

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

Université Mohamed Khider – Biskra
Faculté des Sciences et de la technologie
Département : **Génie Electrique**



جامعة محمد خيضر بسكرة
كلية العلوم و التكنولوجيا
قسم: الهندسة الكهربائية
المرجع: 2012/

Ref :

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

Restauration Adaptative d'Image

Par

Les Méthodes Intelligentes

Présentée par :

Toumi Abida

Soutenue publiquement le : 05 Février 2013

Devant le jury composé de :

Pr. Nourreddine Djedi	Professeur	Président	université de Biskra
Pr. Khier Benmahammed	Professeur	Directeur de thèse	université de Setif
Pr. Boualem Hadad	Professeur	Examineur	université USTHB Alger
Pr. Taleb-Ahmed Abdelmalik	Professeur	Examineur	université de Valenciennes
Dr. Salim Sbaa	M.C.	Examineur	université de Biskra
Dr. Zinedine Baarir	M.C.	Examineur	université de Biskra

Dédicace

A ceux qui le méritent

Remerciements

Je remercie tous ceux qui m'ont aidé et étaient à mes côtés

Un grand merci à tous

Résumé

Dans ce travail on a essayé d'appliquer des techniques évolutionnaires en restauration d'image, et particulièrement l'*Optimisation par Essaim de Particules* (OEP) qui a été utilisée de différentes façons. En premier lieu, on a utilisé l'algorithme OEP de base de deux manières : en restauration locale où l'image constitue l'essaim et les pixels sont les particules de cet essaim, et globale où l'image entière est considérée comme particule et un essaim d'images semblables est construit. On a obtenu des de bons résultats comparés avec d'autres techniques de restauration d'images développées. Comme technique évolutionnaire, l'OEP peut souffrir de l'initialisation, ainsi on a proposé une solution et cela en introduisant la *Fonction d'Efficacité de Recherche* (FER), régie par le *vol de Lévy*, comme étape d'initialisation de l'algorithme OEP. Les résultats obtenus sont très bons ce qui renforce notre choix et notre proposition. L'introduction de cette fonction, FER, a permis d'effectuer une restauration aveugle et les résultats étaient surprenants.

Mots clés : restauration d'image, déconvolution, techniques évolutionnaires, OEP, vol de Lévy, FER.

ملخص

في هذا العمل حاولنا تطبيق التقنيات التطورية في مجال إسترجاع الصور, و بشكل خاص طريقة التحسين بسرب الجسيمات (تسج), هذه الأخيرة التي استخدمت بكيفيات مختلفة. في الحالة الاولى, استخدمنا خوارزمية تسج القاعدية بطريقتين: استرجاع محلي حيث الصورة تمثل السرب و البكسل هم الجسيمات, و استرجاع كلي حيث الصورة هي الجسيم و سرب من الصور المشابهة شكل. تحصلنا على نتائج جيدة مقارنة بتقنيات الاسترجاع المتطورة الاخرى. كتقنية تطورية, تسج قد يعاني من مشكلة الشروط الابتدائية, لحل هذا المشكل اقترحنا ادخال دالة البحث الفعال (دبف) المنبثقة من قانون طيران ليفي كمرحلة ابتدائية لخوارزمية تسج. النتائج المحصل عليها كانت جيدة جدا و هذا ما يعزز اختيارنا و اقتراحنا, ادراج هذه الدالة , دبف, سمح لنا بتنفيذ الاسترجاع التعمى و النتائج كانت مذهلة.

الكلمات الرئيسية: استرجاع الصور, عكس الالتفاف, التقنيات التطورية, تسج, طيران ليفي, دبف.

Abstract

In this work we tried the application of evolutionary techniques on image restoration field, specially the *Particles Swarm Optimization* (PSO) which was used in different ways. First, we have used the basic PSO algorithm in two manners: in local restoration, where the image constitutes the entire swarm and pixels are its particles, and global restoration where the image is considered as particle and a swarm is built by similar ones. We have obtained good results compared with other developed image restoration techniques. As an evolutionary technique, the PSO can suffer from the initialization phase, so we have proposed a solution. In this solution we introduced the *Search Efficiency Function* (SEF), based on *Levy flight*, as initialization step of the PSO. The obtained results were excellent which prove our right choice and contribution. Also the introduction of this function, SEF, has allowed the execution of a blind restoration and the results were surprising.

Keywords: image restoration, déconvolution, evolutionary techniques, PSO, Levy flight, SEF

