un problème donné, on est obligé de procéder par tâtonnement en procédant par plusieurs essais erreurs avec différentes architectures. En effet, il n'existe aujourd'hui aucune règle ou formule qui permette de sélectionner au mieux les nombreux paramètres du réseau.
4. les algorithmes d'apprentissage utilisés ne sont pas assez efficace et ne peuvent garantir la convergence du réseau.
5. Comment définir un ensemble optimal d'apprentissage pour une application donnée de réseau de neurones demeure toujours une question à laquelle beaucoup de travaux de recherche essayent d'apporter des solutions.

L'expérience avec les systèmes experts a prouvé que la capacité de produire des explications est absolument cruciale pour l'acceptation par les utilisateurs des systèmes utilisant le concept d'intelligence artificielle. Cependant, les réseaux de neurones n'ont aucune représentation explicite et déclarative de la connaissance et on est donc confronté à une difficulté considérable à expliquer leurs résultats.

Afin de résoudre ce problème il est suggéré la possibilité de construire un petit système additionnel à base de règles pour fournir une explication. Dans un système à base de règles, la base de connaissances est composée de deux parties : la base de règles et la base de faits. La base de règles contient des connaissances exprimées sous la forme : Si <condition> Alors <action>. Le moteur d'inférences est un programme chargé d'exploiter les règles et les faits. Pour schématiser, on peut dire qu'il consiste à sélectionner, puis à appliquer, les règles qui concordent avec les faits établis. En général, dans ce type de système les règles sont assimilables à des implications logiques entre propositions ou prédicats. Ainsi le raisonnement est lui-même assimilable à une suite de déductions logiques. Toutefois ce système d'explication, de la représentation des connaissances, n'est ni aussi complet ni aussi détaillé comme véritable solution basée sur les règles, sa fonction est seulement d'expliquer pourquoi une réponse est correcte par rapport à un ensemble de données présentées au réseau de neurones pendant la phase de mise en oeuvre.

3.4. Caractérisation d'un système à base de réseaux de neurones

La mise en œuvre de systèmes à base de réseaux de neurones, nécessite une prise de décisions concernant le type de réseau de neurones à employer, son architecture, sa topologie, du type de non-linéarité, et des différents paramètres qui lui sont associés. Cependant, il n'y a toujours pas une méthode efficace qui existe pour prendre toutes ces décisions. Des approches ont été développées concernant des méthodes d'apprentissage pour générer automatiquement, au cours de cette phase, une architecture de réseau de neurones pour un problème donnée, ces approches permettent également l'interprétation de la connaissance incluse dans les connections et leurs poids. Cependant, les réseaux de neurones construits en utilisant ces approches sont généralement plus compliqués que ceux construits en utilisant la méthode d'essai-erreur habituellement employée pour la détermination de l'architecture du réseau.

Tandis que de très grands systèmes basés sur les règles ont été établis, comparativement les grands systèmes basés sur les réseaux de neurones ne sont pas réalisables avec les moyens technologiques actuels. De tels réseaux peuvent être construits,

mais ils ne peuvent pas subir efficacement l'apprentissage. Les algorithmes d'apprentissage, les plus courants, des réseaux de neurones disponibles sont de nature heuristique. Pour de petits problèmes ces algorithmes sont assez efficaces et suffisants. Cependant, les problèmes de taille modérée ont besoin habituellement d'un temps d'apprentissage plus long et cela sans aucune garantie sur la convergence du réseau. La solution préconisée pour résoudre ce problème est de subdiviser de grands systèmes en plusieurs sous-systèmes. Cette méthode facilite également le choix d'un ensemble approprié d'exemples d'apprentissage.

C'est dans cette optique que beaucoup de travaux de recherche accorde une grande importance à ces problèmes et s'attende à ce que les systèmes experts puissent être d'une aide appréciable pour surmonter les problèmes inhérents aux réseaux de neurones existants et leur permettre d'accomplir la tâche pour laquelle ils ont été mis en œuvre et qu'ils ne peuvent réaliser seul. Ces travaux de recherche s'intéressent tout particulièrement à certains aspects de ces problèmes :

1. Traitement de la représentation de la connaissance, du raisonnement symbolique, des opérations non numériques, auxquelles les réseaux de neurones conventionnels ne peuvent pas faire face.
2. Détermination du nombre de neurones, du nombre de couches, des connections et de l'initialisation des poids du réseau de neurones, basée sur le degré de non-linéarité et la complexité du problème à traiter.
3. Amélioration des capacités d'apprentissage des réseaux de neurones par une adaptation en ligne du nombre minimal de neurones, des poids et des couches du réseau (c'est-à-dire déterminer l'architecture optimale du réseau durant la phase d'apprentissage).
4. Aide à l'apprentissage du réseau de neurones en utilisant les principales données classifiées par les systèmes experts à partir de la collecte d'un grand nombre de données.

3.5. Systèmes hybrides

Plusieurs domaines de recherche en "Intelligence artificielle" (IA) ont pour but la reproduction de certains aspects de l'intelligence humaine, et plusieurs méthodes ont été développées à cette fin. Ces méthodes nous permettent de simuler les processus de raisonnement humain (par exemple : l'inférence, l'analogie et la déduction) en s'appuyant sur les connaissances de base disponibles. Chaque méthode comporte des points forts, mais aussi des limitations.

La réalisation de systèmes hybrides est une démarche courante qui permet de combiner les points forts de chaque approche, et d'obtenir ainsi des performances plus élevées ou un champ d'application plus large. Un autre aspect très important du développement des systèmes hybrides intelligents est leur capacité d'acquérir de nouvelles connaissances à partir de plusieurs sources différentes et de les faire évoluer.

Quelques chercheurs se sont intéressés à la construction de systèmes hybrides qui permettent de fusionner les structures et les fonctions des systèmes experts avec ceux des réseaux de neurones. Plusieurs applications en fabrication, ont été rapportées par la littérature, qui illustrent la fonctionnalité et la puissance de combiner les systèmes experts et les réseaux de neurones, pour apporter des solutions adéquates aux problèmes inhérents à la mise en œuvre de systèmes à base de réseaux de neurones.

Le plus souvent traiter un problème de conception ou de fabrication implique généralement la disponibilité d'une certaine quantité de la connaissance a priori au sujet du domaine de problème. Cependant, la connaissance a priori n'est ni complète ni nécessairement précise. Tandis que les systèmes experts manipulent la connaissance a priori facilement, des réseaux neurologiques peuvent être employés pour raffiner la base de connaissance.

En raison des succès récents du connexionisme, beaucoup de travaux ont pu mettre en exergue le fait que la connaissance a priori peut également être apprise par les réseaux de neurones. Ce qui est possible mais peut être inapproprié pour plusieurs raisons.

D'abord cette tâche ne peut bien convenir à l'apprentissage inductif. En second lieu, beaucoup d'algorithmes d'apprentissage sont souvent conçus pour extraire à partir de leur environnement des connaissances précédemment inconnues. Ainsi beaucoup de représentations des connaissances sont développées pour ne pas être compréhensibles à l'utilisateur. Troisièmement, il semble peu raisonnable de recourir à l'apprentissage d'un réseau de neurones quand la connaissance a priori peut être explicitement incluse dans l'architecture d'un système. Par conséquent, il est souhaitable d'établir un système hybride qui se composera aussi bien d'un système expert que d'un réseau de neurones.

Bien que les systèmes hybrides puissent exploiter les avantages et neutraliser les inconvénients de leurs composants, ils peuvent également être à l'origine de quelques nouveaux problèmes.

D'abord, le système expert et les réseaux de neurones mis en œuvre dans un système hybride doivent être capable de communiquer entre eux. En second lieu, si l'apprentissage doit être soutenue, le crédit doit être assigné à chaque composant du système hybride. Le problème de communication surgit parce que les deux outils de l'intelligence artificielle (les systèmes experts et les réseaux de neurones) emploient des représentations des connaissances différentes.

Une solution à ce problème est de subdiviser le problème, en déléguant un ensemble de tâches à chaque composant. Cependant, cette approche limite l'efficacité du système hybride ; les composants du système ne peuvent pas tirer bénéfice mutuellement de l'information de chacun d'entre eux en exécutant leurs tâches individuelles.

L'une des alternatives envisagée est de pouvoir convertir les représentations des connaissances de chaque composant, du système hybride en langage commun, ou employer simplement une des représentations originales (par exemple, représentation connexioniste).

Le problème d'assignement de crédit peut également être en grande partie résolu en employant une représentation homogène et en ajustant tous les paramètres d'apprentissage avec un mécanisme simple. "Il s'agit d'affecter le crédit d'un résultat global, par exemple l'adéquation des sorties d'un réseau face à un certain stimulus d'entrée, à l'ensemble des décisions internes prises par le système (le réseau) et ayant conduit à ce résultat global. Dans le cas de l'exemple d'un réseau, les décisions internes correspondent aux sorties des neurones situés sur les couches qui précèdent la couche de sortie. Ces couches sont habituellement qualifiées de «couches cachées» car on ne dispose pas, à priori, d'information sur l'adéquation de leurs sorties." Cette approche semble être une meilleure solution pour résoudre les problèmes relatifs à la mise en œuvre de l'hybridation de différents systèmes basés sur des outils de l'intelligence artificielle constitués de systèmes expert de réseaux de neurones artificiels et de la logique floue.

4. CONCLUSION

Pour conclure, nous pouvons affirmer que l'idée de construire des systèmes de fabrication devant fonctionner automatiquement, a attiré beaucoup d'attention et a créé des activités continues de recherches. De récents travaux de recherches dans différents domaines ont permis aux réseaux de neurones artificiels d'émerger comme approche révolutionnaire de l'Intelligence Artificielle "AI" et ont généré d'énormes intérêts pour les ingénieurs et les chercheurs dans les différents domaines du génie mécanique et particulièrement en conception et fabrication mécanique.

A travers cette synthèse bibliographique, nous avons présenté différentes applications des réseaux de neurones et de la logique, ainsi que l'association des deux concepts pour obtenir des systèmes hybrides. L'idée est d'apporter des solutions à certains problèmes rencontrés en construction et fabrication mécanique (construction d'un modèle de relation entrée-sortie pour lequel, on ne dispose pas de formulation mathématique mais d'une base d'exemples obtenus à partir d'expériences passées ou simulées, manipulation de données incertaines, imprécises ou incomplètes) et ainsi contourner certaines limitations des méthodes traditionnelles. Il est préconisé que ces outils de l'intelligence artificielle représentent un instrument adapté pour traiter des problèmes inhérents à des systèmes complexes non linéaires et non structurés, où les connaissances humaines montrent rapidement leurs limites devant le grand nombre de paramètres à intégrer et où les modèles physiques ne tiennent pas directement compte de tous les facteurs. Dans la notion de « complexité » d'un système, l'intérêt est focalisé généralement au niveau des données et informations disponibles sur ce système et qui peuvent se présenter sous la forme de données numériques, de signaux, d'images, d'informations linguistiques, de connaissances a priori, etc. L'objectif général est de tirer parti de la façon la plus efficace possible de ces données pour améliorer le fonctionnement et les performances de différents systèmes, à travers des tâches de modélisation, contrôle, diagnostic, aide à la décision, etc. Une attention particulière est portée sur le fait que ces données sont d'une part généralement de grandes dimensions et, d'autre part, fréquemment entachées d'imprécision et d'incertitude.

4.1. Identification et résolution des problèmes.

Les problèmes avec les réseaux de neurones ont, également, été identifiés et quelques solutions possibles sont suggérées. Pour récapituler nous pouvons, particulièrement, énumérer les points suivants :

1. Il y a un intérêt immense des travaux de recherches pour l'application des outils de l'intelligence artificielle, et particulièrement les techniques des réseaux de neurones, à la fabrication et à la conception mécanique. Nous pouvons citer entre autres applications la modélisation des efforts de coupe, la génération de trajectoires d'outil par approche neuronale, la localisation et la détection d'interférences ou de collisions d'outil lors d'exécution de cycles d'usinage sur MOCN, l'évaluation et l'estimation de l'usure des outils de coupe, le choix rationnel des outils sur tour à commande numérique, la représentation des données d'usinabilité par réseaux de neurones, l'identification et la prédiction du type de copeaux lors d'une opération d'usinage, la mise en œuvre d'outils d'aide à la prise de décision dans l'objectif de réduire la durée globale du processus de conception, l'actualisation d'anciens plans de conception de produits qui doivent répondre à de

nouvelles contraintes par approche neuronale, l'utilisation de l'approche neuronale pour contourner la difficulté de modéliser le processus de conception par une approche mathématique globale, la prédiction du coût de cycle de vie d'un produit etc.

2. Quelques problèmes de fabrication ont attiré plus d'attention dans les recherches que d'autres. Nous citerons particulièrement les problèmes de surveillance des processus d'usinage, l'estimation et la classification de l'usure des outils de coupe.
3. Plusieurs applications rapportées dans la littérature ont fait l'objet d'expérimentation en laboratoires de recherche ou d'applications préliminaires en milieu industriel et les résultats obtenus concernant les performances de ces outils ont permis de justifier tout l'engouement et l'intérêt porté à leur égard.
4. A travers toute les références consultées et concernant l'utilisation des réseaux de neurones en construction et fabrication mécaniques, il en ressort que les réseaux de Hopfield sont employés pour la résolution des problèmes relatifs à l'optimisation de systèmes, les réseaux ART sont employés en technologie de groupe ; par contre les réseaux de retropropagation du gradient ont été appliqués pour la résolution d'une variété de problèmes se rapportant à l'optimisation ainsi qu'à la technologie de groupe.
5. Parmi les propriétés démontrées théoriquement sur les capacités des réseaux de neurones, la plus intéressante est sûrement leur capacité d'apprendre de leur environnement et la possibilité d'amélioration de leurs performances à travers un processus d'apprentissage continu. Ces propriétés ont pu être testés avec succès dans des applications réelles de fabrication et de conception.
6. La plupart des applications investiguées ont été simulées par calcul numérique sur des ordinateurs conventionnels, donc séquentiel, plutôt que réalisées physiquement à l'aide de circuits électroniques, ce qui ne permet pas d'exploiter le parallélisme de traitement de l'information inhérent aux réseaux de neurones et entraîne rapidement des temps de calculs importants, et cela, pour la plupart des modèles de réseaux dès que la taille du problème devient conséquente.
7. Le développement à très grande échelle de l'intégration de réseaux de neurones artificiels dans des circuits intégrés permettra dans le futur d'augmenter la vitesse de calcul des réseaux de neurones. Plusieurs approches ont été explorées (analogique digitale, avec ou sans apprentissage), et la principale difficulté est liée à l'intégration de l'algorithme d'apprentissage.
8. Le développement d'un réseau de neurones généralisé pour résoudre différents types de problèmes à grande échelle, c'est-à-dire un même modèle de réseaux pour résoudre aussi bien des problèmes de classification, d'optimisation, de modélisation que des problèmes de technologie de groupe, de surveillance ou de conduite de processus, est souhaité.
9. Actuellement, la tendance des différentes recherches est pour une intégration des techniques de réseaux de neurones et des systèmes experts, aboutissant à des

systèmes hybrides, pour résoudre des problèmes de conception et de fabrication mécaniques.

4.2. Importance de l'approche neuronale

Enfin, les modélisations réalisées (Perceptron, mémoires associatives cartes auto-organisatrices, ART, réseaux multicouches...) ont montrées, au travers d'exemples d'applications rapportés par la littérature, la portée de cette approche pour l'ingénieur. Pour peu qu'il soit capable d'exprimer le problème à résoudre sous la forme d'une fonction de mise en correspondance et qu'il dispose d'exemples pour l'apprentissage, les performances d'une solution basée sur des outils de l'intelligence artificielle tel que les réseaux de neurones, dans le domaine de la généralisation du comportement à des situations inconnues (ou imprévues) sont tout à fait intéressantes. Citons pour mémoire le diagnostic, la prédiction, la classification, la reconnaissance de formes, etc. Même lorsque les performances ne sont pas supérieures à celles d'une approche plus classique (algorithmique ou à base de connaissance), la facilité de programmation des modèles neuronaux par l'exemple autorise le développement d'applications sans requérir une connaissance très exhaustive du domaine par l'ingénieur.

Des alternatives très prometteuses pour contourner certaines limitations des ordinateurs classiques sont envisagées. Grâce à leur traitement parallèle de l'information et à leurs mécanismes inspirés des cellules nerveuses, ils infèrent des propriétés émergentes permettant de solutionner des problèmes jadis qualifiés de complexes. Par opposition aux ordinateurs classiques et, à l'instar du cerveau, leur mémoire est répartie dans l'ensemble des interconnexions. Cela autorise un certain flou et des imprécisions qui n'affectent pas la fiabilité de l'ensemble, d'où une sûreté de fonctionnement bien supérieure à celle des systèmes usuels ainsi qu'une grande capacité d'adaptation, d'apprentissage et de tolérance aux pannes.

4.3. D'une technique de veille à une technique industrielle éprouvée

Les techniques intelligentes, telles que la logique floue et les réseaux de neurones sont définitivement passés du statut de technique de veille technologique au statut de technique industrielle éprouvée. Dans la course à l'augmentation des profits dans des milieux industriels où les tâches sont de plus en plus complexes, les techniques traditionnelles sont insuffisantes pour maintenir un niveau de compétitivité élevé.

Les techniques intelligentes peuvent être appliquées pour améliorer l'efficacité dans de nombreux domaines industriels. La technologie floue comme les réseaux de neurones sont des techniques reconnues et appréciées par de nombreux industriels qui ont adoptés ces techniques.

4.4. Motivations initiales

La motivation initiale du développement des réseaux de neurones artificiels était « neuromimétique ». Elle partait du constat que les organismes les plus simples – les invertébrés, par exemple – effectuent, sans effort apparent, des tâches que les ordinateurs ne réalisent qu'imparfaitement, au prix de lourds calculs : la reconnaissance d'objets indépendamment de leur taille, de leur orientation et de leur environnement, en est un exemple frappant. Dans ces conditions, pourquoi ne pas s'inspirer du fonctionnement des

systèmes nerveux pour concevoir des machines plus habiles que les ordinateurs conventionnels ?

L'analogie avec les systèmes nerveux vivants n'a apporté qu'une inspiration et une impulsion initiales aux réseaux de neurones artificiels, alors comment donc expliquer l'utilisation croissante de ces derniers, et les succès qu'ils remportent ?

C'est précisément en considérant les réseaux de neurones artificiels, qui recouvrent un ensemble de mécanismes de calcul inspirés initialement par des modèles issus de la neurobiologie et qui intéressent aussi bien des chercheurs essayant de comprendre le fonctionnement des systèmes nerveux que des techniciens qui y voient une source d'inspiration pour la construction de systèmes automatiques, comme des objets mathématiques qui doivent être étudiés avec les outils conceptuels des sciences dites « dures » (mathématique, statistique, physique), que de grands progrès ont été accomplis, tant pour l'analyse que pour la conception de ces réseaux. La conception et la mise en œuvre de réseaux de neurones artificiels plus efficaces que ceux décrits, aujourd'hui, à travers la littérature constitue un champ de recherche, fascinant et riche en découvertes ayant énormément diversifiés les architectures des réseaux et les méthodes d'apprentissage, complètement ouvert et permettant d'apporter de nouvelles solutions à divers problèmes dans différents domaines avec une rapidité de développement impressionnante. Ces travaux de recherche sont la source de l'expansion rapide de machines dites intelligentes à base de réseaux de neurones. Ces derniers constituent des outils qui permettent d'augmenter l'efficacité et les performances des technologies utilisées dans différents domaines industriels ou autres et non pas procéder à leur remplacement. La plupart des chercheurs conviennent et aboutissent au constat, que les réseaux de neurones artificiels ne vont pas remplacer les ordinateurs conventionnels et éliminer la programmation, mais ils seront intégrés avec des techniques de calcul conventionnelles et d'autres configurations d'outils d'intelligence artificielle (par exemple, systèmes experts basés sur la connaissance) afin de développer les systèmes de fabrication véritablement intelligents. Ainsi beaucoup de chercheurs estiment que l'ère des systèmes de fabrication intelligents sera bientôt réalisée par l'intermédiaire des réseaux de neurones artificiels.

DEUXIÈME PARTIE

Application des réseaux de neurones au choix automatique des outils d'une cellule de tournage.

1. INTRODUCTION

Les réseaux de neurones et la logique floue sont devenus en quelques années des outils précieux dans des domaines très divers de l'industrie et des services. L'intérêt des réseaux de neurones et de la logique floue dans le domaine des sciences de l'ingénieur en général et en génie mécanique en particulier est essentiellement du aux propriétés mathématiques spécifiques de ces outils. Grâce à leur mise en œuvre très simple, comparativement aux autres méthodes classiques, ces outils représente une extension très puissante des techniques bien connues des ingénieurs, telles que le calcul de régression non linéaire, la modélisation, l'optimisation, la simulation, la commande et le contrôle de machines, de processus, de matières, de produits. Aussi dans le domaine de la conception et fabrication assistée par ordinateur (CFAO), les ingénieurs et techniciens en productique ont de plus en plus recours à ces outils de l'intelligence artificielle, d'une part, pour apporter des solutions aux différents problèmes auxquels ils se trouvent souvent confrontés et qui peuvent être directement liés aux divers phénomènes et contraintes inhérents au processus d'usinage lui-même, d'autre part, pour pouvoir suivre les exigences actuelles des industries, exposées à une concurrence sévère, subissant les fluctuations d'un marché en perpétuelle évolution. La tendance est à une production de petites séries avec des délais courts. Dans ce contexte, l'outil industriel doit présenter des propriétés de flexibilité et d'adaptabilité car il est soumis à des reconfigurations fréquentes.

C'est dans l'objectif de proposer un nouveau concept pour la mise en œuvre d'un outil d'aide à la décision, pour l'assistance au choix automatique des outils de coupe sur un centre de tournage à commande numérique, que cette étude est menée, ainsi elle se situe dans le cadre du prolongement des travaux de recherche initiés par I.Belaidi [BEL 03].

Cette application fait appel à des procédures de reconnaissance des formes dont l'essentiel est constitué, depuis la naissance de cette discipline, de méthodes mathématiques utilisées habituellement dans d'autres domaines de l'activité scientifique et technique.

Le but recherché par ces procédures de reconnaissance des formes est d'établir les hypothétiques lois objectives décrivant les mécanismes encore mal connus de la pensée. Ces lois seraient élaborées à partir de l'observation et de l'analyse de ces mécanismes, un peu comme l'observation du monde de la matière, conduite de façon expérimentale et scientifiquement fondée, permet d'élaborer les lois physiques, chimiques ou biologiques.

La reconnaissance des formes est considérée comme une science résultant de l'intersection entre des disciplines voisines dont l'objectif est d'élaborer l'analyse automatique de la perception instrumentée ou non de l'environnement d'un système ou d'un individu dans l'ambition de réaliser artificiellement ces fonctions de reconnaissance et d'interprétation.

Devant la complexité et la multitude des formes géométriques des pièces à concevoir, les techniciens en productique, se trouvent confrontés à des situations d'incapacité des outils à les réaliser sans un ordonnancement des différentes opérations et des aménagements importants des gammes d'usinage, à cause des caractéristiques de certains outils dont les dimensions et les formes sont inadaptées aux contours des pièces à usiner.

Le concept proposé et qui est mis en œuvre dans le cadre de ce travail rentre dans le cadre d'une contribution au choix automatique des outils de coupe pour une cellule de tournage. L'approche est basée sur un système neuro-flou qui agit dans cette application en deux phases. Tout d'abord l'évaluation de la capacité des outils par un réseau de neurones, après un apprentissage supervisé tenant compte des contraintes géométrique et technologique, qui va nous permettre d'attribuer une valeur dite degré de faisabilité. Ensuite les résultats obtenus sont traités par un système flou puis prend la décision adéquate pour le choix des outils d'après une palette d'outils présentés qui seront affectés aux différents segments du contour à usiner.

2. PROBLEMATIQUE

Toute opération d'usinage à envisager pour la réalisation d'un contour ou d'une surface d'une pièce donnée et ayant pour exigence le respect de toutes les spécifications dimensionnelles et géométriques notifiées sur le dessin de définition pose la problématique du choix rationnel d'un ou de plusieurs outils pouvant réaliser la forme de cette pièce. Aussi sachant que nous pouvons disposer d'une large gamme d'outil pouvant réaliser une même forme ainsi que la possibilité pour un même outil de réaliser différentes formes, comme illustré par la figure II.1, par conséquent le préparateur de la gamme d'usinage sera souvent confronté aux choix des différents outils qui seront nécessaires pour la réalisation du contour de la pièce, ce choix fait appel à son expérience et à son savoir faire capitalisés durant tout son parcours professionnel. C'est dans l'optique de fournir une aide à l'opérateur dans ce choix que la présente étude est menée avec comme objectif la proposition d'un nouveau concept basé sur l'association de deux outils de l'intelligence artificielle, Réseaux de neurones et logique floue, dont les fondements sont basés sur l'imitation des mécanismes d'apprentissage, d'association et de prise de décision caractérisant les capacités de raisonnement du cerveau humain.

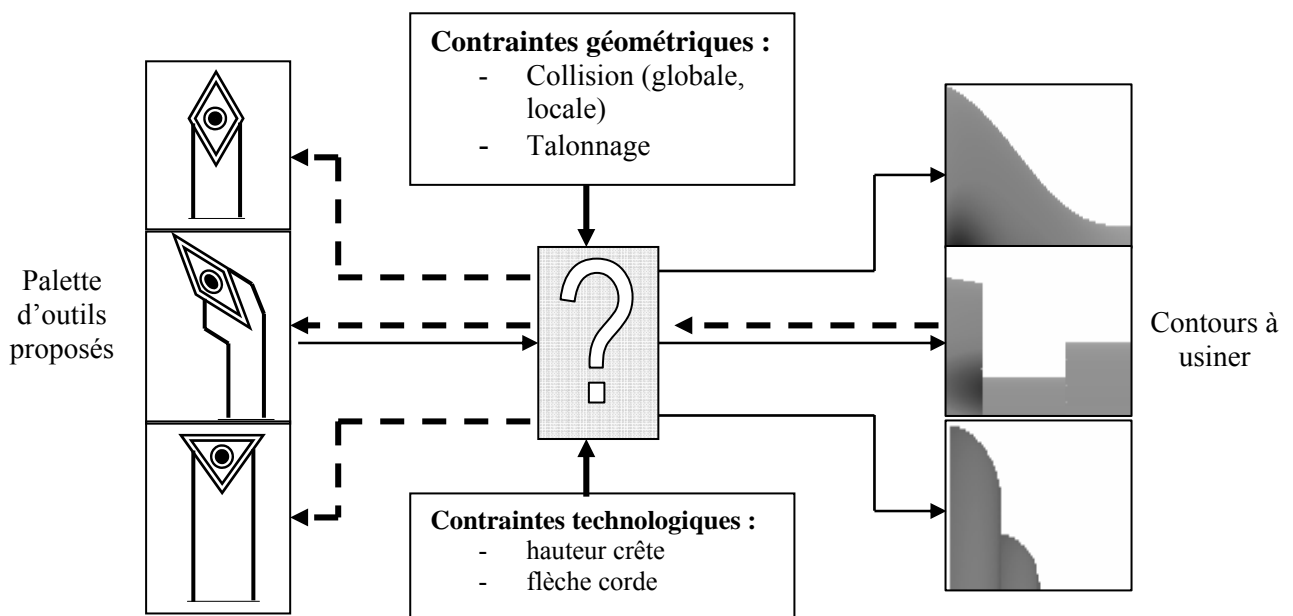


Figure II.1 : schéma synoptique représentatif d'un outil de coupe pouvant usiner plusieurs contours et d'un contour pouvant être réalisé par plusieurs outils.

