

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي

Université Abou Bekr Belkaïd . Tlemcen



جامعة أبي بكر بلقايد - تلمسان

FACULTE DE TECHNOLOGIE  
DEPARTEMENT DE GENIE MECANIQUE

**THESE**

PRESENTEE POUR L'OBTENTION DU DIPLOME DE DOCTORAT

EN

GENIE MECANIQUE

PAR

**KARA-ALI Djamal Abdelillah**

*Contribution à la modélisation  
Coupe – paramètres d'usinage à l'aide de la  
**Méthode de Traitement de Données par Groupe***

Soutenu le : 26/10/2013, devant le jury :

Mr : <b>BOURDIM</b> Abdelghafour	MC.A. Université de TLEMEN	Président
Mr : <b>LIAZID</b> Abdelkrim	Pr. Ecole Nationale Polytechnique d'ORAN	Directeur de thèse
Mr: <b>CHEIKH</b> Abdelmadjid	Pr. Université de TLEMEN	Co- Directeur de thèse
Mr : <b>TAZEROUT</b> Mohand.	Pr. Ecole des Mines de NANTES	Examineur
Mr : <b>BALISTROU</b> Mourad	MC.A. Université de BOUMERDES	Examineur
Mr : <b>HAMOU</b> Saïd	Pr. Université de TLEMEN	Examineur

*Année universitaire : 2012 / 2013*

## ***Dédicaces***

***A mes parents, que Dieu ait leur âme***

***A ma petite famille***

***A mes frères et sœurs***

***A ma grande famille***

***A tous mes amis***

***A tous mes collègues***

## **Remerciements**

*Je remercie chaleureusement Monsieur **Abdelkrim LIAZID**, directeur du Laboratoire LTE, Professeur à l'ENP d'ORAN et mon directeur de thèse, pour la confiance qu'il m'a accordée, son excellent encadrement, ses conseils, sa motivation et sa disponibilité. Qu'il puisse trouver dans ce mémoire toute ma reconnaissance et mon plus profond respect.*

*Je tiens à remercier Monsieur **Abdelmadjid CHEIKH**, directeur du laboratoire IS2M, Professeur à l'Université de Tlemcen d'avoir co-encadré ce travail. Je lui témoigne toute ma gratitude.*

*Mes vifs remerciements vont aussi, à Monsieur **Abdelghaffour BOURDIM**, Maitre de conférences à l'Université de Tlemcen, qui m'a fait l'honneur de bien vouloir présider le jury et pour l'intérêt qu'il a porté à ce travail.*

*Que Messieurs, **Mohand TAZEROUT** Professeur à l'Ecole des Mines de Nantes, **Mourad BALISTROU** Maitre de conférences à l'Université de Boumerdes, **Saïd HAMOU**, Professeur à l'Université de Tlemcen, soient remerciés pour avoir accepté d'examiner ce travail, et le temps qu'ils ont consacré à la lecture du manuscrit.*

*Mes sincères remerciements vont à tous mes collègues de travail pour leur soutien, les phrases d'encouragements et leur aide désintéressée.*

*Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à toute ma famille*

*Je remercie tous mes amis.*

*Enfin mes derniers mots vont vers ma femme et mes enfants*

## ***Résumé***

L'amélioration de la productivité en usinage nécessite un contrôle automatique du processus de coupe. C'est pourquoi, l'implémentation d'un système de surveillance en ligne de l'usure des outils de coupe devient nécessaire.

Dans l'usinage, l'utilisation de l'approche classique pour développer une méthode fiable pour la prédiction de l'usure de l'outil avec un modèle mathématique basé sur la déformation plastique du matériau de travail ne peut pas toujours offrir des résultats satisfaisants. Parfois le modèle classique donne des erreurs de prévision assez large par la perturbation dans le processus de coupe.

Ce travail traite la prédiction de l'usure en dépouille de l'outil dans une opération de tournage en utilisant une technique puissante appelée Méthode de Traitement de Données par Groupe (MTDG), comme outil de modélisation de processus. Il décrit la méthodologie d'élaboration du modèle mathématique multidimensionnel reliant les paramètres entrée-sortie du processus de coupe. Très adaptée aux processus complexes cette approche est aujourd'hui facilement implémentable sur des machines-outils compte tenu du développement spectaculaire des moyens informatiques. Son algorithme détermine une représentation mathématique entre l'usure en dépouille VB et les paramètres d'usinage. Le modèle a une grande capacité de prévision et indique l'influence des variables d'entrée sur la durée de vie de l'outil. Le modèle dérivé révèle que l'usure, et par conséquent la durée de vie est une fonction complexe des paramètres: vitesse de coupe, l'avance et la profondeur de coupe.

***Mots clés*** : GMDH, modélisation, processus de tournage, usinage, usure des outils.

## ***Abstract***

In machining area, the use of conventional approach to develop a reliable method predicting tool wear with a mathematical model based on the plastic deformation of the work material cannot always deals to satisfactory results. Sometimes the conventional model gives rather large prediction errors by the disturbance into the cutting process. This work deals with the prediction of the tool flank wear in a turning operation using the powerful technique called Group Method of data Handling (GMDH). As a process modeling tool, the GMDH algorithm determines a mathematical representation between tool flank wear and the measured variables involved. The GMDH method is useful to perform a statistical model of a complex multi-variable system using a few process data. The tool wear model obtained by applying GMDH has considerably high prediction capacity and indicates the influence of input variables on the cutting tool life. Special care was taken to avoid the influence of the dynamic phenomenon of turning process on the obtained experimental data. The derived model reveals that tool wear and consequently tool life is a complex function according to cutting parameters: speed, feed and depth of cut.

***Keywords : Machining; Turning process; Tool wear; GMDH; Mathematical model***

## ملخص

تحسين الإنتاجية في التصنيع يتطلب تحكم آلي في عملية القطع. ولذلك، فإن تنفيذ نظام مراقبة على الخط لارتداء أداة القطع يصبح ضروري. استخدام النهج التقليدي في التصنيع لوضع طريقة يمكن الاعتماد عليها للتنبؤ ارتداء الأداة مع نموذج رياضي يعتمد على تشوه بلاستيكي لمادة العمل لا توفر دائما نتائج مرضية. في بعض الأحيان يعطي النموذج الكلاسيكي أخطاء توقعات كبيرة لاضطراب في عملية القطع يتناول هذا العمل التنبؤ ارتداء جناح الأداة في عملية تسطين على آلة الخراطة باستخدام تقنية قوية تسمى طريقة معالجة البيانات بمجموعة كأداة لنمذجة العملية. فهو يصف منهجية لتطوير نموذج رياضي (MTDG) يربط بين المدخلات والمخرجات المتعددة الأبعاد في عملية القطع.

مناسبة جدا للعمليات المعقدة هاذة الطريقة الآن تنفذ بسهولة على آلات القطع نظرا لتطوير مذهب لتكنولوجيا الاعلام الألى خوارزمية يحدد التمثيل الرياضي بين ارتداء الأداة (VB) و معلمات القطع. النموذج له قدرة كبيرة على التنبؤ، و يبين تأثير المتغيرات الإدخال على حياة الأداة. يكشف النموذج المشتق أن الارتداء، وبالتالي حياة الأداة هي وظيفة معقدة من المعلمات: سرعة القطع، التقدم وعمق القطع.

**كلمات البحث :** النمذجة، عملية التصنيع، تصنيع ، إرتداء الأداة، GMDH

## Symboles et abréviations

### Chapitre I Mécanismes de l'usure

- T : Durée de vie en [mn]  
KT : Usure en cratère en [mm]  
KM : Usure en cratère en [mm]  
 $\gamma_c$  : Angle de cratérisation  
VB : Usure en dépouille en [mm]  
XC 48 : Acier non allié pour traitements thermiques.  
P30 : Nuance de la plaquette en carbure de tungstène  
Vc : Vitesse de coupe en [m/min]  
a : Avance en [mm/tr]  
p : Pénétration en [mm]

### Chapitre II Etude bibliographique

- MTDG : Méthode de Traitement de Données par Groupe  
FFT : (*Fast Fourier Transform*) Transformée de Fourier Rapide.  
DCLNL 2525M 12 : Désignation du porte-outil (section carrée)  
CNMG 1204 125B OR2500 : Désignation de la plaquette de carbure (carrée)  
FGL 250 : Fonte à graphite lamellaire. Résistance à la rupture : 250 N/mm<sup>2</sup>  
GMDH : (*Group Method Data Handling*) Méthode de traitement de données par groupe  
PE : Plan d'expériences  
CNC : Machine à commande numérique  
TPG : Désignation de la plaquette de carbure  
PNN : (*Polynomial Neural Network*) Polynôme issu de réseau de neurones  
PSO : (*Particle Swarm Optimisation*) Optimisation par la technique de particules en essaim  
6061-T6 : Alliage d'aluminium  
RSM : (*Response surface methodology*) Méthode des surfaces de réponse  
AE : (*Acoustic Emission*) émissions acoustiques

F : résultante de l'effort de coupe en [N]

$F_t$  : effort tangentiel en [N]

$F_r$  : effort radial en [N]

$F_a$  : effort axial en [N]

### Chapitre III **Description de la méthode GMDH**

SLP : (*Simplified Linear Programming*) Algorithme simplifié de programmation linéaire pour l'optimisation

TMNN : (*Twice-Multilayered Neural Nets*) Réseaux neurones deux fois-multicouches

OCC : (*Objective Computer Clusterization*) Algorithme objectif de groupement d'ordinateur

AC : (*Analogues Complexing*) Algorithmes Analogiques de complexité

### Chapitre IV **Approche expérimentale**

C20 : Acier non allié à 0,20% de carbone

PWLN 20x20 L10 : Désignation du porte-outil (section rectangulaire)

WNMG : Désignation de la plaquette (plaquette trigone)

$ER_{VB}$  : Erreur sur VB

### Chapitre V **Résultats et discussions**

PRESS : Critère d'arrêt

AR : Critère de régularité

PRR : Critère de la contre-vérification

BS : Critère d'équilibre différentiel

MSE : (*Mean Square Error*) Erreur quadratique moyenne

VNS : (*Variable Neighborhood Search*) Méthode de recherche à voisinage variable

CPU : (*Computer Unit*) Unité de l'ordinateur



**Liste des figures**

**Chapitre I Mécanismes de l'usure**

Figure 1.1	Coupe longitudinale (chariotage).....	7
Figure 1.2	Principales zones de cisaillement du copeau.....	8
Figure 1.3	partie active de l'outil .....	10
Figure 1.4	Evaluation du mécanisme d'usure en fonction de la température de coupe.....	11
Figure 1.5	Formes d'usure classiques d'une plaquette d'usinage .....	12
Figure 1.6	Caractérisation des formes d'usure des outils de coupe .....	14
Figure 1.7	Evolution de l'usure en fonction du temps.....	18
Figure 1.8	Courbes expérimentales .....	19
Figure 1.9	Droite de Taylor.....	20
Figure 1.10	Représentation graphique des différents modèles .....	22

**Chapitre II Etude bibliographique**

Figure 2.1	Système général de surveillance en ligne de l'usure de l'outil .....	26
Figure 2.2	Schéma de la chaîne d'acquisition.....	27
Figure 2.3	Schéma d'acquisition et traitement de données .....	37

**Chapitre III Description de la méthode GMDH**

Figure 3.1	Structure du réseau multicouche de la GMDH.....	45
Figure 3.2	Organigramme de la GMDH modifiée .....	51
Figure 3.3	Critère externe des valeurs d'exactitude du minimum tracées contre la complexité de la structure du modèle $S$ pour la variation de bruit $\xi^2$ .....	55

**Chapitre IV Approche expérimentale**

Figure 4 .1	Méthode traditionnelle d'expérimentation.....	59
Figure 4 .2	Choix de l'emplacement des points expérimentaux.....	60
Figure 4 .3	Photographies du porte-outil utilisé.....	62
Figure 4 .4	Photographies des plaquettes utilisées.....	62
Figure 4 .5	Photographies des éprouvettes, Machine-outil et usinage .....	62
Figure 4.6	Mesure de l'usure $VB$ .....	63
Figure 4 .7	Plan d'expériences du type $3^3$ .....	64

**Chapitre V Résultats et discussions**

Figure 5.1	Evolution de l'indice de performance le long du réseau GMDH.....	70
Figure 5.2	Confrontation modèle-expérience de l'usure $VB$ .....	71
Figure 5.3	Confrontation modèle-expérience de l'usure $VB$ avec GMDH modifiée...72	72
Figure 5.4	Usure $VB$ en fonction de $V_C$ et $a$ . Profondeur de passe $p=1\text{mm}$ .....	74
Figure 5.5	Usure $VB$ en fonction de $V_C$ et $p$ . Avance $a=0,128\text{ mm/tr}$ .....	74
Figure 5.6	Usure $VB$ en fonction de $a$ et $p$ . Vitesse de coupe $V_C=125\text{m/min}$ .....	75
Figure 5.7	Taux de variation de $VB$ en fonction de la vitesse de coupe.....	76
Figure 5.7	Taux de variation de $VB$ en fonction de l'avance.....	76
Figure 5.7	Taux de variation de $VB$ en fonction de la profondeur de passe.....	76

## Liste des tableaux

### Chapitre I : Mécanismes de l'usure

Tableau 1.1 Illustration des formes d'usure des outils de coupe.....	15
--	----

### Chapitre III Description de la méthode GMDH

Tableau 3.1 Comparaison des deux méthodologies : Réseaux neurones et GMDH....	56
---	----

### Chapitre IV Approche expérimentale

Tableau 4.1 Résumé des conditions de coupe .....	64
Tableau 4.2 Matrice standard pour un plan de type $3^k$ .....	65
Tableau 4.3 Résultats expérimentaux .....	66
Tableau 4.4 Données supplémentaires pour la GMDH Modifiée.....	68

### Chapitre V Résultats et discussions

Tableau 5.1 Valeurs des coefficients estimés par le réseau GMDH.....	69
Tableau 5.2 Erreurs minimales des différentes couches.....	70
Tableau 5.3 Résultats pour la GMDH Modifiée .....	72
Tableau 5.4 Solution optimale utilisant la technique d'optimisation VNS.....	79

**Table des matières**

Introduction générale.....	4
<b>Chapitre I Mécanismes de l'usure</b>	
Introduction.....	7
1.1 Paramètres classiques associés à la coupe.....	7
1.2 Formation du copeau.....	7
1.3 Mécanismes de formation de l'usure.....	9
1.3.1 <i>Durée de vie</i> .....	9
1.3.2 <i>Définition de l'usure</i> .....	10
1.3.2.1 <i>Usure par effets mécaniques</i> .....	10
1.3.2.2 <i>Usure par effets physico-chimiques</i> .....	11
1.4 Manifestations de l'usure.....	12
1.4.1 <i>Usure en cratère (KT)</i> .....	13
1.4.2 <i>Usure en dépouille (VB)</i> .....	13
1.4.3 <i>Usure par effondrement d'arête</i> .....	14
1.4.4 <i>Usure en entaille</i> .....	14
1.4.5 <i>Usure par fissuration</i> .....	14
1.5 Critères d'usure.....	16
1.6 Détermination des lois expérimentales d'usure.....	16
1.6.1 <i>Conditions opératoires</i> .....	16
1.6.2 <i>Mesure de l'usure</i> .....	17
1.6.3 <i>Courbes expérimentales</i> .....	17
1.6.4 <i>Etablissement des lois d'usure</i> .....	18
1.7 Modèles de lois d'usure.....	19
1.7.1 <i>Principales corrélations mathématiques de l'usure</i> .....	19
1.7.2 <i>Bilan des modèles d'usure</i> .....	21
1.8 Conclusion.....	22
<b>Chapitre II Etude bibliographique</b>	
Introduction .....	24
2.1 Méthodes d'évaluation de l'usure des outils de coupe .....	24
2.2 Surveillance automatique des outils de coupe .....	25
2.2.1. <i>Principe de base de la surveillance automatique des outils</i> .....	26
2.2.2. <i>Détection de l'usure d'outil</i> .....	27
2.3 Identification de l'usure d'outil.....	28
2.3.1 <i>Identification de l'usure d'outil par la méthode GMDH</i> .....	30
2.4 Conclusion.....	37

## Chapitre III Description de la méthode GMDH

Introduction.....	38
3.1 Présentation de la méthode GMDH.....	38
3.2 Bref historique.....	40
3.3 Description générale.....	42
3.3.1 Couches de la GMDH .....	43
3.3.2 Nœuds de la GMDH .....	43
3.3.3 Structure de l'algorithme GMDH .....	43
3.3.4 Exemple illustratif.....	46
3.3.5 Dérivation de l'algorithme GMDH (modifié) pour un modèle linéaire..	48
3.4 Nouvel aspect.....	51
3.5 Particularités.....	52
3.6 Différences entre les algorithmes de la GMDH et d'autres algorithmes d'identification structurale.....	52
3.7 Nouvelles tendances.....	53
3.8 Critères sélectifs .....	53
3.8.1 Critères externes et internes.....	53
3.8.2 Structure de quelques critères .....	50
3.8.3 Critère externe d'exactitude.....	50
3.9 Comparaison entre réseaux neurones et GMDH.....	55
3.10 Conclusion.....	57

## Chapitre IV Approche expérimentale

Introduction.....	58
4.1 Introduction aux plans d'expériences .....	58
4.2 Choix des points expérimentaux .....	59
4.3 Principaux avantages des plans d'expériences .....	60
4.4 Dispositif expérimental.....	61
4.4.1 Description du dispositif expérimental.....	61
4.4.2 Méthodologie des essais .....	63
4.5 Résultats expérimentaux.....	66
4.6 Conclusion.....	68

## Chapitre V Résultats et discussions

Introduction.....	67
5.1 Elaboration du modèle mathématique de l'usure en dépouille VB de l'outil.....	67
5.2 Application de l'approche GMDH modifiée.....	71
5.3 Discussions.....	73
5.4 Optimisation du modèle de l'usure de l'outil lors de l'opération de tournage.....	77
5.4.1 Méthode VNS.....	77
5.4.2 Résultats.....	78

5.4.3 <i>Observations</i> .....	79
5.5 Conclusion.....	79
<b>Conclusions générales et perspectives</b> .....	81
<b>Bibliographie</b> .....	83
<b>Annexe A :</b> Algorithmes de GMDH.....	87
<b>Annexe B :</b> Plans factoriels d'expérience.....	101



**INTRODUCTION GENERALE**

### INTRODUCTION GENERALE

La coupe des métaux reste aujourd'hui l'un des procédés les plus largement utilisés malgré l'apparition de nouvelles techniques durant ces dernières années. La recherche d'une meilleure productivité est donc une préoccupation majeure.

La prédiction ou la détection de l'usure de l'outil de coupe est très importante pour la réussite de l'automatisation industrielle. Le modèle classique de Taylor qui détermine la durée de vie de l'outil n'est pas toujours satisfaisant voir peu fiable du au caractère non-linéaire du processus de la coupe et à l'apparition d'une grande diversité de nouveaux matériaux à usiner qui accompagne le progrès technologique. Les dispositifs ou méthodes qui rendent le fonctionnement entièrement automatique dans le processus d'usinage n'ont toujours pas encore été pleinement développés.

Le choix des meilleures conditions d'usinage vis-à-vis de l'usure, que ce soit avec des vitesses conventionnelles ou à grandes vitesses, consiste à trouver les conditions de coupe à l'aide du meilleur compromis entre la vitesse de coupe et la durée de vie des outils. La durée d'utilisation de l'outil étant limitée par son degré d'usure, il en résulte que les temps d'usinage sont en rapport direct avec l'usure. Le coût d'usinage, qui intéresse en définitive l'entreprise, est une conséquence de la tenue des outils à l'usure. La qualité du travail d'un outil dans le processus d'usinage dépend de son degré d'usure. L'importance de celle-ci a une influence directe sur:

- La qualité et la précision dimensionnelle de la surface obtenue,
- La tenue de l'outil dans le temps,
- La puissance nécessaire à la coupe.

Les progrès continus des matériaux destinés aux outils coupants ont largement accru la variété des outillages et l'étendue de leur champs d'utilisation et par voie de conséquence le champ d'investigation de la recherche scientifique et technologique. Le facteur dominant aujourd'hui est la durée de vie prédéterminée de l'outil entre deux affûtages. Les conditions de coupe ayant une influence non négligeable sur les frais de fabrication, il est utile de connaître les lois d'usure des outils coupants. En effet, à partir de leur connaissance, il est

possible de déterminer les conditions de coupe économiques, donc d'agir directement sur les coûts de fabrication.

Le tournage est un procédé d'usinage particulier comportant à la fois : une pièce mobile, un outil à arête unique et une coupe continue (la matière défile en continu sur la face de coupe). Ces aspects rendent complexe l'étude de la durée de vie des outils. Le phénomène d'usure s'avère évolutif et se développe au cours de la coupe ce qui nuit à la qualité de l'usinage ainsi qu'à la productivité et surtout peut conduire à la destruction de l'outil dans le cas d'une usure excessive. Il est connu aujourd'hui que l'influence des paramètres de coupe sur l'usure d'une plaquette en carbure métallique au cours des opérations de tournage des aciers constitue un critère prépondérant par rapport à la qualité de l'état de surface. Cependant, ces résultats s'appuient sur le suivi statique de l'usure.

La problématique aujourd'hui étant l'extension du suivi statique à un suivi dynamique en élaborant un programme informatique capable de prédire correctement l'usure de l'outil en tenant compte des variables (paramètres de coupe) liées directement à la matière usinée et de l'outil et des variables liées aux performances de la machine-outil. Pour ces raisons, l'implémentation des systèmes de surveillance en usinage pour le contrôle de l'usure des outils de coupe et la prédiction de leur durée de vie est devenue une nécessité incontournable afin de compléter la chaîne d'automatisation des systèmes de production mécanique. En l'intégrant sur une machine à commande numérique, on peut améliorer les paramètres de coupe pendant l'usinage afin de maximiser l'utilisation de l'arête de coupe de la plaquette.

L'objectif de ce travail est de développer et d'optimiser un modèle de prédiction de l'usure des outils de coupe, adapté aux opérations de tournage et basé sur une approche reposant sur la méthode des traitements de données par groupe (GMDH). La finalité de ce modèle est de servir à concevoir une configuration d'un système de surveillance automatique de l'usure afin d'améliorer la productivité du processus d'usinage par l'utilisation d'une régulation automatique de la coupe. Une application concernera l'analyse et la prédiction des relations entre les paramètres de coupe et le processus d'usinage de l'acier mi-dur durant les opérations de tournage. Ce procédé doit s'intégrer sur une machine à commande numérique pour améliorer les paramètres de la coupe pendant l'usinage. Dans ce contexte, l'approche proposée peut être adaptée à la surveillance en ligne et prédire l'usure des outils de coupe des opérations de tournage.



A cet effet, ce mémoire de thèse est organisé en cinq chapitres:

1. Le premier chapitre présente brièvement les principes de la coupe, les mécanismes de formation de l'usure et leurs critères d'évaluation, et aussi les modèles de prédiction des lois expérimentales.
2. Le deuxième chapitre synthétise une étude bibliographique concernant les méthodes de prédiction de l'usure des outils de coupe moyennant l'approche GMDH en fabrication mécanique.
3. Le troisième chapitre est dédié à la description mathématique et algorithmique de l'approche GMDH.
4. Le quatrième chapitre décrit la démarche expérimentale développée dans le cadre de cette thèse. Il formule également quelques difficultés rencontrées durant ce travail.
5. Le cinquième chapitre présente les résultats atteints et discute une méthode d'optimisation de ces résultats.

Une conclusion générale et des perspectives de développement de ce présent travail parachèvent cette thèse.



**Chapitre I**

**MECANISMES DE L'USURE**

# Chapitre I

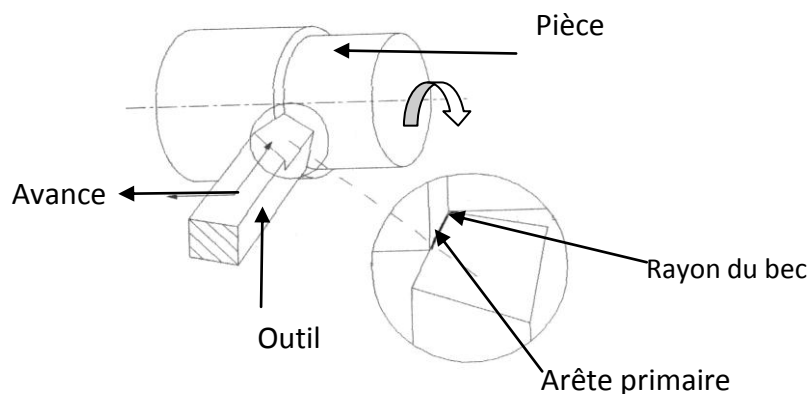
## MECANISMES DE L'USURE

### Introduction

Nous présentons brièvement dans ce chapitre le principe de la coupe, un rappel sur les mécanismes de formation de l'usure, leurs différents types et les critères de leurs évaluations. Nous présentons les modèles de prédiction des lois expérimentales et décrivons les essais d'usure permettant de les établir.

### 1.1 Paramètres classiques associés à la coupe

Classiquement, une opération de tournage met en jeu deux arêtes de coupe (primaire et secondaire) et le rayon de bec de l'outil. La surface de coupe peut être interprétée comme étant la forme négative de l'arête de coupe, traînée sur la surface dans la direction du mouvement effectif de coupe. La surface usinée est donc l'enveloppe des positions successives prises par l'arête de coupe dans le mouvement relatif outil-copeau figure (1.1).



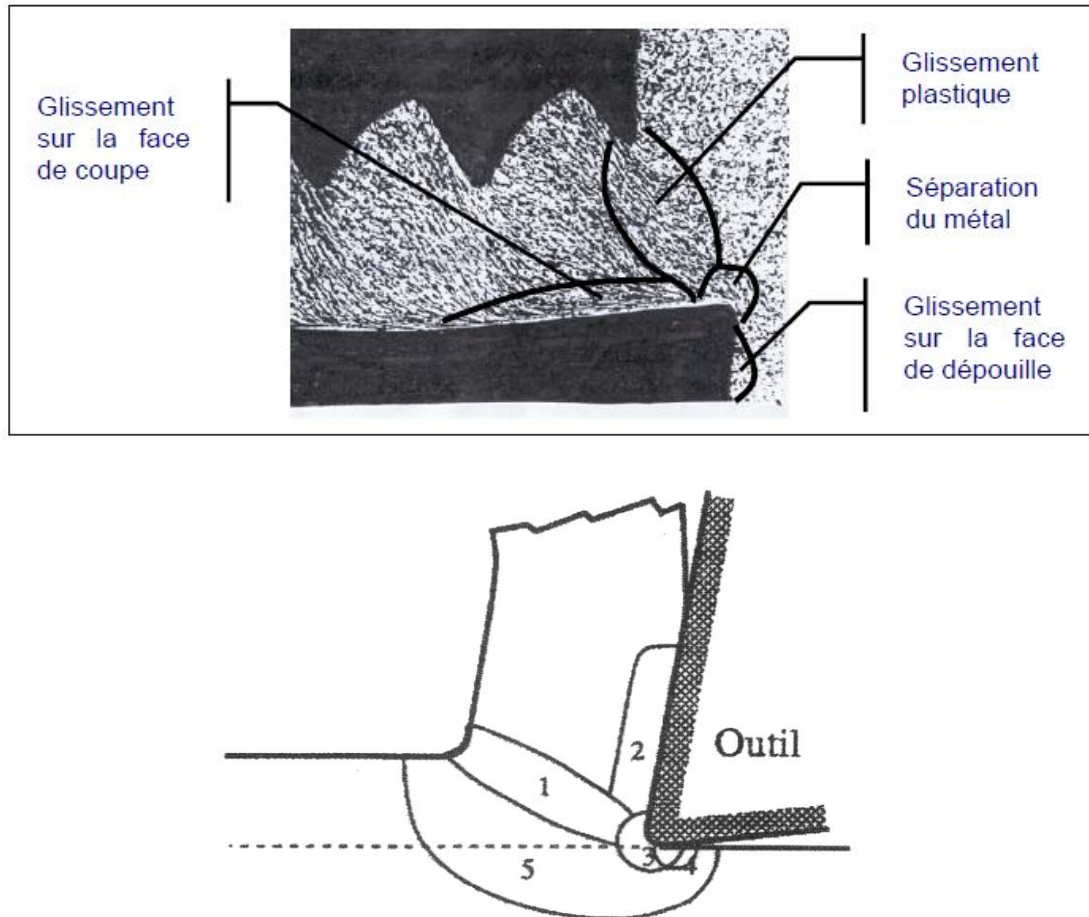
*Fig. 1.1 : Coupe longitudinale (chariotage)*

### 1.2 Formation du copeau

La phénoménologie de la formation d'un copeau fait intervenir un grand nombre de paramètres, tels que la rhéologie du matériau usiné la nature du contact outil-matière et les différents paramètres d'usinage. La compréhension des divers

phénomènes qui entrent en jeu lors d'une opération de coupe nécessite une observation locale très fine

Les observations micrographiques mettent généralement en évidence la présence de cinq zones lors de la formation du copeau, figure (1.2).



*Fig. 1.2 : Principales zones de cisaillement du copeau*

- Zone 1 : zone du cisaillement primaire. Elle provient du changement de direction d'écoulement de la matière ; cette zone est le siège de cisaillement et de taux de cisaillement intenses engendrant une forte élévation thermique due à la dissipation.
- Zone 2 : zone de cisaillement secondaire. Induite par le frottement du copeau sur l'outil, cette zone est à la fois soumise à de forts taux de cisaillement et à une forte élévation de température engendrée par le frottement.
- Zone 3 : zone de séparation du métal en pointe d'outil. Dans cette région, l'outil exerce un effort de compression sur le matériau qui est refoulé et se sépare en deux

parties : le copeau et la pièce usinée. La présence d'un chanfrein entre la face de la coupe et la face de dépouille au niveau de cette zone de retenue favorise la création d'arêtes rapportées.

- Zone 4 : zone de frottement au niveau de la surface de dépouille. Dans cette zone, les interactions avec l'outil sont moins importantes qu'au niveau de la zone de cisaillement secondaire, mais ici, c'est la matière constituant la pièce usinée qui est directement sollicitée.
- Zone 5: zone d'amorce de déformations. La formation du copeau provoque des déformations plastiques et élastiques de la structure du matériau en amont de l'outil conduisant à des contraintes résiduelles en surface de la pièce usinée.

### **1.3 Mécanismes de formation de l'usure**

La qualité du travail d'un outil dans le processus d'usinage dépend de son degré d'usure. L'importance de celle-ci a une influence directe sur :

- la qualité et la précision dimensionnelle de la surface obtenue,
- la tenue de l'outil dans le temps,
- la puissance nécessaire à la coupe.

#### ***1.3.1 Durée de vie***

La définition de la durée de vie  $T$  d'un outil selon la norme ISO 3685 s'annonce comme : « *C'est le temps de coupe total d'un outil nécessaire pour atteindre un critère de durée de vie spécifique* ».

Il faudra donc maîtriser cette durée de vie ainsi que son évolution par rapport aux paramètres d'usinage. Dans la pratique, on pourra ramener cette durée de vie à des éléments plus concrets sur le poste de travail comme :

- un volume de copeau produit entre deux changements d'arêtes,
- un nombre de pièces usinées entre deux changements d'arêtes,
- une longueur d'usinage entre deux changements d'arêtes.

### 1.3.2 Définition de l'usure

Dans l'usinage des métaux, on constate que la forme géométrique et l'état physique de l'outil sont modifiés par l'action combinée des forces de coupe et par la température atteinte par le tranchant. Ces modifications qui augmentent progressivement avec la durée d'usinage, sont couramment regroupées sous le terme *usure de l'outil*. Elles se manifestent sur la partie active de l'outil, figure (1.3).

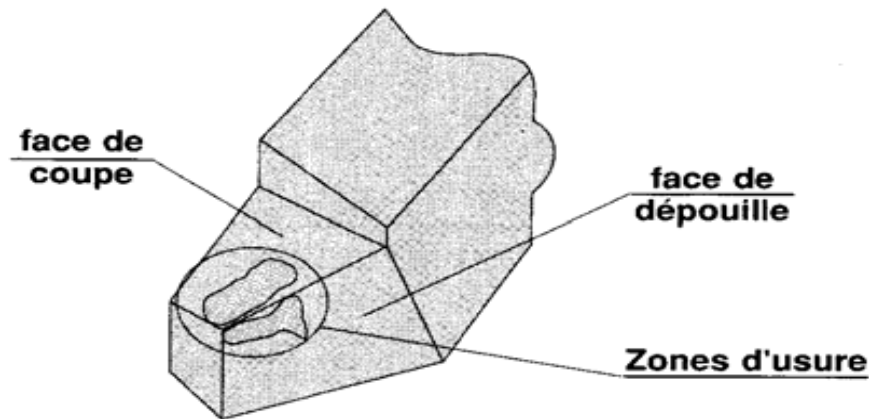


Fig. 1.3 : partie active de l'outil

L'usure, d'après la définition normalisée, est la perte progressive de matière de la surface active d'un corps par suite du mouvement relatif d'un autre corps sur cette surface. Dans la formation du copeau, la partie tranchante de l'outil en mouvement relatif avec la pièce et le copeau est soumise à des sollicitations mécaniques et thermiques très intenses qui provoquent son usure et sa détérioration rapide.

L'étude détaillée du phénomène d'usure [Bedrin C. (1976)] révèle différentes formes: l'usure par effets mécaniques et l'usure par effets physico-chimiques.

#### 1.3.2.1 Usure par effets mécaniques

- Usure adhésive

Il y a transfert de métal d'une surface sur l'autre pendant leur mouvement relatif dû à un processus de soudure en phase solide (même avec un lubrifiant).

- Usure abrasive (à sec),

Le déplacement de matière est produit par des particules dures ou des protubérances dures contenues dans les matériaux en contact.

- Usure érosive

Le mécanisme d'usure est le même que précédemment, seulement, les particules dures sont véhiculées par un fluide.

➤ Usure par fatigue.

Les particules se détachent par la fatigue résultant d'une variation cyclique de contraintes.

### 1.3.2.2 Usure par effets physico-chimiques

✓ Usure corrosive :

- corrosion au contact de l'air ou du lubrifiant, du matériau naissant
- corrosion chimique au niveau des molécules ;
- corrosion électro-chimique au niveau des ions ; on observe un transfert des particules de l'outil dans le copeau.

✓ Usure par diffusion

Elle n'apparaît qu'à une certaine vitesse, donc à une certaine température.

Les divers mécanismes d'usure en fonction du régime de coupe sont représentés sur la figure (1.4). Ces phénomènes dépendent essentiellement du régime de coupe, donc de la température de coupe [Opitz H., König W. (1967)].