LISTE DES ABREVIATIONS

OEP *Optimisation par Essaim de Particules* ii

EDP *Equation aux Dérivées Partielles* 3

SNR *Signal to Noise Ratio* 4

CLSE *Constrained Least Square Error* 7

CLS *Constrained Least Square Filter* 7

MRF *Markov Random Field* 13

PSF *Point Spread Function* 17

EM *Expectation Maximisation* 17

FFT *Fast Fourier Transform* 19

DFT *Discret Fourier Transform*..... 19

DCT *Discret Cosine Transform* 19

IA *Intelligence Artificielle* 20

FLC *Fuzzy Logic Controller* 20

AG *Algorithme Génétique* 22

IE *Intelligence en Essaim* 23

PSO *Particle Swarm Optimization* 23

BPSO *Binary Particle Swarm Optimization* 35

CSPSO *Particle Swarm Optimization Combined with Chaotic Search* 35

CF PSO *Particle Swarm Optimization with Constriction Factor* 35

A-CL PSO *Adaptive Comprehensive Learning Particle Swarm Optimization* 35

MQ-B PSO *Modified Quantum-Behaved Particle Swarm* 35

NC PSO *Particle Swarm Algorithm on Normal Cloud*..... 35

SC PSO *Socio-Cognitive Particle Swarm Optimization*..... 35

IM PSO *Particle Swarm Optimization Based on Immune Mechanism* 35

FDR-PSO *Fitness-Distance Ratio based Particle Swarm Optimization* 35

SO PSO *Second-order Oscillating Particle Swarm Optimization* 35

TS-C PSO *Two Stage Composite Particle Swarm Optimization* 35

M PSO *Modified Particle Swarm Optimization* 35

ED PSO *Particle Swarm Optimization based on Equilibrium of Distribution* 35

C PSO *Chaos Particle Swarm Optimization* 35

PSO- LPD *Particle Swarm Optimization using Lévy Probability Distribution* 35

LPS *Lévy Particle Swarm*..... 35

NA PSO *Novel Adaptive Particle Swarm Optimization*..... 35

MPSO- OS&ES <i>Modified Particle Swarm Optimization based on Optimum-Selecting by Probability and Explosive Searching</i>	35
PSO NTVE <i>PSO Method with Nonlinear Time-Varying Evolution</i>	35
IPSO <i>Improved Particle Swarm Optimization</i>	35
MS <i>Multi Swarm</i>	35
AR PSO <i>Attractive and Repulsive Particle Swarm Optimization</i>	35
GC PSO <i>Guaranteed Convergence Particle Swarm Optimization</i>	35
SART PSO <i>Particle Swarm Optimization based on Self-Adaptive Radius Technology</i> ...	35
M-S PSO <i>Multi-Swarm Particle Swarm Optimization</i>	35
IPSO OPF <i>Improved Particle Swarm Optimization Algorithm for Optimal Power Flow</i> ..	35
DE PSO <i>Differential Evolution Particle Swarm Optimization</i>	35
D PSO <i>Dissipative Particle Swarm Optimization</i>	35
LC PSO <i>Life Cycle Particle Swarm Optimization</i>	35
SOC PSO <i>Self Organized Criticality Particle Swarm Optimization</i>	35
S PSO <i>Selection Particle Swarm Optimization</i>	35
B PSO <i>Binary Particle Swarm Optimization</i>	35
M PSO <i>Mutation Particle Swarm Optimization</i>	35
CC PSO <i>Cooperative Particle Swarm Optimization and Cultural Algorithm</i>	35
NF PSO <i>New Fuzzy Particle Swarm Optimization</i>	35
EPSOM <i>Elite Particle Swarm Optimization with Mutation</i>	35
AC PSO <i>Adaptive Chaotic Particle Swarm Optimization</i>	35
RHD PSO <i>Rotative Hybrid Discret Particle Swarm Optimization</i>	35
HCQ PSO <i>Coevolutionary Quantum-behaved Particle Swarm Optimization with Hybrid Cooperative Search</i>	35
DPSO SR <i>Dual Particle Swarm Optimization with Stochastic Ranking</i>	35
SP PSO <i>Simultaneous Perturbation Particle Swarm Optimization</i>	35
APSO <i>Adaptive Particle Swarm Optimization</i>	35
ACO <i>Ants Colony Optimization</i>	35
AIS <i>Artificial Immune Systems</i>	35
BA <i>Bees Algorithms</i>	35
TLC <i>Théorie de la Limite Centrale</i>	41
OFT <i>Optimal Foraging Theory</i>	42
MAC <i>Marches aléatoires corrélées</i>	44
MA <i>Marches aléatoires</i>	44

FER	<i>Fonction d'Efficacité de Recherche</i>	48
SEF	<i>Search Efficiency Function</i>	48
RN	<i>Réseaux de Neurones</i>	49
LF	<i>Logique Floue</i>	49
PSNR	<i>Peak Signal to Noise Ratio</i>	49
MSE	<i>Mean Square Error</i>	49
EFFW	<i>Estimateur Flou pour le Filtre de Wiener</i>	49

LISTE DES FIGURES

Chapitre 1

<i>Figure 1.1. Processus de dégradation d'image</i>	2
<i>Figure 1.2. Processus de restauration d'image</i>	2
<i>Figure 1.3. Image test utilisée</i>	4
<i>Figure 1.4. Image restaurée par filtrage inverse</i>	5
<i>Figure 1.5. Image restaurée par filtrage pseudo inverse</i>	6
<i>Figure 1.6. Image restaurée par filtre CLS directe</i>	8
<i>Figure 1.7. Image restaurée par filtre CLS itératif</i>	8
<i>Figure 1.8. Image restaurée par filtre de Wiener</i>	9
<i>Figure 1.9. Image restaurée par la méthode de Tikhonov- Miler</i>	10
<i>Figure 1.10. Image restaurée par la méthode de Lucy- Richardson</i>	11
<i>Figure 1.11. Quelques types de cliques</i>	14
<i>Figure 1.12. Image restaurée par MRF</i>	15
<i>Figure 1.13. Image restaurée par Ondelette en utilisant Lucy- Richardson</i>	17
<i>Figure 1.14. Image restaurée par Ondelette en utilisant filtre de Wiener</i>	17
<i>Figure 1.15. Image restaurée par Ondelette après dé- bruitage</i>	18

Chapitre 2

<i>Figure 2.1 . Schéma synoptique d'un FLC</i>	20
<i>Figure 2.2. Principe générale des AGs</i>	22
<i>Figure 2.3. Structure d'un neurone artificiel</i>	23
<i>Figure 2.4. Schéma de principe du déplacement d'une particule</i>	25
<i>Figure 2.5. Règles simples d'application locale utilisées dans un e.p.</i>	25
<i>Figure 2.6. Voisinage étoile</i>	26
<i>Figure 2.7. Voisinage Anneau</i>	26
<i>Figure 2.8. Voisinage rayon</i>	27