Le concept proposé est un système Neuro-flou, basé sur le principe de la reconnaissance des formes, composé d'un réseau de neurones multicouches "perceptron multicouches" qui servira, après simulation et discrétisation du contour à usiner et capture d'image des points de contact outils pièce, à caractériser les capacités de chaque outil à réaliser les différents segments du contour de la pièce, la logique floue permettra au système mis en œuvre de fournir une décision qui affectera les différents outils aptes à réaliser le contour de la pièce. L'objectif final attendu par ce système est d'apporter une assistance à l'opérateur quant au choix automatique des outils en tenant compte des contraintes géométriques (adaptation de la forme de l'entité à usiner en évitant le risque de talonnage et de collision) et technologique (adaptation au type d'opération et à l'état de surface prescrit). Il est aussi attendu du système mis en œuvre, l'exploitation des capacités de généralisation des réseaux de neurones, pour élargir son utilisation à d'autres formes de contour et d'outils qui n'ont pas servi pendant la phase d'apprentissage du réseau.

2.1. Contraintes géométriques

2.1.1 Collision

Durant l'usinage, l'outil suit une trajectoire planifiée sans tenir compte des collisions pouvant survenir avec les organes de la machine ou la pièce, ce qui constitue l'un des problèmes cruciaux en fabrication assistée par ordinateur (FAO) du fait de la complexité à modéliser un site d'usinage, qui comporte en générale les éléments de maintien, les outils, les pièces à usiner, les unités de serrage etc. Ainsi on se retrouve avec plusieurs cas de coalisions possible qu'on pourrait diviser en deux types :

- a) **collision globale** : c'est une collision qui peut se produire entre l'outil et les autres éléments de la machine.
- b) **Collision locale** : c'est une collision pouvant se produire entre l'outil et la Pièce.

2.1.2 Talonnage : c'est le contact de la partie non-active de l'outil de coupe, ne participant directement à l'enlèvement du copeau, avec le profil à usiner de la pièce.

2.2. Contraintes technologiques

La prise en compte des contraintes technologiques liées au type d'opération (ébauche ou finition) et à la qualité d'usinage (respect des tolérance de corde et de crête) nécessite un calcul approprié du nombres de points de contacts 'outil-pièce' (COP). Ainsi, ces derniers peuvent être en grand nombre dans le cas d'une finition, ce qui nécessitera des temps de traitement relativement importants.

2.2.1 Hauteur crête : correspond à des défauts de forme de la surface, laissées par les traces de passage de l'outil sur la pièce.

2.2.2 Flèche et corde : plus le nombre de points de contacts outil-pièce est important, plus l'état de surface de la pièce usinée est de meilleure qualité.

3. RECONNAISSANCE DES FORMES

3.1 Généralités sur la reconnaissance des formes

La reconnaissance des formes (RdF) est historiquement considérée comme une branche de l'intelligence artificielle ; elle vise à automatiser le discernement de situations typiques de la perception. Ses méthodes trouvent des applications nombreuses dans divers domaines de la médecine, du contrôle de procédés de fabrication, de la vision robotique, de la reconnaissance de la parole, de la lecture optique de documents et du traitement de données volumineuses d'images (satellites, microscopes électroniques, réactions nucléaires, etc.)

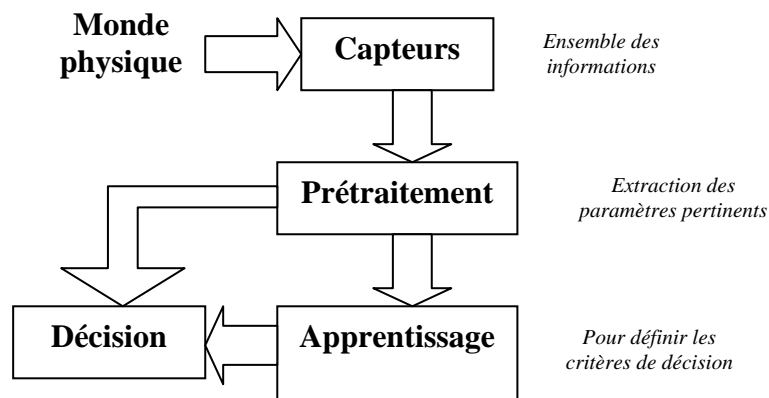


Figure II.2 : Schéma général d'un système de reconnaissance de formes

La vision par ordinateur est sans doute l'un des principaux champs d'application de la Reconnaissance des Formes (RdF). De nos jours, elle a trouvé une place prépondérante dans un domaine tel que l'imagerie biomédicale. Du diagnostic à la chirurgie assistée par ordinateur en passant par la simulation, les techniques d'imagerie constituent une aide constante au praticien. Dans un autre domaine, les industriels cherchent à contrôler la qualité de fabrication de leurs produits. La vision artificielle peut être utilisée dans un système de détection de défauts [NEW 95]. On peut imaginer diverses pièces usinées passant sur un tapis roulant et filmées en continu par une caméra. Avec un traitement en temps réel de cette image, on peut, par exemple, vérifier si l'angle formé par deux pièces assemblées est conforme au cahier des charges.

La RdF est avant tout la réduction méthodique d'informations. A partir d'une donnée très riche, par exemple une image numérisée, on veut obtenir une information pertinente qui tient en quelques bits, par exemple l'indication que l'image contient une forme circulaire ou rectangulaire. On considère donc souvent la reconnaissance des formes comme un problème de classification, c'est-à-dire un problème de synthèse d'une fonction qui affecte chaque donnée prévisible à la catégorie pertinente. Schématiquement le paradigme général de la RdF est de synthétiser la fonction qui, d'une image donnée, extrait un label ou un code descriptif qui caractérise sa forme.

L'importance pratique et industrielle des procédés d'analyse automatique de données, textes, images, sons ou enregistrements électroniques est telle que beaucoup de recherches spécialisées se sont développées.

En résumé l'objectif principal de la RdF est de classifier des entités en catégories ou classes à partir d'observations effectuées sur celles-ci. Ce dispositif se décompose généralement en 5 étapes voir Figure II.3.

- Acquisition des données ;
- Génération de caractéristiques ;
- Extraction/Sélection des caractéristiques ;
- Classification ;
- Evaluation du système.

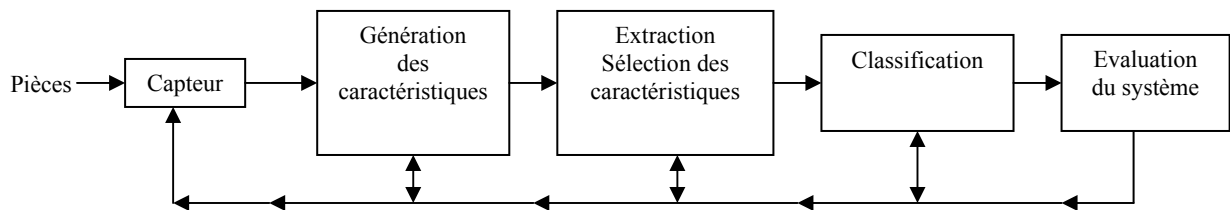


Figure II.3 : Schéma général du processus de la reconnaissance de formes

De l'acquisition des données à la classification, la qualité du système dépend grandement des étapes précédentes. Dans une application, les données acquises peuvent être de type et de nature différentes et dépendent de ce que l'on recherche.

Dans cette étape, il est nécessaire de prendre en compte l'incertitude liée aux différents capteurs d'acquisition de données.

Une fois les données acquises, on possède une collection d'objets ou d'entités hétérogènes. On peut dès lors passer à la phase de génération des caractéristiques.

3.1.1. Génération des caractéristiques

L'étape de génération des caractéristiques est primordiale dans le succès de la reconnaissance. Celle-ci est généralement effectuée en collaboration avec un expert du domaine traité. Parmi les données acquises, ne seront prises en compte que les données considérées pertinentes par l'expert.

La transformation des données est particulièrement complexe dans le cas des images. Les images, capturées lors de la phase de simulation, peuvent servir à déterminer la position de l'outil par rapport à la pièce en détectant d'éventuels obstacles, corps d'outil, éléments de mise et de maintien en position, collision, talonnage etc.

On retrouve alors les problèmes traditionnels de l'analyse d'images tels que le filtrage, la segmentation, la détection de lignes. [COC 95] les attributs sont généralement transcrits sous forme matricielle.

3.1.2. Extraction/Sélection des caractéristiques

L'extraction/sélection des caractéristiques permet de réduire la dimensionnalité des données. Les méthodes de réduction de dimension sont nombreuses et ont toutes pour objectif de conserver le maximum d'information possible dans un espace de dimension inférieure. Néanmoins la distinction peut être faite entre les méthodes d'extraction qui créent de

nouvelles variables à partir des anciennes et les méthodes de sélection qui cherchent seulement un sous-ensemble d'attributs optimal suivant un critère donné.

3.1.3. Classification

Le type d'une méthode de classification se décline généralement en deux familles : le mode supervisé, le mode non supervisé. Si l'on dispose d'un ensemble de points étiquetés, on parlera de classification supervisée. Dans le cas contraire, on effectue une classification non supervisée appelée également classification automatique.

Objectivement la classification se résume en deux points essentiels :

- La recherche de frontières et de fonctions discriminantes ;
- La recherche d'une partition des données en sous-ensembles appelées classes.

3.1.4. Evaluation du système

Une fois l'apprentissage effectué, le système doit être validé par une phase de test. On distinguera ici le classement de la classification précédemment décrite. Le test d'une donnée se déroule en trois étapes, Figure II.4.

- Acquisition des observations de l'élément à tester ;
- Extraction des mêmes caractéristiques utilisées lors de l'apprentissage ;
- Classement de l'élément parmi les classes par la règle de décision.

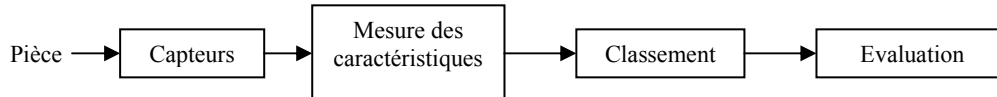


Figure II.4 : Evaluation d'un système de reconnaissance de formes

3.2. Reconnaissance de formes et réseaux de neurones

L'emploi d'un réseau de neurones semble tout à fait indiqué pour une tâche de reconnaissance de formes, car il s'agit généralement d'un problème de classification. Par rapport à une méthode classique, on peut attendre d'un système à base de réseau de neurones les avantages suivants:

1. Flexibilité: Si de nouvelles formes doivent être réalisées ou de nouvelles pièces doivent apparaître sur la chaîne de fabrication, il suffit de refaire un apprentissage.
2. Simplicité de mise en oeuvre: Lorsque le système est implanté sur un site industriel, l'opérateur n'est pas supposé être un spécialiste du traitement d'images. Il ne doit donc pas y avoir de paramètres à régler: l'ensemble doit être entièrement automatique.
3. Rapidité de reconnaissance: en phase de reconnaissance, il suffit d'une propagation dans le réseau pour obtenir une décision.
4. Implémentation matérielle aisée: Du fait de sa structure répétitive et massivement parallèle, un réseau de neurones peut facilement être réalisé en logique câblée. Toutefois, il est préférable de réaliser l'apprentissage à part sur un micro-ordinateur,

car il met en jeu des algorithmes relativement complexes. L'apprentissage n'a lieu normalement que lorsque des changements interviennent dans la chaîne de fabrication. Aucune modélisation n'est nécessaire car c'est un système fonctionnant par apprentissage. De plus, une faible puissance de calcul est demandée (sauf pendant la phase d'apprentissage), et la reconnaissance est très rapide.

4. APPROCHE NEURO-FLOUE ET CHOIX D'OUTILS

4.1. Aide à la décision

Les systèmes de fabrication automatisés ou à commande numérique par ordinateur (CNC) déchargent l'ingénieur ou le technicien des tâches routinières ou fastidieuses, en lui laissant la responsabilité des tâches de plus haut niveau ou exceptionnelles pour lesquelles il peut être assisté par un système d'aide à la décision. L'un des problèmes rencontrés dans le domaine de la fabrication est le manque de connaissances explicites sur les différents phénomènes inhérents au processus lui-même, ceux-ci sont relativement complexes et fortement non-linéaires.

Le développement de nouvelles techniques telles que les réseaux de neurones et la logique floue, très adaptés pour la modélisation de systèmes non-linéaires, a rendu particulièrement intéressante la modélisation et le traitement des données technologiques et géométriques intervenant dans la conduite ou la mise en œuvre de différents volets d'un processus de fabrication mécanique. L'inconvénient de ces systèmes est qu'ils doivent disposer de nombreux exemples pour établir leurs connaissances.

Aussi le développement rapide d'outils informatiques (logiciels et micro-ordinateurs) disposant de grosses capacités mémoire à des coûts acceptables permettent, de nos jours, de disposer d'informations suffisantes pour l'apprentissage des réseaux de neurones et par la même permettre d'automatiser certaines tâches et d'accéder à une capitalisation des connaissances des ingénieurs et techniciens des différents domaines de la fabrication. Ces différentes techniques de l'intelligence artificielle sont utilisées, dans cette application, avec pour objectif la conception d'un système hybride constitué d'un réseau de neurones avec un traitement de données floues, qui après apprentissage, fournira une décision exploitable, ce système doit être intégré sur une cellule de tournage.

4.2. Principe général du concept proposé

La modélisation géométrique de tous les éléments volumiques, (outils, pièces, éléments de mise en position et de maintien en position) constituant un site d'usinage et participant de façon directe ou indirecte au processus d'usinage, en faisant appel à des méthodes numériques classiques de traitement d'intersection constitue une approche qui nécessite un travail volumineux et considérable, en raison de la diversité et la multitude de leurs formes et de leurs tailles. Pour contourner cette difficulté de modélisation on propose à travers cette étude le recours, d'une part, aux réseaux de neurones qui sont des outils mathématiques qui ne nécessitent aucune modélisation des relations entre les différents paramètres et fonctionnant par des mécanismes d'apprentissage sur des exemples et réalisant une mise en correspondance entre des entrées et des sorties d'un système, et cela pour déterminer les fonctions d'appartenance relatives à chaque contact outil-segment de contour pièce, qui correspond à une capture d'image de la simulation d'usinage de la pièce avec plusieurs outils disponibles pour évaluer leurs capacités respectives à réaliser le contour désiré et d'autre part, un système à base de logique floue pour prendre en charge l'analyse et

le traitement des données transmises par le réseau de neurones pour une prise de décision rationnelle concernant l'affectation des différents outils de coupe aux segments de contour de la pièce et cela en fonction de leurs capacités respectives.

En résumé le système neuro-flou doit être capable, à la fin de la phase d'apprentissage, d'évaluer la 'capabilité' de chaque outil en rapport avec chaque incrément du contour considéré, ces incréments ou segments de profil sont définis par les points de contact 'outil-pièce' (COP) lors de la simulation d'usinage. Chaque position d'outil, contenant les caractéristiques les plus intéressantes pour l'apprentissage, représente alors l'image que le réseau doit reconnaître [Bis 95], c'est-à-dire la 'classe' à apprendre. Un maximum de 'classes' est de ce fait nécessaire pour la phase d'apprentissage. [Bel 03]

Globalement le concept proposé met en évidence deux étapes distinctes et successives dans le traitement et la résolution du problème de choix de l'ensemble des outils de coupe nécessaires et suffisants pour usiner la totalité du contour de la pièce considérée à savoir :

1. Evaluation de la capabilité des outils par un réseau de neurones multicouches,
2. Analyse et traitement des données de sortie du réseau de neurones par la logique floue et prise de décision.

4.3. Organigramme du processus de déroulement du concept Neuro-flou

L'organigramme de la figure II.5 représente la configuration générale du processus de déroulement du concept mis en œuvre, pour la prise en charge du choix automatique des outils de coupe,

Le déroulement d'une cession du concept neuro-flou doit nécessairement commencer par une simulation d'usinage à l'aide d'un logiciel de CFAO. Au cours de cette phase des images sont capturées puis transmises au réseau de neurones pour la reconnaissance et la caractérisation des fonctions d'appartenance et l'évaluation des capacités outils en fonction des contraintes technologiques et géométriques ainsi que de la configuration des contacts outil/pièce (COP) tout le long de la trajectoire suivie.

La valeur de sortie du réseau est directement transmise au système flou qui, à son tour, analyse cette valeur et la compare à d'éventuelles valeurs précédentes de l'état et prend la décision convenable.

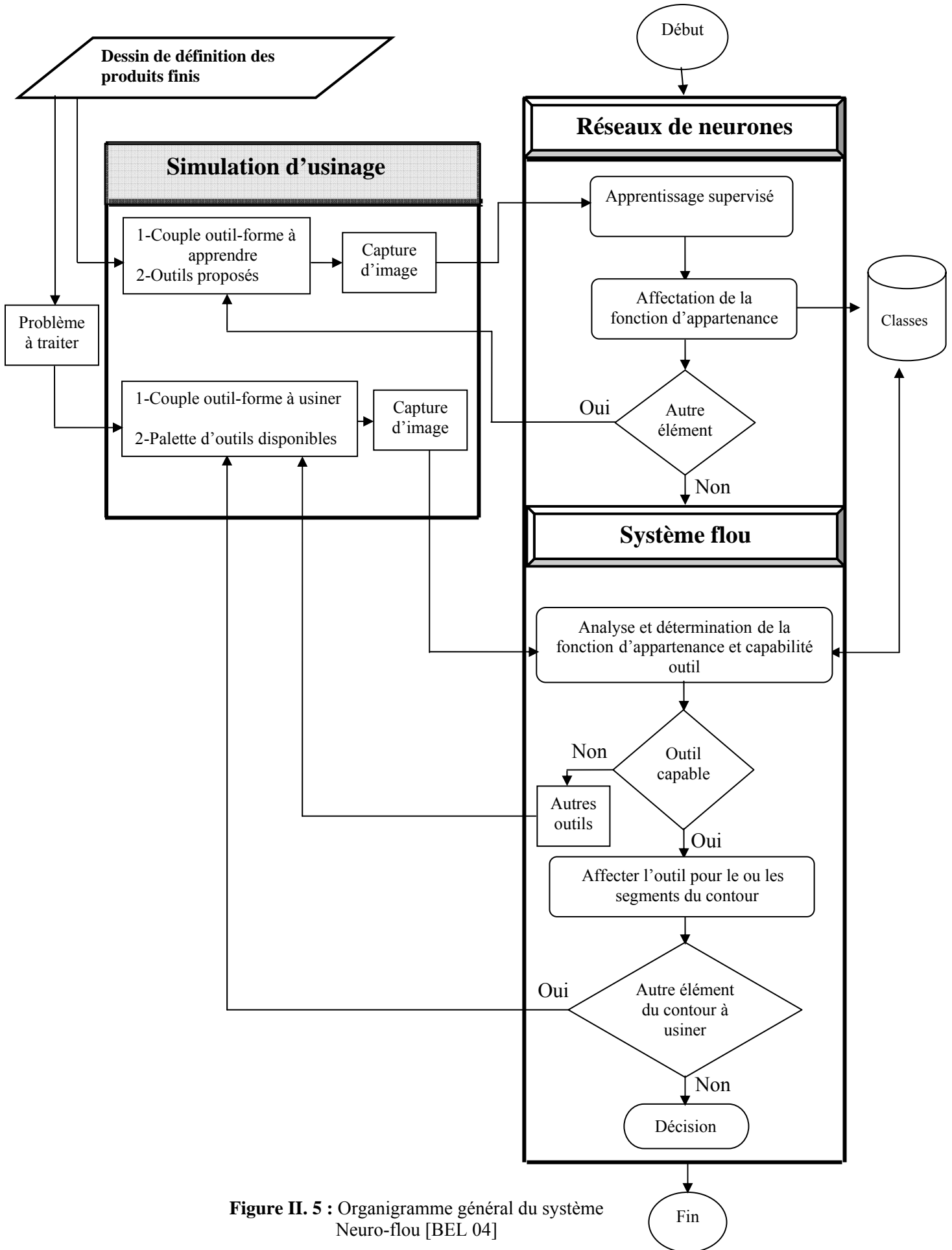


Figure II. 5 : Organigramme général du système Neuro-flou [BEL 04]

4.4. Reconnaissance des formes et apprentissage supervisé

L'étape la plus importante du système neuro-flou proposé est la reconnaissance des formes (en ce qui concerne précisément notre cas de figure, les formes à reconnaître sont les contacts de l'outil avec le profil de la pièce) ainsi que l'apprentissage du réseau de neurones. Avant que le réseau ne puisse effectuer avec succès la reconnaissance d'une forme quelconque, il faut en premier lieu lui faire apprendre le maximum de formes possibles.

Pour les besoins de cette application, la pièce sur laquelle sera réalisé l'apprentissage doit avoir un contour 'modèle', à géométrie quelconque, présentant un profil composé d'un maximum d'entités pouvant être usinés par plusieurs outils possibles Figure II.6.

Le réseau de neurone doit donc, à la fin de l'apprentissage, être capables d'évaluer la 'capabilité' de chaque outil en rapport à chaque incrément de contour défini par les points de contact 'outil-pièce' (COP) lors de la simulation d'usinage.

Mais avant d'entreprendre la phase d'apprentissage du réseau, il est nécessaire de passer par les étapes suivantes :

- 1- Conception de la pièce ;
 - 2- Discrétisation du contour ;
 - 3- Simulation d'usinage ;
 - 4- Capture et traitement d'image;
- Puis, on passe à la phase d'apprentissage du réseau :
- 5- Présentation des formes à apprendre.

4.4.1. Conception de la pièce

Dans cette étape, on représente la pièce, qui était jusque là sous forme de croquis, en 3D avec toutes ces dimensions réelles. Il existe plusieurs logiciels de Conception et Fabrication Assisté par Ordinateur, parmi ces logiciels de CFAO, on pourrait citer « Solid Concept et SURFCAM ». Le choix du logiciel n'est pas d'une grande importance, mais nous avons porté notre choix sur SURFCAM [SURFCAM.02], voire (figure II.6).

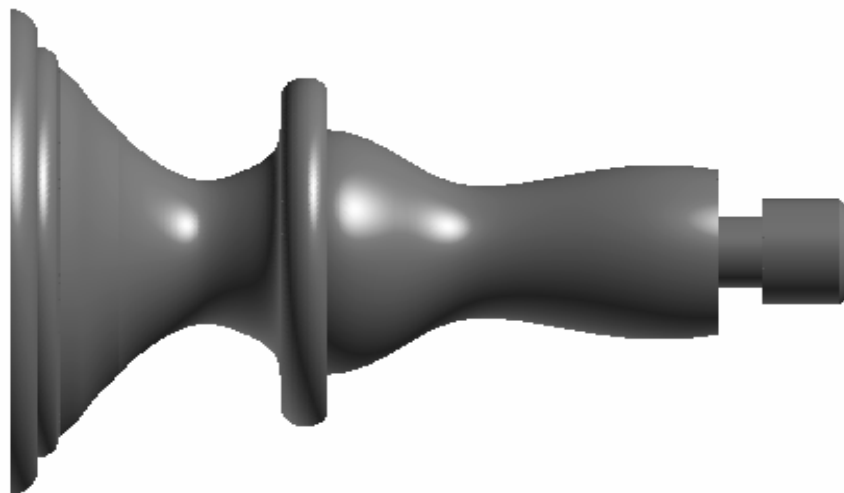


Figure II.6 : Pièce conçue sur SURFCAM

4.4.2. Discrétisation du contour de la pièce

Cette opération nous permet de subdiviser la longueur totale du contour de la pièce à usiner en N segments, le nombre de segments est défini de façon à pouvoir prendre en considération toutes les variations du profil de la pièce et particulièrement la prise en charge des plus petits détails de la pièce. Elle consiste donc à définir les points de contact « outil-pièce » par une simulation d'usinage, Figure II.7.

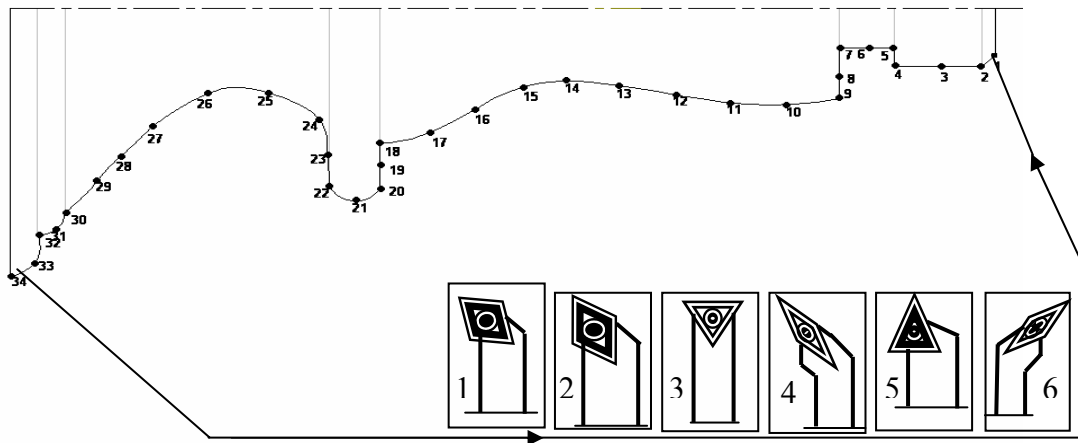


Figure II.7 : Subdivision du contour de la pièce modèle, Cycle d'usinage de finition et points de contact COP

4.4.3. Simulation d'usinage

Cette opération est exécutée par le même logiciel de CFAO disponible qui a servi pour la conception de la pièce. Elle permet de faire apparaître le chemin que suivra l'outil durant le contourage du profil de la pièce. L'outil est toujours choisi par l'utilisateur mais dans notre cas, le choix porté sur l'ensemble des outils reste toujours aléatoire à condition qu'au moins un outil de cet ensemble puisse usiner au moins une des formes de la pièce modèle.

Puisque, dans cette application, on s'est limité à prendre en considération uniquement la reconnaissance des collisions entre l'outil et la pièce, par conséquent la simulation d'usinage ne représente que le profil à usiner et la partie active de l'outil en l'occurrence la plaquette. Ainsi, toutes les plaquettes sélectionnées pour former les exemples, contourneront le profil de la pièce sans tenir compte de leurs formes ainsi que celle de la pièce. D'une manière plus simple, le logiciel ne tient pas compte de la faisabilité de l'usinage, ce qui rend l'image capturée parfois anormale aux yeux d'un professionnel.

