

Université Mohamed Khider – Biskra

Faculté des Sciences et de la technologie

Département : Génie Mécanique

Réf. :.....



جامعة محمد خيضر بسكرة

كلية العلوم و التكنولوجيا

قسم: الهندسة الميكانيكية

المرجع:.....

Thèse présentée en vue de l'obtention  
Du diplôme de  
**Doctorat en sciences en : Génie Mécanique**

**Option : Génie Mécanique**

**Optimisation du processus d'usinage en utilisant la  
méthode des essaims de particules**

Présentée par :

**Toufik AMEUR**

Soutenue publiquement le: 23/05/2016

**Devant le jury composé de :**

Pr. Zakaria BOUMARZOUG	Professeur	Président	Université Mohamed Khider Biskra
Dr. Md-Said CHEBBAH	MC (A)	Rapporteur	Université Mohamed Kheider, Biskra
Pr. Mekki ASSAS	Professeur	Co-Rapporteur	Université Hadj Lakhdar, Batna
Pr. Noureddine SETTOU	Professeur	Examineur	Université Kasdi Marbah Ouargla
Pr. Cherif BOUGRIOU	Professeur	Examineur	Université Hadj Lakhdar Batna

A tous ceux qui m'aiment et qui me respectent

## Remerciements

Mes remerciements les plus vifs, empreints d'une reconnaissance inexprimable, vont à mon directeur de thèse *Dr Mohamed-Said CHEBBAH*, maître de conférence habile à l'université Mohamed Kheider de Biskra, et mon co-directeur de thèse *Mr Mekki ASSAS*, professeur à l'université Hadj Lakhdar de Batna, pour leur aide, leur confiance et leurs orientations judicieuses.

Je remercie tout particulièrement le professeur *Nourdinne SETTOU* qui nous a bien accueilli, du côté professionnel, en tant que responsable au département de génie mécanique à l'université Kasdi Marbah de Ouargla et qui a accepté d'examiner mon travail et d'être membre du jury de soutenance.

Je tiens également à remercier *Mr Cherif BOUGRIOU*, professeur à l'université Hadj Lakhdar de Batna, qui m'a apprécié par la participation à l'évaluation de mon travail.

Toutes mes sincères remerciements au professeur *Zakaria BOUMARZOUG*, de l'université Mohamed Kheider de Biskra, d'avoir accepté de présider le jury de soutenance.

Ces remerciements ne seraient pas complets sans y avoir associé ma famille. Je remercie tout d'abord ma femme et mes enfants pour leur présence et leur patience. Ainsi, que tous les membres de ma grande famille qui ont su m'épauler et me faire confiance pendant toutes ces années.

Enfin, je remercie du fond du cœur mes amis et ceux qui ont participé, de près ou de loin, à la réalisation de ce travail. Leur encouragement et soutien morale m'ont permis de faire de grands pas dans la recherches scientifique et l'enseignement supérieur.

# Sommaire

Remercîments	i
Sommaire	ii
Liste des figures	v
Liste des tableaux	vi
Nomenclature	vii
Abréviations	viii

Introduction générale	1
-----------------------	---

## Chapitre 1 : Introduction sur l'optimisation multi-objectif

1.1	Introduction	5
1.2	Définitions	6
1.3	Méthodes d'optimisation	6
1.3.1	Les méthodes déterministes	7
1.3.1.1	Les méthodes de gradient	8
1.3.1.2	La méthode multistart	8
1.3.1.3	Les méthodes Nelder Mead	9
1.3.1.4	L'algorithme de séparation-évaluation	9
1.3.1.5	La méthode de Tunneling	9
1.3.2	Les méthodes stochastiques	10
1.3.2.1	La méthode Monte Carlo	11
1.3.2.2	Le recuit simulé	12
1.3.2.3	Les algorithmes évolutionnaires	12
1.3.2.4	Les algorithmes à essaim de particules	14
1.3.2.5	La méthode Tabou	15
1.3.3	Discussion	15
1.4	Problèmes d'optimisation multi-objectifs	16
1.4.1	Définitions	17
1.4.2	Relations d'ordre	18
1.4.3	Optimalité de Pareto	19
1.4.4	Front de Pareto et surface de compromis	20
1.4.5	Traitement du problème d'optimisation multi-objectif	21
1.5	Approches de résolution	22
1.5.1	Les méthodes agrégées	22
1.5.1.1	L'agrégation pondérée	22
1.5.1.2	L'approche par $\varepsilon$ -contrainte	23
1.5.1.3	L'approche Min-Max	24
1.5.1.4	Le but à atteindre	25
1.5.2	Les méthodes Pareto	25
1.5.2.1	Recherche de l'ensemble non dominé	26

1.5.2.2	Difficultés des méthodes Pareto .....	27
1.5.3	Discussion .....	28
1.6	Conclusion .....	28

## **Chapitre 2 : Optimisation multi-objectif à essaim de particules**

2.1	Introduction .....	31
2.2	Algorithme à essaim de particules .....	32
2.2.1	Déplacement .....	33
2.2.2	Mise à jour de l'essaim .....	34
2.2.3	Critère d'arrêt .....	36
2.2.4	Algorithme .....	37
2.3	PSO pour les problèmes multi-objectifs .....	37
2.3.1	Extension du PSO .....	38
2.3.2	Leaders en MOPSO .....	39
2.3.3	Collection des solutions non dominées .....	41
2.3.4	Promotion de la diversité .....	42
2.4	Approches multi-objectifs .....	44
2.4.1	Approches agrégées .....	44
2.4.2	Approches Pareto .....	45
2.4.3	Approches non agrégées et non Pareto .....	47
2.5	DNPSO à leaders localement non dominés .....	48
2.5.1	Présentation .....	48
2.5.2	Evaluation des particules .....	50
2.5.3	Mise à jour .....	51
2.5.4	Critère d'arrêt .....	52
2.6	Conclusion .....	53

## **Chapitre 3 : Mécanique et économie de tournage**

3.1	Introduction .....	54
3.2	Géométrie et cinématique de tournage .....	54
3.2.1	Éléments géométriques de coupe .....	55
3.2.2	Éléments géométriques de l'outil .....	55
3.2.3	Mouvements nécessaires à la coupe .....	57
3.3	Mécanique de tournage .....	58
3.3.1	Mécanisme de formation de copeau .....	59
3.3.2	Mécanique de la coupe orthogonale .....	60
3.3.2.1	Évolutions des efforts de coupe .....	61
3.3.2.2	Puissance nécessaire à la coupe .....	62
3.3.3	État de surface .....	62
3.4	Mécanismes d'usure et durée de vie des outils .....	63
3.4.1	Généralités .....	64
3.4.2	Influence des paramètres de coupe sur l'usure .....	64
3.4.3	Formes d'usure .....	65
3.4.4	Phénomènes d'usure .....	67

3.4.5	Détermination de la durée de vie .....	69
3.5	Economie de tournage .....	70
3.5.1	La consommation en outil (%) .....	70
3.5.2	Le temps de production ( <i>min</i> ) .....	71
3.5.3	Le coût de production (\$) .....	72
3.5.4	Optimisation des conditions de coupe .....	72
3.6	Conclusion .....	73
<b>Chapitre 4 : Optimisation multi-objectif des conditions de coupe</b>		
4.1	Introduction .....	75
4.2	Cas d'application .....	75
4.3	Implémentation .....	76
4.3.1	PSO à voisinage dynamique (DNPSO) .....	77
4.3.2	DNPSO à leaders localement non dominés (DNPSO-LNL) .....	79
4.4	Optimisation bi-objectif .....	81
4.5	Optimisation tri-objectif .....	88
4.6	Conclusion .....	92
	Conclusion générale et perspectives .....	94
	Références bibliographiques .....	98
	Résumé .....	107

## Liste des figures

<b>Figure 1.1</b> : Méthode du Tunneling .....	10
<b>Figure 1.2</b> : Allure d'une fonction-objectif .....	10
<b>Figure 1.3</b> : Fonction non convexe .....	12
<b>Figure 1.4</b> : Recherche par groupe .....	14
<b>Figure 1.5</b> : Actions et objectifs réalisables .....	17
<b>Figure 1.6</b> : Dominance dans le cas de deux objectifs .....	19
<b>Figure 1.7</b> : Exemple d'optimalité locale .....	19
<b>Figure 1.8</b> : Front de Pareto .....	20
<b>Figure 1.9</b> : Interprétation graphique de l'approche par pondération .....	23
<b>Figure 1.10</b> : Interprétation graphique de l'approche par $\varepsilon$ -contrainte .....	24
<b>Figure 2.1</b> : Topologies des essaims .....	35
<b>Figure 2.2</b> : Algorithme du PSO .....	37
<b>Figure 2.3</b> : Voisinage formé des deux plus proches particules .....	40
<b>Figure 2.4</b> : Voisinage en niche .....	40
<b>Figure 2.5</b> : Dominance et $\varepsilon$ -Dominance .....	41
<b>Figure 2.6</b> : Utilisation du concept $\varepsilon$ -dominance .....	42
<b>Figure 2.7</b> : Utilisation des leaders localement non dominés .....	51
<b>Figure 3.1</b> : Dimensions de coupe .....	55
<b>Figure 3.2</b> : éléments géométriques de l'outil .....	56
<b>Figure 3.3</b> : Angles du taillant (outil en travail).....	57
<b>Figure 3.4</b> : Mouvements de l'outil et la pièce .....	58
<b>Figure 3.5</b> : Caractérisations fondamentales de coupe .....	59
<b>Figure 3.6</b> : Coupe orthogonal .....	60
<b>Figure 3.7</b> : Relation des efforts de coupe de Merchant .....	61
<b>Figure 3.8</b> : Décomposition des efforts de coupe .....	61
<b>Figure 3.9</b> : Géométrie la rugosité d'une surface usinée .....	62
<b>Figure 3.10</b> : Critère de rugosité .....	63
<b>Figure 3.11</b> : L'usure en dépouille selon ISO 3685 .....	66
<b>Figure 3.12</b> : Usure en cratère .....	67
<b>Figure 3.13</b> : Modes d'usure prédominants selon la température .....	68
<b>Figure 4.1</b> : Algorithme du DNPSO .....	78
<b>Figure 4.2</b> : Algorithme du DNPSO-LNL .....	80
<b>Figure 4.3</b> : Simulation par le DNPSO-LNL du problème bi-objectif .....	83
<b>Figure 4.4</b> : Simulation par le DNPSO du problème bi-objectif .....	83
<b>Figure 4.5</b> : Graphe des coûts (DNPSO-LNL) du problème bi-objectif .....	86
<b>Figure 4.6</b> : Graphe des coûts (DNPSO) du problème bi-objectif .....	86
<b>Figure 4.7</b> : Simulation par le DNPSO-LNL du problème tri-objectif .....	89
<b>Figure 4.8</b> : Graphe des coûts pour le DNPSO-LNL .....	91
<b>Figure 4.9</b> : Graphe des rugosités pour le DNPSO-LNL .....	91

## Liste des tableaux

<b>Tableau 4.1</b> : Paramètres d'usinage .....	76
<b>Tableau 4.2</b> : Limitations des conditions de coupe .....	76
<b>Tableau 4.3</b> : Solutions obtenues par le DNPSO-LNL du problème bi-objectif .	82
<b>Tableau 4.4</b> : Solutions obtenues par le DNPSO du problème bi-objectif .....	83
<b>Tableau 4.5</b> : Comparaison des meilleurs compromis du problème bi-objectif ....	86
<b>Tableau 4.6</b> : Solutions obtenues par le DNPSO-LNL du problème tri-objectif .	88
<b>Tableau 4.7</b> : Comparaison des meilleurs compromis du problème tri-objectif ...	90

## Nomenclature

$a_p$	Profondeur de passe	<i>mm</i>
$C_j$	Fonction contraintes	
$Cl$	Coût machine	\$
$Ct$	Coût outil	\$
$C_0$	Coût d'occupation de la machine	\$/min
$C_1$	Coût d'une arête de coupe	\$
$c_1, c_2$	Facteurs constructifs	
$F_c, F_{cmax}$	Effort de coupe et effort maximal	<i>N</i>
$f$	Avance par tour	<i>mm/tr</i>
$f_i, f_i^{min}, f_i^{max}$	Fonction-objectif, évaluation minimale, évaluation maximale	
$k$	Coefficient de la rugosité	
$k_T$	Coefficient de la durée de vie	
$m$	Nombre de particules dans l'essaim	
$Nite$	Nombre maximal d'itérations	
$n$	Nombre de particules dans le voisinage	
$P, P_{max}$	Puissance de coupe et puissance maximale	<i>kW</i>
$Pc$	Coût total de production	\$
$Pr$	Temps de production	<i>min</i>
$Q$	Débit de coupeau	<i>mm<sup>3</sup>/min</i>
$R_a, R_{amax}$	Rugosité de surface et rugosité maximale	<i>μm</i>
$r_1, r_2$	Constantes aléatoires entre 0 et 1	
$T$	Durée de vie de l'outil	<i>min</i>
$T_c$	Temps de changement de l'outil	<i>min</i>
$T_i$	Temps de retour rapide de l'outil	<i>min</i>
$T_s$	Temps de préparation de l'opération	<i>min</i>
$Ut$	Consommation en outil	%
$u_i$	Valeur de satisfaction élémentaire d'un objectif	
$u^k$	Evaluation normalisée d'une solution	
$V$	Volume de matière à enlevé	<i>mm<sup>3</sup></i>
$v_c$	Vitesse de coupe	<i>m/min</i>
$v_i$	Déplacement d'une particule	
$W, W_{min}, W_{max}$	Facteur d'inertie, inertie minimale, inertie maximale	
$x_i$	Position d'une particule	
$x_1, x_2, x_3$	Exposants empiriques de la rugosité	
$\Phi$	Fonction de pénalité extérieure	
$\Pi$	Fonction-objectif sans contrainte	
$\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$	Exposants empiriques de la durée de vie de l'outil	

## **Abréviations**

DNPSO	Optimisation à essaim de particules à voisinage dynamique
DNPSO-LNL	DNPSO à leaders localement non dominés
HA	Archive illimité des solutions non dominées
LHA	Archive limité des solutions non dominées
MO	Optimisation multi-objectif
MOPSO	Optimisation multi-objectif à essaim de particules
m-DNPSO	DNPSO avec mémoire étendue
PSO	Optimisation à essaim de particules
VEGA	Algorithme génétique à vecteur évalué
VEPSO	Variante multi-essaim du PSO

## Introduction générale

Depuis son apparition, le domaine d'optimisation a subi une très forte évolution tant par les concepts introduits que par les méthodes de résolution ou les algorithmes développés. C'est au milieu du XX<sup>e</sup> siècle, que cette discipline de mathématique, centré sur les problèmes de prise de décision, est proposé auprès des dirigeants comme un outil permettant de prévenir les conséquences de leurs actions. Combiné aux avancements très rapides de l'informatique en qualité de la capacité de stockage des données ou de la vitesse de calcul, cet outil devient, de plus en plus, fiable et applicable presque pour la totalité des problèmes économiques ou organisationnels. Aujourd'hui, et selon les types de problèmes existants, l'outil optimisation fourni un ensemble de méthodes très diversifié. Chacune de ces méthode obtient de meilleurs résultats avec le type de problèmes approprié, et le choix de l'une de ces méthodes dépend fortement de la nature du problème considéré.

En industrie, notamment mécanique, les problèmes sont d'habitude complexes, non-linéaires, et nécessitent souvent l'utilisation de méthodes numériques pour leur résolution. Ainsi, les outils de programmation non-linéaire sont les plus aptes pour leur optimisation. Les techniques appartenant à cette classe d'outils peuvent être subdivisées en deux groupes : méthodes déterministes et méthodes stochastiques. Les méthodes déterministes sont basées sur le calcul de la dérivée du problème, ou sur des approximations de cette dérivée. Elles nécessitent donc quelques informations sur le vecteur gradient, soit qu'elles cherchent le point où il s'annule, soit qu'elles utilisent sa direction. Les méthodes stochastiques ou probabilistes utilisent un ensemble d'actions qui cherchent la solution optimale de façon « aléatoire orientée », sans avoir besoin d'aucune information sur les dérivées ou sur le comportement du problème. Parmi ces dernières, il y en a une qui devient connue pour être robuste, simple à implémenter, et

pour pouvoir fonctionner sans avoir besoin de connaître le comportement du problème : les Algorithmes à Essaim de Particules (PSO) présentés initialement par Kennedy et Eberhart. Les nombreux travaux de recherche réalisés, appliquant ces algorithmes à l'optimisation de problèmes en ingénierie, ont démontré l'efficacité de cette méthode.

Il faut souligner encore que dans la plupart des problèmes industriels, la solution optimale ne prend pas en compte un seul critère à minimiser ou maximiser (approche mono-objectif), mais plusieurs. Normalement, ces critères devraient être considérées simultanément pendant la recherche de la meilleure solution. A titre d'exemple, la conception d'un produit ne doit être centrée exclusivement à obtenir la meilleure performance mais aussi sur le respect de divers critères comme un délai précis de production, une consommation acceptable, ou encore que le coût de cet équipement soit le plus petit possible. Dans ce cas, une approche multicritère d'optimisation est nécessaire. La différence principale dans cette approche est la manière de présenter les résultats. Les différents objectifs sont fréquemment concurrents ou antagonistes, c'est-à-dire que l'amélioration de l'un entraîne la détérioration de l'autre ou des autres. De ce fait, la solution d'un problème multicritère ne correspond pas à une seule solution optimale, mais à tout un groupe de solutions, qui caractérisent l'ensemble des compromis possibles entre les divers objectifs. Saisir ces compromis permet aux concepteurs de mieux comprendre son problème, et leurs donne la possibilité d'obtenir finalement un produit meilleur.

Dans de nombreux domaines d'activités industrielles, tels que l'industrie automobile, navale, aéronautique, ou électronique, les procédés d'usinage interviennent considérablement à la fabrication des pièces utilisées. L'utilisation de cet outil de fabrication engendre souvent des coûts importants liés d'une part aux parcs des machines mobilisés et d'autre part aux outils de coupe utilisés ou à la perte inévitable de matière. En effet, le domaine d'usinage s'impose naturellement comme un axe majeur de recherche puisque chacun de ces composants (machine, outil, matière à usiner) est en constante évolution.

D'un côté, les sidérurgistes développent des aciers ayant des résistances mécaniques de plus en plus élevées. Ces aciers à très haute résistance permettent, par exemple, aux industries automobiles de réduire les épaisseurs utiles et ainsi de diminuer le poids des véhicules et la consommation du carburant, etc. Parallèlement, de nouvelles problématiques / axes de recherche apparaissent. En effet, pour mettre en forme,

découper ou souder ces nouveaux aciers, il est nécessaire de développer de nouvelles machines plus puissantes ou des outils plus résistants.

Alors que l'intérêt principal de l'économie actuelle réside dans la réduction des coûts, il n'est pas concevable que chaque industriel voulant utiliser de nouveaux aciers ait besoin de réaliser des campagnes d'essais se révélant très onéreuses. Pour palier à ces besoins, les chercheurs de tous domaines développent ce que l'on appelle des modèles prédictifs. Dans le domaine de l'usinage, ces modèles permettent, entre autres, de déterminer les conditions de coupe optimales pour un couple outil-matériau, de prédire l'énergie nécessaire à la découpe, ou encore l'usure des outils en fonction des paramètres matériaux et procédés. L'optimisation des conditions de coupe a ainsi fait l'objet de nombreux travaux qui ont pris en considération plus qu'un critère d'optimisation. Pour résoudre les problèmes issus de cette modélisation, une multitude d'approches a été élaborées afin d'améliorer l'optimalité des solutions trouvées.

En partant de là, la motivation de développement de cette thèse est l'élaboration d'un « Algorithme Multi-objectif à Essaim de Particules » conservant d'un côté les performances essentielles du PSO standard ; simplicité d'implémentation, convergence rapide ou la meilleure diversité. D'autre côté, cet outil devra être capable de résoudre des problèmes de grande complexité, comme dans le cas des applications que nous allons développer, dédiées aux problèmes d'usinage.

Dans ce contexte, notre travail s'est situé à deux niveaux :

Dans un premier temps, nous avons étudié les difficultés liées à l'extension du PSO pour les problèmes multi-objectifs. Ainsi, pour ce type de problèmes, nous avons développé un algorithme à essaim de particules, de type Pareto, permettant de mettre en évidence l'importance de la gestion de la diversité lors de l'optimisation d'un problème multi-objectif. La plus grande partie du travail concerne la conception de l'algorithme DNPSO-LNL (*Dynamic Neighborhood Particle Swarm Optimization with Local Non dominated Leaders*) à partir d'un algorithme non agrégé et non Pareto. En effet, le DNPSO-LNL utilise le caractère du voisinage dynamique, à l'intérieur de l'essaim, et intègre les relations de dominance de Pareto pour la sélection des leaders (guides). Le DNPSO-LNL est un algorithme stochastique permettant de trouver l'ensemble limité des solutions non dominées qui peut être considéré comme une approximation de la

frontière de Pareto. Ainsi, il utilise une fonction d'utilité pour la détermination du meilleur compromis à partir de cet ensemble.

Dans un second temps, nous nous sommes placés dans le cadre de traitement des phénomènes liés au phénomène principal de coupe afin de présenter l'aspect technologique et économique du processus d'usinage. Partant des notions tirées des analyses mécaniques et économiques du procédé de tournage, nous avons cherché à trouver les modèles mathématiques permettant de déterminer l'influence des conditions de coupe sur les qualités et le bon déroulement des opérations. L'étude que nous avons effectuée s'est alors portée sur la modélisation du problème d'optimisation multi-objectif des conditions de coupe. Pour une opération de tournage, nous avons discuté les intérêts apportés par l'utilisation de l'approche développée, DNPSO-LNL, à la résolution des problèmes d'optimisation du processus d'usinage.

En résumé, l'organisation générale du présent document est articulée en quatre chapitres :

- Le chapitre 1 présente une vue générale sur les problèmes d'optimisation et les différents types de méthodes de résolution existantes. Ainsi, il expose les particularités des problèmes d'optimisation multi-objectif, les théorèmes définissant l'optimalité et les différentes classifications des approches de résolution.
- Le chapitre 2 décrit les principes généraux des algorithmes à essaim de particules, leurs capacités et leurs spécifications. Ainsi, c'est dans ce chapitre que nous présentons l'outil de simulation que nous avons élaboré.
- Le chapitre 3 présente une étude analytique sur le procédé de tournage. Nous présentons, ainsi, nos choix concernant la construction des modèles d'optimisation des conditions de coupe.
- Le chapitre 4 propose l'application des algorithmes à essaim de particules pour l'optimisation des conditions de coupe pour une opération de tournage. Cependant, nous avons présenté l'implémentation des méthodes utilisées. A la fin, nous présentons une discussion des résultats qui permet de justifier nos choix.

## **Chapitre 1 :**

### **Introduction sur l'optimisation multi-objectif**

#### **1.1 Introduction**

L'optimisation consiste à augmenter le rendement d'un système par l'amélioration de certains paramètres dit critères d'optimisation ou objectifs sous l'ensemble des contraintes liée aux limitations du système.

A cause de la maîtrise des systèmes de production, la tendance prédominante aujourd'hui est la recherche de perfectionnement. Par conséquent, les problèmes d'optimisation occupent une place très importante dans la recherche scientifique.

La popularité de ce domaine se présente par l'ensemble diversifié des problèmes d'optimisation. De ce fait, on trouve plusieurs classifications :

- Selon la nature des variables, on trouve des problèmes combinatoires ou à variables continues,
- Selon l'existence des contraintes, on trouve des problèmes avec ou sans contraintes,
- Selon le nombre des objectifs, on trouve des problèmes à un ou plusieurs objectif(s),
- Selon la nature du modèle mathématique par lequel le problème est traduit, on trouve un problème linéaire ou non linéaire.

Ces classification ne sont pas séparées ni exhaustives. On trouve, par exemple, des problèmes d'optimisation non linéaire avec contraintes.

## 1.2 Définitions

Un **problème d'optimisation** est souvent présenté par un ou plusieurs fonction-objectif(s) et un ensemble de contraintes. Il consiste à trouver une solution qui satisfait les contraintes et qui minimise (ou maximise) la fonction-objectif.

**Les variables** sont les inconnues du problème. La solution recherchée est présentée par des valeurs exacte de ces variable exprimant des données quantitatives ou qualitatives. Elle s'appelle solution optimale. Ces inconnus peuvent être de nature diverse (réelle, entière, booléenne, etc.) et

L'ensemble des domaines de définition des variables du problème définit un espace restreint appelé **L'espace d'état**. Cette limitation n'est pas problématique car lorsqu'un problème est posé, le décideur précise un domaine de valeurs envisageable à chacune des variables.

**La fonction-objectif** représente l'intérêt du décideur (minimisation de coût, de durée, d'erreur, etc.). Elle définit avec les limitations des contraintes un espace de solutions potentielles au problème.

**Les contraintes** représentent des conditions à satisfaire lors de la recherche d'une solution optimale. Ces conditions sont souvent données sous forme des équations d'inégalité ou d'égalité et permettent en général de limiter l'espace de recherche.

Dans de nombreuses méthodes les contraintes et les objectifs sont traités par des procédures différentes. La séparation entre ces deux objets se justifie par l'effet que les contraintes sont appliquées sur l'espace de recherche alors que les fonction-objectifs définissent l'espace de solutions.

## 1.3 Méthodes d'optimisation

Lors de la résolution d'un problème d'optimisation, le premier reflexe se dirige vers la détermination de la repense pour tous les points de l'espace des états possibles, et de prendre comme solution optimale celle qui minimise (ou maximise) la fonction-objectif. Sachant que la taille de l'espace des états possibles est souvent très importante, la mise en œuvre de cette méthode pourrait être impossible, même en recourant aux ordinateurs les plus rapides [1]

Afin de minimiser le nombre des opérations nécessaires à la résolution d'un problème d'optimisation, la communauté scientifique a utilisé une autre méthode dans laquelle, le décideur corrige ces actions en fonction des résultats jusqu'à obtenir une solution satisfaisante. Cette méthode est appelée méthode par essai/erreur [2].

Même dans les cas simples, l'utilisation de cette méthode n'assure jamais l'obtention d'une solution optimale. En effet, il reste toujours de trouver des indices forts sur la région où il se trouve la solution recherchée. Dans ce but, deux manières ont été suivies pour guider la recherche d'une solution optimale. La première est basée sur l'aptitude d'exploiter les résultats déjà obtenus pour reproduire d'autres et de faire converger l'algorithme. Dans ce genre de méthodes, le décideur cherche à trouver une solution satisfaisante en un temps relativement réduit sans qu'il s'intéresse à la précision de cette solution. On parle ici des méthodes efficaces.

Contrairement à la première, la deuxième méthode est basée sur la capacité d'exploration. Cette caractéristique est définie par l'aptitude d'explorer efficacement l'espace d'état afin de trouver un optimum global de la fonction. Dans ce cas, la convergence de l'algorithme peut être considérablement ralentie car l'obtention d'une solution globale nécessite une recherche exploratoire de façon à ne laisser aucune partie de l'espace d'état non visitée [2]. Les méthodes basant sur cette caractéristique sont dit méthodes efficaces.

Dans ce sens, deux grandes familles de méthodes d'optimisation sont apparues : les méthodes déterministes basant sur l'exploitation et les méthodes probabilistes ou stochastiques basant sur l'exploration.

### **1.3.1 Les méthodes déterministes**

Cette famille de méthodes est basée sur l'exploitation systématique des solutions réalisées. En effet, la plupart de ses algorithmes démarrent la recherche à partir d'une solution initiale admissible. Ils génèrent, à chaque itération, une nouvelle solution dans le voisinage de la solution courante, si cette solution est plus meilleure elle devienne la solution courante. Suivant cette procédure, la recherche se termine lorsqu'il n'y a pas d'amélioration et la solution courante est déclarée optimale.

Dans cette catégorie de méthodes, on trouve les méthodes locales assurant la convergence vers l'optimum le plus proche dans le voisinage de la solution courante et

les méthodes globales qui cherchent à converger la solution coupante vers l'optimum global.

Nous allons présenter dans cette section que les méthodes déterministes connues dans le domaine.

### **1.3.1.1 Les méthodes de gradient**

En se basant sur la connaissance du dérivé de la fonction à minimiser, les méthodes de gradient sont les plus anciennement utilisées pour la résolution des problèmes non linéaires [3]. Comme le gradient indique la direction de la plus grande augmentation de la fonction, le déplacement dans le sens opposé peut guider la recherche vers le minimum.

A partir d'un point  $x_0$ , on se déplace d'une distance liée au gradient de la fonction au point de départ. Cette procédure est répétée et engendre les points  $x_0, x_1, \dots, x_k$ . Ainsi, pas à pas, la distance entre le point d'indice  $k$  et l'optimum diminue.

L'inconvénient de cette procédure est que la convergence est très dépendante du choix du pas de déplacement. Elle peut être très lente si le pas est mal choisi. La convergence vers l'optimum global dépend d'une grande partie au choix du point de départ, surtout dans le cas des fonctions non convexe.

### **1.3.1.2 La méthode multistart**

Une manière d'éviter le problème de convergence vers les optimums locaux est d'utiliser la méthode multistart. Cette méthode est basée sur le principe de recherche locale à partir de plusieurs points répartis dans l'espace de recherche. Avant de lancer le processus de recherche, il faut réaliser un maillage de l'espace de recherche. L'efficacité de cette méthode dépend de la bonne adéquation entre le maillage et la forme de la fonction-objectif. Si le maillage est trop grand, la probabilité de trouver l'optimum global sera faible car certaines vallées ne seront pas traitées. Si le maillage est trop petit, la recherche globale sera inefficaces car plusieurs points vont être présents dans la même vallée et convergeront donc vers le même optimum.

Le choix du maillage de l'espace d'état doit être suffisamment précis pour être efficace, sinon la convergence vers l'optimum local ne peut être garantie.

L'hypothèse de dérivabilité qui à la base des deux types de méthodes présentées ci-dessus les rend inaptes à traiter beaucoup de problèmes réels. Dans certaines

conditions ; l'espace d'état très important ou le mauvais paramétrage de la méthode (maillage, valeur du pas de déplacement), les déplacements déterministes dans l'espace d'état engendrent des temps de calcul très importants et peuvent ralentir considérablement la convergence.

### **1.3.1.3 Les méthodes Nelder Mead**

Cette méthode, appelée aussi méthode du simplexe, est basée uniquement sur l'évaluation de la fonction-objectif. Elle recherche la solution optimale à travers la construction d'un simplexe.

Soit une fonction  $f$  à minimiser, on appelle simplexe de  $R^n$  tout ensemble  $(x_0, x_1, \dots, x_n)$  de points de  $R$  tel que  $f(x_0) \geq f(x_i)$  quelque soit  $i$  de  $[1..n]$ .  $x_0$  est donc le meilleur élément.

L'algorithme de Nelder Mead applique des calculs de réflexions, expansions et contractions en modifiant le simplexe construit initialement jusqu'à la validation d'un critère d'arrêt.

### **1.3.1.4 L'algorithme de séparation-évaluation**

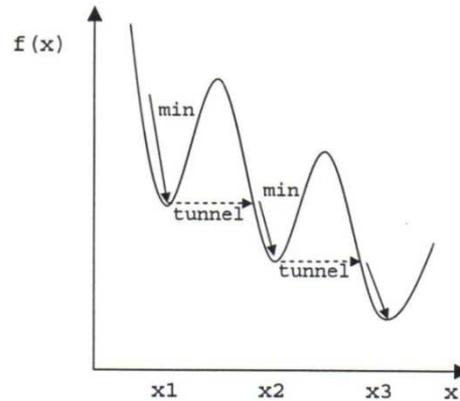
Cette méthode consiste à découper l'espace d'état en sous domaines de plus en plus restreints afin d'isoler l'optimum global. Suivant le principe de séparation, l'algorithme forme un arbre dont chaque nœud représente une partie de l'espace d'état. L'évaluation de chaque nœud détermine la borne inférieure du sous domaine correspond à ce nœud. Ensuite, la comparaison de ces bornes conduit l'algorithme vers le sous domaine contenant l'optimum global.