Chapitre 3

<i>Figure 3.1. Marches aléatoires de Lévy</i>	41
<i>Figure 3.2. Stratégie de recherche intermittente</i>	45
<i>Figure 3.3. Stratégie de recherche</i>	47

Chapitre 4

<i>Figure 4.1. Fonctions d'appartenance des variables d'entrées</i>	51
<i>Figure 4.2. Fonctions d'appartenance de sortie</i>	51

<i>Figure 4.3. Images testes utilisées en restauration floue</i>	52
<i>Figure 4.4. Restauration des images flouées Par : FW et l'EFFW</i>	53
<i>Figure 4.5. Restauration des images flouées et bruitées Par : FW et l'EFFW</i>	54
<i>Figure 4.6. Images restaurées par le RNH, (a) flouée b) flouée et bruitée</i>	55
<i>Figure 4.7. Restauration par AG</i>	56
<i>Figure 4.8. Images tests variées</i>	59
<i>Figure 4.9. Images Résultantes à partir de celles flouées avec OEP</i>	61
<i>Figure 4.10. Images Résultantes à partir de celles flouées et bruitées avec OEP</i>	63
<i>Figure 4.11. Image test pour la restauration locale et globale</i>	66
<i>Figure 4.12. Image obtenue par restauration locale pour une image flouée</i>	66
<i>Figure 4.13. Image obtenue par restauration locale pour une image flouée et bruitée</i> ...	66
<i>Figure 4.14. Image obtenue par restauration globale pour une image flouée</i>	66
<i>Figure 4.15. Image obtenue par restauration globale pour une image flouée et bruitée</i> ...	66
<i>Figure 4.16. Restauration aveugle à partir de celle flouée à base de l'OEP</i>	69
<i>Figure 4.17. Restauration aveugle à partir de celle flouée et bruitée à base de l'OEP</i> ...	69
<i>Figure 4.18. Restauration biphasée à partir de celle flouée</i>	71
<i>Figure 4.19. Restauration biphasée à partir de celle flouée et bruitée</i>	71
<i>Figure 4.20. Restauration biphasée pour l'image saturne avec flou de mouvement</i>	73
<i>Figure 4.21. Restauration biphasée pour l'image portrait avec flou de mouvement</i>	73
<i>Figure 4.22. Restauration biphasée pour l'image saturne avec f.m. + bruit</i>	74
<i>Figure 4.23. Restauration biphasée pour l'image portrait avec f.m. + bruit</i>	74
<i>Figure 4.24. Restauration biphasée pour l'image Saturne avec flou circulaire</i>	75
<i>Figure 4.25. Restauration biphasée pour l'image Portrait avec flou circulaire</i>	76
<i>Figure 4.26. Restauration biphasée pour l'image Saturne avec f.c. + bruit</i>	76
<i>Figure 4.27. Restauration biphasée pour l'image Portrait avec f.c. + bruit</i>	77
<i>Figure 4.28. Restauration biphasée pour l'image Saturne avec flou de Prewitt</i>	77
<i>Figure 4.29. Restauration biphasée pour l'image Portrait avec flou de Prewitt</i>	78
<i>Figure 4.30. Restauration biphasée pour l'image Saturne avec f.P. + bruit</i>	79
<i>Figure 4.31. Restauration biphasée pour l'image Portrait avec f.P. + bruit</i>	79
<i>Figure 4.32. Restauration biphasée pour différents bruits additifs, $\sigma^2=0.002$</i>	83
<i>Figure 4.33. Restauration biphasée pour différents bruits additifs, $\sigma^2=0.02$</i>	83

LISTE DES SYMBOLES

g	Image dégradée	2
f	Image originale	2
h	Réponse impulsionnelle du filtre de dégradation	2
n	Bruit additif	2
H	Matrice de dégradation	2
$N \times M$	Dimensions de la matrice	2
\hat{f}	Image restaurée	3
h^{-1}	Réponse impulsionnelle du filtre de restauration	3
σ	Variance de flou gaussien	4
μ_n	Moyenne du bruit blanc	4
σ_n	Variance du bruit blanc	4
h_i	Inverse de la fonction de dégradation h	4
δ	Impulsion de Dirac	4
\underline{f}	Transformée de Fourier de l'image restaurée	5
\underline{g}	Transformée de Fourier de l'image dégradée	5
\underline{n}	Transformée de Fourier du bruit additif	5
\underline{H}	Transformée de Fourier de la matrice de dégradation	5
S	Seuil du filtre pseudo- inverse	6
d	Distance entre l'image originale et l'image restaurée	6
$\ \cdot \ ^2$	Norme au carrée	6
C	Matrice de contrainte du bruit	7
c	Eléments de la matrice C	7
λ	Facteur de régularisation	7
J	Fonction coût ou fitness	7
$E\{ \ \cdot \ ^2 \}$	Estimation de la moyenne statistique	9
\underline{H}^*	Conjuguée de \underline{H}	9
\underline{S}_{ff}	Densité spectrales de puissance de f	9
\underline{S}_{nn}	Densité spectrale de puissance de n	9
β	Coefficient d'accélération	10
α_{max}	La plus grande valeur singulière de la matrice $H^T H + \lambda C^T C$	10
Q_0	Solution initiale pour l'algorithme itératif de Lucy- Richardson	11
F	Ensemble de variables aléatoires	13