Les figures ci-dessous représentent les trajectoires et les chemins que les différents outils suivront pour l'usinage du profil 'modèle' de la pièce durant l'étape d'ébauche et de finition.

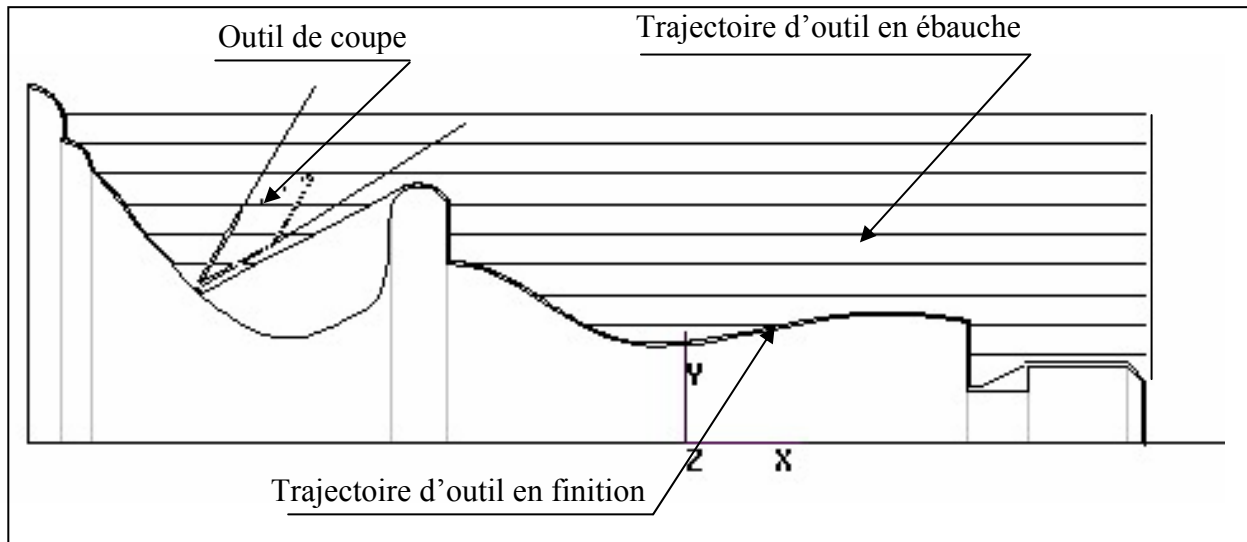


Figure II.8 simulation d'usinage avec un 1^{er} outil de coupe.

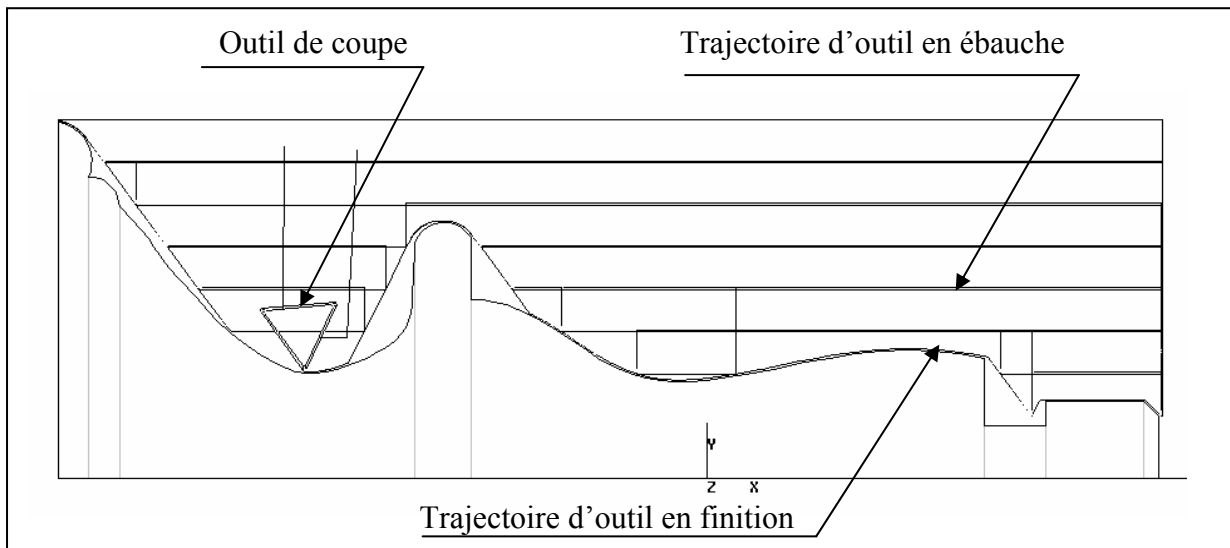


Figure II.9 simulation d'usinage avec un 2^{ème} outil de coupe

4.4.4. Capture et traitement d'image

4.4.4.1 Capture de position

Le but de cette étape est de réunir un maximum d'échantillons (exemples) pour la phase d'apprentissage. Les images servant d'exemples peuvent être issues d'une image d'une taille supérieure et correspondent à une zone qui contient les caractéristiques les plus intéressantes pour l'apprentissage.

La capture d'image se fait soit avec un logiciel spécial ou avec n'importe quel autre logiciel de traitement d'image, le choix reste lié à la qualité de l'image que l'on souhaite obtenir. Toutes les autres opérations concernant le prétraitement des images sont ignorées car les images sont capturées puis converties avec le logiciel *Paint* de Windows tout en noir et blanc sans aucune nuance de gris (on considère que l'image a été soumise à une binarisation).

Chaque outil possède plusieurs états de fabrication, par conséquent chaque image capturée (ou exemple) exprime un état totalement ou partiellement différent des autres, le nombre d'exemples peut se compter par milliers selon le nombre d'outils ainsi que le nombre d'incrémentations ou subdivisions du profil pièce tenant compte de tous les détails.

La figure ci-dessous représente quelques exemples d'images capturées lors de la simulation d'usinage, auxquelles nous avons affecté des valeurs d'appartenance (μ) caractérisant le degré de faisabilité de l'usinage ou 'capabilité-outil' pour chacun des outils de coupe jugés nécessaires pour l'obtention de toutes les entités géométriques constituant le profil de la pièce finie et permettant de respecter les contraintes technologiques et géométriques.

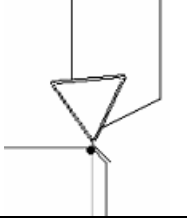
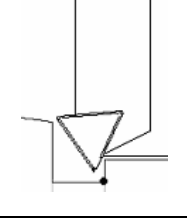
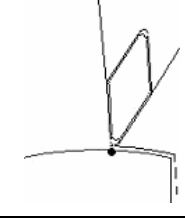
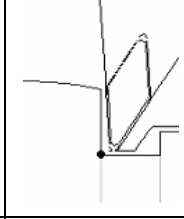
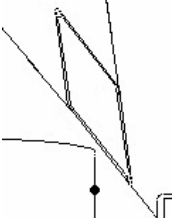
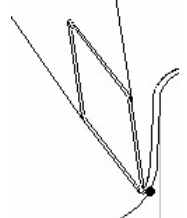
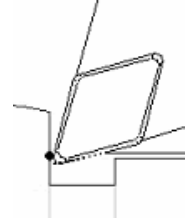
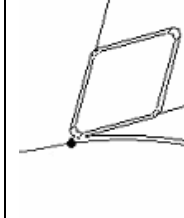

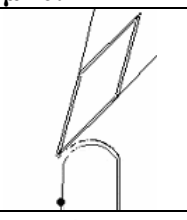
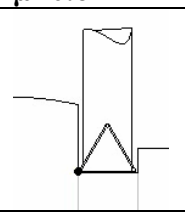
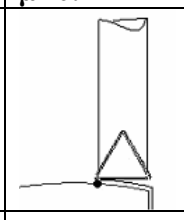
			
$\mu=0.1$	$\mu=0.9$	$\mu=0.1$	$\mu=0.9$
			
$\mu=0.9$	$\mu=0.1$	$\mu=0.6$	$\mu=0.2$
			
$\mu=0.2$	$\mu=0.4$	$\mu=0.1$	$\mu=0.6$

Figure II.10 : exemples de classes issues des captures d'images et leurs valeurs d'appartenance respectives caractérisant les 'capabilité' des outils considérés

NB/ Toutes les images capturées lors de la simulation d'usinage avec les six outils prévus pour réaliser le profil de la pièce, sont illustrées dans des tableaux en annexe, avec leurs fonctions d'appartenance respectives.

4.4.4.2. Transformation des images en matrice

Après capture et binarisation, les images codées en noir et blanc, sont composées de points formant une matrice carrée dont la taille est exprimée en nombre de pixels en hauteur et en largeur, puis transformée en matrice colonne à l'entrée du réseau (le niveau d'activation du neurone est alors 'zéro' ou 'un' selon que le pixel soit blanc ou noir).

En premier lieu il faut enregistrer toutes les images capturées des outils qu'on a utilisé pour pouvoir les transformer en variable mathématique. Donc après la capture de l'image par le logiciel « ULTA SNAP », sa transformation est effectuée sous MATLAB par la commande IMREAD La transformation des images, représentant les contacts outil/pièce, en matrice est réalisée avec le logiciel MATLAB et cela en suivant les procédures présentées en Annexe.

5. RESOLUTION DU PROBLEME RAP RESEAUX DE NEURONES

5.1. Réseau de neurones utilisé

Comme nous l'avons présenté dans les paragraphes précédents, le problème que nous devons résoudre est la prise en charge du choix automatique des outils de coupe au niveau d'un site d'usinage qui se traduit en premier lieu par l'évaluation des capacités outils basé sur un système de reconnaissance des formes en utilisant les réseaux de neurones. Dans ce cas là, le problème s'apparente à une classification, par conséquent le réseau de neurones le plus approprié est le « *perceptron multicouche* » et le mode d'apprentissage est celui de la « *retro-propagation du gradient* » ou bien tout simplement « *descente de gradient* ».

Une architecture intéressante pour les réseaux de neurones artificiels est celle comportant plusieurs couches.

Apparus en 1985, les réseaux multicouches sont aujourd'hui les modèles les plus employés. On ne considère ici que les réseaux dans lesquels les neurones sont connectés au niveau immédiatement supérieur, et ne reçoivent les informations que du niveau immédiatement inférieur. Ceci vaut dans l'hypothèse où le flux d'information en exploitation se développe de bas en haut, de la couche d'entrée vers la couche de sortie. Le nombre de couches peut être quelconque, le nombre de neurones dans chaque couche aussi, ainsi que le type des fonctions d'activation. Un schéma général est présenté dans la (figure II.11) :

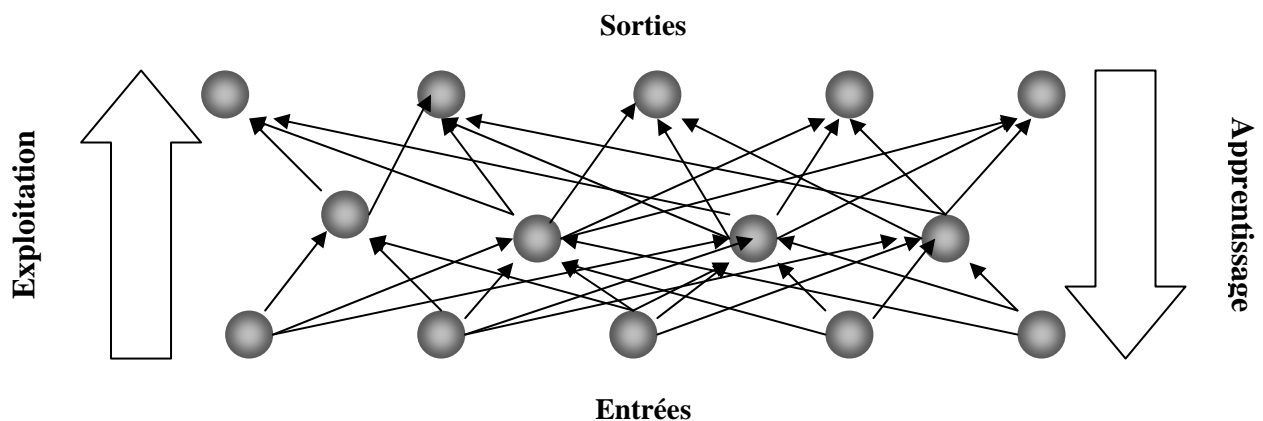


Figure II.11 : Structure et sens du flux d'information dans un réseau à plusieurs couches

L'apprentissage consiste à établir le poids des connexions entre les différents éléments, à partir de données connues, car l'apprentissage est supervisé. Un algorithme particulièrement efficace est celui de la rétropropagation de l'erreur. Le principe est le suivant : après avoir établi les valeurs initiales, la sortie souhaitée et l'entrée correspondante sont appliquées simultanément. L'état du réseau évolue, le traitement progresse de bas en haut (figure II.11). Un écart peut se manifester entre le résultat obtenu en sortie et la valeur souhaitée et connue à l'avance de la sortie. Dans ce cas cette différence est utilisée pour modifier la pondération en progressant cette fois de haut en bas, c'est-à-dire de la sortie vers l'entrée du réseau, ce qui constitue la rétropropagation de l'erreur. Cette alternative du sens de l'évolution de l'information dans le réseau est reconduite jusqu'à ce que l'erreur obtenue en sortie se maintienne à un niveau inférieur à un seuil convenu à l'avance. L'apprentissage est alors terminé, on dit que le réseau a convergé. Cette propriété de convergence n'est pas

garanti à priori pour un réseau quelconque. Dans les cas habituels, cet état n'est atteint qu'au bout d'un grand nombre d'itérations.

5.2. Présentation des formes à apprendre aux réseaux de neurones

Cette étape consiste à utiliser les images capturées lors de la simulation d'usinage comme un ensemble d'exemples d'apprentissage qui serviront d'entrées au réseau de neurones artificiels. Avant cette étape les images ont subies les prétraitements nécessaires pour être exploitables par le réseau.

Rappelons que les entrées du réseau sont sous forme numérique. Une image numérique est composée de points. Ces points sont soigneusement alignés en lignes et en colonnes, c'est à dire, sous la forme d'une matrice. Cette matrice a donc une taille qui est exprimée en nombre de pixels en hauteur et en largeur. Ces pixels ont une couleur et celle-ci est codée, le codage le plus simple est noir et blanc, un pixel est soit noir, soit blanc.

Avant de présenter l'image d'entrée au réseau de neurones, il faut créer une fenêtre où l'image sera affichée puis convertie en code binaire, on choisit arbitrairement de coder un pixel noir par un niveau d'activation du neurone égal à 1 ; si le pixel est blanc, alors le niveau d'activation du neurone est égal à 0 [TOU 92].

La taille de la fenêtre joue un rôle important. Plus la fenêtre est grande, plus le nombre de pixels augmente par conséquent le nombre d'entrées du réseau augmente ce qui induit une lenteur dans le traitement, donc il faut chercher la taille optimale de la fenêtre qui pourrait rassembler le maximum d'information sans toute fois être d'une taille trop importante.

Exemple : si on prend une fenêtre de taille 32 x 32 pixels, le nombre d'entrées sera donc de 1024.

Le transfert des données de l'image vers le réseau de neurones est schématisé par la figure II.12, où les différentes phases de prétraitement ne sont pas représentées.

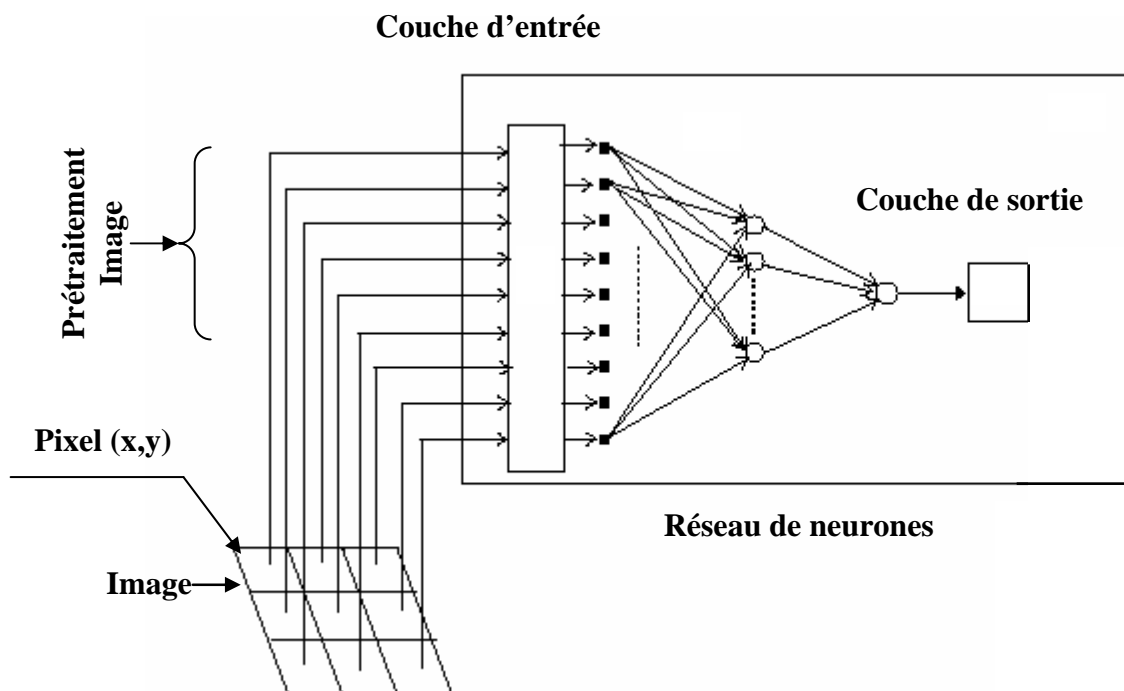


Figure II.12 : Transfert des données d'une image vers le réseau de neurones

Comme l'apprentissage est supervisé, les sorties sont connues d'avance. Dans le cas de cette application, elles sont du type flou qui indiquent le degré de faisabilité ou non de l'usinage du contour de la pièce par les différents outils.

Bien sûr, ces sorties sont déterminées selon le jugement d'un professionnel, et ceci en fonction des connaissances théoriques et pratiques ainsi que l'expérience de ce dernier dans le domaine.

Comme il a été expliqué précédemment, le réseau de neurones joue sur la valeur des poids synaptiques, au cours de la phase d'apprentissage, afin d'aboutir aux résultats désirés pour chaque exemple.

5.3. Algorithme d'apprentissage

L'application fait appel à des mécanismes nécessaires pour réaliser de la reconnaissance des formes, par conséquent l'algorithme le plus approprié est celui de la rétropropagation du gradient présenté dans le premier chapitre sur les réseaux de neurones artificiels.

5.4. Pseudo code de l'algorithme d'apprentissage par rétropropagation du gradient

La structure du réseau de neurones choisie est composée d'une couche d'entrée, d'une couche cachée et d'une couche de sortie.

Le nombre de neurones de la première couche sera déterminé en fonction du format de la matrice de l'image.

Le nombre de neurones de la couche cachée sera déterminé en fonction des paramètres de simulation qui englobent le nombre d'itérations, la valeur seuil de l'erreur admise...etc.

La couche de sortie possède un seul neurone.

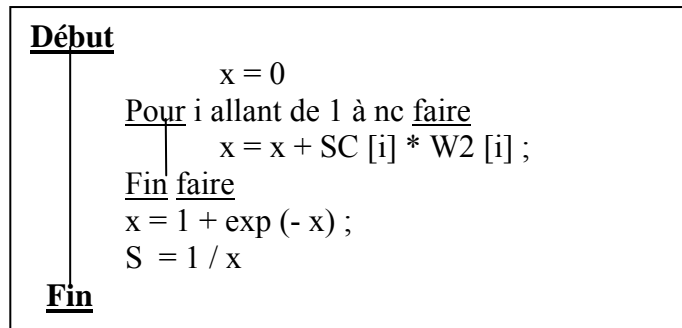
Les différents algorithmes utilisés pour la création du réseau de neurones, l'initialisation des poids synaptiques, calcul des sorties des couches d'entrée et cachée, calcul des sorties du réseau ainsi que l'algorithme d'ajustement des poids synaptiques durant l'apprentissage, sont présentés ci-dessous.

Notations utilisées:

- n_e : nombre de neurones dans la couche d'entrée
- n_c : nombre de neurones dans la couche cachée
- Nombre de neurones de la couche de sortie = 1
- W_1 : première matrice synaptique
- W_2 : seconde matrice synaptique
- E : erreur commise pour un exemple
- D : valeur de sortie désirée
- S : valeur de sortie obtenue
- S_e : sortie de la couche d'entrée
- S_c : sortie de la couche cachée
- V : est le vecteur équivalent à la matrice d'image
- t_1 : gradient d'erreur de la couche de cachée
- t_2 : gradient d'erreur de la couche de sortie
- h : pas du gradient

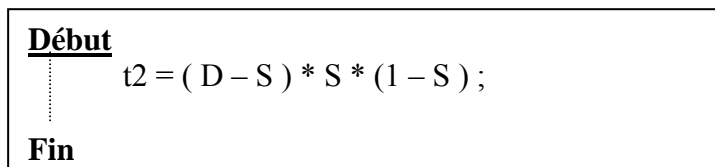
➤ **Algorithme de calcul des sorties de la couche de sortie**

Il reçoit en entrée la sortie de la couche cachée, puis effectue le calcul de la sortie **S** du réseau.



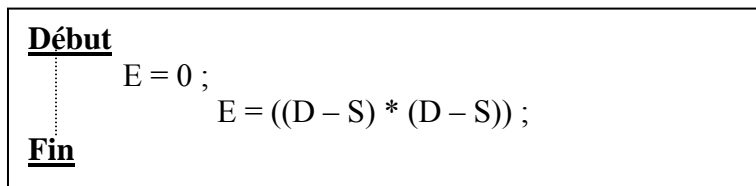
➤ **Algorithme de calcul du gradient de la couche de sortie**

Il calcule la valeur **t2** en utilisant la dérivée première de la fonction sigmoïde.



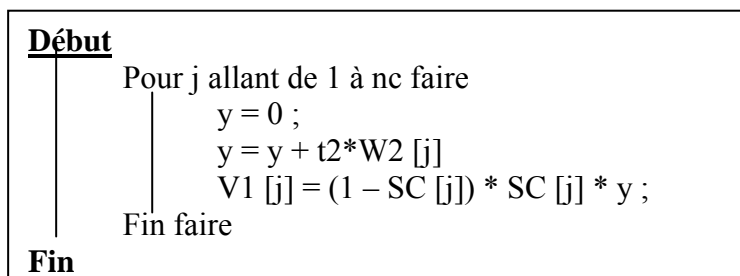
➤ **Algorithme de calcul de l'erreur**

Calcul de l'erreur quadratique. Il reçoit en entrée la sortie et la sortie désirée. En sortie, il donne l'erreur commise entre la sortie désirée et la sortie du réseau.



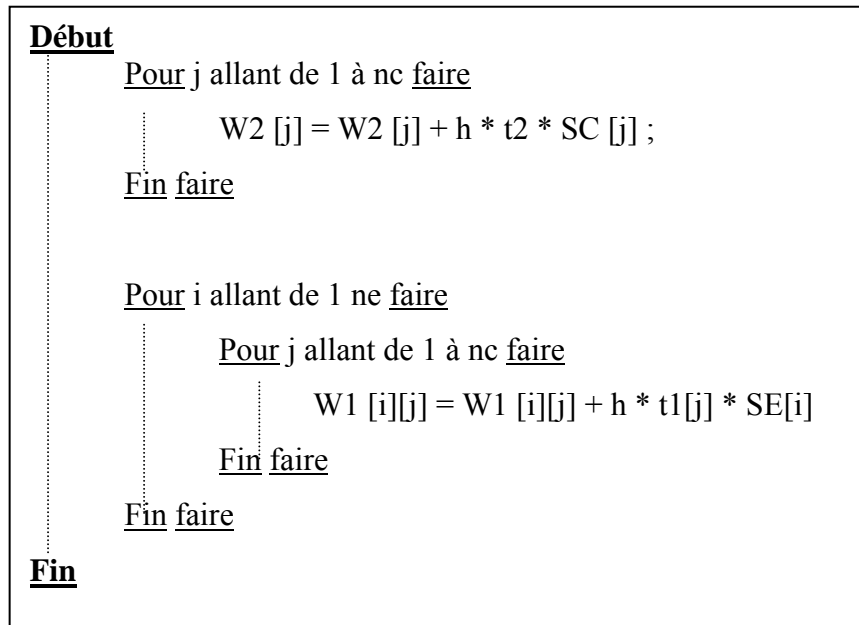
➤ **Algorithme de calcul du gradient de la couche cachée**

Il calcule un vecteur **t1** en utilisant la dérivée première de la fonction sigmoïde



➤ **Algorithme de l'ajustement des poids synaptique ou matrice synaptique**

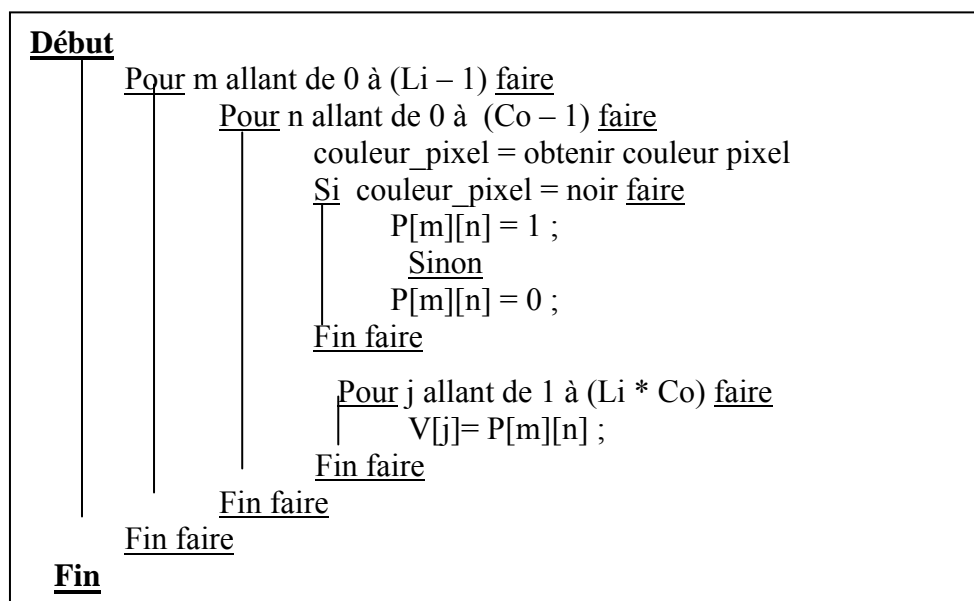
Cet algorithme modifie la matrice synaptique à chaque échec d'apprentissage. Elle calcule les nouveaux poids en fonction des poids précédents, des gradients et d'une constante h appelée pas du gradient.