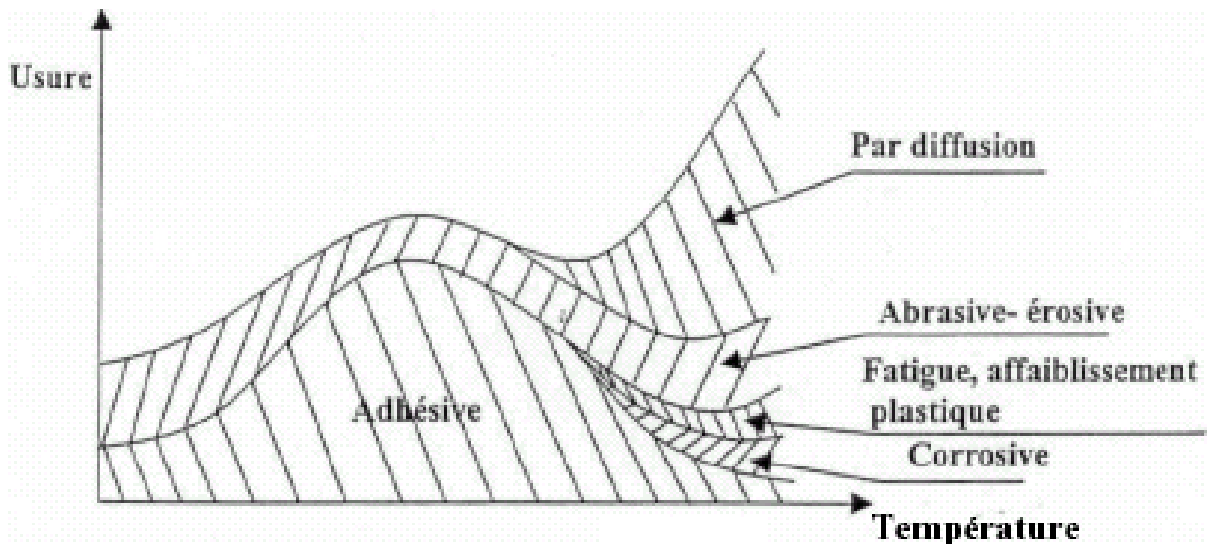


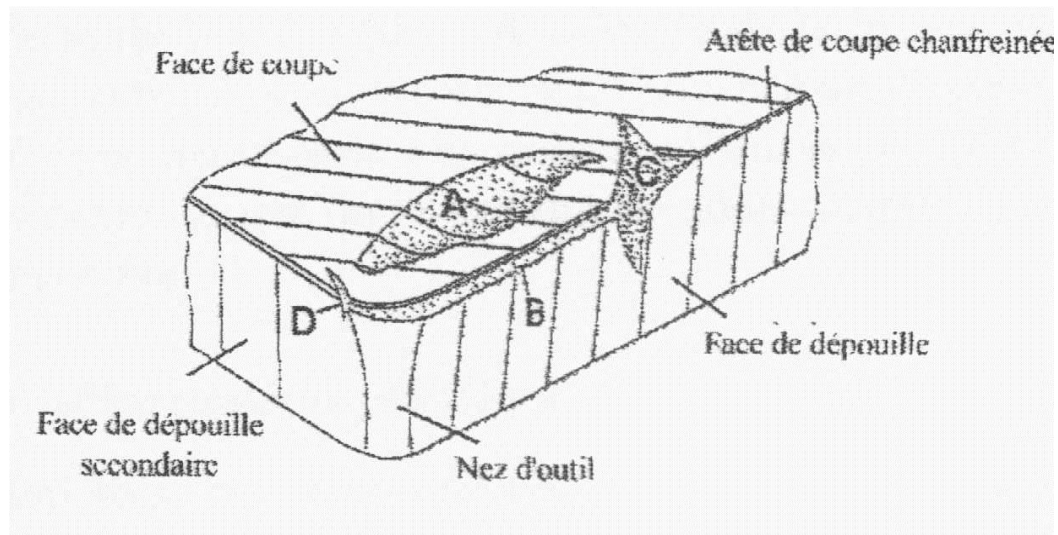
Fig. 1.4 : Evaluation du mécanisme d'usure en fonction de la température de coupe [OPITZ(1967)]

Le frottement copeau-outil donne lieu à des phénomènes de grippage et d'arrachement, ce qui correspond à l'usure adhésive. A partir d'une certaine vitesse,

donc d'une certaine température correspondant à l'apparition d'une couche de glissement facile et d'une *arête rapportée*, l'usure adhésive devient moins importante et se traduit par un changement de pente sur la courbe. Si l'on augmente la vitesse de coupe, le mécanisme d'*usure par diffusion* entre alors en jeu. Avec l'intensification des effets thermiques, il peut apparaître une *usure par effet d'oxydation*, l'amélioration relative apportée par l'apparition de la couche de glissement facile se trouve alors neutralisée. Si l'on augmente encore la vitesse, l'*usure par diffusion* croît de façon très importante. L'*usure par déformation plastique* est due en fait à l'affaissement de l'arête de coupe sous l'action des efforts de coupe et ceci d'autant plus rapidement que la température à proximité du bec de l'outil augmente. L'*usure par corrosion* est due à la corrosion provoquée par le contact des deux matériaux constituant la pièce et l'outil et particulièrement sous l'effet des lubrifiants.

#### 1.4 Manifestations de l'usure

L'observation de la partie active de l'outil fait apparaître des formes d'usure. On peut rencontrer diverses formes d'usure selon la nature des matériaux en présence (outil-pièce), selon les conditions extérieures dues à l'environnement et enfin selon le régime de coupe affiché, figure (1.5) [Padilla P. & al (1986)].



- A usure en cratère
- B usure en dépouille
- C usure en entaille
- D usure en entaille dans le rayon

Fig. I.5 : Formes d'usure classiques d'une plaquette d'usinage



### ***1.4.1 Usure en cratère***

Elle s'observe sur la face d'attaque de l'outil sous la forme d'une cuvette obtenue par frottement intense du copeau, figures (1.5 et 1.6). Cette forme d'usure, symbolisée par les lettres *KT*, se manifeste principalement lors de travaux d'ébauche, à faible vitesse de coupe et à forte avance, sur des matériaux abrasifs. L'effort très important exercé par le copeau sur la face d'attaque entraîne des pressions également très importantes qui créent, avec le mouvement relatif copeau-outil, des températures élevées favorables à l'usure par diffusion. Elle se rencontre plus fréquemment sur les outils en carbure métallique et en céramique qui offrent une structure plus favorable que les outils en acier rapide. L'usure sur ces derniers se stabilise après sa naissance par un écrouissage superficiel du métal. On caractérise l'usure en cratère par la profondeur *KT*, le rapport *KT/KM* ou par l'angle de cratérisation  $\gamma_c$ .

### ***1.4.2 Usure en dépouille***

Elle s'observe sur la face en dépouille principale de l'outil et symbolisée par les lettres *VB*. Elle apparaît suivant une bande striée brillante et parallèle à l'arête de coupe, figures (1.5 et 1.6). Cette déformation se traduit par un affaissement plastique de la pointe de l'outil caractérisé par la valeur de la flèche  $SV_p$ , et par un renflement sur les faces en contre dépouille. Il s'en suit une modification importante de la géométrie de la pointe de l'outil qui nuit à la précision et à l'état de la surface usinée. L'affaissement plastique entraîne une usure frontale vers la pointe de l'outil zone C, de valeur *VC* généralement supérieure à la valeur *VB* dans la zone centrale B, et une déformation importante du cratère, figure (1.6). Celui-ci présente alors une profondeur maximale au niveau de l'arête secondaire de l'outil. Elle se manifeste lors de travaux de finition, à forte vitesse de coupe et à faible avance; elle est due conjointement aux températures élevées qui se produisent le long de l'arête de coupe et au frottement continu de la surface de la pièce sur la face en dépouille de l'outil. Sur le plan pratique, cette forme d'usure est la plus importante puisqu'elle conditionne simultanément l'état de surface de la pièce usinée et la précision dimensionnelle. On la caractérise par la distance entre l'arête de coupe initiale et la droite associée aux crêtes situées sur la face en dépouille. Dans certains cas, on peut la caractériser par *VBmax*.

### 1.4.3 Usure par effondrement d'arête

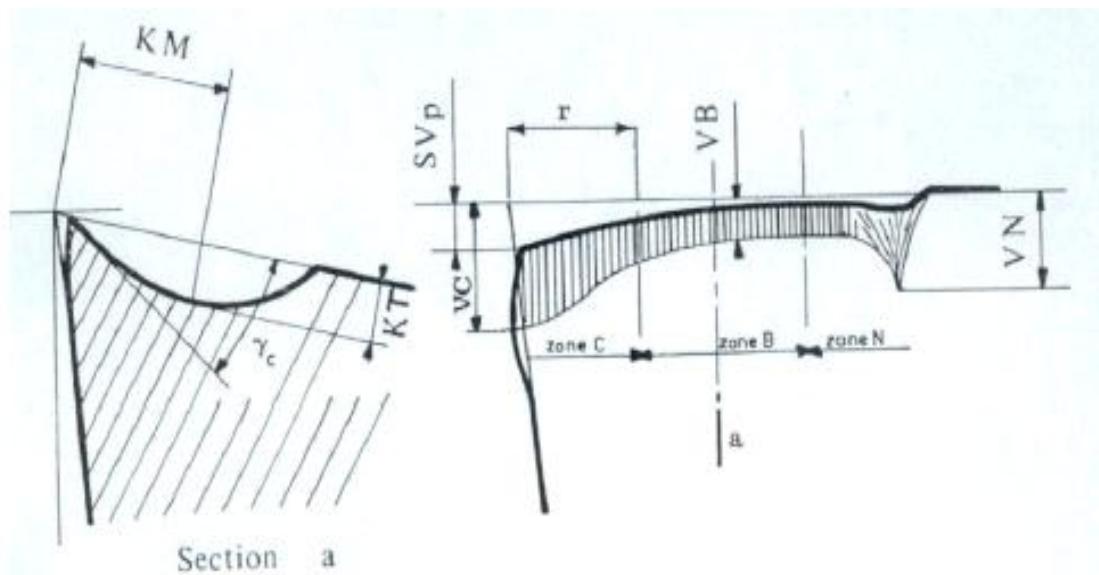
Cette forme d'usure se manifeste surtout sur des outils en acier rapide et plus généralement, lorsque la vitesse de coupe est trop importante, également lorsque la dureté du matériau à usiner est supérieure à celle de l'outil ou que la structure du matériau à usiner n'est pas homogène et présente des points durs.

### 1.4.4 Usure en entaille

Elle s'observe le long de l'arête de coupe à la hauteur du diamètre périphérique de la pièce et est due à un écrouissage local. Elle se manifeste par une entaille qui se traduit par un VN très important devant le VB, figure (1.6). Cette entaille provoque un affaiblissement du bec de l'outil qui peut aller jusqu'à la rupture.

### 1.4.5. Usure par fissuration

Cette forme d'usure est causée par un choc thermique. On peut observer ce type d'accident sur les outils en carbures métalliques soumis à un travail de coupe lubrifié par intermittence ; ceci est particulièrement évident sur les outils de fraisage qui connaissent à la fois, chocs thermiques et chocs mécaniques.

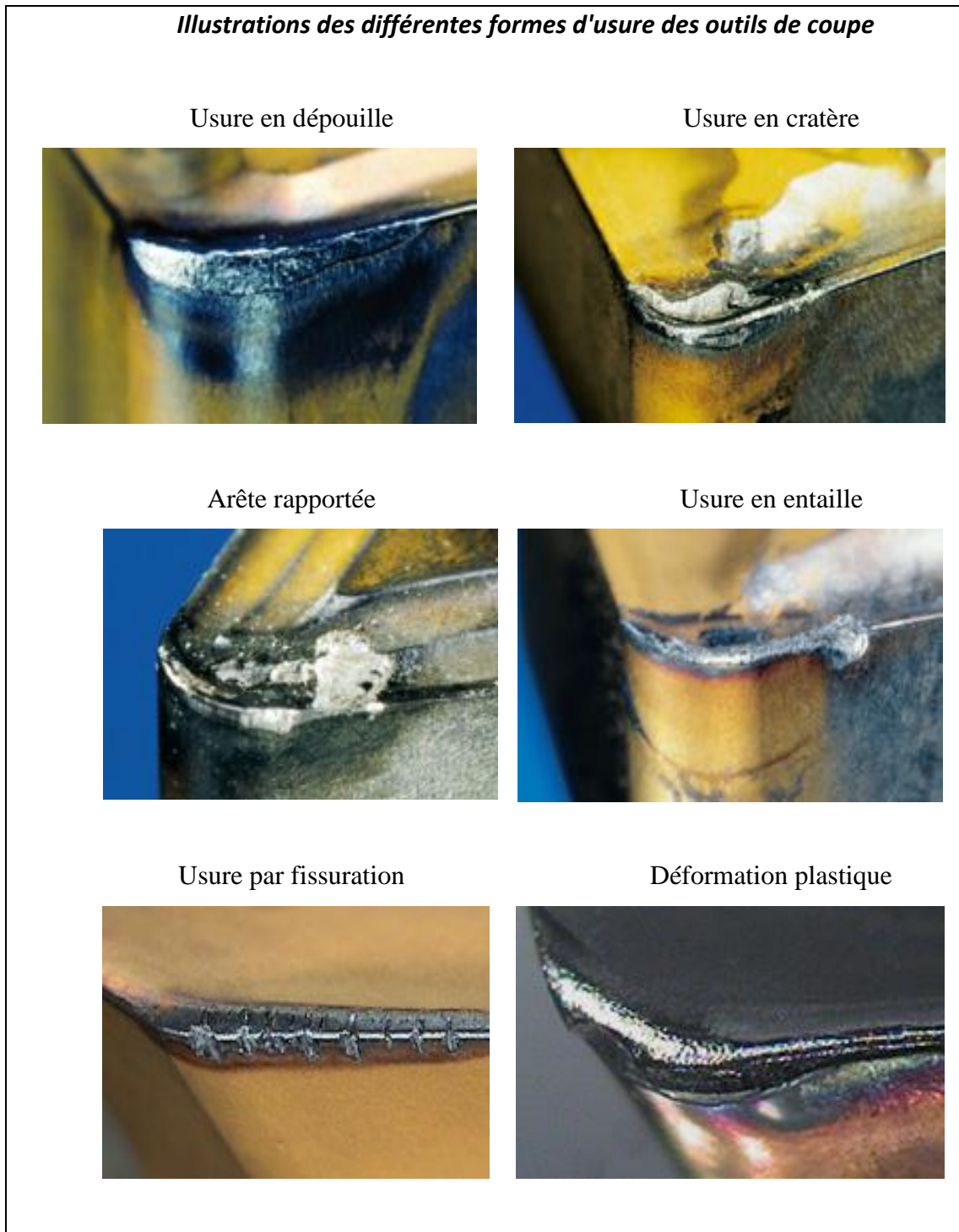


$KM$  = distance du centre du cratère     $KT$  = profondeur du cratère

$VB$  = largeur de l'usure en dépouille     $VN$  = largeur de l'usure en entaille

**Fig. 1.6 : Caractérisation des formes d'usure des outils [Padilla P. & al (1986)]**

Le tableau suivant regroupe les illustrations des différentes formes d'usure des outils de coupe.



**Tableau 1.1 : Illustration des formes d'usure des outils de coupe**

### 1.5 Critères d'usure

Les critères usuellement utilisés et notamment ceux recommandés par la norme en vigueur concernant l'usure des outils de coupe (norme, NF E 66 505), se rangent en deux catégories :

-Les critères directs : les plus utilisés sont ceux de l'usure en dépouille limite  $VB_{max}$  et l'usure en cratère limite  $KT_{max}$ .

-Les critères indirects : sont basés sur la variation de certaines grandeurs physiques de la coupe en fonction de l'usure de l'outil (efforts, rugosité).

Pour des usinages courants en mécanique générale ou en outillage, les limites acceptables pour l'usure en dépouille et l'usure en cratère sont les suivantes :

- Une largeur moyenne de la bande d'usure frontale de 0,3 mm si elle est uniforme, ou une largeur maximale  $VB = 0.5$  mm, figure (1.6).
- Une profondeur maximale du cratère égale à :  $KT = (0.1 + 0.3 a)$  mm où  $a$  représente l'avance en mm/tr, figure (1.6).

### 1.6 Détermination des lois expérimentales d'usure

D'un point de vue pratique, l'usure en dépouille est la plus importante à considérer puisqu'elle détermine l'état de surface de la pièce usinée et la précision dimensionnelle. Dans le cas des outils en acier rapide, les mesures de l'usure frontale présentent une dispersion importante due principalement à l'hétérogénéité des aciers à outils et de la matière usinée et à la présence d'une zone morte au voisinage du bec, qui se traduit par l'apparition d'une arête qui protège la face en dépouille dans certains cas (copeau adhérent). Le critère d'usure pour ce matériau à outil est généralement "l'effondrement d'arête". Par contre, l'expérience montre que l'évolution de l'usure des outils à plaquettes dites "à jeter" peut être définie de façon satisfaisante par la seule mesure de l'usure en dépouille ou de l'usure en cratère dans une large plage des paramètres de coupe. Pour des paramètres de coupe élevés (provoquant une élévation de température entre outil et copeau) l'usure par diffusion s'accélère ce qui favorise une évolution rapide de la cratérisation.

#### *1.6.1 Conditions opératoires*

La norme NF E 66505 prévoit et définit les conditions des essais de coupe en tournage, le respect de ces propositions permettra de comparer les essais faits par différents laboratoires. Ils précisent :

- la nature de la matière à usiner,
- l'outil à utiliser,
- les conditions de coupe à afficher,
- le liquide de coupe à employer,

Les essais se pratiquent sur un tour à variation continue de vitesse équipé d'un compte-tour de bonne précision. La machine étant réglée à une vitesse de coupe désirée, on mesure l'évolution de l'usure en fonction du temps. Pour chaque essai, il faut observer l'usure pour au moins quatre vitesses de coupe différentes et pour chaque mesure, il est recommandé de faire au moins trois relevés pour limiter les dispersions. Pour obtenir une courbe significative "durée d'outil-vitesse de coupe", il est indiqué d'échelonner les vitesses de coupe de telle façon que la durée de vie de l'outil varie du simple au double. Pour respecter ceci, on choisira la vitesse de coupe dans une série géométrique des nombres normaux (NF E 66505).

Chaque essai sera accompagné d'un dossier précisant au regard de la norme les conditions pour l'installation et la conduite de la manipulation. On trouvera les indications suivantes :

- la qualité métallurgique et géométrique de l'éprouvette à usiner,
- les conditions de coupe : avance, profondeur de passe, type de travail, vitesse de coupe stabilisée,
- l'état général de la machine : vibrations, caractéristiques cinématiques, etc...,
- l'opération de mesurage de l'usure considérée (mode opératoire et temps de mesure),
- la désignation normalisée de l'outil testé.

### ***1.6.2 Mesure de l'usure***

Suivant la façon dont se manifeste l'usure de l'outil, on utilisera une lunette macroscopique (40 fois) pour le critère VB et un comparateur à pointe conique fine pour le critère KT.

### ***1.6.3 Courbes expérimentales***

La nécessité de lier l'usure et les conditions de coupe des outils a permis de traduire les résultats expérimentaux sous forme de lois empiriques établies pour :

- ✓ Un outil donné (nature et géométrie),
- ✓ Un matériau à usiner donné,
- ✓ Des conditions de lubrifications données.

Ces lois définissent le temps de coupe d'un outil en fonction de la vitesse de coupe.

Les courbes expérimentales ci-dessous correspondent à des essais réalisés en tournage sur un acier de type XC 48 avec un outil à plaquette rapportée en carbure métallique de nuance P30, dans les conditions suivantes :

- ✓ Avance  $a = 0,1$  mm/tr,
- ✓ Pénétration  $p = 1$  mm,
- ✓ Vitesse de coupe  $V_c$  variant de 80 à 300 m/min.

Les courbes expérimentales sont tracées dans un système d'axe à échelles linéaires traduisant l'évolution de l'usure en fonction du temps pour différentes valeurs de la vitesse de coupe, figure (1.7).

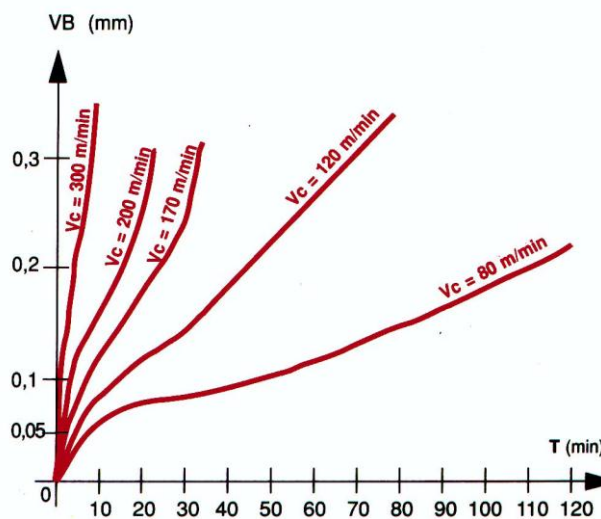


Figure 1.7 : Evolution de l'usure en fonction du temps

#### 1.6.4 Etablissement des lois d'usure

La loi d'usure d'un outil représente la variation de temps effectif de coupe  $T$  (mn) en fonction des conditions géométriques et cinématiques de l'usinage. Il correspond au temps d'usinage qui conduit à l'usure limite définie par le critère choisi.

Dans l'exemple précédent, en choisissant le critère suivant la norme:  $VB=0,3$ mm, on peut, à partir des courbes expérimentales, déduire les temps effectifs de coupe  $T$  correspondant à des vitesses données, figure (1.8).

En reportant sur un graphe les couples  $(V_1, T_1)$ ,  $(V_2, T_2)$ , ..., on obtient la courbe VB\*, figure (1.8) qui peut se décomposer en trois zones :

- Zone AB : faibles vitesses, l'usure croit avec  $V_c$ ,
- Zone BC : faibles vitesses, l'usure se stabilise,
- Zone CD : vitesses normales et importantes, l'usure croit avec  $V_c$ .

La zone CD est représentative de l'évolution de l'usure de l'outil en fonction de  $V_c$ .

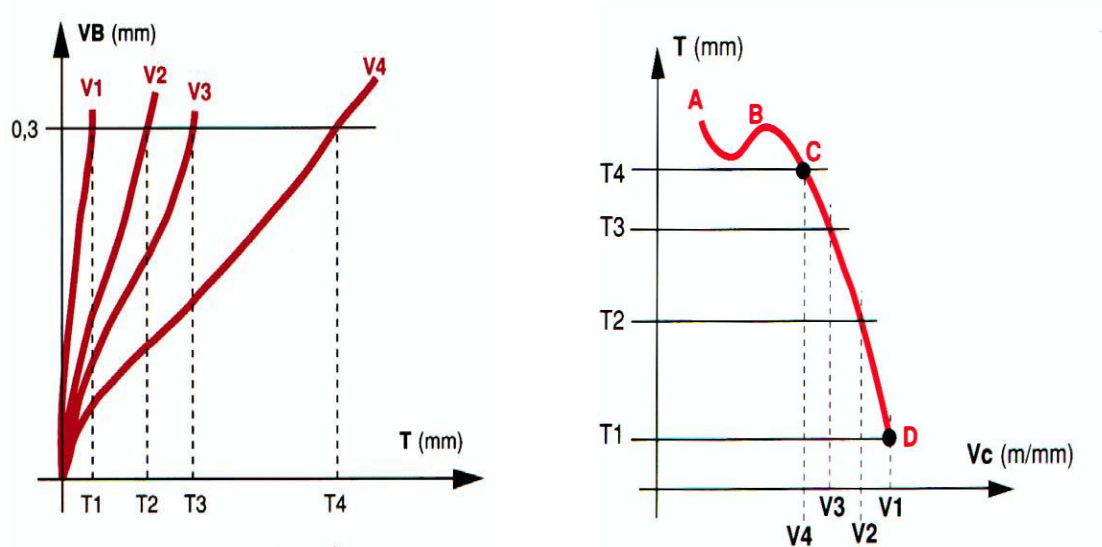


Fig. 1.8 : Courbes expérimentales

## I.7 Modèles de lois d'usure

Généralement seules les conditions de coupe sont prises en considération. Il est établi des lois d'usures pour des outils parfaitement définis pour un matériau usiné donné et dans des conditions de lubrification déterminées. Ces lois d'usure sont de la forme :  $T = f(v, a, p)$ . Cependant, on fait remarquer que la vitesse de coupe étant en fait le paramètre le plus important, on trouve aussi des lois d'usure sous la forme :  $T = f(v)$

### 1.7.1 Principales corrélations mathématiques de l'usure

Taylor fut le premier à proposer en 1907, un modèle mathématique reliant la durée effective de coupe  $T$  d'un outil aux paramètres de coupe.

$$T = CV^n \quad (1.1)$$

$V$ : Vitesse de coupe.  $T$  : Durée de Vie.  $n$  : Exposant de Taylor.  $C$  : Constante dépendant du couple outil/pièce.

Ce modèle est représenté par une droite dans un graphe à coordonnées logarithmiques figure (1.9).

$$\log T = n \cdot \log V + \log C.$$

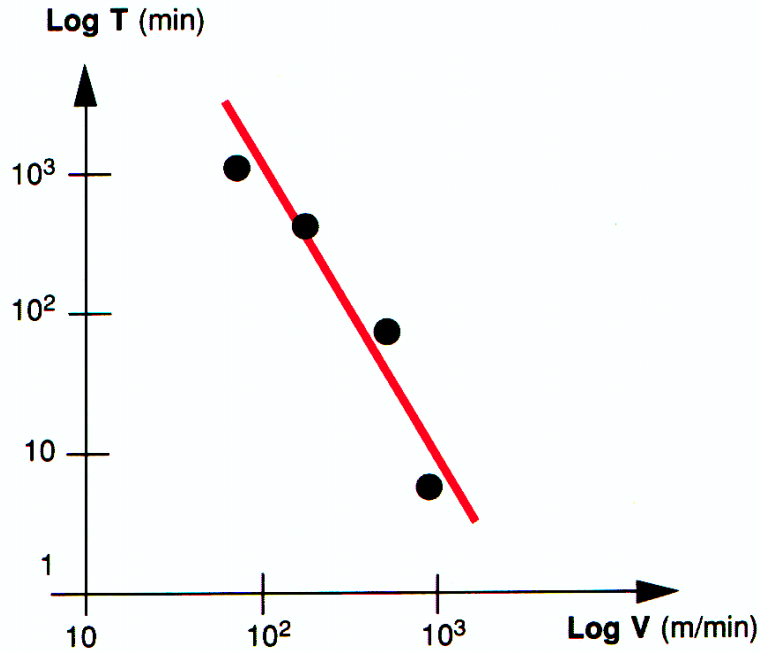


Fig. 1.9 : Droite de Taylor

En 1950, Gilbert a proposé la généralisation du modèle de Taylor en introduisant l'influence de la vitesse d'avance et de la profondeur de passe, en remplaçant la constante  $C$  par  $Cp^y a^x$ , [Roumesy B. (1975)].

$$T = C p^x \cdot a^y \cdot V^n \quad (1.2)$$

$C$ : dépend de la nuance de l'outil et du matériau usiné,

$p$  : Profondeur de passe en mm,

$a$  : Avance en mm /tr,

$x, y$  : Exposants dépendant de la nuance de l'outil.



Le modèle de Kronenberg qui date de 1968 ne prend pas en compte l'influence de l'avance et de la profondeur de passe. Il présente la particularité de donner une valeur finie de la vitesse de coupe pour une durée de vie nulle [Roumesy B. (1975)]. Tout comme la loi de Taylor il est caractérisé par l'équation :

$$T + K = C \cdot V^n \quad (1.3)$$

Etabli en 1969, le modèle Koning-Depiereux conduit à une représentation correcte de la loi d'usure et son type exponentiel est en accord avec les courbes expérimentales qui déterminent l'usure des outils.

$$T = e^{(-\alpha V^\gamma - \gamma a^\mu - \delta p^\tau)} \quad (1.5)$$

Modèle simplifié  $T = e^{(-\alpha V^\gamma + \beta)}$

avec  $\beta = -\gamma a^\mu - \delta p^\tau = cste$

De la même façon que précédemment, on cherche à faire passer au mieux des points expérimentaux.

Sous la forme logarithmique on obtient :

$$\text{Log } T_i = -\alpha V_i^{\gamma + \beta} \quad (1.6)$$

Par approches successives, on détermine la valeur de  $\gamma$ , ensuite le calcul de  $\alpha$  et  $\beta$  est immédiat.

### 1.7.2 Bilan des modèles d'usure

La figure (1.10) représente les différents modèles. Le modèle de Taylor est le plus simple et approximatif par contre le modèle évolué de Koning-Depiereux est plus affiné et reproduit correctement la loi d'usure. Compte tenu des dispersions liées aux essais d'usure, et pour des raisons de simplicité le modèle de Taylor est couramment utilisé pour tous les matériaux d'outils.

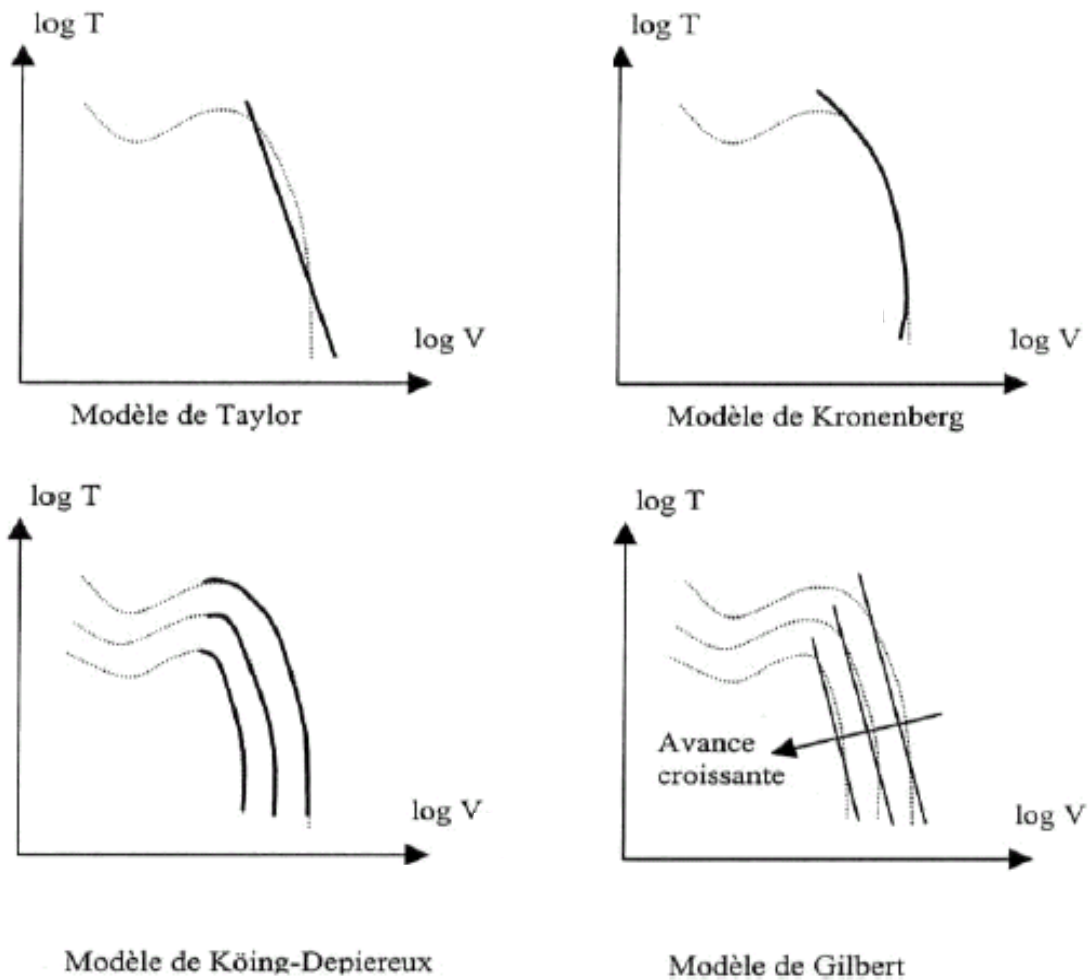


Fig. I.10 : Représentation graphique des différents modèles [Roumesy B. (1975)]

## 1.8 Conclusion

Nous avons résumé dans ce chapitre les mécanismes de formation de l'usure et les lois de prédiction lors d'opérations d'usinage. Ces connaissances permettent de trouver des solutions pour ralentir l'usure. La satisfaction de ce besoin ne sera réalisée qu'à l'aide d'un choix judicieux des paramètres de coupe. Toutefois, les techniciens ou opérateurs vont choisir ces paramètres, qui interviennent directement sur le temps d'usinage de la pièce, donc sur son prix de revient, à partir des abaques et tableaux réalisés par l'expérimentation, ce qui conduit dans la plupart des cas à des résultats approximatifs.

Afin d'améliorer ces résultats, il faut s'en remettre à des outils mathématiques performants pour répondre à l'optique de la production qui est l'obtention de pièce à cout minimum.

Cet objectif peut être atteint par les gains cumulés sur les différentes étapes de l'élaboration de la pièce. Le développement des moyens de calcul et de l'instrumentation, ont permis l'évolution de module de surveillance en temps réel de l'usure des outils de coupe.

Le but de notre travail est de contribuer à l'optimisation de cette usure en proposant une méthode permettant de chercher les conditions de coupe optimales (vitesse de coupe, avance, pénétration).



**Chapitre II**

**ETUDE BIBLIOGRAPHIQUE**

# Chapitre II

## ETUDE BIBLIOGRAPHIQUE

### Introduction

De nos jours, les industries de fabrication ont pour objectifs primordiaux, la réduction des coûts d'exploitation ainsi que l'amélioration de la qualité du produit. Dans les procédés d'usinage par enlèvement de matière, le coût de l'opération d'usinage et la qualité du produit final sont des contraintes à prendre en compte dans un environnement de plus en plus compétitif où les investisseurs exigent un meilleur rendement. L'usure des outils de coupe est considérée comme étant un des facteurs primordiaux qui affecte les processus d'usinage, la surveillance en temps réel de l'état d'outil permet aux opérateurs de maximiser le rendement de celui-ci et d'améliorer la qualité. Cependant, la connaissance de ce paramètre n'est pas la seule issue pour prendre les décisions d'arrêter ou de continuer le processus de coupe. D'autres paramètres peuvent influencer le processus d'usinage, tels que les conditions de coupe, le matériau de l'outil, de la pièce à usiner ainsi que celui de la machine-outil. Généralement, les outils usés compromettent, singulièrement, la finition de la pièce usinée. C'est pour s'affranchir des conséquences d'une usure incontrôlable et inéluctable, que le développement des systèmes de surveillance des outils de coupe est devenu impératif. Ces systèmes doivent alerter l'opérateur de l'état des outils, évitant de ce fait des répercussions préjudiciables. La recherche pour le développement de système de contrôle, continu, de l'usure de l'outil durant toute opération de coupe est d'une grande importance. Beaucoup de systèmes ont été développés, mais ils se sont basés principalement sur le développement de modèles mathématiques.

### 2.1 Méthodes d'évaluation de l'usure des outils de coupe

L'automatisation du processus de coupe est rendu nécessaire et fait appel à des méthodes de supervision et de surveillance en ligne très robustes et fiables. Plusieurs méthodes de détection de l'usure d'outil ont été ainsi développées ces trois dernières décennies et sont généralement classifiées en deux groupes, à savoir: méthodes directes et méthodes indirectes.

Les méthodes directes sont celles qui utilisent les effets provoqués directement par l'usure de l'outil et sont représentées par les méthodes optiques et radiométriques. Cependant, ces méthodes se sont heurtées à leur caractère onéreux et difficile à mettre en œuvre. Par contre, les méthodes indirectes sont essentiellement utilisées dans l'industrie et permettent de quantifier des paramètres variables en relation avec les critères d'usure retenus [Ghasempoor A., & al (1999)]. L'inconvénient majeur de ces systèmes est la quantité de données expérimentales à utiliser pendant la modélisation des processus de coupe, engendrant de ce fait un temps de calcul excessif. Ces méthodes ne tiennent pas compte de la nature complexe des phénomènes engendrés par l'opération de coupe. L'absence de modèles précis permettant la prévision de l'usure, a orienté les différents travaux de recherche vers le recours à d'autres méthodes d'intégration de capteurs de détection. Ces systèmes pourraient, sans aide humaine, identifier la plupart ou toutes les formes d'anomalies affectant les outils pendant les opérations de coupe.