Ω	Espace d'état de champ aléatoire F	13
G	Ensemble de tous les niveaux de gris possibles pour un pixel	13
P	Distribution de la probabilité	13
Z	Constante de normalisation	13
U	Fonction d'énergie	13
C	Ensemble des cliques	14
V_c	Potentiel de clique	14
T	Constante	14
\min_f	Minimum par rapport au variable f	15
w	Poids du réseau neuronal	23
e	Entrées du réseau neuronal	23
θ	Seuil du réseau	23
s	Sortie du réseau.....	23
φ	Fonction d'activation du réseau	23
x_i	Position actuelle de la particule i	28
v_i	Vitesse courante de la particule i	28
y_i	Meilleure position personnelle de la particule i	28
\hat{y}_i	Meilleure position de voisinage de la particule i	28
$pbest$	Particle Best performance	29
$gbest$	Global Best performance	29
ρ_1, ρ_2	Valeurs aléatoires positives.....	30
c_1, c_2	Constantes représentant des accélérations positives	31
r_1, r_2	Variables aléatoires uniformes	31
V_{max}	Vitesse maximale	31
k	Coefficient de constriction	32
w	Facteur d'inertie	32
dl	Densité de localisation sera appelée	38
E	Espace de recherche	38
$\varphi(x)$	Valeur de l'effort de recherche en x	39
Φ	Effort global de recherche.....	39
$p(\varphi(x))$	Probabilité de détection locale	39
$q(t)$	Probabilité de non-détection.....	39
\bar{t}	Temps moyen avant détection	40
$P(l_j)$	Distribution de Lévy générale	41

l_j	Longueur du $i^{\text{ème}}$ segment de vol	41
μ	Exposant de Lévy	46
r_v	Vision directe	46
$\eta(\mu)$	Fonction de recherche efficace	47
$\langle l \rangle$	Longueur moyenne du segment de vol	47
N_l	Nombre moyen des segments traversés par la particule exploratrice.....	47
N_d	Nombre moyen des vols pour une recherche destructive	48
N_n	Nombre moyen des vols pour une recherche non destructive	48
K	Diffusivité	48

LISTE DES TABLEAUX

<i>Tableau 4.1. Les variables linguistiques utilisées</i>	50
<i>Tableau 4.2. Base des règles utilisées</i>	53
<i>Tableau 4.3. Résumé des résultats de PSNR obtenu par LF</i>	54
<i>Tableau 4.4 Résumé des résultats de PSNR obtenu RN</i>	55
<i>Tableau 4.5 Résumé des résultats de PSNR[dB] obtenus par AG</i>	56
<i>Tableau 4.6. PNSR résultants par OEP pour images flouées</i>	61
<i>Tableau 4.7. PNSR résultants par OEP pour images flouées et bruitées</i>	63
<i>Tableau 4.8. Tableau récapitulatif des PSNR de techniques de restauration d'image</i>	67
<i>Tableau 4.9. Résultats PNSR de la restauration aveugle à base de l'OEP</i>	69
<i>Tableau 4.10. Résultats PNSR de la restauration biphasée</i>	72
<i>Tableau 4.11. Résultats PNSR de la restauration biphasée multi-flous</i>	80
<i>Tableau 4.12. Résultats PNSR [dB] de la restauration biphasée pour bruits différents</i>	84

SOMMAIRE

Liste des abréviations	I
Liste des figures	IV
Liste des symboles	VI
Liste des tableaux	IX
INTRODUCTION GENERALE	i
CHAPITRE 1. ETAT D'ART	
1. INTRODUCTION.....	1
2. DEFINITIONS DE LA RESTAURATION D'IMAGE	1
3. METHODES ET APPROCHES DE LA RESTAURATION D'IMAGE	3
3.1. Techniques Déterministes de la Restauration d'Image	3
3.2. Techniques Stochastiques de la Restauration d'Image	3
4. METHODES DE RESTAURATION RECEMMENT DEVELOPPEES	19
5. CONCLUSION	19
CHAPITRE 2. TECHNIQUES D'INTELLIGENCE ARTIFICIELLE	
1. Introduction	20
2. Techniques d'intelligence artificielle	20
2.1. La logique floue	20
2.2. Les algorithmes génétiques	21
2.3. Les réseaux de neurones	22
2.4. Intelligence en Essaim	23
2.4.1. L'Optimisation par Essaim Particulaire (OEP)	23
2.4.2. Description informelle	24
2.4.3. Voisinage	26
2.4.4. Algorithme OEP	27
2.4.5. Paramètres de l'algorithme	31
2.4.6. Inconvénients de l'OEP	33
2.4.7. Améliorations apportées à l'OEP	34
2.4.8. Quelques Variantes de l'OEP	34

3. Conclusion	36
---------------------	----

CHAPITRE 3. STRATEGIE DE RECHERCHE OPTIMALE

1. Introduction	37
2. Historique	37
3. Définition des grandeurs physiques	38
3.1. La probabilité de localisation de la cible	38
3.2. La densité de l'effort de recherche	38
3.3. La probabilité de détection locale	39
3.3.1. La probabilité de détection exponentielle	39
3.3.2. Le paramètre de visibilité	40
4. Marches aléatoires	40
4.1.1. La marche aléatoire brownienne	40
4.1.2. La marche de Levy	41
5. Recherche aléatoire	42
6. Types de stratégies de recherche	42
6.1.1. Stratégie de recherche systématique	43
6.1.2. Stratégie de recherche aléatoire	43
6.1.3. Stratégie de recherche basée sur le mouvement de Lévy	43
6.1.4. Stratégie de recherche basée sur les marches aléatoires corrélées	44
6.1.5. Stratégie de recherche intermittente	44
7. Modèle de recherche de vol de Lévy	45
7.1.1. La recherche non destructive	46
7.1.2. La recherche destructive	46
7.1.3. La fonction d'efficacité de recherche	47
7.1.4. Stratégies de recherche efficace pour les chercheurs communicateurs ...	48
8. Conclusion	48