Le bon choix des critères de séparation et d'évaluation peut réduire le temps de recherche en évitant la construction de certaines branches. Mais dans le cas d'un espace d'état de grande dimension, le temps nécessaire pour trouver l'optimum global est très important. De ce fait, l'utilisation de cette méthode reste limitée à des espaces de petites tailles.

### **1.3.1.5 La méthode de Tunneling**

Lors de l'application de cette méthode, la recherche de l'optimum global est basée sur le déplacement d'un optimum local vers un autre tel que la valeur de la fonction-objectif

s'améliore. L'algorithme se décompose en deux phases (figure 1.1) : une phase de recherche d'un optimum local et une phase dite de tunneling [2].



**Figure 1.1** : Méthode du Tunneling [2].

Si on se place dans le cas d'une fonction  $f$  à minimiser, la première phase peut utiliser la méthode de gradient pour trouver le minimum local  $f^* = f(x^*)$ .

La deuxième phase consiste à trouver un point  $x$  dans une autre vallée à l'aide d'une fonction  $T$  de tunneling du type :  $T(x) = f(x) - f^* \leq 0$

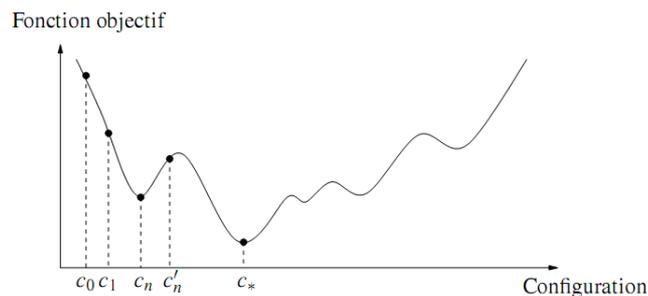
L'élaboration de fonction de tunneling constitue une difficulté importante pour la mise en œuvre de cette méthode. C'est l'inconvénient majeur de cette méthode.

### 1.3.2 Les méthodes stochastiques

Ces méthodes sont basées sur la recherche d'un optimum global à l'aide des relations probabilistes plutôt que les relations déterministes. Elles sont caractérisées par [2] :

- un processus de création aléatoire ou pseudo-aléatoire des points dans l'espace d'état,
- une heuristique qui permet de guider la convergence de l'algorithme.

L'aspect probabiliste de ces méthodes offre un outil efficace pour éviter la convergence vers les optima locaux.



**Figure 1.2** : Allure d'une fonction-objectif [2].

Lorsque l'espace des configurations possibles présente une structure aussi tourmentée (figure 1.2), il est difficile de repérer le minimum global  $C^*$ . Le principe d'une méthode déterministe est de démarrer d'une configuration initiale  $C_0$ , qui peut être choisie au hasard, ou calculer à l'aide d'une autre méthode. On essaie alors une modification élémentaire et l'on compare les valeurs de la fonction-objectif, avant et après cette modification. Si le changement conduit à une amélioration de la valeur de la fonction-objectif, il est accepté, et la configuration  $C_1$  obtenue, qui est voisine de la précédente, sert de point de départ pour un nouvel essai. Dans le cas contraire, on revient à la configuration précédente avant de faire une autre tentative. Le processus est itéré jusqu'à ce que toute modification rende le résultat moins bon. La figure 1.2 montre que cet algorithme d'amélioration itérative ne conduit pas, en général, au minimum absolu, mais seulement à un minimum local  $C_n$ , qui constitue la meilleure des solutions accessibles compte tenu de l'hypothèse initiale.

Pour surmonter l'obstacle des minima locaux, une autre idée s'est montrée très fructueuse, au point qu'elle est à la base de toutes les méthodes stochastiques : il s'agit d'autoriser, de temps en temps, des mouvements de remontée, autrement dit d'accepter une dégradation temporaire de la situation, lors du changement de la configuration courante. C'est le cas si l'on passe de  $C_n$  à  $C'_n$ . Un mécanisme de contrôle permet d'éviter la divergence du procédé. Il devient, dès lors, possible de s'extraire du piège que représente un minimum local, pour partir explorer une autre vallée plus prometteuse.

D'une manière générale, il est établi que la probabilité de trouver une solution optimale, quelque soit la nature de l'espace d'état, est très élevée si un temps de calcul important est alloué.

Cette famille de méthodes est constituée de plusieurs techniques. Les plus souvent rencontrées dans la pratique sont :

### **1.3.2.1 La méthode Monte Carlo**

Dans ce type de méthodes, la recherche d'un optimum d'une fonction est basée sur la génération d'une suite de points, en fonction d'une loi uniforme, dans l'espace d'état en commençant par un point initial considéré comme solution courante [4]. A chaque itération, la solution courante est comparée avec l'évaluation du point aléatoirement

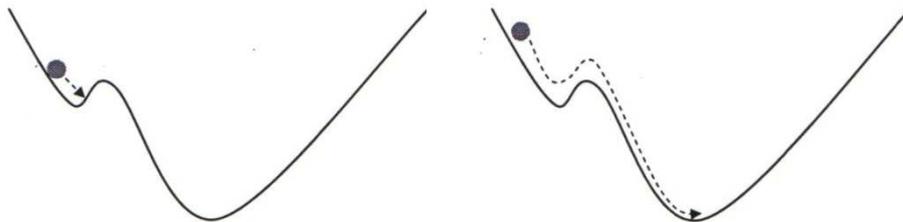
généralisé. Si cette dernière est meilleure elle devient solution courante. Le processus se termine lorsqu'un critère d'arrêt est satisfait.

### 1.3.2.2 Le recuit simulé

Le processus physique de recuit des matériaux cristallins consiste à amener un solide à basse température après l'avoir élevé à forte température. Lors de cette transformation, les particules du matériau sont agitées à cause de la très grande énergie. La perte d'énergie au cours du refroidissement permet, à chaque état transitoire, d'obtenir des matériaux de bonne qualité.

Par analogie à ce processus, la méthode de recuit simulé recherche l'optimum global à l'aide des déplacements aléatoires liés à une probabilité d'une variable  $T$  représentant la température. A partir d'une position courante, on effectue un déplacement aléatoire (changement d'état). Si ce déplacement conduit à une amélioration de la fonction-objectif, la nouvelle position est acceptée. Sinon elle est acceptée avec une probabilité bien déterminée.

Au début de la recherche, et à cause de la grande probabilité  $T$ , l'algorithme accepte des déplacements très importants ce qui permet une très grande capacité d'exploration. Quand  $T$  diminue, seuls les points améliorants leur valeur sont acceptés.



**Figure 1.3** : Fonction non convexe [2].

Supposons une bille qui glisse le long d'une surface. Si cette surface possède au moins un optimum local (figure 1.3), la bille risque de se bloquer dans un optimum local si son énergie de départ n'est pas assez importante. Avec une énergie initiale importante, la bille pourra éviter le piège [2].

### 1.3.2.3 Les algorithmes évolutionnaires

Inspirés des théorèmes d'évolution naturelle tel que Lamarckisme, le Darwinisme et du mutationnisme, les algorithmes évolutionnaires recherchent l'optimum global à l'aide d'un groupe de solution potentiel appelé population. Au cours du processus de

recherche, cette population améliore sa qualité à l'aide des opérateurs d'évolution probabilistes. Ils sont caractérisés par [2] :

- Une représentation spécifique des solutions potentielles du problème.
- Un ensemble d'individus formant une population permettant de mémoriser les résultats à chaque étape de recherche.
- Un processus de création aléatoire d'un individu. Cette caractéristique offre une capacité exploratoire importante à la méthode.
- Un ensemble d'opérateurs de modification permettant de créer de nouvelles solutions à partir des informations mémorisées. Ces opérateurs offrent une capacité de recherche locale à la méthode.
- Une heuristique de sélection.

Cette catégorie comporte plusieurs algorithmes, les plus importants sont :

**Les algorithmes génétiques** [5, 6] sont basés sur la création d'une population initiale d'individus codés par une chaîne binaire. Par la suite, et tout comme les systèmes d'élitisme naturels, ils font évoluer cette population afin de trouver la meilleure. En effet, ils utilisent les opérateurs de mutation et de recombinaison de différents types.

La difficulté principale dans ces algorithmes est de choisir le codage approprié. Ainsi, il est très intéressant d'utiliser la représentation adéquate pour l'espace de recherche associé au problème et de choisir des opérateurs génétiques adaptés à cette représentation [7].

**La programmation génétique** utilise à la place des individus, dans les algorithmes génétiques, des programmes. Dans ce cas, le génotype d'un individu est constitué d'un alphabet et se présente sous forme arborescente.

**Les stratégies d'évolution** sont basées sur la génération d'un enfant à partir de chacun des parents. Le meilleur des deux devient le parent de la nouvelle génération. Ce système offre pour ces algorithmes la propriété d'auto-adaptation.

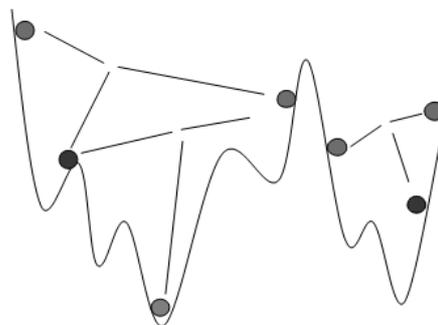
Ces méthodes sont applicables dans la plupart des problèmes d'optimisation. Ainsi, elles n'exigent pas d'hypothèse par rapport à l'espace d'état. De l'autre côté, l'inconvénient majeur de ces méthodes est que le réglage des paramètres est largement basé sur le principe essai/erreur.

### 1.3.2.4 Les algorithmes à essaim de particules

Les algorithmes à essaim de particules (PSO) ont été introduits en 1995 par J. Kennedy et R. Eberhart [8] comme une alternative aux algorithmes génétiques. Ces algorithmes sont inspirés des essaims d'insectes (ou des bancs de poissons ou des nuées d'oiseaux) et de leurs mouvement coordonnés [9]. En effet, tout comme ces animaux se déplacent en groupe pour trouver de la nourriture ou éviter les prédateurs, les algorithmes à essaim de particules recherchent des solutions pour un problème d'optimisation [10].

Suivant Angeline [11], il existe deux distinctions entre les algorithmes à essaim de particules et les algorithmes évolutionnaires :

1. Le processus de recherche dans les algorithmes évolutionnaires est basé sur trois mécanismes : la représentation des parents, la sélection des enfants (nouveaux parents) et la reproduction de ces paramètres. Tandis que dans les algorithmes à essaim de particules ce processus est basé uniquement sur deux mécanismes, la sélection et la reproduction des individus sont compensé par un seul mécanisme utilisant des leaders pour diriger la recherche.
2. Cette distinction réside dans la manière de manipulation des individus dans les deux méthodes. Les algorithmes à essaim de particules utilisent des opérateurs qui ajustent le déplacement d'une particule dans une direction particulière. Cette direction est combinaison de trois tendances : la propension à suivre son propre chemin, la tendance à revenir vers sa meilleure position et la tendance à aller vers la meilleure position trouvée par l'essaim. Quant aux algorithmes évolutionnaires, les opérateurs de mutation et de recombinaison utilisés permettent de donner à un individu n'importe quelle direction.



**Figure 1.4** : Recherche par groupe [11].

Cependant, le déplacement par groupe, utilisé par le PSO, permet la génération efficace de plusieurs solutions à partir d'une seule itération (figure 1.4). Cette caractéristique améliore l'aptitude de ces méthodes pour éviter la convergence vers les optima locaux. Cette méthode sera exposée en détail dans le chapitre prochain.

#### **1.3.2.5 La méthode Tabou**

Cette méthode est basée sur l'utilisation d'une mémoire dynamique dite liste tabou qui permet d'enregistrer les informations pertinentes des étapes de recherche précédentes. A chaque itération, l'algorithme examine le voisinage d'un point et retient le meilleur voisin à la liste tabou. Cette dernière empêche le blocage de la recherche sur un optimum local en interdisant au court terme de revenir sur les solutions précédemment visitées de l'espace d'état dites taboues [12]. La durée de cette interdiction dépend d'un paramètre appelé teneur tabou. La détermination de ce paramètre dépend de la nature du problème, si sa valeur est faible la méthode risque de se bloquer sur un optimum local alors qu'une valeur élevée diminuera la capacité de la méthode à exploiter le voisinage de la solution courante.

### **1.3.3 Discussion**

Pour les problèmes d'optimisation particuliers de petite taille, les méthodes déterministes ont démontré une très bonne efficacité, mais la probabilité de convergence vers un optimum global en un temps raisonnable reste fortement liée à la bonne connaissance du problème. De plus, le décideur devra plutôt choisir avec précision la méthode adéquate ainsi que les bons paramètres. Même si ces conditions sont réunies, le risque de convergence vers les optima locaux reste présent car ce genre de méthodes comporte une déficience inévitable d'exploration. En effet, et pour résoudre des problèmes d'optimisation complexes de grande taille, la tendance actuelle est l'utilisation des méthodes stochastiques (ou probabilistes).

Les méthodes stochastiques comportent une variété d'approches comprenant des paradigmes d'optimisation qui sont basés généralement sur une analogie des phénomènes naturels. Ceux-ci offrent une capacité d'exploration particulière donnant, ainsi, une probabilité importante de converger vers l'optimum global.

Tandis que ces approches fournissent beaucoup de caractéristiques qui les font les méthodes de choix dans nos jours, les motifs les plus importants sont [10] : premièrement, l'utilisation des informations directes de la fonction à optimiser au lieu

des dérivées fonctionnelles ou d'autres connaissances relatives. Cette caractéristique est parfaitement convenable pour les problèmes d'industrie qui sont représentés en générale par des modèles fortement non linéaires dont les dérivées ne sont pas également connues.

Deuxièmement, elles emploient des règles de transitions probabilistes plutôt que déterministes. Ceci surmonte le problème de convergence vers des optima locaux avec les règles déterministes. En outre, depuis le départ par un ensemble divers de points, beaucoup de solutions peuvent être explorés efficacement, en baissant la probabilité de converger vers des optima locaux.

Parmi les méthodes stochastiques, les algorithmes génétiques ont occupé une place populaire dans la communauté scientifique car ils offrent un bon compromis entre exploration et exploitation. Cet avantage dépend plutôt du choix judicieux des paramètres de réglage dont le nombre est plus ou moins important. Basé sur un nombre réduit de paramètres, les algorithmes à essaim de particules offrent ce même avantage de compromis avec une simplicité particulière d'implantation [10]. De plus, ses algorithmes ne demandent que des opérateurs mathématiques primitifs.

A partir de ces avantages théoriques, et pour simplifier la résolution des problèmes d'optimisation issus des applications industrielles réelles, nous avons choisis ces algorithmes pour la conception des méthodes d'optimisation.

## **1.4 Problèmes d'optimisation multi-objectifs**

Les méthodes d'optimisation sont conçues initialement pour la satisfaction d'un objectif unique. La satisfaction simultanée de plusieurs objectifs constitue alors un déficit sérieux à ces méthodes car ces objectifs peuvent être contradictoires et incomparables.

Partant de la réalité que la majorité des problèmes d'optimisation sont décrits à l'aide d'un critère multiple, l'utilisation des algorithmes d'optimisation standards constitue un outil insuffisant. Même si la condition d'optimalité, pour un problème multi-objectif, est réalisée, l'extension des algorithmes standards à ce type de problèmes est devenue une problématique intéressante dans le domaine d'optimisation. Cette problématique fait l'objet de plusieurs études de recherche récentes.

Dans le but d'élaboration d'une méthode d'optimisation multi-objectif, nous voyons qu'il est nécessaire d'introduire tout d'abord les définitions liées aux problèmes

d'optimisation multi-objectif. Par la suite, nous pouvons exposer la problématique issue de ces problèmes.

### 1.4.1 Définitions

La particularité d'Un **problème multi-objectif** ou **multicritère** réside dans la multiplicité des objectifs à minimiser. En effet, il est défini comme un problème dont on cherche l'action qui satisfait un ensemble de contraintes et optimise un vecteur de fonction-objectifs.

Dans ce cas, l'**action** sera présenté par:

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (1.1)$$

Avec  $x_i$  les variables du problème et  $n$  le nombre de variables.

Si  $m$  est le nombre des contraintes, Chacune de ces **contraintes** sera notée:

$$g_i \text{ avec } i = 1, \dots, m \quad (1.2)$$

Dans ce type de problème, le **vecteur de décision** (de fonction-objectifs) sera noté :

$$f(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)) \quad (1.3)$$

Avec  $f_i$  sont les objectifs ou critères d'optimisation et  $k$  est le nombre des objectifs.

Une **solution optimale** est représentée par l'action  $x^*$  telle que les contraintes  $g_i(x^*)$  soient satisfaites et qui minimise la fonction:  $f : f(x^*) = (f_1(x^*), f_2(x^*), \dots, f_k(x^*))$ .

L'union des domaines de définition de chaque variable et les limitations créés par les contraintes forment un ensemble  $E$  que nous appelons **l'ensemble des actions réalisables** (ou faisables).

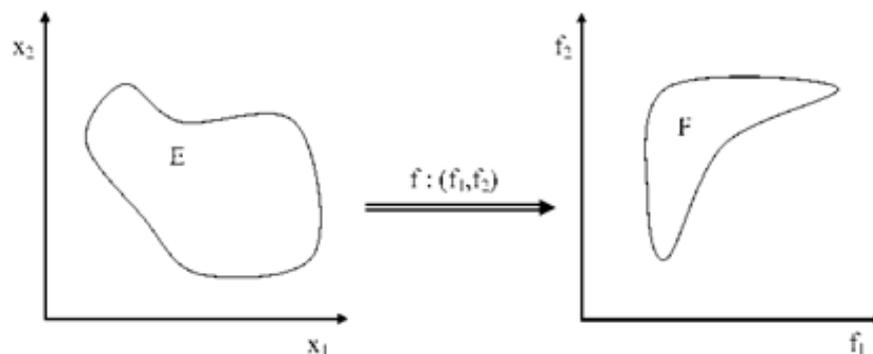


Figure 1.5 : Actions et objectifs réalisables [2].

L'image de l'ensemble des actions réalisables  $F$  est appelée **l'ensemble des objectifs réalisables** ou possibles (figure 1.5).

Dans tout ce qui suit, Nous considérons que toutes les fonction-objectifs sont à minimiser, car le principe de dualité utilisé dans le contexte d'optimisation [1], permet de transformer la maximisation en la minimisation en multipliant la fonction en (-1).

Le problème d'optimisation multi-objectif peut alors être posé sous la forme générale suivante :

$$\begin{cases} \text{Min } f_i(x), & i = 1, \dots, k; \\ g_j(x) \leq 0, & j = 1, \dots, l; \\ h_j(x) = 0, & j = l + 1, \dots, m; \\ x_i^l \leq x_i \leq x_i^u, & i = 1, \dots, n. \end{cases} \quad (1.4)$$

### 1.4.2 Relation d'ordre

Pour un problème d'optimisation à critère simple, les opérateurs logiques =, < et ≤ sont suffisants pour la comparaison des résultats. Ces mêmes opérateurs peuvent être étendus pour la comparaison des vecteurs.

Soient  $u$  et  $v$  deux vecteurs de même dimension, on peut dire que :

- $u = v$  si  $\forall i \in I, u_i = v_i$
- $u \leq v$  si  $\forall i \in I, u_i \leq v_i$
- $u < v$  si  $u \leq v$  et  $u \neq v$

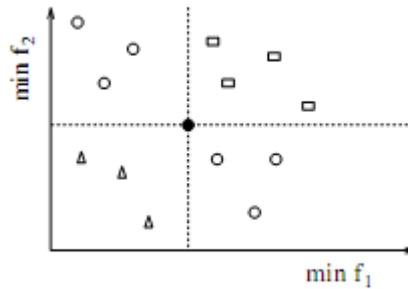
Mais dans plusieurs cas, ces relations ne sont pas suffisantes. Par exemple, les deux vecteurs (2, 5) et (5, 2) ne peuvent pas être classés à l'aide de ces relations. Il est donc nécessaire de trouver d'autres relations qui couvrent tous les cas possibles.

Dans ce but, plusieurs relations, appelées relations d'ordre ou de dominance ont été présentées [13] : la *a-dominance* et la *cône-dominance* [14], la dominance au sens de *Pareto* ou de *Geoffrion* [15], ...etc.

Mais dans la pratique, on trouve que la dominance au sens de Pareto est la plus connue et utilisée. A l'aide de cette relation, deux vecteurs de décisions  $u$  et  $v$  peuvent être classés de la manière suivante :

- $u < v$  ( $u$  domine  $v$ ) si  $\forall i \in I, u_i < v_i$
- $u \preceq v$  ( $u$  domine faiblement  $v$ ) si  $\forall i \in I, u_i \leq v_i$
- $u \sim v$  ( $u$  est équivalent à  $v$ ) si  $u \not\prec v$  &  $v \not\prec u$

La figure 1.6 représente graphiquement cette notion de dominance pour un exemple de dimension 2.



**Figure 1.6** : Dominance dans le cas de deux objectifs [16].

On trouve que le point noir est dominé par chacun des triangles, domine chacun des rectangles et est équivalent aux autres au sens de la dominance.

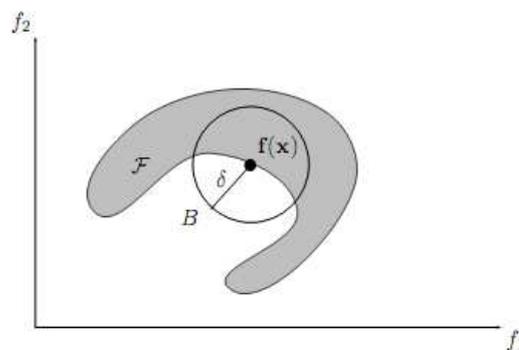
### 1.4.3 Optimalité de Pareto

D'après la définition de la dominance au sens de Pareto, on constate qu'un problème d'optimisation multi-objectif ne possède pas une solution unique dite optimale mais un ensemble de solutions non dominées au sens de Pareto dit Pareto optimale.

Un sous-ensemble  $P'$  contenu dans l'ensemble de solutions  $P$  est dit sous-ensemble non dominé de l'ensemble  $P$ , s'il est composé de tous les éléments de  $P$  qui ne sont dominés par aucun élément de  $P$ . Cet ensemble est dit Pareto optimal.

Par analogie aux problèmes mono-objectifs, les notions d'optimum local et global peuvent être introduites [13] :

- Un vecteur de décision  $x$  est dit **Pareto globalement optimal**, s'il n'existe aucun vecteur de l'espace faisable ne le domine.
- Un vecteur de décision  $x$  est dit **Pareto localement optimal**, s'il n'existe aucun vecteur dans la boule de centre  $f(x)$  et de rayon fixé  $\delta > 0$  ne le domine (figure 1.7).



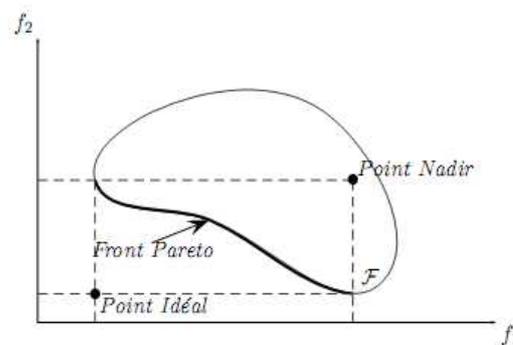
**Figure 1.7** : Exemple d'optimalité locale [13].

Les concepts définis jusqu'ici seront la base de définition d'une solution optimale pour un problème d'optimisation multi-objectif.

#### 1.4.4 Front de Pareto ou surface des compromis

En étudiant l'optimalité des solutions d'un problème multi-objectif par rapport à chacun des critères d'optimisation considérés, on trouve que cette optimalité est relative car la solution qui minimise l'un des critères peut maximiser les autres. Dans ce cas, on cherche les meilleurs compromis entre ces différents critères.

Cet ensemble des meilleurs compromis, appelé aussi surface de compromis ou front de Pareto, est composé des points qui ne sont dominés par aucun autre. Le front de Pareto est aussi appelé **l'ensemble des solutions efficaces**.



**Figure 1.8** : Front de Pareto [13].

Un exemple de surface de compromis (front de Pareto) en dimension 2 est montré à la figure 1.8. Dans cet exemple, le problème considéré est un problème avec deux critères. Deux points particuliers apparaissent clairement : le point idéal et le point Nadir.

Le **point idéal**  $z^*$  est le vecteur de l'espace des objectifs dont chaque composante  $z_m$  est la solution de minimisation de la fonction  $f_m$  sous les contraintes du problème (2.4). Généralement, ce vecteur ne correspond pas à une solution de l'espace de décision mais il est quelques fois utile en tant qu'une référence, par exemple, lors de la normalisation des valeurs des objectifs.

A la différence du point idéal qui représente les bornes inférieures de chaque objectif dans l'espace faisable, le **point de Nadir**  $z^{nad}$  correspond à leurs bornes supérieures sur la surface de compromis et non pas dans tout l'espace faisable. Ce vecteur est bien plus difficile de trouver que le vecteur idéal. Le vecteur de Nadir peut correspondre à une ou à aucune solution existante, en fonction du problème (notamment, de la convexité du domaine de recherche).

Pour normaliser chaque objectif, le vecteur idéal et le vecteur de Nadir sont en particulier utilisés de façon suivante [17] :

$$f_m^{norm} = \frac{f_m - z_m^*}{z_m^{nad} - z_m^*} \quad (1.5)$$

### 1.4.5 Traitement d'un problème d'optimisation multi-objectif

Depuis la définition d'un problème d'optimisation multi-objectif, le décideur tient en compte que la solution recherchée n'est pas clairement définie. Il doit simplement préférer une solution à une autre sans qu'il soit doté d'une méthode générale de classification. En effet, il cherche à trouver l'ensemble des solutions satisfaisantes à ses préférences.

Cependant, et pour introduire les préférences de décideur, on trouve généralement deux différents comportements : le premier consiste à intervenir dès le début de la modélisation du problème, en exprimant les préférences du décideur afin de transformer le problème en un problème mono-objectif. La résolution de ce problème ne résulte, alors, qu'un seul choix. On risque donc d'enlever toute signification au problème. Le deuxième comportement procède d'une manière inversée. Il cherche à apporter des réponses au problème en tenant compte de l'ensemble des objectifs considérés. Par la suite, le décideur effectue son choix dans l'ensemble des solutions obtenues.

Dans ce contexte, deux classes de méthodes de résolution ont été introduites : les méthodes agrégées (ou non Pareto) et les méthodes Pareto. La première classe de méthodes consiste à transformer un problème multi-objectif en un problème mono-objectif et d'utiliser les opérateurs logiques ( $=$ ,  $<$ ,  $>$ ) pour la classification des solutions. La deuxième classe traite les objectifs du problème simultanément et au même niveau d'importance et utilise la notion de dominance de Pareto pour la classification des solutions. Cette classification tourne au tour des notions d'agrégation des objectifs ou d'optimum de Pareto. Récemment, une troisième classe de méthodes a été introduite. Dans cette classe, aucun des deux concepts précédents n'est utilisé. Alors que l'agrégation ou l'utilisation de la dominance de Pareto traitent les objectifs simultanément, en général, les méthodes dites non agrégées et non Pareto possèdent un processus de recherche qui traite séparément les objectifs [2].

D'une manière générale, la première classe de méthodes est adoptée beaucoup plus par les utilisateurs à cause de la possibilité d'utilisation des algorithmes d'optimisation

standards. Mais pour les concepteurs, les deux dernières sont plus préférables malgré les difficultés liées à l'implantation de ses algorithmes.

## 1.5 Approches de résolution

Un très bon nombre d'approches existe pour la résolution d'un problème d'optimisation multi-objectif. Dans cette section, nous allons décrire, initialement, les principales approches d'agrégation des objectifs. Ensuite nous représentons les approches Pareto ainsi que les difficultés liées à leur implantation. Des états de l'art plus complets peuvent être consultés notamment dans [14, 15, 18].

### 1.5.1 Les méthodes agrégées

Les méthodes appartenant à cette classe reposent sur l'axiome que tout décideur essaye inconsciemment de minimiser une fonction d'utilité  $U$  [19, 20].

$$U = U(f_1, f_2, \dots, f_k) \quad (1.6)$$

Cette fonction doit représenter ses préférences.

#### 1.5.1.1 L'agrégation pondérée

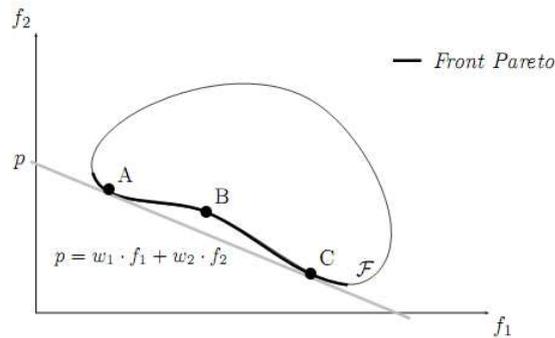
Dans cette approche, le décideur répartie son importance sur les objectifs considérés. Il attribue à chacun d'eux un tau présenté par un poids dans la fonction d'utilité. Le problème multi-objectif est remplacé alors par la minimisation d'une somme pondérée :

$$\text{Min } f_{\Sigma} = \sum_{i=1}^k w_i f_i(x) \quad (1.7)$$

Les  $w_i$ , appelés poids, peuvent être normalisés sans perte de généralité :  $\sum w_i = 1$ . Il est clair que la résolution d'un problème pour un vecteur de poids fixé ne permet de calculer qu'une seule solution Pareto optimale. Pour obtenir un ensemble contenant un grand nombre de solutions Pareto optimales, il faut résoudre plusieurs fois le problème en changeant à chaque fois le vecteur poids.

Cependant cette approche a aussi deux inconvénients importants. Le premier est lié à la détermination du vecteur poids qui représente les préférences du décideur et qui doit être basé sur des informations à priori sur la nature de problème. Il est donc nécessaire d'avoir une bonne connaissance du problème. Le deuxième inconvénient provient du fait que cette méthode ne permet pas, de calculer intégralement la surface de compromis lorsque celle-ci est non convexe.

La figure 1.9 illustre ce cas en dimension 2. En effet, pour un vecteur de poids  $w = (w_1, w_2)$  fixé, la valeur optimale atteignable pour la fonction-objectif créée est  $p$ .



**Figure 1.9** : Interprétation graphique de l'approche par pondération [13].

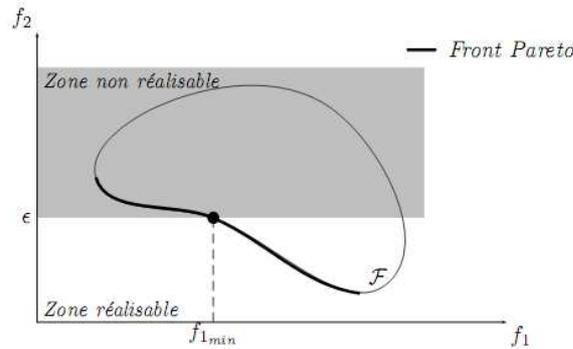
Les deux points Pareto optimaux trouvés sont A et C. En faisant varier le vecteur  $w$ , il est possible de trouver d'autres points Pareto optimaux. Seulement, tous ces points se retrouvent sur les parties convexes de la surface des compromis. Mais il n'existe pas de valeur possible pour  $w$  permettant de trouver par exemple le point B. En effet, cette approche ne permet pas d'approcher la totalité du front Pareto lorsque celui-ci est non convexe [13].