### 2.2 Surveillance automatique des outils de coupe

Pour être entièrement automatisé, un site de production doit pouvoir intégrer le changement automatique des outils de coupe. Ce changement automatique se fait dès que l'outil n'est plus dans les limites géométriques préalablement définies, pour respecter les différentes spécifications dimensionnelles, imposées par le cahier des charges.

Ces limites se caractérisent par deux familles principales de défauts [Barlier C., Poulet B. (1999)] :

- Une rupture d'éléments de la partie active de l'outil,
- Une usure excessive de la partie active de l'outil.

Deux types de systèmes de surveillance peuvent être utilisés selon l'objectif fixé :

- Détection automatique des collisions et ruptures accidentelles d'outils
- Détection automatique de la limite d'usure des outils

La maîtrise de ces détections doit permettre :

- Une plus grande disponibilité de l'opérateur, ou de tendre vers une surveillance sans opérateur.
- Une meilleure exploitation de la partie active de l'outil.

- Une meilleure garantie de la qualité des pièces usinées.
- Une sécurité de fonctionnement améliorée de la machine.

### 2.2.1. Principe de base de la surveillance automatique des outils

Le dispositif de surveillance de l'outil prélève un signal représentatif de l'état de l'outil, traite ce signal et en fonction de "situations types", détecte la présence d'une anomalie et déclenche une procédure préalablement définie (arrêt d'urgence, modification des paramètres de coupe, ...).

La figure (2.1) illustre le schéma du dispositif de surveillance en ligne de l'usure dans le cas d'une opération de tournage.

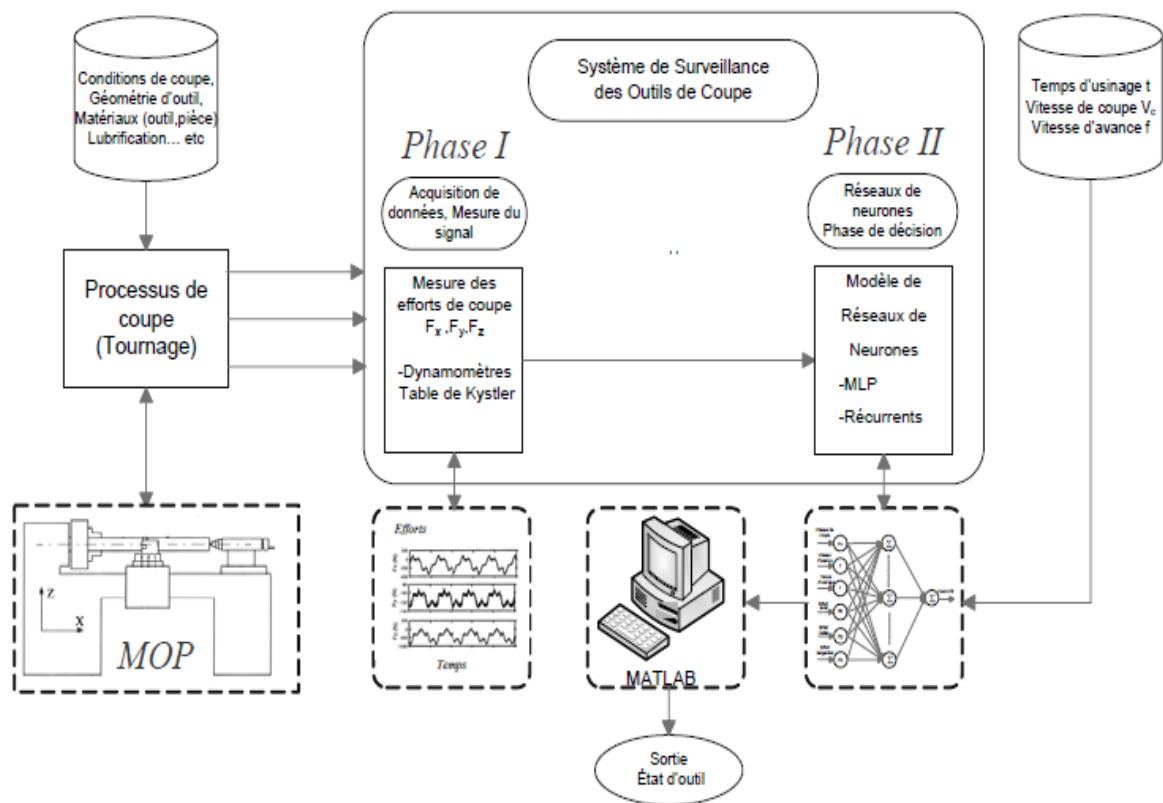
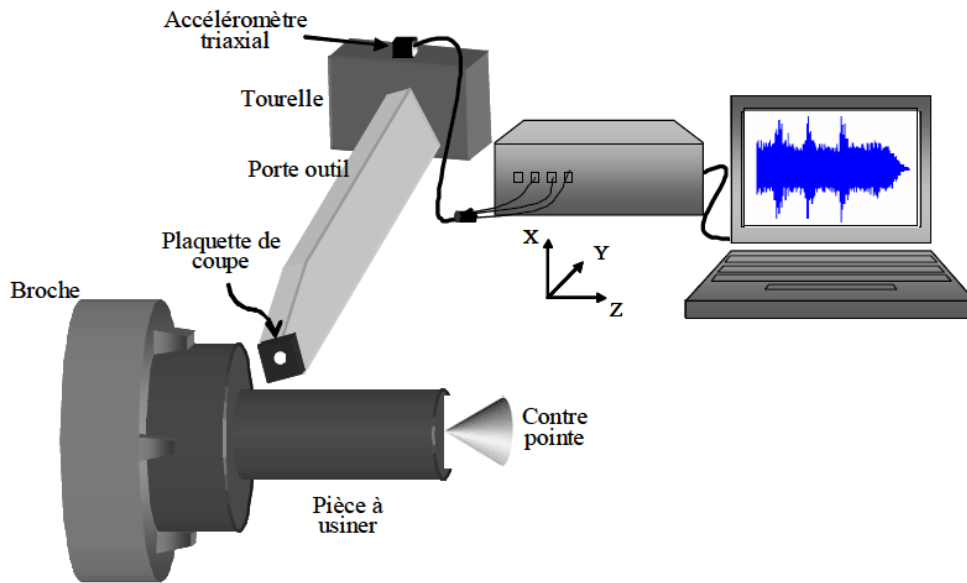


Fig. 2-1 Système général de surveillance en ligne de l'usure de l'outil

La figure (2.2) montre le procédé d'acquisition de données.



*Fig. 2-2 Schéma de la chaîne d'acquisition des efforts*

### *2.2.2. Détection de l'usure d'outil*

Plusieurs techniques de détection en surveillance automatique ont été développées, parmi ces méthodes on cite les plus couramment utilisées dans un environnement d'usinage industriel [Dimla D. E. (2000)]:

- Forces, couples (jauges extenso-métriques ou capteurs piézo-électriques)
- Emission acoustique
- Signaux vibratoires
- Température de l'arête de coupe.

Les signaux indirectement mesurés sont affectés par l'hétérogénéité de la structure du matériau de la pièce, par la géométrie de l'outil de coupe ainsi que les conditions de coupe qui ne peuvent pas être négligées, car leurs paramètres variables affectent les signaux de la sonde et donc l'état de l'outil de coupe.

Pour assurer une bonne surveillance en ligne de l'usure de l'outil de coupe, le système recommandé est celui qui prend en compte toutes les contraintes citées ci-dessus. D'autres méthodes sont également connues et font appel aux lois physiques des ultrasons, de l'optique, de la rugosimétrie, de la perthométrie, l'analyse des déformations et des contraintes mécaniques.



### 2.3 Identification de l'usure d'outil

Ce processus est d'une importance primordiale pour un système de surveillance en ligne, celui-ci permet de capter les signaux à partir d'une sonde afin d'être employés par un système d'information discriminante pour prédire l'état de l'outil. La tâche d'identification s'effectue habituellement à son étape de traitement de données préliminaire effectuée à travers l'application d'une analyse détaillée du signal (FFT ou ondelettes) et de l'analyse statistique (valeur moyenne, écart type, ...). La seconde étape correspond à une phase de prise de décision ou un classificateur, employant comme entrée, les données préalablement traitées, pour aboutir à une classification des états d'usure de l'outil de coupe.

Plusieurs travaux ont proposé d'exploiter différents types de signaux issus de l'usinage tels que les efforts de coupe [Xiaoli L. (2002)], l'émission acoustique [Kuljanic E., & al (2005)] et les vibrations [Martin P. (1973)] [Scheffer C., & al (2001)] dans le but d'en extraire l'information nécessaire pour réaliser une surveillance efficace. Plusieurs techniques de traitement de signal ont été adoptées, notamment les méthodes fréquentielles, temporelles, statistiques et l'analyse conjointe temps-fréquence.

On cite un échantillon de travaux effectués utilisant les techniques des signaux vibratoires.

[Serra R., & al (2009)] ont suivi l'usure des outils de coupe en usinage à partir de signaux vibratoires, en proposant une méthode fondée sur une analyse conjointe en temps et en fréquence (Transformée de Fourier à court terme, Transformée en Ondelettes) des signatures vibratoires mesurées en tournage. Cette technique d'analyse permet la détermination de plusieurs indicateurs d'usure (niveau vibratoire, détection d'événements brusques, fréquences caractéristiques, élargissement spectrale...) .L'expérimentation était de reproduire une usure réelle de trente plaquettes de coupe lors d'une opération de chariotage en tournage. Les conditions de coupe sont: avance  $a = 0.18$  mm/tr, profondeur de passe  $p = 1.5$  mm, vitesse de coupe constante  $V_c = 340$  m/min et sans lubrification. La durée de chaque passe d'usinage était d'une minute.

Ces essais ont été réalisés sur un tour à commande numérique, en utilisant un outil de coupe DCLNL 2525M 12 portant une plaquette de carbure de tungstène revêtue CNMG 1204 125B OR2500 sur une fonte grise à graphite lamellaire FGL 250.

Du fait que le signal est stationnaire localement, la transformée de Fourier à court terme s'avère suffisante pour le suivi de développement de l'usure des outils de coupe en fonction de l'usinage. Cette méthode permet une représentation plus lisible et suffisante: sa mise en œuvre étant simple et son temps de calcul étant réduit.

Par conséquent, pour un usage industriel ils préconisent simplement de relever les fréquences caractéristiques et leurs énergies issues d'une analyse de Fourier à court terme et de les utiliser comme des indicateurs pertinents de l'état d'un outil de coupe. Naturellement, ces indicateurs doivent être complétés par un autre jeu de paramètres extrait à partir d'une analyse statistique.

Afin d'exploiter les données issues des capteurs de mesure, beaucoup de chercheurs ont fait appel aux réseaux de neurones artificiels. Ces outils sont modélisés sur la base de neurones biologiques du système nerveux, [Dimla D. E., & al (1997)]. L'expertise de la littérature spécialisée dans ce domaine a permis de constater qu'il est difficile d'affirmer que les réseaux de neurones sont sensibles aux changements des paramètres de coupe, bien que le sujet n'ait pas été exploré en profondeur. Dans la plupart des exemples, les réseaux ont été entraînés avec des données prélevées en utilisant seulement un ensemble de conditions de coupe. L'utilisation d'une gamme de conditions de coupe plutôt que des valeurs spécifiques serait plus appropriée. On cite un échantillon de travaux effectués utilisant cette technique.

[Belaidi I., & al (2007)] ont présenté une étude pour la configuration optimale d'un réseau de neurones multicouches avec rétro-propagation du gradient, spécifiquement adaptée à la surveillance en ligne de l'usure des outils de tournage. Il s'agit de déterminer précisément un nombre approprié de neurones dans la couche cachée pour assurer une fiabilité maximale du système, en exploitant des signaux issus de mesure des efforts de coupe et de l'usure en dépouille. A cet effet, ils ont développé un algorithme, basé sur le modèle de rétro-propagation du gradient d'erreurs, et présentant le double avantage d'éviter l'apparition des phénomènes de surapprentissage et de minimums locaux. Le système est constitué d'une phase d'acquisition des données d'usinage (signaux mesurés des composantes des efforts de coupe et de l'usure), et d'une phase de décision, basée sur un réseau de neurones multicouches. L'acquisition de données entrée/sortie du réseau est basée sur l'exploitation des données expérimentales relatives aux trois composantes de l'effort de coupe ( $F_t$ ,  $F_r$ ,  $F_a$ ) et l'usure en dépouille, issues des travaux de [Dimla D.E.

(2000)]. La phase de décision caractérise, après traitement des données d'entrées par le réseau, l'usure de l'outil, selon deux états:

- Outil à l'état neuf, correspondant à un fonctionnement normal de l'outil
- Outil à l'état usé, correspondant à un fonctionnement anormal qui déclenchera une alarme.

Les réseaux neurones demandent un apprentissage (nombre de neurones dans la couche cachée) et par conséquent on doit avoir une base de données très importante et maîtriser aussi le langage de leur programmation. Pour éviter cet apprentissage la méthode GMDH a été retenue pour effectuer ce travail.

### *2.3.1 Identification de l'usure d'outil par la méthode GMDH*

Toute amélioration d'outil, de machine et du processus de fabrication doit être justifiée par une série d'études expérimentales. Par conséquent, la bonne stratégie de test, la méthodologie, les données d'acquisition et la construction de modèles statistiques et ses vérifications sont très préoccupantes dans de telles études [Astakhov V.P., & al (1997)]. Les techniques de la conception de plans d'expériences (PE) permettent des améliorations significatives dans la méthodologie d'essais d'usinage [Astakhov V.P. (1998)]. Naturellement, tous les essais d'usinage comprennent un grand nombre de variables indépendantes. Par exemple :

- des variables géométriques (angles de coupe, bec de l'outil, etc,...)
- des variables de conception (nature de la coupe, forme de l'usinage, liquide de refroidissement, évacuation des copeaux, etc...)
- des variables chimiques (teneur des alliages composant l'outil, la pièce, etc...)
- des paramètres de coupe (vitesse de coupe, avance, profondeur de passe)

Toutes ces variables affectent les performances de l'état de l'usinage et la durée de vie de l'outil. Toutefois, lorsque de nombreux facteurs sont inclus dans un PE traditionnel, l'expérience devient longue et coûteuse. En outre, l'incertitude des nombreuses variables incluses affecte l'adéquation du modèle et le résultat de l'épreuve d'essai de l'outil de coupe [Axinte D.A., & al (2001)].

Un autre inconvénient du PE traditionnel est qu'une structure «rigide» du modèle mathématique doit être choisie au processus. Un modèle simple nécessite des séries de tests, mais son adéquation ne peut être justifiée dans la suite de l'analyse statistique des données expérimentales obtenues. Si une décision inadéquate est à l'étape de

prétraitement, elle n'apparaît seulement qu'à la phase finale du PE lorsque le critère statistique correspondant est examiné. De toute évidence, il sera trop tard pour corriger le modèle, essayez d'ajouter un facteur loupé c'est accroître la complexité du modèle.

C'est ce qui explique l'utilisation rare de cette technique expérimentale sur les études de la coupe en fabrication mécanique. D'autre part, le coût, le temps d'essai et l'adéquation du modèle des résultats limite le nombre de variables à inclure en considération. Même si un seul facteur essentiel manque, le modèle statistique final ne peut être suffisant pour le processus de l'étude.

Pour pallier les inconvénients du PE, la GMDH a été introduite dans le début des années 1970 dans la théorie des systèmes de polynômes complexes [Ivahnenco A.G. (1971)] puis a été appliquée dans une grande variété de zones d'exploration de données, de découverte de connaissances, de modèle de prévision des systèmes, d'optimisation et de modèle de reconnaissance [Madala H.R., & al (1994)]. Les algorithmes inductifs GMDH fournissent une possibilité de trouver automatiquement les interrelations dans les données, à choisir la structure optimale du modèle et à accroître la précision des algorithmes existants. Cette approche originale d'auto-organisation est sensiblement différente des méthodes déductives couramment utilisées en PE.

Plusieurs travaux de recherche ont été réalisés pour construire un modèle mathématique décrivant l'usure de l'outil ou la durée de vie de l'outil dans le processus de coupe.

La recherche bibliographique de l'application de cette méthode en fabrication mécanique nous illustre les travaux suivants:

[Uematu T., Mohri N. (1986)] ont décrit une méthode de prédiction et de détection de l'usure de l'outil de coupe dans un processus informatique au moyen d'un modèle statistique obtenu grâce à la GMDH. Le modèle de la prédiction de l'usure est obtenu avec une précision élevée. Un algorithme permettant de le modifier, avec de nouvelles données à traiter sans avoir à calculer les matrices inverses et sans mémoriser tout supplément de données de calcul a été dérivé. La première application de l'algorithme est consacrée à la prédiction de l'usure de l'outil de coupe. La seconde application de l'algorithme est consacrée à la détection de l'usure de l'outil de coupe. Le modèle dynamique du signal de coupe formulé par GMDH est sans cesse renouvelé en utilisant le temps de traitement des données. Les expériences ont été faites sur une fraiseuse verticale CNC. L'opération de surfacage a été réalisée sur une pièce en acier en utilisant une fraise à plaquette en carbure de tungstène rapportée de diamètre 160 mm et le processus d'usure en dépouille est traité. Les conditions de coupe telle que la vitesse d'avance et la pénétration sont fixes tandis que

la vitesse de coupe, l'angle du bec de la plaquette, la largeur de la pièce à usiner et le temps d'usinage, considérés comme ayant des effets importants sur l'usure en dépouille dans le procédé du fraisage sont choisis comme variables indépendantes du modèle (le temps de coupe est utilisé sous la forme logarithmique). La variable dépendante du modèle est l'usure en dépouille.

En appliquant la GMDH et l'algorithme modifié, le signal du moteur de la broche de la machine-outil CNC a illustré les défections de l'outil qui se sont produits et ont été détectés par les deux méthodes. La différence, entre le processus de sortie estimé et les données du processus réel, est toujours suivi et devient remarquablement élevée lorsque l'usure de l'outil se produit. Mais parfois, le modèle donne des erreurs de prévision assez large par la perturbation dans le processus de coupe ou par l'ajustement faible du modèle à certaines conditions de coupe.

**[Jiaa C.L., Dornfeld D.A. (1998)]** ont étudié une approche de détection de l'usure de l'outil de coupe dans une opération de tournage en utilisant comme variables les émissions acoustiques et les signaux des forces de coupe par deux méthodes d'auto-organisation que sont: La méthode de l'arbre de décision et la méthode GMDH pour résoudre le problème de la reconnaissance des formes de l'état d'usinage. Ils ont été utilisés pour associer les informations des capteurs multiples de l'état de l'usure de l'outil dans une opération de tournage. Une série d'expériences a été faite lors de l'usinage d'une barre en acier de 45 mm de diamètre sur un tour CNC en utilisant des plaquettes TPG en carbure de tungstène avec un angle de coupe de 5 °. La méthode de l'arbre de décision, grâce à sa capacité d'auto-organisation pour l'intégration du capteur de diagnostic, de raisonnement et de décision, a été utilisée pour simuler l'intelligence de l'homme et de généraliser des règles heuristiques à partir d'exemples d'apprentissage. Il a été montré qu'elle est en mesure de faire des inférences fiables et les décisions sur les classifications d'usure de l'outil automatiquement. La construction d'un système de règle simple basée pour la reconnaissance de l'usure de l'outil a été démontrée.

La modélisation du processus, basée sur l'approche GMDH a été étudiée. L'équation de l'usure de l'outil a été obtenue en termes de la sortie des capteurs des fonctions considérées. En comparaison avec les résultats des méthodes classiques telles que les techniques de corrélation, l'approche GMDH possède de meilleures performances pour l'estimation et la prédiction. Les deux approches permettent l'utilisation d'un grand nombre de variables caractéristiques en entrées. Les avantages, telles que la capacité d'auto-organisation, la robustesse par rapport au bruit et la configuration guidée par les données

peut être essentielle pour le développement futur de systèmes de fabrication complètement pilotés par ordinateur.

Comme outil de modélisation du processus, l'algorithme GMDH détermine une représentation de l'interdépendance du système d'usinage en temps réel entre l'usure de l'outil et la mesure quantitative des variables du capteur en cause. Le modèle dérivé a été utilisé pour prédire l'usure de l'outil. Une grande précision de la prédiction a été obtenue (5% de la valeur mesurée). La performance prédictive de l'usure des outils dans l'usinage à l'aide de l'approche GMDH a été prouvée supérieure aux autres prévisions en utilisant l'analyse classique.

[Onwubolu G. C., & al (2007)] ont présenté une approche améliorée de la modélisation prédictive pour la détermination de l'usure d'une fraise lors d'une opération de finition pour un fraisage en bout. Les paramètres utilisés d'entrée de fraisage sont la vitesse de coupe, l'avance et la profondeur de passe et la sortie est l'usure de l'outil. L'ensemble de données est utilisé pour réaliser un modèle de prévision. Dans cette approche, ils ont d'abord présenté une méthodologie pour la modélisation, puis développer un modèle prédictif du problème à résoudre sous la forme d'équations du second ordre sur la base des données d'entrée et de coefficients estimés. Cette approche conduit à une certaine généralisation car il devient possible de prédire non seulement les données d'essais obtenus lors de l'expérimentation, mais d'autres tests donnés à l'extérieur des résultats expérimentaux peuvent également être utilisés. Enfin une étude comparative avec un polynôme issu du réseau de neurones (PNN) a été faite. Une optimisation par la technique de particules en essaim (PSO) a été appliquée pour obtenir les paramètres optimaux. L'étude expérimentale a été faite sur une machine outil de fraisage utilisant une fraise ayant quatre dents a plaquettes rapportées pour un fraisage en bout sur pièces en acier doux de dureté Brinell 128 et une longueur usinée constante égale à 100 mm, sans lubrification. La mesure de l'usure est effectuée sur microscope. Les paramètres d'usinage mis au cours de l'expérimentation constituent l'ensemble de données de l'entrée du réseau d'auto-organisation. Il se compose de trois entrées et une sortie. Toutes les entrées ont été considérées comme des candidats à la relation de causalité. Pour l'application spécifique, il a été constaté que cinq répétitions sont suffisantes pour obtenir une bonne approximation.

[Astakhov V.P., Galitsky V.V. (2005)] ont présenté un travail d'une application de la GMDH à la conception d'expériences sur la durée de vie d'un foret en fonte pour des opérations de perçage profond (forage). Un modèle mathématique qui met en corrélation la durée de vie de l'outil avec le régime et divers paramètres de conception a été obtenu.

Une attention particulière a été prise pour éviter l'influence du phénomène dynamique du processus de perçage profond sur les résultats expérimentaux obtenus. Le modèle mathématique obtenu révèle que la durée de vie d'outil dans le forage est une fonction complexe du régime et de différents paramètres de conception de l'outil, de son mode de travail, mais aussi de leur interaction composée. Pour les essais de forage il y a un certain nombre de variables géométriques (angle de coupe, angle de flanc, angle de bord, angle d'inclinaison, etc,...) et de variables de conception (nombre et emplacement de l'arête de coupe, forme du trou de passage du liquide de refroidissement et de son emplacement, angle de profil du brise copeaux, nombre et emplacement des patins d'appui, etc...) qui affectent les performances de forage et de la durée de vie d'outil.

**[Nagasaka K., & al (1987)]** ont identifié un modèle mathématique de l'usure d'une meule par l'algorithme modifié de GMDH, en prenant en considération les propriétés mécaniques du matériau usiné, la composition chimique des grains abrasifs, leur taille et les conditions de broyage. En comparaison avec d'autres modèles classiques de prédiction, l'approche GMDH modifiée est la plus précise aussi bien sur l'estimation de l'usure que sa prédiction. Le modèle mis en place permet de prédire l'usure pour toutes les combinaisons des meules, matériau rectifié et conditions de broyage et sert comme une aide à l'optimisation du procédé de broyage. Pour l'optimisation du fonctionnement à débit d'abrasif nul, l'équation d'usage de la meule doit être identifiée avant que l'opération soit optimisée. L'équation est obtenue en employant l'algorithme GMDH dans la détermination successive des tendances contenant des limites interactives. Dans le modèle, les facteurs de la meule, la matière usinée, l'alimentation (vitesse de la table de la machine à rectifier), la vitesse de rotation de la meule, ainsi que celle du fluide de refroidissement sont pris en compte. Pour l'identification du modèle de la meule, les essais d'usure sont exécutés suivant le plan d'expérience traitant les facteurs mentionnés ci-dessus en tant que variables indépendantes. Le rapport de meulage (rendement dans le modèle) peut être prévu pour des combinaisons de divers facteurs en utilisant le modèle de la meule, le coût d'usinage, la combinaison optimale de la vitesse de la meule et le fluide de lubrification de la meule. Ces paramètres sont choisis pour un matériel donné de travail. Les rapports entre ces variables et les coûts sont étudiés.

**[El-Khabeery M.M., El-Axir M.H. (2001)]** ont étudié les effets de l'outil rodoir lors d'une opération de finition de galetage (brunissage) sur l'état de surface de l'alliage d'aluminium 6061-T6 sur une fraiseuse verticale. Le but est de sélectionner les paramètres de rodage pour améliorer et réduire la rugosité (augmentation de la micro-dureté et des

contraintes résiduelles de compression). Ainsi, le contrôle des conditions du processus de brunissage de façon à produire la compression des contraintes résiduelles dans la région de la surface usinée pourrait conduire à une amélioration considérable de la durée de vie. Les avantages du rodage et, en outre, l'efficacité, la simplicité de construction de l'outillage, la possibilité d'utiliser des machines-outils conventionnelles dans le processus et les différents matériaux des pièces à usiner (acier, fonte...), rend le processus de brunissage attractif en comparaison avec les procédés comme la rectification, la super finition et le polissage. La majorité des recherches existantes dans la littérature sur l'effet du galetage et sur les paramètres de la surface brunie ont été de nature expérimentale. La distribution des contraintes résiduelles dans la région de la surface qui a été brunie, est déterminée en utilisant une technique de déformation de gravure. Les modèles mathématiques corrélant trois paramètres: vitesse de brunissage, profondeur de pénétration du brunissage et le nombre de passes, sont établis. Les expériences ont été conçues sur la base de la méthodologie de surface de réponse (RSM) qui a été développé grâce à la technique GMDH appliquée pour la première fois dans ce domaine. Il a été montré que pour de faibles vitesses de rodage et des profondeurs de pénétration élevées, on produit des surfaces plus lisses, tandis qu'une combinaison de la grande vitesse avec une grande profondeur conduit à des surfaces plus rugueuses. Le nombre optimal de passe qui produit une bonne finition de surface a été trouvée à 3 ou 4. La valeur maximale des contraintes résiduelles de compression diminue avec une augmentation de la vitesse. La compression maximale des contraintes résiduelles augmente avec une augmentation de la profondeur de pénétration de brunissage et/ou le nombre de passes.

[Nagasaka K., Hashimoto F. (1981)] ont étudié la qualité de l'évacuation des copeaux dans l'automatisation du processus de coupe. D'après ces travaux, les facteurs qui influent sur les formes du copeau pourraient être comme suit: les paramètres de coupe (vitesse de coupe, avance, profondeur de passe), l'angle de coupe, rayon de bec de l'outil, la qualité et la dureté du matériau usiné. Dans le cas où les conditions de coupe et la géométrie de l'outil sont des variables indépendantes, des expériences basées sur la méthode à une variable-à-un-temps sont généralement utilisées; l'analyse de régression ordinaire ou la conception expérimentale est possible, depuis les conditions expérimentales de ces facteurs peuvent être contrôlés, presque sans restriction. D'autre part, dans le cas où la composition chimique et les propriétés mécaniques des matériaux de travail sont des variables indépendantes, il n'est guère possible de réaliser les expériences sur la base de la méthode mentionnée ci-dessus, étant donné que ces variables d'entrée doivent être



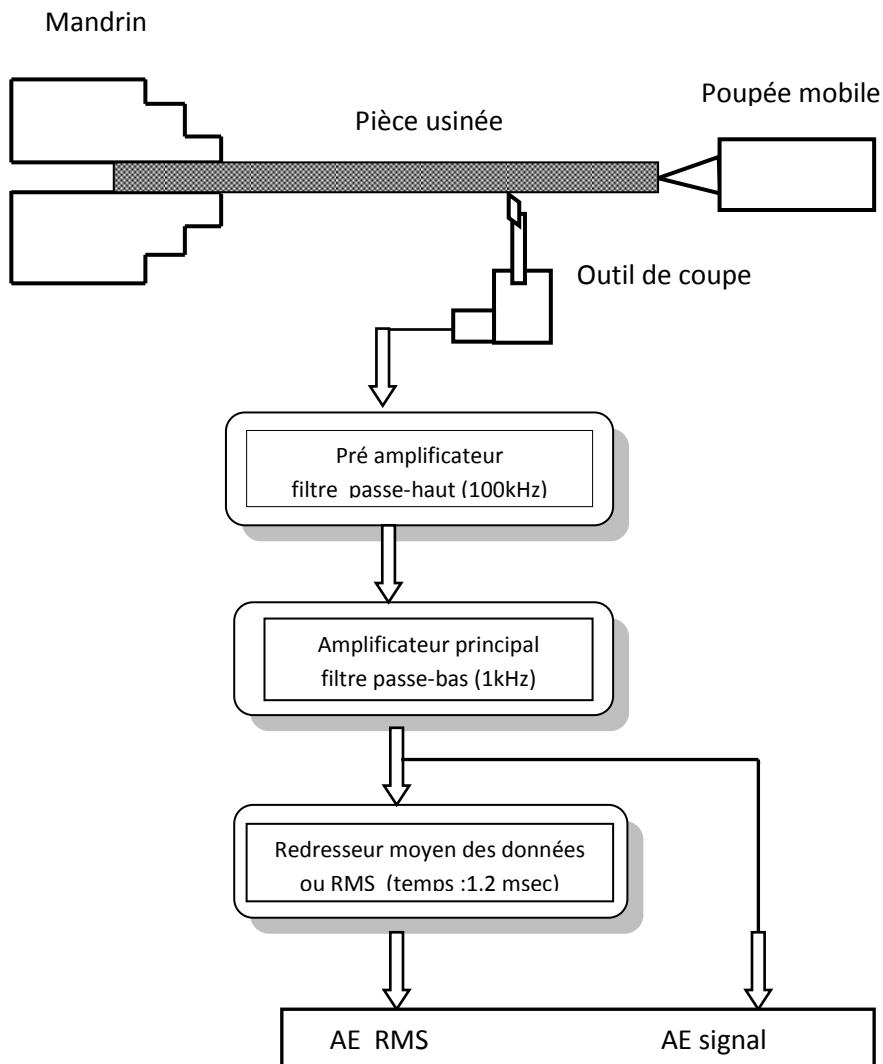
contrôlées au stade du processus de la fabrication de l'acier. L'algorithme de base GMDH était appliqué en utilisant un polynôme du second d'ordre.

- Le modèle mathématique pour les formes des copeaux est identifié par la GMDH par sélection de variables, avec un petit nombre de données d'entrée et de sortie, la composition chimique et les propriétés mécaniques des matériaux de travail.
- Parmi les cinq facteurs pris en considération, le carbone, le soufre et la dureté Brinell ont un effet sur les formes des copeaux.
- Le modèle établi est utile dans l'amélioration de la qualité de l'évacuation des copeaux de la matière usinée.

[Xiaoli L. (2002)] ont dressé un bilan des approches multi-sensorielles basées sur l'émission de la force de coupe, les vibrations et des signaux acoustiques (AE). Ils ont reconnu que se sont des méthodes potentielles de surveillance de l'usure de l'outil. Les composantes de la force de coupe principale et les vibrations dans la direction de celle-ci ont été utilisées pour l'estimation en ligne de l'usure de l'outil dans un processus de tournage. La GMDH a été utilisée pour intégrer des informations provenant de différents capteurs et les conditions de coupe afin d'obtenir des estimations de l'usure de l'outil et les résultats ont montré qu'elle peut être utilisée efficacement pour obtenir des estimations fiables de l'usure des outils. La recherche a montré que les signaux acoustiques qui se réfèrent à des ondes de contrainte générée par la libération soudaine d'énergie dans la déformation des matériaux, a été utilisée avec succès dans les tests de laboratoire pour détecter l'usure des outils et la rupture de l'arête de coupe lors d'opérations de tournage. Il a souligné que les sources possibles de signaux acoustiques au cours de processus de coupe sont:

- déformation plastique dans la pièce à usiner,
- déformation plastique des copeaux,
- contact de friction situé entre la face de dépouille de l'outil et la pièce à usiner résultant une usure en dépouille
- contact de frottement situé entre la face de coupe de l'outil et le copeau résultant une usure en cratère
- collision entre le copeau et l'outil, rupture de l'arête de coupe

La figure (2.3) illustre le schéma du procédé.



*Fig. 2.3 Schéma d'acquisition et traitement de données*

### 2.4 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre quelques travaux utilisant les nouvelles méthodes pour la surveillance des outils en temps réel lors d'un processus de coupe. Ce sont des travaux basés sur la méthode GMDH que nous allons appliquer dans notre travail, ce qui va nous conduire à sa description dans le prochain chapitre.



**Chapitre III**

**DESCRIPTION DE LA  
METHODE GMDH**

## Chapitre III

### DESCRIPTION DE LA METHODE GMDH

#### Introduction

Ce chapitre présente la Méthode de Traitements de Données par Groupe (GMDH en anglais). Après un bref historique, il décrit son support mathématique et dérive sa structure algorithmique. Un exemple d'illustration est développé. La version modifiée de la méthode GMDH ainsi que les tendances actuelles sont ensuite évoquées dans ce chapitre.

#### 3.1 Présentation de la méthode GMDH

La GMDH est la réalisation d'une approche de modélisation mathématique des systèmes complexes. Elle est utilisée pour solutionner des problèmes d'intelligence artificielle, de prévision à court et à long terme des processus aléatoires, d'identification et de reconnaissance de structures dans les systèmes complexes. Les systèmes ou programmes d'auto-organisation (self-organisation) heuristique sont définis comme ceux contenant les générateurs d'hypothèses ou de combinaisons aléatoires en plusieurs couches. Les systèmes complexes sont caractérisés en tant que boîtes noires où la seule information disponible est le nombre et la nature de variables entrée-sortie. Leur étude suit le principe du concept de boîte noire selon lequel les mécanismes et les relations internes parmi les éléments du système devraient être ignorés tout en se concentrant sur l'étude des rapports entre l'entrée et la sortie. Évidemment, dans ce concept, la connaissance peut être extraite exclusivement à partir des données. Des méthodes de tri déductives ou inductives peuvent être appliquées pour l'identifier et le traiter. Ainsi, la modélisation d'objets complexes s'effectue soit à l'aide de la :

Méthode déductive:

- Basée selon la théorie d'objet et les principes physiques
- Employée couramment en sciences et technologie
- Limitée aux problèmes relativement simples ou aux objets avec une théorie bien connue

Méthode inductive :

- Basée sur des données historiques disponibles
- N'exige pas la connaissance de la théorie de l'objet
- Meilleure pour la modélisation des objets ou des problèmes complexes pour ceux qui n'ont aucune théorie identifiée

Les algorithmes de la GMDH pour les systèmes complexes à organisation autonome inductive donnent la possibilité unique :

- de trouver automatiquement des interdépendances dans les données
- de choisir la structure optimale du modèle ou du réseau
- d'augmenter l'exactitude des algorithmes existants.