CHAPITRE 4. APPLICATION

1. Introduction	49
2. Partie I : Utilisation des anciennes techniques de Softcomputing	49
2.1. L'utilisation de la logique floue	49
2.2. L'utilisation des réseaux de neurones	55

2.3. L'utilisation des algorithmes génétiques	56
3. Partie II : Utilisation de l'OEP	57
3.1. Généralités	57
3.2. Algorithme de Restauration Proposé	57
3.3. OEP en Restauration locale & globale	64
3.4. OEP en restauration aveugle	69
3.5. Restauration biphasée	71
3.6. Restauration biphasée avec différents types de flous	73
3.7. Restauration biphasée avec différents types de bruits	82
4. Conclusion	85
CONCLUSION GENERALE	86
REFERENCES	89
ANNEXE 1	a
ANNEXE 2	b
ANNEXE 3	d

Introduction Générale

Introduction générale

La restauration d'image est une étape très importante dans le processus de traitement d'image. Cette étape est généralement classée comme prétraitement. Cette dernière très nécessaire pour effectuer les différents traitements que peut subir une image, car celle-ci, pendant sa capture peut être, dans la plus part des cas, sujette à des dégradations qui conduisent aux manques d'informations utiles qu'elle contenait et qui sont d'une grande importance.

Au cours des années 50 et début de 60, une grande importance a été attribuée aux techniques numériques de restauration d'images, et cela est dû essentiellement à la mauvaise qualité des images que les astronautes prélevés. Cette qualité est influencée par plusieurs causes qui peuvent être, soit l'appareil de prise de vue, soit l'opérateur, soit l'objectif, ou même les turbulences atmosphériques. Avec le développement technologique plusieurs domaines vitaux (médical, militaire, ...etc.) essaient d'en profiter de cette technologie, et principalement le domaine de l'imagerie, ce qui nécessite automatiquement des outils de plus en plus sophistiqués qui répondent aux besoins des opérateurs. Ces outils doivent être de haute qualité et posséder de très bonnes techniques de traitement d'image, et on s'intéresse tout spécialement à celles de restauration. Et c'est là que se situe notre travail de thèse.

Dans ce cadre, notre mémoire de thèse est constitué de quatre parties essentielles :

- Le chapitre état d'art qui rassemble de façon la plus exhaustive les techniques de restauration les plus utilisées, les plus ainsi que les dégradations existantes ;
- Un chapitre sur les outils de softcomputing que l'on va utiliser et introduire pour la restauration d'image : la logique floue, les réseaux de neurones, les algorithmes

génétiques, et plus particulièrement, notre première contribution dans ce domaine, l'algorithme d'optimisation par essaim de particules (OEP). On présente d'abord sa version de base ainsi que quelques unes de ses variantes qui ont été développées depuis son apparition.

- Un chapitre sur les stratégies de recherche optimales. Puisque l'opération de restauration a été convertie en un problème d'optimisation, une stratégie de recherche optimale pour trouver la solution est nécessaire. On s'intéresse à celle basée sur le vol de Lévy, et c'est notre deuxième contribution. C'est un outil probabiliste qui modélise le mouvement aléatoire des particules, des insectes et des animaux, que l'on va introduire dans l'algorithme OEP pour améliorer son comportement et rendement.
- Le chapitre application qui contient la validation des outils et méthodes que nous avons proposées dans les chapitres précédents et les comparaisons avec les approches existantes.
- Et finalement une conclusion générale avec quelques perspectives qui peuvent être l'objet de futurs travaux.

Chapitre 1

Etat de l'art de la restauration d'image

Objectif

L'objectif de ce chapitre est de définir la restauration d'image, les flous les plus fréquents, ainsi que les techniques conventionnelles de restauration d'image. Ce chapitre a aussi pour objectif de montrer les avantages et les inconvénients des méthodes de restauration présentées, ainsi justifié le choix des techniques d'intelligence artificielle qui constituent les outils principales de la présente thèse.

1. Introduction

L'information visuelle confronte plusieurs problèmes durant son traitement parmi : la restauration qui constitue une étape très importante du coté qualité visuelle ou autres traitements tel que la segmentation ou la compression...etc.

Les techniques digitales de la restauration d'image ont été développées dans les programmes spatiaux durant les années 50 et débuts 60. Ces techniques étaient des outils efficaces pour l'amélioration des images obtenues par les différentes missions planétaires en ce temps là, qui ont été sujettes à plusieurs dégradations photographiques causées par le matériel d'imagerie (ou de prise de vue). Ces images dégradées manquant d'informations significatives. C'est là que survient le besoin de rétablir l'information à partir des images dégradées.

La restauration d'image a trouvé une large plage d'application. Commenant par les images spatiales et astronomiques, passant par les images médicales et arrivant ces dernières années au septième art, les enquêtes policières et les services militaires.

Le nombre considérable des domaines d'applications des techniques de restauration révèle et reflète l'importance de cette opération dans la technologie de traitement d'images.