### 1.5.1.2 L'approche par $\varepsilon$ -contrainte

Dans cette méthode, la minimisation de vecteur objectifs est remplacée par la minimisation d'un objectif  $f_i$  en considérant que les autres objectifs  $f_j$  ( $j \neq i$ ) doivent être inférieurs à une valeur  $\varepsilon_j$ .

$$\begin{array}{l}
 \min \quad f_i(x) \\
 \text{tel que} \quad f_1(x) \leq \varepsilon_1 \\
 \quad \quad \quad \vdots \\
 \quad \quad \quad f_{i-1}(x) \leq \varepsilon_{i-1} \\
 \quad \quad \quad f_{i+1}(x) \leq \varepsilon_{i+1} \\
 \quad \quad \quad \vdots \\
 \quad \quad \quad f_k(x) \leq \varepsilon_k
 \end{array} \tag{1.8}$$

Cette approche a l'avantage par rapport à la précédente de ne pas être trompée par les problèmes non convexes. Ainsi la figure 1.10 illustre, en dimension 2, le cas où un point  $(\varepsilon, f_{i\min})$ , de la partie non convexe, est trouvé [13].



**Figure 1.10** : Interprétation graphique de l'approche par  $\epsilon$ -contrainte [13].

Cette figure montre aussi comment cette approche procède. En transformant des fonction-objectifs en contraintes, elle diminue la zone réalisable par paliers. Ensuite, le processus d'optimisation trouve le point optimal sur l'objectif restant.

La satisfaction des préférences du décideur suppose la connaissance a priori des intervalles appropriée pour les valeurs de  $\epsilon_j$  pour tous les objectifs.

### 1.5.1.3 L'approche Min-Max

Cette approche consiste à minimiser le maximum de l'écart relatif par rapport à un point de référence appelé but, fixé par le décideur. Il existe plusieurs manières de caractériser la distance entre un point de référence (le but) et un autre, notamment à l'aide de normes. Une norme est définie de la manière suivante :

$$\text{Min max}_{i \in \{1, \dots, k\}} \left( \frac{f_i(x) - B_i}{B_i} \right) \quad (1.9)$$

$B_i$  est le but à atteindre pour le  $i^{\text{ème}}$  objectif.

Le but (point de référence) joue un rôle fondamental dans cette approche. S'il est mal choisi, la recherche peut s'avérer être très laborieuse. Cependant, il est clair que l'approche permet de traiter les problèmes non convexes à condition que le point de référence soit choisi judicieusement. On trouve, ainsi, que le point le plus souvent utilisé est le point idéal, présenté dans les sections précédentes. Ce point idéal évolue donc en fonction de la recherche. En effet, plus la surface de compromis courante trouvée par la méthode se rapproche du front Pareto optimal, plus le point idéal se rapprochera du point idéal du problème [13].

### 1.5.1.4 Le but à atteindre

Comme celle de min-max, le décideur spécifie, dans cette approche, l'ensemble des buts  $B_i$  qu'il souhaite atteindre et les poids associés  $w_i$  ( $\sum w_i = 1$ ). Ensuite, la recherche de la solution consiste à minimiser l'écart par à ce but en utilisant la variable  $\lambda$  :

$$\left| \begin{array}{l} \min \quad \lambda \\ \text{tel que} \quad f_1(x) - w_1\lambda \leq B_1 \\ \quad \quad \quad \vdots \\ \quad \quad \quad f_k(x) - w_k\lambda \leq B_k \end{array} \right. \quad (1.10)$$

Cette approche permet, comme l'approche par  $\varepsilon$ -contrainte et l'approche min-max, de trouver les parties non convexes du front Pareto en faisant varier les valeurs des  $w_i$ .

La possibilité de changement de référence ou de but à l'aide du choix des paramètres  $w$  et  $B$  donne une flexibilité particulière à la recherche. Mais un mauvais choix peut, dans des certains cas, donner des résultats non cohérents.

## 1.5.2 Les méthodes Pareto

L'idée d'utiliser la dominance au sens de Pareto a été proposée par Goldberg [21] pour résoudre les problèmes d'optimisation multi-objectifs. Il suggère d'utiliser le concept d'optimalité de Pareto pour respecter l'intégralité de chaque critère car il refuse de comparer a priori les valeurs de différents critères. L'utilisation d'une sélection basée sur la notion de dominance de Pareto va faire converger le processus de recherche vers un ensemble de solutions efficaces (Pareto optimales). Ce concept ne permet pas de choisir une alternative plutôt qu'une autre mais il apporte une aide précieuse au décideur.

Ainsi, on trouve que les méthodes Pareto sont basées sur l'approximation de la surface de Pareto (ou front de Pareto). A l'aide de la relation d'ordre fondée par Vilfredo Pareto, le processus de recherche compare les solutions générées afin de sélectionner celles qui ne sont pas dominées par aucune. Ces solutions forment ensuite le front de Pareto recherché.

Dans les paragraphes suivants, nous proposons les différentes techniques utilisées dans ce but ainsi que les difficultés rencontrées dans l'utilisation de ces méthodes.

### 1.5.2.1 Recherche de l'ensemble non dominé

La sélection de l'ensemble non dominé  $P'$  dans un ensemble fini des solutions  $P$  se fait de façon similaire que la recherche du minimum dans un ensemble fini de nombres réels. Mais si chaque couple de nombre est ordonné suivant la relation d'ordre total ( $<$ ), lors de la recherche des éléments non dominés, les éléments de l'ensemble  $P$  sont comparés à l'aide des relations de dominance au sens de Pareto.

Dans cette section, nous allons décrire brièvement trois procédures utilisées pour identifier  $P'$ .

#### Comparaison globale

Dans cette approche, chaque solution  $i$  est comparée à toutes les autres solutions jusqu'à ce qu'elle soit dominée par l'une d'elle. Si aucune ne la domine, elle est déclarée non dominée. La complexité de cette procédure, dans le pire des cas, réside dans le nombre important des comparaisons.

#### Comparaison partielle

Cet algorithme consiste à ordonner l'ensemble  $P$  par ordre croissant du premier critère et à comparer ses éléments en les partageant en deux sous-ensembles. A chaque itération, le premier sous-ensemble est considéré comme ensemble des solutions non dominées. Ensuite, ses éléments seront comparés avec chacun du deuxième sous-ensemble. Les solutions qui ne sont dominées par aucun des solutions du premier sous-ensemble seront rajoutées à ce dernier. Cette procédure retourne, à la fin, le premier sous-ensemble comme un ensemble de solutions non dominées.

#### Mise à jour continue

Cette approche est très similaire à la première, on lui a simplement rajouté une mémoire qui la rend en général plus efficace, mais pas dans tous les cas.

Chaque solution de  $P$  est comparée avec un sous-ensemble partiellement rempli et continuellement mise à jour. Au début, l'ensemble  $P'$  contient la première solution. Ensuite, chaque solution  $i$  sera comparée aux éléments de  $P'$ . Toutes les solutions de  $P'$  dominées par  $i$ , en sont éliminées. Si aucune solution de  $P'$  ne domine  $i$ ,  $i$  est rajoutée à  $P'$ . Dans le pire des cas, la complexité de cet algorithme est la même que celle de l'approche 1. Mais cette seconde est plus rapide.

### 1.5.2.2 Difficultés des méthodes Pareto

Un processus d'une méthode Pareto doit résoudre les deux tâches suivantes [2] :

1. Guider le processus de recherche vers le front (ou frontière) de Pareto,
2. Maintenir une diversité des solutions pour assurer une bonne répartition sur la frontière de Pareto.

La présence des objectifs dépendants les uns des autres amplifie les difficultés rencontrées lors de la résolution d'un problème d'optimisation. De ce fait, l'approximation du front de Pareto devient une tâche très difficile.

#### **Approximation du front (ou frontière) de Pareto :**

Le processus de recherche est souvent ralenti ou totalement dérouté par des fonctions possédant une des caractéristiques suivantes : *multimodalité*, *isolation d'un optimum* ou *tremperie*.

D'une manière générale, le nombre et la position des optima globaux d'une fonction affecte directement le processus d'approximation du front de Pareto [22]. En effet, dans le cas d'une fonction multimodale, chaque optimum exerce sur le processus de recherche une attraction différente qui peut piéger la convergence de l'algorithme. Ce problème peut être évité en utilisant une technique de recherche par groupe (ou population). D'autre coté, l'existence d'un optimum entouré de grandes zones plates trempe la recherche par l'effet d'éloignement de cet optimum. Cet optimum se trouve alors isolé dans un espace qui ne peut pas guider le processus de recherche vers lui.

#### **Diversité dans le front de Pareto :**

Les caractéristiques du front de Pareto, convexité ou non convexité, discontinuité et non uniformité, influence considérablement la répartition des solutions sur cette frontière.

Certains problèmes ont une frontière de Pareto non convexe. Les méthodes dont le processus de recherche est basé sur le nombre des solutions dominées vont être moins efficaces. D'autres problèmes ont une frontière discontinue. Dans ce cas, et de même principe que pour une fonction multimodale [23], les différentes parties de la frontière de Pareto vont exercer proportionnellement à leur taille, une attraction plus ou moins importante sur le processus de recherche. De cet effet, certaines parties pourront donc ne pas être découvertes. On trouve ainsi que les méthodes basées sur une population génétique sont les plus sensibles à ce problème.

Dans d'autres cas, la répartition des solutions sur la frontière de Pareto peut ne pas être uniforme. La raison principale vient du choix des fonction-objectifs [17]. Par exemple, si une des fonction-objectifs est multimodale, elle va influencer de manière très différente la répartition des solutions sur la frontière de Pareto.

### **1.5.3 Discussion**

La disposition a priori de certaines informations liées au problème est nécessaire pour le choix des paramètres d'application pour la totalité des méthodes agrégées. En effet, une compréhension profonde de la nature du problème est fortement recommandée pour prévoir l'interaction entre les paramètres choisis et le résultat obtenu. Ainsi, la connaissance des priorités entre les objectifs considérés peut guider la recherche vers les résultats satisfaisants aux préférences du décideur. Cet état de conditionnement est dû au fait qu'une méthode agrégée ne fournit, en une exécution, qu'une seule solution compromise fortement dépendante des paramètres choisis au départ.

Dans de nombreux cas pratiques, il est nécessaire de réaliser plusieurs essais, avec des paramètres différents, pour obtenir l'ensemble des solutions compromises possibles. Mais même dans ces cas, il est impossible de trouver les régions non convexes de la surface des compromis lors de l'utilisation de certaines méthodes.

De l'autre côté, la principale qualité des méthodes fondue sur la notion de dominance de Pareto est la capacité de trouver, en une seule exécution, l'ensemble des solutions compromises possibles. Cela rend les décisions plus faciles et moins subjectives car il est souvent préférable de prendre la décision finale à partir des informations les plus complètes possible.

D'une manière générale, la résolution d'un problème d'optimisation multi-objectif signifie que le choix d'une solution optimale a posteriori, en disposant d'une bonne approximation de la surface des compromis, est plus approprié que l'obtention de solution a priori sans savoir exactement l'interaction entre les différents objectifs. De plus, l'analyse de l'allure du front de Pareto peut quelque fois aider le décideur à mieux comprendre la nature du problème.

D'autre part, et dans des applications réelles, la phase d'optimisation contribue dans la correction des modèles mathématiques, établis par les ingénieurs, décrivant les phénomènes étudiés avant d'arriver à l'étape finale de prise de décision. Une telle

contribution peut aider extrêmement à la validation de ces modèles et guider les opérateurs dans l'application effective.

En conclusion, on peut dire que si le décideur veut trouver une solution compromis, sans forcément garantir sa conformité avec les priorités issus du problème, ou s'il est doté des informations suffisamment complètes pour la garantir, il n'a pas besoin qu'à choisir l'une des méthodes agrégées. Mais s'il s'agit de résoudre un problème d'optimisation où le décideur a besoin de mieux comprendre l'interaction entre les différents phénomènes étudiés ou de satisfaire quelques priorités, il est souvent préférable d'utiliser les méthodes Pareto même si leur mise en œuvre demande un coût supplémentaire.

## **1.6 Conclusion**

Lors de la résolution d'un problème d'optimisation à critère multiple, le processus de recherche est articulé en deux points : la comparaison des résultats obtenus et la sélection des solutions optimales. En effet, les approches de résolution sont classées, selon ces deux points, en trois catégories :

Les approches agrégées qui consistent à résoudre le problème mono-objectif équivalent afin d'utiliser les méthodes d'optimisation standards. Elles cherchent à trouver, alors, qu'une seule solution compromis et utilisent les opérateurs logiques simples pour la comparaison des solutions.

Par opposition, les approches Pareto traitent le problème multi-objectif sous sa forme initiale. Elles utilisent la notion de dominance de Pareto pour la comparaison des résultats et pour la sélection des solutions optimales.

La troisième catégorie est composée des approches qui ne rassemblent ni aux approches agrégées ni aux approches Pareto. Alors qu'elles utilisent les opérateurs logiques simples pour la comparaison des résultats, elles utilisent la dominance pour la sélection des solutions optimales.

Dans la pratique, notamment pour la résolution des problèmes de production, il s'agit de prendre la décision finale à partir de l'ensemble des solutions compromis possibles. Par conséquent, les méthodes basées sur la notion de dominance sont les plus favorables car elles permettent l'approximation de cet ensemble en une seule exécution. Mais le choix

des méthodes agrégées reste présent à cause de son coût, en terme de la vitesse de calcul et de mémoire, plus ou moins réduit.

Par ailleurs, les méthodes stochastiques, plus particulièrement les algorithmes évolutionnaires, ont permis de développer de méthodes de résolution de type Pareto très performantes. Même si les problèmes sont non convexes, ces méthodes permettent la détermination de l'intégrité du front de Pareto en une seule exécution, à savoir de la complexité de leurs mises en œuvre. Récemment les algorithmes à essaim de particules qui ont été présentés comme une alternative aux algorithmes évolutionnaires ont montré une simplicité particulière pour être étendus aux problèmes multi-objectifs et pour être implantés.

## Chapitre 2 :

### Optimisation multi-objectif à essaim de particules

#### 2.1 Introduction

L'optimisation à essaim de particules (PSO) est à l'origine proposée par J. Kennedy et R. Eberhart comme une simulation des animaux vivant en groupe. Ses différentes variantes sont devenues rapidement très populaires, spécialement pour les problèmes d'optimisation non linéaires à variables réelles [24, 25].

le PSO est devenu si populaire à cause de deux aspects clés [26] :

1. Son algorithme principal est relativement simple ; il ne demande que des opérateurs mathématiques simples. De plus, il utilise un seul opérateur, lié aux déplacements, pour la création de nouvelles solutions.
2. Ses différentes variantes ont été trouvées très efficaces dans une grande variété de domaines d'applications [27, 28, 29]. Ainsi, elles ont réussi de produire de très bonnes solutions dans un temps de calcul réduit.

Dans le cadre de l'extraction de règle de classification, de nombreuses études ont été effectuées. Basée sur le principe de comparaison entre les différentes variantes du PSO par l'application de ses algorithmes sur des fonctions analytiques [10, 26], il est constaté que cet algorithme aura une place très avancé parmi les algorithmes stochastiques. dans ce même sens, l'étude présentée par I.C. Trelea [30] a montré l'efficacité des différents algorithmes du PSO ainsi que leur convergence plus rapide que d'autres algorithmes. De même, cette nouvelle méthode est devenu préférable pour l'extension aux problèmes d'optimisation multi-objectif.

## 2.2 Algorithme à essaim de particules

Afin d'établir une terminologie commune, nous donnons dans cette partie la définition des termes techniques couramment utilisés :

- **Essaim** : la population ; ensemble des particules qui contribuent à cet essaim.
- **Particule** : individu (membre) de l'essaim. Chaque particule représente une solution potentielle au problème d'optimisation à résoudre. La position d'une particule est déterminée par la solution courante qu'elle représente.
- **pbest** (record personnel) : la meilleure position personnelle d'une particule à un moment donné. Autrement dit, la position d'une particule qui a fourni le plus de succès (mesuré en termes d'une valeur scalaire analogue à l'évaluation en algorithmes évolutionnaires).
- **lbest** (record local) : la position de la meilleure particule du voisinage d'une particule donnée de l'essaim.
- **gbest** (record global) : la position de la meilleure particule de l'essaim entier.
- **Leader** : une particule utilisée pour guider une autre vers de meilleures régions de l'espace de recherche.
- **Déplacement** (vecteur) : le vecteur manipulant le processus d'optimisation. Il détermine la direction dans laquelle une particule doit voler (déplacer) afin d'améliorer sa position actuelle.
- **Inertie** : notée par  $W$ , c'est le paramètre de poids qui contrôle l'impact des déplacements précédents sur le déplacement courant d'une particule.
- **Facteurs constructifs** : des constants qui représentent l'attraction d'une particule vers son propre succès ou celui des voisins. Les deux facteurs constructifs les plus souvent utilisés sont: le facteur cognitif  $c_1$  représentant l'attraction d'une particule vers son propre succès et le facteur social  $c_2$  représentant l'attraction vers le succès du groupe.
- **Voisinage** : l'ensemble des particules entrant dans la détermination du record local (lbest) d'une particule de l'essaim.

### 2.2.1 Déplacement

En PSO, les particules de l'essaim se déplacent ensemble en balayant l'hyperespace de recherche. Les changements de directions sont basés sur le partage social de l'information entre les particules de l'essaim. Cette caractéristique lui offre un avantage évolutionnaire [31].

A chaque itération, la nouvelle direction d'une particule sera définie en fonction de trois tendances : la propension à suivre son propre chemin, sa tendance à revenir vers sa meilleure position atteinte et sa tendance à aller vers la meilleure position trouvée par le groupe.

La mise à jour de la position de chaque particule est basée sur sa position précédente et son déplacement courant. Supposons que,  $\vec{x}_i(t)$  est la position de la particule  $i$  à l'instant  $t$ , cette position est trouvée par l'addition de son déplacement actuel  $\vec{v}_i(t)$  à sa position à l'instant  $t-1$ .

$$\vec{x}_i(t) = \vec{x}_i(t-1) + \vec{v}_i(t) \quad (2.1)$$

Le vecteur déplacement reflète l'échange social de l'information à l'intérieur de l'essaim. Il est, en général, définie de la manière suivante :

$$\begin{aligned} \vec{v}_i(t) = W\vec{v}_i(t-1) + c_1r_1(pbest_i - \vec{x}_i(t-1)) + \\ c_2r_2(leader_i - \vec{x}_i(t-1)) \end{aligned} \quad (2.2)$$

Où  $r_1$  et  $r_2$  sont des constantes aléatoires dans l'intervalle  $[0, 1]$ .

Cette relation montre que les particules ont tendance à être influencées par le succès de n'importe quelle particule voisine. Ces voisins ne sont pas nécessairement des particules proches les unes des autres dans l'espace de recherche, mais sont des particules proches sur la base d'une topologie de voisinage qui définit la structure sociale de l'essaim [32].

C'est la version standard du PSO. On peut trouver d'autres variantes [24, 33] dont les relations de mise à jour de l'essaim sont modifiées. Afin de raffiner la recherche, S. P. Ghoshal [31] propose l'utilisation d'une inertie régressive. Dans cette version, la valeur de  $W$  varie, à chaque itération, entre deux valeurs limites (min et max) suivant la relation :

$$W(t) = W_{max} - \left( \frac{W_{max} - W_{min}}{t_{max}} \right) t \quad (2.3)$$

Où  $W_{max}$  et  $W_{min}$  sont la valeur maximale et minimale d'inertie,  $t_{max}$  est le nombre maximal d'itérations.

### 2.2.2 Mise à jour de l'essaim

La mise à jour des particules de l'essaim se fait par l'actualisation de la position du record personnel (*pbest*) et du leader. Dans ce sens, chaque particule compare l'évaluation de sa position actuelle avec celle de son score personnel. Si la valeur courante est plus meilleure (c'est à dire, la particule a réalisé un nouveau score), alors ; la valeur de *pbest* sera égale à la valeur courante et sa position sera égale à la position courante. Ensuite, cette particule devra choisir un nouveau guide (*leader*).

La sélection d'un nouveau guide constitue un aspect très important en PSO. Un bon choix des guides peut aider l'algorithme du PSO à éviter la convergence vers des optima locaux. Contrairement à *pbest*, l'actualisation des *leaders* est liée à la structure de l'essaim car ces derniers sont, généralement, choisis à partir des autres particules de l'essaim.

Les particules peuvent être reliées les une aux autres dans n'importe quel type de topologie de voisinage. Ces types sont représentés sous forme de graphe [34]. Dans ce paragraphe, nous représentons la liste des topologies typiques utilisées dans le PSO selon la classification réalisée par A. P. Engelbrecht [35].

- **Essaim déconnecté**

Dans cette topologie les particules sont isolées. Chaque particule est raccordée uniquement avec elle-même, et elle compare sa position actuelle qu'avec la position de son record personnel (*pbest*). Dans ce cas,  $C_2 = 0$  dans l'équation (2.2).

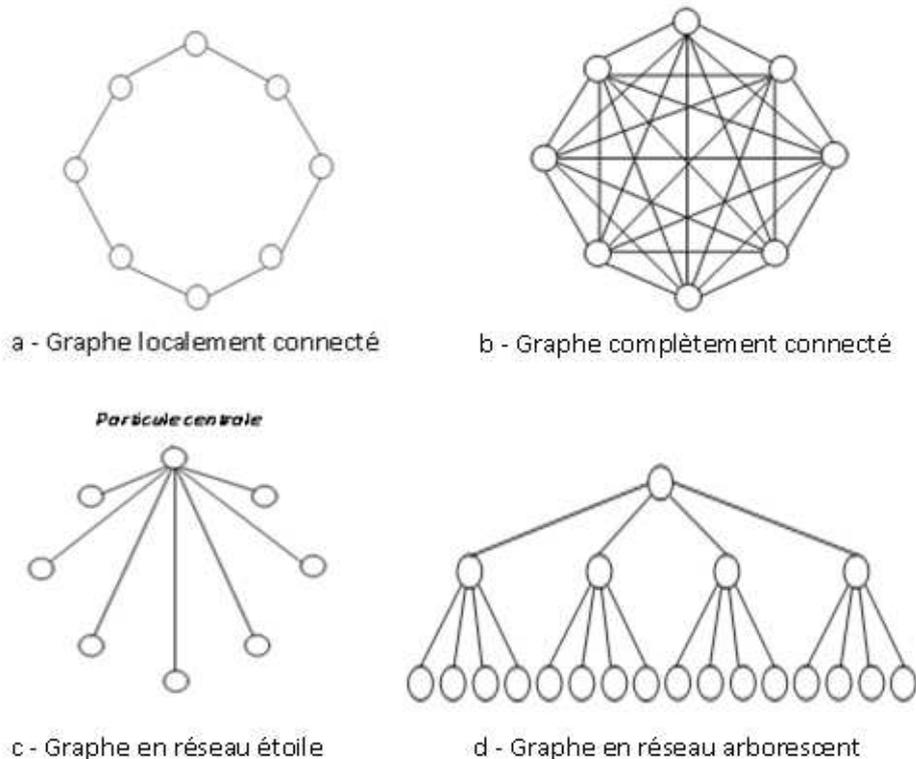
- **Essaim localement connecté**

Dans cette topologie, chaque particule est affectée par la meilleure performance de ses  $k$  voisins immédiats. Les particules sont influencées par leurs records locaux (*lbest*), ainsi que leurs records personnels (*pbest*). Dans ce cas,  $leader = lbest$  dans l'équation 2.2.

La figure 2.1/a représente un voisinage localement connecté pour  $k = 2$ . Dans cette topologie, chaque particule est affectée uniquement par ses deux voisins immédiats. Chaque cercle représente donc le voisinage d'une particule.

- **Essaim complètement connecté**

C'est la topologie opposée de celle d'essaim déconnectée. Cette topologie connecte tout élément de l'essaim à un autre (Figure 2.1/b). En effet, chaque particule utilise son propre expérience ( $pbest$ ), mais en outre, elle utilise l'expérience de l'ensemble des particules de l'essaim en termes de la meilleure solution globale ( $gbest$ ). Dans ce cas,  $leader = gbest$  dans l'équation 2.2. Cette structure est appelée, dans la communauté du PSO, topologie étoile.



**Figure 2.1** : Topologies des essaims [34].

- **Essaim en réseau étoile**

Dans cette topologie, les particules de l'essai sont reliées à une particule unique appelée particule centrale (figure 2.1/c). Les particules sont donc isolées et elles ne peuvent communiquer les informations qu'à travers la particule centrale. Cette dernière compare les performances de toutes les particules de l'essaim et ajuste sa trajectoire vers la meilleure d'elles. Ensuite elle transmet la position de la meilleure solution au reste de l'essaim. Dans ce cas,  $leader = pbest_{centrale}$  dans l'équation 2.2.

- **Essaim en réseau arborescent**

Dans cette topologie, les particules sont placées dans une structure sous forme d'arbre et chaque nœud de cette structure contient exactement une particule. Dans cette structure,

chaque particule est influencée par son record personnel (*pbest*) et par la meilleure position de la particule qui est directement au dessus dans l'arbre (*parent*). La particule au niveau du nœud *enfant* échange son nouveau record personnel uniquement avec la particule au niveau du nœud *parent*. De cette façon, cette topologie offre aux particules un voisinage dynamique. Dans ce cas,  $leader = pbest_{parent}$  dans l'équation 2.2.

La figure 2.1/d représente un exemple d'une structure défini par un arbre régulier de 3 étages d'hauteur, de degré égal à 4 et d'un nombre total de 21 particules.

### 2.2.3 Critère d'arrêt

La performance d'un algorithme d'optimisation est une caractéristique propre à l'algorithme, même si son évaluation est subjective au choix des tests. L'amélioration de la performance d'une méthode d'optimisation comprend généralement l'obtention de meilleurs résultats en un temps de calcul le plus réduit possible.

Le choix du critère d'arrêt ne peut pas influencer la performance mais est important pour l'efficacité de l'application d'un algorithme d'optimisation. Ce terme n'a un sens que dans le contexte d'un problème ou d'une classe de problèmes concrets. Autrement dit, l'efficacité de l'utilisation d'une méthode est évaluée en fonction de la spécification donnée par des experts travaillant dans un domaine d'application. Telle spécification contient des contraintes et des préférences qui doivent être prises en compte, tout d'abord, lors du choix de la méthode à utiliser, mais ensuite le choix du critère d'arrêt.

Pour les méthodes stochastiques, trois types de critères d'arrêt de base sont connus [16] :

1. L'arrêt après un nombre fixe d'itérations (ou d'évaluation).
2. L'arrêt dès que la valeur de la performance du meilleur individu a atteint un certain seuil.
3. L'arrêt après qu'un certain nombre d'itérations ont été faites sans amélioration.

Dans la pratique une combinaison des critères énumérés est généralement utilisée. Vu que le temps de calcul est limité, c'est le premier des trois critères qui souvent combiné avec un des deux (ou tous les deux) autres. Par exemple, la condition du second critère est d'abord testée mais, si au bout d'un certain nombre de générations la valeur attendue de la performance n'a toujours pas été atteinte, l'algorithme s'arrête.

### 2.2.4 Algorithme

L'application du PSO comprend les étapes suivantes :

1. Initialisation des particules de l'essaim dans l'hyperespace de recherche,
2. Evaluation des particules de l'essaim,
3. Mise à jour de l'essaim,
4. Déplacement,
5. Si le critère d'arrêt n'est pas satisfait, retour à l'étape 2.

Ainsi, l'algorithme du PSO peut être présenté par l'organigramme de la figure suivante:

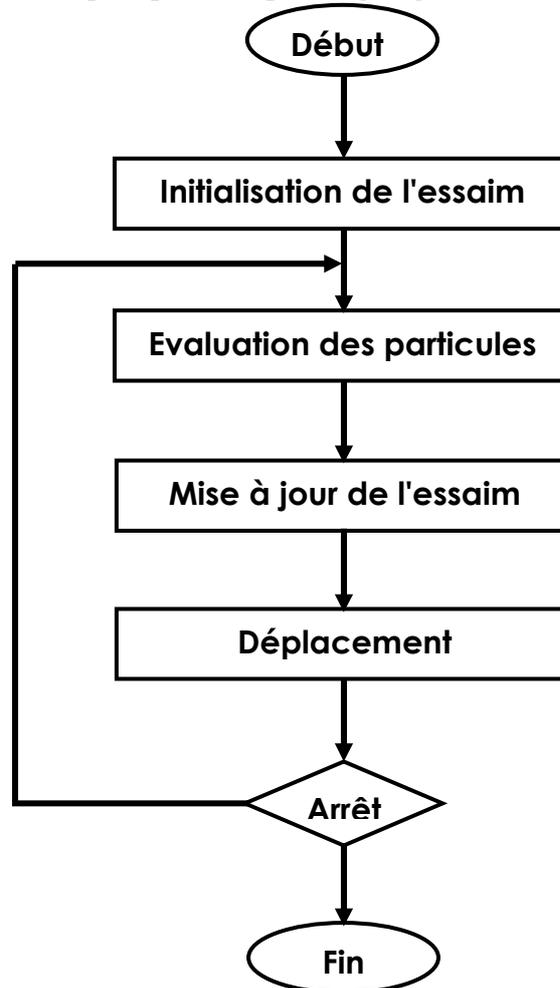


Figure 2.2 : Algorithme du PSO.

### 2.3 PSO pour les problèmes multi-objectifs

Afin d'appliquer le PSO dans la résolution d'un problème d'optimisation multi-objectif, il est évident que son algorithme standard (originale) doit être modifié. Comme nous l'avons vu dans le premier chapitre, la résolution d'un problème à critère multiple ne consiste pas la recherche d'une solution unique (comme dans l'optimisation mono-

objectif). Au lieu de cela, on cherche, pour un problème multi-objectif, à trouver un ensemble de solutions optimales (ensemble de solutions Pareto optimales).

### 2.3.1 Extension du PSO

Puisque le PSO est un algorithme basé sur la recherche par population (groupe), il est souhaitable de l'utiliser afin d'obtenir plusieurs solutions non dominées à une seule exécution. Ainsi, tout comme les algorithmes évolutionnaires, trois questions principales doivent être prises en considération, lors de l'extension du PSO pour les problèmes multi-objectifs [18]:

1. Comment sélectionner les particules utilisées comme guide (*leader*) pour d'autres particules afin de favoriser les solutions non dominées ?
2. Comment conserver les solutions non dominées trouvées par le processus de recherche, en tenant compte de toutes les itérations précédentes ? en outre, il est préférable que ces solutions soient bien réparties le long du front de Pareto.
3. Comment maintenir la diversité dans l'essaim afin d'éviter la convergence vers une solution unique ?

Comme nous avons vu dans la section précédente, lors de la résolution d'un problème d'optimisation mon-objectif, le leader que chaque particule utilise pour mettre à jour sa position est complètement déterminé suivant la topologie du voisinage de cette particule. Cependant, dans le cas d'un problème multi-objectif, chaque particule pourrait avoir un ensemble de leaders dont un seul peut être choisi. Un tel ensemble peut être composé des particules de l'essaim. Dans d'autres situations, il peut être stocké dans un répertoire séparé, que l'on appelle archive externe. Il s'agit d'un répertoire qui contient les solutions non dominées trouvées par le processus de recherche. En outre, le contenu de cet archive est souvent présenté comme un résultat final de l'algorithme.