Cette approche à organisation autonome est différente des réseaux ou méthodes déductives employés généralement pour la modélisation. Elle a la nature inductive. La solution des problèmes est basée sur le procédé du tri par critère externe.

Les algorithmes inductifs choisissent le modèle optimal non-physique pendant le tri de tous les modèles par la valeur minimale du critère externe qu'on calcule à chaque étape de la modélisation sur une partie séparée d'échantillon de données. Les modèles non-physiques sont plus précis pour les échantillons de données bruités.

Les techniques déductives sont appliquées pour des problèmes simples où la théorie du système est bien établie et des lois physiques peuvent être appliquées pour identifier un modèle physique. Les systèmes technologiques appartiennent à cette catégorie. Les problèmes de nature économique ou écologique et les phénomènes complexes exigent le tri inductif.

Le développement des réseaux neurones a en partie amélioré le procédé de modélisation, ils exigent toujours une quantité significative d'informations sur la structure du modèle. Les experts doivent décider de la qualité et de la quantité d'arguments d'entrée, du nombre de couches cachées de neurones ainsi que la forme de leur fonction d'activation. Une telle approche exige non seulement la connaissance de la théorie des réseaux neurones mais également les règles pour sa traduction dans leur langage [Leray P. (2000)] [Ben Khalifa R., & al (2006)]. L'approche heuristique qui suit la détermination de l'architecture du réseau correspond à un choix subjectif du modèle final, qui dans la majorité des cas ne rapproche pas de l'idéal.

L'approche inductive, qui essaie de surmonter les subjectivités des réseaux neurones est basée sur le principe de l'auto-organisation. Elle est semblable aux réseaux neurones mais illimitée en nature, où les variables indépendantes du système sont décalées d'une manière aléatoire et activées de sorte que la meilleure solution aux variables dépendantes soit choisie [Anastasakis L., Mort N. (2001)]. Il y a une augmentation progressive de complexité et le modèle optimal est trouvé. Selon le théorème d'imperfection publié par Gödel en 1931 [Ivakhnenko A.G. (1971)] il est, en principe, impossible d'obtenir un modèle unique d'un objet sur la base des données empiriques sans employer un complément externe. L'existence d'un modèle optimal simple est basée sur le principe d'auto-organisation.

Basée sur les principes de l'auto-organisation heuristique, la méthode GMDH est réalisée pour la solution des problèmes complexes à grande échelle lorsque la séquence d'information est très courte par l'approche inductive. Elle s'applique aux problèmes de prédiction de procédés aléatoires et d'identification des caractéristiques d'un système réglé à extrema multiples. Elle demande de petits échantillons de données et peut optimiser la structure des modèles objectivement. C'est un ensemble de plusieurs algorithmes. Cette approche inductive est basée sur le tri des modèles graduellement compliqués et le choix de la meilleure solution du minimum se fait par un critère externe.

### 3.2 Bref historique

La GMDH a été développée depuis 1967 par le Professeur Ivakhnenko [Ivakhnenko A.G. (1968)] dans le groupe combiné (CCS) de systèmes de contrôle de l'institut de la cybernétique de Kiev, (Ukraine). La première recherche sur la GMDH en dehors de l'Ukraine avait été faite par R. Shankar en 1972 [Shankar R. (1972)]. Beaucoup de scientifiques se sont joints au développement de la théorie et des applications de la GMDH. Les contributions sont venues de beaucoup de domaines de recherche de différentes disciplines. Plus de 220 thèses (Ph.D.) et 27 dissertations doctorales ont été rédigées par des scientifiques de plusieurs pays. Différentes (19) études consacrées à cette méthode ont également été éditées dans plusieurs pays.

La période **1968-1971** est caractérisée par l'application d'un critère de régularité pour la solution des problèmes de l'identification, de la reconnaissance des structures et des prévisions à court terme. L'immunité du bruit n'a pas été étudiée.

Durant la période **1972-1975**, le problème de la modélisation des données bruitées et avec la base d'une information inachevée a été résolu. Il a été proposé des choix multicritères et l'utilisation d'information apriori additionnelle pour l'augmentation de l'immunité du bruit.

Pendant la période **1976-1979**, la convergence des algorithmes multicouche de la GMDH a été étudiée. En 1977, la solution des problèmes objectifs d'analyse fonctionnelle par des algorithmes multicouche de la GMDH fut proposée.

Durant la période **1980-1988**, beaucoup de résultats théoriques importants ont été atteints. Il est apparu clairement que des modèles physiques lourds ne peuvent pas être employés pour des prévisions à long terme. Des algorithmes à deux niveaux qui emploient deux échelles de temps différentes pour modéliser ont été développés. A partir de **1989** de nouveaux algorithmes pour la modélisation non paramétrique des objets brouillés et les SLP (Programmation linéaire simplifiée) pour les systèmes experts ont été développés et étudiés. Le stade actuel du travail est consacré au développement et à l'exécution, principalement dans les systèmes économiques, des neurones deux fois multicouches, qui ouvrent une nouvelle solution au problème d'auto-organisation des neurones artificiels. Par le tri des différentes solutions GMDH, les réseaux visent à réduire au minimum l'influence de l'auteur sur les résultats de la modélisation. L'ordinateur lui-même trouve la structure du modèle et les lois qui gouvernent le système.

Depuis 1967, beaucoup d'investigations et d'applications de la GMDH ont été conduites dans de nombreux pays. Elle a été mise en application dans plusieurs logiciels commerciaux au Etats-Unis d'Amérique et en Allemagne. Parmi les domaines d'application on peut citer:

- Finances et systèmes économiques
- Analyse fonctionnelle écologique et prévision
- Systèmes d'environnement
- Diagnostiques médicaux
- Systèmes démographiques
- Modélisation de temps
- Modélisation et vente économétriques

- Procédés de fabrication
- Expériences physiques
- Analyse acoustique et sismique
- Systèmes militaires
- Etc...,

### 3.3 Description générale

La méthode est un algorithme combinatoire multicouche dans lequel un réseau de couches et de nœuds est généré en utilisant un nombre d'entrées à partir d'un flux de données. La topologie du réseau est déterminée couche par couche à base de processus d'élagage sur un critère présélectionné de ce qui constitue le nœud à chaque niveau.

Elle résout, par procédé de tri, le problème d'optimisation multidimensionnel du modèle:

$$\tilde{g} = \arg \min_{g \in G} CR(g), \quad CR(g) = f(P, S, z^2, T, V) \quad (3.1)$$

$G$  : ensemble de modèles considérés;

$CR$  est un critère externe de la qualité du modèle  $g$  de cet ensemble;

$P$  - nombre d'ensemble de variables;

$S$  - complexité modèle ;

$z^2$  - dispersion de bruit;

$T$  - nombre de transformation d'échantillon de données;

$V$  - type de fonction de référence.

Pour la fonction définie de référence, chaque ensemble de variables correspond à la structure du modèle défini. Le problème de  $P$  avec  $S$  devient beaucoup plus simple et unidimensionnel:

$$CR(g) = f(S) \quad (3.2)$$

Quand  $z^2 = \text{cte}$ ;  $T = \text{cte}$ ; et  $V = \text{cte}$ .

La plupart des algorithmes GMDH emploient comme fonction de référence des fonctions polynômiales. Dans la théorie des polynômes les fonctions  $f$  sont des polynômes de Kolmogorov-Gabor mais également les graphes probalistiques, les formules de Bayes (voir annexe A), etc...



Le polynôme de Kolmogorov-Gabor peut approcher n'importe quel ordre aléatoire des observations et peut être calculé par des méthodes adaptatives ou par un système d'équation normale gaussienne [Ivakhnenko A.G., Ivakhnenko G.A. (1996)].

$$y = a_0 + \sum_{i=1}^n a_i x_i + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_i a_j x_i x_j + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n a_i a_j a_k x_i x_j x_k + \dots \quad (3.3)$$

$X(x_1, x_2, \dots, x_m)$  : vecteur de variables d'entrée;

$A(a_1, a_2, \dots)$  : vecteur des coefficients ou poids;

### 3.3.1 Couches de la GMDH

Lors de la construction du réseau, toutes les combinaisons des entrées sont générées et envoyées dans la première couche. Les sorties de celle-ci sont ensuite classées et sélectionnées pour l'entrée dans la couche suivante. Ce processus se poursuit aussi longtemps que chaque couche suivante (n+1) produit un meilleur résultat que la couche précédente (n). Lorsque la couche (n+1) n'est pas aussi bonne que la couche (n), le processus est stoppé.

### 3.3.2 Nœuds de la GMDH

Chaque couche est constituée de nœuds générés par la paire de combinaisons des entrées comme source. Chaque nœud produit un ensemble de coefficients  $a_i$ . Après que les valeurs des coefficients soient calculées sur les données de formation, l'index d'exécution d'un élément et par conséquent de ses deux entrées est déterminé en calculant l'erreur entre la sortie de l'élément et les données de validation et ceci pour chaque vecteur dans un essai réglé indépendamment. On permet seulement aux éléments dont l'index d'exécution respecte le « seuil d'auto-sélection » d'être employés dans la prochaine couche. Cette utilisation de l'essai indépendant, réglé pour filtrer, est appelé « règlement de décision ».

### 3.3.3 Structure de l'algorithme GMDH

Dans la majorité des cas le vecteur des variables indépendantes est long et inachevé tandis que l'ensemble d'observations est petit. En outre, le temps de calcul pour résoudre toutes les équations normales nécessaires et les augmentations du vecteur d'entrée; devient plus long.

Inspiré par la forme du polynôme de Kolmogorov-Gabor, Ivakhnenko [**Ivakhnenko A.G., Ivakhnenko G.A. (1996)**] a développé un nouvel algorithme, appelé « Groupe Method of Data Handling (GMDH) » qui utilise des polynômes d'ordre réduit pour chaque paire de variables d'entrée. Il a montré qu'un polynôme du second degré (Ivakhnenko polynomial) :  $y = a_0 + a_1x_i + a_2x_j + a_3x_ix_j + a_4x_i^2 + a_5x_j^2$  peut reconstruire le polynôme complet de Kolmogorov-Gabor par un procédé de type perceptron itératif. Cette approche offre une meilleure exactitude due à son type de structure du perceptron, ce qui permet la classification d'information dans « utile » et « nocif », exigeant un nombre d'observations et réduit le temps de calcul.

Durant le procédé de modélisation, l'algorithme implique quatre heuristiques qui représentent la théorie de la GMDH [**Madala H.R., Ivakhnenko A.G. (1994)**].

- (i) rassembler un ensemble d'observations qui semble être approprié à l'objet.
- (ii) diviser les observations en deux groupes. Le premier sera employé pour estimer les coefficients du modèle partiel tandis que le second servira pour la validation.
- (iii) créer un ensemble de fonctions élémentaires où la complexité augmentera par un procédé itératif produisant les différents modèles.
- (iv) selon le théorème de l'imperfection de Gödel, un critère externe est appliqué pour choisir le modèle optimal.

Les générateurs de combinaison reçoivent à leur entrée de petits groupes d'informations. Le modèle « Entrée-sortie » du système complexe utilise la structure de type « *Perceptron Multicouches* ». Chaque élément dans le générateur de combinaison implante une fonction non linéaire dans ses entrées. Les lois de non linéarité, les lois de transformation et les variables intermédiaires (covariances entre le 1<sup>er</sup>, 2<sup>ieme</sup>, 3<sup>ieme</sup>, 4<sup>ieme</sup> puissance) sont concernées. La fonction implantée formant un algorithme élémentaire est en général un polynôme de second ordre. Chaque élément, en général, accepte deux entrées. L'algorithme implanté par un élément dans une des cases est:

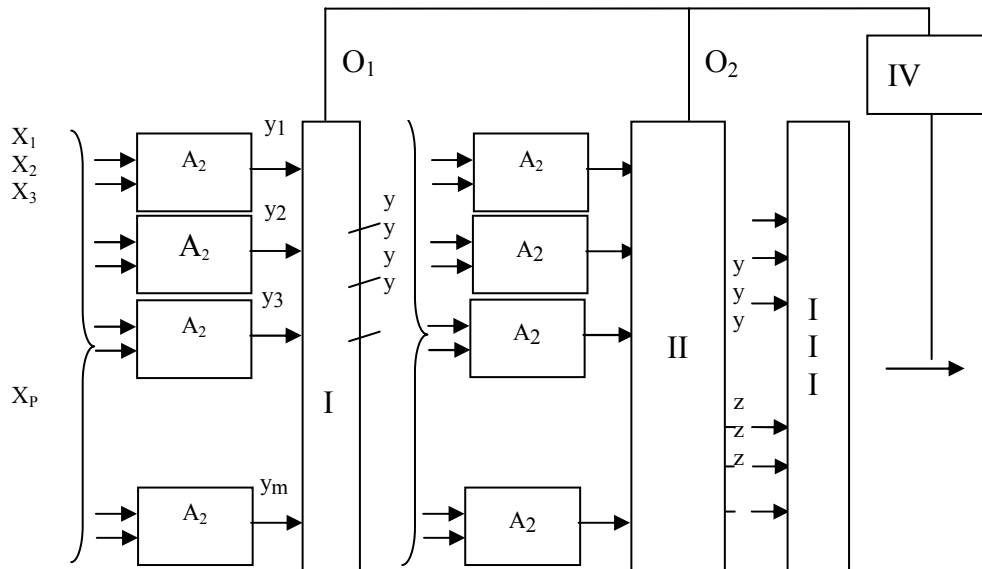
$$y = A_2(y) = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_3x_1^2 + a_4x_2^2 + a_5x_1x_2 \quad (3.4)$$

Où  $A_2$  dénote une transformation du second degré des entrées.

Plusieurs seuils d'auto-sélection sont employés. Leur but est de filtrer à chaque couche les éléments moins utiles pour prévoir une réponse correcte de  $y$ . On permet à ces éléments dont les index respectent le seuil de passer à la couche suivante. Par

conséquent, la représentation de réseau est une transformation de réaction, par laquelle chaque couche de réussite augmente de deux le degré du polynôme adapté aux propriétés d'entrée  $x_i$  (polynôme du 6<sup>ième</sup> degré).

La figure (3.1) montre la structure de la transformation globale: entrée-sortie.



I premier étage de sélection—II deuxième étage de sélection—III étage de sélection de toutes les solutions—IV étage d'optimisation.

**Fig. 3.1 Structure du réseau multicouche de la GMDH**

Les coefficients de chaque élément dans le réseau sont déterminés de la façon suivante :

Considérons un élément dans la première couche; il met en application la fonction  $A(x)$  montrée précédemment. Supposons qu'il y a  $N$  vecteurs d'entrée dans l'ensemble de formation; chacun composé de  $p$  valeurs,  $X_n = (x_{n1}, x_{n2}, \dots, x_{np})$ ;  $n=1, \dots, N$  dénotent le  $n^{ième}$  ordre désiré de  $y$ . Un ensemble de six coefficients pour cet élément qui a les entrées  $x_{ni}$  et  $x_{nj}$  doit être trouvé tel que l'erreur quadratique moyenne entre les sorties de cet élément  $y_n$  et les sorties réelles soit minimisée. Les coefficients sont obtenus à partir des équations normales de Gauss.

Ecrire d'abord le système d'équations :

$$y_1 = a_0 + a_1x_{1i} + a_2x_{2j} + a_3x_{1i}^2 + a_4x_{1j}^2 + a_5x_{1i}x_{1j}$$

$$\vdots$$

$$\vdots$$

$$\vdots$$

(3.5)

$$y_N = a_0 + a_1 x_{Ni} + a_2 x_{Nj} + a_3 x_{Ni}^2 + a_4 x_{Nj}^2 + a_5 x_{Ni} x_{Nj}$$

Sous la forme matricielle il s'écrit :

$$Y = X A \quad (3.6)$$

Là où les matrices  $Y$ ,  $X$ , et  $A$ , sont respectivement d'ordre  $(N \times 1)$ ,  $(N \times 6)$  et  $(6 \times 1)$ ; le premier élément dans chaque rangée de la matrice  $X$  est l'unité;

Les équations normales sont constituées en pré multipliant les deux cotés par la transposée de  $X$  :

$$A X^t Y = (X^t X) A \quad (3.7)$$

La matrice  $(X^t X)$  est une matrice  $(6 \times 6)$  et la solution est trouvée en inversant cette matrice:

$$A = (X^t X)^{-1} X^t Y \quad (3.8)$$

La matrice  $A$  contient les six coefficients qui permettent à cet élément de s'approcher des vraies sorties avec l'erreur quadratique moyenne minimale.

### 3.3.4 Exemple illustratif

Par exemple, avec 4 paramètres  $x_1, x_2, x_3, x_4$ , le polynôme complet incluant les termes de toutes les puissances et de toutes les covariances contient 70 termes :

$$\begin{aligned} y = & a_0 + a_1 x_1 + a_2 x_2 + a_3 x_3 + a_4 x_4 + a_5 x_1^2 + a_6 x_2^2 + a_7 x_3^2 + a_8 x_4^2 + a_9 x_1 x_2 + a_{10} x_1 x_3 \\ & + a_{11} x_1 x_4 + a_{12} x_2 x_3 + a_{13} x_2 x_4 + a_{14} x_3 x_4 + a_{15} x_1^3 + a_{16} x_2^3 + a_{17} x_3^3 + a_{18} x_4^3 + a_{19} x_1^2 x_2 + a_{20} \\ & x_1^2 x_3 + a_{21} x_1^2 x_4 + a_{22} x_2^2 x_1 + a_{23} x_2^2 x_3 + a_{24} x_2^2 x_4 + a_{25} x_3^2 x_1 + a_{26} x_3^2 x_2 + a_{27} x_3^2 x_4 + a_{28} x_4^2 x_1 \\ & + a_{29} x_4^2 x_2 + a_{30} x_4^2 x_3 + a_{31} x_1 x_2 x_3 + a_{32} x_1 x_2 x_4 + a_{33} x_1 x_3 x_4 + a_{34} x_2 x_3 x_4 + a_{35} x_1^4 + a_{36} x_2^4 + a_{37} \\ & x_3^4 + a_{38} x_4^4 + a_{39} x_1^2 x_2^2 + a_{40} x_1^2 x_3^2 + a_{41} x_1^2 x_4^2 + a_{42} x_2^2 x_3^2 + a_{43} x_2^2 x_4^2 + a_{44} x_3^2 x_4^2 + a_{45} \\ & x_1^3 x_2 + a_{46} x_1^3 x_3 + a_{47} x_1^3 x_4 + a_{48} x_1^2 x_2 x_3 + a_{49} x_1^2 x_2 x_4 + a_{50} x_1^2 x_3 x_4 + a_{51} x_2^3 x_1 + a_{52} x_2^2 x_3 \\ & x_4 + a_{53} x_2^2 x_1 x_4 + a_{54} x_2^2 x_3 + a_{55} x_2^3 x_4 + a_{56} x_2^2 x_3 x_4 + a_{57} x_3^2 x_1 x_2 + a_{58} x_3^3 x_1 + a_{59} x_3^3 x_2 + a_{60} \\ & x_3^3 x_4 + a_{61} x_3^2 x_1 x_4 + a_{62} x_2^2 x_2 x_4 + a_{63} x_4^2 x_1 x_2 + a_{64} x_4^2 x_1 x_3 + a_{65} x_4^3 x_1 + a_{66} x_4^2 x_2 x_3 + a_{67} \\ & x_4^3 x_2 + a_{68} x_4^3 x_3 + a_{69} x_1 x_2 x_3 x_4. \end{aligned}$$

Pour déterminer les coefficients de ce polynôme il est nécessaire d'inverser des matrices avec  $(70 \times 70)$  composants et il y aura au moins 70 points d'interpolation ce qui nécessite une certaine puissance des calculateurs. Quand on a 10 paramètres, le polynôme sera de 200 000 termes.

Considérons un algorithme simple de GMDH pour 4 paramètres. Les 4 paramètres sont binaires et prennent les valeurs -1 et +1. Le polynôme complet possède  $2^4=16$  termes.

$$y = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_3x_3 + a_4x_4 + a_5x_1x_2 + a_6x_1x_3 + a_7x_1x_4 + a_8x_2x_3 + a_9x_2x_4 + a_{10}x_3x_4 + a_{11}x_1x_2x_3 + a_{12}x_1x_2x_4 + a_{13}x_1x_3x_4 + a_{14}x_2x_3x_4 + a_{15}x_1x_2x_3x_4.$$

Les combinaisons pour écrire les polynômes partielles de  $x_1, x_2$  et  $x_3, x_4$  s'écrivent :

$$y_1 = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + b_3x_1x_2$$

$$y_2 = c_0 + c_1x_3 + c_2x_4 + c_3x_3x_4$$

$$Z = d_0 + d_1y_1 + d_2y_2 + d_3y_1y_2$$

Les coefficients des polynômes partiels sont trouvés en les calculant par les équations normales de Gauss. Le calcul des coefficients est assuré par  $y_1=y_2=Z$ . Ainsi, on peut déterminer les variables  $y_1$  et  $y_2$  pour chaque interpolation de point utilisé dans le 3<sup>ème</sup> polynôme. Les autres combinaisons sont  $(x_1, x_4)$  et  $(x_2, x_3)$  ou  $(x_1, x_3)$  et  $(x_2, x_4)$ . On peut choisir la combinaison qui donnera le meilleur résultat.

$y_1(x_1, x_2), y_2(x_3, x_4), y_3(x_1, x_4), y_4(x_2, x_4), y_5(x_1, x_3), y_6(x_2, x_4)$  sont utilisés pour les paramètres de  $Z$ . Les coefficients sont :

$a_0 = d_0 + d_1b_0 + d_2c_0 + d_3b_0c_0$	$a_8 = d_3b_1c_2$
$a_1 = d_1b_1 + d_3b_1c_0$	$a_9 = d_3b_2c_1$
$a_2 = d_1b_2 + d_3b_2c_0$	$a_{10} = d_3b_2c_2$
$a_3 = d_2c_1 + d_3b_0c_1$	$a_{11} = d_3b_3c_1$
$a_4 = d_2c_2 + d_3b_0c_2$	$a_{12} = d_3b_3c_2$
$a_5 = d_1b_3 + d_3b_3c_0$	$a_{13} = d_3b_1c_3$
$a_6 = d_2c_3 + d_3b_0c_3$	$a_{14} = d_3b_2c_3$
$a_7 = d_3b_1c_1$	$a_{15} = d_3b_3c_3$

Cependant, si nous disposons de nouvelles données faut-il reprendre toute la procédure de calcul ? La réponse à cette question est négative. En effet, la structure du polynôme partiel peut être maintenue avec correction des coefficients. C'est l'objet de la GMDH modifiée. [UematsuT., Mohri N. (1986)] décrivent dans leur article la procédure mathématique à considérer. Pour des raisons de simplicité, le cas d'un polynôme de premier ordre sera considéré pour la description.

**3.3.5 Dérivation de l'algorithme GMDH (modifié) pour un modèle linéaire**

Un modèle linéaire est écrit sous la forme :

$$y = c_1x_1 + c_2x_2 \dots\dots\dots + c_mx_m \tag{3.9}$$

Où y est une variable dépendante,

$x_i (i=1,2,\dots m)$  sont des variables indépendantes ( $x_1= 1$ )

et  $c_j (j=1,2, \dots m)$  sont les coefficients de régression.

Pour former le modèle original, quand l'ensemble de n données du processus entrée et sortie ( $y_{ij}, x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots x_{im}$ ) ; ( $i=1,2,\dots m$ ) sont données, le calcul des coefficients se fait par la méthode des moindres carrés pour réduire au minimum l'index :

$$J_1 = \sum_{i=1}^n (y_i - \sum_{j=1}^m c_j x_{ij})^2 \tag{3.10}$$

Pour définir les vecteurs  $\bar{c}$ ,  $\bar{y}$  et la matrice X

$$c^t = (c_1, c_2, \dots \dots c_m)$$

$$y^t = (y_1, y_2, \dots \dots y_m)$$

$$X = [X_{ij}] ; (i=1,2,\dots n ; j=1,2,\dots m) \tag{3.11}$$

Où t signifie la transposée ; le calcul par la méthode des moindres carrés du vecteur coefficient  $\bar{c}$  du modèle original est connu et s'écrit sous la forme :

$$\bar{c}_0 = (X^t X)^{-1} \cdot X^t \bar{y} \tag{3.12}$$

L'ensemble des données du nouveau processus d'ordre  $\{v_k, u_{k1}, u_{k2}, \dots u_{km}\}$ ; ( $k=1,2,\dots r$ ) sont en plus données pour modifier le modèle original, le calcul des coefficients  $c_j$  est effectué par les moindres carrés pour réduire au minimum l'index:

$$j_2 = j_1 + \sum_{k=1}^r w_k (v_k - \sum_{j=1}^m c_j u_{kj})^2 \tag{3.13}$$

Dans lequel  $w_k$  est le poids qui s'est ajouté aux données de la nouvelle modification donnée k-th et on suppose que les nombres de  $w_k$  sont les mêmes données que celles de k-th pour définir les vecteurs  $\bar{v}$ ,  $\bar{u}_k$ ,  $\bar{y}_m$ , et les matrices U,  $X_m$ :

$$w_1 \qquad w_k \qquad w_r$$

$$v^t = (\overbrace{v_1 \dots v_1}^{w_1} \dots \dots \overbrace{v_k \dots v_k}^{w_k} \dots \dots \overbrace{v_r \dots v_r}^{w_r})$$

$$u_k^t = (u_{k1}, u_{k2}, \dots \dots u_{km})$$

$$U^t = (\overbrace{\overline{u_1} \dots \overline{u_1}}^{w_l} \dots \dots, \overbrace{\overline{u_k} \dots \overline{u_k}}^{w_k} \dots \dots, \overbrace{\overline{u_r} \dots \overline{u_r}}^{w_r})$$

$$\overline{y_m^t} = (\overline{y^t}, \overline{v^t}) \tag{3.14}$$

$$X_m^t = (X^t, U^t) \tag{3.15}$$

Le calcul par la méthode des moindres carrés du vecteur  $\overline{c}$  ou des coefficients modifiés est semblable à celui de l'équation (3.12) écrite sous la forme :

$$\overline{c_m} = (X_m^t X_m)^{-1} X_m^t \overline{y_m} \tag{3.16}$$

Pour obtenir les coefficients modifiés de l'équation (3.16) il est nécessaire de mémoriser l'ordre du  $n^{ième}$  vecteur de  $y$  et la matrice d'ordre  $(n \times m)$  concernant les données de modélisation et de calculer la matrice inverse d'ordre  $m (X_m^t X_m)^{-1}$ .

Une méthode pour éviter cette mémorisation est le calcul décrit ci-dessous:

Deux matrices carrés  $P$  et  $P_m$  d'ordre  $m$  sont définies par :

$$P = (X^t X)^{-1} \tag{3.17}$$

$$P_m = (X_m^t X_m)^{-1} \tag{3.18}$$

En combinant les équations (3.14), (3.15), (3.17) et (3.18), une relation entre  $P$  et  $P_m$  est déduite :

$$P_m^{-1} = X_m^t X_m^{-1} = X^t X + U^t U = P^{-1} + U^t U = P^{-1} + \sum_{k=1}^r w_k \overline{u_k} \overline{u_k^t} \tag{3.19}$$

Elle nous laisse considérer une série de matrices carrés  $P_k (k=0,1,2, \dots, r)$  d'ordre  $m$  dans laquelle  $P_0 = P$  représenté par :

$$P_k^{-1} = P_{k-1}^{-1} + w_k \overline{u_k} \overline{u_k^t} ; \quad k = 1, 2, \dots, r \tag{3.20}$$

$$\begin{aligned} \text{Puis } P_r^{-1} &= P_{r-1}^{-1} + w_r \overline{u_r} \overline{u_r^t} \\ &= P_{r-2}^{-1} + w_{r-1} \overline{u_{r-1}} \overline{u_{r-1}^t} + w_r \overline{u_r} \overline{u_r^t} \\ &= \dots \dots \dots \\ &= \dots \dots \dots \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &= P_0^{-1} + \sum_{k=1}^r w_k \overline{u_k} \overline{u_k}^t \\
 &= P^{-1} + \sum_{k=1}^r w_k \overline{u_k} \overline{u_k}^t
 \end{aligned} \tag{3.21}$$

En comparant l'équation (3.21) avec l'équation (3.19) :

$$P_m^{-1} = P_r^{-1} \quad P_m = P_r \tag{3.22}$$

D'une autre part, pour la relation (3.20) la relation suivante est dérivée d'un **lemme** d'une matrice inverse.

$$P_k = P_{k-1} - P_{k-1} \overline{u_k} (\overline{u_k}^t P_{k-1} \overline{u_k} + 1/w_k)^{-1} \overline{u_k}^t P_{k-1} \tag{3.23}$$

Puisque  $P_{k-1}$  est la matrice carrée d'ordre  $m$  et  $u_k$  est un vecteur d'ordre  $m$  ; l'expression  $(\overline{u_k}^t P_{k-1} \overline{u_k} + 1/w_k)^{-1}$  dans la relation (3.17) est scalaire. Si la matrice  $P_0$  ou ( $P$  dans (2.19)) est donnée, la matrice  $P$  (ou  $P_m$  dans (3.22)) est facilement calculée à partir de l'équation (3.17) par la mise de  $k=1,2,\dots,r$  dans l'ordre sans calculer la matrice inverse.

Retournant à l'équation (3.15) et en combinant les équations (3.11) et (3.13) à (3.18) on obtient :

$$\begin{aligned}
 \overline{c_m} &= P_m (X^t \overline{y} + U^t \overline{v}) \\
 &= P_m (P^{-1} \overline{c}_0 + U^t U \overline{c}_0 - U^t U \overline{c}_0 + U^t \overline{v}) \\
 &= P_m \{P^{-1} \overline{c}_0 + U^t U \overline{c}_0 + U^t (\overline{v} - U \overline{c}_0)\} \\
 &= \overline{c}_0 + P_m + \sum_{k=1}^r w_k \overline{u_k} (v_k - \overline{u_k}^t \overline{c}_0)
 \end{aligned} \tag{3.24}$$

Ce résultat signifie que le vecteur  $c_0$  des coefficients du modèle original est naturellement mémorisé; il n'y a donc rien d'autre à mémoriser. La solution est trouvée dans la dérivation ci-dessus. Quand des ensembles de référence de données de modification sont données, la matrice  $P_m$  est calculée à partir de l'équation (3.17) et le vecteur des coefficients  $C$  modifié est calculé à partir de l'équation (3.24). L'algorithme dérivé ici est une expansion bien connue de la méthode des moindres carrés séquentiels où le poids  $w_k$  ( $k=1,2,\dots,r$ ) est égal à 1.



La figure (3.2) présente l'algorithme de la GMDH modifié

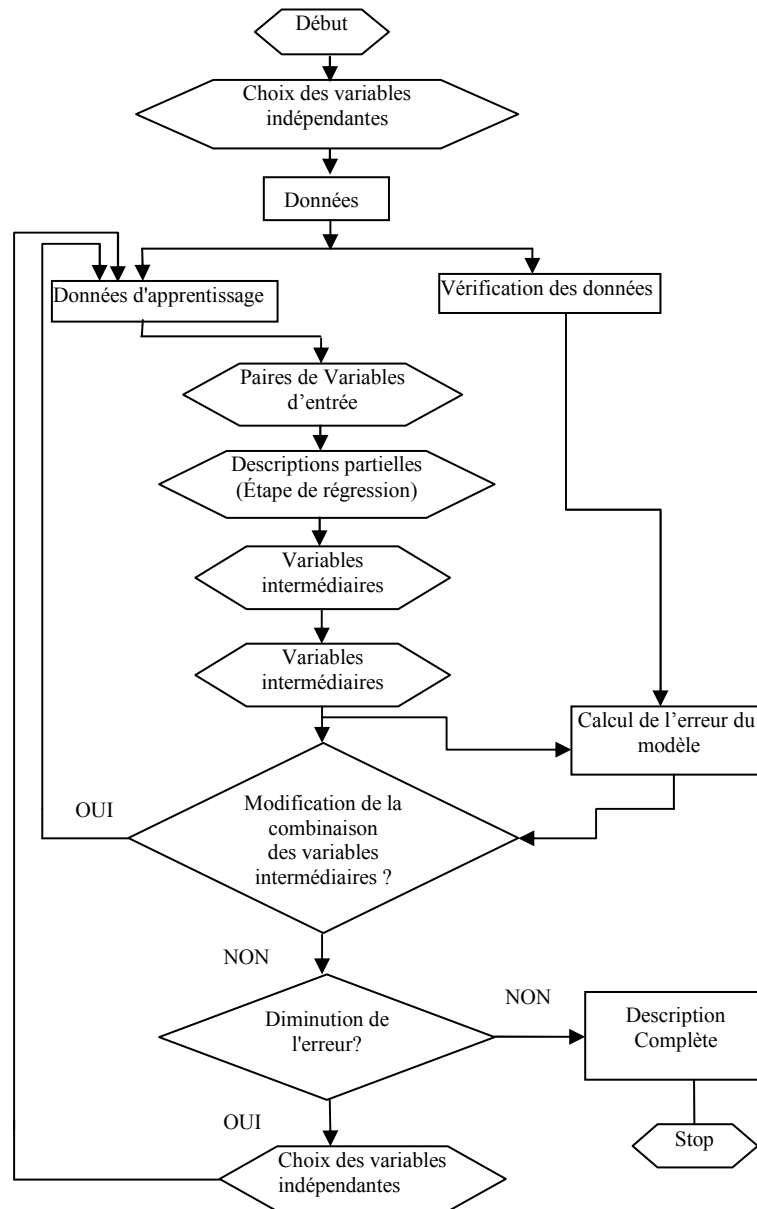


Fig. 3.2 Organigramme de la GMDH modifiée

### 3.4 Nouvel aspect

Les algorithmes de la GMDH peuvent être employés comme éléments d'un réseau neuronal avec la structure deux fois multicouche: les neurones sont multicouches et ils sont reliés dans la structure.

Un tel réseau optimise l'ensemble des variables d'entrée à chaque couche, tandis que l'exactitude augmente.

Caractéristiques de base de l'approche: L'ordinateur forme les lois qui agissent dans le système lui-même :

- La structure optimale du modèle, l'ensemble des variables efficaces d'entrée, le nombre de couches et les neurones sont déterminés automatiquement.
- L'apprentissage efficace et très rapide est possible sur n'importe quel ordinateur.
- Trouve l'optimal robuste et le modèle le plus précis.
- Les algorithmes de tri sont plutôt simples et seulement les informations minimales et incertaines sur le système sont exigées.
- Bon pour les échantillons de données très courts et bruités.
- Des modèles de n'importe quel type sont assortis par valeur minimale du critère externe.
- Le sur-lissage (overfitting) est automatiquement évité.