➤ **Algorithme de traitement des valeurs des pixels**

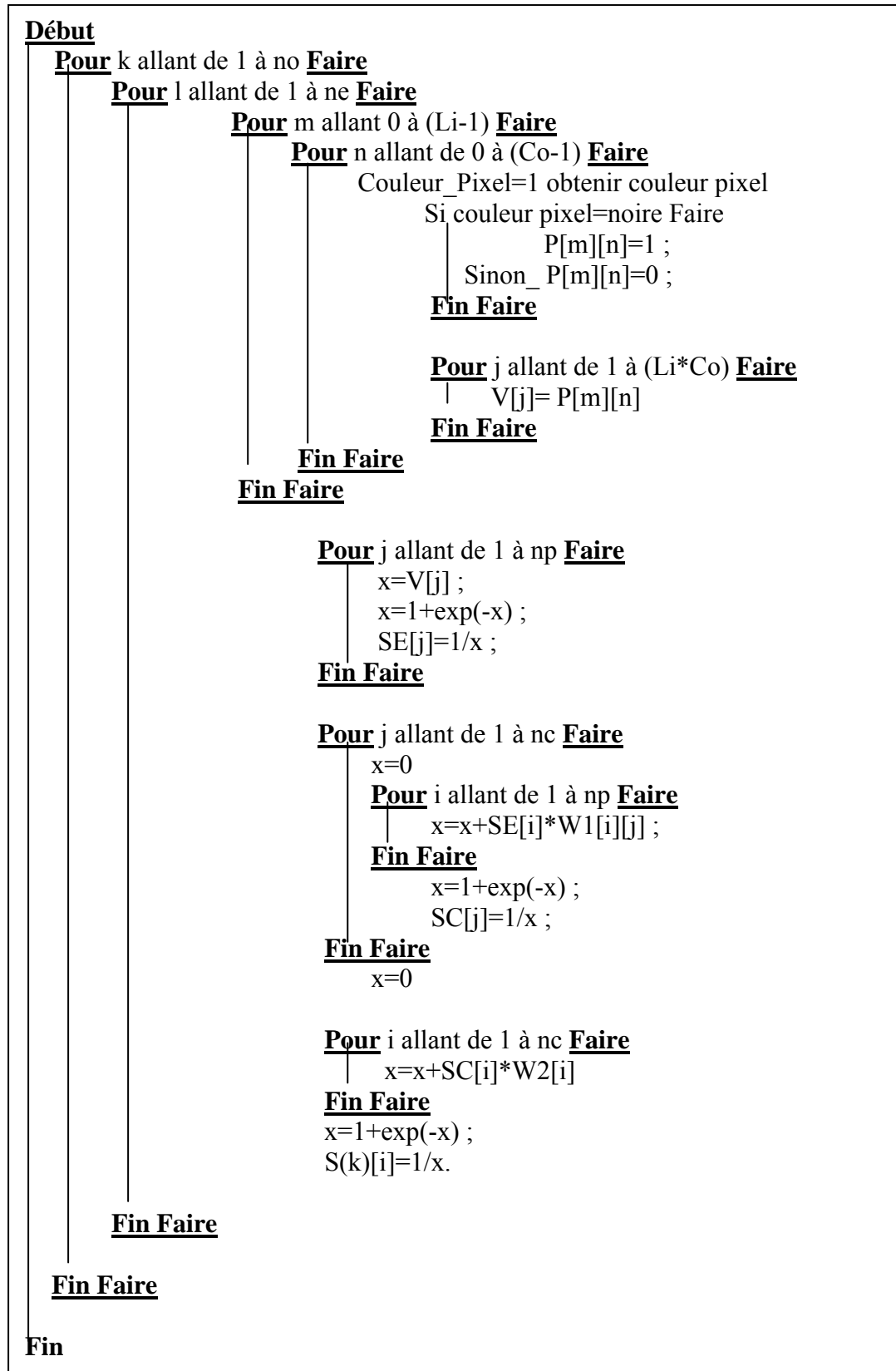
Cette algorithme permet d'acquérir les pixels de l'image et de convertir leurs valeurs sous la forme d'un vecteur équivalent de la matrice représentant une image.

Li : nombre de pixels dans les lignes
 Co : nombre de pixels dans les colonnes
 V : vecteur équivalent de la matrice



➤ **Algorithme de la simulation du réseau de neurones**

L'image est capturée puis présentée au réseau sous forme de matrice représentant des pixels. Le réseau calcul, alors, la sortie du réseau en fonction des poids synaptiques déjà fixés.



6. TRAITEMENT DES DONNEES PAR LE SYTEME FLOU

Sachant que l'apprentissage est supervisé et les sorties permettant d'évaluer la capacité de l'outil ou degré de faisabilité d'usinage, sont de type flou dans le cadre de cette application. Pour valider l'apprentissage, une palette de six outils, pouvant réaliser les différentes entités géométriques constituant le profil 'modèle' de la pièce considérée ont été choisis de telle façon que la convergence du système ne soit pas atteinte dès le premier passage du premier outil.

Les images capturées lors du passage du premier outil, qui correspondent aux différentes classes à reconnaître, sont directement codées puis envoyées vers le réseau qui attribuera une valeur pour chaque segment (incrément) du profil de la pièce à usiner et correspondant à chacune des positions (COP) contact outil pièces et dont les fonctions d'appartenance respectives sont répertoriés dans des tableaux et cela pour chacun des six outils utilisés lors de la phase de simulation d'usinage. Le tableau ci-dessous représente les valeurs des capacités (μ) lors du passage du premier outil de coupe utilisé:

Point COP	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
$\mu(x)$	0.3	0.1	0.1	0.1	0.9	0.9	0.9	0.6	0.1	0.1	0.1	0.2	0.9	0.8	0.4	0.1	0.1

Point COP	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34
$\mu(x)$	0.4	0.1	0.1	0.1	0.6	0.6	0.8	0.9	0.9	0.9	0.9	0.1	0.1	0.1	0.4	0.1	0.1

Tableau II.1 : Fonction d'appartenance de l'outil 1 en différentes positions du contour de la pièce

6.1 Fuzzification Outil 1

A partir des sorties floues S du réseau, les fonctions d'appartenance μ sont calculées pour chaque position de l'outil sur le profil 'modèle' c'est-à-dire pour chaque contact outil pièce et elles sont représentées sous forme de graphe.

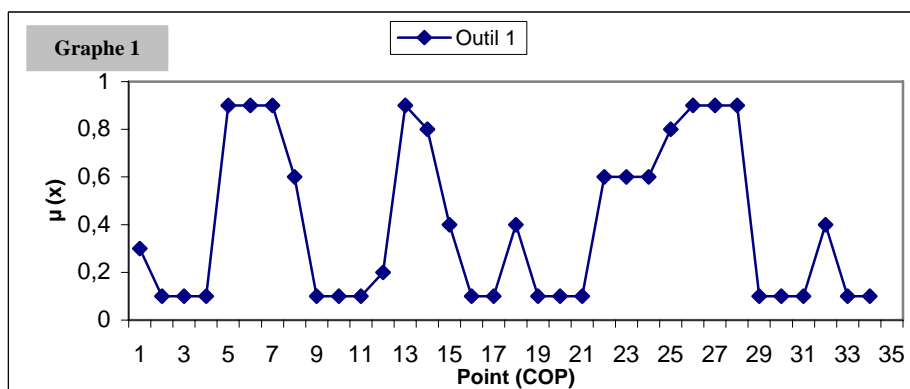


Figure II.13 : Graphe représentatif des fonctions d'appartenance de l'outil 1

S'il existe au moins une seule valeur de la sortie S telle que : $S \geq \bar{\mu} = 0.4$, cette dernière étant déterminée par l'expert gammiste, selon son jugement de professionnel, et ceci en fonction des connaissances théoriques et pratiques ainsi que l'expérience de ce dernier dans le domaine, alors dans ce cas l'outil (01) est considéré inapproprié pour l'usinage du ou des segments de contours considérés, ce qui rend le passage d'un deuxième outil impératif,

par conséquent on doit utiliser l'outil (02) pour lever cette contrainte.

On peut constater sur le graphe 1 illustré ci-dessus (figure II.13) qui représente la fonction d'appartenance de l'outil 1, que plusieurs valeurs dépassent le seuil fixé à 0.4 donc, il nous faut refaire la simulation et les captures d'images avec l'intervention d'un deuxième outil, ce qui nous donne pour l'outil 2, les valeurs indiquées dans le tableau ci-dessous.

Point COP	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
$\mu(x)$	0.1	0.1	0.1	0.4	0.9	0.9	0.9	0.8	0.8	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1
Point COP	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34
$\mu(x)$	0.9	0.8	0.4	0.1	0.1	0.9	0.9	0.9	0.4	0.2	0.2	0.2	0.2	0.1	0.6	0.1	0.4

Tableau II.2 – valeurs de la fonction d'appartenance de l'outil 2 en différentes positions du contour de la pièce

6.2. Fuzzification Outil 2

De même, ces valeurs seront envoyées vers le système flou, qui se chargera de l'opération d'inférence entre la première et deuxième fonction d'appartenance. Le graphe 2, illustré dans la (figureII.14) représente la fonction d'appartenance de l'outil 2

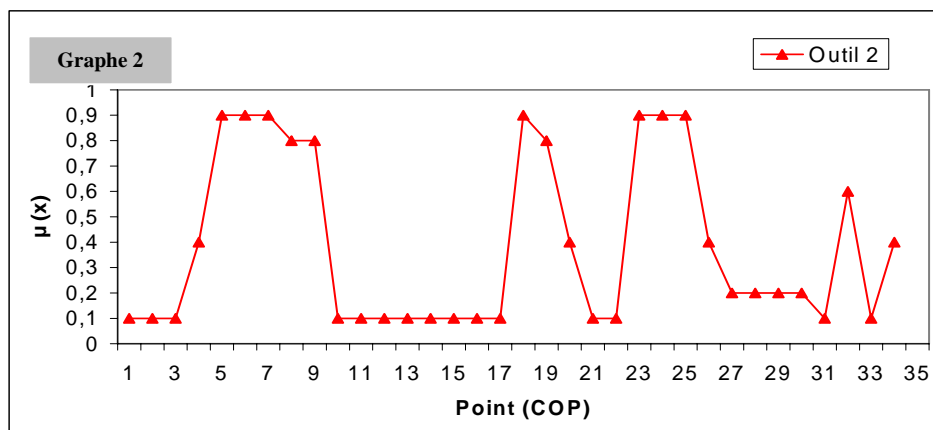


Figure II.14 : Graphe représentatif des fonctions d'appartenance de l'outil 2

6.3. Inférence entre l'Outil 1 et l'Outil 2

Cette étape permet de déterminer la plus petite valeur entre deux fonctions d'appartenance, chacune d'elles représente les capacités des deux outils au même point (COP). On utilise l'inférence floue de type Mamdani, [MOK 98] qui utilise le minimum comme opérateur de conjonction et d'implication. Le résultat est donc, un sous-ensemble flou caractérisé par sa fonction d'appartenance.

Le graphe illustré dans la (figure II.15) représente les fonctions d'appartenance de l'outils 1, l'outil 2 et la fonction résultante de leur l'inférence.

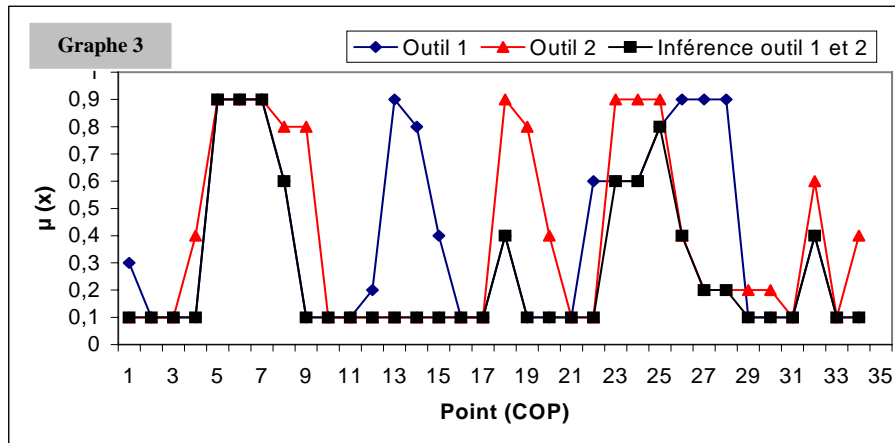


Figure II.15 : Graphe représentatif de la fonction d'appartenance de l'outil 1, de l'outil 2 et de leur inférence

Après l'inférence entre les fonctions d'appartenance de l'outil 1 avec l'outil 2, On obtient le résultat illustré dans le graphe suivant, figure II.16:

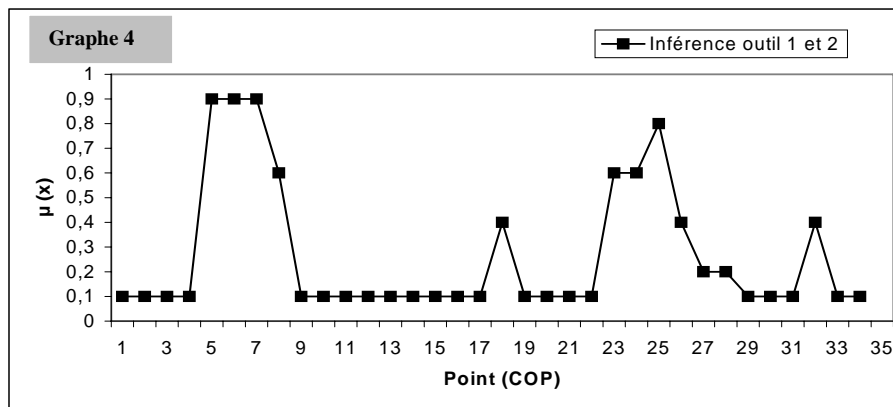


Figure II.16 : fonction d'appartenance résultante de l'inférence d'outil (1) et (2)

On remarque que la fonction d'appartenance résultant de l'inférence des outils 1 et 2 contient toujours des valeurs qui dépassent le seuil toléré, par conséquent, l'utilisation d'un troisième outil devient impérative.

Le tableau II.3 montre les valeurs que prennent les fonctions d'appartenance lors du passage du troisième outil.

Point COP	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
$\mu(x)$	0.4	0.4	0.9	0.7	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.6	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.4

Point COP	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34
$\mu(x)$	0.4	0.4	0.4	0.3	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.5	0.1	0.9	0.7	0.3

Tableau II.3 – valeurs de la fonction d'appartenance de l'outil 3 en différentes positions du contour de la pièce

6.4. Fuzzification Outil 3

Représentation des fonctions d'appartenance de l'outil 3 à partir des sorties floues du réseaux, elles concernent tout les états de fabrication, c'est-à-dire pour chaque contact outil-pièce sur toute la trajectoire de l'outil 3 , illustré par le graphe 5, (figure II.17).

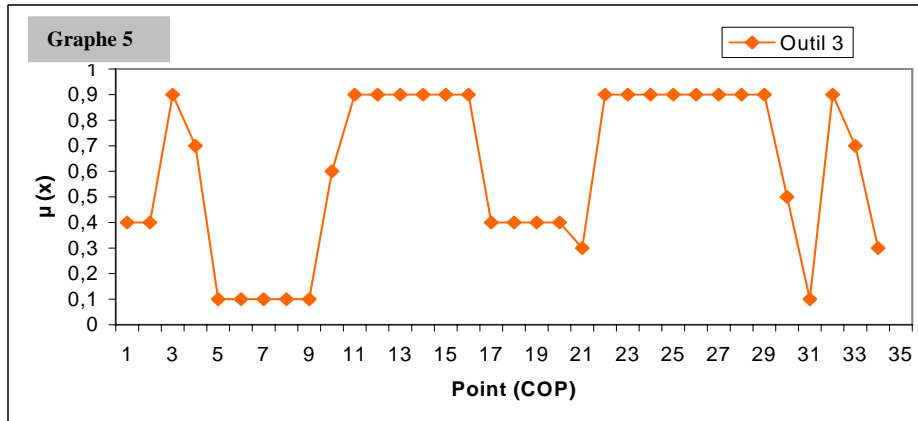


Figure II.17 : graphe représentatif des fonctions d'appartenance de l'outil 3

6.5. Inférence des Outils 1, 2 et de l'outil 3

La figure II.18 ci-dessous représente les fonctions d'appartenance de l'outil 3 et l'inférence des outils 1, 2 et 3, alors que le graphe 7 illustré sur la figure II.19 représente les fonctions d'appartenance résultantes de l'inférence des outils 1, 2 et 3.

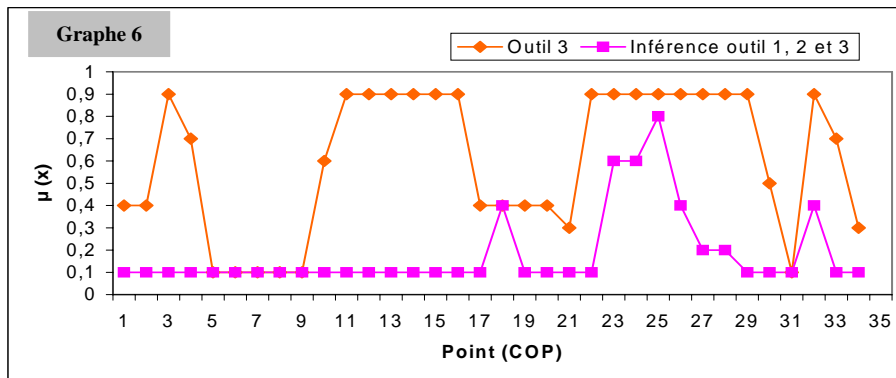


Figure II.18 : Fonctions d'appartenance de l'outil 3 et l'inférence des outils 1, 2 et 3

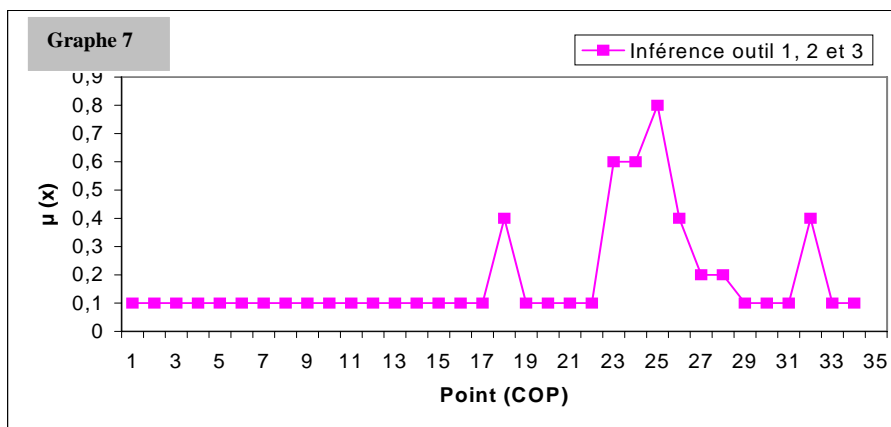


Figure II.19 : fonctions d'appartenance résultantes de l'inférence des outils 1, 2, et 3

6.6. Fuzzification Outil 4

On remarque que les fonctions d'appartenance résultantes de l'inférence des trois outils précédents contiennent toujours des valeurs qui dépassent le seuil toléré, ce qui signifie que l'on ne peut pas réaliser entièrement le profil de la pièce avec les outils 1, 2 et 3, par conséquent, l'utilisation d'un quatrième outil devient impérative. Donc, il faut refaire la simulation avec l'intervention du quatrième outil, ce qui nous donne, pour l'outil 4, les fonctions d'appartenance indiquées dans le tableau suivant.

Point COP	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
$\mu(x)$	0.1	0.1	0.2	0.2	0.9	0.7	0.3	0.3	0.3	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.2	0.2
Point COP	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34
$\mu(x)$	0.2	0.5	0.5	0.1	0.6	0.9	0.9	0.9	0.9	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1	0.4	0.5	0.1

Tableau II.4 – valeurs de la fonction d'appartenance de l'outil 4 en différentes positions du contour de la pièce.

Le graphe suivant représente les fonctions d'appartenance de l'outil 4

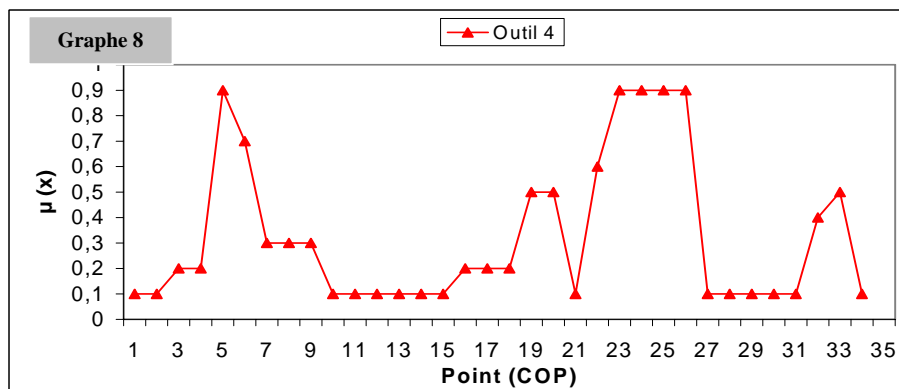


Figure II.20 : graphe représentatif des fonctions d'appartenance de l'outil 4

6.7. Inférence des Outils 1, 2, 3 et de l'Outil 4

Le graphe 9 figure II.21, ci-dessous représente les fonctions d'appartenance de l'outil 4 et l'inférence des outils 1, 2, 3 et 4

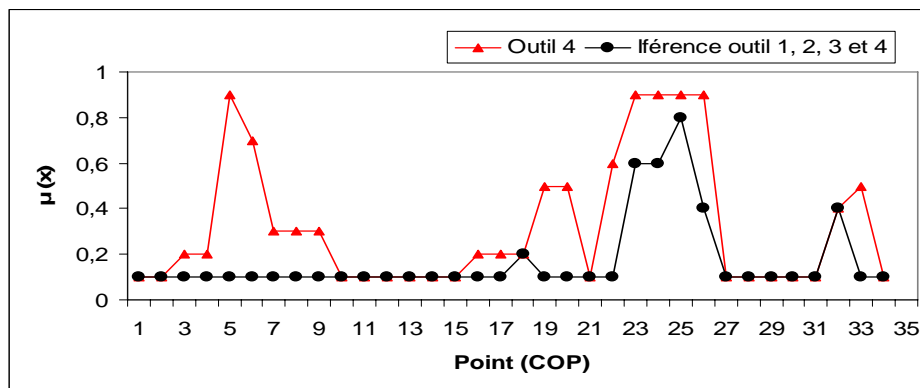


Figure II.21 : graphe représentatif de la fonction d'appartenance de l'outil 4 et l'inférence d'outils 1, 2, 3 et 4

L'inférence des quatre outils précédents est représentée sur le graphe 10 de la figure suivante.

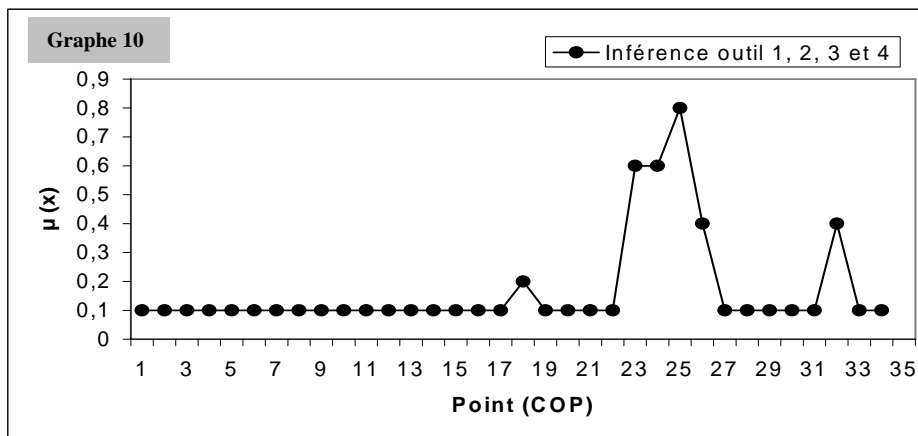


Figure II.22 : graphe représentatif de l'inférence des outils 1, 2, 3 et 4.

6.8. Fuzzification Outil 5

La fonction d'appartenance résultante de l'inférence entre l'outil 1, 2, 3 et 4 après défuzzification par le maximum $\mu(x) = 0,9$ au seuil toléré, met toujours en évidence l'existence de segments du contour de la pièce qui ne peuvent pas être usinés par l'outil 4 d'où la nécessité de l'utilisation d'un cinquième outil.

Donc, il faut reprendre toutes les étapes, allant de la simulation jusqu'à la détermination des fonctions d'appartenance avec l'intervention d'un cinquième outil, ce qui nous donne, pour l'outil 5, les valeurs des fonctions d'appartenances représentées dans le tableau II.5 et sur le graphe 11 (figure II.23) ci-dessous.

Point COP	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
μ(x)	0,9	0,1	0,1	0,5	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	0,2	0,4	0,4

Point COP	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34
μ(x)	0,9	0,9	0,9	0,1	0,3	0,9	0,9	0,9	0,5	0,6	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9	0,9	0,6

Tableau II.5 : valeurs des fonctions d'appartenance de l'outil 5 en différentes positions du contour de la pièce.

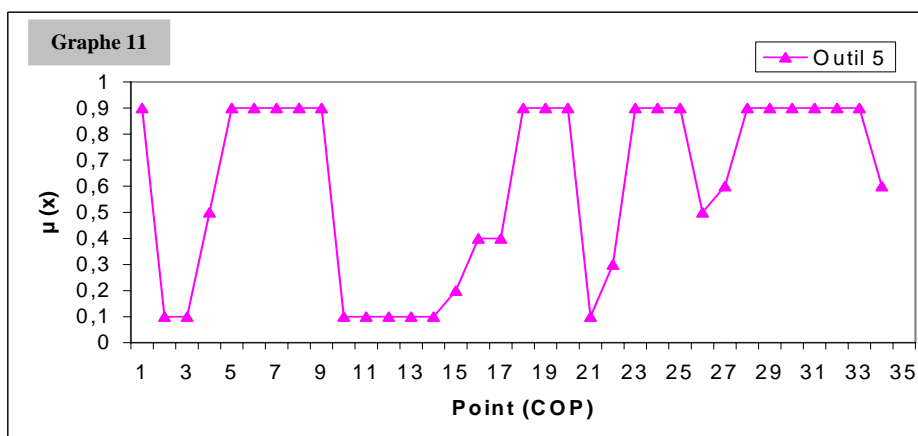


Figure II.23 : graphe représentatif des fonctions d'appartenance de l'outil 5

6.9. Inférence des Outils 1, 2, 3, 4 et de l’Outil 5

La courbe, d’inférence entre les fonctions d’appartenance, résultante de l’inférence des outils 1, 2, 3, 4 avec l’outil 5 et la fonction d’appartenance de l’outil 5 est représentée sur le graphe12 et le graphe 13 des figures II.24 et II.25, ci-dessous.