De cette manière, l'exécution du PSO multi-objectif (MOPSO) débute d'abord par l'initialisation de l'essaim. Ensuite, l'archive des solutions non dominées doit être initialisé séparément de l'archive de l'essaim. Plus tard, un mécanisme de sélection d'un leader pour chaque particule est appliqué. Enfin, cet archive des solutions non dominées doit être ajusté. Ce processus est répété pour un nombre déterminé d'itérations.

Comme nous pouvons le voir, et compte tenu des caractéristiques de l'algorithme du PSO, les questions qui se posent lorsqu'il s'agit d'un problème multi-objectif sont liées à deux mécanismes principales :

- i. Sélection et mise à jour des solutions non dominées :
  - Comment sélectionner, à partir de l'essaim, les particules qui peuvent être considérées comme solution non dominé ?
  - Comment sélectionner les solutions qui doivent rester dans l'archive externe d'une itération à une autre ?

- ii. Création de nouvelles solutions :

Comment promouvoir la diversité par la mise à jour du record personnel et de leader pour chaque particule.

Ces aspects sont discutés en plus de détail dans les prochaines sections.

### **2.3.2 Leaders en MOPSO**

Puisque la solution d'un problème d'optimisation multi-objectif se compose d'un ensemble de solutions optimales (non dominées au sens de Pareto), il est évident que la notion du leader utilisée dans le PSO standard doit être changée.

Peu de recherches ont évité la définition d'un nouveau concept de leader pour les problèmes multi-objectifs en adoptant des fonctions agrégées, sous forme d'une somme pondérée par exemple, ou des approches non Pareto et non agrégées qui optimisent chaque objectif séparément.

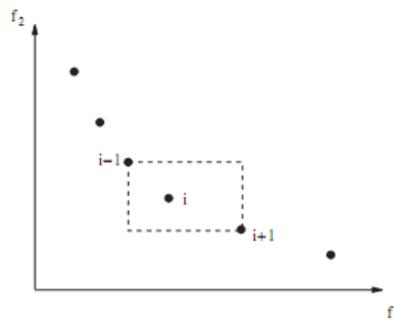
Cependant, il est important de préciser que la majorité des approches présentées dans ce domaine redéfinissent le concept du leader.

Comme nous l'avons mentionné précédemment, le choix des leaders est un composant clé dans la conception d'une MOPSO. La plupart des approches consistent directement à considérer toute solution non dominée, localement ou globalement, comme nouveau leader. Ensuite, une de ces solutions doit être choisie. De cette façon, une mesure de qualité est nécessaire pour la sélection des leaders. Evidemment, une telle caractéristique peut être définie de plusieurs manières différentes.

L'une des méthodes qui peuvent être utilisées dans ce but est la mesure de densité de voisinage. Afin de garder la diversité, un mécanisme basé sur la mesure qualité indiquant la proximité de particule dans l'essaim peut être utilisé.

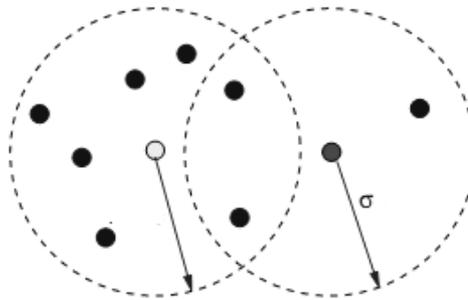
Plusieurs auteurs ont proposé des techniques de sélection des leaders basées sur des mesures de densité. Afin de comprendre les approches spécifiques qui vont être décrites par la suite, nous présentons deux des plus importantes mesures de densité utilisées dans le domaine d'optimisation multi-objectif [36]:

- **Estimateur de densité à voisinage quadrilatère** : cette technique est donnée comme une idée qui présente le plus proche voisinage d'une particule, dans l'espace des solutions réalisables. Cette mesure évalue le périmètre du quadrilatère formé en utilisant les plus proches voisins comme sommets (figure 2.3).



**Figure 2.3** : Voisinage formé des deux plus proches particules [36].

- **Estimateur de densité à noyau** : quand une particule partage les ressources avec les autres, la dégradation de son aptitude est proportionnelle au nombre des particules dans son voisinage qui l'entoure. De ce fait, un voisinage de particule peut être défini par le rayon de la région avoisinante. Ces voisinages sont appelés niche.



**Figure 2.4** : Voisinage en niche [36].

La figure 2.4 présente le voisinage de deux particules définis comme une niche. Les particules qui ont une niche pleine sont préférées.

### 2.3.3 Collection des solutions non dominées

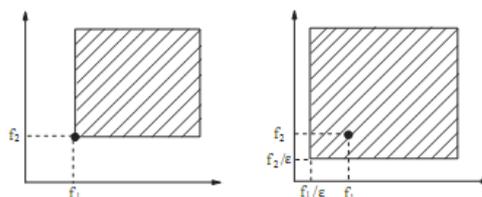
Comme nous l'avons mentionné précédemment, il est important de conserver les solutions non dominées trouvées le long du processus de recherche afin de les rapporter à la fin comme solution du problème. Ce n'est pas important seulement pour des raisons pragmatiques, mais aussi pour celles théoriques [37].

La façon la plus simple de retenir les solutions non dominées à l'égard de toutes les populations antérieures (ou essais) est d'utiliser un archive externe [38]. Un tel archive permet l'accès à une solution si : elle n'est pas dominée par aucune des solutions contenue dans l'archive, ou elle domine l'une des solutions à l'intérieur de l'archive (dans ce cas, les solutions dominées doivent être exclues de l'archive).

Cette approche a, cependant, l'inconvénient d'augmenter la taille de l'archive externe très rapidement. Il s'agit d'un important flux entrant car l'archive doit être mis à jour à chaque itération et pour chaque particule de l'essaim. Ainsi, cette mise à jour peut devenir coûteuse, en termes de calcul, si la taille de cet archive pousse trop. Afin de lutter à ce problème, essentiellement pour des raisons pratiques, les archives externes ont tendance à être limités [38].

Noter que, au strict minimum, trois archives doivent être utilisés lors de l'extension de PSO pour les problèmes d'optimisation multi-objectifs : le premier pour le stockage des meilleures solutions globales, le deuxième pour les scores personnels et le troisième pour les scores locaux (s'ils existent). Cependant, dans la pratique, peu d'auteurs rapportent l'utilisation de plus qu'un archive dans leurs approches.

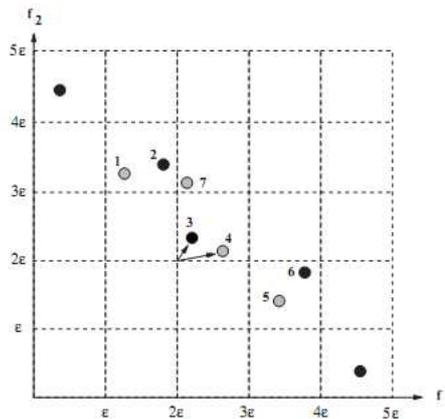
Plus récemment, d'autres chercheurs ont proposé l'utilisation des formes souples de dominance. La principale adoptée au PSO a été le  $\varepsilon$ -dominance [39], ce concept est illustré dans la figure 2.5.



**Figure 2.5** : Dominance et  $\varepsilon$ -Dominance [39].

Dans cette figure, en gauche, le rectangle des solutions hachuré est dominé par la solution située au coin inférieur gauche. C'est la notion de dominance normale (au sens

de Pareto). Le  $\varepsilon$ -dominance est présenté à droite de la figure 2.4, le rectangle des solutions dominées par la solution  $(f_1, f_2)$  est allongé dans les deux directions d'une valeur proportionnelle à un paramètre  $\varepsilon$  (défini par l'utilisateur). Ce concept a été utilisé dans le PSO pour filtrer les solutions dans l'archive externe. L'utilisation de ce concept consiste à la définition d'un ensemble de boîtes de taille  $\varepsilon$  et une seule solution est conservée pour chacune de ces boîtes (figure 2.6), par exemple, la plus proche du coin inférieur gauche.



**Figure 2.6** : Utilisation du concept  $\varepsilon$ -dominance [40].

Cette technique assure que les solutions retenues dans l'archive externe sont non dominées par rapport à toutes les solutions non dominées générées pendant l'exécution. La taille finale de l'archive externe dépend de la valeur de  $\varepsilon$ , qui est normalement défini par l'utilisateur. S. Mostaghim et J. Teich [40] ont montré que l'utilisation de cette technique pour la fixation de la taille de l'archive externe a démontré une rapidité particulière dans la collection des solutions non dominées. Cette technique peut améliorer considérablement la convergence et la diversité.

### 2.3.4 Promotion de la diversité

Il est bien connu que l'une des caractéristiques les plus importantes du PSO est sa convergence rapide. Il s'agit d'un effet positif de la convergence prématurée que l'on n'avait pas aussi longtemps (c'est-à-dire, convergence vers un optimum local).

Cette convergence prématurée est causée par la perte de diversité au sein de l'essaim. Ainsi, la promotion appropriée de la diversité dans les PSO est une question très importante afin de contrôler sa convergence.

Lors de l'extension de PSO pour les problèmes d'optimisation multi-objectifs, il est possible de promouvoir la diversité par le choix des leaders. Cependant, cela peut être fait aussi par les deux mécanismes utilisés pour la création des nouvelles solutions.

i. **Mise à jour des positions** : l'utilisation des différentes topologies de voisinage peut déterminer à quelle vitesse l'information est transférée à l'intérieur de l'essaim (depuis le voisinage, la particule utilisée comme leader peut être déterminée). Alors, dans un essaim complètement connecté toutes les particules sont liées les unes aux l'autres, l'information est transférée rapidement que dans le cas d'une connexion locale ou d'un réseau arborescent, où les particules ont un voisinage plus petit. Par le même argument, la topologie utilisée détermine également la vitesse de perte en diversité au sein de l'essaim. Etant donné que dans un essaim complètement connecté, le transfert de l'information est rapide, lorsqu'on utilise cette topologie, la diversité est également perdue rapidement. De cette façon, les topologies qui définissent des voisinages plus petits peuvent aussi préserver la diversité dans l'essaim plus longtemps.

D'autre part, la diversité peut être favorisée à l'aide de l'inertie ( $W$  dans l'équation 2.2). Comme il était défini, ce paramètre est utilisé pour contrôler l'impact de l'histoire des déplacements précédents sur le déplacement courant d'une particule de l'essaim. Ainsi, il influence le compromis entre les capacités d'exploration globale et locale [41]. Une forte valeur d'inertie facilite l'exploration globale (recherche de nouveaux espaces) tandis qu'une faible valeur tend à faciliter l'exploration locale par l'affinement de recherche dans la zone en cours. La valeur d'inertie peut influencer la durée de calcul car elle influence la convergence de l'algorithme. Afin de traiter cette contradiction des valeurs, des auteurs ont inspiré de l'algorithme du recuit simulé, l'utilisation d'une valeur régressive d'inertie [10, 24, 26, 31, 38].

Les déplacements en PSO sont similaires aux opérateurs de mutation dans les algorithmes évolutionnaires, sauf qu'en PSO les mutations sont guidées par l'expérience de la particule et de ses voisins. En d'autres termes, le PSO effectue des mutations avec conscience [41].

ii. **Utilisation des opérateurs de turbulence** : lors de la mise à jour des positions de particules, une mutation avec conscience aura lieu. Parfois, une certaine perte de conscience, appelée par Kennedy et Eberhart folie dans la version originale du PSO [8],

est nécessaire. Cette folie, également appelée turbulence, reflète le changement non contrôlé dans la direction d'une particule [42].

En général, quant un essaim stagne, c'est-à-dire lorsque les déplacements sont presque nuls, il devient incapable de générer de nouvelles solutions. Ce comportement peut piéger l'essaim dans un état d'optimum local. De cette manière, il devient impossible à l'essaim de s'échapper. Cependant, la particule affichée comme meilleur global attire tous les membres de l'essaim, il sera possible de sortir l'essaim de cette situation en mutant l'une des particules, surtout, si cette particule est le meilleur global courant. Ce mécanisme peut potentiellement fournir un moyen efficace pour éviter la convergence vers les optima locaux.

De cette façon, l'utilisation des opérateurs de mutation est très important afin d'échapper aux coincements dans les optima locaux et d'améliorer les capacités d'exploration du PSO. Lorsque la solution à muter est choisie, chacun de ses composants est aléatoirement changé ou avec une certaine probabilité.

L'application de cette technique comporte plusieurs difficultés. D'une part, le choix des opérateurs de mutation spécifiques est une tâche difficile qui a un impact significatif sur le rendement. D'autre part, lorsqu'un opérateur spécifique de mutation est choisi, l'opération de mutation est liée à un ensemble de questions : à quelle probabilité, dans quel moment de la procédure et sur quel composant de la particule la mutation doit être effectuée ?

Plusieurs approches proposées qui n'utilisent aucun type de mutation et qui présentent de bonnes performances. Ainsi, l'utilisation de mutation est une question qui mérite certainement une étude plus approfondie.

## **2.4 Approches multi-objectifs**

Dans cette section, nous allons discuter les différentes approches multi-objectifs basées sur l'algorithme du PSO en présentant leurs plus importantes caractéristiques. Dans ce but, la taxonomie de classification présentée dans le premier chapitre sera gardée.

### **2.4.1 Approches agrégées**

Dans cette classe, nous considérons que les approches qui combinent tous les objectifs du problème en une seule fonction-objectif. En d'autres termes, le problème multi-

objectif est transformé en un problème mono-objectif. La plupart des chercheurs qui ont centré leurs travaux sur cette classe de méthodes ont utilisé, pour l'agrégation des objectifs, une fonction linéaire. La différence entre ces approches consiste, alors, dans la manière utilisée pour la détermination des coefficients de pondération.

Dans ce sens, K. E. Parsopoulos et M. N. Vrahatis [43] ont présenté trois méthodes d'ajustement des coefficients de pondération; l'une est basée sur la fixation préalable de ces coefficients, où ils sont déterminés pendant l'exécution, l'autre est basée sur l'agrégation dynamique où ces poids peuvent être modifiés au cours de l'exécution et une troisième appelée approche *bang bang* où les poids peuvent être brusquement modifiés durant l'exécution.

Une autre approche, plus ou moins simple, est présentée par U. Baumgartner et al [44], dans laquelle l'essaim est réparti en  $n$  sous-essaims équivalents, dont chacun utilise un ensemble de poids différent et recherche le minimum global dans son direction. Dans cette approche, les auteurs utilisent une technique de gradient pour identifier les solutions Pareto optimales.

## 2.4.2 Approches Pareto

L'idée de base dans ces approches est de sélectionner, en tant que leader, des particules localement (ou globalement) non dominées, au sens de Pareto, stockées dans un archive externe. Cependant, plusieurs variantes, suivant le mécanisme de sélection des leaders, ont été réalisées. La plupart de ces mécanismes adoptent des informations complémentaires sur le voisinage (par exemple, l'opérateur d'estimation de densité). Ainsi, la majorité de ces approches utilisent également des techniques évolutionnaires combinées avec l'algorithme à essaim de particules, soit sous la forme d'une technique à roulette [45] ou d'un opérateur de turbulence, constitué des opérateurs de mutation agissant sur la valeur des déplacements [42] ou des variables [46, 47, 48]. Quelque soit la forme, cette combinaison augmente le nombre des paramètres à ajuster dans la version standard du PSO.

Cependant, la différence entre ces approches réside dans deux points; la manière dont elles sélectionnent les leaders et celle dont elles sélectionnent un leader pour chaque particule. Chacune des études examinées présente des techniques différentes.

Une partie de ces études présente des techniques basées sur des indicateurs mathématiques telles que; l'estimateur de densité de voisinage présenté par T. Ray et K. M. Liew [45] utilisé pour la sélection des leaders ou la méthode sigma proposée par S. Mostaghim et J. Teich [47]. Dans cette dernière, l'archive externe contenant les solutions non dominées est mis à jour à partir des meilleurs scores locaux (*pbest*). Afin de choisir un leader pour une particule, une valeur sigma est affectée à chaque particule de l'essaim et de l'archive externe. Chaque particule de l'essaim choisi comme leader la solution de l'archive externe dont la valeur sigma est la plus proche de celle de cette particule.

Une deuxième partie est basé exclusivement sur la comparaison des solutions en utilisant la dominance au sens de Pareto. Dans ce sens, J. E. Fieldsend et S. Singh [42] adoptent une structure de données appelée « arbre dominé » pour stocker les solutions non dominées trouvées le long de la recherche. La sélection d'un leader pour une particule de l'essaim, dans cette technique, est basée sur la structure définie par l'arbre dominé. Un point est, tout d'abord, composé par l'arbre sur la base des relations de dominance, et puis la plus proche particule (dans l'espace des solutions faisables) de ce point est choisie comme leader. D'autre part, un ensemble des meilleurs scores personnels non dominés, pour chaque membre de l'essaim, est maintenu afin d'alimenter l'archive externe. Une autre étude basée sur la même technique est présentée par J. E. Alvarez-Benitez, R. M. Everson et J. E. Fieldsend [48]. Mais dans cette étude, les auteurs proposent trois techniques différents de sélection des leaders, à partir de l'archive externe contenant les solutions non dominées du problème sans prise en compte des contraintes: une technique qui favorise explicitement la diversité (appelée par les auteurs *Rounds*), une technique qui favorise explicitement la convergence (appelée *Random*) et enfin une technique basée sur la probabilité pondérée (appelée *Prob*) et qui est constituée du compromis des deux premières techniques. Ainsi, ils proposent et évaluent quatre mécanismes de traitement des contraintes. Les auteurs montrent que la sélection probabiliste des solutions qui dominent quelques autres solutions peut garantir, en même temps, la convergence des solutions vers le front de Pareto et la bonne répartition sur ce front.

C. A. Coello Coello et M. S. Lechuga [46] présente une technique plus au moins radicale. Cette technique est basée sur la subdivision de l'espace d'état en plusieurs hypercubes dont l'évaluation est basée sur le nombre des particules qu'il contient.

Ainsi, la sélection d'un leader pour une particule de l'essaim se fait, tout d'abord, par la sélection de l'hypercube dont le leader sera prise. Une fois un hypercube, suivant son évaluation, est sélectionné, un leader est aléatoirement choisi. La mise à jour de l'archive des solutions non dominées est effectuée sur une base géographique définie à partir des valeurs de la fonction-objectif pour chaque particule.

### 2.4.3 Approches non agrégées et non Pareto

Dans ces méthodes, les objectifs sont minimisés séparément. La résolution d'un problème multi-objectif est remplacée par la résolution de plusieurs problèmes mono-objectifs. Deux techniques sont utilisées : traitement par les sous-populations ou par ordre lexicographique.

La première technique est utilisée par K. E. Parsopoulos et al [49] dans leurs version parallèle de la méthode du vecteur évalué basée sur le PSO (VEPSO) pour les problèmes multi-objectifs. VEPSO est une variante multi-essaim du PSO, qui est inspirée de la méthode du vecteur évalué basée sur les algorithmes génétiques (VEGA). En VEPSO, le processus de recherche utilise pour chaque objectif un sous essaim dont les particules sont évaluées à l'aide d'un seul critère d'optimisation. Chaque sous essaim communique l'information dont elle dispose aux autres sous essaim à travers l'échange de leur meilleur global (*gbest*). Les auteurs ont démontré que ce processus peut conduire à un ensemble de solutions Pareto optimales.

La deuxième est introduite en MOPSO par X. Hu et R. C. Eberhart [50]. Dans cet algorithme, les auteurs hiérarchisent les objectifs en ordre d'importance. La solution optimale est obtenue alors par la minimisation des fonction-objectif lié à chacun séparément, en partant de la plus importante suivant l'hiérarchie réalisée. Appelée, par les auteurs, PSO à voisinage dynamique (DNPSO), cette approche utilise une topologie localement connectée et une hiérarchie similaire à celle d'un ordre lexicographique. Elle utilise un archive externe pour le stockage des solutions non dominées. La mise à jour de cet archive se fait à partir des meilleurs scores personnels. Les leaders pour chaque particule de l'essaim est sélectionné à partir de cet archive et en utilisant la notion du voisinage dynamique. Cependant, dans une autre version [51], les auteurs intègrent un archive externe illimité (appelé mémoire étendue) et une certaine amélioration dans la détermination du voisinage d'une particule. Cette (m-DNPSO) méthode a montré de bonne performance dans le cas de deux objectifs. Mais, dans le cas où le nombre des

objectifs dépasse deux, un problème de sélection de leader pour une particule à partir de son voisinage est apparu. Ce problème est lié à l'ordre lexicographique utilisé.

## 2.5 DNPSO à leaders localement non dominés

Présentées dans la section précédente, la majorité des approches multi-objectifs basées sur l'algorithme à essaim de particules utilisent une mémoire externe pour l'enregistrement des solutions non dominées. A partir de cette mémoire, les particules doivent choisir ses leaders. De cette façon, le PSO pourra perdre une importante caractéristique liée à la diversification car, dans sa version originale, les particules choisissent ses leaders à partir de l'essaim [38]. De plus, ces mémoires sont, dans la pluparts des cas, illimitées ce qui peut donner au processus de choix, pour les décideurs, une difficulté additionnelle.

Dans l'approche proposée dans cette étude (DNPSO-LNL), nous avons fixé pour tâche la prise de deux objectifs : de garder le maximum possible de la diversité du PSO original par le choix des leaders à partir des éléments de l'essaim et de donner un caractère pratique par l'utilisation d'une mémoire externe limitée pour l'enregistrement des solutions non dominées.

### 2.5.1 Présentation

L'algorithme original du PSO est inspiré par les comportements sociaux des animaux vivant en groupe, plus particulièrement, l'agrégation des oiseaux s'assemblant, des poissons s'instruisant, ou l'essaimage des insectes [10].

Dans ces groupes, les individus peuvent réagir en dehors de la détection directe des informations entrants dans l'environnement, parce qu'ils peuvent obtenir l'information nécessaire de leurs voisins. Ils ont besoin donc de surveiller leur environnement immédiat, telle que la position et l'évaluation de leurs voisins. Par conséquent, chaque individu obtient une multitude d'informations des autres membres de groupe, cela peut réduire considérablement la chance de la détection manquée de l'information et l'interprétation incorrecte. Inspiré par ce résultat, et pour garder le modèle simple du PSO, nous proposons une approche multi-objectif basée sur le transfert de l'information concernant la meilleure solution globale (*gbest*) dans le voisinage de celle-ci. Cette approche est fondée sur l'idée que chaque particule de l'essaim aura un

leader localement non dominé dans son voisinage immédiat. Pour ce faire, l'idée de sélection du *gbest* utilisée en DNPSO [50] est régénérée dans cette approche.

Dans l'approche DNPSO, le voisinage dynamique d'une particule est déterminé par l'ensemble fini des particules qui l'entourent non pas des particules de l'essaim, mais des solutions non dominées trouvées par le processus de recherche et enregistrées dans une mémoire externe. On trouve ensuite que ce voisinage est constitué que des solutions non dominées. Par conséquent, le choix d'un leader à partir de cet ensemble doit être aléatoire. De ce fait, le nombre des éléments du voisinage est réduit, deux particules en DNPSO et dix en m-DNPSO [51]. En pratique, les objectifs en DNPSO sont répartis en deux groupes : un objectif de voisinage  $F_1$ , et un objectif d'optimisation  $F_2$ . Le voisinage est déterminé à partir de la distance de la particule aux autres en termes de  $F_1$ , et le *gbest* est défini comme le minimum, en termes de  $F_2$ , des éléments du voisinage. L'une des plus importantes questions dans l'application de cette technique est comment déterminer la fonction-objectif de voisinage et celle d'optimisation. Pour un problème de deux objectifs, les auteurs ont mentionné que la fonction la plus simple est fixée et celle complexe doit être optimisée. Dans le cas de trois objectifs ou plus, ils n'ont pas proposé une procédure de répartition. La réponse à cette question conduit à une difficulté supplémentaire lors de l'application de cette approche.

En DNPSO-LNL (DNPSO with local non dominated leaders), la particule doit détecter son voisinage dans l'essaim, présenté par l'ensemble fini des particules qui l'entourent, de la même manière du DNPSO. Elle utilise, comme leader, une particule localement non dominée dans ce voisinage. Ainsi, chaque particule de l'essaim, après la sélection d'un leader, elle le propose pour être pris parmi les solutions non dominées. Une mémoire externe, appelée LHA (limited historical archive), est utilisée pour la collection des solutions non dominées trouvées par le processus de recherche. Tout comme le PSO original, les particules de l'essaim doivent mettre à jour, à chaque itération, la position de leurs meilleurs scores personnels et de leurs leaders. Ensuite, l'archive externe (LHA) est mise à jour par l'addition des leaders globalement non dominés. A la fin de chaque itération, l'archive des solutions non dominées est filtrée par l'élimination des solutions dominées.

## 2.5.2 Evaluation des particules

La construction d'une fonction-objectif, qui résume en juste proportion la nature du problème d'optimisation, constitue une tâche très importante car cette fonction sera utilisée dans l'évaluation des particules. Dans un problème non linéaire, les difficultés de construction de la fonction-objectif résident dans le traitement des contraintes qui peuvent être fortement non linéaires. La présence de ces contraintes crée de nombreux problèmes, certains des plus importants sont [52] :

1. Les contraintes doivent définir une région admissible, non vide, pour un problème existant,
2. Un problème de minimisation avec contraintes peut avoir un minimum local même si le problème sans contraintes correspondant n'a pas un minimum local,
3. Les minimums locaux du problème avec contraintes peuvent ne pas correspondre au minimum global du problème sans contraintes.

L'approche de pénalité appartient à une classe des méthodes de résolution des problèmes d'optimisation non linéaires avec contraintes. Le concept de base de ces méthodes est de ramener le problème original avec contraintes à un problème sans contraintes en ajoutant une fonction de pénalité à la fonction-objectif du problème initial qui dépend, d'une manière logique, de la valeur des contraintes. On a deux types principaux de méthodes de pénalisation : fonction de pénalité intérieure, dans laquelle on applique une sanction pour approcher la frontière d'une contrainte, et la fonction de pénalité extérieure qui impose une pénalité pour la violation des contraintes.

En utilisant la fonction de pénalité extérieure, la fonction-objectif est définie par la somme de la fonction originale plus un terme pour chaque contrainte. La valeur de ce terme sera positive si la contrainte est violée et nulle dans l'autre cas. De cette manière, les solutions liées aux points où l'une ou toutes les contraintes sont violées seront éliminées directement [10].

La définition de la fonction de pénalité extérieure nous mène au choix de la fonction suivante [10, 26] :

$$\Phi[C_j(X)] = [\min\{0, C_j(X)\}]^2 \quad (2.4)$$

Où  $C_j(X)$  représente la contrainte d'inégalité  $C_j(X) \leq 0$  et la nouvelle fonction à minimiser sera :

$$\Pi(X) = f(X) + \sum_{j=1}^m \Phi[C_j(X)] \quad (2.5)$$

Où  $m$  est le nombre des contraintes et  $f(X)$  est la fonction-objectif sans contraintes.

### 2.5.3 Mise à jour

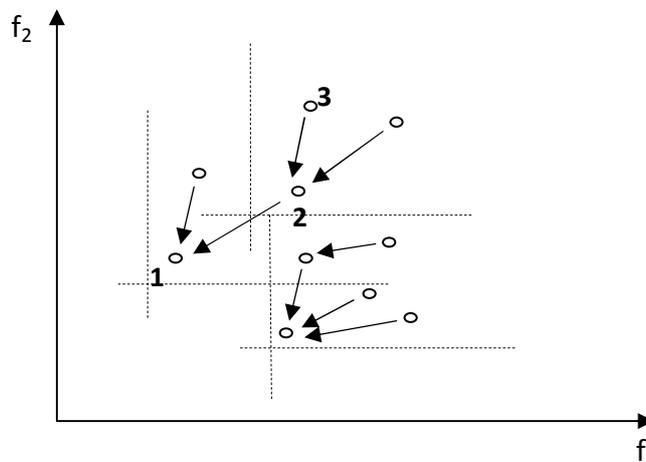
Avant d'effectuer un déplacement, les particules doivent s'adapter avec son nouvel environnement par la sélection d'un nouveau leader et la mise à jour de son score personnel.

Le mécanisme utilisé pour la sélection d'un nouveau leader (localement non dominé), à chaque itération, est défini par la succession des étapes suivantes :

1. Calcul des distances géométriques entre la particule en cours et les autres dans l'espace des solutions faisables,
2. Sélection, sur la base des distances calculées dans l'étape précédente, des  $k$  particules voisines de la particule en cours. Cet ensemble des particules est considéré comme un nouveau voisinage,
3. Sélection aléatoire d'une particule localement non dominée dans le nouveau voisinage. Cette particule représente le nouveau leader de la particule en cours.

De cette manière, chaque particule de l'essaim utilise la position de la plus proche solution localement non dominée, dans le voisinage, pour guider sa recherche de la solution optimale.

La figure 2.7 représente, dans le cas de deux objectifs, le rapprochement des particules l'une vers l'autre au cours du processus de recherche. Il est clair que ce rapprochement est réalisé à l'aide du choix des leaders. Dans ce sens, on voit par exemple que la particule 2 se dirige vers la particule 1 car elle est son leader (non dominée dans le voisinage de la particule 2). A son tour, la particule 2 est non dominée dans le voisinage de la particule 3, elle est donc un leader pour cette particule.



**Figure 2.7 :** Utilisation des leaders localement non dominés.

A la fin de cette opération, le contenu du LHA (archive des solutions Pareto optimales) doit être mis à jour. Dans ce but, le nouveau leader est comparé avec les solutions contenues dans LHA, s'il domine l'une de ces solutions il occupe sa place. Afin de conserver la diversité dans l'archive des solutions non dominées, une nouvelle solution remplace uniquement une solution du LHA. Même s'il y a d'autres solutions dominées, elles seront éliminées par la phase de filtrage à la fin de l'itération. Dans cette phase, chaque solution est comparée avec toute autre solution contenue dans l'archive LHA, les solutions dominées sont remplacées par des solutions extrêmement dominées (avec des valeurs infinies pour chaque objectif). En effet, toute solution dans la prochaine itération peut trouver une place à occuper dans l'archive des solutions non dominées s'il contient des solutions infini. De cette façon, on peut éviter la répétition des solutions dans l'archive des solutions Pareto optimales. D'une manière générale, on utilise une technique de mise à jour continue combinée avec un processus de filtrage.

Dans ce stade, les particules de l'essaim peuvent faire un déplacement collectif. La distance parcourue est calculée à l'aide de l'équation 2.2 et la nouvelle position de chaque particule est calculée par l'équation 2.1.

#### **2.5.4 Critère d'arrêt**

Dans le cas des MOPSO, seul l'arrêt après un nombre fixe d'itérations est employé. Notions que le second des trois critères cités dans la deuxième section de ce chapitre utilise les valeurs absolues de la performance des individus. En cas des MOPSO basées sur la dominance de Pareto, la notion de qualité de chaque individu est relative aux autres membres de groupe. En absence de préférences particulières, la performance absolue d'un ensemble non dominé peut être évaluée seulement en faisant référence à la surface de Pareto exacte. Clairement, un tel concept ne peut pas être utilisé dans le cadre d'une application pratique à cause de l'ignorance de cette surface. De plus, l'utilisation du troisième critère possède une difficulté liée à la détermination du nombre d'itération jugé suffisant pour avoir une certaine amélioration.

En ce qui concerne le DNPSO-LNL, une combinaison du premier et troisième critère est employée. Appelé arrêt par désespoir, cette combinaison est basée sur le concept de détermination d'un nombre dit suffisant pour jugé que la réalisation de nouvelles solutions est désespérée. Après un certain nombre d'essais, en variant le nombre maximal d'itérations, on peut déterminer le nombre d'itérations nécessaire pour trouver

un ensemble de solutions Pareto optimal (approximation de la surface de Pareto). Ce nombre est utilisé comme un nombre fixe d'itération.