### **3.5 Particularités**

Les particularités de la GMDH se résument en :

- Supplément externe : Seulement le critère externe calculé sur la nouvelle information peut garantir l'erreur minimale
- Liberté de choix : Non une, mais plusieurs meilleures décisions devraient être données pour être proposées à la prochaine couche
- La règle de la complexité de couches: La description du modèle de base devrait être simple
- Définition du modèle additionnel: Le critère auxiliaire de discrimination devrait être employé en cas de difficultés dans le choix du modèle
- Structure multicouche (préparée pour l'informatique parallèle)
- Le critère minimal de valeur donne la réponse à la plupart des questions de modélisation

### **3.6 Différences entre les algorithmes de la GMDH et d'autres algorithmes d'identification structurale**

Les principales différences entre les algorithmes GMDH et d'autres algorithmes se résument dans les points suivants:

- Auto-organisation de structure de réseau pendant le tri
- Utilisation des critères externes
- Une diversité beaucoup plus grande des structures qui peuvent être produites
- Un plus haut niveau de l'automatisation avec un échantillon initial de données
- Un critère externe est exigé
- Adaptation automatique de la complexité modèle optimale et critères externes au niveau des bruits ou aux violations statistiques (effet d'immunité de bruit)
- Exécution du principe de décisions peu concluante avec des modèles de la complexité graduellement croissante

### 3.7 Nouvelles tendances

Les nouvelles tendances d'exploitation de l'algorithme GMDH peuvent être résumées par les points suivants :

- Filtrage par les réseaux neurones deux fois-multicouche (TMNN)
- Algorithme d'optimisation pour programmation linéaire simplifiée (SLP)
- Algorithmes Analogiques de complexité (AC)
- Algorithme objectif de groupement d'ordinateur (OCC).

### 3.8 Critères sélectifs

#### *3.8.1 Critères externes et internes*

Le critère interne est calculé pour l'échantillon entier de données.

Le critère externe est calculé de la nouvelle information qui n'a pas été employée pour estimer les coefficients du modèle. Par exemple, pour calculer le critère de la régularité, on range des points (rangées) d'un échantillon aléatoirement et chaque troisième point est inclus dans un sous-échantillon d'essai employé pour estimer la structure du modèle. Les autres points de l'échantillon sont employés pour estimer les coefficients des modèles.

### 3.8.2 Structure de quelques critères

La littérature spécialisée [Anastasakis L., Mort N. (2001)] fournit un très grand nombre de critères aussi intéressants les uns des autres. Il n'existe cependant aucun argument purement scientifique qui permet d'en décider du plus efficace. C'est pourquoi plusieurs critères peuvent être mis en concurrence. Les plus utilisés sont :

*Régularité*

$$AR(s) = \frac{1}{N_B} \sum_{i=1}^{N_B} (y_i - y_i(B))^2 \rightarrow \min$$

*Contre-vérification*

$$PRR(s) = \frac{1}{N} \sum_1^N [y_i - y_i(B)]^2 \rightarrow \min$$

$$N_A = N - 1, \quad N_B = 1$$

- *Unbiasedness ou contradiction*

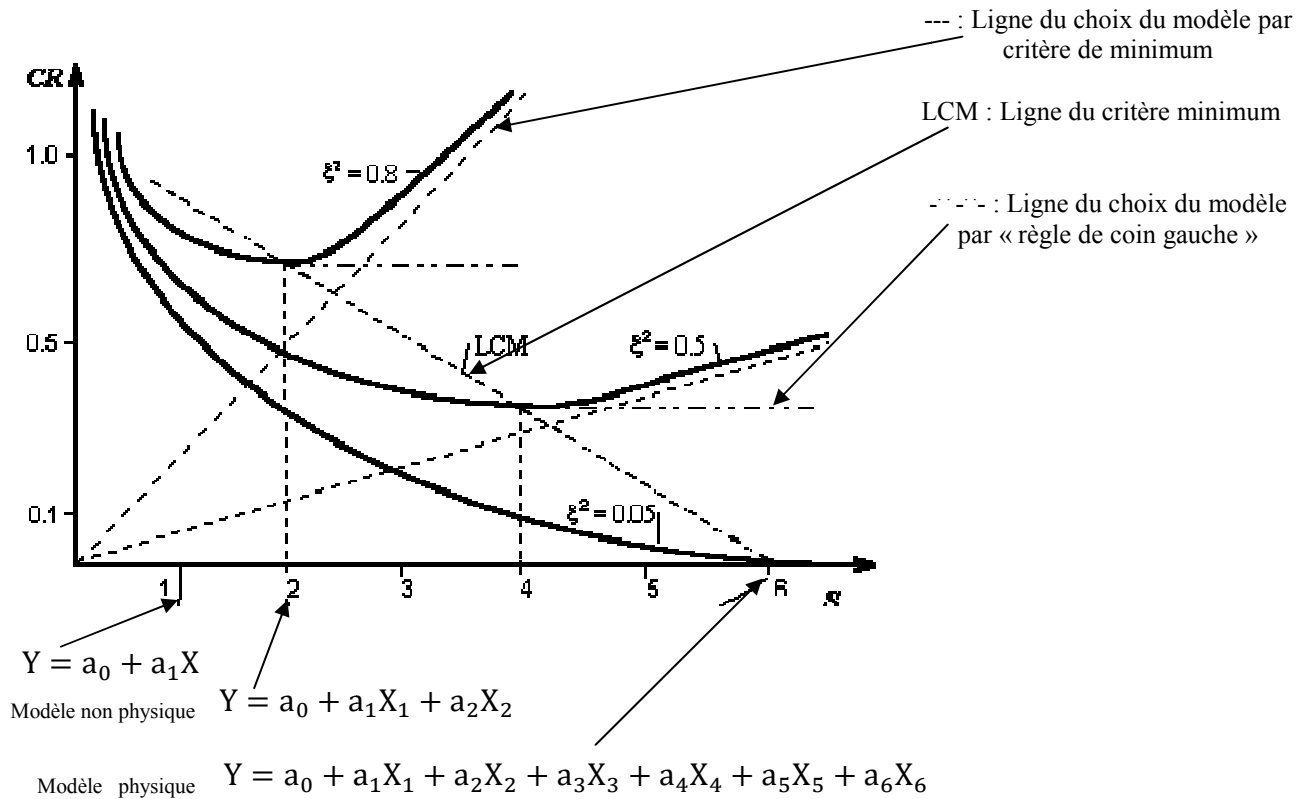
$$BS(s) = \frac{\sum_{i=1}^{N_{A+B}} (y_i(A) - y_i(B))^2}{\sum_{i=1}^{N_{A+B}} (y_i - \bar{y})^2} \rightarrow \min$$

### 3.8.3 Critère externe d'exactitude

Il donne les valeurs minimales tracées contre la complexité de la structure du modèle  $S$  pour les différents écarts de bruit  $\xi^2$ .

Les algorithmes inductifs choisissent le modèle optimal non-physique pendant le tri de tous les modèles par la valeur minimale du critère externe. On le calcule à chaque étape de la modélisation sur partie séparée d'échantillons de données. Les modèles non-physiques sont plus précis pour les échantillons de données ébruités.

La figure (2.3) traduit l'évolution des critères précédents en fonction de la complexité du modèle partiel. Il donc important de tester le critère choisi afin d'éviter toute divergence.



**Fig.3.3. Critère externe des valeurs d'exactitude du minimum tracées contre la complexité de la structure du modèle  $S$  pour la variation de bruit  $\xi^2$**

### 3.9 Comparaison entre réseaux neurones et GMDH

Dans les statistiques mathématiques on a besoin d'avoir des informations a priori sur la structure du modèle mathématique. Dans les réseaux neurones l'utilisateur estime cette structure en choisissant le nombre de couches et les fonctions de transfert des nœuds. Il doit connaître la théorie de réseaux neurones, la nature de l'objet et le temps. Il peut sélectionner la connaissance au sujet de l'objet directement du prélèvement de données. GMDH est la méthode de tri inductive, qui a des avantages lorsqu'il s'agit d'objets plutôt complexes, n'ayant aucune théorie définie, en particulier pour les objets avec des caractéristiques brouillées.

Le tableau (3.1) donne une comparaison des deux méthodologies: réseaux neurones et modélisation à organisation autonome inductive en liaison avec leur application à l'analyse de données.

	Réseaux neurones	Réseaux des études statistiques de GMDH
Analyse de données	approximation universelle	identification universelle de structure
Modèle analytique	approximation indirecte	approximation directe
Architecture	structure de réseau illimité présélectionné ; le choix expérimental d'architecture proportionnée exige le temps et l'expérience	structure de réseau liée évoluée pendant le procédé d'évaluation
Synthèse de réseau	structure de réseau fixe globalement optimisée	structure de manière adaptative synthétisée
L'information d'Apriori	sans transformation dans les concepts des réseaux neurologiques non utilisables	peut être employé directement pour choisir les fonctions et les critères de référence
Self-organization	le choix déductif et subjectif des couches numérotent et nombre de nœuds	inductif, nombre de couches et de nœuds prévus du minimum du critère externe (choix objectif)
Évaluation de paramètre	d'une manière récursive; longs échantillons des demandes	évaluation sur la formation réglée au moyen de techniques de maximum de vraisemblance, choix sur l'essai réglé (peut être extrêmement court ou ébruité)
Optimisation	recherche globale dans un espace fortement multimodal, résultat dépend de la solution initiale, technique longue	optimiser simultanément la structure et les dépendances dans le modèle, technique moins longue, paramètres inadéquats non inclus automatiquement
Accéder pour résulter	disponible transitoirement dans un environnement en temps réel	habituellement stocké et à plusieurs reprises accessibles
La connaissance initiale	a besoin de la connaissance au sujet de la théorie de réseaux neurologiques	la connaissance nécessaire au sujet du genre de tâche (critère) et de classe de système (linéaire, non linéaire)
Convergence	il est difficile garantir convergence globale	le modèle de la complexité optimale est fondé
Calcul	approprié à l'exécution utilisant le matériel avec le calcul parallèle	efficace pour les ordinateurs ordinaires et également pour le calcul massivement parallèle
Dispositifs	modèles statiques ou dynamiques (particulièrement linéaires) d'usage universel, flexibles, non linéaires	modèles linéaires ou non linéaires, statiques ou dynamiques, paramétriques et non paramétriques d'usage universel et flexibles

**Tableau 3.1 : Comparaison des deux méthodologies : Réseaux neurones et GMDH**

Les résultats obtenus par les réseaux d'étude statistiques et particulièrement les algorithmes de GMDH sont comparables aux résultats obtenus par les réseaux neurones [Ivakhnenko A.G., Müller J.A. (1995)]. Les problèmes bien connus d'un choix (subjectif) optimal de l'architecture de réseau neurone sont résolus dans les algorithmes de GMDH au moyen d'une synthèse adaptative (choix objectif) de l'architecture. De tels algorithmes combinant les meilleurs dispositifs des réseaux neurones et des techniques statistiques d'une manière puissante découvrent la structure modèle entière directement de l'échantillon de données sous forme de réseau des fonctions polynômes, des équations à différences ou d'un type de structure différente. Des modèles sont choisis automatiquement sur leur capacité pour résoudre la tâche (approximation, identification, prévisions, classification).

### **3.10 Conclusion**

Ce chapitre a résumé la présentation de la méthode GMDH. Il fournit la description du principe algorithmique utilisé et les détails des supports mathématiques couramment utilisés. Une comparaison avec l'approche neuronale est effectuée à partir des spécificités de la méthode GMDH. Les particularités et les tendances actuelles de l'algorithme GMDH sont également résumées.



**Chapitre IV**

**APPROCHE EXPERIMENTALE**



### Chapitre IV

#### APPROCHE EXPERIMENTALE

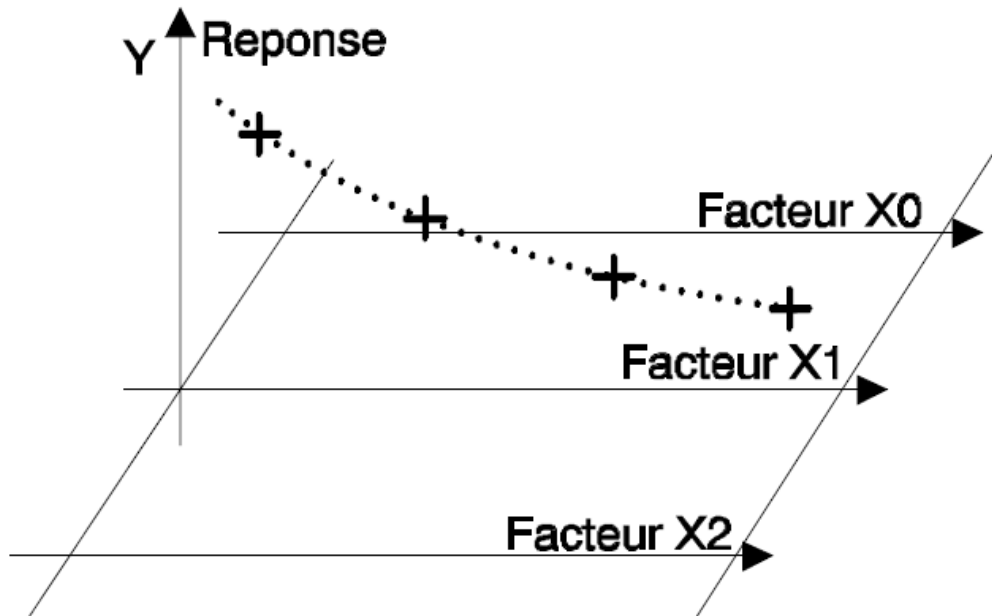
##### Introduction

On présente dans ce chapitre une introduction aux plans d'expériences ainsi que le dispositif expérimental et la méthodologie des essais suivie des résultats expérimentaux obtenus.

##### 4.1 Introduction aux plans d'expériences

Les méthodes statistiques de planification des expériences sont utilisées pour l'analyse et le traitement des données expérimentales, elles sont efficaces pour l'étude des processus comportant beaucoup de variables indépendantes. Ces méthodes permettent la variation de la variable dépendante  $Y$ , quand les variables indépendantes  $(X_1, X_2, \dots, X_n)$  varient. On envisage alors une variation simultanée de tous les paramètres influents sur le phénomène étudié, ce qui permet de constater quelle est la force d'interaction entre les paramètres et donc de réduire le nombre total d'expériences. De ce fait l'expérimentateur est confronté au choix d'un plan d'expériences lui permettant d'aboutir au résultat recherché sans exiger un nombre élevé d'essais. Dans toutes les disciplines, il est fréquent de souhaiter étudier un phénomène dépendant de différents paramètres. La méthode intuitive n'est pas toujours la meilleure. Elle consiste généralement à fixer le niveau de toutes les variables sauf une et de mesurer la réponse pour plusieurs valeurs de la variable mobile, figure (4.1).

Si plusieurs paramètres doivent être étudiés, il faut répéter cette technique pour chaque paramètre. Par exemple, si l'on souhaite étudier 7 paramètres à 4 niveaux, il faut donc réaliser  $16384 = (4^7)$  expériences. Ce nombre est très élevé et représente un travail fastidieux et souvent irréalisable. Deux solutions sont alors envisageables : réduire le nombre de niveaux et/ou réduire le nombre de paramètres. Mais l'abandon de certains paramètres laisse un goût d'amertume et surtout un doute sur la pertinence du résultat obtenu.

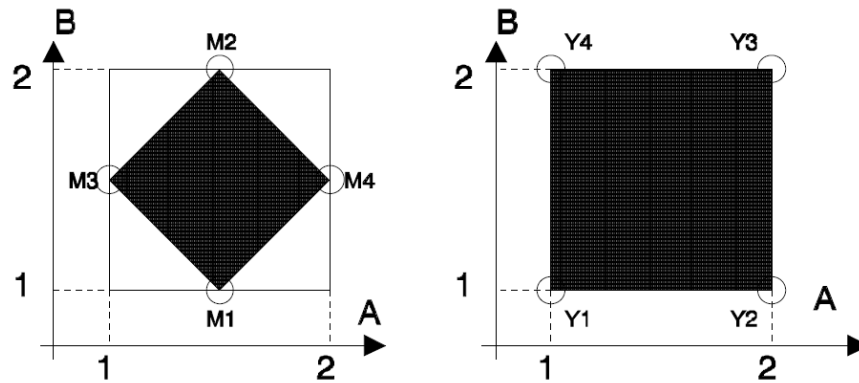


*Fig. 4.1 Méthode traditionnelle d'expérimentation*  
*La variable  $X_1$  prend des niveaux différents, les autres variables sont fixées*

Pour résoudre ce problème, il faut adopter une démarche rigoureuse dans la réalisation des essais. La méthode des plans d'expériences repose sur des bases statistiques. La différence principale avec la méthode intuitive vient du fait que l'on fait varier tous les niveaux à la fois à chaque expérience. Cette méthode conduit à établir un plan comportant le minimum d'expériences, tout en apportant le maximum de précisions dans les résultats. Le principe de la méthode consiste à ne pas étudier tous les points expérimentaux possibles, mais seulement certains points choisis pour leur propriété d'orthogonalité, que nous allons définir.

## 4.2 Choix des points expérimentaux

Afin d'illustrer la méthode, considérons le cas où nous avons 2 facteurs à 2 niveaux. Le domaine d'étude des facteurs  $A$  et  $B$  est schématisé sur la figure (4.2) par un rectangle. La méthode intuitive consiste à bloquer un facteur au milieu de la plage et de faire deux mesures aux extrémités du domaine et réciproquement pour le deuxième facteur. L'effet de la variable  $A$  pourra être calculé à partir de  $M3$  et  $M4$ , l'effet de la variable  $B$  à partir de  $M1$  et  $M2$ . Si  $\sigma$  est l'écart type sur une mesure, l'erreur sur l'effet de  $A$  ou de  $B$  sera de  $\sigma/\sqrt{2}$ .



**Fig. 4.2** *Choix de l'emplacement des points expérimentaux*  
*A droite, bon choix, à gauche mauvais choix.*

La méthode des plans d'expériences consiste à prendre les mesures aux extrémités du domaine expérimental ( $Y1, Y2, Y3, Y4$ ). L'effet du facteur  $A$  est calculé à partir des 4 mesures. En réalité, l'effet de  $A$  est la différence entre la moyenne d' $Y1, Y4$  et la moyenne d' $Y2, Y3$ . Avec cette méthode tous les points de mesure sont utilisés pour estimer un effet, la précision du calcul est donc bien meilleure. Avec 4 mesures, l'erreur type sur l'effet de  $A$  ou de  $B$  sera de  $\sigma/\sqrt{2}$ . Grâce à cette répartition, il est également possible de calculer l'interaction entre les facteurs, ce qui était impossible auparavant.

Pour qu'un plan d'expériences soit utilisable, il est nécessaire qu'il remplisse certaines conditions, dont la première est l'orthogonalité: En effet, il est essentiel pour ne pas introduire de biais dans le calcul des effets, que chaque niveau d'un facteur soit associé à tous les niveaux de l'autre, le même nombre de fois. Cette condition d'orthogonalité est indispensable pour pouvoir calculer les effets d'un facteur, indépendamment des autres. On peut même ajouter, que toute l'astuce d'un plan d'expériences consiste à tester gratuitement l'effet d'un facteur pendant l'estimation de l'effet d'un autre facteur. Ces remarques peuvent également s'observer graphiquement. La surface passant par les points de mesure est plus petite dans le premier cas que dans le second (surface hachurée de la figure (4.2)). De ce fait, on peut supposer que cette répartition fournit moins d'informations. La surface optimale est celle obtenue en plaçant les points de mesure aux extrémités du domaine.

### 4.3 Principaux avantages des plans d'expériences

Les principaux avantages de cette méthode sont [Roumesy B., Bedrin C. (1996)] :

- Diminution du nombre d'essais
- Possibilité d'étudier un grand nombre de facteurs
- Détection des interactions entre facteurs
- Modélisation des réponses étudiées
- Une précision optimale des résultats

La méthode des plans d'expériences permet une interprétation rapide et sans équivoque en fournissant un modèle expérimental précis du système étudié.

### 4.4 Dispositif expérimental

L'ensemble des essais expérimentaux ont été réalisés au sein de l'atelier d'usinage du département de génie-mécanique à l'Université Abou Bakr Belkaid de Tlemcen. Les essais consistaient à créer une base de données à partir de laquelle seront vérifiées et étudiées quelques aspects liés à l'usure de l'outil. Pour des raisons de disponibilité de matériels et de temps imparti à cette étude, il a été décidé de mener l'ensemble des expérimentations en phase de tournage avec exclusivement des opérations de chariotage [Kara-Ali D. (2005)].

#### *4.4.1 Description du dispositif expérimental*

La préparation des éprouvettes s'est effectuée en débitant une barre cylindrique de 80 mm de diamètre et de longueur 6000 mm. Des opérations de dressage et de centrage des faces ont été effectuées. En montage mixte, une opération de chariotage extérieur d'ébauche est effectuée pour éliminer la couche superficielle brute (couche écrouie). La longueur de chariotage est réglée par butée fixe à une longueur  $L = 100$  mm. L'éprouvette est en acier non allié pour traitements thermiques C20. Durant toute la période des essais, l'usinage s'est effectué en mode automatique et à sec (sans lubrification) et fut chronométré.

Les variables d'entrée des essais expérimentaux sont la vitesse de coupe " $V_C$ " (en m/mn), l'avance par tour " $a$ " (en mm/tr) et la profondeur de passe " $p$ " (en mm). La variable de sortie étant l'usure en dépouille  $VB$  (en  $\mu\text{m}$ ) de l'outil de coupe. En ce qui concerne les outils de coupe, ils sont à plaquettes rapportées. Le porte-outil est une

barre de section rectangulaire de type PWLN 20x20 L10. La figure (4.3) illustre quelques photographies.



**Fig. 4.3 : Photographies du porte-outil utilisé**

Les plaquettes en carbure de tungstène métallique sont de type WNMG (plaquette trigone). Quinze plaquettes au total étaient nécessaires à nos essais. La figure (4.4) montre une photographie des plaquettes utilisées.



**Fig. 4.4 : Photographies des plaquettes utilisées**

A chaque usinage une arête tranchante neuve fut utilisée. Les éprouvettes ont été numérotées pour être usinées en quatre séries (série de cinq éprouvettes, série de dix éprouvettes, série de quinze éprouvettes, série de vingt éprouvettes). Au total, une cinquantaine d'éprouvettes étaient nécessaires pour le déroulement de nos essais.

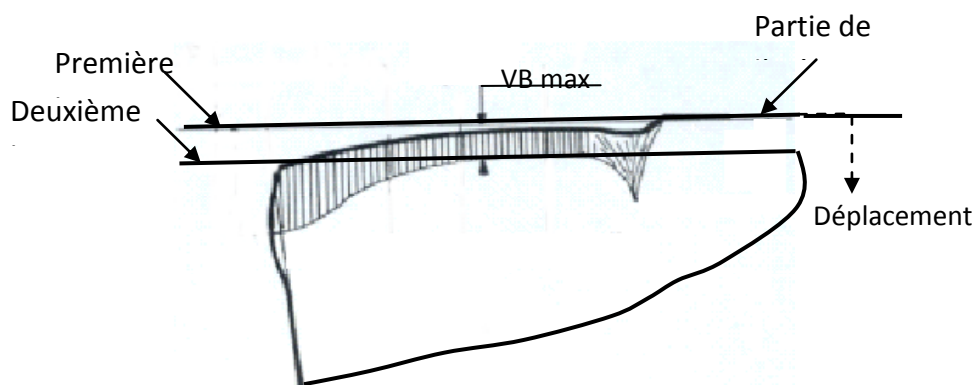
La figure (4.5) montre une partie du dispositif expérimental.



**Fig. 4.5 : Photographies des éprouvettes, Machine-Outil et usinage**

La machine-outil utilisée est installée sur un fondement élastique approprié conçu pour absorber les vibrations produites par les forces dynamiques générées lors de la coupe.

L'usure en dépouille  $VB$  de la plaquette est observée grâce à un dispositif métrologique approprié. La procédure mise en œuvre se base sur un projecteur de profil de marque Nikon. Il s'agit d'un dispositif optique qui permet une observation précise de la surface et le contour des parties opaques. L'image agrandie est projetée sur l'écran avec une amplification parfaite. La méthode de mesure est basée sur l'utilisation des lignes de l'écran. La figure (4.6) illustre le principe de la mesure de l'usure  $VB$  de l'outil.



*Fig. 4.6 : Mesure de l'usure  $VB$*

Le déroulement des essais s'est effectué en appliquant un plan d'expérience, voir annexe (B).

#### **4.4.2 Méthodologie des essais**

Les expériences effectuées permettent d'établir une base de données qui constituera les entrées et sorties du réseau auto-organisé GMDH. Celui-ci sera déterminé dans le chapitre suivant. Il est composé de trois entrées:

- vitesse de coupe,
- vitesse d'avance de l'outil,
- profondeur de passe

et une sortie:

- usure en dépouille  $VB$  de l'outil.

L'intervalle de chaque paramètre a été codé en 5 niveaux.

## Chapitre IV : Approche expérimentale

Pour la vitesse de coupe  $V_C$ , les niveaux retenus s'étalent de 64 m/min à 237 m/min. Les cinq niveaux adoptés pour l'avance  $a$  varient de 0,08 mm/tr à 0,2 mm/tr. Le troisième paramètre est la profondeur de passe  $p$  avec ses cinq niveaux compris entre 0,5 mm et 1,5 mm.

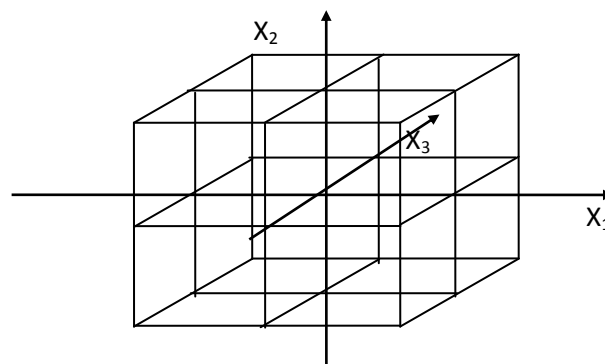
Les conditions de coupe utilisées dans ce travail ainsi que la codification de chacun des niveaux sont résumées dans le tableau (4.1).

Paramètres	Symbole	Niveaux sous forme codés				
		-1.515	-1	0	+1	+1.515
Vitesse de coupe (m/min)	$x_1$	64	89	125	173	237
Avance (mm/tour)	$x_2$	0.08	0.10	0.128	0.150	0.200
Pénétration (mm)	$x_3$	0.5	0.75	1	1.25	1.50
Conditions des opérations de tournage	Pas de lubrification.					

**Tableau 4.1 : Résumé des conditions de coupe**

L'élaboration d'un plan d'expériences sera donc du type  $n^3$ .

Dans une expérience de type  $3^3$  par exemple, chaque paramètre comprend trois niveaux, figure (4.7), avec les valeurs -1, 0, et +1, et en cas de nécessité, il peut avoir jusqu'à cinq niveaux  $-\alpha$ , -1, 0, +1,  $+\alpha$ .



**Fig. 4.7- Plan d'expériences du type  $3^3$**

## Chapitre IV : Approche expérimentale

Si l'on adopte un plan d'expériences complet à 3 paramètres et 5 niveaux ( $5^3$ ) tel que présenté par le tableau (4.2), le nombre d'expériences à réaliser sera  $n=125$ , ce qui est considérable. A cet effet et à cause des interactions de faibles influences, il y a possibilité de réduire le nombre d'expériences.

Le tableau (4.2) présente la matrice standard du plan d'expérience du type  $5^3$ .

N° Exp.	Matrice des variables indépendantes										Matrice de réponse				
	$x_0$	Matrice du plan				$x_1 = \dots x_k =$					$y_1$	$y_2$	$y_3$	$y_4$	$y_5$
$x_1$		$x_2$	.....	$x_k$	$x_1 x_2$	$x_i x_j$	.....	$x_{k-1} x_k$	$x_1^2 - 2/3$ .....	$x_k^2 - 2/3$					
1	1	-1	-1	.....	-1	+1	.....	-1	1/3	1/3					
2	1	+1	-1	.....	-1	-1	.....	+1	1/3	1/3					
·	·														
n	1	0	0	.....	0	0	.....	0	-2/3	-2/3					
	$\bar{y}$	$b_1$	$b_2$	.....	$b_k$	$b_{12}$	$b_{ij}$	$b_{k-1,k}$	$b_{11}$	$b_{kk}$					

**Tableau 4.2 : Matrice standard pour un plan de type  $3^k$  [Scheffler E. (1986)]**

Un plan de deuxième degré pour un nombre de paramètres ( $k=3$ ), où chaque paramètre varie sur cinq niveaux prendra la forme suivante :

Pour  $k=3$ , il existe  $2k=6$  points étoilés, tableau (4.1), ayant comme coordonnées :

$$(\alpha, 0, 0), (0, \alpha, 0), (0, 0, \alpha), (-\alpha, 0, 0), (0, -\alpha, 0), (0, 0, -\alpha),$$

ce qui donne un nombre d'expériences de :

$$n = 2^k + 2k + n_0 \tag{4.1}$$

Avec:  $\alpha = 2^{k/5}$  ;

Ainsi, le plan conçu est un plan composé central rotatif du type ( $2^3$ ) (voir annexe B).

Ce plan nous amène à effectuer 20 expériences au lieu de 125 avec  $\alpha=1,515$ .



L'influence des vibrations du système pendant le processus de coupe sur les résultats expérimentaux est réduit au minimum avec un soin particulier pris expérimentalement pour éviter cette influence. En outre, aucune lubrification n'a été utilisée.

### IV.5 Résultats expérimentaux

Le tableau (4.3) montre la disposition et les résultats des vingt expériences menées dans cette étude. Les valeurs mesurées de l'usure de l'outil sont donnés dans la dernière colonne du tableau (4.3). Les résultats de l'usure en dépouille  $VB$  de l'outil ont été obtenus pour la même longueur de coupe pour chaque série de coupe. Au moins trois essais pour chacun des points du tableau (4.3) ont été réalisés. L'essai sera rejeté si l'erreur calculée dépasse 3%. Cette erreur est obtenue selon la procédure suivante :

- Calcul de la moyenne de l'usure notée  $VB$  sur les essais effectués pour chaque point du tableau (4.3).
- Etablir la différence entre la valeur maximale de l'usure mesurée  $VB_{Max}$  et celle de la valeur moyenne  $VB$
- Calcul de l'erreur  $ER_{VB}$  selon l'expression :

$$ER_{VB} = \frac{VB_{Max} - VB}{VB} \quad (4.2)$$

N° Exp.	Vitesse $V_c$ (m/min)		Avance $a$ (mm/tr)		Pénétration $p$ (mm)		Usure en dépouille mesurée $VB$ ( $\mu\text{m}$ )
	Réelle	Codée	Réelle	Codée	Réelle	Codée	
1	89	-1	0.1	-1	0.75	-1	18
2	173	+1	0.1	-1	0.75	-1	126
3	89	-1	0.1	-1	1.25	+1	28
4	173	+1	0.1	-1	1.25	+1	152
5	89	-1	0.15	+1	0.75	-1	21

## Chapitre IV : Approche expérimentale

6	173	+1	0.15	+1	0.75	-1	135
7	89	-1	0.15	+1	1.25	+1	32
8	173	+1	0.15	+1	1.25	+1	160
9	64	-1.515	0.128	0	1	0	8
10	237	+1.515	0.128	0	1	0	309
11	125	0	0.128	0	0.5	-1.515	45
12	125	0	0.128	0	1.5	+1.515	80
13	125	0	0.08	-1.515	0.5	0	40.5
14	125	0	0.2	+1.515	0.5	0	50
15	125	0	0.128	0	0.5	0	47
16	125	0	0.128	0	0.5	0	45
17	125	0	0.128	0	0.5	0	46.5
18	125	0	0.128	0	0.5	0	46
19	125	0	0.128	0	0.5	0	48
20	125	0	0.128	0	0.5	0	45.5

**Tableau 4.3 : Résultats expérimentaux**

L'application de l'approche GMDH modifié (le principe est expliqué au chapitre (III)) nécessite l'ajout d'un nouvel ensemble de données. Ces dernières sont obtenues à l'aide de nouvelles expériences sélectionnées arbitrairement parmi l'ensemble des 125 expériences possibles. Dans notre cas 08 expériences supplémentaires ont été rajoutées et les résultats sont montrés sur le tableau (4.4).

N° Exp	$V_C$ (m/min)	$a$ (mm/tr)	$p$ (mm)	$VB$ ( $\mu$ m)	GMDH modifiée
21	75	0.1	1	14	13.883
22	100	0.128	1.25	42	42.233
23	150	0.2	0.75	101	100.812
24	200	0.15	0.5	177	177.279
25	75	0.2	1.5	30	30.452
26	75	0.128	1.5	25	24.889
27	100	0.08	1	32	31.559
28	150	0.08	0.75	85	84.936

*Tableau 4.4 : Données supplémentaires pour GMDH Modifiée*

### 4.6 Conclusion

Ce chapitre a résumé l'approche expérimentale adoptée dans ce travail. Après une brève introduction du concept des plans d'expériences, la description du dispositif expérimental utilisé est introduite. Ensuite, le plan d'expériences adopté a été présenté. Les résultats de l'ensemble des essais effectués sont récapitulés sous forme de tableaux.



**Chapitre V**

**RESULTATS ET DISCUSSIONS**

## Chapitre V

# RESULTATS ET DISCUSSIONS

### Introduction

Le fonctionnement du processus de coupe en tournage dépend de nombreux paramètres du système, dont les interactions complexes rendent mathématiquement difficile sa description.

De la littérature des procédés d'usinage, on peut déduire facilement que les variables du régime de coupe (vitesse de coupe, avance et profondeur de passe), les propriétés chimiques et mécaniques de l'outil, les paramètres géométriques de l'outil, la qualité de la lubrification, le système dynamique, etc..., peuvent être considérés comme variables d'entrée à la relation de causalité. L'usure en dépouille, l'usure en cratère, l'état de surface de la pièce peuvent être considéré comme paramètres de sortie. Dans notre travail et lors de l'expérimentation, seuls les paramètres d'usinage (vitesse de coupe, avance et profondeur de passe) ont été considérés. Il est établi dans la littérature spécialisée [Roumesy B., Bedrin C. (1994)] que le régime de coupe influe fortement sur l'usure en dépouille de l'outil.

Ce chapitre décrit les conditions et les procédures adoptées pour élaborer un modèle mathématique optimal représentant la relation de causalité entre l'usure en dépouille de l'outil et les conditions de coupe. Les résultats atteints sont présentés et discutés.

### 5.1 Elaboration du modèle mathématique de l'usure en dépouille VB de l'outil

La détermination du modèle a été réalisée initialement à l'aide de l'algorithme simplifié de la méthode GMDH. La technique consiste à séparer l'échantillon des données en deux sous-ensembles :

- ✓ Sous-ensemble d'apprentissage.
- ✓ Sous-ensemble de contrôle.

Les deux tiers environ des observations constituent le sous-ensemble d'apprentissage. La partie restante des observations (par exemple tous les troisièmes points avec la même variance) constitue le sous-ensemble de contrôle.

Le sous-ensemble d'apprentissage est utilisé pour estimer les coefficients du modèle partiel adopté à chaque étage du processus d'élaboration du modèle mathématique. Le sous-ensemble de contrôle est utilisé pour sélectionner le modèle optimal au sens d'un critère.

Il existe différents critères (voir, chapitre III) pour identifier les variables effectives à chaque étage tels que le critère de régularité, le critère de la contre-vérification, le critère combiné, le critère PRESS, etc... Ces critères sont toujours sous une forme contenant deux parties, la fonction coût qui pénalise le terme additif dans chaque étage et un autre représentant l'erreur quadratique obtenue de la régression. Toute variable répondant au critère accède automatiquement à la couche suivante et son évaluation est faite en utilisant l'ensemble de contrôle.

Le critère est évalué à l'aide des données du sous ensemble de contrôle. Cette étape fait que le nombre de variables retenues à la sortie décroît d'étage en étage. Ainsi la procédure GMDH ne peut devenir instable quand le processus continue.