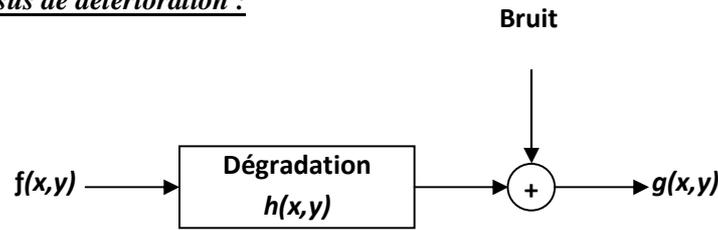
2. Définitions de la restauration d'image : [17], [33], [35], [39], [49]

Définition N°1 :

Restaurer une image consiste à essayer de compenser les dégradations subies par cette image.

Définition N°2 :

L'action de recouvrir l'image originale à partir de l'image dégradée en se basant sur des connaissances sur les conditions de dégradation, tels que la réponse impulsionnelle du système de détérioration, et la nature et la sévérité du bruit, est appelée la restauration d'image.

Modèle du processus de détérioration :**Principe :** [17]**Figure 1.1.** Processus de dégradation d'image

$$g(x, y) = h(x, y) * f(x, y) + n(x, y) \quad (1.1)$$

Où h : représente la réponse impulsionnelle du processus de détérioration

g , f et n représentent respectivement : L'image dégradée, l'image originale et le bruit additif introduit par le système.

En notation discrète, la convolution est formulée comme suit :

$$g(x, y) = \sum_{k=1}^M \sum_{l=1}^N [h(x-k; y-l)f(k, l)] + n(x, y) \quad (1.2)$$

En notation matricielle le processus devient :

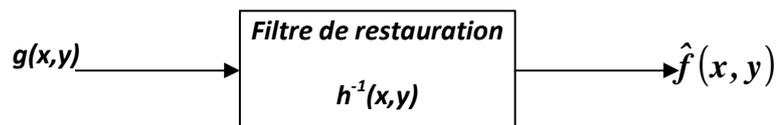
$$g = H \times f + n \quad (1.3)$$

Notons que, g , f et n sont des matrices $N \times M$

Cette représentation linéaire de processus nécessite que la détérioration soit stationnaire (invariante dans le temps), cela veut dire que l'image est dégradée de la même façon à n'importe quelle location. Ainsi H est une matrice de convolution linéaire car la majorité des techniques de restauration déterministes utilisent des filtres linéaires.

Modèle du processus de restauration :

le processus d'obtention de l'image originale à partir de celle dégradée est nommé restauration d'image. Ainsi le principe de ce processus est présenté par la figure 1.2 :

**Figure 1.2.** Processus de restauration d'image

Où h^{-1} : est le filtre de restauration, $\hat{f}(x, y)$: est l'image restaurée

Ce filtre de restauration peut prendre plusieurs formes selon la technique de restauration choisie pour effectuer cette opération.

3. Méthodes et approches de la restauration d'image : [17], [33], [35], [39], [49]

Les techniques de restauration d'image sont nombreuses et peuvent être classés sous deux classes.

a. Les approches déterministes : se sont des techniques basées sur les résultats du traitement du signal unidimensionnel. Puisque l'image est prise comme un signal à deux dimensions ces techniques sont applicables. On distingue :

- Les méthodes directes : on peut citer : le filtrage inverse, le filtrage pseudo- inverse, le filtre de Wiener.
- Les méthodes itératives : on peut citer : méthode de « Lucy- Richardson » la méthode des approximations successives de « Tikhonov- Miller », Approches itératives par EDP.
- Les méthodes à base d'erreur quadratiques avec contraintes : on peut citer : les méthodes du maximum de vraisemblance, les méthodes à approche bayésienne, l'estimation de Wiener, le Filtre de Kalman, ...etc.

b. Les approches stochastiques : Ces techniques s'intéressent à la nature spatiale non stationnaire de l'image, au cas variant de la fonction de dégradation, au cas où la fonction de dégradation est inconnue (Restauration aveugle), on peut citer : l'approche Bayésienne, les champs et chaînes de Markov, les recuits simulés, etc.

On va faire passer en revue les principales méthodes, les tester, marquer leurs avantages et inconvénients afin de justifier la solution que nous avons choisi d'utiliser.

La présentation des différentes techniques de restauration d'image est accompagnée d'une application pratique de ces techniques sur des images dégradées. Cette application permet de justifier les limitations de leur utilisation. Ainsi, on a besoin d'image test pour réaliser cette opération, la figure 1.3 présente cette image.

Image test utilisée :

Voici un exemple d'image dégradée par un flou gaussien où l'écart- type $\sigma=0.5$, pour tester les algorithmes étudiés.