## 2.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le DNPSO-LNL, un algorithme multi-objectif basé sur la notion de dominance au sens de Pareto. La conception de DNPSO-LNL a été effectuée en tenant compte des impératifs suivants : disposer d'un algorithme qui peut garder au maximum la simplicité et la diversification du PSO original, utilisable aux problèmes multi-objectifs contraints contenant de plus de deux objectifs et présentant des applications pratiques. Nous avons ainsi mis en évidence l'importance des deux capacités : d'exploitation et d'exploration. En effet, avec une transmission efficace d'information à l'intérieur de l'essaim, présentée par la sélection des leaders à partir des éléments de l'essaim, l'algorithme possédant une meilleure exploitation. Aussi, le déplacement collectif des particules dans l'hyperespace des variables peut donner une meilleure capacité d'exploration.

D'autre part, la résolution des problèmes multi-objectifs consiste, en particulier, d'approcher la frontière de Pareto par un ensemble de solutions non dominées. Cet ensemble doit présenter un certain niveau acceptable d'intensification et de diversification. Ainsi, diversification et intensification sont deux concepts indissociables jouant un rôle majeur dans la résolution des problèmes multi-objectifs. Remarquons, que dans le DNPSO-LNL nous avons utilisé un archive limité pour l'enregistrement des solutions non dominées. Ce choix a résulté d'un processus d'approximation de la frontière de Pareto plus simple et efficace. Il consiste en résumé de supposer que cette frontière peut être présentée par un ensemble limité de solutions non dominées et aux cours des itérations, cet ensemble sera amélioré par la mise à jour de ses éléments.

Notre algorithme est inspiré, dans une partie de la mise à jour, sur un algorithme non Pareto (DNPSO). Il est normal donc de comparer ces performances avec celles de cet algorithme. Dans la prochaine partie de cette thèse, les deux algorithmes (DNPSO et DNPSO-LNL) seront utilisés pour la résolution du problème d'optimisation du processus d'usinage afin de comparer ces performances.

## **Chapitre 3 :**

### **Mécanique et économie de tournage**

#### **3.1 Introduction**

L'intérêt économique des opérations d'usinage a motivé des recherches de compréhension de la mécanique de ce complexe processus [53, 54, 55, 56]. Ces recherches ont abouti à des modèles de prédiction et d'amélioration de l'usinabilité des matériaux, de la durée de vie des outils de coupe ou de la sélection des paramètres de coupe. Le tournage, comme le plus simple procédé d'usinage et le plus utilisé, a reçu l'attention majeure des chercheurs.

Dans cette partie de la thèse, nous souhaitons fournir les éléments fondamentaux de coupe, dans le cas de tournage, en double objectif :

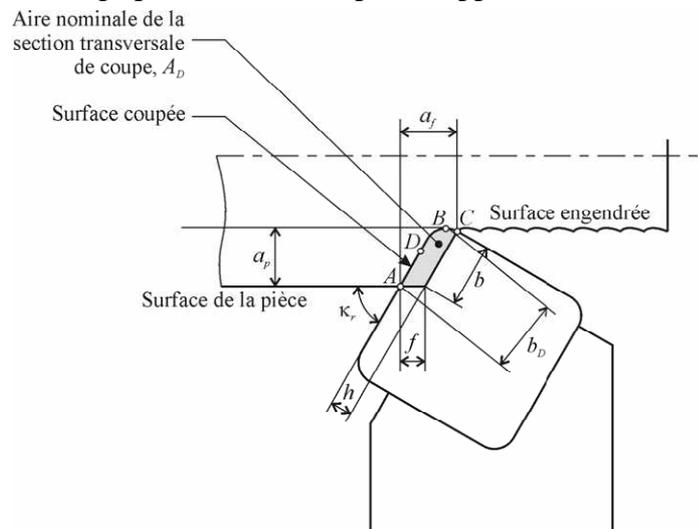
1. Présenter les paramètres relatifs au processus de coupe,
2. Etudier l'influence de ces paramètres sur le bon déroulement du procédé et sur la qualité techno-économique des produits réalisés par ces procédés.

#### **3.2 Géométrie et cinématique de tournage**

Le procédé de tournage est défini comme une opération d'usinage consistant à soumettre une pièce à l'action d'une machine-outil, appelée tour, qui consiste en un enlèvement de matière. Trois éléments interviennent dans l'action de coupe : une machine, un outil (avec porte outil) et une pièce (avec porte pièce).

### 3.2.1 Éléments géométriques de coupe

La figure 3.1 illustre, pour une opération de chariotage, les dimensions principales de coupe ainsi que les surfaces d'une pièce au cours d'usinage. La surface de la pièce sujette à l'usinage est appelée **surface de la pièce**. Elle peut être brute (résultant de différents procédés comme moulage, forgeage, laminage, etc.) ou obtenue par usinage au cours d'opérations précédentes. La **surface engendrée** (ou surface usinée) est une surface désirée, générée par le processus d'enlèvement de matière (un outil de coupe au cours d'usinage). Les deux surfaces sont reliées par une surface engendrée intermédiaire (générée pendant l'usinage par une arête coupante) appelée **surface coupée**.



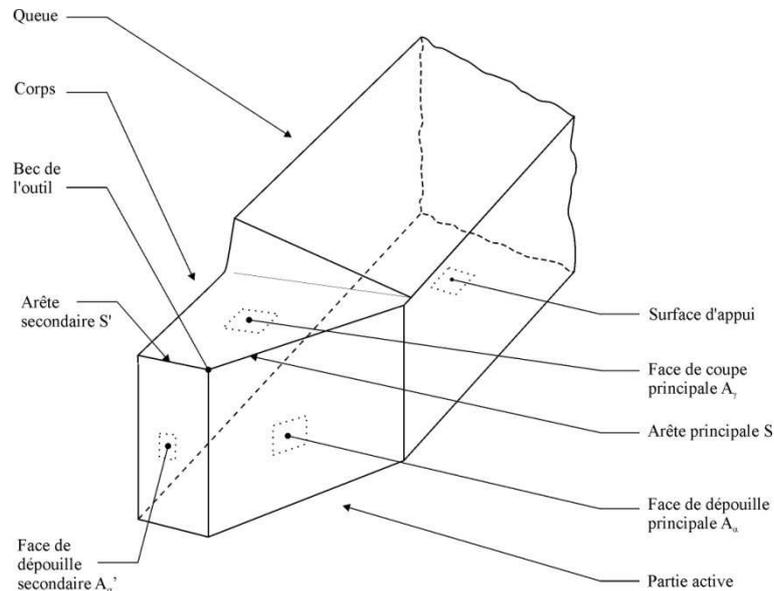
**Figure 3.1** : Dimensions de coupe.

La distance entre la surface de la pièce et la surface engendrée est appelée **profondeur de coupe**  $a_p$ . Cependant, afin d'arriver à la dimension finale de la pièce, on doit souvent effectuer plusieurs passes. La passe est définie comme la couche de matière de la pièce qui doit être enlevée par un passage unique de l'outil de coupe. La partie de matière usinée entre la surface de la pièce et la surface finale désirée (après avoir effectué toutes les passes nécessaires) est appelée **surépaisseur d'usinage**  $S$ . On appelle **la coupe** la couche de matière qui est enlevée par une action unique de la partie active et transformée en copeaux.

### 3.2.2 Éléments géométriques de l'outil

Un outil de coupe consiste en un **corps** et une **queue**. Le corps est la partie de l'outil portant les éléments coupants ou les plaquettes. Quant à la queue de l'outil est la partie par laquelle celui-ci est maintenu.

La partie de l'outil qui intervient directement dans l'opération de coupe (les arêtes, la face de coupe et la face de dépouille) est appelée **partie active**. On y distingue différentes faces et arêtes qui sont illustrées sur la figure 3.2.

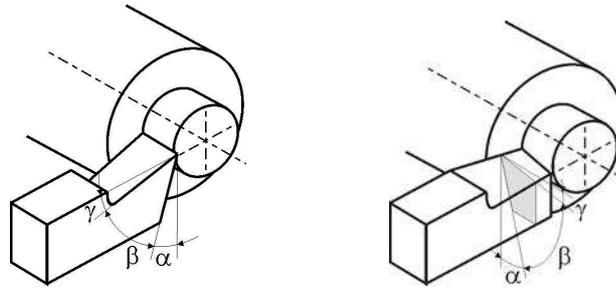


**Figure 3.2** : éléments géométriques de l'outil.

La partie de l'outil impliquée directement dans la coupe est appelée **taillant**. Elle est limitée par trois faces : la **face de coupe** le long de laquelle glisse le copeau et les deux **faces de dépouille** (principale et secondaire) le long desquelles passent les surfaces coupée et engendrée.

On appelle une **arête** un bord de la face de coupe destiné à l'enlèvement de matière. Dans un outil de tournage simple, on peut distinguer une **arête principale**, intersection entre la face de coupe et la face de dépouille principale, et une **arête secondaire**, intersection entre la face de coupe et la face de dépouille secondaire. La jonction des arêtes principale et secondaire forme le **bec** de l'outil. Il peut être droit, arrondi ou représenter l'intersection vive des deux arêtes.

La figure 3.3 illustre, dans les systèmes de référence outil en travail (à gauche outil à taille en bout, à droite outil à taille de coté ou latérale), les trois angles principaux du taillant : l'**angle de dépouille**  $\alpha$ , l'**angle de taillant**  $\beta$  et l'**angle de coupe**  $\gamma$ .



**Figure 3.3** : Angles du taillant (outil en travail).

Globalement, l'angle de dépouille  $\alpha$  influe sur le frottement entre l'outil et la pièce et donc la durée utile de l'outil. L'angle de coupe  $\gamma$  a une influence sur la manière dont s'écoule le copeau sur la face de coupe et ainsi les efforts de coupe, la puissance consommée, les dégagements de chaleur etc. l'angle de taillant  $\beta$  affecte la résistance à la rupture du taillant.

La somme de ces trois angles est, en général, égale à  $90^\circ$ . Dans le cas où la somme de  $\alpha$  et de  $\beta$  est supérieure à  $90^\circ$ , on parle de coupe négative ( $\gamma$  négatif).

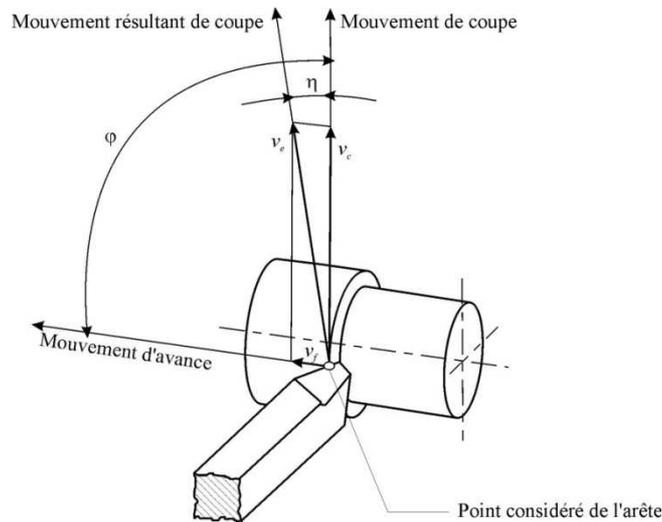
### 3.2.3 Mouvements nécessaires à la coupe

Pour enlever de la matière en cours d'usinage, deux mouvements sont nécessaires : **mouvement de coupe** et **mouvement d'avance**. D'une manière générale les mouvements de coupe peuvent être donnés soit par la pièce comme dans notre cas (le tournage) soit par l'outil.

Le mouvement de coupe est un mouvement relatif principal entre l'outil et la pièce. Il est caractérisé par la **vitesse de coupe**  $v_c$  qui est une vitesse instantanée du point considéré de l'arête par rapport à la pièce. Dans le cas du mouvement circulaire, la vitesse de coupe est une fonction de la **vitesse de rotation**  $N$  et du diamètre  $D$  de l'élément en rotation (éq 3.1). Pour le tournage, il faut prendre le diamètre du cercle qui se trouve sur le point de l'arête de coupe le plus éloigné de l'axe de rotation.

$$v_c = \frac{\pi D N}{1000} \quad (3.1)$$

Etant donné que la vitesse de coupe  $v_c$  est définie en  $[m/min]$ , le diamètre  $D$  en  $[mm]$  et la vitesse de rotation  $N$  en  $[tr/min]$ , le chiffre « 1000 » tient place de facteur de conversion d'unité.



**Figure 3.4 :** Mouvements de l'outil et la pièce.

Au mouvement de coupe, vient s'ajouter un autre mouvement relatif entre l'outil et la pièce, le mouvement d'avance, nécessaire à la génération de la surface de la pièce. Il peut être composé de plusieurs mouvements mais seulement de façon à ce qu'au moins une de ses composantes soit rectiligne. Le mouvement d'avance est caractérisé par la **vitesse d'avance**  $v_f$  qui est une vitesse instantanée du mouvement d'avance du point considéré de l'arête de coupe par rapport à la pièce. Elle est exprimée en  $[mm/min]$ . Ce même mouvement peut être caractérisé par **l'avance par tour**  $f$  exprimé en  $[mm/tour]$ . On trouve ainsi que la vitesse d'avance est donnée par la relation suivante :

$$v_f = fN \quad (3.2)$$

Le mouvement de coupe et le mouvement d'avance combinés constituent le **mouvement résultant de coupe**  $v_r$  (figure 3.4), alors que l'angle entre ces deux mouvements est appelé **angle de direction d'avance**  $\varphi$  [57].

### 3.3 Mécanique de tournage

L'opération de la coupe consiste à transformer une ébauche, constituée d'un certain matériau, en une pièce par l'action d'outils animés d'un mouvement relatif par rapport à la pièce par la machine-outil.

D'un point de vue énergétique, le processus de formation des copeaux absorbe une puissance  $P$  pour produire un débit volumique de copeaux  $Q$ . L'opération de coupe s'effectue aussi au prix d'efforts et d'échauffements, qui généralement évoluent et fluctuent au cours de l'opération et qui risquent de compromettre le respect des

tolérances dimensionnelles. La structure de la machine-outil doit, notamment pour les opérations de finition, posséder une grande rigidité, être capable de réduire rapidement et fortement l'amplitude des vibrations et être conçue ou choisie en fonction des caractéristiques des pièces à usiner.

### 3.3.1 Mécanisme de formation de copeau

Même si l'usinage a fortement évolué, les phénomènes physiques présents dans les procédés de coupe demeurent, dans un large part, inchangés, mais ne sont pas toujours clairement perçus par le praticien. C'est pourquoi nous voudrions ici les présenter succinctement, ainsi que leurs conséquences sur le choix des conditions de coupe. La formation de copeau présente un paradoxe, simple dans son principe et complexe dans les phénomènes physiques impliqués.

La coupe consiste, en effet, à séparer de la pièce un copeau à l'aide de l'arête tranchante d'un outil à l'instar d'une palette soulevant un paquet de cartes et les faisant glisser les une sur les autres (figure 3.5. a). Toutefois, la coupe donne naissance au copeau par passage dans la zone de cisaillement primaire où elle subit en un temps très bref une déformation plastique et un échauffement considérables [58]. En outre, le frottement quasi sec du copeau sur l'outil créé, au voisinage de l'interface à basse vitesse de coupe, une arête rapportée (figure 3.5. b).

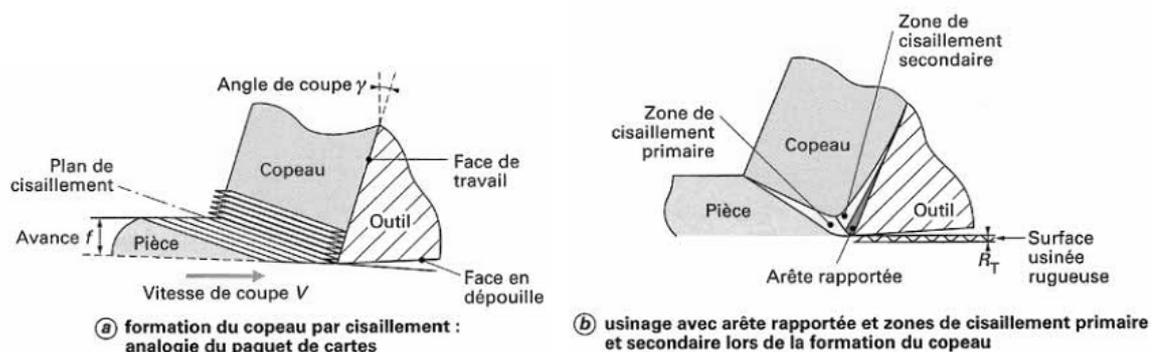


Figure 3.5 : Caractérisations fondamentales de coupe.

La rugosité de surface usinée augmente avec les dimensions de l'arête rapportée. Selon E. Ceretti et al [55], cette rugosité devient inacceptable pour une grande arête rapportée dont les dimensions (épaisseur, longueur) sont du même ordre que l'avance. A grande vitesse, cette arête rapportée est remplacée par une zone de cisaillement secondaire qui élève très fortement la température de l'outil et conditionne directement sa dégradation

(par abrasion, déformation plastique, réaction chimique, diffusion...) et sa durée de vie. Dans des conditions extrêmes de déformation plastique, de vitesse de déformation et de température, nous devons choisir au mieux nos paramètres de coupe dont les principaux sont l'avance par tour  $f$ , la vitesse de coupe  $v_c$  et la profondeur de coupe  $a_p$ .

Si l'on admet que le travail de coupe ne modifie pas considérablement la structure de la matière enlevée, on aura un débit de coupeau, pratiquement constant, en ( $mm^3/min$ ) exprimé par la formule suivante :

$$Q = 1000. v_c f a_p \quad (3.3)$$

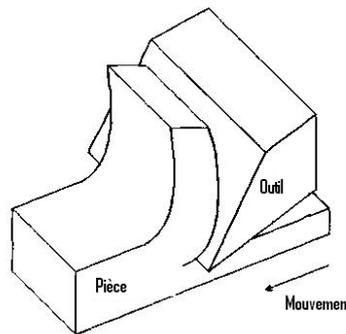
Dans laquelle le terme :  $f.a_p$  est la section de matière à couper.

De la même manière et si on met au plat la section de matière enlevée, la quantité de matière enlevée est le volume quadrilatère de longueur égale à la longueur d'usinage ( $L$ ), de largeur égale au périmètre de la surface usinée ( $IID$ ) et d'épaisseur égal à la surépaisseur d'usinage ( $S$ ).

$$V = \pi DLS \quad (3.4)$$

### 3.3.2 Mécanique de la coupe orthogonale

Pour simplifier le problème relatif aux actions de contact pièce sur outil, c'est-à-dire aux efforts de coupe, on se placera dans les conditions d'une coupe orthogonale où le vecteur avance  $f$  est perpendiculaire à l'arête de coupe (figure 3.6).

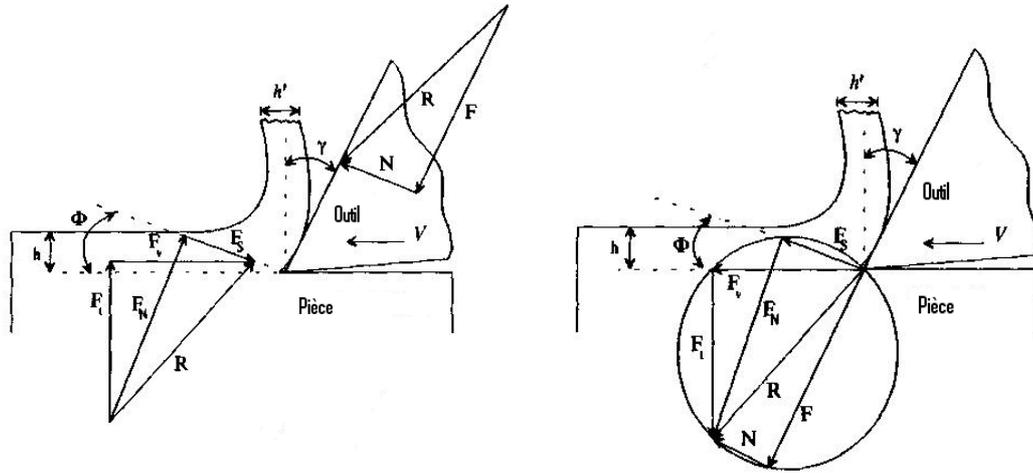


**Figure 3.6 :** Coupe orthogonale.

D'après cette situation simple, les chercheurs ont développé des modèles mathématiques d'effort. Ces modèles sont ensuite étendus pour la prédiction des forces dans les cas pratiques tel que le tournage.

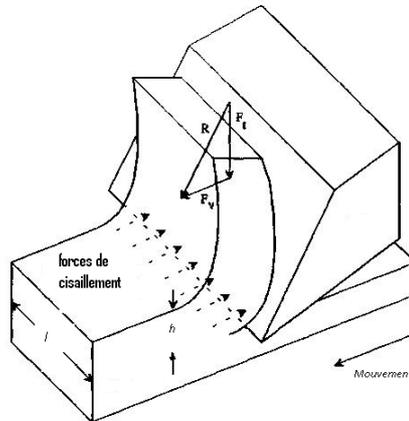
### 3.3.2.1 Evolutions des efforts de coupe

Selon Merchant (figure 3.7), les valeurs de la force de coupe peuvent être estimées par l'étude de la mécanique de coupe et la prédiction de l'angle de coupe [57].



**Figure 3.7 :** Relation des efforts de coupe de Merchant [57].

Au plus tard, des modèles empiriques ont été développés. Ces modèles, qui sont les plus utilisés actuellement, assument que les efforts de coupe sont proportionnels à la section du copeau arraché [59, 60, 61, 62].



**Figure 3.8 :** Décomposition des efforts de coupe [57].

La figure 3.8 représente les deux composantes de la force orthogonale, données sous forme des relations de puissance, sont :

$$F_v = P_1 l h^{m_1} \quad (3.5)$$

$$F_t = P_2 l h^{m_2} \quad (3.6)$$

Où :  $F_v$  effort de coupe (N),  $F_t$  effort d'avance (N),  $h$  épaisseur de coupe (mm),  $l$  largeur de coupe (mm),  $P_1, P_2, m_1, m_2$  constants empiriques.

Les chercheurs ont, ainsi, investigué sur la relation entre l'angle de cisaillement  $\Phi$  et les efforts de coupe. Il est accepté que l'angle de cisaillement  $\Phi$  soit influencé par l'épaisseur de coupe  $h$ , la vitesse de coupe  $v_c$  et l'angle de coupe  $\gamma$ . Par ailleurs, l'évolution de la largeur de coupe, pour des conditions de coupe variables, dépend approximativement de la vitesse de coupe  $v_c$ , l'avance par tour  $f$  et l'épaisseur de coupe  $h$ . D'où,  $F_v$  et  $F_t$  peuvent être écrits sous la forme [59]:

$$F_v = K v_c^{a'} f^{b'} h^{c'} \quad (3.7)$$

$$F_t = K_1 v_c^a f^b h^c \quad (3.8)$$

Où :  $K, K_1, a', a, b', b, c'$  et  $c$  sont des constants empiriques.

En concordance avec la loi fondamentale d'usure, le volume d'usure par unité de longueur est proportionnel à l'effort d'avance  $F_t$ .

### 3.3.2.2 Puissance nécessaire à la coupe

Dans une opération de coupe, l'outil nécessite de l'énergie pour pouvoir arracher de la matière de la pièce. La production d'un effort et d'une vitesse de coupe donne lieu à la naissance d'une puissance nécessaire à la coupe [59]. D'après cette définition, la puissance de coupe peut être formulée comme suit :

$$P = 60 F_t v_c / \eta \quad (3.9)$$

$\eta$  est le rendement de la machine.

### 3.3.3 Etat de surface

Les paramètres susceptibles de produire un état de surface, selon les critères d'appréciation  $R_a$  et  $R_t$  révélateurs du degré d'usure de l'arête de coupe des outils, sont le rayon de pointe ( $r$ ) de l'outil de coupe et l'avance par tour (figure 3.9). Ces deux paramètres ont une influence prépondérante dans l'obtention de l'état de surface préconisé.

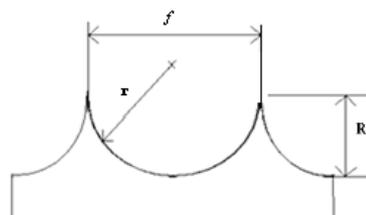
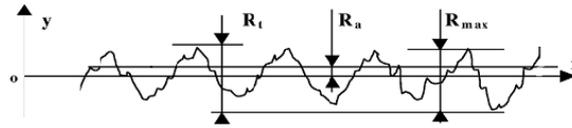


Figure 3.9 : Géométrie d'une surface usinée [58].

La rugosité théorique totale, indépendante de la profondeur de passe est donnée par :

$$R_t = f^2 / 8r \quad (3.10)$$



**Figure 3.10** : Critère de rugosité.

La figure 3.10 illustre les critères géométriques caractérisant le profil d'une surface usinée. Une approximation de la rugosité arithmétique moyenne est :

$$R_a = f^2 / 32r \quad (3.11)$$

En pratique, la vitesse de coupe a une influence si importante sur cette rugosité. Pour des vitesses de coupe importantes, le profil de la pièce est très voisin de l'enveloppe théorique de l'outil, alors que des arrachements sont courants aux vitesses de coupe moins élevées. En fait, l'état de surface s'améliore avec une augmentation de la vitesse de coupe. Ainsi, on observe une vitesse optimale pour divers couples outil-matière. Pour des vitesses inférieures, il se produit des adhérences de copeaux, le détachement se produit de façon irrégulière et diminue la qualité de la surface obtenue. Pour des vitesses supérieures, on constate soit une stagnation, soit une légère diminution des qualités de surface [61].

Par conséquent, la qualité des surfaces obtenue est évaluée à partir de la rugosité  $R_a$  donnée par la relation empirique suivante [63] :

$$R_a = k v_c^{x_1} f^{x_2} a_p^{x_3} \quad (3.12)$$

Où :  $k$  est le coefficient de la rugosité,  $x_1$ ,  $x_2$ ,  $x_3$  sont des exposants empiriques.

### 3.4 Mécanismes d'usure et 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 de l'usinage, qui intéresse en définitive l'entreprise, est une conséquence de la tenue des outils à l'usure. Les méthodes pour la recherche des conditions opératoires d'un couple outil-matière mettent

en évidence la nécessité d'établir la capacité d'usinabilité avant toute autre mesure de ces caractéristiques.

L'analyse du mécanisme de la coupe montre l'importance des phénomènes de déformation plastique et de fissuration au sein du matériau usiné, mais aussi celle des phénomènes d'interface qui déterminent les actions réciproques de l'outil et du copeau.

### **3.4.1 Généralités**

Dans l'usinage, 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.

L'usure de l'outil découle des sollicitations sévères que subit le tranchant à l'interface outil-copeau. Celles-ci sont d'abord de nature mécanique. Il s'agit de contraintes permanentes ou cycliques et d'action de frottement en surface. Ceci exige pour l'outil des qualités de dureté et de ténacité remarquables.

Les phénomènes physiques qui provoquent la dégradation progressive du tranchant et, corrélativement, des qualités géométriques de la surface usinée, se traduisent par des modifications d'aspect visible d'œil nu ou à l'aide d'un microscope. Ces manifestations macro et microscopiques permettent d'apprécier objectivement l'évolution de l'usure en fonction de divers paramètres mesurables.

Cette usure se manifeste sous plusieurs formes, dont les principales sont : l'usure en dépouille, l'usure en cratère et la fissuration de l'arête coupante suivie par la chute partielle ou totale de l'arête même.

Le travail mécanique fourni pour créer un copeau est presque intégralement transformé en chaleur. L'élévation de température qui en résulte est l'une des causes majeures de l'endommagement de l'outil [64].

### **3.4.2 Influence des paramètres de coupe sur l'usure**

On peut observer deux grands groupes de paramètres dans le processus de coupe. Le premier est formé par la matière usinée et conditions de coupe (vitesse de coupe, avance, profondeur de passe, lubrification). Ces paramètres peuvent influencer l'usure de manières différentes :

- **Vitesse de coupe** : la température de coupe étant croissante avec la vitesse de coupe, ce paramètre aura une très grande influence sur l'usure,
- **Avance** : les grandes avances font augmenter l'intensité des efforts de coupe, et diminuent la durée de vie de l'outil,
- **Profondeur de passe** : la variation de la profondeur de passe modifie légèrement l'écoulement de la chaleur le long de l'arête tranchante, son influence reste modeste sur l'usure,
- **Matériau usiné** : son influence sur l'usure dépend de ses propriétés physiques (conductibilité thermique), de ses propriétés mécaniques (pression spécifique de coupe) et de ses propriétés chimiques (% de certains éléments d'addition),
- **Lubrification** : son influence intervient faiblement sur le coefficient de frottement pièce-outil et coupeau-outil, mais permet la baisse de la température de la partie active de l'outil.

Le second groupe est formé par les paramètres physiques et mécaniques de l'outil (géométrie et composition du matériau de l'outil, dureté, efforts et propriétés thermiques). Les différents mécanismes de l'usure interviennent pour différentes plages de vitesse [65]. L'usure par abrasion est la plus forte à basse vitesse, mais lorsque la vitesse augmente, l'usure adhésive devient de plus en plus dominante et l'effet d'abrasion diminue ou disparaît. La température est une fonction de la vitesse, l'excès de chaleur catalyse le phénomène d'usure [66]. Diminuer la chaleur dans le système d'usinage est une méthode naturelle pour contrôler la vitesse et le niveau d'usure. Comme les propriétés thermiques sont supposées constantes, la seule manière de changer les conditions thermiques est d'agir par des moyens extérieurs au système.

### 3.4.3 Formes d'usure

La géométrie de l'outil évolue au cours de son utilisation (figure 3.11). Au-delà de certaines modifications, la géométrie ne permet plus de produire des pièces conformes. Des paramètres de quantification de l'usure de l'outil sont donc nécessaires afin de connaître son état et pour prévenir son changement.

L'observation de la partie active de l'outil fait apparaître des formes d'usure caractéristiques qui correspondent aux conditions dans lesquelles l'outil travaille.

Les formes d'usure des outils de coupe dépendent essentiellement de la nature de l'outil, du matériau usiné, des conditions de coupe et du type d'usinage. De manière habituelle, pour des outils usuels, les formes suivantes sont décrites [67].

- **L'usure en dépouille** (ou usure frontale): Elle est due au frottement de la pièce sur la face de dépouille de l'outil et provoque une bande striée parallèle à l'arête de coupe (figure 3.11). Elle est caractérisée par la largeur de cette bande, dans la zone  $B$ ,  $VB_B$ .

Du point de vue pratique, l'usure frontale est la plus importante à considérer, puisqu'elle détermine la précision dimensionnelle et l'état de surface usinée.