Dans ce travail, nous avons testé trois critères différents en l'occurrence les critères PRESS, PRR et MSE (Mean Square Error). C'est ce dernier qui a été retenu au vu des résultats obtenus.

$$MSE = \frac{1}{N_B} \sum_1^N [y_i - \bar{y}(B)]^2 \rightarrow \min \quad (5.1)$$

Où  $N_B$  représente la plage de la vérification des données du sous-ensemble.

Toutes les données d'entrée et de sortie du tableau (4.3) présentées dans le chapitre (IV) sont utilisées sous forme d'écart normalisés à partir de leurs valeurs moyennes par les relations :

$$\xi_i(h) = \frac{x_i(h) - \bar{x}_i}{\bar{x}_i} \quad \psi(h) = \frac{y_i(h) - \bar{y}_i}{\bar{y}_i} \quad (5.2)$$

Où  $i$  ( $i= 1, 2, 3$ ) et  $h$  ( $h= 1, 2, 3, 4, 5$ ) désignent les variables d'entrée et le nombre des valeurs expérimentales, respectivement.

Les modèles partiels sont déterminés à l'aide de la procédure de régression par étapes avec toutes les entrées prises par paires (deux à la fois). Toutes les combinaisons de variables d'entrée sont générées avant l'apprentissage de chaque couche. Le nombre de combinaisons se détermine par la relation:

$${}^m C_r = \frac{m!}{r!(m-r)!} \quad (5.3)$$

Où  $m$  est le nombre de variables d'entrée et  $r$  est le nombre d'entrées pour chaque nœud (généralement fixé à deux selon le modèle de base présenté par [Ivakhnenko A.G., Ivakhnenko G.A. (1996)]. On calcule le critère d'erreur entre chaque variable intermédiaire et on contrôle les données par application du critère d'erreur au niveau de chaque couche, les variables moins utiles pour prédire la sortie correcte sont filtrées.

Dans cette étude, l'algorithme GMDH a permis de générer un modèle après trois couches dans le réseau. Toutes les paires possibles d'entrée ou de sortie de la couche précédente sont prises en considération. L'usure en dépouille de l'outil VB dans une opération de tournage a été modélisée comme suit:

$$y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + b_3x_3 + b_4x_1^2 + b_5x_2^2 + b_6x_3^2 + b_7x_1x_2 + b_8x_1x_3 + b_9x_2x_3 \quad (5.4)$$

Où  $x_1, x_2, x_3$  sont respectivement la vitesse de coupe, l'avance et la profondeur de passe. Les dix coefficients  $b_i$  de l'expression (5.4) évalués par l'algorithme de base sont présentés par le tableau (5.1):

$b_i$	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
	20,247	-0.920	-69.295	-20,513	0,008	46,273	4,320	1,070	0,344	36,033

**Tableau 5.1 Valeurs des coefficients estimés par le réseau GMDH**

Ainsi, le modèle de prédiction de l'usure en dépouille VB de l'outil s'écrit:

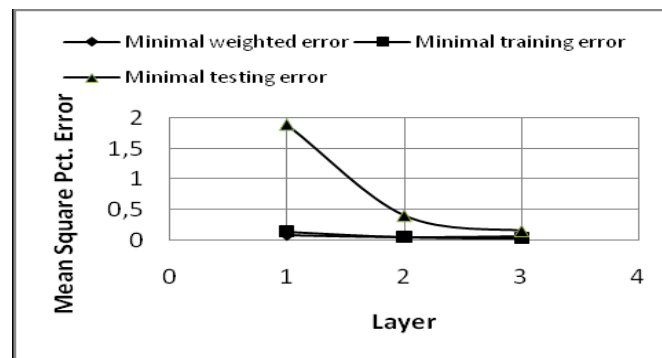
$$VB = 20.247 - 0.920x_1 - 69.295x_2 - 20.513x_3 + 0.008x_1^2 + 46.273x_2^2 + 4.320x_3^2 + 1.070x_1x_2 + 0.344x_1x_3 + 36.033x_2x_3 \quad (5.5)$$

Les erreurs minimales pondérées, d'estimation des coefficients des modèles partiels ainsi que celles de contrôle aux différents étages du réseau GMDH au sens du critère MSE sont reportées sur le tableau (5.2).

	Erreur Minimale pondérée	Erreur Minimal Apprentissage	Erreur Minimale Contrôle
Etage 1	0.0892427	0.1386601	1.889544
Etage 2	0.0563340	0.05288310	0.4065458
Etage 3	0.0712320	0.03398841	0.1564479

**Tableau 5.2 Erreurs minimales des différentes couches**

La figure (5.1) illustre graphiquement les indices de performance des données montre d'apprentissage et de contrôle. On peut observer que le niveau de l'erreur décroît le long du réseau.



**Fig.5.1 Evolution de l'indice de performance des données le long du réseau GMDH**

La figure (5.2) montre la confrontation de l'usure mesurée à celle prédite par le modèle (5.5) ainsi que les écarts enregistrés. Les marges d'erreur se situent principalement dans la gamme 2,77% à 22,13%. Comme il peut être constaté, la prédiction du modèle suit de près les résultats expérimentaux, à l'exception de la série numéro 9 où il existe un écart notable.



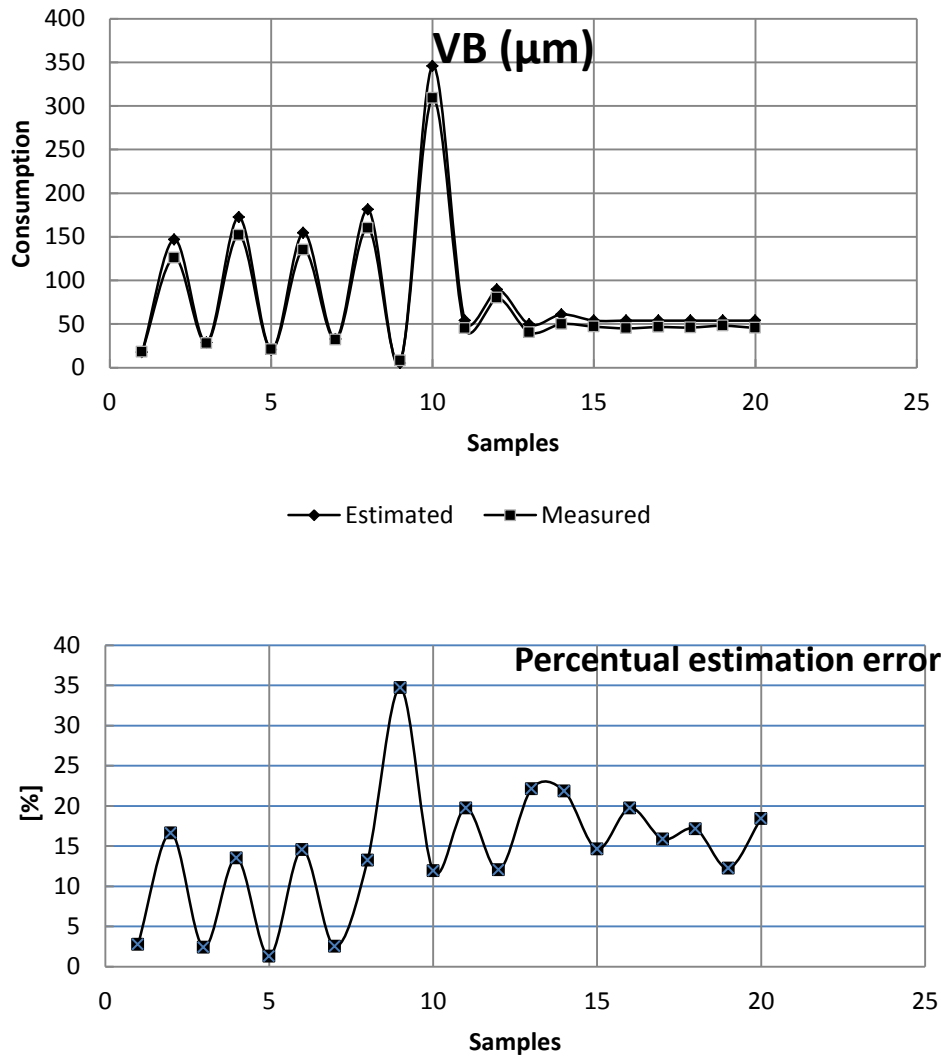


Fig. 5.2 Confrontation modèle-expérience de l'usure VB

## 5.2 Application de l'approche GMDH modifiée

Afin d'affiner le modèle élaboré et limiter l'erreur pour tous les essais, nous avons décidé l'application de l'approche GMDH modifiée dont le principe est expliqué au chapitre (III), avec l'ajout d'un nouvel ensemble de données figurant sur le tableau (4.4) du chapitre (IV). Cette procédure donne de meilleurs résultats, comme nous le montre la figure (5.3) où le niveau d'erreur reste dans un intervalle réduit: 0,1% à 9,27%, y compris l'essai n° 9.

La structure du nouveau modèle avec des coefficients corrigés est représentée par l'équation (5.6):

$$VB = 29.247 - 0.920x_1 - 76.304x_2 - 20.461x_3 + 0.007x_1^2 + 45.284x_2^2 + 3.290x_3^2 + 1.125x_1x_2 + 0.354x_1x_3 + 36.230x_2x_3 \quad (5.6)$$

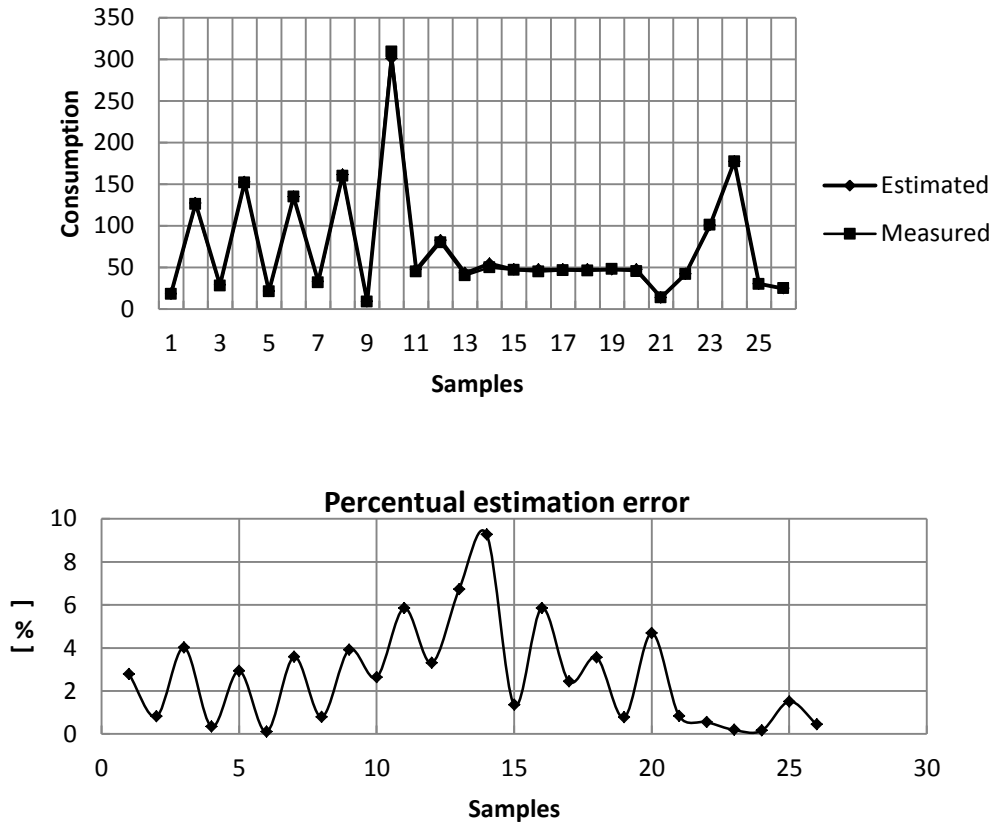


Fig. 5.3 : Confrontation modèle-expérience de l'usure VB avec GMDH modifiée

Le tableau (5.3) récapitule les résultats numériques pour l'ensemble des essais.

Essai n°	Vitesse de coupe, $V_c$ (m/min)	Avance $a$ (mm/tr)	pénétration $p$ (mm)	Usure mesurée $VB$ ( $\mu\text{m}$ )	GMDH Basique	GMDH Modifiée
1	89	0.1	0.75	18	17.500	18.500
2	173	0.1	0.75	126	146.944	127.028
3	89	0.1	1.25	28	28.674	29.124
4	173	0.1	1.25	152	172.566	152.520
5	89	0.15	0.75	21	20.727	21.616
6	173	0.15	0.75	135	154.665	134.869

7	89	0.15	1.25	32	32.801	33.146
8	173	0.15	1.25	160	181.187	161.267
9	64	0.128	1	9	5.224	9.352
10	237	0.128	1	309	345.854	300.857
11	125	0.128	0.5	45	53.884	47.632
12	125	0.128	1.5	80	89.624	82.639
13	125	0.08	0.5	40.5	49.464	43.223
14	125	0.2	0.5	50	60,915	54.637
15	125	0.128	0.5	47	53,884	47.632
16	125	0.128	0.5	45	53,884	47.632
17	125	0.128	0.5	46.5	53,884	47.632
18	125	0.128	0.5	46	53,884	47.632
19	125	0.128	0.5	48	53,884	47.632
20	125	0.128	0.5	45.5	53,884	47.632
21	75	0.1	1	14		13.883
22	100	0.128	1.25	42		42.233
23	150	0.2	0.75	101		100.812
24	200	0.15	0.5	177		177.279
25	75	0.2	1.5	30		30.452
26	75	0.128	1.5	25		24.889
27	100	0.08	1	32		31.559
28	150	0.08	0.75	85		84.936

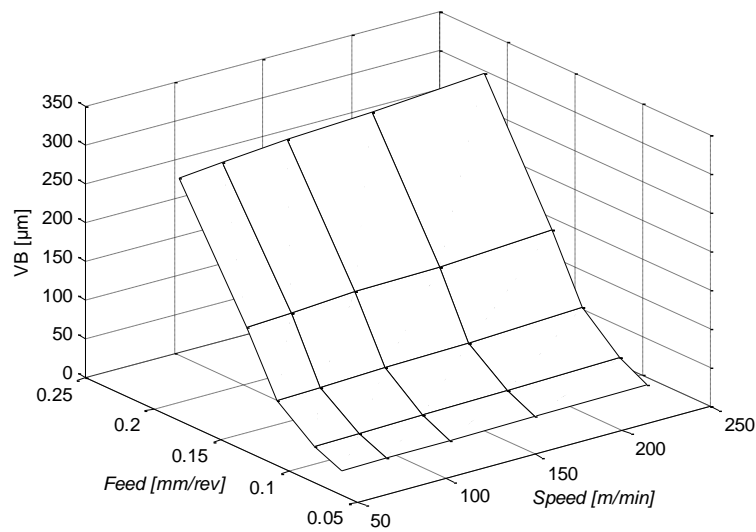
**Tableau 5.3 Résultats pour GMDH Modifiée**

### 5.3 Discussions

L'effet de la vitesse de coupe, de l'avance et la profondeur de passe sur l'usure en dépouille  $VB$  de l'outil est clairement montré sur les figures suivantes :

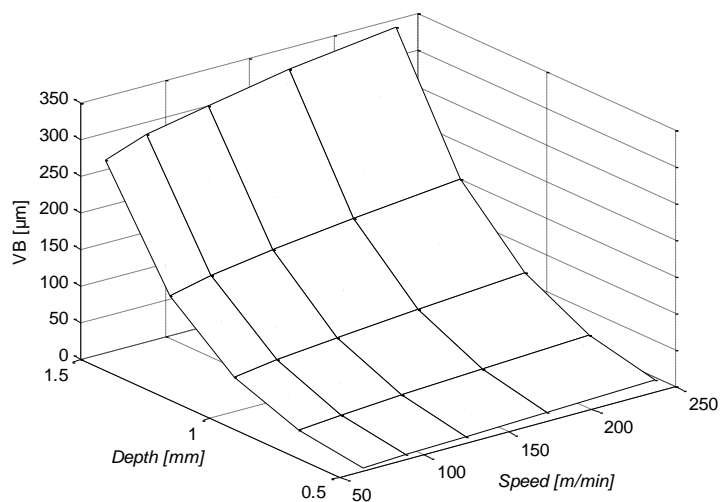
➤ La figure (5.4) montre la distribution de l'usure en dépouille  $VB$  en fonction des paramètres d'entrée  $V_C$  et  $a$  avec une profondeur de passe médiane  $p=1$  mm. L'analyse de cette figure nous permet de déduire que lorsque la vitesse de coupe

et l'avance augmentent, il y a augmentation de l'usure en dépouille. Nous notons la forte influence de la vitesse de coupe sur l'usure en dépouille de l'outil.



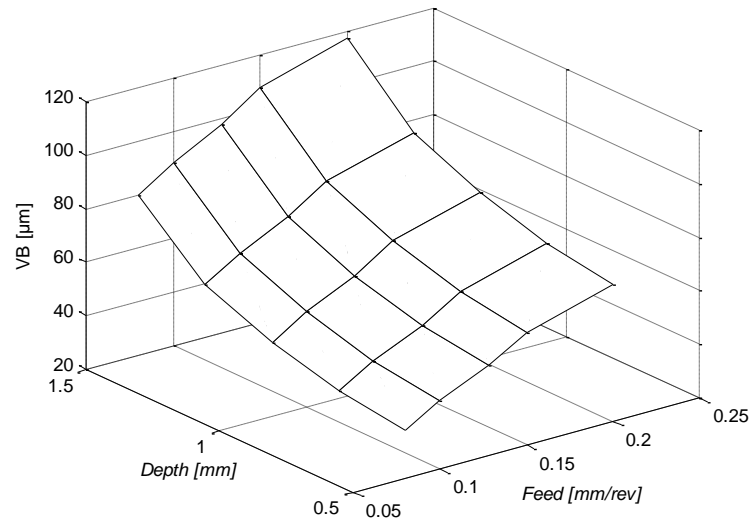
**Fig. 5.4 Usure VB en fonction de la  $V_C$  et  $a$ . Profondeur de passe  $p=1\text{mm}$**

➤ La figure (5.5) montre la distribution de l'usure en dépouille  $VB$  en fonction des paramètres d'entrée  $V_C$  et  $p$  avec l'avance médiane  $a = 0,128 \text{ mm/tr}$ . On déduit que lorsque la vitesse de coupe et la profondeur de passe augmentent, il y a augmentation de l'usure en dépouille. Nous notons l'influence de l'avance sur l'usure en dépouille de l'outil.



**Fig. 5.5 : Usure VB en fonction de la  $V_C$  et  $p$ . Avance  $a=0,128 \text{ mm/tr}$**

➤ La figure (5.6) montre la distribution de l'usure en dépouille  $VB$  en fonction des paramètres d'entrée  $a$  et  $p$  avec la vitesse de coupe médiane  $V_C = 125$  m/min et on déduit que lorsque l'avance et la profondeur de passe augmentent, il y a augmentation de l'usure en dépouille. Nous notons l'influence de l'avance sur l'usure en dépouille de l'outil.



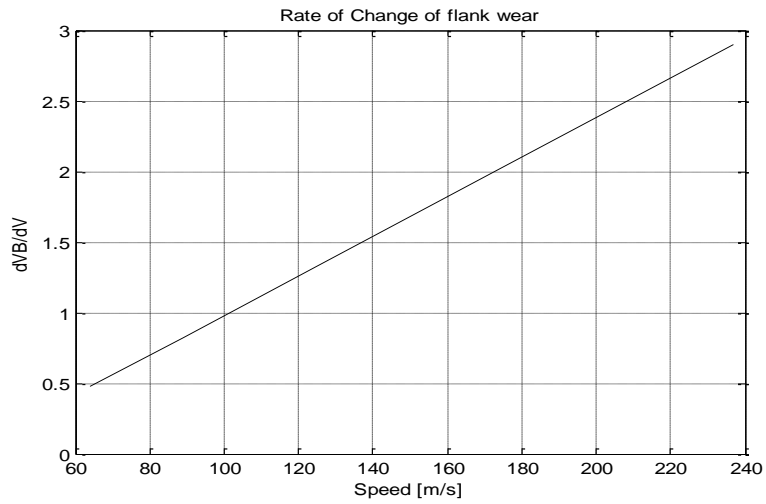
**Fig. 5.6: Usure  $VB$  en fonction de  $a$  et  $p$ . Vitesse de coupe  $V_C=125$ m/min**

Les figures (5.7), (5.8) et (5.9) représentent la dérivée partielle du modèle décrit par l'équation (5.6) en fonction de la vitesse de coupe; l'avance et la profondeur de passe, respectivement.

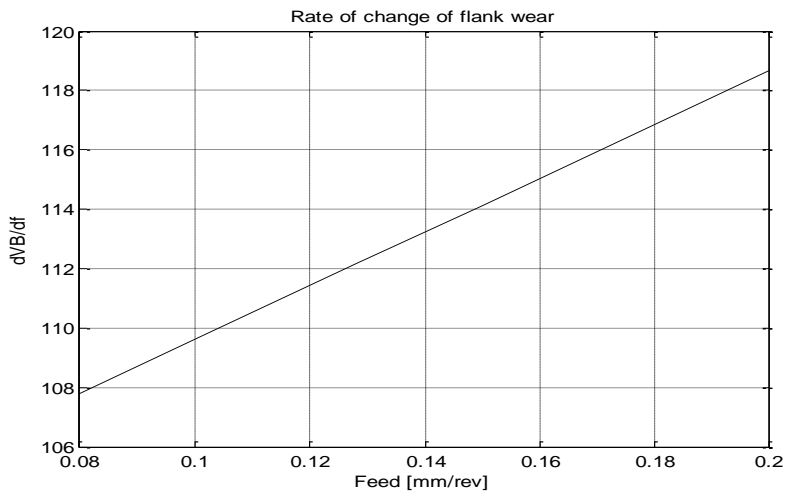
Toutes ces dérivées augmentent de façon linéaire. Notons les comme:

$$S_V = \frac{\partial(VB)}{\partial V} ; S_a = \frac{\partial(VB)}{\partial a} ; S_p = \frac{\partial(VB)}{\partial p} \quad (5.7)$$

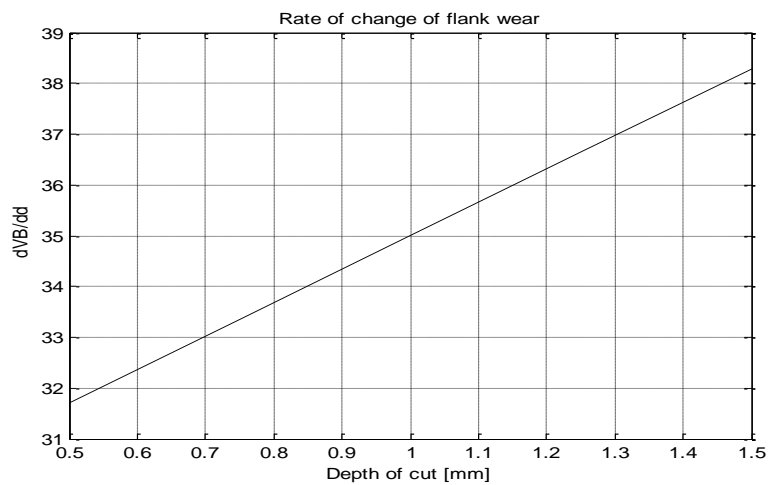
Nous observons que  $S_V$  n'augmente pas sensiblement en comparaison avec  $S_a$  et  $S_p$  dans nos conditions expérimentales. Ce résultat reflète la faible sensibilité de l'accélération de l'usure en fonction du niveau de la vitesse de coupe. Inversement, les grandeurs  $S_a$  et  $S_p$  sont sensibles à l'avance et la profondeur de passe en raison de la variation de la section des copeaux qui augmente le phénomène d'usure abrasive.



**Fig. 5.7** Taux de variation de VB en fonction de la vitesse de coupe  $V_C$



**Fig. 5.8** Taux de variation VB en fonction de l'avance  $a$



**Fig. 5.9** Taux de variation de VB en fonction de la profondeur de passe  $p$

Donc, nous pouvons conclure que l'usure de l'outil est fortement affectée par le paramètre vitesse de coupe, mais avec pratiquement la même accélération d'usure à chaque niveau de la vitesse de coupe.

L'explication de ce phénomène peut être donnée par le fait que l'usure en dépouille n'est pas fortement liée au phénomène thermique généré par l'augmentation de la vitesse de coupe que l'abrasion mécanique due à la section du copeau (défini par le produit avance par pénétration) sur la dépouille de l'outil même sans lubrification.

#### 5.4 Optimisation du modèle de l'usure de l'outil lors de l'opération de tournage

Plusieurs techniques d'optimisation (algorithme génétique, optimisation par essaim de particules, etc,...) pourraient être appliquées au modèle (5.6) sous les contraintes d'usinage suivantes :

$$46 \leq x_1 \leq 237; \quad 0,08 \leq x_2 \leq 0,2; \quad 0,5 \leq x_3 \leq 1,5$$

La solution donnera les valeurs optimales de la réponse et des paramètres d'entrée. Nous appliquons, ici, une technique récemment développée appelée méthode de recherche à voisinage variable (VNS) [Cisse M. (2010)].

##### 5.4.1 Méthode VNS

L'idée de base de la méthode méta-heuristique VNS est d'utiliser plus qu'une structure de voisinage et de procéder à une évaluation systématique du changement entre elles au sein d'une recherche locale. L'algorithme reste sur la même solution jusqu'à ce qu'une autre solution meilleure soit trouvée et donc l'algorithme l'adopte. Les solutions proches sont généralement classées de sorte que l'intensification de la recherche autour de la solution actuelle est suivie naturellement par la diversification. Le niveau de l'intensification ou la diversification peut être contrôlé par un petit ensemble de paramètres à définir [Hansen P. & al. (2003)]. Nous pouvons considérer la méthode VNS comme une «agitation» où un mouvement vers une solution plus éloignée à partir de l'actuelle solution correspond à une forte secousse. Contrairement au hasard, la méthode VNS permet un saut maîtrisé du niveau de la secousse.

Notons  $N_k$ ;  $k=1, \dots, K_{Max}$  une séquence finie de structures de solutions présélectionnées, et par  $N_k(x)$  l'ensemble des solutions réalisables correspondant à  $N_k$

structures de voisinage au point  $x$ , où  $x$  est une solution initiale. Notons que la plupart des locaux de recherche méta heuristiques utilisent une structure de voisinage, c'est-à-dire  $K_{Max}=1$ . L'algorithme suivant présente les étapes de la base heuristique VNS.

Répéter jusqu'à ce que le critère d'arrêt est respecté:

(1)  $k \leftarrow 1$

(2) Jusqu'à ce que  $k > K_{Max}$  répétez les étapes suivantes:

(a) Agitation: générer une solution  $x'$  au hasard  $N_k(x)$ .

(b) Recherche locale: Appliquer une méthode de recherche locale avec  $x'$  comme solution initiale; désignons par  $x''$  le minimum local obtenu.

(c) Déplacer ou non: Si  $x''$  est meilleur que  $x'$  déplacer ( $x' \leftarrow x''$ ) et mettre  $k \leftarrow 1$ , sinon  $k \leftarrow k + 1$

Le critère d'arrêt peut être par exemple le temps CPU maximal prédéterminé autorisé, le nombre maximal des itérations ou le nombre maximal d'itérations entre deux améliorations.

Notons que la solution  $x'$  est générée aléatoirement à l'étape (2) afin d'éviter le cycle qui pourrait se produire si la règle déterministe a été utilisée.

#### 5.4.2 Résultats

Pour l'usage de l'outil, la solution optimale du modèle (5.6) est donnée comme indiquée dans le tableau (5.4). L'algorithme d'optimisation a trouvé les valeurs suivantes:

- vitesse de coupe  $x_1 = 60$  m/min;
- avance  $x_2 = 0,128$  mm/tr;
- profondeur de passe  $x_3 = 1$  mm
- et l'usure en dépouille  $VB = 9,01$   $\mu$ m.

Ces valeurs d'entrées sont les mieux placées pour atteindre l'usure minimale possible dans notre intervalle de régime de tournage.

En utilisant une technique d'optimisation, on obtient les meilleures conditions de coupe possibles en tournage et par conséquent, une telle approche est extrêmement utile dans une réalisation d'un processus de fabrication dans un environnement de fabrication assisté par ordinateur où on trouve une solution optimale.



	Fonction Objective ( $VB$ )	$x_1$	$x_2$	$x_3$
GMDH	9,35	64	0,128	1
VNS	9,01	60	0,128	1

**Tableau 5.4** *Solution optimale utilisant la technique d'optimisation VNS*

### 5.4.3 Observations

L'observation des résultats expérimentaux à partir du tableau (5.3) indique que la série n°9 de l'essai expérimental donne une valeur de  $VB = 9 \mu\text{m}$  proche de celle trouvée en utilisant l'outil d'optimisation du modèle représenté par l'équation (5.6).

Cette expérimentation montre que la GMDH et la méthodologie VNS sont concordantes dans leurs solutions. Cependant, la méthode GMDH n'a pas une propriété qui confirme qu'elle a trouvé une valeur globale minimale. En utilisant la méthode VNS, nous avons confirmé que l'approche GMDH peut trouver une condition minimum globale. En outre, il est intéressant d'observer que la méthode GMDH utilise uniquement les valeurs d'entrée utilisées pour l'expérimentation, mais la technique d'optimisation VNS trouve les valeurs d'entrée qui ne sont pas forcément utilisées pour les expériences initiales. Il s'agit d'une différence entre la solution réalisée en utilisant des techniques d'optimisation GMDH et d'autres.

## 5.5 Conclusion

Dans ce chapitre, les résultats de l'approche GMDH pour la modélisation de l'usure en dépouille  $VB$  d'une plaquette en carbure de tungstène en fonction de la vitesse de coupe, de l'avance et la profondeur de passe lors d'une opération de tournage sont présentés.

Nous réalisons un modèle prédictif sous une forme polynômiale de second ordre. L'algorithme GMDH modifié est alors appliqué pour obtenir des résultats robustes. Le modèle retenu semble d'une grande capacité de prédiction car les données obtenues à l'extérieur des résultats expérimentaux ont été bien prédits.

En outre, le modèle réalisé indique que la vitesse de coupe influe fortement sur l'usure en dépouille de l'outil par rapport à l'avance ou la profondeur de passe, ce qui confirme les recherches antérieurement établies et présentées au chapitre I.

Avec cette approche, il est facile de présenter la solution réalisée sous une forme qui pourrait être plus optimisée par rapport aux paramètres d'entrée, c'est à dire le meilleur régime de coupe. Ainsi, la récente approche VNS est appliquée avec succès dans ce travail.



**CONCLUSIONS GENERALES  
ET PERSPECTIVES**

### CONCLUSIONS GENERALES

Aujourd'hui, tous les systèmes susceptibles d'être décrits par un modèle mathématique peuvent être optimisés. La qualité des résultats et des prédictions dépend de la pertinence du modèle, de l'efficacité de l'algorithme et des moyens pour le traitement numérique.

L'intérêt de l'optimisation des conditions de coupe réside dans l'amélioration de certains paramètres technologiques ou techno-économiques d'usinage, dit critères d'optimisation (prix de revient des pièces usinées, temps de production, productivité, état de surface,...etc.), en tenant compte des limites de performance de la machine, de l'outil de coupe et de la matière usinée. Ces limites sont tirées des lois de coupe et exprimées en fonction des conditions de coupe (vitesse de coupe, avance, et profondeur de passe). Elles sont appelées contraintes d'optimisation et elles limitent le domaine de recherche des conditions optimales.

Au terme de ce travail, nous pouvons donc dire que nous contribuons aux méthodes de surveillance en temps réel de l'usure des outils de coupe lors d'usinage en trouvant un modèle de prédiction de l'usure en dépouille des plaquettes en carbure métallique.

En première étape, nous avons discuté la complexité des phénomènes qui régissent un processus d'usinage en fabrication mécanique qui fait intervenir un champ de connaissances pluridisciplinaire pour circonscrire la prédiction de la qualité d'une opération de coupe. Par conséquent, la gestion optimale d'un processus d'usinage nécessite l'usage d'outils adaptés et fiables.

En deuxième étape, nous présentons l'outil mathématique choisi pour la modélisation qui est la méthode de traitements de données par groupe (GMDH). Il est tout d'abord décrit, puis comparé aux méthodes existantes. Par ailleurs, lors de la recherche bibliographique, nous avons constaté que peu de travaux utilisant le même modèle dans le domaine de la fabrication mécanique ont été réalisés, d'où l'intérêt de l'exploitation de cette approche.

En troisième étape l'approche expérimentale a été développée. Après avoir présenté les plans d'expériences, nous avons sélectionné un plan composé rotatif  $2^{3.5}$  totalisant 20 essais. Un ensemble de 08 nouveaux tests est rajouté pour affiner l'approche de modélisation.

Enfin, nous réalisons un modèle prédictif sous la forme d'un polynôme du second ordre sur la base des variables d'entrée : vitesse de coupe, avance et profondeur de passe. Un algorithme GMDH modifiée est alors appliqué pour obtenir des résultats robustes. Le modèle obtenu est d'une grande capacité de prédiction.

En outre, le modèle réalisé indique que la vitesse de coupe influe fortement sur l'usure en dépouille de l'outil par rapport à l'avance ou la profondeur de passe.

A cette approche, et avec le système d'optimisation présenté, il est facile de présenter la solution réalisée sous une forme qui pourrait être encore optimisée, satisfaisant un objectif quantitatif tout en respectant les contraintes pour les paramètres d'entrée, c'est à dire le meilleur régime de coupe.

Ainsi, la récente approche VNS est appliquée avec succès dans ce travail.

En perspective, il est question de synthétiser une loi de contrôle automatique en ligne de l'usure VB à l'aide du modèle élaboré sur une machine CNC en opération de chariotage.

### Bibliographie

- Anastasakis L., Mort N., *The development of self-organization techniques in modelling: a review of the group method of data handling (GMDH)*. Department of Automatic Control & Systems Engineering. Research Report N° 813 October 2001. University of Sheffield Mappin St, Sheffield, S1 3JD. United Kingdom.
- Astakhov V.P., Galitsky V.V., *Tool life testing in gun drilling: an application of the group method of data handling (GMDH)*. International Journal of Machine Tools and Manufacture N° 45, (2005) pp. 509-517.
- Astakhov V.P., *Metal Cutting Mechanics*. CRC Press. Boca Raton. FL. 1998.
- Astakhov V.P., Osman M.O.M., Al-Ata M., *Statistical design of experiments in metal cutting-part I*. Journal of Testing and Evaluation N°25, (1997) pp.322-327.
- Axinte D.A., Belluco W., De Chiffre L., *Evaluation of cutting force uncertainty components in turning*. International Journal of Machine Tools and Manufacture N° 41 (2001) pp.719-730.
- Barlier C., Poulet B., *Mémothec. Génie Mécanique, 2<sup>ème</sup> édition*, Casteilla 1999.
- Bedrin C., *Généralités sur la coupe et l'usure des outils*. Recueil de conférences : L'usure des outils dans la coupe des métaux. INSA de Lyon 1976.
- Belaidi I., Tahmi R., Mohammedi K., *Configuration optimale d'un réseau de neurones adapté à la surveillance en ligne de l'usure des outils de tournage*. 18<sup>ème</sup> congrès Français de Mécanique Grenoble, 27-31 août 2007. France.
- Ben Khalifa R., Ben Yahia N., Zghal A., *Optimisation du choix automatique des outils tournants par les réseaux de neurones artificiels*. 6<sup>e</sup> Conférence Francophone de Modélisation et Simulation - MOSIM'06 - du 3 au 5 avril 2006 – Rabat- Maroc.
- Boulanaour L., Khechana M., Belhadi S., *Comportement à l'usure des plaquettes en carbure métallique P25 face à l'acier XC30*. Quatrième séminaire national de mécanique, 25 et 26 avril 1995, ENSET, Oran.
- Cisse M., *Variable Neighborhood Search (VNS)*. Cours. Université de Montréal. 06 avril 2010.