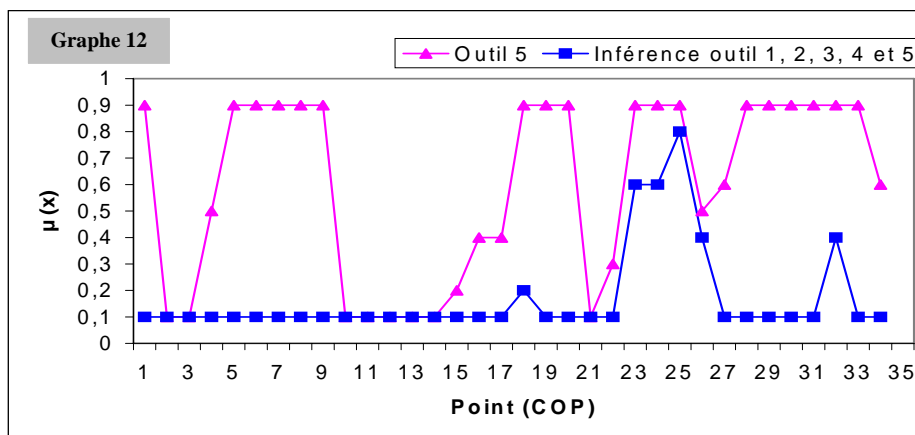


Figure II.24 : Fonctions d’appartenance de l’outil 5 et son inférence avec les outils 1,2, 3, et 4.

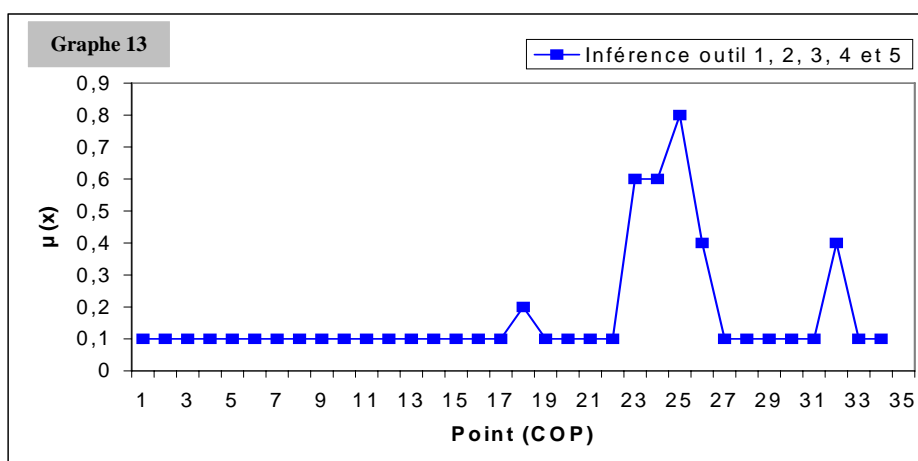


Figure II.25 : graphe représentatif de l’inférence des outils 1, 2, 3, 4 et 5.

6.10. Fuzzification Outil 6

On constate, aussi, dans le cas de l’outil 5 que les fonctions d’appartenance résultantes de l’inférence des outils 1, 2, 3, 4 et 5 contiennent toujours des valeurs qui dépassent le seuil toléré $\mu=0.4$, par conséquent, l’utilisation d’un sixième outil est fortement recommandée pour pouvoir réaliser les segments de contour ne pouvant pas être usinés par les 5 outils utilisés

Point COP	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
μ(x)	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.6	0.6	0.6	0.6	0.8	0.9	0.9
Point COP	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34
μ(x)	0.9	0.9	0.9	0.2	0.2	0.2	0.3	0.3	0.3	0.6	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9

Tableau II.6 : valeurs des fonctions d’appartenance de l’outil 6 en différentes positions du contour de la pièce

précédemment (segments 23 à 27).

Pour remédier à cet état de fait, on doit donc refaire la simulation avec l'intervention d'un autre outil, ce qui nous donne, pour l'outil 6, les fonctions d'appartenance du tableau II. 6 ci-dessus. Le graphe 14 ci-dessous représente les fonctions d'appartenance de l'outil 6 :

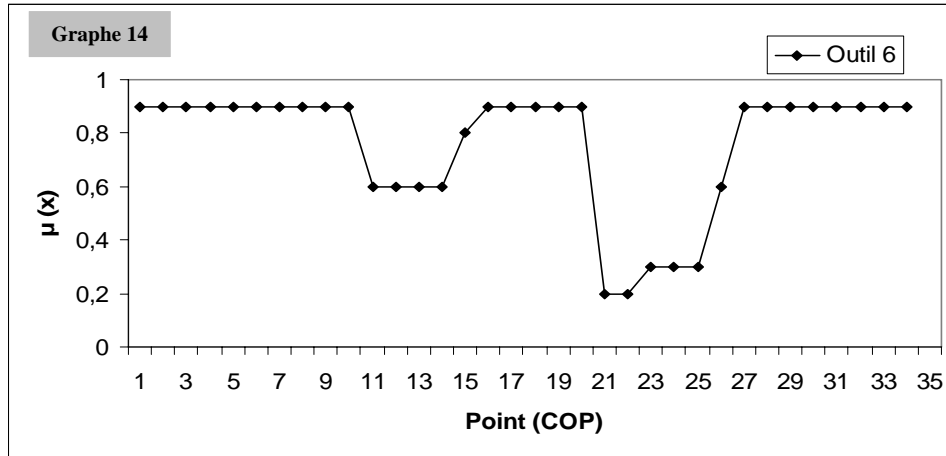


Figure II.26 : graphe représentatif des fonctions d'appartenance de l'outil 6.

6.11. Inférence entre les six Outils

La courbe d'inférence entre les fonctions d'appartenance, résultantes de l'inférence des outils 1, 2, 3, 4 et 5 avec l'outil 6 et les fonctions d'appartenance de l'outil 6 sont représentées sur le graphe 15

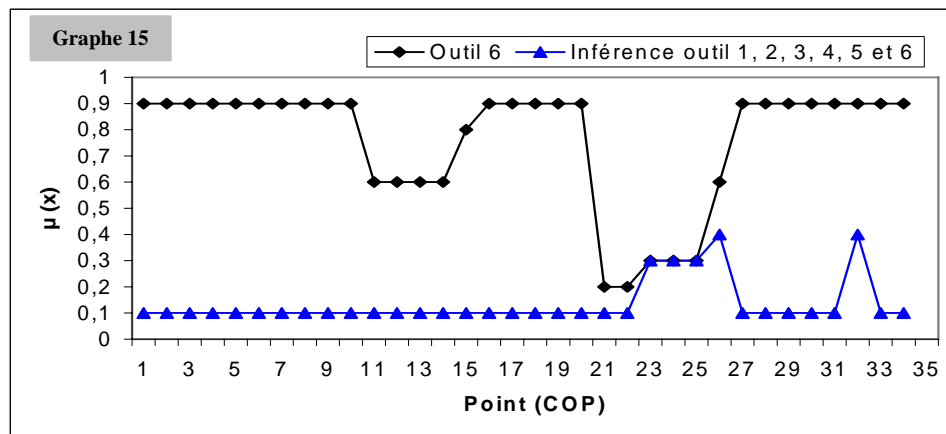


Figure II.27 : graphe représentatif des fonctions d'appartenance de l'outil 6 et l'inférence entre les six outils

6.12. Défuzzification

Cette dernière étape du processus de traitement des données (fonctions d'appartenance relatives aux capacités des 6 outils préalablement choisis pour usiner le contour de la pièce) par le système flou consiste à faire émerger une décision finale à partir de l'inférence

simultané des six outils de coupe sur le même graphe. Nous obtenons ainsi, les outils qui correspondent à des zones de profils qui font l'objet d'un bon choix d'état de fabrication. Cependant à ce stade du traitement des données les résultats obtenus et illustrés par les différents graphes et tableaux représentent toujours des valeurs floues. Par conséquent on ne saurait prendre de décision finale sur le choix de l'outil adéquat en chaque point du profil afin de trancher sur le choix des outils, on procède à la défuzzification, qui est l'étape finale et décisive qui consiste à transformer ces résultats flous sous forme binaire (0 ou 1). Le graphe 16 de la figure II.28, et le tableau II.7 qui résume les capacités des outils en chaque point de contact (COP) du profil, en arrondissant les résultats au seuil :

si $\mu > 0.4 \rightarrow 1$

si $\mu \leq 0.4 \rightarrow 0$; on peut constater que :

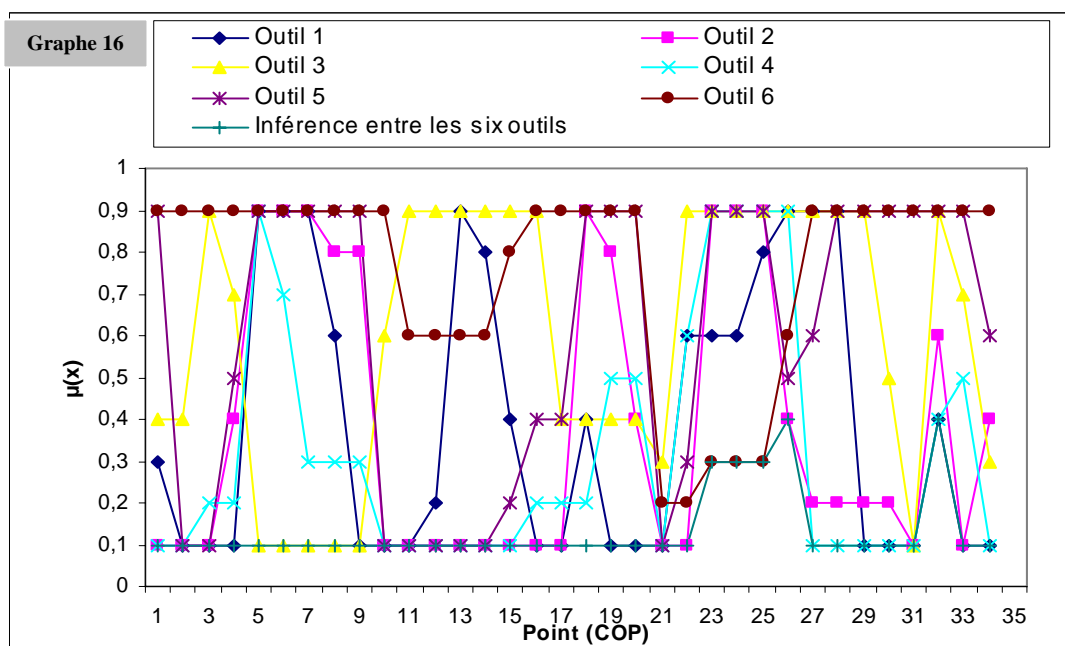


Figure II.28 : Fonctions d'appartenance des 6 outils et le résumé des états de fabrication avec défuzzification

A partir du graphe 15, les valeurs des fonctions d'appartenance résultantes de l'inférence entre les six outils utilisés, après la défuzzification sont toutes inférieures ou égales au seuil toléré ($\mu = 0.4$) sur tout le contour, donc les six outils seront tous retenus et affectés pour l'usinage du contour selon le tableau II.7 ci-dessous et cela en fonction de la capacité de chaque outil à usiner le ou les segments du profil 'modèle' de la pièce considérée.

Après défuzzification et concrétisation des résultats on remarque, aussi, que l'outil (6) n'est apte que pour réaliser l'intervalle contenant les points (21, 22, 23, 24 et 25) et il est le seul outil qui peut les usiner, par contre les outils (4) et (2) dominent par une grande capacité car ils peuvent usiner une très grande partie du profil. Les outils (1), (3) et (5) ont une capacité moyenne ce qui apparaît dans le nombre de points de contact outil-pièce (COP) ou ils peuvent réaliser l'usinage.

Points COP	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34
μ	Outil 1	0		1		0		1		0				1				0																
	Outil 2	0		1		0				1		0		1		0				1	0													
	Outil 3	0	1	0		1				0				1				0	1	0														
	Outil 4	0		1	0				1		0	1		0				1	0															
	Outil 5	1	0	1		0				1		0	1				0																	
	Outil 6	1				0				1				0																				
1 ^{er} Choix possible	4		3		4		5		3		2		6		2		1																	

Tableau II.7 : Affectation des 6 outils aux points (COP) selon leur ‘capabilité’.

7. ANALYSE DES RESULTATS OBTENUS

L’analyse des résultats reproduits par les différents graphes nous permet de constater la subdivision de ces derniers en deux zones distinctes et cela pour chacun des segments de profil qui est définis comme étant un contact outil-pièce (COP) on peut distinguer les COP où la fonction d’appartenance $\mu \leq 0.4$ qui définit la première zone, dans ce cas l’outil est considéré capable d’user le profil de la pièce constitué par ces différents segments, et les COP où $\mu > 0.4$ représentant la seconde zone, dans ce deuxième cas de figure l’outil sera jugé incapable de réaliser l’usinage du profil de la pièce en ces points de contact outil-pièce.

a : Capabilité outil (01)

L’étude du graphe 1 figure II.13 représentant les fonctions d’appartenance μ de l’outil (1) montre que ce dernier ne peut être utiliser que partiellement pour usiner le contour du profil modèle, parce que sur le nombre total de segments, du contour de la pièce, qui est de 34, 13 lui sont inaccessibles (5 - 8, 13-14, 18, 22-27) soit pour cause de talonnage ou bien il y’a un risque de collision, donc pour ces segments le degrés de capabilité(μ) de l’outil (1) est supérieur à 0.4, considérée comme valeur optimale permettant d’user la pièce dans les meilleures conditions possibles, fixée par l’expert gammiste, par conséquent le recours à l’intervention d’un 2^{ième} outil.

b : Capabilité outil (02), inférence des outils (01) et (02)

Pour essayer d’englober le maximum de segments à usiner, est fortement recommandée, a cet effet un autre outil a été sélectionné parmi la palette proposée, pour exécuter une deuxième simulation et relever les points de contact outil-pièce (COP) et déterminer leurs fonctions d’appartenance correspondantes et qui sont représentées sur le graphe 2 figure II.14 sur lequel on constate aussi qu’un nombre important de segments ne peut pas être atteint par cet outil et cela pour les mêmes causes que l’outil 1(talonnage et

risque de collision), ces segments sont au nombre de 11 ce qui représente un peu moins du 1/3 du contour de la pièce parmi ces 'COP' on cite (5-8, 18-19, 23-25, 32) ce deuxième outil a permis de prendre en charge certains segments qui n'étaient pas réalisables avec l'outil (1) c'est-à-dire (13-14, 27) l'utilisation de ces deux outils ne permet pas aussi d'usiner le contour dans sa totalité. Le graphe 3 de la figure II.15, illustre les fonctions d'appartenance des outils (1) et (2) et leur inférence qui nous permet de mettre en évidence les différents segments où les capacités des deux outils sont égales ou inférieures à la valeur préalablement fixée ($\mu \leq 0.4$). Le graphe 4 figure II.16 et qui représente la fonction d'appartenance résultante de l'inférence des outils (1) et (2) montre clairement qu'il reste encore un certain nombre de segments pour lesquels les deux outils ont des capacités supérieures à 0.4 donc présentant les mêmes inconvénients pour leur usinage, néanmoins on peut remarquer qu'avec le 1^{er} outil les 'COP' inaccessibles étaient de 13 pour passer à 11 avec le 2^{ème} outil et enfin la combinaison des deux outils a permis la réduction de ces 'COP' à 8.

On peut aussi voir que l'allure générale des graphes 1 et 2 est presque identique, avec seulement un léger décalage de certaines fonctions d'appartenance, c'est ce qui explique que les taux de capacité des outils (1) et (2) sont approximativement égaux (Outil (1) 21/34 , Outil (2) 23/34), ce qui représente respectivement 61.76% pour l'Outil (1) et 67.64% pour l'Outil (2), alors que leur utilisation combinée permet d'atteindre un taux de 76.47% du contour global du profil à usiner ce qui est encore loin des 100% représentant l'objectif à atteindre en utilisant les différents outils préalablement sélectionnés.

c : Capacité outil (03) et inférence des outils (01), (02) et l'outil (03)

Même avec ce nombre réduit (COP inaccessibles =8) on est contraint de reprendre la démarche à partir de l'étape de simulation avec un 3^{ème} outil dans l'objectif d'usiner le plus grand nombre possible de segments pour réaliser le profil 'modèle', ou du moins usiner les segments qu'on ne pouvait réaliser avec les outils (1) et (2), les fonctions d'appartenance de l'outil (3) sont représentée par le graphe 5 (figure II.17) on remarque à travers l'étude de ce graphe que cet outil nous permet d'usiner les (COP) inaccessibles aux deux outils précédents c'est-à-dire les segments (5 à 8), on peut aussi constater sur le graphe que cet outil ne peut usiner qu'un nombre restreint de segments (14 segments sur un total de 34 constituant le contour de la pièce) du profil de la pièce ce qui représente un taux de capacité très inférieur aux deux outils précédents 41.18%, néanmoins son avantage est de permettre l'usinage des éléments du profil engendrant des problèmes de talonnage et de risque de collisions pour l'outil (1) et l'outil (2).

Le graphe 6 (figure II.18) qui illustre les fonctions d'appartenance de l'outil (3) avec l'inférence des outils (1), (2) et (3) montre clairement l'existence d'un nombre important des capacité outils qui sont supérieures au seuil ($\mu=0.4$), par contre le graphe 7 (figure II.19) qui est obtenue par la superposition des différentes courbes représentant les fonctions d'appartenance relatives aux capacités des trois outils à réaliser le profil 'modèle' du contour de la pièce à usiner. Ce l'on peut déduire à travers l'analyse du graphe 7 est que l'utilisation d'un troisième outil, en combinaison avec les deux premiers, a permis de réduire le nombre de segments inaccessibles à trois (Segments 23, 24, 25), ce qui permet d'atteindre un taux de capacité des trois outils qui avoisine les 92% de la totalité du profil 'modèle' de la pièce. Cependant même avec ce taux de 92% l'objectif est loin d'être réalisé puisque, en fabrication mécanique, ou la pièce est usinée à 100% pour répondre aux conditions des bureaux d'études et de méthodes, ou elle ne l'est pas, par conséquent pour qu'une pièce soit fonctionnelle son usinage doit être le plus complet et le plus conforme aux exigences définies par le cahier des charges.

d : Capabilité outil (04) et inférence des outils (01), (02), (03) et (04)

Pour atteindre le taux de fabrication escompté de 100% le recours à un quatrième outil est incontournable, aussi le graphe 8 (figure II.20) représentant la courbe des capabilités de l'outil (4) permet de mettre en évidence que cet outil ne peut pas nous assurer l'usinage d'au moins dix segments du profil de la pièce (6, 7, 19, 20, 22 à 26, 33) ce qui correspond à un taux de fabrication ou de capabilité de 70.58% ce qui est encore en deçà de ce qui était attendu par l'utilisation de cet outil comparativement aux trois précédents outils, l'outil (4) ne nous a permis de prendre en charge qu'un seul segment correspondant au point de contact outil-pièce (COP) N° 18, où sa capabilité est inférieure au seuil toléré ($\mu_{18}=0.2$), c'est ce qui est illustré par le graphe 9 (figure II.21) représentatif des fonctions d'appartenance de l'outil (4) et de l'inférence des outils (1), (2), (3) et (4) et encore mis en exergue par le graphe 10 (figure II.22) qui représente les fonctions d'appartenance résultantes de l'inférence des quatre outils utilisés jusqu'à présent. Ce que l'on peut clairement constater en comparant le graphe 10 avec le graphe 7 représentatif des fonctions d'appartenance résultantes de l'inférence des outils (1), (2) et (3), leur similitude est presque totale la seule différence se situe au niveau du point (COP) ou segment 18, (graphe 7, $\mu_{18}=0.4$; graphe 10, $\mu_{18}=0.2$) en résumé l'utilisation de l'outil (4) n'a permis que d'améliorer la capabilité outil de $\mu_{18}=0.4$ à $\mu_{18}=0.2$ pour un seul segment, et qui n'a aucune incidence palpable sur l'objectif final recherché, par conséquent le taux de capabilité des quatre outils utilisés en collaboration avoisinera encore les 92% déjà réalisés avec les trois précédents outils, et de toute évidence le recours à un autre outil est nécessaire.

e : Capabilité de l'outil (05) et inférence des cinq outils

L'utilisation d'un cinquième outil pour améliorer le taux d'usinage de la pièce est indispensable et dont les fonctions d'appartenance relatives aux différents segments du profil sont reproduites par le graphe 11 (figure II.23) sur lequel on peut clairement constater que sur les 34 segments constituant le profil de la pièce 22 lui sont inaccessibles, pour les mêmes raisons que pour les quatre autres outils (talonnage et risque de collision), donc avec cet outil on ne peut usiner, dans de bonnes conditions, que les douze autres segments ce qui représente un taux d'usinage ou de capabilité de l'ordre de 35.29%, ce que l'on peut constater aussi c'est que tous les contacts outil-pièce (COP) ou segments accessibles pour l'outil (5) l'étaient déjà pour les quatre outils utilisés précédemment, aussi il est à signaler que c'est la raison pour laquelle les graphes 9 (figure II.21) et 12 (figure II.24), représentant respectivement les fonctions d'appartenance de l'outil (4) et l'inférence des outils (1), (2), (3) et (4) pour le premier et les fonctions d'appartenance de l'outil (5) et l'inférence des outils (1), (2), (3), (4) et (5) pour le deuxième, présentent beaucoup de similitudes. Par ce constat on peut déduire que l'utilisation des outils (4) et (5) ne nous a permis d'inclure aucun autre point de contact outil-pièce (COP) qui n'ait été déjà pris en charge par les trois outils précédents. Cet état de fait est fortement mis en exergue par la comparaison entre le graphe 10 (figure II.22 inférence des outils 1, 2, 3 et 4) et le graphe 13 (figure II.25 inférence des outils 1, 2, 3, 4 et 5) qui sont pratiquement identiques, si ce n'est le même graphe, néanmoins les outils (4) et (5) sont utilisés, d'une part, parce qu'ils présentent de meilleures capabilités d'usinage sur certains segments du profil de la pièce que les outils (1), (2) et (3), pour cela on peut citer les points contact outil-pièce (COP) (1-2, 10 à 15, 27 à 31) pour l'outil (4) où il a une capabilité de $\mu=0.1$ et les segments (2-3-4, 10 à 15 et 21) pour l'outil (5) également avec $\mu=0.1$ et d'autre part un plus grand nombre d'outils nous permet une meilleure ou une plus grande possibilité de combinaison d'outils quant à la décision finale de répartition ou d'affectation des différents outils par segments de profil selon leurs capabilités respectives.

f : Recours au sixième outil pour réaliser le contour de la pièce

A ce stade et avec l'utilisation alternative des 5 précédents outils ont est toujours à un taux de capabilité avoisinant les 92%, ce qui signifie que les outils employés pour l'usinage du profil ne nous permettent pas de le faire entièrement c'est ce que l'on peut constater sur le graphe 13 (figure II.25) où seuls les segments (23, 24 et 25) ne sont pas pris en charge et constituent le problème majeur rencontré pour l'usinage de la pièce, par conséquent l'utilisation d'un autre outil s'impose pour pouvoir finaliser l'usinage du contour de la pièce, à cet effet un sixième outil a été employé, en suivant la même démarche adoptée antérieurement pour les cinq précédents outils, et dont les résultats sont illustrés par le graphe 14 (figure II.26) des fonction d'appartenance de l'outil (6) qui montre clairement qu'avec cet outil les trois points (COP) (23-24-25) sont pris en charge avec une capabilité respective de $\mu=0.3$ et qu'il est le seul à pouvoir les usiner, comme on peut aussi remarquer sur ce graphe que l'outil (6) présente des capabilités ne dépassant pas le seuil toléré de $\mu=0.4$ pour seulement cinq segments du profil (21-22-23-24 et 25) ce qui représente un taux de capabilité de 14.70% qui est un taux relativement faible par rapport aux cinq outils précédents, toutefois malgré ce faible taux l'outil (6) nous permet d'usiner les segments qu'on était dans l'impossibilité de réaliser avec les cinq autres outils et par la même atteindre un taux d'usinage, du profil modèle de la pièce, de 100% avec l'utilisation des six outils alternativement selon leurs capabilités respectives et en fonction des différentes entités élémentaires constituant le profil de la pièce.

g : Taux de capabilité respectif des six outils

Ce taux peut être résumé par le récapitulatif ci-dessous, représentant les capabilités respectives, sur l'ensemble des segments constituant le profil, pour chacun des six outils utilisés, seuls ou combinés avec les autres outils, pour usiner le contour de la pièce :

Outil (1)	61.76% ;
Regroupant les segments : (1 à 4), (9 à 12), (15 à 21) et (29 à 34).	
Outil (2)	67.64% ;
Regroupant les segments : (1 à 4), (10 à 17), (20 à 22), 26 à 31) et (33 à 34).	
Outils (1) et (2)	76.47% ;
Outil (3)	41.18% ;
Regroupant les segments : (1 à 2), (5 à 9), (17 à 21), (31) et (34).	
Outils (1), (2) et (3)	92% ;
Outil (4)	70.58% ;
Regroupant les segments : (1 à 4), (7 à 18), (21), (27 à 32) et (34).	
Outils (1), (2), (3) et (4)	92% ;
Outil (5)	35.29% ;
Regroupant les segments : (2 à 3), (10 à 17) et (21 à 22).	
Outils (1), (2), (3), (4) et (5)	92% ;
Outil (6)	14.70% ;
Regroupant les segments : (21 à 25).	
Outils (1), (2), (3), (4), (5) et (6)	100%.

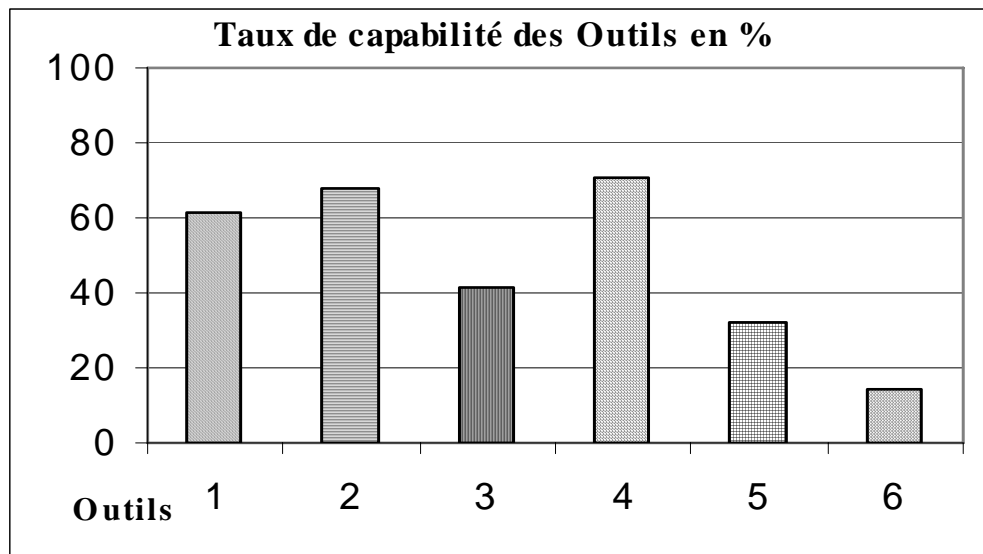


Figure : II.29. Graphe représentatif des Taux de capabilité des 6 Outils.