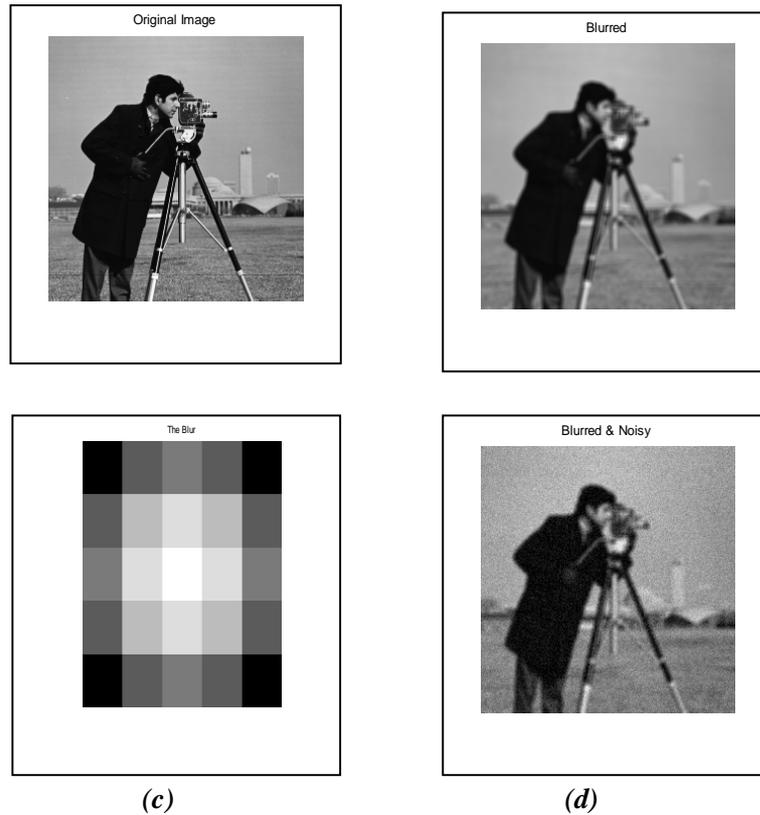


Figure 1.3. (a) image originale, (b) image dégradée par un flou gaussien, $\sigma=0.5$ et $SNR = 4.0994$, (c) le flou gaussien, (d) image dégradée et bruitée par un bruit blanc de moyenne $\mu_n=0$ et variance $\sigma_n=0.002$ et un $SNR = 0.7026$.

3.1. Les Techniques Déterministes de la Restauration d'Image : [17], [33], [35], [39], [49]

3.1.1. Méthodes d'inversion directe : [17], [35]

a. filtrage Inverse :

Un filtre inverse est un filtre linéaire, dont la réponse impulsionnelle h_i est l'inverse de la fonction de dégradation h , dans ce sens,

$$h_i(x, y) * h(x, y) = \delta(x, y) \quad (1.4)$$

Alors, en notation matricielle,

$$H_i \cdot H = 1 \Rightarrow H_i = \frac{1}{H} \Rightarrow H_i = H^{-1} \quad (1.5)$$

Ainsi de l'équation (1.3), l'image originale, par approche algébrique, est donnée comme suit :

$$\hat{f} = H^{-1}(g - n) \quad (1.6)$$

\hat{f} : est l'image estimée de l'image originale f .

- dans le cas où H est symétrique, alors elle est non inversible (déterminant nul) on procède dans l'espace de Fourier :

$$\underline{\hat{f}} = \frac{\underline{g} - \underline{n}}{\underline{H}} \quad (1.7)$$

Où : $\underline{\hat{f}}$, \underline{g} , \underline{n} et \underline{H} les transformées de Fourier de \hat{f} , g , n et H respectivement.

Avantage : simplicité de calcul.

Inconvénients :

1/ H est une matrice creuse (pleine de zéros) alors \underline{H} l'est aussi.

Ainsi des valeurs nulles de \underline{H} produisent des valeurs erronées de $\underline{\hat{f}}$, alors l'impossibilité d'inverser la matrice H est le premier obstacle rencontré.

2/ Même si H est inversible, l'inversion des valeurs faibles de \underline{H} implique une amplification du bruit et l'image ainsi obtenue est complètement bruitée.



Figure 1.4. Image restaurée par filtrage inverse, (a) flouée, (b) flouée et bruitée, avec $SNR = 1.1860$ pour les deux cas.

b. filtre pseudo inverse :

Pour remédier au problème d'inversion de \underline{H} évoqué en première méthode et à partir de l'équation (1.5). Pour éviter l'inversion des valeurs nulles et celles faibles de \underline{H} , on substitue un seuil prédéfini et on procède de la manière suivante :

Soit s le seuil prédéfini : [33]

Si $H(x, y) > s$ alors inverser $H(x, y)$.

Si $H(x, y) < s$ alors $H^{-1}(x, y) = s$.



Figure 1.5. Image restaurée par filtrage pseudo inverse avec un seuil $S=11$, (a) flouée, b) flouée et bruitée, avec $SNR = 1.1860$ pour les deux cas.

3.1.2. Méthodes basées sur une fonction de coût quadratique :

Pour éviter les problèmes causés par les méthodes d'inversion du processus de détérioration, une fonction de coût quadratique est développée. Le minimum de celle-ci correspond à la solution de la restauration. Ainsi le but de cette technique est de réduire la distance d entre l'image originale f et l'image résultante \hat{f} :

$$d = \|f - \hat{f}\|^2 \Leftrightarrow d = \|g - H \times \hat{f}\|^2$$

Démonstration :

Puisque $g = H \cdot f + n$.

Et le but est d'obtenir une image proche de f , ainsi elle doit vérifier l'équation (1.3).

Alors, $\hat{g} \approx H \times \hat{f} + n$

$$d = \|g - \hat{g}\| \Rightarrow d = \|g - H \times \hat{f}\|^2$$

$$\Rightarrow d = \|H \times f + n - H \times \hat{f} - n\|^2$$

$$\Rightarrow d = \|H\|^2 \times \|f - \hat{f}\|^2$$

Pour des raisons de simplification on assume que : $d = \|f - \hat{f}\|^2$

En plus on vise à réduire ou à la suppression de bruit, alors on ajoute une contrainte de bruit formulée par le terme $\|C \times \hat{f}\|^2$.

C : Matrice $M \times N$ associée à l'opérateur passe-haut $c(x, y)$ qui représente la contrainte de bruit imposée.