- Dimla D. E., *Sensor signals for tool-wear monitoring in metal cutting operations. A review of methods*. International Journal of Machine Tools and Manufacture N°40 (2000) pp.1073–1098.
- Dimla, D.E., Lister P.M., Leighton N.J., *Neural network solutions to the tool condition monitoring problem in metal cutting* .International Journal of Machine Tools and Manufacture N°37 (1997) pp. 1219–1241.
- El-Khabeery M.M., El-Axir M.H., *Experimental techniques for studying the effects of milling roller-burnishing parameters on surface integrity*. International Journal of Machine Tools and Manufacture N°41, (2001) pp.1705-1719.
- Ghasempoor A., Jeswiet J., Moore T.N., *Real time implementation of on-line tool condition monitoring in turning*. International Journal of Machine Tools and manufacture N°39 (1999) 1883–1902.
- Hansen P.,& al., *Variable Neighborhood Search (VNS)* . Handbook of Metaheuristics.
- Ivakhnenko A.G., *Polynomial theory of complex system*. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. (1971) pp 364-378.
- Ivakhnenko A.G., Ivakhnenko G.A., *Simplified Linear Programming Algorithm as Basic Tool for Open-Loop Control*. System Analysis Modeling Simulation (SAMS), vol.22 (1996), pp.177-184.
- Ivakhnenko A.G., Müller J.A., *Self-organisation of nets of active neurons*. System Analysis Modeling Simulation (SAMS). Vol. 20, N°1-2, (1995), pp.93-106.
- Ivakhnenko A.G., *The group method of data handling: A rival of the method of stochastic approximation*. Soviet automatic control c/c of Avtomatika. Vol.1 N°3, (1968) pp. 43-55.
- Jiaa Chi L., Dornfeld D.A., *A self-organizing approach to the prediction and detection of tool wear*. ISA Transactions N°37, (1998) pp. 239-255.
- Kara-Ali D., Ghernaout M.E.A., Liazid A., Cheikh A., *Contribution à la surveillance de l'usure d'outil par la méthode GMDH*. International Conference on Industrial Engineering and Manufacturing. Les 06 et 07 Mai 2012. Université de Batna. Algérie.
- Kara-Ali D., Ghernaout M.E.A., Liazid A., Cheikh A., *Prévision d'usure. Approche par la MTDG* .Séminaire International des Technologies Mécaniques. Les05 et 06 Décembre 2009. Université de Tlemcen. Algérie.

- Kara-Ali D., Ghernaout M.E.A., Galiz S., Liazid A., *Flank wear modeling of a tungsten carbide tip using the GMDH method in turning operation*. International scientific review (Mechanika). Volume 18 N°5. (2012) pp. 582-590. ISSN 1392 - 1207.
- Kara-Ali D., Liazid A., Cheikh A., *Influence des paramètres de coupe sur l'usure d'une plaquette en carbure métallique*. Revue scientifique COST (ENSET). N°5 (2007) pp.39-46. ISSN 1112-5187.
- Kara-Ali D., *Influence des paramètres de coupe sur l'usure d'une plaquette en carbure métallique*. Mémoire de magister, année 2005, 85p. Département de Génie Mécanique. Université de Tlemcen.
- Kuljanic E., Sortino M., *A method based on cutting forces monitoring tool wear in face milling*. International Journal of Machine Tools & Manufacture. N° 45 (2005), pp 29-34.
- Lemke F., *Self Organize.software tool for modelling and prediction of complex systems*. System Analysis Modeling Simulation (SAMS), vol.20, N°1-2. (1995) pp.17-28.
- Leray P., *Quelques Types de Réseaux de Neurones. La Rétropropagation*. Département ASI - Laboratoire PSI. INSA Rouen (2000). France.
- Leroy F., *Les essais d'usinabilité et de formabilité des aciers*. Internationaux de France du traitement thermique (1990).
- Madala H.R., Ivakhnenko A.G., *Inductive Learning Algorithms for Complex Systems Modeling*. CRC Press Inc., Boca Raton, 1994.
- Madala H.R., Ivahnenko A.G., *Inductive Learning Algorithms for Complex System Modeling*.CRC Press, Boca Raton, FL .1994.
- Martin P., *Influence de l'usure d'un outil de tour sur les vibrations entretenues en coupe*. Thèse de doctorat (1973) . Université de Nancy I. France.
- Nagasaka K., Hashimoto F., *Estimation of quality of chip disposal by GMDH of variable selection type*. International Journal of Machine Tools and Manufacture. Vol 21, N° 3/4 (1981) pp 271-277.
- Nagasaka K., Yoshida T., Kita Y., Hashimoto F., *Optimum combination of operating parameters in abrasive cut-off*. International Journal of Machine Tools and Manufacture. Vol 27, N°2, (1987) pp167-179.



- Onwubolu G. C., Buryan P., Lemke F., *Modeling tool wear in end-milling using enhanced GMDH*. International Journal Adv. Manuf. Technology. (2007) pp 01-10.
- Opitz H., Konig W., *Basic research on the wear carbide cutting tools machinability*. Proceedings of ISI, Londres (1965).
- Opitz H., Konig W., *On the wear of cutting tools*. 8<sup>th</sup> M.T.D.R Conference of Montreal. (1967) pp.173-189.
- Padilla P., Anselmetti B., Mathieu L., Raboyeau M., *Production mécanique. Fabrication générale*. Bordas. (1986) pp.35-50. Paris (France)
- Roumesy B., Bedrin C., *Mise en œuvre de plan d'expériences pour la détermination de la loi d'usure des outils de coupe*. Technologie et Formations. N° 52, (1994) pp. 23-34.
- Roumesy B., *Détermination des lois d'usure de coupe*. Machines outils. N°301. (Mai 1975) pp. 34-36.
- Scheffer C., Heyns P.S., *Wear monitoring in turning operations using vibration and strain measurements*. Mechanical Systems and Signal Processing 15(6) (2001), pp 1185-1202.
- Scheffler E., *Introduction to the practice of statistical experimental design*. VEB-Verlag for basic industries, Leipzig 1986
- Serra R., Rmili W., Ouahabi A., *Suivi de l'usure des outils de coupe en tournage à sec de la fonte FT25 par analyse vibratoire*. 19<sup>ème</sup> Congrès Français de Mécanique Marseille, 24-28 août 2009. France.
- Shankar R., *The Group Method Data Handling*. Master thesis (1972). University of Delaware. India, 250p.
- Uematu T., Mohri N., *Prediction and detection of cutting tool failure by modified group method of data handling*. International Journal of Machine Tools and Manufacture. Vol 26, N°1, (1986) pp 69-80.
- Xiaoli L., *Acoustic emission method for tool wear monitoring during turning*. International Journal of Machine Tools & Manufacture. N° 42 (2002) pp 157-165.



# **Annexes**

## Annexe A

**Algorithmes de GMDH****Introduction**

Une **heuristique** est un algorithme qui fournit rapidement (en temps polynomial) une solution réalisable, pas nécessairement optimale, pour un problème d'optimisation difficile. Une heuristique, ou méthode approximative, est donc le contraire d'un algorithme exact qui trouve une solution optimale pour un problème donné. Les algorithmes de résolution exacts étant de complexité exponentielle, il est généralement plus judicieux de faire appel à des méthodes heuristiques pour des problèmes difficiles.

L'usage d'une heuristique est pertinent pour calculer une solution approchée d'un problème et ainsi accélérer le processus de résolution exacte.

**A.1 Modélisation d'objets complexes**

Méthode déductive:

- Basée selon la théorie d'objet et les principes physiques
- Employée couramment en sciences et technologie
- Limitée aux problèmes relativement simples ou aux objets avec la théorie bien connue

Méthode inductive :

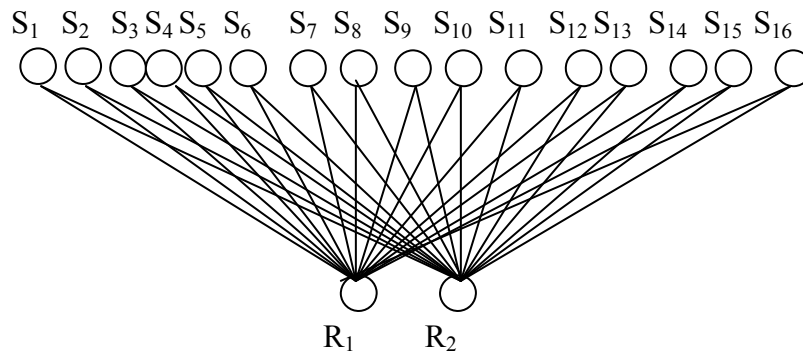
- Basée sur des données historiques disponibles
- N'exige pas la connaissance de la théorie de l'objet
- Meilleur pour la modélisation des objets ou des problèmes complexes pour ceux qui n'ont aucune théorie identifiée

**A.2 Réseau de la GMDH**

GMDH basée sur les principes de l'auto organisation heuristique est réalisée pour la solution des problèmes complexes à grande échelle lorsque la séquence d'information est très courte. Elle est la réalisation de l'approche inductive par la modélisation mathématique. Elle s'applique aux problèmes de prédiction de procédés aléatoires et d'identification des caractéristiques d'un système réglé à extrema multiples. Elle exige de petits échantillons de données et peut optimiser la structure des modèles objectivement.

❖ *L'algorithme GMDH utilise les graphes pro balistiques :*

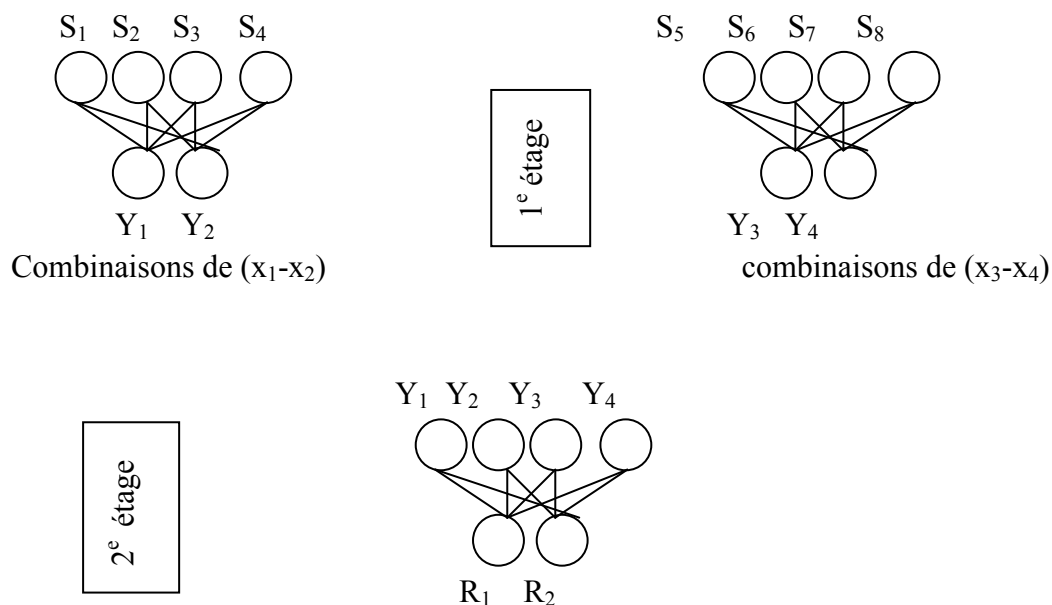
4 paramètres  $x_1, x_2, x_3, x_4$ , peuvent nous donner 16 combinaisons que nous appelons « état d'entrée ». Ces états peuvent être connectés avec 2 réponses binaires :  $Z=R_1$  et  $Z=R_2$ , figure (A.1).



**Fig. A.1. Combinaisons des paramètres  $x_1, x_2, x_3, x_4$**

Ce graphe est la description complète des automations complexes.

Pour la méthode GMDH ce graphe peut être remplacé par 3 graphes partiels pour 2 paramètres seulement.



Autres graphes peuvent être construits par les combinaisons :

$(x_1-x_4)$  et  $(x_2-x_3)$  ou  $(x_1-x_3)$  et  $(x_2-x_4)$ .

L'algorithme a une structure étagée. Les probabilités des états d'entrée sont connectées et les réponses sont calculées. Quand on calcule les probabilités, nous assumons que  $y_1=y_2=Z$

On détermine les variables  $y_1$  et  $y_2$  en fonction du temps et on les utilise dans le dernier graphe.

❖ *L'algorithme GMDH utilise les formules de BAYES :*

La formule complète est :

$$Z = K \frac{P(x_1/R_i)}{P(x_1)} \cdot \frac{P(x_2/R_i)}{P(x_2)} \dots \frac{P(x_1x_2/R_i)}{P(x_1x_2)} \cdot \frac{P(x_1x_3/R_i)}{P(x_1x_3)} \dots \frac{P(x_1x_2x_3x_4/R_i)}{P(x_1x_2x_3x_4)} \tag{A.2}$$

On peut remplacer les formules de Bayes en combinant le paramètres (x<sub>1</sub>-x<sub>2</sub>) et (x<sub>3</sub>-x<sub>4</sub>)

$$y_1 = K_1 \frac{P(x_1/R_i)}{P(x_1)} \cdot \frac{P(x_2/R_i)}{P(x_2)} \cdot \frac{P(x_1x_2/R_i)}{P(x_1x_2)}$$

$$y_2 = K_2 \frac{P(x_3/R_i)}{P(x_3)} \cdot \frac{P(x_4/R_i)}{P(x_4)} \cdot \frac{P(x_3x_4/R_i)}{P(x_3x_4)}$$

$$Z = K_3 \frac{P(y_1/R_i)}{P(y_1)} \cdot \frac{P(y_2/R_i)}{P(y_2)} \cdot \frac{P(y_1y_2/R_i)}{P(y_1y_2)}$$

Où y<sub>1</sub> et y<sub>2</sub> sont des décisions prises des 2 premières formules. Celles ci peuvent être écrites avec d'autres combinaisons de paramètres (x<sub>1</sub>-x<sub>4</sub>) et (x<sub>2</sub>-x<sub>3</sub>) ou (x<sub>1</sub>-x<sub>3</sub>) et (x<sub>2</sub>-x<sub>4</sub>).

❖ *L'algorithme GMDH utilise un polynôme de second degré :*

La fonction y= f<sub>1</sub>(x<sub>1</sub>, x<sub>2</sub>, x<sub>3</sub>,.....x<sub>n</sub>) écrite en structure étagée devient :

$$y_1 = f_1(x_1, x_2) \quad y_2 = f_1(x_3, x_4) \dots \dots \dots y_m = f_1(x_{n-1}, x_n) \quad m = c_n^2$$

$$Z_1 = f_1(y_1, y_2) \quad Z_2 = f_1(y_3, y_4) \dots \dots \dots Z_p = f_1(y_{m-1}, y_m) \quad p = c_m^2$$

La fonction f<sub>1</sub> est la même pour toutes les équations. En éliminant les variables intermédiaires nous obtenons « l'analogie » de la description complète.

Dans la théorie des polynômes les fonctions f<sub>1</sub> sont des polynômes de Kolmogorov-Gabor :

$$y = a_0 + \sum_{i=1}^n a_i x_i + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_i a_j x_i x_j + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n a_i a_j a_k x_i x_j x_k + \dots \tag{A.3}$$

X (x<sub>1</sub>, x<sub>2</sub>, ..., x<sub>m</sub>) ; vecteur de variables d'entrée ;

A (a<sub>1</sub>, a<sub>2</sub>, ...) ; vecteur des coefficients ou des poids ;

Les composants du vecteur X d'entrée peuvent être des variables indépendantes, des formes fonctionnelles ou des limites de différence finie.

### A.3 Algorithmes de GMDH

La conception de solution des problèmes pratiques et de la théorie GMDH mène au développement d'algorithmes de logiciel. Chacun d'eux correspond à quelques états définis de leur l'application [Ivakhnenko,A.G., and Müller,J.A.(1992)]. Les algorithmes diffèrent principalement les uns des autres par l'arrangement de générateur réglé pour la fonction de base donnée, de la structure du modèle complexe et enfin, par les critères externes admis. Le choix d'algorithme dépend des détails du problème, de la dispersion de bruit, et de la suffisance d'échantillon des données.

Le plus souvent des critères du type d'exactitude, différentiel ou instructif sont employés.

On représente sur le tableau suivant les différents algorithmes.

	<i>Algorithmes de GMDH</i>	
<i>Variables</i>	<i>Paramétrique</i>	<i>Non paramétrique</i>
Continu	-Combinatoire (COMBI) - Itératif multicouche (MIA) - Analyse fonctionnelle objective (OSA) - Harmonique - À deux niveaux (ARIMAD) - Multiplicatif-Additif (MAA)	- Groupement objectif d'ordinateur (OCC) ; - algorithme de groupement « doigt pointeur » (PF) ; - Analogues complexants (AC)
Discret ou binaire	- Rediscretisation harmonique	- Algorithme sur la base de la théorie multicouche des décisions statistiques (MTSD)

**Tableau A.3 Algorithmes de GMDH**

Les algorithmes *paramétriques* de base de GMDH énumérés dans le tableau, ont été développés pour des variables continues. Ils se sont avérés très efficaces dans la modélisation avec des caractéristiques non-brouillées.

- *Algorithme combinatoire de base (COMBI)* : Il est basé complètement sur le tri des modèles graduellement compliqués et leur évaluation par critère externe sur la partie séparée de l'échantillon de données ;
- *Algorithme multicouche d'itération (MIA)* : Chaque couche donne la même description partielle (règle d'itération) du procédé. Il devrait être employé quand on manipule un grand nombre de variables ;
- *Algorithme objectif d'analyse fonctionnelle (OSA)* : Le dispositif principal examine des équations complexes, mais aussi des systèmes d'équations à différences algébriques ou, obtenus par les calibres implicites (sans fonction de but). Un avantage de cet algorithme est que le nombre de régression est

augmenté, par conséquent l'information incluse dans l'échantillon de données est mieux utilisé ;

- *Algorithme à deux niveaux (ARIMAD)* : utilisé pour la modélisation des processus cycliques à long terme. Les systèmes utilisés sont des polynômes ou des équations à différences finies, pour l'identification des modèles sur deux échelles de temps et puis le choix des meilleures paires du modèle se fait par critère externe [Stepashko V.S. and Kostenko Ju.V.(1987)] ;
- *Algorithme Multiplicatif-Additif (MAA)* : utilisé pour les modèles polynômiales en prenant le logarithme du produit des variables d'entrée [Ivakhnenko A.G., and al(1984)].

Dans les cas, où la modélisation implique des caractéristiques brouillées, il est plus efficace d'employer les algorithmes *non paramétriques*, dans lesquels des modèles polynômiales sont remplacés par un échantillon de données divisé en intervalles ou faisceaux. Un tel type algorithme résout complètement le problème de l'élimination polarisée d'évaluations de coefficients. On cite quelques exemples :

- *Algorithme objectif de groupement d'ordinateur (OCC)* : fonctionne avec des paires de points étroitement alignées [Ivakhnenko,A.G., and Müller,J.A.(1991)];
- - *Algorithme « doigt pointeur » (PF)* : utilisé pour la recherche de groupement physique. Il est mis en application par la construction de deux arbres de groupement hiérarchique et l'évaluation par le critère d'équilibre [Ivakhnenko,A.G.and al(1993)] ;
- *Algorithme complexant d'analogues(AC)* : recommandé pour les objets les plus brouillés, il emploie l'ensemble d'analogues au lieu des modèles et groupements [Ivakhnenko,A.G.(1991)] ;
- *Algorithme probabiliste* : basé sur la théorie multicouche des décisions statistiques, il est recommandé pour l'identification et les prévisions des objets binaires [Ivakhnenko,A.G., Petukhova,S.A.,(1993)].

Les développements récents du GMDH ont mené aux neurones actifs, qui réalisent la structure deux fois multicouche. Les neurones sont multicouches et ils sont reliés dans la structure multicouche. Ceci donne la possibilité pour optimiser l'ensemble de variables d'entrée à chaque couche, alors que l'exactitude augmente. L'exactitude des prévisions, de l'approximation ou de la reconnaissance des structures peut être augmentée au delà des limites qui sont atteintes avec les neurones simples [Ivakhnenko,A.G.,(1994)] [ Ivakhnenko, A.G., Müller, J. A.(1995)]. De cette approche, qui correspond aux actions du système nerveux humain, les raccordements entre plusieurs neurones ne sont pas fixes mais le changement selon les neurones eux-mêmes. De tels neurones actifs peuvent pendant le processus à organisation autonome d'estimer qu'elles entrées sont nécessaires pour réduire au minimum la fonction objective donnée du neurone. C'est possible à condition que chaque neurone à son tour soit unité multicouche,

telle que modéliser l'algorithme de GMDH. Les neurones actifs sont considérés comme outils pour augmenter l'exactitude de problèmes de l'intelligence artificielle (AI) et le délai d'obtention avec l'aide de la prolongation de secteur de régression pour des données imprécises et bruyantes ou de petits échantillons de données.

Les algorithmes de GMDH ont été développés pour des variables continues. Dans la pratique, toutefois l'échantillon inclura souvent des variables discrétisées dans un nombre restreint de niveaux ou même de valeurs binaires. Pour prolonger les algorithmes de GMDH aux variables discrétisées ou binaires, l'algorithme de *Rediscretisation harmonique* a été développé [Zholnarsky,A.A.(1992)].

Toutes les questions, qui se posent pendant la modélisation du processus, doivent être résolues par la comparaison du critère de valeurs : cette variante est meilleure, qui mène à un minimum plus profond de critères externes de base. De cette façon, le type d'algorithme est choisi objectivement, selon la valeur du critère distinctif. Pour de petites dispersions on peut employer les réseaux d'étude du type de GMDH, basés sur l'analyse de régression ordinaire utilisant des critères internes. Pour un niveau de bruit considérable les algorithmes de GMDH avec des critères externes sont recommandés. Et pour un niveau plus élevé de dispersion de bruit des algorithmes non paramétriques de groupement ou des analogues complexes devraient être appliqués [Ivakhnenko,A.G.(1991)].

### A.5 Algorithme combinatoire (Combi)

C'est un algorithme paramétrique, basé sur l'évaluation des coefficients du polynôme et sur la méthode des moindres carrés.

Les meilleurs modèles sont choisis pendant le tri complètement par valeur minimale d'un critère externe. Il est l'algorithme de base de GMDH. Il emploie un échantillon de données d'entrée comme matrice contenant des niveaux de  $N$  (points) d'observations au-dessus d'un ensemble de  $M$  variables.

L'échantillon de données est divisé en deux parties. Si le critère de régularité  $AR$  est employé, alors approximativement deux-tiers d'observations composent le sous-échantillon de formation  $N_a$ , et la partie restante des observations (par exemple chaque troisième point avec le même désaccord) le sous-échantillon d'essai.

Le sous-échantillon de formation est employé pour dériver les évaluations des coefficients du polynôme, et le sous-échantillon d'essai est employé pour choisir la structure du modèle optimal, qui est un pour lequel le *critère de régularité l'AR* prend une valeur minimale :

$$AR(s) = \frac{1}{N_B} \sum_{i=1}^{N_B} (y_i - y_i(B))^2 \rightarrow \min$$



On améliore les résultats en employant le *critère de la contre-vérification PRR* (il tient compte de toute l'information dans l'échantillon de données et il peut être calculé pour chaque point de test).

Chaque point est pris successivement comme sous-échantillon d'essai et la valeur ramenée à une moyenne des critères alors est employée :

$$PRR(s) = \frac{1}{N} \sum_1^N [y_i - y_i(B)]^2 \rightarrow \min, \quad N_A=N-1, \quad N_B=1$$

Pour examiner un modèle pour la conformité au *critère d'équilibre différentiel*, l'échantillon de données d'entrée est divisé en deux parts égales. Ce critère exige pour choisir un modèle qui, aussi loin que possible, serait le même sur les deux sous-échantillons. Le critère d'équilibre rapportera le seul modèle physique optimal seulement si les données d'entrée sont bruyantes.

$$BS(s) = \sum_{i=1}^{N_{A+B}} (y_i(A) - y_i(B))^2 / \sum_{i=1}^{N_{A+B}} (y_i - \bar{y})^2 \rightarrow \min$$

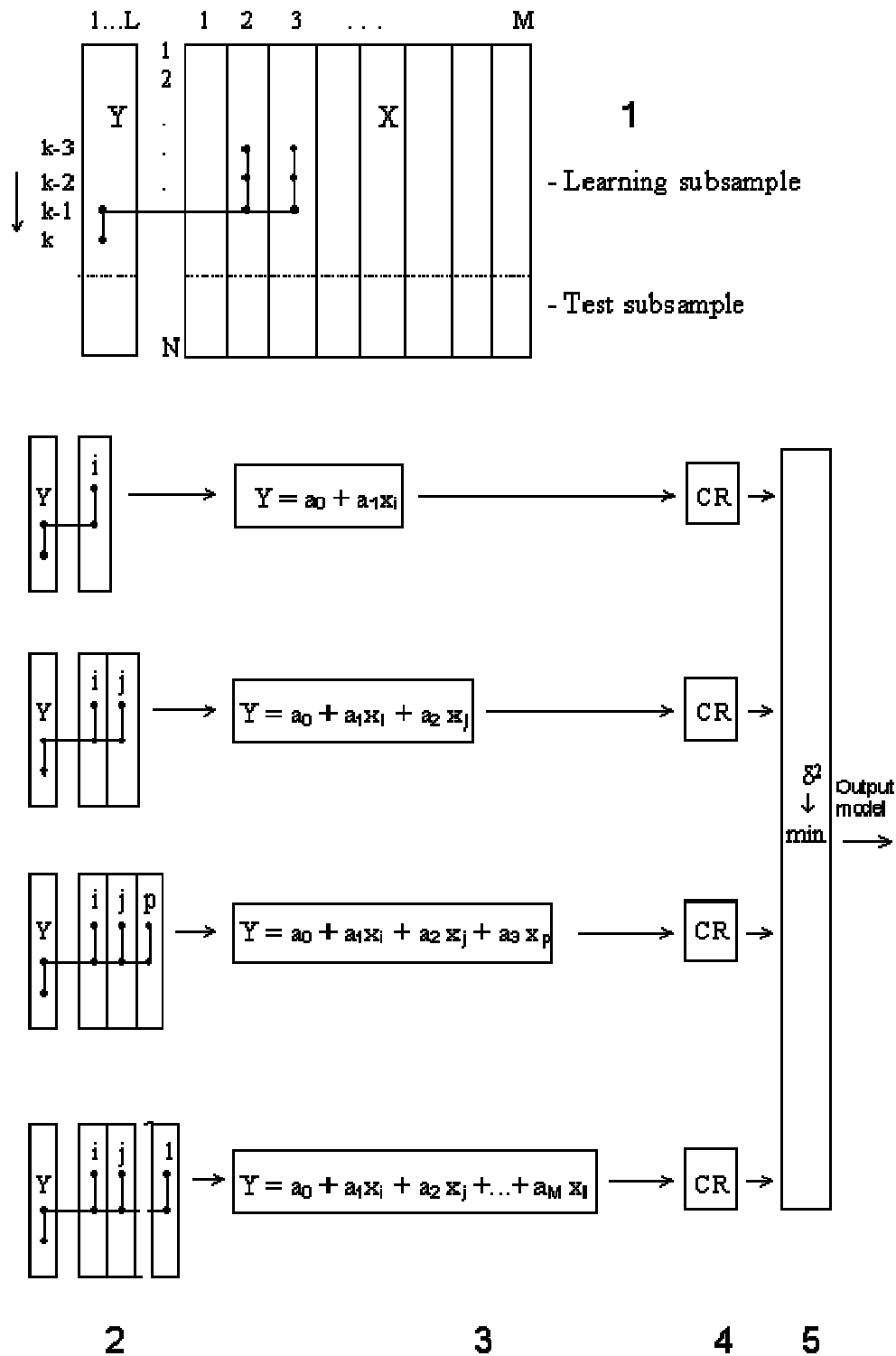
Pour obtenir une courbe lisse de critère de valeur, qui permettrait à formuler la recherche approfondie de la règle d'arrêt, elle est exécutée sur des modèles classés dans des groupes d'une complexité égale. La première couche emploie l'information contenue dans chaque colonne de l'échantillon ; c'est la recherche qui est appliquée aux descriptions partielles de la forme

$$y = a_0 + a_1 x_i, \quad i = 1, 2, \dots, M$$

Des fonctions non linéaires peuvent être prises en tant que nouvelles variables d'entrée dans le prélèvement de données. La variable de rendement est spécifiée dans cet algorithme à l'avance par l'expérimentateur. Pour chaque système, des équations normales du modèle de Gauss sont résolues. A la deuxième couche tous les modèles de la forme suivante sont assortis :

$$y = a_0 + a_1 x_i + a_2 x_j, \quad j = 1, 2, \dots, M$$

Les modèles sont évalués pour la conformité au critère. Le procédé continu tant que le critère du minimum ne sera pas trouvé. Pour diminuer le temps de calcul on recommande de choisir à une certaine couche (6-8) l'ensemble des meilleures variables et de les employer seulement dans le procédé de tri. De cette façon le nombre de variables d'entrée peut être sensiblement augmenté. Pour la définition prolongée du seul modèle optimal le critère distinctif est recommandé.



*Fig. A.1* Algorithme combinatoire de GMDH

- 1 - prélèvement de données ;
- 2 - couches de descriptions partielles complexes ;
- 3 - formation des descriptions partielles ;
- 4 - choix des meilleurs modèles réglés pour l'identification de structure ;
- 5 - définition du modèle optimal additionnel en distinguant le critère.

De cette façon on peut réaliser cet algorithme comme programme. La solution du système des équations linéaires dans la boucle est nécessaire.

### *A.4.1 Organigramme de calcul d'algorithme COMBI*

Cet algorithme peut être mis en application de la manière suivante:

-le procédé de Gauss pour la solution de système d'équations linéaires, est mis dans une boucle pour la génération de toutes les combinaisons possibles des entrées et évaluation des résultats sur le critère séparé de sous-échantillon (non utilisé pour l'étude) par erreur. Alors on doit choisir seulement le meilleur modèle parmi calculé.

L'algorithme combinatoire de GMDH peut être décrit brièvement:

1. Entrée des paramètres et des données.
2. Préliminaire de manipulation de données : génération des variables non linéaires secondaires...
3. Choix de critère : régularité, type d'équilibre ou de contre-vérification et division d'échantillon de données d'entrée dans le sous-échantillon d'étude et d'essai. Pour le critère de régularité on propose de s'étendre à toutes les observations selon la dispersion de la fonction et d'accepter chaque troisième point de vue à un sous-échantillon d'essai.
4. Trois boucles :
  - pour chaque fonction
    - pour chaque nombre de variables (à chaque "" de couche)
      - pour tous les ensembles de variables pour le nombre'' donné de variables
        - a. choix de critère ;
        - b. évaluation des coefficients : prendre l'échantillon et le critère sur le sous-échantillon d'essai. Des coefficients sont reçus par la réduction de la rangée de données initiale dans le choix quadratique d'équations normales, qui sont résolues par procédé de LSE (Gauss ou Choletsky) ;
        - c. le choix et l'économie du meilleur critère de valeurs et l'ensemble correspondant de variables numérotées pour chaque couche ;
        - d. extrémité de la troisième boucle.

A l'extrémité de la deuxième boucle :

- de critère de valeur (comme texte ou graphique) ;
- de procédé sur la demande d'utilisateur ;
- de deuxième boucle.

A l'extrémité de la première boucle :

- résulte le rendement :
    - régularisations : choix les meilleurs modèles par critère secondaire parmi les modèles choisis ;
    - calcul de valeur et d'erreurs prévues ;
    - rendement de plusieurs meilleurs modèles.
  - de première boucle.
- Fin

### Bibliographie

Ivakhnenko A.G., Krotov G.I., *Multiplicative and Additive Non-linear GMDH Algorithm with factor degree optimization*. Soviet Journal of Automation and Information Sciences, v.17, no.3, 1984,p.13-18.

Ivakhnenko A.G., Krotov G.I., Cheberkus V.I., *Harmonic and exponential-harmonic GMDH algorithms for long-term prediction of oscillating processes*. Part I. Soviet Journal of Automation and Information Sciences, v.14, no.1, 1981, p.3-17.

Ivakhnenko A.G., Müller J.A., *Self-organisation of nets of active neurons*. Systems Analysis, Modelling and Simulation (SAMS), vol.20, no.1-2, 1995, pp.93-106.

Ivakhnenko A.G., *An Inductive Sorting Method for the Forecasting of Multidimensional Random Processes and Events with the Help of Analogues Forecast Complexing*. Pattern Recognition and Image Analysis, 1991, vol.1, no.1, pp.99-108.

Ivakhnenko A.G., Ivakhnenko G.A., *Simplified Linear Programming Algorithm as Basic Tool for Open-Loop Control*. System Analysis Modeling Simulation (SAMS), 1996, vol.22, pp.177-184.

Ivakhnenko A.G., Müller J.A., *Parametric and Nonparametric Selection Procedures in Experimental Systems Analysis*. Systems Analysis, Modelling and Simulation (SAMS), 1992, vol.9, pp.157-175.

- Ivakhnenko A.G., Müller J.A., *Problems of Computer Clustering of the Data Sampling of Objects under Study*. Soviet Journal of Automation and Information Sciences, 1991, vol.24, no.1, pp.58-67.
- Ivakhnenko A.G., Ivakhnenko G.A., Müller, J.A., *Self-Organisation of Neuronets with Active Neurons*. Pattern Recognition and Image Analysis, 1994, vol.4, no.2, pp.177-188.
- Ivakhnenko A.G., Ivakhnenko G.A., Müller J.A., *Self-Organisation of Optimum Physical Clustering of the Data Sample for Weakened Description and Forecasting of Fuzzy Objects*. Pattern Recognition and Image Analysis, 1993, vol.3, no.4, pp.415-421.
- Ivakhnenko A.G., Petukhova S.A., *Objective Choice of Optimal Clustering of Data Sampling under Non-robust Random Disturbances Compensation*. Soviet Journal of Automation and Information Sciences, 1993, vol.26, no.4, pp. 58-65.
- Stepashko V.S., Kostenko Ju.V., *GMDH Algorithm for Two-Level Modeling of Multivariate Cyclic Processes*. Soviet Journal of Automation and Information Sciences, 1987, vol.20, no.4.
- Triseev Yu.P., *Approaches to the Solution of Mathematical Programming Problems on the Basis of Heuristic Self-Organisation*. Soviet Journal of Automation and Information Sciences, 1987, vol.20, no.3, pp.30-37.
- Zholnarsky A.A., *Agglomerative Cluster Analysis Procedures for Multidimensional Objects: A Test for Convergence*. Pattern Recognition and Image Analysis, 1992, vol.25, no.4, pp.389-390.