Les résultats obtenus par le système neuro-flou sont synthétisés sur le tableau II.7 qui nous fait apparaître les constatations suivantes :

- Les segments 5 et 6 ne peuvent être usinés que par l'outil N° 3 ;
- Les segments 21 à 25 ne peuvent être usinés que par l'outil N°6 ;
- Les segments 27 et 28 ne peuvent être usinés que par les outils N°2 et N°4 ;
- Le segment 26 ne peut être usiné que par l'outil N°2 ;
- Le segment 21 peut être usiné par les six outils ;
- Les segments 2 et 17 peuvent être usinés par les cinq premiers outils c'est-à-dire les outils (1, 2, 3, 4) et (5), donc seul l'outil N°6 ne peut pas usiner ces deux segments du profil de la pièce.

Sur ce même tableau on propose un premier choix probable d'affectation des six outils de coupe aux différents segments ou points (COP) selon leurs capacités respectives et qui correspond à la configuration suivante définissant l'ordre d'intervention des six outils durant tout le cycle d'usinage :

1^{er} Choix des Outils : 4 – 3 – 4 – 5 – 3 – 2 – 6 – 2 – 1.

Ce premier choix nécessite l'utilisation des 6 outils de coupe pour usiner le profil de la pièce, ce qui représente 8 changements d'outils.

On peut aussi citer d'autres choix pour illustrer la multitude de possibilités offerte par la combinaison des différents outils :

2^{ème} Choix des Outils : 1 – 3 – 4 – 3 – 6 – 2 – 1.

Ce deuxième choix nous permet d'usiner la pièce avec la combinaison de 5 outils ce qui nécessite 6 changements d'outils durant tout le cycle d'usinage.

3^{ème} Choix des Outils : 1 – 3 – 2 – 1 – 6 – 2 – 1.

Ce troisième choix ne nécessite que l'utilisation de 4 outils avec le même nombre de changements d'outils que pour le deuxième choix.

Toutefois il est à signaler qu'il existe différentes autres combinaisons, encore possibles, entre les outils pour définir une solution qui sera considérée comme étant la meilleure ou du moins la plus optimale offrant le meilleur compromis possible entre les principaux critères dont il faut tenir compte pour aboutir au choix désiré permettant de respecter toutes les contraintes géométriques et technologiques ainsi que toutes les exigences dimensionnelles et de formes requises par le dessin de définition de la pièce, parmi ces critères on peut citer :

- μ mini pour tous les segments du profil, c'est-à-dire choisir les outils offrant la meilleure capabilité pour les segments considérés ;
- Un nombre minimum de changements des outils ;
- Un nombre minimum de segments à usiner par chaque outil ;
- Un nombre minimum d'outils intervenant durant le cycle d'usinage.

En choisissant d'affecter chacun des outils aux différents segments du contour de la pièce où il offre, par exemple, la meilleure capabilité possible, ou bien adopter tout autre critère nous permettant de réaliser le choix, le plus optimal possible, d'affectation des outils aux segments, bien évidemment, la solution retenue sera plus ou moins différentes et cela du point de vue du nombre d'outils nécessaire pour usiner le contour dans sa totalité ainsi que du nombre de changements d'outils qui peuvent avoir des répercussions sur la durée de l'opération d'usinage et par conséquent avoir des retombés sur le volet économique qui n'est pas à négliger.

8. CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

Dans cette contribution, nous proposons une solution techniquement faisable et économiquement représentable pour être intégrée dans un site de production automatisé, afin de faciliter la programmation des cellules de tournage multi-axes. L'intérêt réside dans la possibilité de disposer d'un système d'assistance au choix automatique d'une palette d'outils adaptés au tournage rationnel d'un contour quelconque en temps réel, et cela en tenant compte des contraintes géométrique (collision et talonnage) et technologique (type d'opération et qualité de la surface prescrite). La mise en œuvre expérimentale de cette proposition n'étant qu'à son début, une telle démarche nécessitera toutefois d'être affinée par la mise à disposition d'une palette de « classes » d'outils la plus large possible et un apprentissage supervisé plus affiné et plus spécifique, aussi pour qu'une cellule de tournage puisse offrir une réactivité et une flexibilité les plus étendues possibles, et répondant à toutes les contraintes liées à tous les problèmes inhérents à la coupe, il est souhaitable que l'intégration de la possibilité d'un choix optimisé du cycle d'usinage, ainsi que le nombre et l'ordre chronologique de passage des outils, notamment pour les opérations d'ébauche et de finition, soient pris en charge lors de l'élaboration de la gamme de fabrication.

Perspectives

Vu le large champs d'application des réseaux de neurones et de la logique floue et le nombre de travaux de recherche initiés soit au niveau du laboratoire par le groupe Modélisation Mécanique et Productique, soit répertoriés par une bibliographie recensant les applications actuellement développées par l'intégration de ces techniques de l'intelligence artificielle et traitant de différents problèmes se rapportant à la conception et fabrication mécanique.

L'idée étant de mettre en collaboration ou en interaction les différents thèmes de recherche dans l'objectif de mettre en œuvre un système de fabrication intégrée dédié Intelligence Artificielle ou l'on peut mettre en association

- Un système expert
- Les réseaux de neurones
- La logique floue.

Pour prendre en charge les différents problèmes rencontrés en fabrication tel que :

- Choix d'un mode opératoire pour l'usinage (gamme d'usinage) ;
- Choix automatique des outils ;
- Surveillance de l'usure des outils de coupe ;
- Choix des conditions de coupe ;
- Modélisation des efforts de coupe ;

- Prédiction du type de copeau ;
- Prédiction des collision et interférences sur site d'usinage, Etc.....

Ces différents problèmes sont traités séparément par les différents outils de l'Intelligence Artificielle et particulièrement les réseaux de neurones et la logique floue.

Les différents articles recensant les applications actuellement développées permettent de constater que la très grande majorité des applications impliquent au maximum 300 neurones. Ceux-ci sont habituellement répartis comme suit : 200 neurones d'entrées, 70 neurones cachés et 30 neurones de sortie, au sein d'un unique réseau muni d'un algorithme d'apprentissage de type rétropropagation de gradient.

L'application d'un modèle de réseau unique, avec un petit nombre de neurones, ne permet de résoudre que des problèmes simples. La résolution de problèmes complexes impose d'augmenter le nombre de neurones. Néanmoins deux causes principales restreignent le nombre de neurones mis en œuvre. Les causes recensées sont relatives aux temps de calculs (pour l'apprentissage) et à l'absence d'études sur le comportement des algorithmes d'apprentissage sur "grands" réseaux (de l'ordre de 100 000 neurones).

Le développement des études sur la coopération multi réseaux est une approche possible pour résoudre des problèmes complexes. La résolution d'un problème par un réseau de neurones consiste à trouver par apprentissage la bonne relation d'entrée/sortie. Lorsque cette relation est complexe, le problème doit être décomposé en sous-problèmes et ainsi de suite jusqu'à aboutir à un ensemble de sous-problèmes terminaux pour lesquels on sait trouver une solution. L'ensemble des comportements et leur schéma d'interconnexions constituent une décomposition structurelle hiérarchisée du problème.

L'idée est de traiter un problème de fabrication dans sa globalité, chacun des comportements des sous-problèmes terminaux est réalisé par un réseau de neurones, que nous appelons réseau de base. On détermine donc pour un problème complexe donné, d'une part la structure du système et d'autre part, les comportements que doivent réaliser chacun des réseaux de bases.

conclusion générale

CONCLUSION GENERALE.

La première partie de ce mémoire que nous avons consacrée à un état de l'art sur les applications de l'approche Neuro-flou en conception et fabrication mécanique, nous a permis de rédiger une dissertation sur l'apport de cette nouvelle technique de l'ingénieur, dont les plus importantes conclusions sont reprises ci-dessous.

Les réseaux de neurones possèdent plusieurs propriétés intéressantes comme celles d'interagir avec des données parasitées par du bruit, de s'adapter aux circonstances, de tolérer une certaine erreur, mais surtout de s'affranchir des problèmes non linéaires, très nombreux en génie mécanique. Les réseaux de neurones excellent dans les domaines où l'on ne peut pas exprimer des solutions algorithmiques. Ils sont utilisés avec succès dans beaucoup de domaines où les méthodes conventionnelles échouent comme pour les problèmes combinatoires, complexes, à l'exemple de l'ordonnancement, l'optimisation, la modélisation, la commande, la surveillance, le diagnostique, la technologie de groupe etc..

Les réseaux de neurones peuvent presque toujours être utilisés lorsqu'on a affaire à une information qui est floue que l'on peut représenter par une fonction non-linéaire d'une grande dimensionnalité. C'est la raison pour laquelle l'association des réseaux de neurones et de la logique floue permettant la mise en œuvre de systèmes Neuro-flous, pour la prise en charge, d'une part, de problèmes dont on ne dispose pas d'un modèle mathématique, pour pouvoir le résoudre par les méthodes conventionnelles et, d'autre part, les informations dont on dispose sont de nature imprécises, incertaines, bref des informations qu'on peut qualifier de floues. Ceci est particulièrement intéressant en conception mécanique, à l'instar de la confection d'un cahier des charges qui restent une tâche assez subjective, donc floue.

La plupart des problèmes rencontrés sont modélisables mathématiquement. Mais ces modèles nécessitent des hypothèses parfois trop restrictives, rendant délicate l'application au monde réel. Les problèmes du monde réel doivent tenir compte d'informations imprécises, incertaines.

Certains réseaux de neurones rencontrés dans les applications techniques sont des modèles de neurones biologiques, et historiquement, l'inspiration dans le domaine des RNA provient du désir de produire des systèmes artificiels "intelligents", capables de réaliser ce que fait le cerveau humain.

Une caractéristique des réseaux de neurones est le fait qu'ils ne sont pas programmés, mais ils apprennent à l'aide d'exemples. Et grâce à cette caractéristique, ils sont capables de construire des "computing systems" qui n'ont pas besoin d'être programmés. C'est une approche radicalement différente de la méthode traditionnelle qui implique le développement de logiciels (programmation). Dans un programme informatique, chaque pas que l'ordinateur exécute est spécifié à l'avance par le programmeur. Par contre, le réseau de neurones commence avec des échantillons d'entrée et de sortie, et apprend à donner la réponse correcte pour chaque entrée.

Le concept proposé est une contribution techniquement faisable et économiquement représentable pour être intégrée dans un site de production automatisé, afin de faciliter la programmation des cellules de tournage. Son intérêt réside dans la possibilité de disposer d'une assistance au choix rationnel d'une palette d'outils adaptés à un usinage d'un contour quelconque donné, en tenant compte des contraintes géométrique (collision et talonnage) et technologique (type d'opération et qualité de la surface prescrite). La mise en œuvre industrielle d'une telle démarche nécessitera toutefois un apprentissage supervisé plus affiné par la mise à disposition d'une palette de « classes » d'outils le plus large possibles,

l'intégration de la possibilité d'un choix optimisé du cycle d'usinage et de l'ordre chronologique de passage des outils, notamment pour les opérations d'ébauche et de finition. La mise en œuvre informatique de ce concept doit par conséquent nécessairement reposer sur un apprentissage d'un nombre aussi grand que possibles des captures d'images lors des différentes phases d'usinage d'une entité géométrique pour rendre ce concept efficace lors de son utilisation effective. L'implémentation du concept peut être envisagée aussi bien sous matlab ou avec un langage orienté objet de type C++, basée sur les pseudo-codes proposés. Ces derniers doivent toutefois être optimisés avant d'entrevoir leur implémentation efficiente.

Aussi avec leurs performances et leur large domaine d'application la question qui peut venir à l'esprit est, les RNA (Réseaux de Neurone Artificiels) et la Logique floue vont-ils éliminer les autres technologies? La réponse à cette question et que l'on retrouve au travers de la littérature est que ces outils de l'intelligence artificielle ne vont pas remplacer d'autres technologies, mais les compléter. Les tâches qui sont bien réalisées avec des méthodes informatiques traditionnelles n'ont pas besoin de réseaux de neurones, mais les tâches qui complètent les réseaux de neurones sont rares. Par exemple, les systèmes experts sont idéaux pour certaines applications, même si les réseaux de neurones ont la faculté d'apprendre d'une manière plus flexible. Des systèmes plus sophistiqués peuvent être construits dans certains cas avec une combinaison de systèmes experts et de réseaux de neurones. Des senseurs pour des données visuelles ou acoustiques peuvent être combinés en un système qui inclut un réseau de neurones pour l'analyse et la reconnaissance.

Les années quatre-vingt-dix ont connu un intense développement pour les technologies d'intelligence artificielle, car des progrès scientifiques considérables ont été réalisés dans ce domaine. Après leur découverte, les réseaux de neurones avaient également connu un grand essor, et beaucoup de monde croyait avoir, enfin, trouvé le moyen de rendre les ordinateurs intelligents. Ces grands espoirs ont bien vite été remplacés par une amère déception. La technologie des réseaux de neurones (tels qu'ils les connaissaient à l'époque) était bien trop faible et primitive pour résoudre les problèmes posés. Il manquait les fondements théoriques qui permettent maintenant de comprendre.

Références
Bibliographiques

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [ABU 03] ISSAM ABU-MAHFOUZ "Drilling wear detection and classification using vibration signals and artificial neural network", *International Journal of Machine Tools & Manufacture* 43 (2003) 707–720
- [AND 91] K. ANDERSON, G. E. COOK, J. F. SPRINGFIELD and R. J. BARNETT, "Applications of artificial neural networks for arc welding, " in *Intelligent Engineering Systems Through Artificial Neural Networks*, New York: ASME Press, 1991, pp. 717-728.
- [ARA 90] E. ARAI and K. IWATA, "CAD with design specification decomposition and its applications, " *Annals of the CIRP*, vol. 39, n°. 1, pp. 121-124, 1990.
- [ARI 92] I. ARIZONO, A. YAMAMOTO, and H. OHTA, "Scheduling for minimizing total actual flow time by neural networks, " *Int. J. Production Research*, vol. 30, N°. 3, pp. 503-511, 1992.
- [BAD 92] BADIRU. A. B. "Expert systems Applications in Engineering and Manufacturing," Englewood Cliffs, NJ: Printice-Hall, 1992.
- [BAL 02] BALAZINSKI. M, CZOGALA. E, JEMIELNIAK. K, LESKI. J, "Tool condition monitoring using artificial intelligence methods," *Engineering Application of Artificial Intelligence* 15 (2002) 73-80
- [BAR 91] D. BARSCHDORFF and L MONOSTORI, "Neural networks: Their applications and perspectives in intelligent machining," *Computers in Industry*, vol. 17, pp. 101-119, 1991.
- [BAR 90] D. BARSCHDORFF, "Case studies in adaptive fault diagnosis using neural networks," *The IMACS Annals on Computing and Applied Mathematics*, Brussels, Sept. 3-7, 1990.
- [BAU 02] BAUMERT J.-C. , ENGEL R., WEILER C. " Dynamic modelling of the electric arc furnace process using artificial neural networks," *Revue de métallurgie, Paris* 2002, vol. 99, n° 10.
- [BAU 91] C. M. Bauer "NAMRC XIX report. " *Manufacturing Engineering*, vol. 107, pp. 55-58, 1991.
- [BAU 89] BAUM, E., et HAUSSLER, D., " What size net gives valid generalization?", *Neural Computation*, 1(1) :151–160. 1989.
- [BEL 04] Idir BELAIDI ET Bachir MAIZA, " Détermination des capacités outil pour le choix assisté des outils d'une cellule de tournage par l'approche neuro-floue", *CILMA'04, Boumerdes* .
- [BEL 03] BELAIDI, I. CHALLALI, M-O. MOHAMMEDI, K. ISHIOMIN, G. "Approche neuro-floue en mécanique. Une contribution au choix automatique des outils de coupe," *16 Congrès Français de Mécanique*, Nice, 1-5 septembre 2003.
- [BEN 04] BENFRIHA. K, AOUSSAT. A, DUCHAMP. R, "The selection of methods and tools to support design : Neuro-Fuzzy approach," *IDMME04, 5th International Conference on Integrated Design and Manufacturing in Mechanical Engineer*, University of Bath, Bath, United Kingdom, du 05 au 07 April 2004.
- [BEN 02] BENFRIHA, K. AOUSSAT, A, " Volumes flous : Principes et applications aux sites d'usines CN," *IDMME 2002 Clermont-Ferrand*, France, May 14-16, 2002.
- [BEN 01] BENNIS, F. CHEDMAIL, P. HELARY, O. "Conception dans un environnement incertain : Représentation des connaissances par réseaux de neurones," *XVème Congrès Français de Mécanique*, Nancy, 3 – 7 Septembre 2001
- [BIE 95] BIENNIER. F, FAVREL. J, "Technologie de groupe assistée par réseaux neuronaux," *APII (Automatique Productique Informatique Industriel)* Volume 29, N°3, 1995, pp. 285-305.
- [BIS 05] BISHT, H. GUPTA, J. PAL, S.K. CHARKRABORTY, D., "Artificial neural network based prediction of flank wear in turning," *International Journal of Materials and Product Technology*. 2005 - Vol. 22, N°.4 pp. 328 – 338.

- [BIS 95] BISHOP, C. "Neural Networks for pattern recognition". *Oxford University, Clarendon Press*. 1995
- [BLO 01] BLOCH Gérard, DENOEUX Thierry, " Les réseaux de neurones pour le contrôle et l'optimisation des processus : deux applications industrielles," *REE. Revue de l'électricité et de l'électronique*, 2001, N°. 7-8, pp. 31 - 41 [11 pages.]
- [BOH 99] BÖHME T., COX C.S, VALENTIN N., DENOEUX T., « Comparaison of Autoassociative Neural Networks and Kohonen Maps for Signal Failure Detection and Reconstruction » In C.H. Dagli et al., editors, *Intelligent Engineering Systems through Artificial Neural Networks 9*, 637-644, New-York : ASME Press, 1999.
- [BOZ 91] D. J. BOZICH and H. B. MACKAY, "Vibration cancellation using neural controllers, in *Intelligent Engineering Systems Through Artificial Neural Networks*, New York: ASME Press, 1991, pp. 771-776
- [BRA 01] BRAHA, D., REICH, Y., "Topological structure for modeling en engineering design process," *International Conference on Engineering Design ICED01 GLASGOW* August 21-23, 2001.
- [BRE 97] BRESSON. P., "Préréglage d'un SKIN PASS par réseau de neurones", *Les applications des réseaux de neurones à la mécanique Recueil de conférences CETIM* 1997, pp. 85-92.
- [BUR 97] BURNS. R., " Intelligent manufacturing," *Aircraft Engineering and Aerospace Technology: An International Journal*, November 1997, vol. 69, N°. 5, pp. 440-446(7)
- [BUR 91] L. I. BURKE and S. RANGWALA, " Tool condition monitoring in metal cutting: A neural network approach, " *J. Intelligent Manufacturing*, vol. 2, N°. 5, pp. 269-280, 1991.
- [CHA 91] T. C. CHANG, R. A. WYSK, and H.-P WANG, *Computer Aided Manufacturing*, Englewood Cliffs, NJ: Printice-Hall, 1991, p. 3.
- [CHE 92] C. L. P. CHEN, "Design of a real-time AND/OR assembly scheduler on an optimization neural network, " *J. Intelligent Manufacturing*, vol. 3, N°. 4, pp. 251-262. 1992
- [CHE 01] MU-CHEN CHEN, "Tolerance synthesis by neural learning and nonlinear programming," *International Journal of Production Economics*, Volume 70, Issue 1, 3 March 2001, Pages 55-65
- [CHE 00] CHEN J. C., LOU M. S., " Fuzzy-nets based approach to using an accelerometer for an in-process surface roughness prediction system in milling operations," *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 1 July 2000, vol. 13, N°. 4, pp. 358-368(11)
- [CHI-04] CHINNAM.R.B, BARUAH. P., " A neuro-fuzzy approach for estimating mean residual life in condition-based maintenance systems. *International Journal of Materials and Product Technology* 2004 - Vol. 20, No.1/2/3 pp. 166 – 179.
- [CHO 91] M.-V. Chow, P. M. Mangum and S. O. Yee, "A neural network approach to real-time condition monitoring of induction motors, " *IEEE Trans. Industrial Electronics*, vol. 38, N°. 6, pp. 449-454, 1991.
- [CHR 88] G. CHRYSOLOURIS and M. GUILLOT, "An AI approach to the selection of process parameters in intelligent machining, " *ASME on Sensors and Controls for Manufacturing*, WAM, Chicago, IL, Nov. 27-Dec.2, 1988.
- [CHR 92] G. CHRYSOLOURIS, M. DOMROESE, and P. BEAULIEU, "Sensor synthesis for control of manufacturing processes, " *J. Engineering for Industry*, vol. 114, pp. 158-174, May 1992.
- [COC 95] J.P. COCQUEREZ and S. PHILIPP, "Analyse d'image : Filtrage et segmentation," *Eds. Masson*, 1995.
- [COH 92] COHENDET, P., LLERENA, P., MUTEL, B., "Flexibilités et mise en cohérence des données de production," *In : De Tressac, G., Dubois, P. - Les nouvelles rationalisations de la production* –Toulouse: Cépaduès-Editions, 1992 - p. 25-42.
- [COI 92] Y. COITON, Thèse de Doctorat, Université d'Aix-Marseille II, juillet 1992.

- [COU 04] COUDERT, T. GRABOT, B. ARCHIMEDE, B., "Systèmes multi agents et logique floue pour un ordonnancement coopératif production/maintenance," *Journal of decision systems*. 2004, vol. 13, N°. 1, pp. 27 – 62
- [COY 90] R. D. COYNE and A. G. POSTMUS, "Spacial application of neural networks in computer-aided design," *Artificial Intelligence in Engineering*, vol. 5, N°. 1, pp. 9-22, 1990.
- [DAG 91] C. DAGLI and R. HUGGAHALLI, "Neural network approach to group technology," in *Knowledge-Based Systems and Neural Networks: Techniques and Application*, New York: Elsevier, 1991, pp. 213-228.
- [DEC 03] E. DECIU, E. OSTROSI, M. FERNEY, M. GHEORGHE, "Configuration of product families using fuzzy set approach" *INTERNATIONAL CONFERENCE ON ENGINEERING DESIGN*, ICED 03 STOCKOLM, AUGUST 19-21, 2003
- [DEL 94] DELACOUR, J., "Biologie de la Conscience," *Paris : Presses Universitaires de France*, 1994 -128 p.
- [DHI 92] A. K. DHINGRA, and S. S. RAO, "A neural network based approach to mechanical design optimization," *Engineering Optimization*, vol. 20, pp. 187-203, 1992.
- [ELA 91] S. ELANAYAR and Y. C. SHIN, "Tool wear estimation in turning operations based on radial basis functions," in *Intelligent Engineering Systems Through Artificial neural networks*. New York: ASME Press, 1991, pp. 685-692.
- [FOO 92] Y. P. S. FOO and Y. TAKEFUJI, "Integer linear programming neural networks for job-chop scheduling," in *Proc. 1988 Int. IEEE Conf. Neural Networks*, vol. 2, 1988, pp. 341-348.
- [GAC 90] GACOGNE, L., "Contribution à la représentation des connaissances floues et mise en œuvre d'un système de raisonnement approché. Mise en œuvre d'un système d'aide à la décision," *Thèse de doctorat : Université Paris VII*, 1990. 195p.
- [GIA 94] GIARD, V. - *Gestion de la Production (2nd Edition)* - Paris : Economica Eds, 1994 - 1068 p.
- [GIN 92] C. G. GINGRICH, "Modeling human operators using neural networks," *ISA Transactions*, vol. 31, N°. 3, pp. 81-90, 1992.
- [GOV 89] E. GOVEKAR, I. GRABEC, and J. PEKLENIK. "Monitoring of a drilling process by a neural network," *The 21st CIRP Int. Seminar on Manufacturing Systems, Stockholm*, June 5-6, 1989.
- [GRO 82] GROSSBERG, S., "Studies of mind and brain", *D. Reidel Publishing Co.*, Boston. 1982.
- [GUH 92] A. GUHA, "Continuous process control using neural networks," *J. Intelligent Manufacturing*, vol. 3, N°. 4, pp. 217-228, 1992.
- [GUI 91] M. GUILLOT and A. EL OUAFI, "On-line identification of tool breakage in metal cutting processes by use of neural networks," in *Intelligent Engineering Systems Through Artificial neural networks*. New York: ASME Press, 1991, pp. 701-710.
- [HAN 95] HANSCH C., LEO A., "Exploring QSAR, Fundamentals and applications in chemistry and biology," *American Chemical Society*, 1995
- [HAS 00] HASHMI, K. GRAHAM, I.D. MILLS, B., "Fuzzy logic based data selection for the drilling process," *Journal of Materials Processing Technology*, 108, pp.55-61, 2000
- [HAS 98] HASCOET, T-Y. LEGOFF, O., "Extraction d'attributs et réseaux de neurones en programmation hors-ligne de robots de soudage," *Journal Mécanique Industrielle et Matériaux* Vol.51, N°. 3, 1998
- [HAS 95] HASSOUM, M.H, "Fundamentals of artificial neural networks," *MIT Press, Cambridge* 1995.
- [HAY 94] S. HAYKIN, "Neural Networks : A comprehensive Foundation," *Macmillan College Publishing Company Inc*, New York, 1994

- [HEB 49] D.O. HEBB, "The organization of behaviour," J.WILEY and Sons, 1949.
- [HEC 89] HECHT Nielsen NeuroComputers, "ANZA Plus: User's Guide and Neurosoft Documents," Release 2.2, May 1989.
- [HER 79] H. HERMANN, J.F. CIER, "Physiologie générale du nerf," *Précis de physiologie (faculté de médecine)*, Tome2, Chap8, Quatrième édition, MASSON, 1979.
- [HIL 89] T. HILL, *Manufacturing Strategy: Text and cases*. Homewood, IL: Irwin, 1989.
- [HUI 02] HUI I. K.; LAU H.; CHAN F. T. S.; Ip R. W. L., " An automatic system designed for the monitoring of cutting tools using real-time control concepts and fuzzy approaches floue," *International Journal of Computer Integrated Manufacturing* 1 September 2002, vol. 15, no. 5, pp. 379-393(15)
- [HUN 92] HUNT, K.J., SBARBARO, D., SBIKOWSKI, R., GAWTHROP, P.J., "Neural Networks for Control - A Survey," *Automatica* 1992, Vol. 28, N°. 6 - p. 1083-1112.
- [IBN 00] IBNKAHLA M., "Applications of neural networks to digital communications: a Survey," *Signal processing*. 2000, vol. 80, N°. 7, pp. 1185 – 1215[31 pages.]
- [IFA 84] IFAC, "Artificial intelligence in manufacturing," *Computers in Industry*, Vol. 5, p. 159, 1984.
- [JAC 97] JACOBS, R.A., PENG, F., et TANNER, M.A., " A Bayesian approach to model selection in hierarchical mixtures-of-experts architectures", *Neural Networks*, **10**(2) : 231–241. 1997.
- [JAC 93] JACOBS, R.A., JORDAN, M.I., "Learning Piecewise Control Strategies in a Modular Neural Network Architecture," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* - 1993, Vol. SMC-23, N°. 2 - pp. 337-345
- [JAI 74] R. JAIKUMAR, "Postindustrial manufacturing, " *Harvard Business Review*, Vol. 86, N°. 6, p. 70, 1974.
- [JAL 91] N. A. JALEL, A. R. MIRZAI, J. R. LEIGH, and H. NICHOLSON, "Application of neural network in process control, " in *Neural Network Applications*, London: Springer-Verlag, 1991, pp. 101-113.
- [JIA 04] Yue JIAO, Shuting LEI, Z.J. PEI, E.S. LEE," Fuzzy adaptive networks in machining process modeling: surface roughness prediction for turning operations", *International Journal of Machine Tools & Manufacture* 44 (2004) 1643–1651
- [KAM 90] S. V. KAMARTHI, S. T. KUNARA, F. T. S. YU, and I. HAM, "Neural networks and Their applications in component design data retrieval," *J. Intelligent Manufacturing*, vol.1 N°. 2, pp. 125-140, 1990.
- [KAM 91] S. V. KAMARTHI, G. S. COHEN and S. R. T. KUMARA, "On-line tool wear monitoring using a Kohonen's feature map, " in *Intelligent Engineering Systems Through Artificial Neural Networks*, New York: ASME Press, 1991, pp. 639-644.
- [KAO 91] Y. Kao and Y. B. Moon,"A unified group technology implementation using the backpropagation learning rule of neural networks," *Computers and Industrial Engineering*, vol.20, N°.4, pp. 425-437, 1991.
- [KAR 92] G. KARSAI, K. ANDERSON, G. E. COOK, and R. J. BARNETT, "Neural network methods for the modeling and control of welding processes," *J. Intelligent Manufacturing*, vol. 3, N°. 4, pp. 229-236, 1992.
- [KIM 92] N. KIM, Y. TAKAI, and T. L. KUNII, "Geometrical constraint solving based on the extended Boltzmann machine, " *Computers in Industry*, vol. 19, pp. 239-250, 1992.
- [KIM 91] KIM S. S., SANDERS T. H. Jr , "Thermodynamic modeling of phase diagrams in binary alkali silicate systems," *Journal of the American Ceramics Society*, 74, pp. 1833-1840, 1991.
- [KIR 90] D. E. KIRANE, "Machine learning," *Training and Development Journal*, vol. 40, pp. 24-29, 1990.
- [KOH 95] KOHAVI, R, "A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection," *Proceeding of the 14th International Joint Conference on Artificial Intelligence (Montréal, 1995)*.Morgan Kaufman Publishers, San Francisco. pp. 1137–1143.