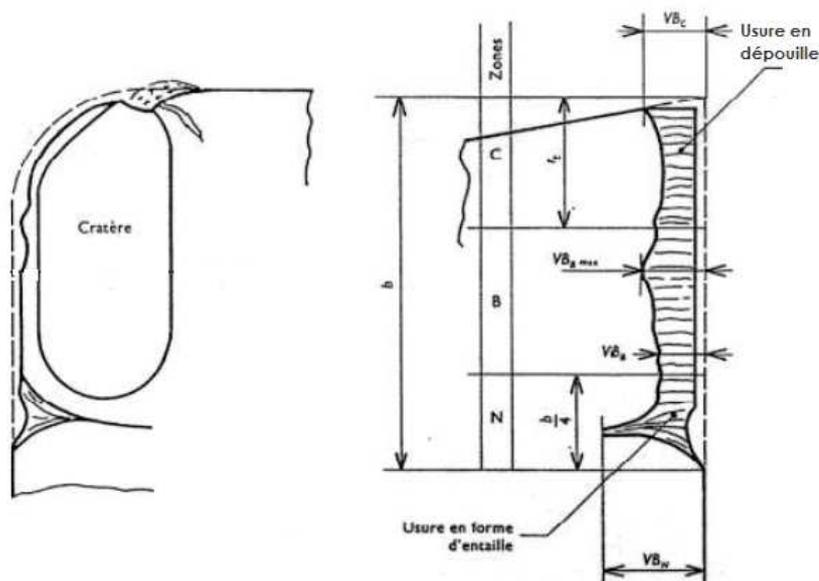
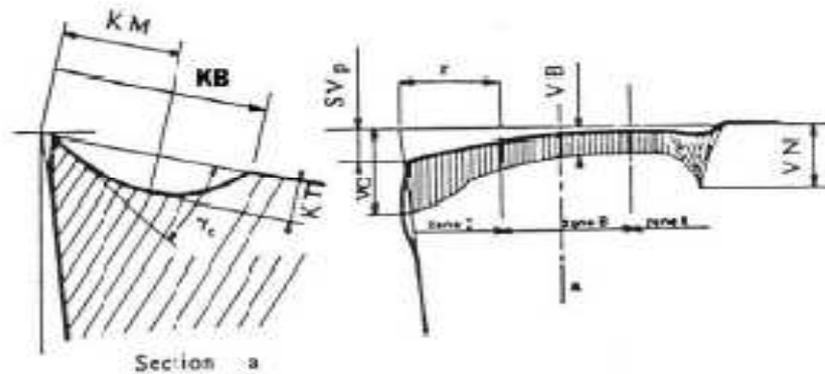


Figure 3.11 : L'usure en dépouille selon ISO 3685.

- **L'usure en entaille** : Elle est une forme spéciale d'usure combinée de la face de dépouille et de la face de coupe. Ce genre d'usure est dû à des phénomènes métalliques (calamines des pièces forgées, oxydation des aciers). Elle est caractérisée par la largeur  $VB_N$  et formée dans la zone  $N$  (figure 3.11). Au niveau de l'entaille, les conditions de coupe devenant mauvaise, le refoulement de matière sur la périphérie de la pièce provoque une auto-accélération du phénomène. Cette usure peut alors atteindre une valeur  $VB_N$  importante par rapport à la valeur  $VB_B$  d'usure frontale, et affaiblir considérablement le bec de l'outil.
- **L'usure en cratère** : C'est la forme la plus courante d'usure de la face de coupe (ou d'attaque). Elle est caractérisée par une cuvette formée sur la face d'attaque de l'outil par frottement du copeau. Au cours de l'usinage, les dimensions et la profondeur  $KT$  (figure 3.12) de même que la position du cratère évoluent et influent en particulier

sur le rayon d'enroulement du copeau ; le flanc arrière du cratère pouvant jouer le rôle d'un brise copeau naturel.



**Figure 3.12** : Usure en cratère [67].

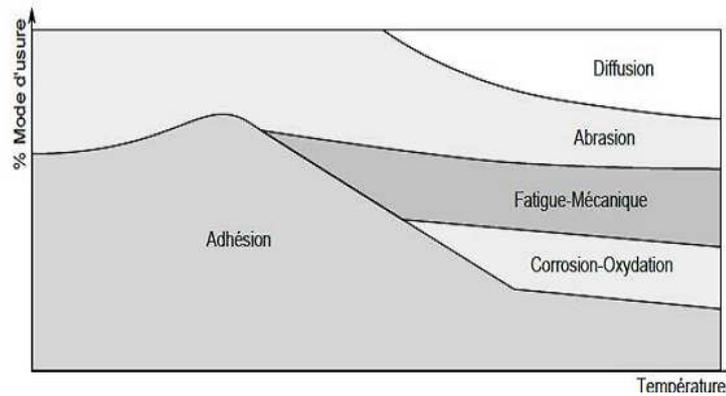
Cette forme d'usure est due à l'existence de températures élevées au contact copeau-outil provoquant une diffusion importante. La forme du cratère peut être définie par sa profondeur maximale  $KT$ , le rapport de cratérisation  $KT/KM$  et par l'angle de cratérisation  $\gamma_c$ .

- **Déformation plastique** : la pointe de l'outil peut subir une déformation permanente sous l'effet des températures élevées et des hautes pressions régnant dans la zone de coupe. On rencontre en particulier ce type d'usure dans l'utilisation des outils de carbures lors d'usinage des matériaux à hautes résistances mécaniques ou à faible usinabilité.

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 (Figure 3.12). Il s'en suit une modification importante de la géométrie de la pointe de l'outil qui nuit à la précision et l'état de la surface usinée.

### 3.4.4 Phénomènes d'usure

L'usure de l'outil est due aux contraintes thermomécaniques qu'on lui fait subir lors de l'usinage. Différents mécanismes sont responsables de la dégradation de l'outil de coupe et différents modes d'usure coexistent. Leur importance dépend de la température mise en jeu dans la zone de coupe [68] et de la vitesse de défilement du copeau sur l'outil. La figure 3.13 montre que l'usure adhésive est le mécanisme le plus actif sur une large plage de la température de coupe.



**Figure 3.13** : Modes d'usure prédominants selon la température [67].

Lorsqu'un problème d'usinabilité est constaté, il est nécessaire de bien observer l'endommagement de l'outil. Ces différentes formes d'endommagement font intervenir, à des degrés plus ou moins importants, les phénomènes suivants :

- **Adhésion** : Cette usure est due aux états de surface de la pièce et de l'outil durant l'usinage. Ces entités frottent les unes contre les autres. A cause des fortes pressions il y a des micros-soudures qui se créent et se rompent au cours de l'usinage. Ce processus conduit soit à l'apparition de l'arête rapportée si ces micros-soudures sont plus résistantes que celles de l'outil, soit à l'usure de l'outil, si la micro-soudure sur le copeau est plus résistante que celle de l'outil.
- **Diffusion** : Aux grandes vitesses de coupe, le gradient de température à l'interface copeau/outil est particulièrement important. Une couche de glissement facile, se constitue avec fluage du matériau du copeau. La vitesse de diffusion éventuelle d'un élément d'alliage de l'outil dans le copeau est très grande en raison des températures atteintes, d'autant plus que cet élément est absent du matériau usiné. Comme il y a renouvellement continu du copeau, la demande en élément diffusant reste constante au cours de l'opération.
- **Abrasion** : Ce mécanisme s'opère lorsque la pièce et le copeau frottent avec des pressions de contact importantes sur l'outil et si la matière comporte des constituants (alumine, nitrure, carbure, oxyde) plus durs que l'outil.
- **Déformation plastique et fissuration** : lors de l'usinage, l'outil est soumis à des contraintes thermiques et mécaniques très importantes. La combinaison des hautes températures à l'interface outil/copeau et des vibrations de l'outil engendrées par la déformation plastique, due aux pressions, peut provoquer des fissures au sein de l'outil.
- **Oxydation** : Durant l'usinage lubrifié avec le liquide de coupe et à cause de l'élévation de température de l'outil, l'eau contenue dans les fluides de coupe va se

vaporiser. La rencontre du vapeur d'eau avec l'oxygène de l'air provoque une fragilisation de l'outil par oxydation.

### 3.4.5 Détermination de la durée de vie

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

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

Selon la norme ISO 3685, la durée de vie  $T$  d'un outil est le temps de coupe total d'un outil nécessaire pour atteindre un critère d'usure 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.

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.

$$T = Cv_c^n \quad (3.13)$$

Où :  $C$  est une constante dépendant du couple outil/pièce,  $n$  est l'exposant de Taylor.

Ce modèle est représenté par une droite dans un graphe à coordonnées logarithmiques :  $\log T = n \cdot \log v_c + \log C$ .

Gilbert (1950) a proposé la généralisation du modèle de Taylor. La constante  $C$  est remplacé par une expression qui tient compte de la géométrie de l'outil et du copeau.

$$T = Ka_p^x f^y v_c^n \quad (3.14)$$

$K$  : dépend de la nature de l'outil et du matériau usiné,  $x, y$  : sont exposants dépendants de la nature de l'outil.

C'est le modèle le plus utilisé dans la littérature, non pas seulement dans la prédiction, mais aussi dans les problèmes d'optimisation.

En 1969, la loi de Koning-Depiereux est introduite. Cette loi prend en compte de l'avance et la profondeur de passe dans une équation exponentielle.

$$T = \exp(-\alpha \cdot v_c^\mu - \gamma \cdot f^v - \delta \cdot a_p^\lambda) \quad (3.15)$$

Ce modèle 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.

Compte tenu des dispersions liées aux essais d'usure, le modèle généralisé de Gilbert est suffisamment représentatif, il est couramment utilisé aujourd'hui pour tous matériaux d'outils.

### 3.5 Economie de tournage

L'aspect économique d'un processus d'usinage est, le plus souvent, représenté à l'aide des coûts de fabrication qui déterminent le gain économique de production. En tournage, le profit économique peut être amélioré par le choix des régimes de coupe (vitesse de coupe, avance par tour et profondeur de coupe). Ces derniers affectent en même temps les coûts liés à l'utilisation de la machine et de l'outil.

En générale, les conditions de coupe sont choisies de manière à utiliser la machine jusqu'aux limites possibles d'exploitation et que la durée de vie de l'outil sera le plus long possible.

La réalisation d'une opération de tournage est résumée dans l'enlèvement d'un volume, bien déterminé, de matière. La cadence d'enlèvement détermine le niveau de performance de cette opération. Par conséquent, deux paramètres temps peuvent être contrôlés : le temps d'utilisation de l'outil présenté par le temps où l'outil enlève la matière et le temps d'utilisation de la machine présenté par le temps occupé sur la machine.

#### 3.5.1 La consommation en outil (%)

C'est le tau d'utilisation de l'outil. Mathématiquement, ce paramètre peut être présenté par le rapport de la durée utilisé d'un outil sur sa durée de vie totale [69]. Sachant que le temps nécessaire pour l'enlèvement d'un volume de matière  $V$  ( $mm^3$ ) est donné par le

rapport de ce volume sur le débit de coupeau  $Q$ , la consommation en outil est formulée comme suit :

$$Ut = \frac{V}{QT} 100\% \quad (3.16)$$

A partir du modèle de Taylor développé en suite par Gilbert, la durée de vie d'une arête de coupe est donnée par l'équation suivante :

$$T = k_T / v_c^{\alpha_1} f^{\alpha_2} a_p^{\alpha_3} \quad (3.17)$$

Le débit de coupeau  $Q$  est donné par l'équation 3.3 et  $V$  est calculé à l'aide de l'équation 3.4.

### 3.5.2 Le temps de production (*min*)

Lors d'une opération de tournage, le temps de production est épuisé dans l'une des trois tâches [70]: le montage et le démontage de la pièce, la manipulation de l'outil ou la préparation de la machine. Le temps du premier ensemble des tâches n'est pas relié directement aux conditions de coupe. Il représente un temps fixe et entre dans le calcul du temps lié à l'utilisation de la machine. Les autres tâches dépendent du choix des régimes de coupe et affectent les temps de production.

En effet, le temps total de production est la somme des temps suivants :

1. Le temps de préparation  $T_s$ : c'est le temps de réglage des conditions de coupe et celui de montage et de démontage de la pièce,
2. Le temps de retour l'outil  $T_i$ : c'est le temps nécessaire pour la manipulation de l'outil,
3. Le temps machine : c'est le temps nécessaire pour la réalisation de l'opération. Il est donné par le rapport du volume de matière enlevé  $V$  sur le débit de coupeau  $Q$ ,
4. Le temps de changement d'outil  $T_c$ : c'est le temps nécessaire pour le changement d'outil.

D'après ces définitions, le temps de production est formulé comme suit :

$$Pr = T_s + \frac{V}{Q} \left( 1 + \frac{T_c}{T} \right) + T_i \quad (3.18)$$

Le deuxième terme de cette équation représente : le temps nécessaire pour enlever le volume  $V$  de matière et le temps lié aux changements d'outil.

### 3.5.3 Le coût de production (\$)

Le coût total de réalisation d'une opération est défini par la somme de deux coûts suivants [71]:

1. Le coût d'outil ( $C_t$ ) : c'est le coût lié à la consommation de l'outil, il est donné par la relation suivante :

$$C_t = C_1 U t \quad (3.19)$$

$C_1$  (\$) est le coût d'une arête de coupe.

2. Le coût machine ( $C_l$ ) : c'est le coût lié à l'utilisation de la machine. Il peut être calculé par la relation suivante :

$$C_l = C_0 P r \quad (3.20)$$

$C_0$  (\$/min) est le coût d'occupation de la machine par minute. Ce coût est estimé à partir des coûts d'amortissement de la machine et les coûts liés à sa manipulation (ouvriers, énergie, maintenance, etc.).

Le coût de production  $P_c$  est donné par :

$$P_c = C_t + C_l \quad (3.21)$$

### 3.5.4 Optimisation des conditions de coupe

L'intérêt de l'optimisation des conditions de coupe réside dans l'amélioration des critères de jugement économiques ou technologiques de l'usinage tels que le coût de production, la productivité (par minimisation du temps de production ou maximisation du débit de copeau) [10, 69, 72, 73], la durée de vie des outils de coupe [56, 59, 66] et dans des rares études l'état de surface produite [26, 74, 75].

La sélection optimale des conditions de coupe dit variables d'optimisation (vitesse de coupe, avance et profondeur de coupe) est limitée par les performances d'usinage (effort de coupe, puissance admissible de la machine ou l'état de surface désirée). Établies à partir des lois de coupe, ces limitations sont souvent données en fonction des conditions de coupe et représentent les contraintes d'optimisation.

En réalité, le choix des conditions de coupe doit être justifié de manière non pas seulement économique mais aussi technologique. Par conséquent, la plupart des

problèmes d'optimisation réels sont décrits à l'aide de plusieurs objectifs ou critères devant être optimisés simultanément tels que le temps, le coût et la rugosité [76, 77].

Les nombreuses études antérieures ont démontré que la satisfaction de deux ou plusieurs critères en même temps est d'une manière générale une tâche difficilement réalisable. Vu que certains critères sont très souvent concurrents, cette tâche devient même impossible. Par exemple, la minimisation du temps de production par l'utilisation des régimes de coupe élevés entraîne l'augmentation du coût de production par suite de l'usure des outils de coupe, de même l'augmentation de la productivité conduit au non respect de la précision d'usinage, etc. [78]. C'est pour cela, l'optimisation des conditions de coupe doit constituer un support d'aide à la décision en fournissant une base de choix diversifiée [38].

L'un des modèles d'optimisation des conditions de coupe portant sur l'utilisation d'un critère multiple d'optimisation, le modèle de R.Q. Sardinias et ces co-auteurs [69] possède un intérêt particulier en présentant la qualité économique d'une opération de tournage par les temps liés à l'utilisation de la machine et de l'outil. Ensuite, ils ont utilisé le coût de production constitué des coûts machine et outil comme un critère de jugement. Ce modèle ne considère que l'intérêt économique des opérations de tournage tout en négligeant l'aspect technologique.

Dans cette étude, Nous nous sommes fixées pour tâche d'approfondir les idées présentées dans ce modèle et de le compléter par un critère de qualité technologique présenté par l'état de surface des pièces obtenues.

### **3.6 Conclusion**

Les efforts de compréhension des procédés de coupe et des mécanismes endommageant des outils contribuent aux progrès des matériaux d'outils et matériaux usinés. Ils doivent aussi permettre un choix optimisé des conditions de coupe pour arriver à une exploitation meilleure des machines-outils et une utilisation correcte des outils de coupe. Pendant très longtemps l'homme de l'art a choisi ses paramètres de coupe par expérience. Une approche très rigoureuse est devenue nécessaire.

Des outils modernes tels que les nitrures de bore cubiques CBN coûtent environ dix fois plus cher que les plaquettes en carbure revêtues de nitrure de titane ; utilisés à de très

grandes vitesses de coupe, ils réduisent considérablement le temps de production mais ils peuvent multiplier le coût des pièces réalisées.

Les matières constituant les pièces usinées ont été choisies en fonction de la destination finale de ces pièces. Mais la constitution d'un acier, par exemple (structure, éléments d'addition) affecte son usinabilité. De nombreux métaux dits « à usinabilité améliorée » ont été développés pour arriver à la fois à diminuer le temps de coupe (augmentation de la vitesse de coupe et de l'avance), réduire les temps morts (changements d'outils moins fréquents) et améliorer la qualité d'usinage (rugosité plus faible), tout en conservant les caractéristiques fonctionnelles de la pièce fabriquée.

Une assistance par ordinateur aux choix des paramètres de coupe est très souhaitable, car il faut prendre en compte non seulement le couple outil-matière usinée, mais aussi les particularités de la machine-outil, des outillages et de la géométrie de la pièce usinée. Le travail nécessaire pour compléter cette mission a besoin de bases de données très riches. Si des normes existaient, en plus grand nombre pour codifier le procédé de coupe, les bases existantes ou en cours de création seraient cohérentes et, par conséquent, additives.

## **Chapitre 4 :**

### **Optimisation multi-objectif des conditions de coupe**

#### **4.1 Introduction**

L'optimisation des conditions de coupe consiste à améliorer la qualité technologique et économique d'un procédé d'usinage. Elle est articulée, essentiellement, sur trois étapes : la modélisation du problème, la résolution du problème issu de la première phase et la sélection de la solution convenable.

Dans ce contexte, nous allons traiter le problème de sélection optimale des conditions de coupe pour une opération de tournage. Deux modèles peuvent être utilisés afin de présenter, en juste valeur, l'intérêt économique et technologique à travers la réalisation de cette opération. En effet, la résolution du problème est faite dans deux exemples : l'un est basé sur un critère économique et l'autre sur un critère techno-économique.

A la fin, la résolution du problème va permettre de présenter et discuter les performances de l'approche développée en troisième chapitre.

#### **4.2 Cas d'application**

Sur un tour à commande numérique, nous avons besoin de réaliser une opération de chariotage. La machine a une puissance maximale admissible de  $5 \text{ kW}$ . Une force maximale de coupe de  $1100 \text{ N}$  peut être supportée par le système de fixation de la machine.

Les paramètres d'usinage utilisés dans l'application numérique sont mentionnés dans le tableau 4.1. Les constantes et les exposants des modèles mathématiques de la durée de

vie de l'outil et de la rugosité de surface sont obtenus expérimentalement par la méthode de planification des essais multifactorielle [70].

Ainsi, les limitations sur les conditions de coupe sont données dans le tableau 4.2.

**Tableau 4.1** : Paramètres d'usinage.

Paramètre	Valeur	Paramètre	Valeur	Paramètre	Valeur
V (mm <sup>3</sup> )	286513.25	k <sub>T</sub>	396135004,71	k	14785
T <sub>s</sub> (min)	1,5	α <sub>1</sub>	4	x <sub>1</sub>	-1,52
T <sub>c</sub> (min)	0,5	α <sub>2</sub>	1,16	x <sub>2</sub>	1,004
T <sub>i</sub> (min)	0,13	α <sub>3</sub>	1,4	x <sub>3</sub>	0,25
C <sub>0</sub> (\$/min)	0,1	C <sub>1</sub> (\$)	0,5	Ra <sub>max</sub> (μm)	5

**Tableau 4.2** : Limitations des conditions de coupe.

paramètre	v <sub>c</sub> (m/min)	f (mm/tour)	a <sub>p</sub> (mm)
Valeur max	200	0,762	3
Valeur min	30	0,254	1

### 4.3 Implémentation

Les méthodes proposées dans le deuxième chapitre (*DNPSO* et *DNPSO-LNL*) sont implémentées en langage *Matlab*. Dans le processus d'optimisation, nous avons utilisé un essaim de taille  $m = 48$  particules. Le nombre maximale d'itérations, pour les deux méthodes, est  $Nite = 100$  itérations [38].

Pour la mise à jour des déplacements, nous avons utilisé, dans les deux méthodes, les paramètres suivants :

$$c_1 = c_2 = 1,$$

$$r_1 = r_2 = 0.4,$$

$$W_{max} = 0.9, W_{min} = 0.4.$$

L'application des méthodes choisies pour la résolution du problème d'optimisation des conditions de coupe (*DNPSO* et *DNPSO-LNL*) est présentée par les algorithmes suivants :

### 4.3.1 PSO à voisinage dynamique (DNPSO)

L'utilisation de cet algorithme consiste en étapes suivantes [50]:

1. Initialisation d'un rang de  $m$  particules avec des positions et des déplacements aléatoires dans l'espace de recherche. Ce rang constitue l'essaim initial (première génération),
2. Evaluation de chaque particule du courant essaim, dans l'espace des solutions, en calculant les fonction-objectifs en fonction des variables d'optimisation,
3. Mise à jour du meilleur score local ( $pbest$ ) de la particule en cours. Si la valeur courante de la particule domine l'évaluation du  $pbest$  (c'est-à-dire, la particule a réalisé une nouvelle meilleure position personnelle), alors ; l'évaluation de  $Pbest$  sera égale à la l'évaluation courante de la particule et la position de  $Pbest$  sera égale à sa position courante. Dans ce cas, le contenu de l'archive illimité des solutions non dominées ( $HA$ ) doit être mettre à jour, en sélectionnant le nouveau  $pbest$ , si celui-ci n'est dominé par aucun des solutions contenues dans  $HA$ ,
4. Sélection d'un nouveau leader, pour la particule courante, à partir des éléments du  $HA$ . Cette tâche est articulée sur les étapes suivantes :
  - 1) Calcule des distances entre la particule courante et les particules de l'archive  $HA$  dans l'espace des solutions pour le premier objectif (objectif de voisinage),
  - 2) Sélection des  $n$  particules voisines de la particule courante (6 particules dans notre application) sur la base des distances calculées dans la première étape. Cet ensemble de solutions constitue le voisinage de la particule courante,
  - 3) Sélection du score local du voisinage en termes de la fonction-objectif du deuxième objectif (objectif d'optimisation). Cet optimum est considéré comme un leader pour la particule courante.

Ce leader constitue, pour la particule, un guide vers le front de Pareto car les éléments de l'archive  $HA$  sont considérés comme des solutions Pareto optimales.

5. Mise à jour des positions des particules de l'essaim en utilisant les équations 2.1 et 2.2,
6. Retour à l'étape 2 si le nombre d'itérations n'arrive pas à  $Nite$ .

Comme nous avons mentionné dans le troisième chapitre, les objectifs du problème sont répartis en deux : objectif de voisinage et un autre d'optimisation. De ce fait, la

résolution d'un problème comportant plus de deux objectifs constitue une difficulté importante.

Cet algorithme peut être résumé dans l'organigramme de la figure au-dessous.

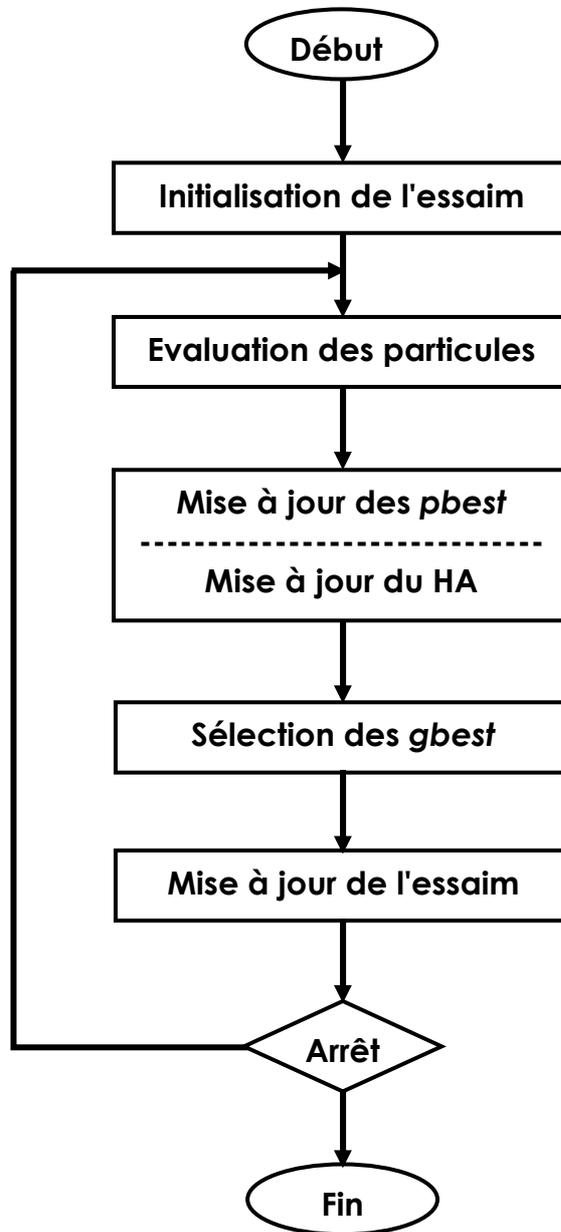


Figure 4.1 : Algorithme du DNPSO.

### 4.3.2 DNPSO à leaders localement non dominés (DNPSO-LNL)

Après l'incorporation des modifications décrites dans le troisième chapitre, l'algorithme du DNPSO-LNL est présenté par les étapes suivantes:

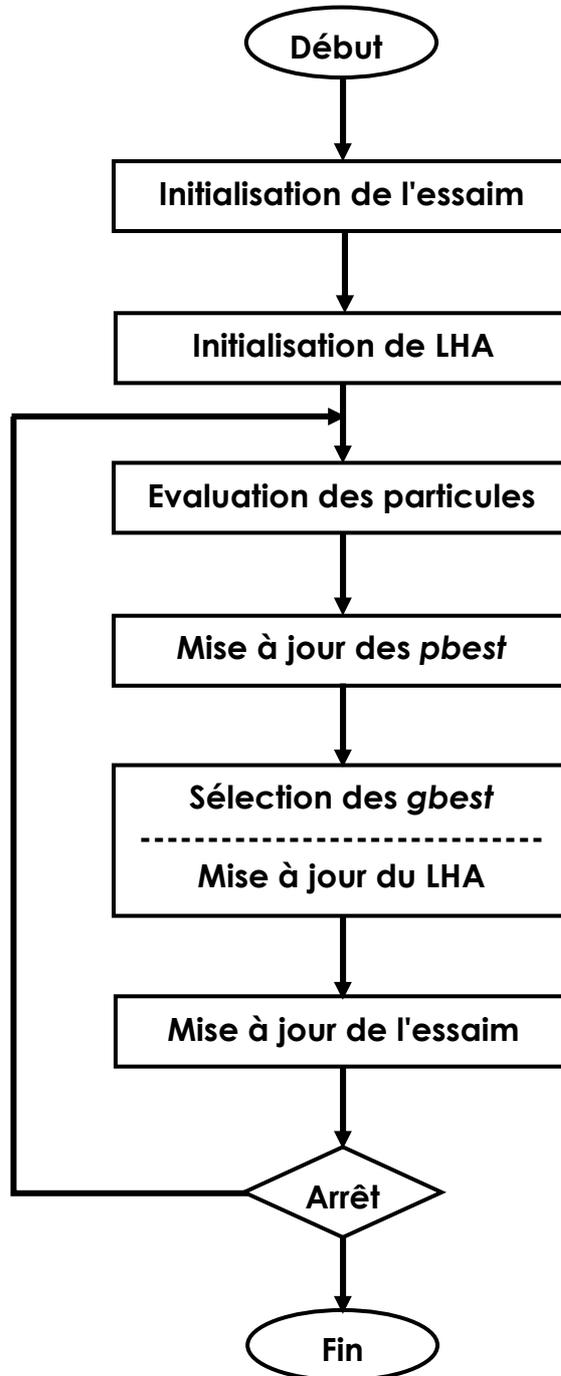
1. Initialisation d'un rang de  $m$  particules avec des positions et des déplacements aléatoires dans l'espace de recherche. Ce rang constitue l'essaim initial (première génération),
2. Initialisation des éléments de l'archive externe (*LHA*) avec des valeurs infinies pour chaque objectif. Dans notre application, cet archive est de taille 20 (il contient au maximum 20 solutions),
3. Evaluation de chaque particule du courant essaim, dans l'espace des solutions, en calculant les fonction-objectifs en fonction des variables d'optimisation,
4. Sélection d'un nouveau leader, pour la particule courante, à partir des éléments de l'essaim. Cette tâche est articulée sur les étapes suivantes :
  - 1) Calcule des distances géométriques, en termes de tous les objectifs, entre la particule courante et les autres particules de l'essaim dans l'hyperespace des solutions,
  - 2) Sélection des  $n$  particules voisines de la particule courante (12 particules dans notre application) sur la base des distances calculées dans la première étape. Cet ensemble de solutions constitue le voisinage de la particule courante,
  - 3) Sélection aléatoire d'un élément, localement non dominé, du voisinage en utilisant la relation de dominance de Pareto. Cet optimum est considéré comme un leader pour la particule courante.

Une fois ce nouveau leader est déterminé, le contenu de l'archive des solutions non dominées LHA est mis à jour. Cette opération est expliquée précédemment,

5. Mise à jour du meilleur score personnel (*pbest*),
6. Mise à jour des positions des particules de l'essaim en utilisant les équations 2.1 et 2.2,
7. Filtration du LHA en éliminant les solutions dominées,
8. Retour à l'étape 3 si le nombre d'itérations n'arrive pas *Nite*.

Dans cet algorithme, on trouve que ce soit la sélection des solutions non dominées ou la comparaison des différentes solutions est réalisée à l'aide de relation de dominance de Pareto. De ce fait, cet algorithme est considéré comme une méthode Pareto.

La figure 4.2 présente en résumé la procédure de recherche suivie en DNPSO-LNL afin de trouver la frontière de Pareto pour un problème d'optimisation multi-objectif.



**Figure 4.2 :** Algorithme du DNPSO-LNL.

## 4.4 Optimisation bi-objectif

Dans cet exemple d'application, nous allons considérer que l'intérêt économique, présenté par le temps total de production et la consommation en outil, pour la modélisation de l'opération de tournage. Par conséquent, le problème d'optimisation des conditions de coupe devient un problème de minimisation de deux fonction-objectifs (fonction temps et fonction consommation) sous les limitations et les contraintes liées aux spécifications techniques et organisationnelles du couple machine-outil-pièce.

Due aux limitations de la machine, l'outil de coupe et la sécurité de l'opération, les conditions de coupe se situées dans une marge présentée par les inégalités suivantes :

$$v_{cmin} \leq v_c \leq v_{cmax} \quad (4.1)$$

$$f_{min} \leq f_c \leq f_{max} \quad (4.2)$$

$$a_{pmin} \leq a_p \leq a_{pmax} \quad (4.3)$$

Les fabricants des machine-outil et outils de coupe spécifient des limitations sur les conditions de coupe. Ces limitations concernent les efforts de coupe et la puissance nécessaire à la coupe.

L'effort de coupe,  $F_c$ , doit être inférieur à une valeur maximale,  $F_{max}$ , obtenue de la condition de stabilité de la machine et l'outil (équation 4.4).

$$F_c = 844v_c^{-0.1013}f^{0.725}a_p^{0.75} \leq 1100 \quad (4.4)$$

De la même manière, la puissance nécessaire à la coupe,  $P$ , doit être inférieure à la valeur maximale,  $P_{max}$ , admise par la machine. Cette contrainte est donnée par l'inégalité suivante :

$$P = 14785v_c^{0.91}f^{0.78}a_p^{0.75} \leq 5 \quad (4.5)$$

Finalement, la rugosité de surface obtenue,  $Ra$ , calculée à l'aide de l'équation 3.12 doit être inférieur à une valeur spécifique  $Ra_{max}$  donnée à partir des spécifications techniques. Cette limitation sur la qualité de coupe est présentée par :

$$Ra \leq Ra_{max} \quad (4.6)$$

Les coefficients et les exposants des deux relations sont trouvés expérimentalement par J.S. Agapiou [70].