## Annexe B

## Plans factoriels d'expérience

La méthode des plans d'expériences va être exposée dans cette annexe. Les plans d'expériences sont utiles à toutes les personnes qui entreprennent des recherches scientifiques ou des études industrielles. Ils sont applicables à toutes les disciplines et à toutes les industries à partir du moment où l'on recherche le lien qui existe entre une grandeur d'intérêt,  $y$ , et des variables,  $x_j$ , qui peuvent modifier la valeur de  $y$ . Dès que l'on s'intéresse à la fonction :  $y = f(x_j)$ , il faut penser aux plans d'expériences. Cette nouvelle science appelée **Expérimentique** sert en effet à optimiser l'organisation des essais expérimentaux pour obtenir le maximum de renseignements avec le minimum d'expériences et la meilleure précision possible sur les réponses calculées avec le modèle. Cet objectif est atteint si l'on suit les règles établies mathématiquement et si l'on adopte une démarche rigoureuse. Il existe de nombreux plans d'expériences adaptés à tous les cas rencontrés par un expérimentateur. Il pourra même, s'il ne trouve pas le plan qui convient à son étude, en façonner un, original, qui répondra aux exigences de son travail. Cette annexe est axée sur la présentation des plans factoriels.

**B.1. Historique**

La préoccupation de Ronald Aylmer Fisher, chercheur du laboratoire statistique Rothamsted en Grande Bretagne, par les analyses statistiques des données expérimentales en 1919, lui donna l'idée d'exécuter des expériences systématiquement suivant des conditions statistiques. En 1924 il développait l'analyse de variance comme procédé d'exploitation. Il publiait son premier livre « The design of experiments » en 1935 [**Scheffler E., (1986)**].

De 1950 à 1960 des méthodes de planification ont été suggérées pour les expérimentateurs, parallèlement à des méthodes simples, il y avait déjà des problèmes d'optimisation. Les plans d'expériences pour les problèmes d'optimisation étaient proposés pour la première fois en 1951 par Box et Wilson [**Box G.E.P., Wilson K.B. (1951)**].

Les plans de premier et de second degré étaient très intéressants pour la recherche industrielle surtout dans le développement des processus chimiques. Depuis, il existe des plans d'expériences pour l'examen des systèmes à plusieurs composantes [**Scheffler E., (1986)**].

En 1959 Kiefer [**Kiefer J., (1961)**] présentait une base théorique pour la constitution des plans d'expériences optimaux.

En 1960 ces procédés statistiques ont trouvé une large utilisation dans les différents secteurs scientifiques à caractère expérimental. De là, la théorie de planification a été approfondie ce qui a permis un nombre important de critères d'optimisation.

Après les publications des scientifiques anglais et américains, Nalimov [**Nalimov V.V., Tschernova N. A. (1965)**] entama en 1965 les méthodes statistiques extrémales

de planification d'expériences et depuis, il existe une centaine de travaux de l'ex union soviétique [Simonova E. G. and al. (1969)].

## B.2. Plans factoriels

Un plan factoriel ou plan complet est obtenu lorsqu'au moins un essai pour chaque combinaison de facteur est réalisé.

### B.2.1 Plan factoriel à 2 niveaux

Les plans factoriels à 2 niveaux sont les plus simples, ils permettent de bien comprendre le principe de la méthode, et ont de nombreuses applications [Gillon F. (1997)].

Le nombre d'expériences à réaliser est de  $2^P$ . La notation de Yate permet une représentation simple des combinaisons des niveaux et permet un calcul aisé des effets et des interactions. Les niveaux sont représentés par les signes + et - symbolisant la valeur haute et basse d'un facteur. Grâce à cette modélisation les différentes variables se transforment en variables centrées réduites, ce qui permet de comparer des variables de grandeurs totalement différentes.

La formule qui permet le passage des variables courantes aux variables centrées réduites est la suivante :  $a = \frac{A - \bar{A}}{pas}$

$a$  : est la variable centrée réduite

$A$  : est la variable courante

$\bar{A}$  : est la valeur moyenne des variables courantes

$pas$  : est la variation entre la position moyenne de la variable et une extrémité du domaine.

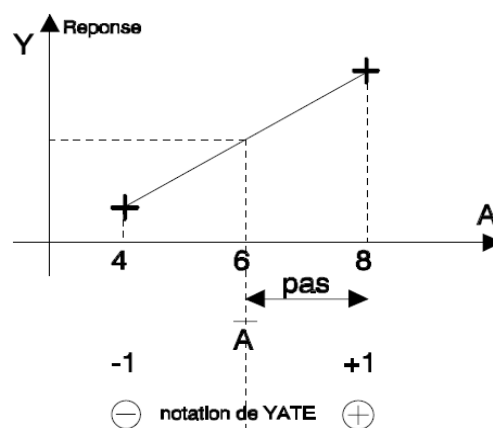


Fig. B1 Notation de YATE sur la variable

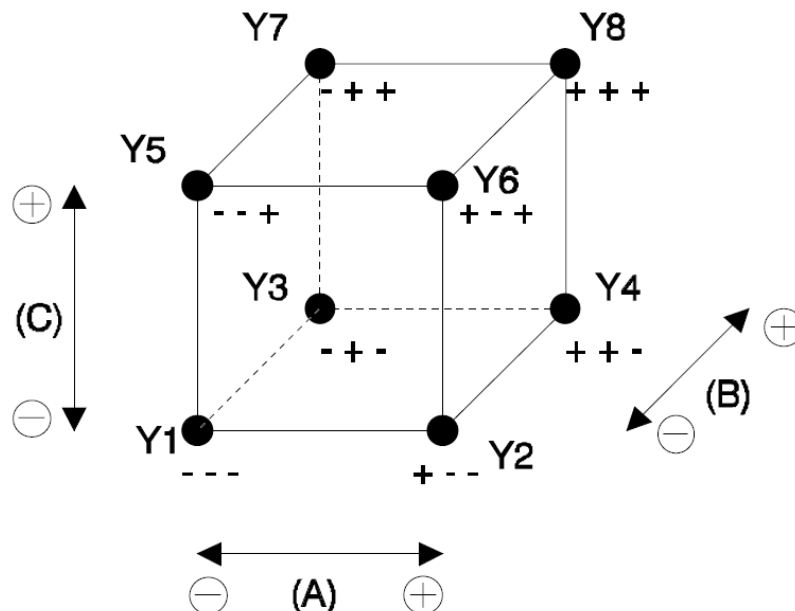
Grâce à cette représentation des niveaux, le domaine d'étude est intrinsèquement discrétisé, ce qui permet d'utiliser des variables quantitatives (ou réelles) aussi bien que des variables qualitatives (ou variables catégorielles).

Il est possible d'introduire la matrice d'expériences qui permet de déterminer les essais ou les simulations à réaliser. Le Tableau B.1 présente une matrice d'expériences pour 3 facteurs à 2 niveaux.

	Facteur 1	Facteur 2	Facteur 3	
N°	A	B	C	Réponse
1	-	-	-	Y1
2	+	-	-	Y2
3	-	+	-	Y3
4	+	+	-	Y4
5	-	-	+	Y5
6	+	-	+	Y6
7	-	+	+	Y7
8	+	+	+	Y8
Niveau -	4	petit	1 000	
Niveau +	10	grand	100 000	

**Tableau B.1** Matrice d'expériences d'un plan factoriel à 3 facteurs et valeurs des niveaux correspondant aux facteurs

Le domaine expérimental est un cube à 8 sommets et 6 faces, figure (B.2)



**Fig. B.2** Domaine expérimental du plan  $2^3$



Par construction tout plan factoriel complet est orthogonal. Il est très facile d'estimer les paramètres à partir de la matrice d'expériences, il suffit de construire le tableau suivant :

N°	Moyenne	A	B	C	AB	AC	BC	ABC	Réponse
1	+	-	-	-	+	+	+	-	Y1
2	+	+	-	-	-	-	+	+	Y2
3	+	-	+	-	-	+	-	+	Y3
4	+	+	+	-	+	-	-	-	Y4
5	+	-	-	+	+	-	-	+	Y5
6	+	+	-	+	-	+	-	-	Y6
7	+	-	+	+	-	-	+	-	Y7
8	+	+	+	+	+	+	+	+	Y8
Diviseur	8	8	8	8	8	8	8	8	
Effets	<i>I</i>	<i>E<sub>A</sub></i>	<i>E<sub>B</sub></i>	<i>E<sub>C</sub></i>	<i>I<sub>AB</sub></i>	<i>I<sub>AC</sub></i>	<i>I<sub>BC</sub></i>	<i>I<sub>ABC</sub></i>	

**Tableau B.2** Matrice d'expériences et vecteur des effets

On reporte d'abord le signe des facteurs dans la matrice d'expériences, ensuite la colonne *I* est remplie de signes « + », puis les colonnes des interactions (AB, AC, BC et ABC) par la règle des signes du produit.

$$\begin{aligned} + \text{ par } + &= + & - \text{ par } - &= + \\ + \text{ par } - &= - & - \text{ par } + &= - \end{aligned}$$

Pour chaque colonne, on fait la somme des réponses des 8 essais affectés du signe indiqué et on divise par le nombre d'essais, ce qui revient à effectuer le produit de la transposée de la matrice des essais par le vecteur des réponses et à le diviser par le nombre d'essais. *I* représente la moyenne générale, *E<sub>x</sub>* l'effet du facteur *x* et *I<sub>xy</sub>* l'interaction du facteur *x* sur le facteur *y*. Pour simplifier les notations, l'effet du facteur *A* est quelquefois simplement représenté par *A*.

$$EA = A$$

$$IAB = AB$$

L'effet du facteur *A* est donc égal à :

$$EA = \frac{1}{8} [-Y1 + Y2 - Y3 + Y4 - Y5 + Y6 - Y7 + Y8]$$

L'interaction entre les facteurs *A*, *B* est égale :

$$IAB = \frac{1}{8} [+Y1 - Y2 - Y3 + Y4 + Y5 - Y6 - Y7 + Y8]$$

Ces résultats se rangent dans le vecteur des effets (dernière ligne du tableau B.2). L'effet de chaque facteur est calculé par rapport à la moyenne générale, qui correspond au centre du domaine d'étude. Le calcul simple des effets provient des propriétés algébriques de la matrice des effets. La propriété d'orthogonalité des facteurs fait de cette matrice, une matrice d'Hadamard. Notons  $X$  cette matrice, elle vérifie :

$$X^t \cdot X = n \cdot I$$

Où  $I$  est la matrice identité et  $n$  le nombre d'expériences.

Calculer les coefficients du modèle c'est résoudre :

$$X \cdot \{E\} = Y$$

Où  $\{Y\}$  est le vecteur des réponses,  $\{E\}$  le vecteur des effets.

De ce fait, pour un plan factoriel complet,  $\{E\}$  est donné par :

$$\{E\} = [X]^{-1} \cdot \{Y\}$$

Soit grâce aux propriétés de la matrice  $[X]$  :

$$\{E\} = \frac{1}{n} [X]^{-1} \cdot \{Y\}$$

Un avantage primordial de la méthode des plans d'expériences est qu'un modèle mathématique apparaît spontanément à partir des effets et des interactions.

$$\hat{Y} = I + A + B + C + AB + AC + BC + ABC$$

$\hat{Y}$  représente la réponse estimée par le modèle. Si le modèle est complet comme ici, les valeurs de  $\hat{Y}$  correspondent aux valeurs de  $Y$  relevées. Cette formule peut se mettre sous la forme plus explicite :

$$\hat{Y} = I + E_A \cdot a + E_B \cdot b + E_C \cdot c + I_{AB} \cdot a \cdot b + I_{AC} \cdot a \cdot c + I_{BC} \cdot b \cdot c + I_{ABC} \cdot a \cdot b \cdot c$$

Où  $a$ ,  $b$ ,  $c$  représentent la valeur du niveau de chaque facteur.

$a$ ,  $b$ ,  $c$  sont des grandeurs centrées réduites et leur valeur est comprise entre  $-1$  et  $+1$ .

Le calcul de la réponse estimée par le modèle se fait par addition ou soustraction des effets et des interactions. Les interactions intervenant sur 2 facteurs sont appelées interactions d'ordre 2 ( $AB$ ,  $AC$ ,  $BC$ ), de même les interactions d'ordre 3 concernent 3 facteurs ( $ABC$ ).

Les interactions d'ordre 3 sont en général très faibles par rapport aux effets principaux, c'est pourquoi elles sont fréquemment négligées dans la représentation du modèle mathématique.

Une remarque qui semble également importante concerne le vecteur contenant les effets [**Goupy J. (1988)**]

$$\vec{V} = \begin{bmatrix} E_A \\ E_B \\ E_C \end{bmatrix}$$

Il représente le vecteur de la plus grande pente et indique la direction dans laquelle se trouve un point d'inflexion. Ce qui peut permettre de trouver un minimum ou un maximum dans le cadre d'une optimisation.

### B.2.2 Notion d'interaction

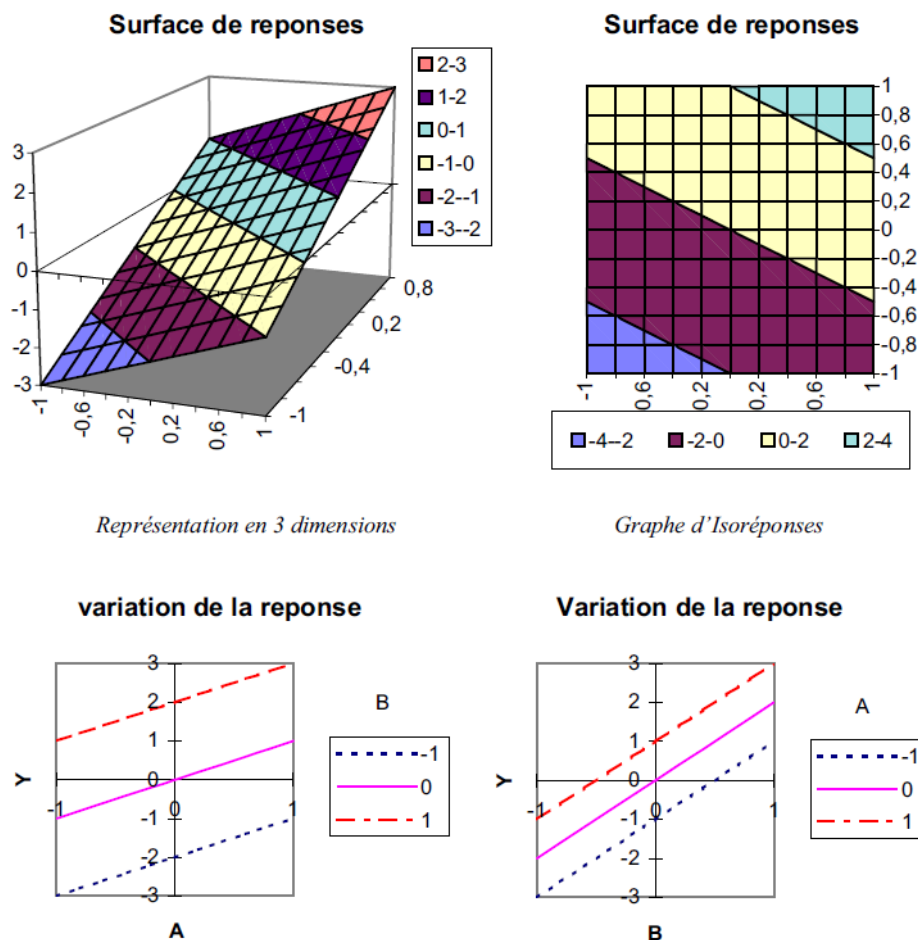
C'est l'action combinée de deux ou plusieurs variables qui s'additionnent à l'effet principal de ces variables. Pour approfondir cette notion nous allons prendre comme exemple un plan factoriel  $2^2$  (2 niveaux, 2 paramètres).

- **Système sans interaction**

Nous représentons d'abord un plan factoriel sans interaction. La valeur moyenne ( $I$ ) est choisie arbitrairement nulle, l'effet de la première variable  $A$  est égal à 1, celui de la deuxième variable  $B$  à 2.

$$I=0 \quad E_A=1 \quad E_B=2 \quad I_{AB}=0 \quad \hat{Y}=A+B$$

La réponse correspondante est représentée sur la figure B.5 de différentes façons.



Représentation de la réponse en fonction de la variable  $A$  pour différentes valeurs de  $B$  puis en fonction de la variable  $B$  pour différentes valeurs de  $A$

Fig. B.3 Plan factoriel sans interaction

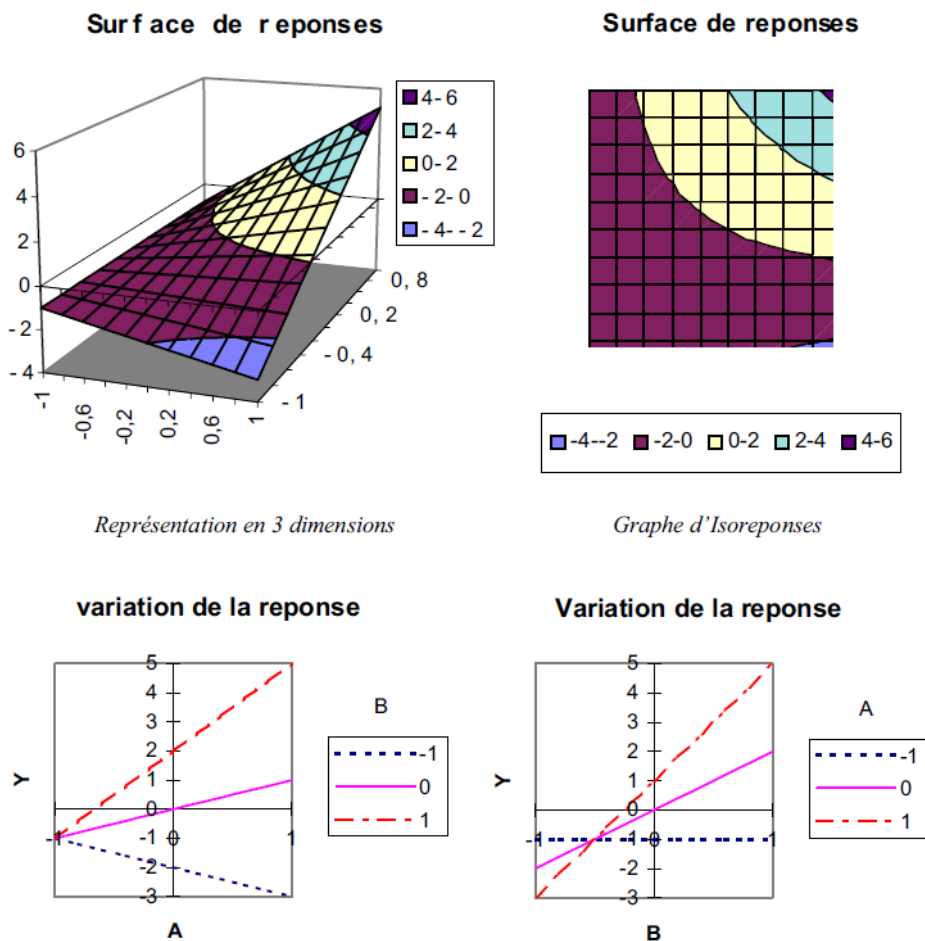
L'effet principal est représenté par rapport au niveau 0 des variables. Comme nous étudions des plans factoriels à deux niveaux, la réponse obtenue par le modèle mathématique évolue linéairement par rapport à chaque variable. Sans interaction, toutes les droites sont parallèles. La variation d'un paramètre n'a aucun effet sur l'autre. Par exemple, pour  $B$  passant de  $-1$  à  $+1$  la variation totale de la réponse est de 4 quelque soit le niveau de  $A$  ( $-1, 0, 1$ ). Les variables  $A$  et  $B$  sont indépendantes.

• **Système avec interaction**

Afin d'apprécier la modification qu'apporte une interaction, nous allons construire un modèle avec une forte interaction des deux facteurs. Pour l'utilité de notre propos l'interaction sera choisie du même ordre de grandeur que l'effet principal. Le même plan factoriel que précédemment est réalisé, mais en ajoutant une interaction entre les variables  $A$  et  $B$ , équivalente à l'effet de la variable  $B$ .

$$I = 0 \quad EB = 2 \quad EA = 1 \quad IAB = 2 \quad \hat{Y} = A + B + AB$$

La figure (B.4) représente ce plan, il est déformé par rapport au précédent.



Représentation de la réponse en fonction de la variable  $A$  pour différentes valeurs de  $B$  puis en fonction de la variable  $B$  pour différentes valeurs de  $A$

**Fig. B.4. Plan factoriel avec interaction**

Les droites ne sont plus parallèles, elles se croisent. A l'effet principal toujours discernable au niveau 0, vient s'ajouter l'interaction. Pour  $A, B$  positionnées au niveau 1, on trouve une réponse égale à 5 ce qui correspond à la somme des effets plus l'interaction. La position d'une variable influe sur l'effet de l'autre. La variation entre les réponses n'est plus constante. L'interaction apparaît comme une distorsion du plan contenant seulement les effets principaux.

### B.3. Plans d'expériences

#### B.3.1 Plan d'expériences de premier ordre

- *Plan d'expériences de type  $2^k$*

Dans un plan d'expériences de type  $2^k$ , chaque facteur comprend deux niveaux avec les valeurs +1 et -1. Si  $k=3$  les points d'expériences se trouvent sur les sommets d'un cube. On constate que l'air de l'optimum se situe au niveau de la surface ombrée Figure (B.5).

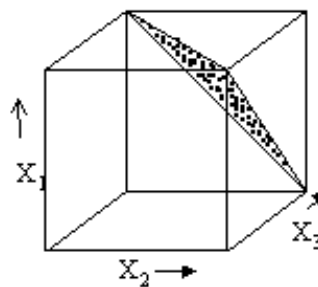


Fig. B.5 Représentation du plan de type  $2^3$

- *Plan d'expériences simplifiés de type  $2^{k-p}$*

Pour l'étude de quatre, cinq ou plusieurs paramètres, les plans d'expériences de type  $2^k$  nécessitent un nombre important d'expériences. A cause des interactions de faibles influences, il y a possibilité de réduire le nombre d'expériences. Un plan de type  $2^7$  nécessite 128 expériences, il pourra être remplacé par un plan simplifié de type  $2^{7-4}$  par exemple pour devenir un plan de type  $2^3$  nécessitant huit expériences seulement avec une précision peu réduite.

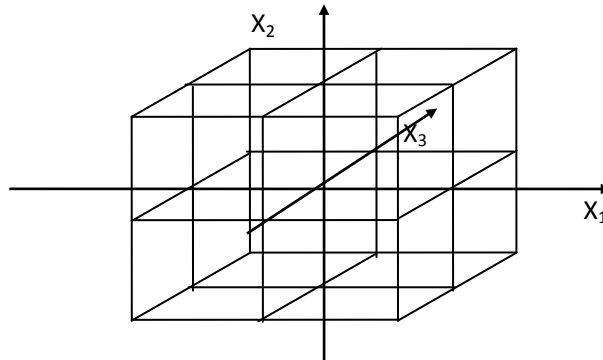
#### B.3.2 Plans d'expériences de deuxième ordre

On utilise un plan de deuxième degré généralement lorsque le modèle mathématique issu d'un plan de premier ordre n'est pas adéquat, malgré les répétitions des expériences douteuses.

Les plans de deuxième ordre nécessitent un temps considérable, c'est pour ça qu'uniquement les paramètres les plus influents seront maintenus.

• *Plan d'expériences de type  $3^k$*

Dans une expérience de type  $3^3$  par exemple, chaque paramètre comprend trois niveaux, figure (B.6), avec les valeurs -1, 0, et +1, et en cas de nécessité, il peut avoir jusqu'à cinq niveaux  $-\alpha, -1, 0, +1, +\alpha$ .



**Fig. B.6 Plan d'expériences du type  $3^3$**

N° Exp.	Matrice des variables indépendantes									Matrice de réponse					
	$x_0$	Matrice du plan			$x_1$	$x_2$	$x_i$	$x_j$	.....	$x_{k-1}$	$x_k$	$x_1^* = x_1^2 - 2/3$ .....	$x_k^* = x_k^2 - 2/3$	$y_1$	$y_2$
1		1	-1	-1											
2	1	-1			-1	.....	+1	1/3	1/3						
.	.	+1	-1	.....											
n	1	-1			0	....	0	....	0	-2/3	-2/3				
		0	0	.....											
		0													
	$\bar{y}$	$b_1$	$b_2$	.....	$b_k$	$b_{12}$	$b_{ij}$	$b_{k-1;k}$	$b_{11}$	$b_{kk}$					

**Tableau B.3 Matrice standard pour un plan de type  $3^k$  [Scheffler E., (1986)]**

*Pourquoi  $x_k^* = x_k^2 - 2/3$  ?*

Le polynôme de régression de deuxième ordre (k=2) est de la forme:

$$y = b_0x_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + b_{12}x_1x_2 + b_{11}x_1^2 + b_{22}x_2^2 \dots\dots$$

Conditions du plan :

$$\frac{\sum y_i}{N} = \bar{y} ; \frac{\sum x_0}{N} = 1 ; \frac{\sum x_i}{N} = 0 ; \frac{\sum x_i x_j}{N} = 0 ; \frac{\sum x_i^2}{N} = 2/3$$

Où :

$\bar{y}$  : Moyenne des  $y_i$

En remplaçant ces égalités sur  $N$  points, on aura:

$$\bar{y} = b_0 + \frac{2}{3} b_{11} + \frac{2}{3} b_{22} + \dots$$

$$b_0 = \bar{y} - \frac{2}{3} b_{11} - \frac{2}{3} b_{22} - \dots$$

Pour calculer  $b_{ii}$  facilement (on doit soustraire  $\bar{y}$  de  $y$ ) :

$$y - \bar{y} = b_0 x_0 - b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2 + b_{12} x_1 x_2 + b_{11} (x_1^2 - \frac{2}{3}) + b_{22} (x_2^2 - \frac{2}{3}) + \dots$$

Puisque  $x_0=1$ , alors  $(x_0 - 1 = 0)$ . Remplaçant  $(x_i^2 - \frac{2}{3}) = x_i^*$ , il suit:

$$y = \bar{y} + b_1 x_1 + b_2 x_2 + b_{12} x_1 x_2 + b_{11} x_1^* + b_{22} x_2^* \dots$$

$$b_{ij} = \frac{\sum x_i^* y_i}{\sum x_i^{*2}}$$

Un plan de deuxième degré pour un nombre de paramètres ( $k = 3$ ), où chaque paramètre varie sur trois niveaux prendra la forme suivante :

Pour  $k=3$  il existe  $2k=6$  points étoilés ayant comme coordonnées :

$$(\alpha, 0, 0), (0, \alpha, 0), (0, 0, \alpha), (-\alpha, 0, 0), (0, -\alpha, 0), (0, 0, -\alpha),$$

ce qui donne un nombre d'expériences de :

$$n = 2^{k-p} + 2k + n_0 \quad \text{avec: } \alpha = 2^{(k-p)/4}$$

.N°	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_1$ $X_2$	$X_1$ $X_3$	$X_2$ $X_3$	$X_1^2$	$X_2^2$	$X_3^2$	
1	-	-	-	+	+	+	+	+	+	Centre du plan factoriel complet $2^3$
2	+	-	-	-	-	+	+	+	+	
3	-	+	-	-	+	-	+	+	+	
4	+	+	-	+	-	-	+	+	+	
5	-	-	+	+	-	-	+	+	+	
6	+	-	+	-	+	-	+	+	+	
7	-	+	+	-	-	+	+	+	+	
8	+	+	+	+	+	+	+	+	+	
9	-1,682	0	0	0	0	0	2,828	0	0	Points étoilés
10	+1,682	0	0	0	0	0	2,828	0	0	
11	0	-1,682	0	0	0	0	0	2,828	0	
12	0	+1,682	0	0	0	0	0	2,828	0	
13	0	0	-1,682	0	0	0	0	0	2,828	
14	0	0	+1,682	0	0	0	0	0	2,828	
15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	Essais au centre
16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
17	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
18	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
19	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
20	0	0	0	0	0	0	0	0	0	

**Tableau B.4 Plan d'expériences du type  $2^3$  (rotatif)**

- **Plan d'expériences de type  $2^k 3^k$**

En utilise un plan de ce type lorsqu'on attend des effets quadratiques de quelques paramètres seulement et non pas des autres. De la même procédure effectuée sur le plan  $2^3$ , un plan de type  $3^5$  nécessite 243 expériences, il peut aussi avoir la forme  $(2^3 \cdot 3^2)$  pour effectuer 72 expériences seulement. On peut encore remplacer le plan  $2^3$  par  $2^{3-1}$ , pour enfin réaliser 36 expériences seulement au lieu de 72.

$$b_0 = \bar{Y} - 2/3 \sum b_{ii}$$

#### B.4 Plans factoriels à N niveaux et p Paramètres

Il est parfois nécessaire d'augmenter le nombre de niveaux d'un facteur afin de mieux maîtriser l'action de ce facteur. Dans ce cas il faut être prudent, car le nombre d'expériences augmente rapidement. Le nombre d'expériences =  $N^p$

La notation de Yate n'est plus utilisable, on remplace simplement la valeur des niveaux par des chiffres

$$-1 = 1$$

$$+1 = 2$$

- **Calcul des effets et des interactions**

Le calcul des effets et des interactions peut se faire par des formules générales

*Effet de A au niveau i*

$$EA_i = (\text{Moyenne des réponses lorsque } A=i) - (\text{moyenne générale})$$

*Interaction de A au niveau i et de B au niveau j*

$$IA_i B_j = (\text{Moyenne des réponses lorsque } A=i \text{ et } B=j) - EA_i - EB_j - (\text{moyenne générale})$$

La valeur de l'effet est calculée pour chaque niveau. Il est à noter que la somme des effets comme dans le cas à 2 niveaux est nulle.

$$\sum_{i=1}^{i=n} EA_i = 0$$

Pour un facteur à 3 niveaux le nombre d'effets indépendants est donc de 2.

Pour une interaction de 2 facteurs dont l'un est à  $n_1$  niveaux et l'autre à  $n_2$  niveaux, on a également :

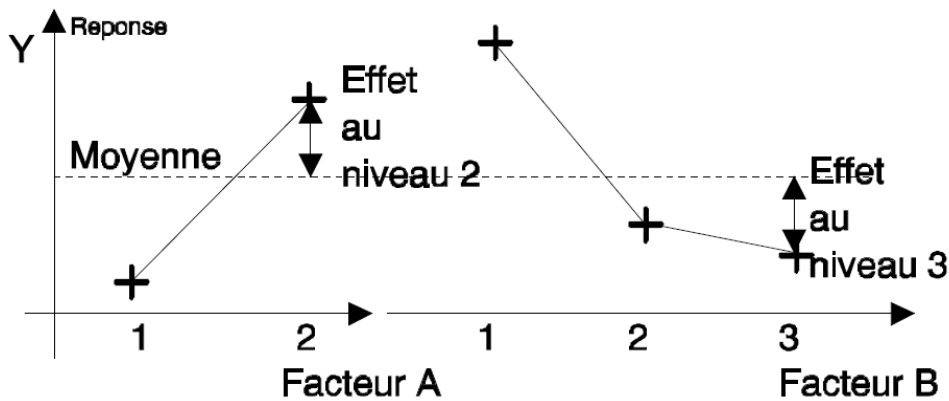
$$\sum_{i=1}^{i=n} IA_i B_j = 0$$

$$\sum_{j=1}^{j=n} IA_i B_j = 0$$

- **Graphes de tendances**

Afin de faciliter l'interprétation des résultats, des graphes de tendances sont fréquemment utilisés. Ils représentent graphiquement l'action des effets et des interactions, et permettent une sélection rapide des effets les plus influents.





*Fig. B.7 Exemple de graphes de tendances*

La localisation d'un minimum ou d'un maximum est très souvent obtenue par l'intermédiaire d'un tel graphe.

- *Modèle matriciel*

En englobant la méthode présentée pour les plans factoriels à 2 niveaux, il est possible d'introduire une notation matricielle [Vigier M. (1988)] qui permettra de fournir rapidement la valeur de la réponse. Les facteurs sont décrits par des vecteurs.

Le facteur A  $\implies$  [A]

Le vecteur [A] est constitué de ses niveaux, la position d'un facteur sur un niveau est représentée par un « 1 » dans le vecteur et un « 0 » aux autres niveaux. Par exemple, si le facteur A se trouve au niveau 1, le vecteur s'écrit :

$$[A] = \begin{bmatrix} indA1 \\ indA2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Si le facteur B se trouve au niveau 2, le vecteur s'écrit :

$$[B] = \begin{bmatrix} indB1 \\ indB2 \\ indB3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Ces vecteurs sont généralement appelés indicateurs de niveaux.

Prenons à titre d'exemple un modèle, constitué d'un facteur A à 2 niveaux et d'un facteur B à 3 niveaux.

$$\hat{Y} = A + B + AB$$

L'équation matricielle s'écrit :

$$\hat{Y} = \begin{matrix} I \\ +[E_{A1}E_{A2}] \cdot [A] & \text{moyenne Effet de A Effet de B} \\ +[E_{B1}E_{B2}E_{B3}] \cdot [B] \\ +[A]^t \cdot \begin{bmatrix} I_{A1B1} & I_{A1B2} & I_{A1B3} \\ I_{A2B1} & I_{A2B2} & I_{A2B3} \end{bmatrix} \cdot [B] & \text{interaction AB} \end{matrix}$$

A partir de cette modélisation, il est simple de retrouver la valeur de la réponse. Il suffit de calculer la valeur des effets et des interactions, de les reporter dans l'équation matricielle et de choisir les niveaux des variables. Par calcul matriciel, on retrouve la valeur de la réponse. Mais ce modèle a d'autres vertus, il permet d'estimer les valeurs intermédiaires par interpolation. Les indicateurs de niveaux ne prennent plus la valeur 1 et 0, mais des valeurs intermédiaires. Les indicateurs de niveaux sont calculés à partir des coefficients de Lagrange.

$$indA1 = \frac{(A - A2)}{(A1 - A2)} \qquad indA2 = \frac{(A - A1)}{(A2 - A1)}$$

A valeur prise par le facteur A

A1 valeur du niveau 1 de A

A2 valeur du niveau 2 de A

De même pour B

$$indB1 = \frac{(B - B2) \cdot (B - B3)}{(B1 - B2) \cdot (B1 - B3)} \qquad indB2 = \frac{(B - B1) \cdot (B - B3)}{(B2 - B1) \cdot (B2 - B3)}$$

$$indB3 = \frac{(B - B1) \cdot (B - B2)}{(B3 - B1) \cdot (B3 - B2)}$$

Pour calculer les réponses intermédiaires, il suffit de faire les opérations matricielles. Toutefois, il faut rester prudent face aux résultats, qui ne sont que de simples interpolations.

**Bibliographie**

Box G. E. P., Wilson K. B., *On the Experimental Attainment of Optimum Conditions*.  
Journal of the Royal Statistical Society. Vol. XIII. N°1, pp 1- 45, (1951).

Gillon F., *Modélisation et optimisation par plans d'expériences d'un moteur a commutations Electroniques*. Thèse doctorat, décembre 1997. N° d'ordre : 2166. Université des Sciences et Technologies de Lille, France.

Goupy J., *La méthode des plans d'expériences*. Editions DUNOD , 1988.

Kiefer J., *Optimum designs in regression problems II*, Ann. Math. Statist. 298-235 (1961).

Nalimov V.V.,Tschernova N. A., *Statistcieskie metody planirovanya extremalnick experimentov*, Nayouka, Moscou 1965.

Pillet M., *Introduction aux plans d'expériences par la méthode Taguchi*. Editions d'organisation, 1992.

Scheffler E., *Introduction to the practice of statistical experimental design*. VEB-Verlag for basic industries, Leipzig 1986.

Simonova E. G. and al., *Planirovanié experimenta*, Moscou 1969.

Vigier M., *Pratique des plans d'expériences : Méthodologie Taguchi*. Editions d'organisation, 1988.