- [KOI 94] KOIVO H.N," Artificial neural networks in fault diagnosis and control ," *control in engineering practice*, vol.2, n°1, 1994, p. 89-101.
- [LAN 03] LENDASSE A., WERTZ V., et VERLEYSSEN M.,"Model Selection with Cross-Validations and Bootstraps – Application to Time Series Prediction with RBFN Models", in *Artificial Neural Networks and Neural Information Processing*, LNCS 2714. Springer-Verlag. (2003) p.573-580. ACSEG 2003 proceedings - Connectionist Approaches in Economics and Management Sciences Nantes (France), 20-21 November 2003, pp. 515-534
- [LAZ 94] LAZREG Maher," Modélisation de la qualité de production d'une cellule flexible d'usinage réactive," Thèse soutenue le 27 juin 1994 à Université de Franche-Comté
- [LEE 92] H. LEE, C. O. Malavé and S. Ramachandran, "A self-organizing neural network approach for the design of cellular manufacturing systems," *Journal of Intelligent Manufacturing*, vol. 3, n°. 5, pp. 325-332, 1992.
- [LEE 75] S. LEE, E. LEE Fuzzy Neural Networks, *AEPC*.1975
- [LEF 00] LEFEBVRE, D., EL MOUDNI, A.," Détection et localisation des défaillances dans les systèmes de production par réseaux de neurones : Approches par modélisation et classification," *Journal européen des systèmes automatisés*. 2000, vol. 34, N°. 8, pp. 1049 - 1074 [26 pages.]
- [LEF 99] Yann LE FABLEC, "Prévision de trajectoires d'avions par réseaux de neurones", Thèse Informatique Fondamentale et Parallélisme, *Laboratoire d'Optimisation Globale CENA/ENAC Ecole Nationale de l'Aviation Civile*7, avenue Edouard Belin31055 Toulouse Octobre 1999
- [LEG 02] LEGER B, LOPEZ-VELASCO J-B, EMIDIO J-M," Application des réseaux de neurones à la détermination des transferts convectifs sur plaque plane multi perforée," *International journal of thermal sciences*. 2002, vol. 41, no 11, pp. 1089 – 1100 [12 pages.]
- [LEL 01] LELU, C., DAHAN, M.," Contribution de la logique floue à la cotation fonctionnelle," *XVème Congrès Français de Mécanique*. Nancy, 3 – 7 Septembre2001
- [LER 01] LERAY P, GALLINARI P.,"De l'utilisation d'OBD (Optimal Brain Damage)pour la sélection de variables dans les perceptrons multicouches," *Revue d'intelligence artificielle*. 2001, vol. 15, N° 3-4, pp. 373 - 391 [19 pages.]
- [LEV 91] E. LEVIN, R. GEWIRTZMAN, and I. GIDEON," Neural network architecture for adaptive system modeling and control," *Neural Networks*, vol. 4, N°. 2, p. 185,1991.
- [LIA 92] T. P. LIANG, H. MOSKOWITZ, and Y. YIH, "Integrating neural networks and semi-Markov processes for automated knowledge acquisition: An application to real –time scheduling," *Decision Sciences*, vol. 23, N°. 6, p. 1297, 1992.
- [LI 00] X. LI, P. K. VENUVINOD and M. K. CHEN, "Feed Cutting Force Estimation from the Current Measurement with Hybrid Learning", *International Journal Advanced Manufacturing Technology*, (2000) 16:859–862.
- [LIN 03] LIN Z.-C., LIU C.-Y.," Analysis and application of the adaptive neuro-fuzzy inference system in prediction of CMP machining parameters," *International Journal of Computer Applications in Technology (IJCAT)*, Vol. 17, N°. 2, 2003.
- [LIN 00] Michel. LINO "Les réseaux de neurones en auscultation de barrages" Communication orale *CIGB BEIJING* France 2000
- [LIP 87] R. LIPPMANN, "An Introduction To Computing with Neural Nets," *IEEE ASSP Magazine* volume 4, N° 2, pp 4-22, Avril 1987.
- [LIU 00] LIU Y.; ZUO L.; CHENG T.," A neural network based fuzzy learning controller and its experimental application to milling," *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 1 September 2000, vol. 13, N°. 5, pp. 461-466(6)

- [LO 93] Z. P. LO and B. BAVARIAN, "Multiple job scheduling with artificial neural networks," *Computer & Electrical Engineering*, vol.19, n°. 2, pp. 87-102, 1993.
- [LOH 03] M. LOHER, D. SALADIN, U. WEIDIG, "Model-based optimisation of a virtual manufacturing process with neural networks" *The 36th CIRP-International Seminar on Manufacturing Systems*, 03-05 June 2003, Saarbruecken, Germany.
- [LOR 01] R. LORION, L. CHANE-KUANG-SANG, M. BENNE, J-P. CHABRIAT, "Développement d'un serveur de données industrielles pour l'implémentation de capteurs logiciels à Réseaux de Neurones" *3e Conférence Francophone de MODélisation et SIMulation «Conception, Analyse et Gestion des Systèmes Industriels» MOSIM'01* – du 25 au 27 avril 2001 – Troyes (France)
- [MAD 92] G. R. MADEY, J. WEINROTH, and S. VIJAY, "Integration of Neurocomputing and system simulation for modeling continuous improvement systems in manufacturing," *J. Intelligent Manufacturing*, vol. 3, N°. 4, pp. 193-204, 1992.
- [MAS 91] O. MASORY, "Monitoring Machining Processes using multi-sensor readings fused by artificial neural network," *J. Materials Processing Technology*, vol. 20, n°. 1 & 2, pp. 231-240, 1991.
- [MAZ 05] MAZAUD. C, LHOSTE. P, BOMBARDIER. V, VOGRIG R, " Modélisation de connaissances métier par un système d'inférences floues : Application à la reconnaissance de défauts du bois," *9ème Colloque National AIP PRIMECA La Plagne* - 5-8 avril 2005
- [MEN 93] X. MENAGE, R. Hartani, "Synthèse des méthodes d'association des techniques neuronales et des techniques floues," *Rapport LAFORIA 93/23*, LAFORIA-BIP, 1993, Université Paris VI.
- [MIE 97] MIERNIK, M., " Application of neural networks for chip-type prediction in the turning of Cobalt Alloys," *European Journal of Mechanical and Environment Engineering*, 1997, vol. 42, N°. 2, pp. 79 – 82.
- [MIT 91] F. H. MITCHELL, Jr., *CIM Systems: An Introduction to Computer Integrated Manufacturing*, Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1991, p. 67.
- [MOK 98] M. MOKHTARI, M. MARIE, " Application de Matlab 5 & simulink 2", *Edition Springer 1998*
- [MON 99] MONARI. G, " Sélection de modèles non linéaires par leave-one-out : étude théorique et application des réseaux de neurones au procédé de soudage par points," *Thèse de Doctorat de l'Université Pierre et Marie Curie, Paris* 1999.
- [MON 97] MONARI. G, OBERLE. H, DREYFUS. G, " Utilisation des réseaux de neurones pour la modélisation de soudage par points" *Les applications des réseaux de neurones à la mécanique, Recueil de conférences CETIM* 1997, pp. 99-105.
- [MOO 92] Y. B. MOON and S. C. Chi, "Generalised part family formation using neural network techniques," *J. Manufacturing System*, vol. 11, N°. 3, pp. 149-160, 1992.
- [MUL 98] MULLER.S, "Un codage neuro-flou pour la classification de données incomplètes ou imprécises application a la discrimination d'événements sismiques." *Thèse soutenue le vendredi, 4 décembre 1998 à l' Université P. et M. Curie Paris.*
- [Mül 97] R. MÜLLER, " Neural Combustion Control," *Proceedings of the ICANN97 conference, Lausanne*, Lecture Notes in Computer Sciences 1327, Springer-Verlag, pp. 1101–1106.
- [MUR 94] MURATA, N.M., YOSHIZAWA, S., et Amari, S., " Network information criterion-determining the number of hidden units for an artificial neural network model", *IEEE Transactions on Neural Networks*, **5**(6): 865–872, 1994.
- [NAC 90] J. NACSA and L. MONOSTORI, "Real-time monitoring of machining processes," in *Proc. Int. Conf. on Automatic Supervision, Monitoring, and Adaptive Control in Manufacturing*, 1990, pp. 197-233.

- [NAR 96] NARRENDA ,K.S. Neural Networks for Control Theory and Practice. Proceedings of the IEEE . 1996, Vol 84, N° 10, p. 1385-1406.
- [NEW 95] T. NEWMAN and A. JAIN, "A survey of automated visual inspection," *Computer Vision and Image Understanding*, 61 :231_262, 1995.
- [NIC 95] NICOLAS J.-L. , DUBOIS O., BILLAT A.," Contrôle de la température interne d'une étuve par réseaux de neurones," *Revue d'automatique et de productique appliquées*. 1995, vol. 8, N°. 1, pp. 45 – 63
- [OCC 04] O C.; C M.; M B. Application of a fuzzy decision support system in a Design for Assembly Methodology- *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, January-February 2004 2003, vol. 17, N°. 1, pp. 83-94(12)
- [OUK 98] OUKHELLOU L., AKNIN P.," Optimisation de l'espace de représentation dans un problème de classification par réseaux de neurones," *Journal européen des systèmes automatisés*. 1998, vol. 32, N°. 7-8, pp. 915 – 938.
- [PAQ-97] PAQUET P., "L'utilisation des réseaux de neurones artificiels en finance, " document de recherche N°. 1-1997. Laboratoire Orléanais de Gestion
- [POR 90] O. PORT, "Adding eagle eyes to those lighting fast computers," *Business Week*, vol. 3194, pp. 60B,Dec. 1990.
- [PUG 89] G. A. PUGH, "Synthetic neural networks for process control," *Computers & Industrial Engineering*, vol. 17, pp. 24-26, 1989.
- [RAB 90] L. C. RABELO, S. APTEKIN and A. KIRAN, "Synergy of artificial neural networks and knowledge-based systems for intelligent FMS scheduling, " *Int. Joint Conf. on Neural Networks*, San Diego, CA, 1990.
- [RAY 91] A. K. RAY, " Equipment fault diagnosis: A neural network approach," *Computers in Industry*, vol. 16, pp.169-178, 1991.
- [RIB-02] RIBES J-C, DELAUNAY G, DELVAUX J, MERLE E, MOUILLET M,"Diagnostic par reconnaissance de formes de l'état de fonctionnement de l'accélérateur AIRIX. *Journal européen des systèmes automatisés*. 2002, vol. 36, N°, 4 , pp. 597 - 622 [26 pages.]
- [RUD 97] RUDOLPH, S.,"On topology, size and generalization of non-linear feed-forward neural networks", *Neurocomputing*, **16**: 1–22. 1997.
- [RUM 86] RUMELHART, D.E., HINTON, E., et WILLIAMS, J., "Learning internal representation by error Propagation," *In Parallel distributed processing*, Vol. 1. MIT Press, Cambridge, Massachusetts. 1986, pp. 318–362.
- [SAR 94] SARLE, W.S.," Neural networks and statistical models", *Proceedings of the Nineteenth Annual SAS Users Group International Conference (SAS Institute)*, Cary, North Carolina, pp. 1538–1550,1994.
- [SCH-86] G. H. SCHAFFER, "Artificial intelligence: A tool for smart manufacturing," *American Machinist and automated Manufacturing*, vol. 130, N°. 8, p. 83, 1986.
- [SEO-02] SEO K-K.; PARK J-H.; JANG D-S.; WALLACE D.," Prediction of the life cycle cost using statistical and artificial neural network methods in conceptual product design," *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 1 October 2002, vol. 15, no. 6, pp. 541-554(14)
- [SHA 04] SHANG J. Q., DING W., ROWE R. K., JOSIC L.," Detecting heavy metal contamination in soil using complex permittivity and artificial neural networks *Canadian geotechnical journal*. 2004, vol. 41, N°. 6, pp. 1054 - 1067[14 pages.]
- [SMA 91] H. B. SMARTT, J. A. JOHNSON, C. J. EINERSON, and G. A. CORDES, "Development of a connectionist fuzzy logic system for control of gas metal arc welding, " in *Intelligent Engineering Systems Through Artificial Neural Networks*, New York: ASME Press, 1991, pp. 711-716.

- [SMI 91] A. E. SMITH, "Quality control using backpropagation: An injection molding applications," in *Intelligent Engineering Systems Through Artificial Neural Networks*. New York: ASME Press, 1991, pp. 729-734.
- [SCH 91] L. W. SCHMERR, S. M. NUGEN and B. FOROURAGHI, "Planning robust design experiments using neural networks and taguchi methods," in *Intelligent Engineering Systems Through Artificial Neural Networks*. New York: ASME Press, 1991, pp. 829-834.
- [SOR 01] SORIN F, BROUSSARD L, ROBLIN P., " Régulation d'un processus industriel par réseaux de Neurones," *Techniques de l'ingénieur. Informatique industrielle*. 2001, vol. 6, N°. S7582
- [SOR 91] T. SORSA, H. N. KOIVO, H. KOIVISTO, "Neural networks in process fault diagnosis, *IEEE Trans. Syst., Man, and Cybern.*, vol. 21, N°. 4, pp. 815-825, 1991.
- [SRI 04] SRINIVASA C.h. Rao; SRIKANT R.R., " Tool wear monitoring-an intelligent Approach," *Proceedings of the IMECH E Part B Journal of Engineering Manufacture*, 1 August 2004, vol. 218, N°. 8, pp. 905-912(8)
- [SUK 05] SUKTHOMYA, W. TANNOCK, J., " The training of neural networks model manufacturing processes," *Journal of Intelligent Manufacturing*, February 2005, vol. 16, no. 1, pp. 39-51(13)
- [SZE 99] SZECSI T., "Cutting force modeling using artificial neural networks," *Journal of Materials Processing Technology 92-93 (1999) 344-349*.
- [TAG 90] H. TAGACHI, "Fusion Technology of Fuzzy Theory and Neural Networks-Survey and Future Directions," *Proc. Intern. Conf. On Fuzzy Logic and Neural Networks*, Iizuka, 1990, pp. 116-132.
- [TAX 71] Jacques TAXI "Comment fonctionne le système nerveux" La Recherche, Janvier 1971
- [THO-02] THOMAS, H., BARRE, M., " Optimisation de trajectoires de fraisage par approche Neuronale," *IDMME 2002 Clermont-Ferrand*, France, May 14-16 2002.
- [TOU 92] TOUZET. C, "les réseaux de neurone artificiels, introduction au connexionnisme", cours exercices et travaux pratiques, l'EERIE (Ecole pour les Etudes et la Recherche en Informatique et Electronique à Nîmes) Juillet 1992.
- [VAT 92] S. VATHYANATHAN and J. P. IGNIZIO, "A stochastic neural network for resource constrained scheduling," *Computers & Operations Research*, vol. 19, N°. 3-4, pp. 241-254, 1992
- [VEN 92] V. Venugopal and T. T. Narendran, "Neural network model for design retrieval in manufacturing systems", *Computers in industry*, vol. 20, pp. 11-23, 1992.
- [VIH 02] VIHAROS, Zs. J. ; NOVAK, K ; TOTH, G. A.; MARKOS, S.; "Modelling of different aspect of the cutting process by using ANNs," *XIII Workshop on supervising and Diagnostics of Machining Systems-Open and global manufacturing design (CIRO)*; Karpacz, Poland, 11-13 March, 2002, pp. 241-249.
- [VIH 02] VIHAROS, Zs.J ; MONOTSORI, L. ; Optimisation of production systems using simulation and artificial intelligence techniques; *Machining 2002*, Budapest, Hungary, 30-30 March, 2002, pp. 579-583.
- [VIH 02] VIHAROS, Zs.J. ; MONOSTORI, L. ; VINCZE, T., "Training and application of artificial Neural networks with incomplete data", *Lecture Notes of Artificial Intelligence, LNAI 2358*, The Fifteenth International conference on Industrial & Engineering Application of Artificial Intelligence & Expert Systems, Springer Computer Science, Springer-Verlag Heidelberg; Cairns, Australia, 17-20 June, 2002, pp. 649-659.
- [VIH 03] VIHAROS. Z. J, MARKOS. S , SZEKERES. C. "ANN-based chip-form classification in turning"; *XVII IMEKO World Congress- Metrology in the 3rd Millennium*; Dubrovnik, Croatia, June 22-27, 2003, pp. 1469-1473.
- [VIH 99] VIHAROS, Zs.J. ; MONOSTORI, L. ; A compromise oriented optimization tool for supporting decision making in machining, *Proceeding of ASI'99, The Annual Conference of ICIMS-NOE, Life Cycle*

Approaches to Production Systems, Management, Control, Supervision, September 22-24, 1999, Leuven, Belgium, pp. 124-131.

[VIH 99] VIHAROS Zs, J. ; Solutions of various assignments in different levels of machining using a general ANN-based process model; MOSYCUT – Model based monitoring systems for cutting tools and processes, MOSYCUT Workshop-Ljubljana, 1999, pp. 65.72.

[WAS 91] P. D. WASSERMAN, A. UNAL, and S. HADDAD, "Neural networks for on-line machine condition monitoring," in *Intelligent Engineering Systems Through Artificial neural networks*. New York: ASME Press, 1991, pp. 693-700.

[WEI 91] WEISS, S.M., et Kulikowski, C.A., "Computer systems that learn," *Morgan Kaufmann Publishers Inc.*, San Mateo, Californie. 1991.

[WER 92] WERBOS, P.J., PELLIONISZ, A.J., "Neurocontrol and Neurobiology: New Developments and Connections," *Actes de IJCNN'92, Baltimore - Los Alamitos: IEEE Press Eds.*, 1992 - p. 373-378

[WER 89] WERBOS, P.J., "Backpropagation and Neurocontrol: A Review and Prospectus," *Actes de IJCNN'89 - Vol. 1 - Los Alamitos: IEEE Press Eds*, 1989, pp. 209-216

[WER 87a] WERBOS, P.J. , "Learning How the World Works : Specifications for a Predictive Networks in Robots and Brains," *Actes de IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 1987 - New-York : IEEE Eds - p. 302-310.*

[WID 90] WIDROW, B., et Lehr, M.A., "30 years of adaptive neural networks: perceptron, madaline and backpropagation," *Proceedings of the IEEE*, **78**(9): 1415–1442. 1990.

[WON 03] S. V. WONG and A. M. S. HAMOUDA, "Machinability data representation with artificial neural network", *Journal of Materials Processing Technology*, Volume 138, Issues 1-3, 20 July 2003, Pages 538-544

[WU 91] H. J. WU, C. S. LIOU and H.-H. Pi, "Fault diagnosis of processing damage in injection molding via neural network approach, " in *Intelligent Engineering Systems Through Artificial neural networks*. New York: ASME Press, 1991, pp. 645-650.

[YIH 93] Y. YIH, T. P. LIANG, and H. MOSKOWITZ, "Robot scheduling in a circuit board production line: A hybrid OR/ANN approach, " *IIE Transactions*, vol. 25, N°. 2, pp. 26-34, 1993.

[YIH 91] Y. YIH, T. P. LIANG, and H. MOSKOWITZ, "A hybrid approach for crane scheduling problems," in *Intelligent Engineering Systems Through Artificial Neural Networks*. New York: ASME Press, 1991, pp. 867-872.

[ZAB 97] ZABLIT. P., MARIN. J-Y., "Aide au diagnostic par réseaux de neurones appliquée au contrôle non destructif par thermographie infrarouge," *Les applications des réseaux de neurones à la mécanique Recueil de conférences CETIM 1997*, pp. 117-123.

[ZAN 00] Marie-Line ZANI "Quand la logique floue se mêle aux vibrations..." *journée d'information sur les systèmes de surveillance des machines. Cetim (Centre Technique des Industries Mécaniques)* le 16 mars 2000 Senlis France. MESURES 725 – Tendances p.50, MAI 2000

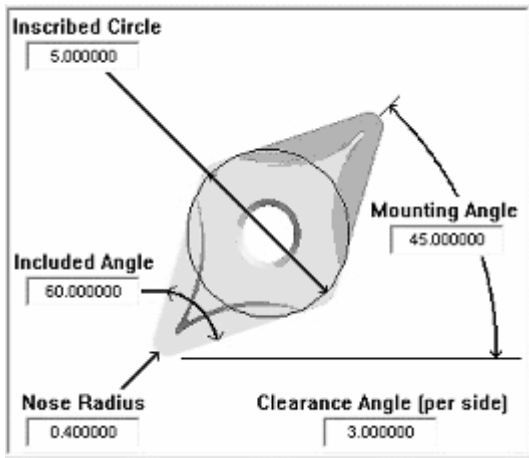
[ZUR 92] ZURADA, J.M., " Introduction to artificial neural systems", *West Publishing Co.*, Saint Paul, Minnesota. 1992.