Le problème d'optimisation des conditions de coupe, basé purement sur un critère économique, peut être représenté par :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Min} \\ \text{Où} \\ \text{Sous} \end{array} \right. \begin{cases} Pr = 1.63 + \frac{286513.25}{Q} \left(1 + \frac{0.5}{T}\right) \\ Ut = \frac{286513.25}{QT} 100 \\ Q = 1000 \cdot v_c f a_p \\ T = 396135004,71 / v_c^4 f^{1.16} a_p^{1.4} \\ 30 \leq v_c \leq 200 \\ 0.254 \leq f \leq 0.762 \\ 1 \leq a_p \leq 3 \\ 844 v_c^{-0.1013} f^{0.725} a_p^{0.75} \leq 1100 \\ 14785 v_c^{0.91} f^{0.78} a_p^{0.75} \leq 5 \\ 14785 v_c^{-1.52} f^{1.004} a_p^{0.25} \leq 5 \end{cases}$$

Ce problème est résolu en utilisant trois différentes méthodes : l'approche originale proposée dans cette thèse (DNPSO-LNL), l'approche DNPSO [50] et la méthode Min-Max de la bibliothèque du *Matlab* (la fonction *fminimax*).

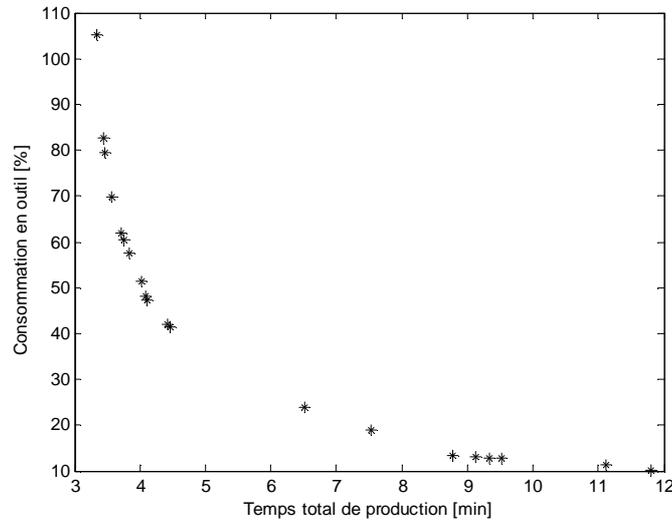
Les figures 4.3 et 4.4 illustrent les résultats graphiques de la simulation. A partir de la distribution des points des archive LHA (Fig. 4.3) et HA (Fig. 4.4) sur le front de Pareto, il est clair que les points des deux archives sont diversifiés et bien distribués sur des courbes typiques de front Pareto. Par conséquent, l'utilisation d'un voisinage dynamique, pour la sélection des leaders, a un effet positif sur l'aspect de diversification. Ainsi, les courbes des deux précédentes figures présentent la relation entre la consommation en outil et le temps de production.

La figure 4.3 montre une importante diminution dans la consommation en outil (93.31 %) avec une augmentation correspondante dans le temps de production (254.35 %). Notons que la diminution en consommation en outil est plus modérée que l'augmentation du temps de production. De la même façon, l'augmentation du temps de production, présentée dans la figure 4.4, est plus importante (317.32 %) par rapport à la diminution en consommation en outil (91.08 %).

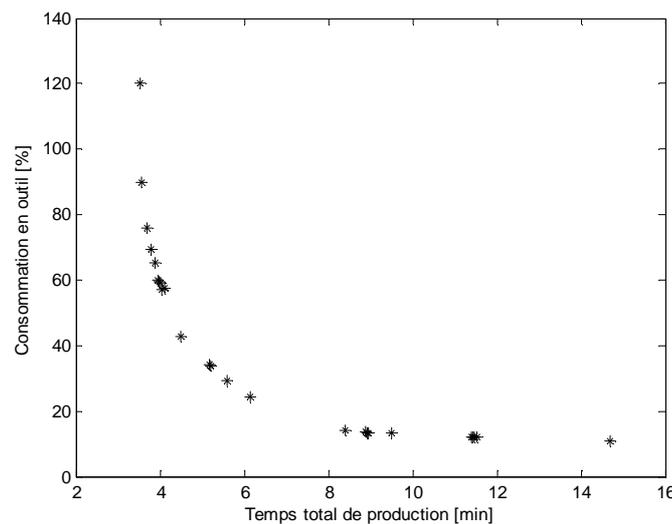
Les résultats des deux méthodes : DNPSO-LNL et DNPSO, sont donnés respectivement, dans les tableaux 4.3 et 4.4.

On peut voir, pour les deux méthodes, que la contrainte de limitation est la contrainte liée à la rugosité de surface obtenue. Ainsi, on trouve que les deux méthodes ont donné

des ensembles de solutions non dominées avec des tailles différentes car l'archive externe, des solutions non dominées, utilisé dans le DNPSO-LNL est limité.



**Figure 4.3 :** Simulation par le DNPSO-LNL du problème bi-objectif.



**Figure 4.4 :** Simulation par le DNPSO du problème bi-objectif.

Par contre, les résultats obtenus à l'aide du DNPSO-LNL sont répartis sur une marge de  $3.33 \text{ min}$  à  $11.80 \text{ min}$  pour le temps de production et de  $106.20 \%$  à  $10.19 \%$  pour la consommation en outil, tandis que celui du DNPSO sont répartis sur une marge plus au moins proche, de  $3.52 \text{ min}$  à  $14.69 \text{ min}$  pour le temps de production et de  $120.30 \%$  à  $10.72 \%$  pour la consommation en outil. Cependant, le vecteur Nadir correspondant aux résultats trouvés par le DNPSO-LNL ( $3.33 \text{ min}$ ,  $10.19 \%$ ) domine celui du DNPSO ( $3.52 \text{ min}$ ,  $10.72 \%$ ). Cette comparaison démontre une supériorité relative du DNPSO-LNL par rapport au DNPSO à moins, bien sûr, pour la résolution du problème d'usinage. Mais, on voit que cette comparaison n'est pas satisfaisante pour le jugement.

**Tableau 4.3** : Solutions obtenues par le DNPSO-LNL du problème bi-objectif.

N°	Pr (min)	Ut (%)	a <sub>p</sub> (mm)	f (mm/tr)	v <sub>c</sub> (m/min)	F (N)	P (kW)	Ra (µm)
01	3,33	105,20	2,86	0,545	154,77	718,9	5,0	4,91
02	3,44	82,79	2,89	0,493	143,44	679,0	4,3	4,99
03	3,46	79,57	2,99	0,472	141,27	676,0	4,2	4,94
04	3,56	69,90	2,99	0,444	135,72	649,5	3,9	4,94
05	3,70	61,89	2,88	0,428	131,25	616,6	3,6	4,96
06	3,75	60,32	2,83	0,425	130,49	606,0	3,5	4,95
07	3,83	57,48	2,73	0,422	129,05	588,0	3,3	4,96
08	4,02	51,28	2,58	0,413	125,33	555,9	3,0	4,99
09	4,08	48,03	2,68	0,394	122,32	553,9	3,0	4,99
10	4,10	47,33	2,69	0,391	121,72	552,5	2,9	4,99
11	4,42	41,92	2,41	0,386	118,68	505,7	2,6	4,98
<b>12</b>	<b>4,45</b>	<b>41,44</b>	<b>2,39</b>	<b>0,385</b>	<b>118,38</b>	<b>501,8</b>	<b>2,6</b>	<b>4,98</b>
13	6,50	23,95	1,66	0,348	104,09	359,2	1,6	4,99
14	7,53	18,78	1,86	0,275	95,67	334,0	1,3	4,62
15	8,78	13,50	1,82	0,256	86,30	314,7	1,1	4,99
16	9,13	13,14	1,74	0,256	86,04	304,4	1,1	4,96
17	9,34	12,82	1,71	0,255	85,59	299,2	1,1	4,96
18	9,51	12,66	1,66	0,257	85,51	294,6	1,0	4,97
19	11,12	11,26	1,36	0,263	84,33	258,7	0,9	4,94
20	11,80	10,19	1,36	0,254	81,78	252,1	0,8	4,99

Afin de comparer les performances des deux méthodes, d'une manière rationnelle, on utilise la métrique  $C$ . cette métrique est défini comme suit [51] :

Soient  $X'$  et  $X''$  deux ensembles de vecteurs de décision, la fonction  $C$  trace, dans l'intervalle  $[0, 1]$ , un ordre pour la pair  $(X', X'')$  donnée par :

$$C(X', X'') = \frac{|a'' \in X''; \exists a' \in X': a' \leq a''|}{|X''|} \quad (4.7)$$

La valeur limite, 1, de  $C$  montre que toutes les solutions de l'ensemble  $X''$  sont dominées par ou équivalentes aux solutions de l'ensemble  $X'$ , tandis que la valeur 0 montre qu'aucune solution de l'ensemble  $X''$  n'est dominée par une solution de l'ensemble  $X'$ .

En utilisant la relation 4.7, l'ordre du pair  $C$  (DNPSO, DNPSO-LNL) est d'une valeur nulle et celui du pair  $C$  (DNPSO-LNL, DNPSO) est de 0.718. De ce fait, il est clair qu'aucune des solutions obtenues par le DNPSO-LNL n'est dominée par les solutions

du DNPSO tandis que la majorité de solutions obtenues par le DNPSO sont dominées par une ou plus d'une solution de l'ensemble trouvé par le DNPSO-LNL.

**Tableau 4.4** : Solutions obtenues par le DNPSO du problème bi-objectif.

N°	Pr (min)	Ut (%)	$a_p$ (mm)	$f$ (mm/tr)	$v_c$ (m/min)	F (N)	P (kW)	Ra ( $\mu\text{m}$ )
01	3,52	120,30	2,22	0,597	166,55	631,0	4,7	4,52
02	3,57	89,65	2,35	0,540	150,68	618,5	4,2	4,83
03	3,69	76,10	2,33	0,508	143,33	589,7	3,8	4,88
04	3,77	69,54	2,34	0,486	139,30	575,6	3,6	4,89
05	3,78	69,48	2,34	0,486	139,30	574,7	3,5	4,88
06	3,89	65,41	2,36	0,456	136,84	553,4	3,3	4,72
07	3,94	59,91	2,36	0,451	132,96	550,8	3,2	4,88
08	3,98	59,73	2,36	0,443	132,96	543,4	3,2	4,79
09	4,03	59,01	2,31	0,442	132,78	534,7	3,1	4,76
10	4,05	57,13	2,33	0,436	131,31	533,4	3,1	4,79
11	4,11	57,66	2,14	0,457	132,87	517,7	3,0	4,83
<b>12</b>	<b>4,49</b>	<b>42,79</b>	<b>2,20</b>	<b>0,406</b>	<b>120,67</b>	<b>488,4</b>	<b>2,6</b>	<b>4,99</b>
13	5,19	33,97	1,97	0,376	113,85	427,8	2,1	4,91
14	5,19	33,97	1,97	0,376	113,85	427,7	2,1	4,91
15	5,19	33,96	1,96	0,376	113,85	427,5	2,1	4,91
16	5,19	33,95	1,96	0,376	113,85	427,3	2,1	4,91
17	5,60	29,19	1,94	0,353	108,78	406,7	1,9	4,92
18	6,13	24,40	2,06	0,308	102,39	388,3	1,7	4,79
19	8,39	13,99	1,94	0,254	86,66	327,3	1,2	4,99
20	8,89	13,57	1,79	0,255	86,66	310,0	1,1	4,93
21	8,91	13,47	1,79	0,255	86,46	310,0	1,1	4,95
22	8,93	13,47	1,79	0,254	86,46	309,2	1,1	4,93
23	9,50	13,16	1,66	0,254	86,66	291,7	1,0	4,81
24	11,38	12,12	1,32	0,256	86,89	247,3	0,9	4,56
25	11,40	12,11	1,32	0,256	86,89	246,9	0,9	4,56
26	11,41	12,03	1,32	0,256	86,66	247,4	0,9	4,58
27	11,43	12,02	1,32	0,256	86,66	247,0	0,9	4,57
28	11,43	11,93	1,32	0,256	86,44	247,4	0,9	4,59
29	11,45	11,92	1,32	0,256	86,44	247,1	0,9	4,59
30	11,47	11,92	1,32	0,256	86,44	246,7	0,9	4,59
31	11,51	11,91	1,32	0,255	86,44	246,0	0,9	4,57
32	14,69	10,72	1,00	0,254	86,66	198,8	0,7	4,23

A partir des graphes du front de Pareto présentés dans les figures 5.1 et 5.2 et en utilisant les équations 3.19 et 3.20, les graphes du coût de production peuvent être

tracés. Les figures 4.5 et 4.6 illustrent, respectivement, le coût outil et le coût machine des solutions obtenues par le DNPSO-LNL et le DNPSO.

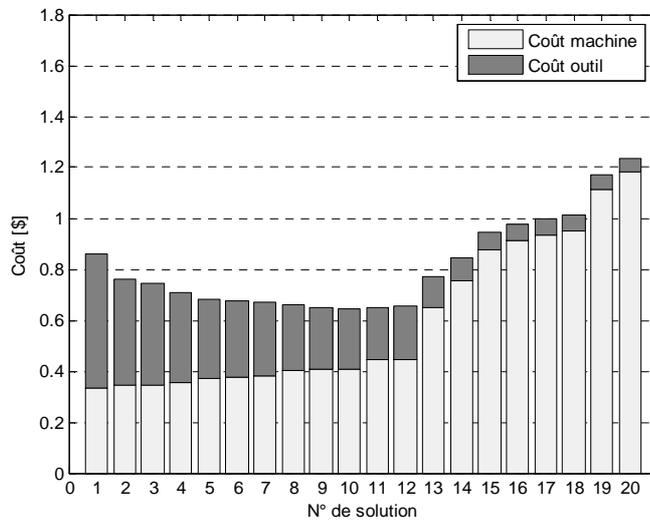


Figure 4.5 : Graphe des coûts (DNPSO-LNL) du problème bi-objectif.

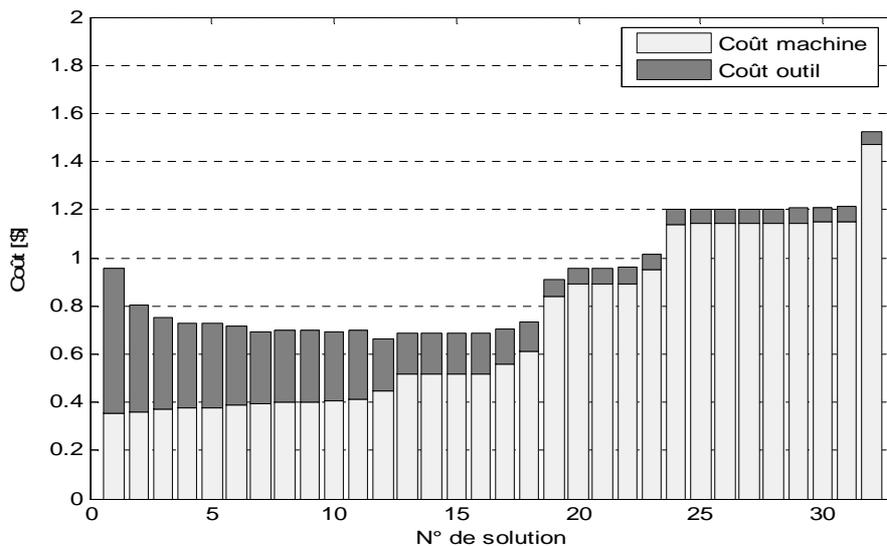


Figure 4.6 : Graphe des coûts (DNPSO) du problème bi-objectif.

Ces graphes peuvent donner des informations additionnelles qui aident considérablement les décideurs. Pour les solutions non dominées des deux méthodes, on trouve, à partir du premier jusqu'au dernier point des solutions, une diminution continue dans le coût outil. A l'inverse, dans la même direction, on trouve une augmentation du coût machine. Ces résultats reflètent la contradiction des deux objectifs présentés (consommation en outil et temps de production).

D'une manière pratique, les méthodes Pareto offrent un support de choix important aux décideurs. Ces derniers doivent bénéficier, dans le processus de sélection des solutions, de la diversification présentée par ce support. Cependant, une seule solution doit être mise en considération parmi celles qui satisfassent les préférences du décideur. Si on considère que les résultats obtenus par le DNPSO-LNL, le meilleur coût de production est obtenu entre les points 9 et 12. Parmi ces solutions, les paramètres de coupe les plus convenables correspondent aux points 11 et 12, qui ont un moindre coût outil et un coût machine plus au moins acceptable. En contrepartie, et si on prit en compte le coût total de production, les points correspondants sont le 9 et le 10. Par conséquent, le choix d'une solution à partir de ces points n'est pas si simple. L'un des facteurs de défi dans cette tâche est la nature imprécise des critères de jugement des décideurs. De ce fait, une fonction d'utilité peut être introduite afin d'évaluer, en termes de qualité, les solutions non dominées. Une telle fonction est souvent utilisée pour la détermination du meilleur compromis.

Ainsi, on a introduit une fonction d'évaluation élémentaire pour présenter la valeur de satisfaction de chaque objectif [79]. Pour chaque fonction-objectif, la valeur de satisfaction élémentaire est présentée par :

$$u_i = \frac{f_i^{max} - f_i}{f_i^{max} - f_i^{min}} \quad (4.8)$$

Où  $f_i^{min}$  est la valeur de la  $i^{ième}$  fonction-objectif considérée complètement satisfaite, et  $f_i^{max}$  la valeur de la même fonction-objectif considérée complètement insatisfaite. Par conséquent, l'évaluation du  $i^{ième}$  objectif,  $u_i$  représente le degré de satisfaction de la fonction-objectif correspondante à cet objectif comme une valeur entre 0 et 1. La valeur 1 représente le degré d'un objectif complètement satisfait et 0 un objectif complètement insatisfait.

Pour chaque solution non dominée  $k$ , la valeur d'évaluation normalisée est calculée par :

$$u^k = \frac{\sum_{i=1}^{N_{obj}} u_i^k}{\sum_{k=1}^{N_{sol}} \sum_{i=1}^{N_{obj}} u_i^k} \quad (4.9)$$

Où  $N_{sol}$  est le nombre des solutions non dominées, et  $N_{obj}$  est le nombre des objectifs considérés.

La solution qui atteint la valeur maximale de la fonction d'utilité représente le meilleur compromis.

Les éléments des ensembles Pareto optimal obtenus par le DNPSO-LNL et le DNPSO sont évalués en utilisant les équations 4.8 et 4.9. Ensuite, la solution ayant la plus grande valeur d'évaluation, dans chaque ensemble, est sélectionnée comme un meilleur compromis.

Le tableau 4.5 présente la comparaison entre les meilleurs compromis déterminés et celui obtenu par une méthode agrégée, la méthode Min-max, en utilisant la fonction *fminimax* de *Matlab*. Il est clair que le coût outil obtenu par la méthode déterministe est le moins élevé par rapport à ceux obtenue par le DNPSO-LNL et DNPSO qui sont proches. Évaluée à, presque, 73.91 %, cette diminution du coût machine est associée à une importante augmentation dans le coût machine qui arrive à 144.84 %. Globalement, on trouve que le moindre coût de production est atteint par le DNPSO-LNL avec une différence de 1.51 % par rapport au DNPSO et 43.1 % par rapport au Min-max.

**Tableau 4.5** : Comparaison des meilleurs compromis du problème bi-objectif.

	Pr (min)	Ut (%)	$a_p$ (mm)	f (mm/tr)	$v_c$ (m/min)	Ct (\$)	CI(\$)	Pc (\$)
DNPSO-LNL	4,45	41,44	2,39	0,385	118,38	0,207	0,445	0,652
DNPSO	4,49	42,79	2,20	0,406	120,67	0,213	0,449	0,662
Min-max	10,92	10,92	1,47	0,254	82,80	0,054	1,092	1,146

En effet, suivant le coût outil, la solution obtenue par l'approche Min-max peut être sélectionnée, mais dans les situations réelles, le temps de production est l'élément le plus important pour la sélection des conditions de coupe car il représente plusieurs facteurs de production : un facteur matériel présenté par le temps d'usinage et un facteur humain présenté par les temps de préparation et de changement d'outil.

## 4.5 Optimisation tri-objectif

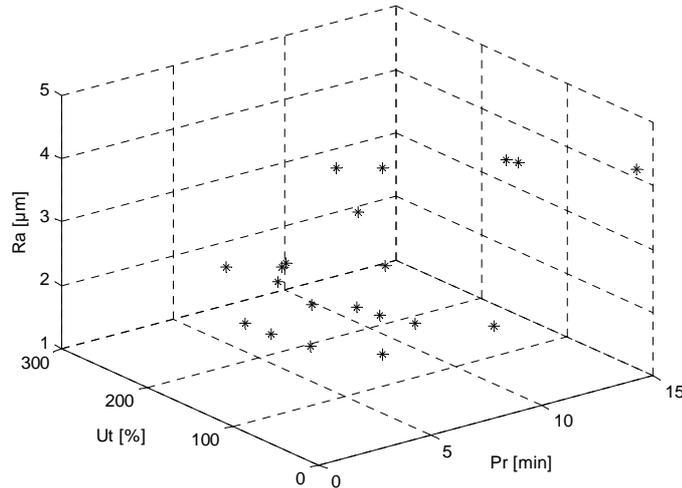
On veut présenter, dans cette application, l'opération de tournage à l'aide d'un critère techno-économique. Dans ce but, en ajoutant un troisième objectif lié à la qualité de surface obtenu, la rugosité de surface. Le problème d'optimisation des conditions de coupe se traduit alors par la minimisation du temps de production, de la consommation en outil et de la rugosité de surface sous les mêmes limitations et contraintes.

Le problème d'optimisation des conditions de coupe, basé sur un critère combiné, techno-économique, peut être représenté par :

$$\left\{ \begin{array}{l}
 \text{Min} \quad Pr = 1.63 + \frac{286513.25}{Q} \left(1 + \frac{0.5}{T}\right) \\
 \quad \quad Ut = \frac{286513.25}{QT} 100 \\
 \text{Où} \quad Ra = 14785 v_c^{-1.52} f^{1.004} a_p^{0.25} \\
 \quad \quad Q = 1000 \cdot v_c f a_p \\
 \quad \quad T = 396135004,71 / v_c^4 f^{1.16} a_p^{1.4} \\
 \quad \quad 30 \leq v_c \leq 200 \\
 \quad \quad 0.254 \leq f_c \leq 0.762 \\
 \quad \quad 1 \leq a_p \leq 3 \\
 \text{Sous} \quad 844 v_c^{-0.1013} f^{0.725} a_p^{0.75} \leq 1100 \\
 \quad \quad 14785 v_c^{0.91} f^{0.78} a_p^{0.75} \leq 5 \\
 \quad \quad 14785 v_c^{-1.52} f^{1.004} a_p^{0.25} \leq 5
 \end{array} \right.$$

Comme l'on a vu dans le troisième chapitre, le traitement d'un problème possédant plus de deux objectifs à l'aide du DNPSO n'est pas défini, que se soit dans la version originale ou dans la version modifiée m-DNPSO. De ce fait, cette méthode est exclue de la résolution du problème tri-objectif des conditions de coupe.

La simulation à l'aide de la méthode DNPSO-LNL est représentée dans la figure 4.7. Dans cette figure, on trouve que la frontière n'est pas clairement tracée à cause du nombre des objectifs considérés ainsi qu'à la nature quasi non linéaire de ces objectifs.



**Figure 4.7 :** Simulation par le DNPSO-LNL du problème tri-objectif.

Le tableau 4.6 présente l'ensemble des solutions non dominées obtenues à l'aide de la méthode de DNPSO-LNL. Ces résultats sont répartis sur une frontière, dite de Pareto, limitée entre : 3,69 et 14,60 min pour le temps de production, 10,72 et 212,53 % pour la

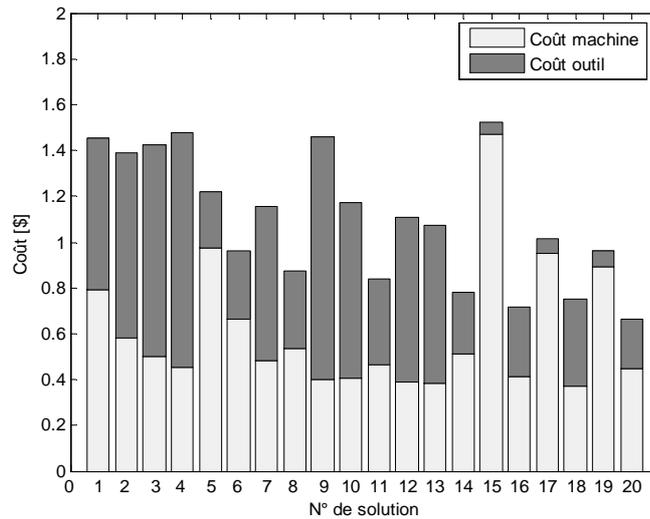
consommation en outil et 1,18 et 4,99  $\mu\text{m}$  pour la rugosité de surface. Une telle diversification offre un avantage considérable, pour les décideurs, lors de la sélection d'une solution satisfaisante. De plus, chacune de ces solutions est un compromis faisable qui satisfait les objectifs considérés, chacun à un tau bien déterminé.

**Tableau 4.6** : Solutions obtenues par le DNPSO-LNL du problème tri-objectif.

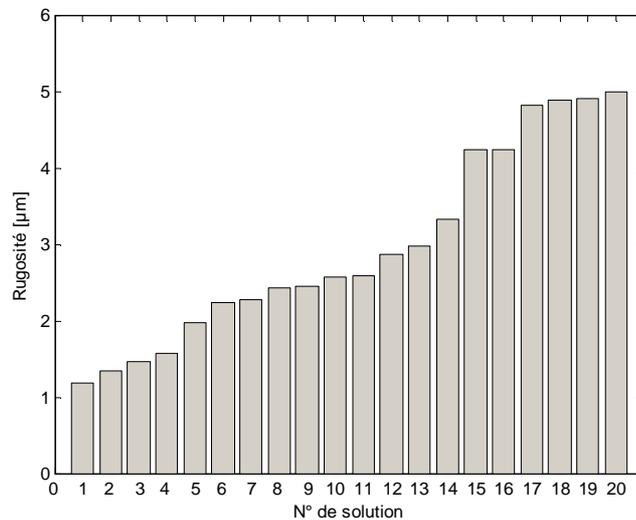
N°	Pr (min)	Ut (%)	Ra ( $\mu\text{m}$ )	$a_p$ (mm)	f (mm/tr)	$v_c$ (m/min)	F (N)	P (kW)
01	7,92	131,85	1,18	1,00	0,254	200,00	182,7	1,5
02	5,82	161,74	1,34	1,66	0,254	200,00	268,0	2,3
03	4,97	185,04	1,46	2,33	0,254	200,00	344,9	3,0
04	4,53	204,61	1,56	3,00	0,254	200,00	416,4	3,6
05	9,74	48,53	1,97	1,00	0,254	143,33	188,9	1,1
06	6,64	59,53	2,23	1,66	0,254	143,33	277,2	1,7
07	4,84	133,99	2,26	1,58	0,382	184,95	350,5	2,8
<b>08</b>	<b>5,34</b>	<b>68,11</b>	<b>2,43</b>	<b>2,33</b>	<b>0,254</b>	<b>143,33</b>	<b>356,7</b>	<b>2,2</b>
09	3,98	212,53	2,44	2,73	0,406	200,00	546,0	4,8
10	4,05	153,12	2,56	2,52	0,376	181,91	491,9	3,9
11	4,62	75,31	2,59	3,00	0,254	143,33	430,7	2,6
12	3,88	144,00	2,86	2,66	0,396	176,50	532,6	4,1
13	3,82	137,67	2,97	2,80	0,392	172,73	552,0	4,2
14	5,09	54,09	3,32	2,14	0,314	132,70	394,5	2,2
15	14,60	10,72	4,23	1,00	0,254	86,66	198,8	0,7
16	4,12	60,79	4,23	2,52	0,387	133,49	518,7	3,0
17	9,50	13,16	4,81	1,66	0,254	86,66	291,7	1,0
18	3,69	76,10	4,88	2,33	0,508	143,33	589,7	3,8
19	8,92	13,57	4,90	1,80	0,254	86,66	309,0	1,1
20	4,49	42,79	4,99	2,20	0,406	120,67	488,4	2,6

L'utilisation du critère économique, coût de production, peut réduire considérablement le problème de choix d'une solution (Fig. 4.8).

En analysant cette figure, à côté du graphe des rugosités (Fig. 4.9), plusieurs choix peuvent être adoptés. Considérons, par exemple, la rugosité de surface obtenue, les points de 5 à 8 assurent une meilleure qualité de surface (de 2 à 2,5  $\mu\text{m}$ ) avec des temps de production et des consommations acceptables. Dans ce sous-ensemble de solutions, on trouve que le point 5 présente un temps de production relativement important. Ainsi, la consommation en outil arrive, dans le point 7, à un pourcentage plus ou moins élevé. Les deux autres points (6 et 8) peuvent être considérés dans le même rang d'importance.



**Figure 4.8** : Graphe des coûts pour le DNPSO-LNL.



**Figure 4.9** : Graphe des rugosités pour le DNPSO-LNL.

D'autre part, la favorisation du critère économique permet de sélectionner d'autres solutions. Les points 8 et 11 présentent de meilleurs coûts avec des rugosités acceptables, tandis que les points : 14, 16, 18 et 20 présentent des coûts minimales mais de mauvaise qualité de surface. Cependant, on trouve que le point 8 présente un point commun entre les deux considérations : du critère économique ou technologique. Par ailleurs, ce même point est sélectionné comme un meilleur compromis en utilisant la fonction d'utilité, présentée dans la section précédente.

La comparaison de ce compromis avec celui trouvé par la méthode Min-max est présentée dans le tableau 4.7. Il est clair que le compromis trouvé par le DNPSO-LNL assure, par rapport à celui obtenu par la méthode Min-max, une même qualité de surface en la moitié du temps de production mais avec une consommation en outil doublée. De

ce fait, les deux solutions peuvent être considérées équivalentes sans recours au critère coût car le coût de production lié à la première solution est moins de 70 % à celui lié à la deuxième.

**Tableau 4.7** : Comparaison des meilleurs compromis du problème tri-objectif.

	Pr (min)	Ut (%)	Ra ( $\mu\text{m}$ )	$a_p$ (mm)	f (mm/tr)	$v_c$ (m/min)	Pc (\$)
DNPSO-LNL	5,34	68,11	2,43	2,33	0,254	143,33	0,874
Min-max	10,98	30.34	2.50	1,00	0,254	122,57	1,249

## 4.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une méthodologie de sélection optimale des conditions de coupe pour les opérations d'usinage. Cette méthodologie a nécessité de présenter, en premier lieu, le problème à l'aide des modèles qui peuvent justifier, d'une manière économique et technologique, le choix final du fabricant. En deuxième lieu, le problème, présenté à l'aide des modèles multi-objectifs, est résolu afin de trouver l'ensemble des solutions qui peuvent satisfaire les objectifs présentant les intérêts considérés. Ensuite, l'ensemble des solutions dit Pareto optimales est analysé afin d'exercer le choix finale d'une solution.

Dans deux exemples d'application, le problème d'optimisation des conditions de coupe, pour une opération de tournage, est traité. Une modélisation à deux objectifs, utilisé en premier exemple, a permet de comparer la méthode proposée (DNPSO-LNL) avec la méthode originale (DNPSO). Ces deux méthodes basées sur l'algorithme de PSO ont montré une efficacité particulière dans l'approximation du front de Pareto. Cependant, le DNPSO-LNL semblait plus performant en qualité de solutions obtenues. Cette constatation s'est vérifiée en comparant le meilleur compromis des ensembles de solutions non dominées avec celui trouvé à l'aide de la méthode agrégée Min-max.

La méthode utilisée pour l'inspiration de la nouvelle méthode est limitée, selon ses innovateurs, à la résolution des problèmes à deux objectifs. En effet, la résolution du problème présenté, en deuxième exemple, à l'aide d'un modèle à trois objectifs a permet de renforcer l'hypothèse de supériorité de la méthode proposée par rapport à la méthode originale. Ainsi, la comparaison avec la méthode Min-max a démontré l'avantage d'utilisation d'une méthode de résolution de type Pareto.

Pour les deux exemples, les graphes des coûts ont fourni des informations supplémentaires aidant ainsi le décideur de prendre la décision convenable. Par conséquent, le critère coût de fabrication qui constitue, dans les études ultérieures, l'un des objectifs d'optimisation est utilisé, dans cette étude, comme critère d'analyse et de synthèse. Ainsi, ce paramètre a permis de discuter profondément l'aspect économique des opérations de tournage.

A la fin, on trouve qu'à partir d'une méthode non agrégée et non Pareto, nous avons développé une méthode Pareto permettant, d'un part, de conserver l'avantage de la bonne diversité et de convergence rapide du PSO standard. D'autre part, elle permet de résoudre les problèmes d'optimisation multi-objectif quelque soit le nombre des objectifs considéré.

## Conclusion générale et perspectives

D'une manière générale, les travaux de recherche sur les méthodes d'optimisation multi-objectifs ont aboutis à une problématique, abordée par la communauté scientifique, suivant deux approches. La première tente de ramener un problème multi-objectif à un problème mono-objectif au risque d'enlever toute signification de diversité au problème. La deuxième approche adopte un point de vue plus global en prenant en compte l'ensemble des critères et en utilisant la notion de dominance de Pareto. Il est également constaté que ce domaine scientifique utilise largement les algorithmes stochastiques pour apporter une réponse à leurs problèmes. Récemment, l'utilisation des algorithmes à essaim de particules (PSO) pénètre dans de nombreux domaines d'application malgré l'absence de bases théoriques, notamment, de preuves de convergences, aussi solides que celles qu'on peut trouver pour les approches déterministes.

Face à cette nouvelle tendance, un très bon nombre de recherches a été réalisé. Dans les premières, l'extension du PSO a basée tout simplement sur la modification de la technique de sélection des leaders. Par la suite, des approches de diversification ont été introduites pour répartir les solutions sur l'ensemble Pareto-optimal. Récemment, une mémoire externe, appelé archive, sert à stocker les meilleurs solutions est introduite. Cet archive exige la mise en place d'une stratégie de mise à jour et de réutilisation de son contenu fondée sur des techniques de remplacement. Les derniers travaux proposent en plus l'utilisation des opérateurs de turbulence inspirés des algorithmes génétiques afin de vaincre les problèmes de convergence vers les optima locaux. Cette richesse d'idée pour augmenter l'efficacité de ces méthodes a pourtant un prix : l'augmentation des paramètres de réglage et la complexification de l'écriture des algorithmes. Inspirée par ces progrès, la motivation principale de ce travail était de contribuer au développement

des algorithmes multi-objectif à essaim de particules (MOPSO) de façon à rendre leur application aux problèmes réels la plus efficace possible.

Dans ce but et afin d'adapter les technique d'optimisation multi-objectif, nous avons abordé deux domaines de sciences appliquées : l'étude des outils d'optimisation multi-objectifs, et l'analyse économique du processus d'usinage. Le centre d'intérêt dans ce travail a été le développement d'un algorithme multi-objectif à essaim de particules capable de résoudre les problèmes non linéaires liés à l'optimisation des conditions de coupe en tournage.

La synthèse technoéconomique du processus d'usinage illustre bien un problème d'optimisation difficile à résoudre. La satisfaction des critères économiques et technologiques est liée à la sélection optimale des régimes de coupe spécifiques à chaque opération. Ces spécifications, qui présentent les variables d'optimisation, influencent l'efficacité des procédés d'usinage. De plus, des limitations liées à l'utilisation de la machine, des outils de coupe et des matériaux à usiner sont imposées au processus de recherche des régimes de coupe optimaux.

Le choix de l'algorithme à essaim de particules a été le résultat d'un travail de revue des méthodes d'optimisation, qui a analysé pour chacune ses avantages et ses inconvénients par rapport aux caractéristiques particulières des problèmes rencontrés en mécanique (non-linéarité des fonctions, difficulté d'obtenir leurs dérivées, nécessité possible de faire appel à des méthodes numériques, etc.). Il est nécessaire aussi de prendre en compte le caractère multicritère dans ces problèmes où il existe de multiples aspects à améliorer. En effet, notre travail de conception a été centré sur la recherche des compromis, par exemple entre performance maximale et coût minimale des opérations d'usinage. Cette recherche peut aider considérablement à percevoir les relations entre les objectifs considérés et à mieux comprendre le problème, et ainsi à obtenir la solution optimale.

Afin d'obtenir un algorithme plus performant, nous avons considéré des problèmes d'optimisation multi-objectifs non-linéaires avec contraintes. L'ensemble de contraintes peut être, de même, de nature quasi non-linéaire. Nous avons ainsi développé le DNPSO-LNL, un algorithme multi-objectif de type Pareto inspiré d'une méthode non Pareto et non agrégée. Le DNPSO-LNL est un algorithme à essaim de particules utilisant des leaders localement non dominés. Dans cet algorithme, les solutions Pareto

optimales sont stockées dans une mémoire externe appelée archive limité des solutions Pareto optimales (LHA). Cependant, une technique de filtration est utilisée pour l'élimination des solutions dominées. L'utilisation de cet archive limité a facilité particulièrement l'étude et l'analyse de l'ensemble des solutions obtenues. Ensuite, une fonction d'utilité est introduite pour la sélection du meilleur compromis qui peut être, pour un utilisateur, adopté comme une solution optimale au problème résolu.

L'étude des deux applications issues du problème d'optimisation des conditions de coupe en tournage, peut être estimée comme une réussite dans les deux cas. Pour le problème bi-objectif, l'utilisation de deux temps (temps total de production et temps lié à l'utilisation de l'outil) a permis d'approfondir l'analyse des solutions obtenues. Ainsi, l'introduction du paramètre coût, comme critère de jugement supplémentaire, a enrichi la compréhension de l'aspect économique des opérations de tournage. Cependant, cette application a présenté une comparaison des performances de l'approche proposée (DNPSO-LNL) avec celles de l'approche originale (DNPSO). La supériorité de notre approche n'a été présentée uniquement par la qualité de l'ensemble des solutions Pareto optimales obtenues mais aussi par le meilleur compromis fourni en le comparant avec celui d'une méthode agrégée (Min-max). Pour la seconde application, en introduisant un troisième objectif lié à la qualité des surfaces obtenues, la réussite consiste tout d'abord à avoir trouvé des solutions satisfaisantes en appliquant le DNPSO-LNL car la conception du DNPSO était centrée plus particulièrement sur les problèmes à deux objectifs. Notons que cette limite reste vraie pour les autres méthodes existantes. La quasi-totalité des problèmes traités par les algorithmes multi-objectifs sont des problèmes bi-objectifs. Par conséquent, obtenir une solution pour un problème non-linéaire comportant trois objectifs, même si la frontière de Pareto n'a été pas clairement tracée, constitue un atout pour une méthode multi-objectif. De même, l'utilisation de ce nouveau critère (rugosité de surface) a permis d'introduire une nouvelle notion pour l'analyse économique des opérations, c'est le coût de la qualité technologique. En utilisant cette notion, la sélection optimale des régimes de coupe devienne, dans ce cas, une sélection des moins chères améliorations de la qualité technologique des opérations.

Ainsi, la contribution principale de cette thèse est le développement d'un outil d'optimisation qui, non seulement résout le problème posé, mais a en plus la capacité de présenter les interactions entre les objectifs considérés. La méthodologie proposée

permet au concepteur de mieux connaître le problème qu'il s'est posé, de mieux comprendre les conflits entre objectifs et d'obtenir, à la fin, des résultats encore meilleurs.

La présentation de ce travail se termine ainsi avec l'énumération de ces quelques voies pour des suites possibles. Nous avons la conviction que les objectifs fixés au départ ont été traités. Nous espérons que les connaissances acquises au cours de cette thèse ne seront pas utiles seulement pour les groupes directement engagés dans le domaine d'usinage, mais aussi pour tous les chercheurs qui travaillent sur l'optimisation.

Nous avons finalement la certitude qu'on peut encore beaucoup progresser dans les méthodologies d'optimisation, et cela sera sûrement fait. Nous avons confiance que le nombre de domaines qui peuvent profiter de ces outils est grand, et va encore s'agrandir avec les avancées proposées, et toutes celles à venir.

## Références bibliographiques

- [1] G. Lévy, *Algorithmique Combinatoire : Méthodes Constructives*, Dunod, Paris, 1994.
- [2] A. Berro, *Optimisation Multi-objectif et Stratégies d'Evolution en Environnement Dynamique*, Thèse doctorale présentée à l'université des sciences sociales Toulouse, France, 2001.
- [3] M. Minoux, *Programmation Mathématique : Théories et Algorithmiques*, Dunod, vol. 1, Paris, 1983.
- [4] G.S. Fishman, *Monte-Carlo: Concepts, Algorithms and Application*, Springer-Verlag, 1997.
- [5] D.E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine learning*, Addison-Wesley, Reading, Massachusetts, 1989.
- [6] J. Holland, *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, University of Michigan Press, Ann Harbor, 1975.
- [7] Z. Michalewicz, *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*, Springer-Verlag, 1996.
- [8] J. Kennedy and R.C. Eberhart, *Particle Swarm Optimization*, Proceeding of IEEE Int. Conference on Neural Networks, Perth, Australia, vol. 4, IEEE Service Center, Piscataway, NJ, pp. 1942-1948, 1995.
- [9] R. C. Eberhart and J. Kennedy, *Anew Optimizer Using Particle Swarm Theory*,

- Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science, pp. 39-43, 1995.
- [10] T. Ameer, M. Assas et H. Mazouz, *Optimisation des paramètres de coupe en utilisant l'algorithme à essaim de particule*, Matériaux & techniques, 95, pp. 371-380, 2007.
- [11] P.J. Angeline, *Evolutionary Optimization Versus Particle Swarm Optimization: Philosophy and Performance Differences*, Proceeding of the 7<sup>th</sup> International Conference on Evolutionary Programming, California, USA, Springer, vol. 1447, pp. 601-610. 1998.
- [12] F. Glover and M. Laguna, *Tabu Search*, Kluwer Academic Publishers, 1997.
- [13] V. Barichard, *Approche Hybride pour les Problèmes Multi-objectifs*, Thèse doctorale présentée à l'école doctorale d'Angers, France, 2003.
- [14] Y. Collette and P. Siarry, *Optimisation multiobjectif*. Eyrolles, 2002.
- [15] M. Ehrgott, *Multicriteria optimization*, In Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems, vol 491. Springer, 2000.
- [16] O. Roudenko, *Application des Algorithmes Evolutionnaires aux Problèmes d'Optimisation Multi-objectif avec contraintes*, Thèse doctorale présentée à l'école polytechnique, France, 2004.
- [17] K. Deb and T. Goel, *A hybrid multi-objective evolutionary approach to engineering shape design*. In: Proceedings of first international conference, EMO 2001 Zurich, Springer, Switzerland, pp. 385–399, 2001.
- [18] M. Reyes-Sierra and C.A. Coello Coello, *Multi-objective particle swarm optimizers: a survey of the state-of-the-art*, International journal of computational intelligence research, 2(3), pp. 287-308, 2006.
- [19] Y. Jin, T. Okabe and B. Sendhoff, *Adapting weighted aggregation for multi-objective evolution strategies*, In: Proceedings of first international conference, EMO 2001 Zurich, Springer, Switzerland, pp. 96–110, 2001.

- [20] A. G. Fonseca, C. M. Fonseca and A. O. Hall, *Inferential performance assessment of stochastic optimizers and attainment function*, In: Proceedings of first international conference, EMO 2001 Zurich, Springer, Switzerland, pp. 241-255, 2001.
- [21] K. Miettinen, *Nonlinear multiobjective optimization*. Kluwer, Boston, 1999.
- [22] K. Penev and G. Littlefair, *Free search-a comparative analysis*, 172(1-2), pp. 173-193, 2005.
- [23] C.A. Coello Coello and M. S. Lechuga, *A proposal for multiple objective particle swarm optimization*, In: Congress on evolutionary computation (CEC'2002), Piscataway, New Jersey, USA, IEEE Service Center, Vol. 2, pp. 1051-1056, 2002.
- [24] S. Kannan, S. R. Slochanal, P. Subbaraj and N. P. Padhy, *Application of particle swarm optimization technique and its variants to generation expansion planning problem*, Electric Power Systems Research, 70, pp. 203–210, 2004.
- [25] A.A. Adly and S.K. Abd-El-Hafiz, *Field computation in non-linear magnetic media using particle swarm optimization*, Journal of Magnetism and Magnetic Materials, 272–276, pp. 690–692, 2004.
- [26] T. Ameur and M. Assas, *PSO-Based approach for multi-objective optimization of the cutting parameters*, The Second International Conference on Industrial Engineering and Manufacturing (ICIEM12), Batna, Algeria, May, 06 & 07, 2012.
- [27] C.O. Ourique, E.C. Biscaia and Jr.J.C. Pinto, *The use of particle swarm optimization for dynamical analysis in chemical processes*, Computers and Chemical Engineering, 26, pp. 1783-1793, 2002.
- [28] Q. Shen, J. Jiang, C. Jiao, G. Shen and R. Yu, *Modified particle swarm optimization algorithm for variable selection in MLR and PLS modeling: QSAR studies of antagonism of angiotensin II antagonists* Eur, European Journal of Pharmaceutical Sciences, 22, pp. 145-152, 2004.
- [29] X. Yu, X. Xiong and Y. Wu, *A PSO-based approach to optimal capacitor*

- placement with harmonic distortion consideration*, Electric Power Systems Research, 71, pp. 27-33, 2004.
- [30] I.C. Trelea, *The particle swarm optimization algorithm: convergence analysis and parameter selection*, Information Processing Letters, 85, pp. 317–325, 2003.
- [31] S.P. Ghoshal, *Optimizations of PID gains by particle swarm optimizations in fuzzy based automatic generation control*, Electric Power Systems Research, 72, pp. 203–212, 2004.
- [32] S. Janson and M. Middendorf, *A hierarchical particle swarm optimizer*, In: Congress on Evolutionary Computation (CEC'2003), Camberra, Australia, IEEE Press, pp. 770–776, 2003.
- [33] M. Wetter and J. Wright, *A comparison of deterministic and probabilistic optimization algorithms for nonsmooth simulation-based optimization*, Building and Environment, 39, pp. 989 – 999, 2004.
- [34] J. Kennedy and R.C. Eberhart, *Swarm Intelligence*. Morgan Kaufmann Publishers, San Francisco, California, 2001.
- [35] A. P. Engelbrecht, *Computational Intelligence: An Introduction*. John Wiley & Sons, England, 2002.
- [36] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan, *A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II*, IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 6(2), pp. 182–197, 2002.
- [37] G. Rudolph, *On a multi-objective evolutionary algorithm and its convergence to the Pareto set*, In Proceedings of the 5th IEEE Conference on Evolutionary Computation, Piscataway, New Jersey, IEEE Press, pp. 511–516, 1998.
- [38] T. Ameer and M. Assas, *Modified PSO algorithm for multi-objective optimization of the cutting parameters*, Production Engineering Research and Development, 6, pp. 569-576, 2012.
- [39] M. Laumanns, L. Thiele, K. Deb and E. Zitzler, *Combining convergence and diversity in evolutionary multi-objective optimization*, Evolutionary Computation,

- 10(3), pp. 263–282, 2002.
- [40] S. Mostaghim and J. Teich, *The role of  $\varepsilon$ -dominance in multi objective particle swarm optimization methods*, In Congress on Evolutionary Computation (CEC'2003), Canberra, Australia, IEEE Press, 3, pp. 1764–1771, 2003.
- [41] Y. Shi and R.C. Eberhart, *Parameter selection in particle swarm optimization*. In Evolutionary Programming VII: Proceedings of the Seventh annual Conference on Evolutionary Programming, New York, USA, Springer-Verlag, pp. 591–600, 1998.
- [42] J.E. Fieldsend and S. Singh, *A multi-objective algorithm based upon particle swarm optimization, an efficient data structure and turbulence*, In Proceedings of the 2002 U.K, Workshop on Computational Intelligence, Birmingham, UK, pp. 37–44, 2002.
- [43] K.E. Parsopoulos and M. N. Vrahatis, *Particle swarm optimization method in multiobjective problems*, In Proceedings of the 2002 ACM Symposium on Applied Computing (SAC'2002), Madrid, Spain, ACM Press, pp. 603–607, 2002.
- [44] U. Baumgartner, C. Magele and W. Renhart, *Pareto optimality and particle swarm optimization*, IEEE Transactions on Magnetics, 40(2), pp.1172–1175, 2004.
- [45] T. Ray and K.M. Liew, *A swarm metaphor for multiobjective design optimization*, Engineering Optimization, 34(2), pp. 141–153, 2002.
- [46] C.A. Coello Coello and M.S. Lechuga, *MOPSO: A proposal for multiple objective particle swarm optimization*, In Congress on Evolutionary Computation (CEC'2002), Piscataway, New Jersey, USA, IEEE Service Center, vol 2, pp. 1051–1056, 2002.
- [47] S. Mostaghim and J. Teich, *Strategies for finding good local guides in multiobjective particle swarm optimization (MOPSO)*, In Proceedings of the 2003 IEEE Swarm Intelligence Symposium, Indianapolis, Indiana, USA, IEEE Service Center, pp. 26–33, 2003.

- [48] J.E. Alvarez-Benitez, R.M. Everson and J.E. Fieldsend, *A MOPSO algorithm based exclusively on Pareto dominance concepts*, In Third International Conference on Evolutionary Multi-Criterion Optimization, EMO 2005, Guanajuato, Mexico, Springer-Verlag, pp. 459–473, 2005.
- [49] K.E. Parsopoulos, D.K. Tasoulis and M.N. Vrahatis, *Multiobjective optimization using parallel vector evaluated particle swarm optimization*, In Proceedings of the IASTED International Conference on Artificial Intelligence and Applications (AIA 2004), Innsbruck, Austria, ACTA Press, vol 2, pp. 823–828, 2004.
- [50] X. Hu and R.C. Eberhart, *Multiobjective optimization using dynamic neighborhood particle swarm optimization*, In Congress on Evolutionary Computation (CEC'2002), Piscataway, New Jersey, USA, IEEE Service Center, vol 2, pp. 1677–1681, 2002.
- [51] X. Hu, R. C. Eberhart and Y. Shi, *Particle swarm with extended memory for multiobjective optimization*, In Proceedings of the 2003 IEEE Swarm Intelligence Symposium, Indianapolis, Indiana, USA, IEEE Service Center, pp. 193-197, 2003.
- [52] V. Tandon, H. El-Mounayri and H. Kishawy, *NC end milling optimization using evolutionary computation*, International Journal of Machine Tools & Manufacture, 42 pp. 595–605, 2002.
- [53] J. Kopa, *Influence of cutting material and coating on tool quality and tool life*, Journal of Materials Processing Technology, 78 (1-3), pp. 95-103, 1998.
- [54] V.P. Astakhov and S.V. Shvets, *A system concept in metal cutting*, Journal of Materials Processing Technology, 79 (1-3), pp. 189-199, 1998.
- [55] E. Ceretti, M. Lucchi and T. Altan, *FEM simulation of orthogonal cutting: se chip formation*, Journal of Materials Processing Technology, 95 (1-3), pp. 17-26, 1999.
- [56] B. Mursec, F. Cus and J. Balic, *Organization of tool supply and determination of cutting conditions*, Journal of Materials Processing Technology, 100, pp. 241-249, 2000.
- [57] J. Vergnas, *Usinage Technologie et Pratique*, Génie Mécanique, Dunod, France,

- 1982.
- [58] M.P. Groover, *Fundamentals of modern manufacturing*, John Wiley & Sons, USA, 2007.
- [59] S.K. Choudhury and I.V.K. Appa Rao, *Optimization of cutting parameters for maximizing tool life*, International journal of machine tools & manufacture, 39, pp. 343-353, 1999.
- [60] M.T. Hayajneh, V.P. Astakhov and M.O.M. Osman, *An analytical evaluation of the cutting forces in orthogonal cutting using a dynamic model of the shear zone with parallel boundaries*, Journal of Materials Processing Technology, 82(1-3), pp. 61-77, 1998.
- [61] G. Petropoulos, I. Ntziantzias and C. Anghel, *A predictive model of cutting force in turning using Taguchi and response surface techniques*, 1<sup>st</sup> International Conference on Experiments/Process/System Modeling/Simulation/Optimization, Athens, 2005.
- [62] B.A. Khidhir and B. Mohamed, *Selecting of Cutting Parameters from Prediction Model of Cutting Force for Turning Nickel Based Hastelloy C-276 Using Response Surface Methodology*, European Journal of Scientific Research, 33 (3), pp.525-535, 2009.
- [63] U. Zuperl, F.Cusa, B. Mursecb and T. Ploj, *A hybrid analytical-neural network approach to the determination of optimal cutting conditions*, Journal of Materials Processing Technology, 157–158, pp. 82–90,2004.
- [64] M.H. Diriculu and T.H.C. Childs, *Modeling requirements for computer simulation of metal machining*, Turk Journal of Engineering and Environment Sciences, 24, pp. 81-93, 2000.
- [65] A. Ber and M. Goldblat, *The influence of temperature gradient on cutting tool's life*, Annals of CIRP, 381(1), pp. 69-73, 1989.
- [66] H. Singh and P. Kumar, *Tool wear optimization in turning operation by Taguchi method*, Indian journal of engineering and materials sciences, 11, pp.19-24, 2004.

- [67] R. Mohammad, Etude de l'Evolution des Caractéristiques de Plaquettes de Coupe en Tournage à sec. Mise en place de Critères d'Aide à la Décision du Changement de Plaquette. Application au cas de l'Ebauche de Turbine de Pompape, Thèse de doctorat présentée à l'université de Toulouse, France, 2011.
- [68] M. S. Carrilero, R. Bienvenido, J. M. Sánchez, M. Álvarez, A. González and M. Marcos, *A SEM and EDS insight into the BUL and BUE differences in the turning processes of AA2024 Al-Cu alloy*, International Journal of Machine Tools and Manufacture, 42(2), pp.215–220, 2002.
- [69] R.Q. Sardinas, M.R. Santana and E.A. Brindis, *Genetic algorithm-based multi-objective optimization of cutting parameters in turning processes*, Engineering Applications of Artificial Intelligence, 19, pp.127–133, 2006.
- [70] J.S. Agapiou, *The Optimization of machining operations based on a combined criterion, Part 1: The use of combined objectives in single-pass operations*, Journal of Engineering for Industry, 114, pp.500-507, 1992.
- [71] B. Arezoo, K. Ridgway and A.M. Al-Ahmari. *Selection of Cutting Tools and Conditions of Machining Operations Using an Expert System*, Computers in Industry, 42, pp. 43-58, 2000.
- [72] Q. Meng, J.A. Arsecularatne and P. Mathew, *Calculation of optimum cutting conditions for turning operations using a machining theory*, International Journal of Machine Tools & Manufacture, 40, pp.1709–1733, 2000.
- [73] F. Kolahan, and M. Abachizadeh, *Optimizing Turning Parameters for Cylindrical Parts Using Simulated Annealing Method*, World academy of science, Engineering technology, 46, pp.436-439, 2008.
- [74] T. Srikanth and V. Kamala, *A Real Coded Genetic Algorithm for Optimization of Cutting Parameters in Turning*, International Journal of Computer Science and Network Security, 8 (6), pp. 189-193, 2008.
- [75] A.H. Suhail, N. Ismail, S.V. Wong and N.A. Abdul Jalil, *Optimization of Cutting Parameters Based on Surface Roughness and Assistance of Work piece Surface*

*Temperature in Turning Process*, American Journal of Engineering and Applied Sciences, 3 (1), pp102-108, 2010.

- [76] U. Zuperl and F. Cus, *Optimization of cutting conditions during cutting by using neural networks*, Robotics and Computer Integrated Manufacturing, 19, pp.189-199, 2003.
- [77] F. Cus, J. Balic and U. Zuperl, *Hybrid ANFIS-ants system based optimization of turning parameters*, Journal of achievements in materials and manufacturing engineering, 36(01), pp. 79-86, 2009.
- [78] J. Wang, T. Kuriyagawa, X.P. Wei and D.M. Guo, *Optimization of cutting conditions for single pass turning operations using a deterministic approach*, International Journal of Machine Tools & Manufacture, 42, pp. 1023-1033, 2002.
- [79] Z. Bo and C. Yi-jia, *Multiple objective particle swarm optimization technique for economic load dispatch*, Journal of Zhejiang University Science, 6(5), pp. 420-427, 2005.

## العنوان : تحسين نظام التشغيل باستخدام طريقة أسراب الجسيمات.

### ملخص:

هذا العمل هو مساهمة في تطوير خوارزميات سرب الجسيمات متعددة الأهداف. من أهم الإيجابيات الملفتة للنظر في هذه الطرق الجديدة، و التي سجلت خلال المدة الأخيرة، يمكن تفسيرها من خلال قدرتها على العثور على تقريب جيد لمجموعة الحلول المثلى خلال تنفيذ واحد للخوارزمية، على عكس الطرق التقليدية، والتي لا تجد إلا حلا وسطا خلال التنفيذ الواحد. في الواقع، وعند حل مشاكل التنظيم الحقيقية، فإنه غالبا ما يستحسن اتخاذ القرار النهائي بناء على مجموعة المعلومات الأكثر اكتمالا، حتى لو كان ذلك يتطلب جهدا حسابيا إضافيا. وفي هذا السياق ، تم تقديم طريقة جديدة، من النوع 'باريتو'، تستند على خوارزميات سرب الجسيمات. هذه الطريقة تعتمد العثور على مجموعة محدودة من الحلول المثلى، بمفهوم باريتو، لمشكل متعدد الأهداف، ثم تقديمها كتقريب لحدود باريتو . بالإضافة إلى ذلك، يتم استخدام دالة وظيفية لاستخراج أفضل حل وسط من الحلول التي تم الحصول عليها بعد ذلك تم أظهار أداء هذا النهج خلال حل مشكلة شروط التشغيل. لتنظيم عملية خراطة، نوقشت الأهداف الاقتصادية والتكنولوجية في اثنين من التطبيقات العملية . الأول هو لتقليل الوقت الكلي للإنتاج والاستهلاك من الأداة ، مع الأخذ في عين الاعتبار القيود المتعلقة باستخدام الآلة ، استخدام الأداة و عملية التشغيل. أما الثاني و الذي يظهر عادة في عملية التحسين النهائية، يعتمد معيارا ثالثا ، و هو التقليل من خشونة السطح المتحصل عليه، والذي يعتبر هدفا تكنولوجيا لعملية. في كلتا الحالتين، يتم استخدام تكلفة الإنتاج كمعيار إضافي للحكم على أداء العملية، و ذلك لأنه مزيج خطي من وقت الإنتاج و الاستهلاك من الأداة. في هذه الأثناء، أظهرت المقارنة بين المنهجية المقترحة و المناهج المتوافرة الأخرى الأداء الأفضل لهذه الطريقة في حل المشاكل غير الخطية، خاصة تلك التي تحوي أكثر من هدفين.

**كلمات البحث :** التحسين متعددة الأهداف، خوارزميات سرب الجسيمات، الخراطة، شروط التشغيل.

## **Title: Optimization of manufacturing processes by using particle swarm method.**

### **Abstract**

This work contributes to the development of multi-objective particle swarm algorithms. The increase interest for these methods observed since the last time is mainly due to their ability to find a good sampling of the whole set of Pareto optimal solutions in a single run, unlike the traditional multi-objectives approaches that provide only one compromise solution. Indeed, when solving real multi-objectives problems, it is often preferable to make the final decision from the information as complete as possible even if an additional computation effort is needed. In this context, a new Pareto approach based on the particle swarm algorithms is introduced. This approach is to find the limited set of non-dominated solutions for multi-objective optimization problem, and then considered as an approximation of the Pareto frontier. In addition, a fuzzy-based function is employed to extract the best compromise solution. Then, the performances of this approach are verified by using for solving the cutting conditions optimization problem. In a turning operation, economic and technological machining interests are discussed in two application samples. The first one is to minimize simultaneously the production rate and the used tool life, taking into account a set of constraints that represent the important limitations to be satisfied. The second that generally used for the finish stages introduces a third optimization criterion, minimizing the surface roughness achieved, which has the technological interest of the operation. In both cases, an additional criterion as a linear combination of the production rate and used tool life, the production cost, is used to discuss the operations gain. However, comparison with other existing approaches shows the superiority of the proposed approach and confirms its potential for solving multi-objective nonlinear problems, mainly those having more than two objectives.

**Key words:** Multi-objective optimization; Particle swarm algorithms; Turning; Cutting conditions.

# **Titre : Optimisation du processus d'usinage en utilisant la méthode des essais de particules.**

## **Résumé**

Ce travail est une contribution au développement des Algorithmes multi-objectif à essaim de particules. La hausse remarquable d'intérêt pour ces méthodes récentes constatée depuis le dernier temps s'explique notamment par leur capacité de trouver une bonne approximation de l'ensemble des solutions Pareto optimales en une seule exécution de l'algorithme, à la différence des approches traditionnelles pour l'optimisation multi-objectif, qui ne trouvent qu'une solution-compromis à une exécution. En effet, lors de la résolution des problèmes réels, il est souvent préférable de prendre la décision finale à partir des informations les plus complètes possibles, même si cela nécessite un effort de calcul supplémentaire. Dans ce contexte, une nouvelle approche de type Pareto basée sur les algorithmes à essaim de particules est introduite. Cette approche consiste à trouver l'ensemble limité des solutions non dominées, pour un problème d'optimisation multi-objectif, considérée ensuite comme une approximation de la frontière de Pareto. De plus, une fonction d'utilité est utilisée pour l'extraction du meilleur compromis à partir des solutions obtenues. Ensuite, les performances de cette approche sont démontrées à l'aide de la résolution du problème d'optimisation des conditions de coupe. Pour une opération de tournage, les intérêts économiques et technologiques d'usinage sont discutés en deux exemples d'applications. Le premier consiste à minimiser le temps total de production et la consommation en outil en tenant compte des limitations liées à l'utilisation de la machine, à l'utilisation de l'outil et à l'opération. Le deuxième qui se pose généralement pour les passes de finition introduit un troisième critère d'optimisation, la minimisation de la rugosité de surface obtenue, qui présente l'intérêt technologique de l'opération. Dans les deux cas, le coût de production est utilisé comme un critère de jugement supplémentaire car il représente une combinaison linéaire du temps de production et de la consommation en outil. Cependant, la comparaison de l'approche proposée avec d'autres méthodes existantes a démontré ses performances dans la résolution des problèmes non linéaires surtout pour les problèmes comportant plus de deux objectifs.

**Mots clé :** Optimisation multi-objectif ; Algorithmes à essaim de particules ; Tournage ; Conditions de coupe.