Annexes

ANNEXE : A

Images capturées lors de la simulation d'usinage avec leur degré d'appartenance

Outil 1 :



Référence outil 01 :

Angle de support : 45.00°

Angle inclus : 60°

Angle de dégagement : 0.4°

Rayon de nez ou rayon du bec : 3.0°

Image					
Cop	1	2	3	4	5
$\mu(x)$	0.3	0.1	0.1	0.1	0.9

Image					
Cop	6	7	8	9	10
$\mu(x)$	0.9	0.9	0.6	0.1	0.1

Image					
Cop	11	12	13	14	15
$\mu(x)$	0.1	0.2	0.9	0.8	0.4





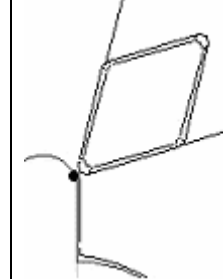
Image					
cop	16	17	18	19	20
$\mu(x)$	0.1	0.1	0.4	0.1	0.1

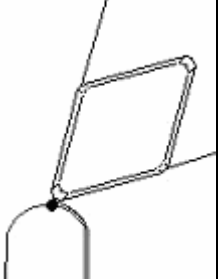
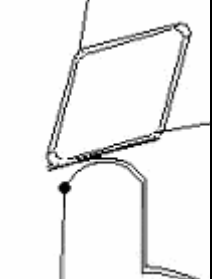
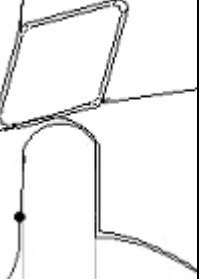
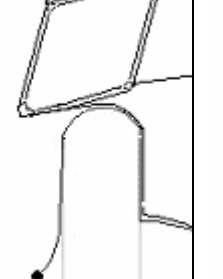

Image					
Cop	21	22	23	24	25
$\mu(x)$	0.1	0.6	0.6	0.6	0.8

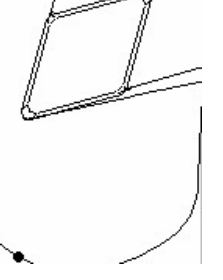
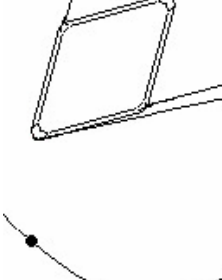
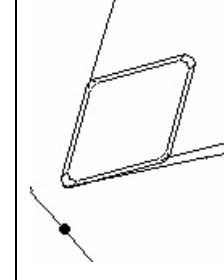
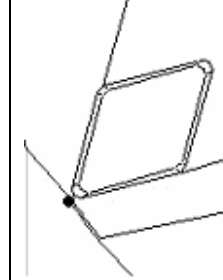
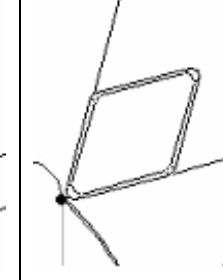

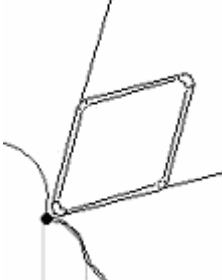
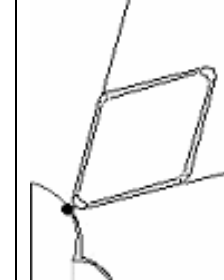
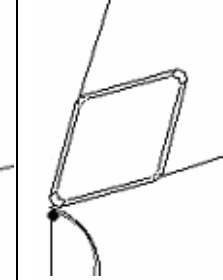
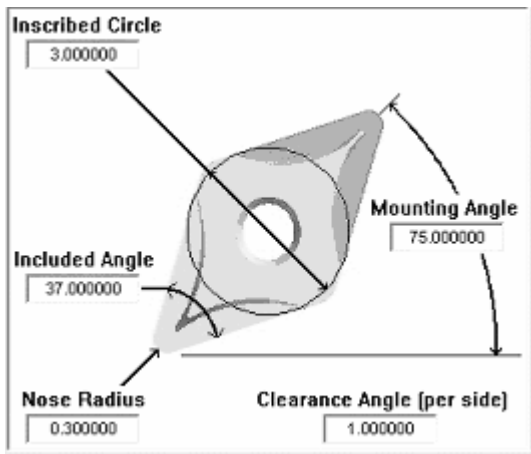
Image					
Cop	26	27	28	29	30
$\mu(x)$	0.9	0.9	0.9	0.1	0.1

Image				
Cop	31	32	33	34
$\mu(x)$	0.1	0.4	0.1	0.1

Outil 2 :



Référence outil 02 :

Angle de support : 75.00°

Angle inclus : 37°

Angle de dégagement : 1.0°

Rayon de nez ou rayon du bec : 0.3

Image					
Cop	1	2	3	4	5
$\mu(x)$	0.1	0.1	0.1	0.4	0.9

Image					
Cop	6	7	8	9	10
$\mu(x)$	0.9	0.9	0.8	0.8	0.1

Image					
Cop	11	12	13	14	15
$\mu(x)$	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1

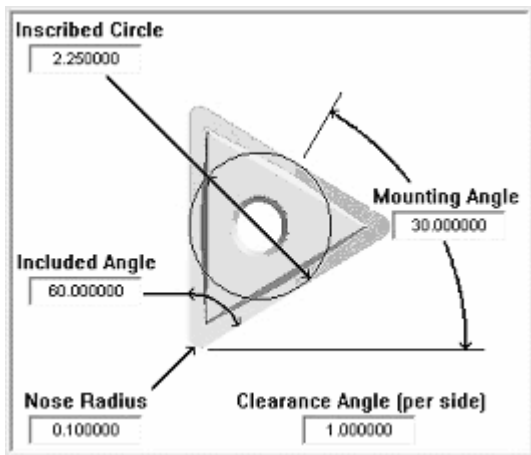
Image					
Cop	16	17	18	19	20
$\mu(x)$	0.1	0.1	0.9	0.8	0.4

Image					
Cop	21	22	23	24	25
$\mu(x)$	0.1	0.1	0.9	0.9	0.9

Image					
Cop	26	27	28	29	30
$\mu(x)$	0.4	0.2	0.2	0.2	0.2

Image				
Cop	31	32	33	34
$\mu(x)$	0.1	0.6	0.1	0.4

Outil 3 :



Référence outil 03 :

Angle de support : 30.00°

Angle inclus : 60°

Angle de dégagement : 1.0°

Rayon de nez ou rayon du bec : 0.1

Image					
Cop	1	2	3	4	5
$\mu(x)$	0.4	0.4	0.9	0.7	0.1

Image					
Cop	6	7	8	9	10
$\mu(x)$	0.1	0.1	0.1	0.5	0.6

Image					
Cop	11	12	13	14	15
$\mu(x)$	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9

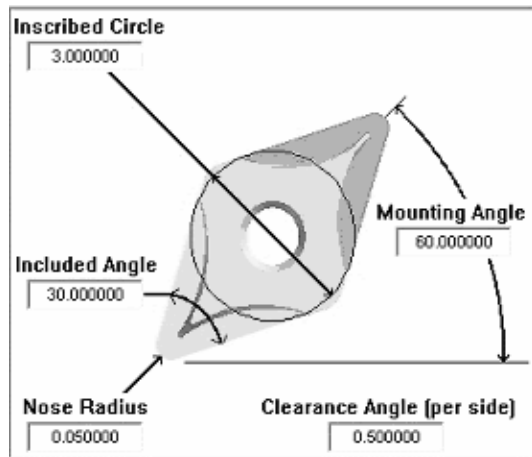
Image					
Cop	16	17	18	19	20
$\mu(x)$	0.9	0.4	0.4	0.4	0.4

Image					
Cop	21	22	23	24	25
$\mu(x)$	0.3	0.9	0.9	0.9	0.9

Image					
Cop	26	27	28	29	30
$\mu(x)$	0.9	0.9	0.9	0.9	0.5

Image				
Cop	31	32	33	34
$\mu(x)$	0.1	0.9	0.7	0.3

Outil 4 :



Référence outil 04 :

Angle de support : 60.00°
 Angle inclus : 30°
 Angle de dégagement : 0.5°
 Rayon de nez ou rayon du bec : 0.05

Image					
Cop	1	2	3	4	5
$\mu(x)$	0.1	0.1	0.2	0.2	0.9

Image					
cop	6	7	8	9	10
$\mu(x)$	0.7	0.3	0.3	0.3	0.1

Image					
Cop	11	12	13	14	15
$\mu(x)$	0.1	0.1	0.1	0.1	0.1



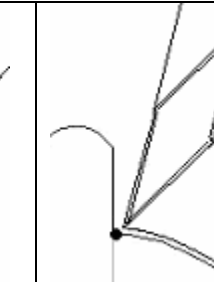
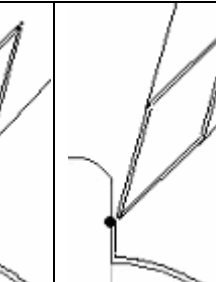
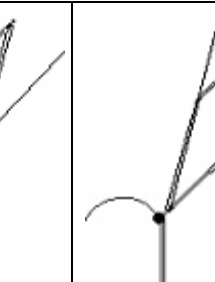
Image					
Cop	16	17	18	19	20
$\mu(x)$	0.2	0.2	0.2	0.5	0.5


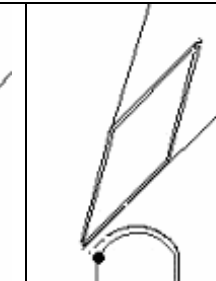
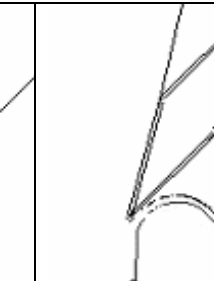

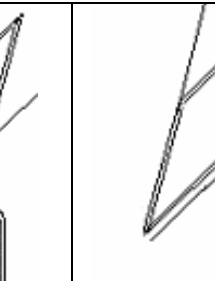
Image					
Cop	21	22	23	24	25
$\mu(x)$	0.1	0.6	0.9	0.9	0.9


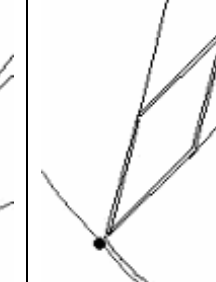



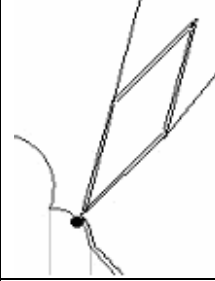
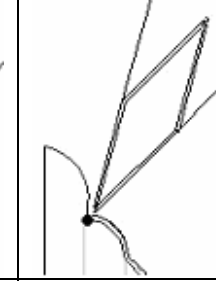
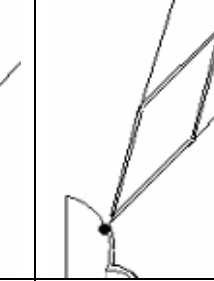
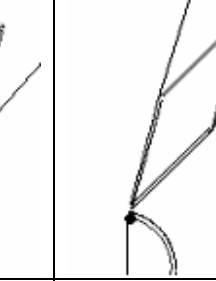
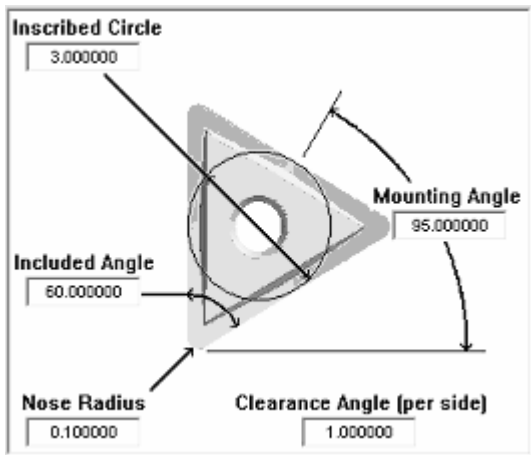
Image					
Cop	26	27	28	29	30
$\mu(x)$	0.9	0.1	0.1	0.1	0.1

Image				
Cop	31	32	33	34
$\mu(x)$	0.1	0.4	0.5	0.1

Outil 5 :



Référence outil 05 :

Angle de support : 95.00°

Angle inclus : 60°

Angle de dégagement : 1.0°

Rayon de nez ou rayon du bec : 0.1

Image					
Cop	1	2	3	4	5
$\mu(x)$	0.9	0.1	0.1	0.5	0.9

Image					
Cop	6	7	8	9	10
$\mu(x)$	0.9	0.9	0.9	0.9	0.1

Image					
Cop	11	12	13	14	15
$\mu(x)$	0.1	0.1	0.1	0.1	0.2

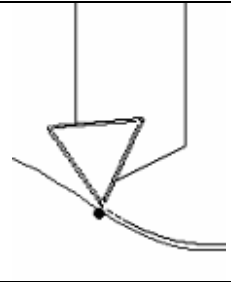
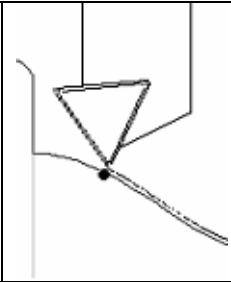
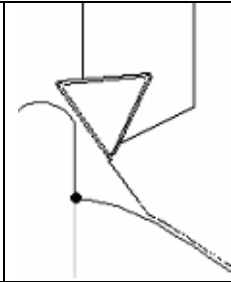
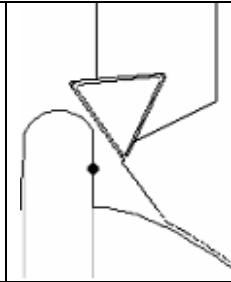
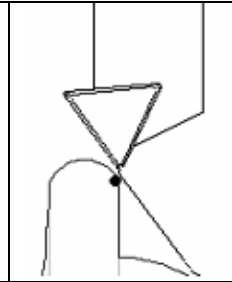
Image					
Cop	16	17	18	19	20
$\mu(x)$	0.4	0.4	0.9	0.9	0.9

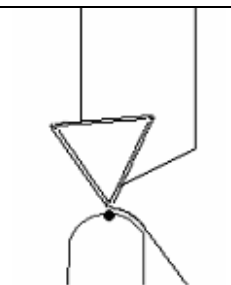
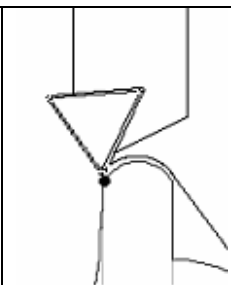
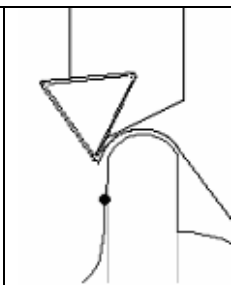
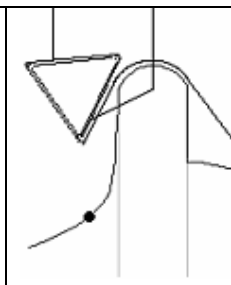
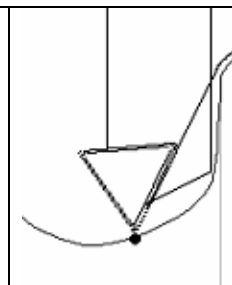
Image					
Cop	21	22	23	24	25
$\mu(x)$	0.1	0.3	0.9	0.9	0.9


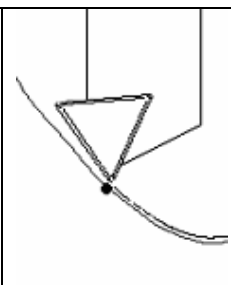
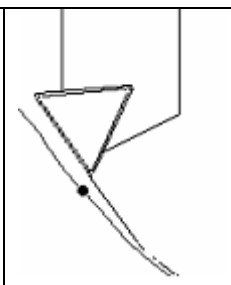
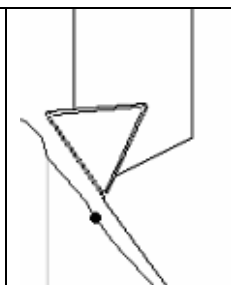
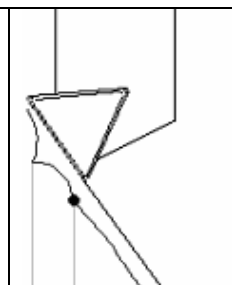
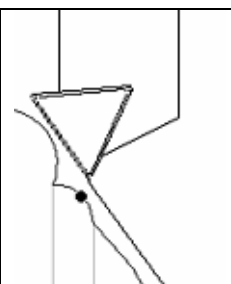
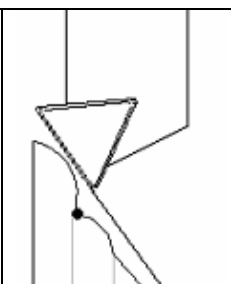
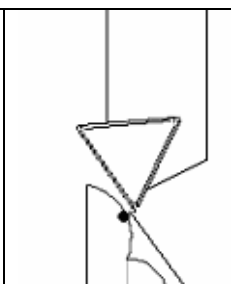
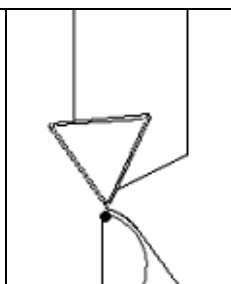
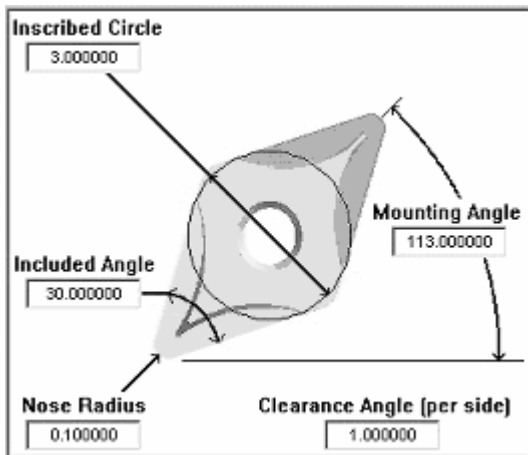
Image					
Cop	26	27	28	29	30
$\mu(x)$	0.5	0.6	0.9	0.9	0.9

Image				
Cop	31	32	33	34
$\mu(x)$	0.9	0.9	0.9	0.6

Outil 6:



Référence outil 06 :

Angle de support : 113.00°
 Angle inclus : 30°
 Angle de dégagement : 1.0°
 Rayon de nez ou rayon du bec : 0.1

Image					
Cop	1	2	3	4	5
$\mu(x)$	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9

Image					
Cop	6	7	8	9	10
$\mu(x)$	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9

Image					
Cop	11	12	13	14	15
$\mu(x)$	0.6	0.6	0.6	0.6	0.8

Image					
Cop	16	17	18	19	20
$\mu(x)$	0.9	0.9	0.9	0.9	0.9

Image					
Cop	21	22	23	24	25
$\mu(x)$	0.6	0.4	0.1	0.1	0.2

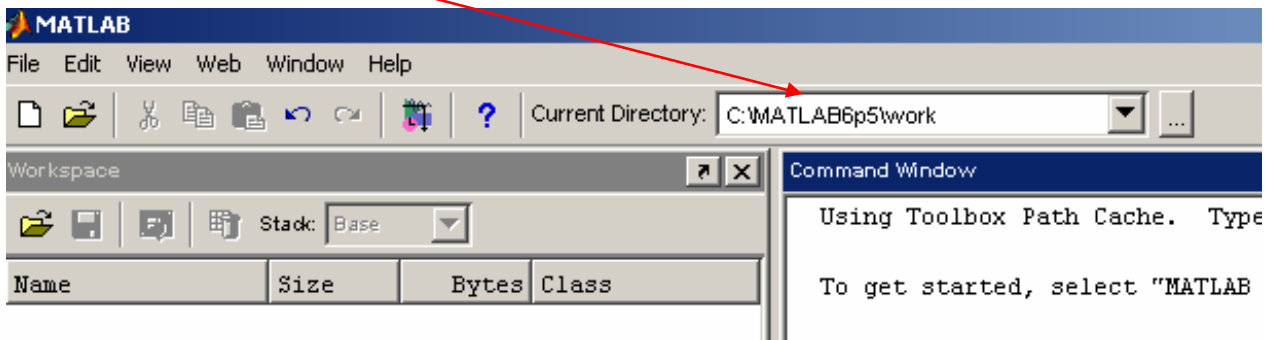
Image					
Cop	26	27	28	29	30
$\mu(x)$	0.6	0.9	0.9	0.9	0.9

Image				
Cop	31	32	33	34
$\mu(x)$	0.9	0.9	0.9	0.9

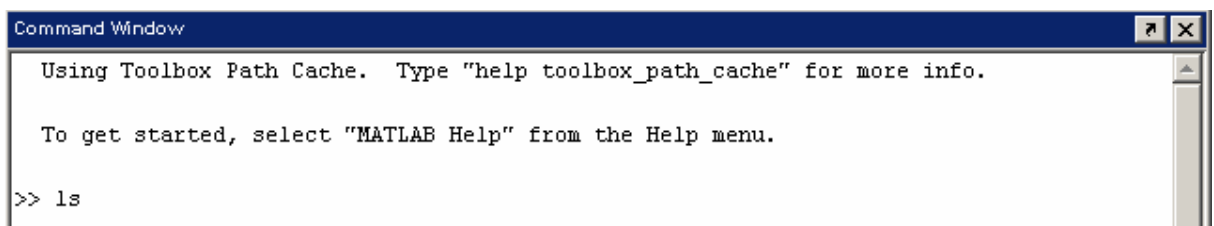
ANNEXE : B.

Procédures de transformation des images en matrices

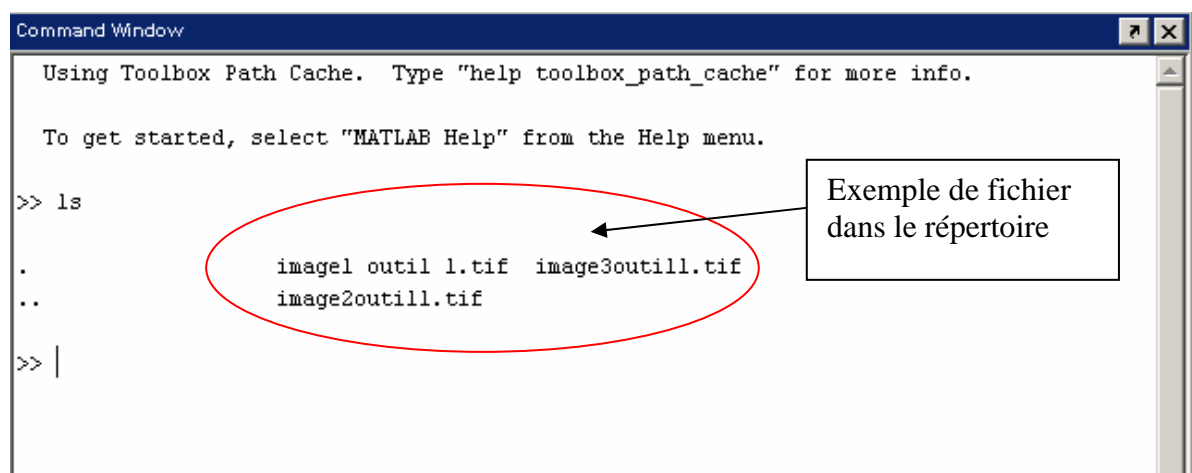
- Copier toutes les images et les coller une à une, et chaque image deviendra un fichier qu'il faut enregistrer sous format TIF dans le répertoire c:\MATLAB6p5\work. Ensuite sur le logiciel MATLAB.



- Ecrire la commande « ls » pour visualiser tous les fichiers que contient le répertoire cité ci-dessus

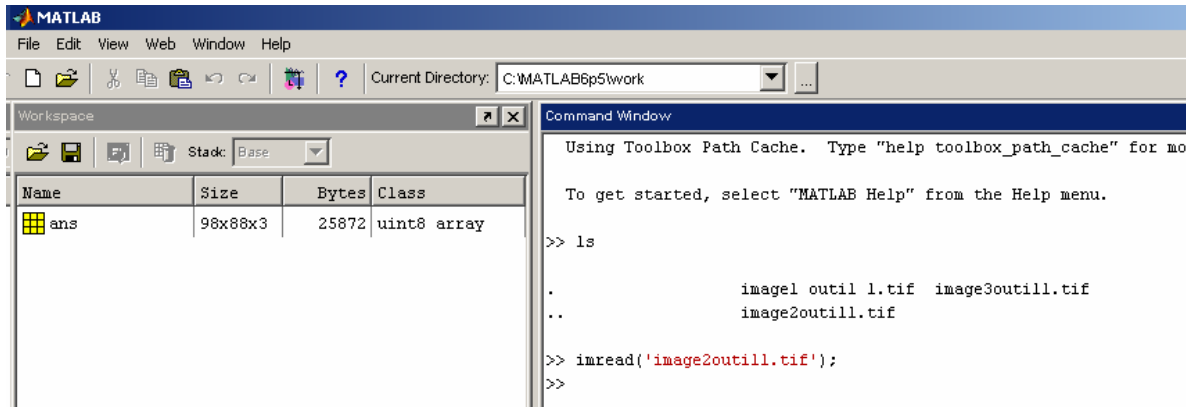


- Taper « entrer » pour voir apparaître tous les fichiers qui existent dans le répertoire.

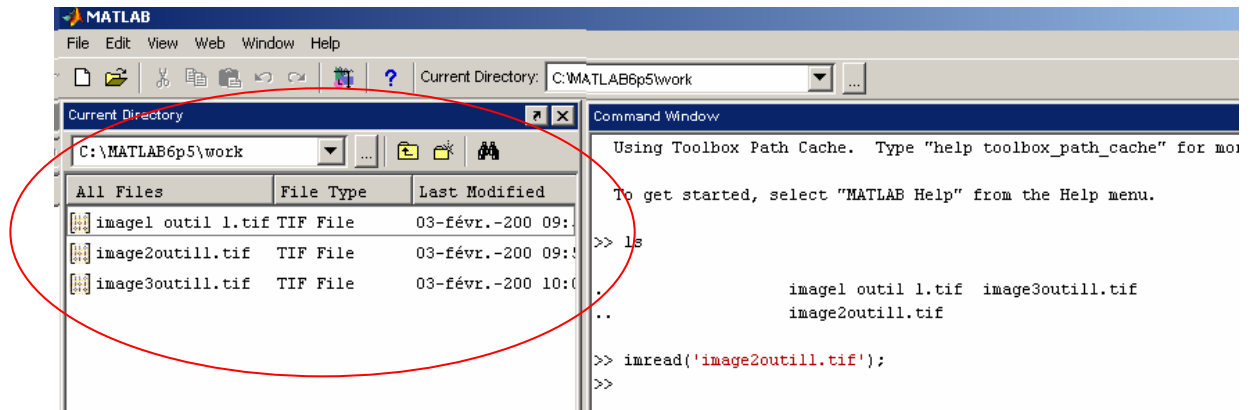


- Ensuite taper la commande IMREAD :
Exemple : IMREAD ('image2outill.tif');

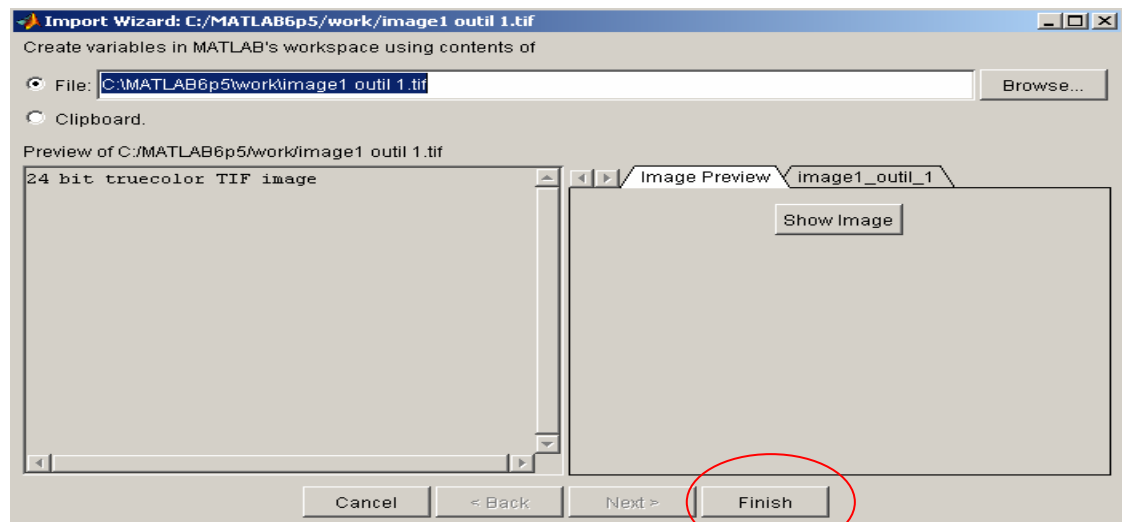
- En tapant entrer le logiciel crée automatiquement la variable informatique qui est une matrice cela s'affiche « ans » sur l'interface de gauche.



- Ensuite au bas de l'interface gauche cliquer sur « current directory » l'interface gauche s'affichera différemment : comme si dessous



- En cliquant 2 fois sur la première ligne par exemple : On aura une boite de dialogue qui va s'afficher :



- cliquer sur finish : Le logiciel va créer une variable dans l'interface (Workspace) ce qui apparaît directement sur l'interface. Ensuite on reprend toutes les étapes de la procédure pour les autres images. Pour notre cas on aura la représentation suivante

Name	Size	Bytes	Class
ans	96x88x3	25872	uint8 array
image1_outil_1	80x80x3	19200	uint8 array

```

Using Toolbox Path Cache. Type "help toolbox_path_cache" for more :

To get started, select "MATLAB Help" from the Help menu.

>> ls

.           image1_outil_1.tif  image3outill.tif
..          image2outill.tif

>> imread('image2outill.tif');
Import Wizard created variables in the current workspace.
>> |
  
```

Variable créée sous le nom de notre image

- Si on veut afficher notre image et la voir sur le logiciel MATLAB on écrit la commande `imagesc` : ex : `imagesc(image2outill);`

```

Using Toolbox Path Cache. Type "help toolbox_path_cache" for more :

To get started, select "MATLAB Help" from the Help menu.

>> ls

.           image1_outil_1.tif  image3outill.tif
..          image2outill.tif

>> imread('image2outill.tif');
Import Wizard created variables in the current workspace.
Import Wizard created variables in the current workspace.
>> imagesc(image2outill);
>>
  
```

- Ce qui nous permet de voir apparaître l'image dans une autre fenêtre de MATLAB, Comme suit :