L'action de suppression du bruit est régularisée par un facteur $\lambda \in [0,1]$ dit paramètre de régularisation.

Ainsi la fonction de coût globale, dite fonction de coût avec contrainte CLSE (Constrained Least Square Error), est :

$$J(\hat{f}) = \frac{1}{2} \|g - H \times \hat{f}\|^2 + \frac{1}{2} \lambda \|C \times \hat{f}\|^2 \quad (1.8)$$

$$\begin{aligned} \text{On a : } \|g - H \times \hat{f}\|^2 &= (g - H \times \hat{f})^T (g - H \times \hat{f}) \\ &= \|g\|^2 - 2g^T \times H \times \hat{f} + \hat{f}^T \times H^T \times H \times \hat{f} \end{aligned} \quad (1.9)$$

et

$$\|C \times \hat{f}\|^2 = (C \times \hat{f})^T (C \times \hat{f}) = \hat{f}^T \times C^T \times C \times \hat{f} \quad (1.10)$$

Ainsi on obtient :

$$J(\hat{f}) = \frac{1}{2} \hat{f}^T \times (H^T \times H + \lambda C^T \times C) \times \hat{f} - g^T \times H \times \hat{f} + \frac{1}{2} \|g\|^2 \quad (1.11)$$

a. Le filtre CLS directe :

Pour avoir notre image résultante on procède à la dérivation de la fonction coût, équation (1.11) par rapport à \hat{f} et l'annulation de la dérivée pour avoir la solution \hat{f} .

Ainsi on trouve \hat{f} :

$$\frac{\partial J(\hat{f})}{\partial \hat{f}} = 0 \quad (1.12)$$

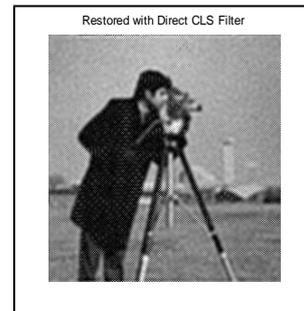
$$\hat{f} = 2(H^T \times H + \lambda C^T \times C)^{-1} \times H^T \times g \quad (1.13)$$

Inconvénient :

Comme H et C sont symétriques on abouti au même problème que dans le filtrage inverse. De même on travaille dans l'espace de Fourier, puis on introduit un seuil d'inversion comme dans le filtre pseudo inverse.



(a)



(b)

Figure 1.6. Image restaurée par filtre CLS directe avec $\lambda=0.02$, (a) flouée avec $SNR = 4.4986$,
b) flouée et bruitée, avec $SNR = -5.9177$.

Solution :

On cherche la solution en utilisant des approches itératives pour ne plus avoir à manier l'inversion.

b. CLS itératif :

Dans cette méthode l'équation (1.11) $J(\hat{f})$ est minimisée par un traitement itératif, elle peut avoir plusieurs formes. Soit la forme :

$$\begin{cases} f_0 = g \\ \hat{f}_{t+1} = \hat{f}_t + [H^T g - (H^T H + \lambda C^T C) \hat{f}_t] \end{cases} \quad (1.14)$$

Où $H^T g - (H^T H + \lambda C^T C) \hat{f}_t$ c'est le terme d'erreur entre \hat{f} et f .

L'arrêt de l'algorithme peut être contrôlé soit par l'erreur entre l'image originale et celle estimée, soit par le nombre d'itérations, ... etc.



Figure 1.7. Image restaurée par filtre CLS itératif avec $\lambda=0.9$, (a) flouée avec $SNR = 4.0994$, b)
flouée et bruitée, avec $SNR = 0.7337$.

c. Filtre de Wiener :

Le filtre de Wiener est basé sur une approche stochastique dans la quelle la fonction coût (1.9) est remplacée par une estimation de la moyenne statistique de l'erreur entre f et \hat{f} :

$$E\left\{\|f - \hat{f}\|^2\right\} \quad (1.15)$$

L'image \hat{f} qui minimise (1.9) est donnée par le filtre de Wiener formulé dans l'espace de Fourier, comme suit :

$$\hat{f} = \frac{\underline{S}_{ff} \underline{H}^*}{\underline{S}_{ff} |\underline{H}|^2 - \underline{S}_{nn}} \cdot \underline{g} = \frac{1}{\underline{H}} \cdot \frac{|\underline{H}|^2}{|\underline{H}|^2 - \frac{\underline{S}_{nn}}{\underline{S}_{ff}}} \cdot \underline{g} \quad (1.16)$$

\underline{H}^* : La conjuguée de \underline{H} .

\underline{S}_{ff} Et \underline{S}_{nn} : les densités spectrales de puissance de f et n respectivement.

$\underline{S}_{ff} = \frac{1}{MN} [\underline{g} \times \underline{g}^*]$ Vu que f est inconnue, \underline{S}_{ff} est calculée à partir de l'image dégradée.

De plus le terme $\frac{\underline{S}_{nn}}{\underline{S}_{ff}}$ est généralement remplacé par une constante $\beta = 2\sigma_n^2$ où σ_n^2 est la variance

du bruit additif.

Inconvénient :

Le filtre de Wiener exige des connaissances à priori sur le bruit additif (\underline{S}_{nn}) et l'image originale (\underline{S}_{ff}) dont la plus part des cas on ne dispose pas, ce qui contraint à les substituer par des valeurs approximatives (ex. : $\underline{S}_{nn} \approx \sigma_n^2$ et $\underline{S}_{ff} \approx \underline{S}_{gg} - \sigma_n^2$) [17], ce qui réduit la qualité d'image résultante.

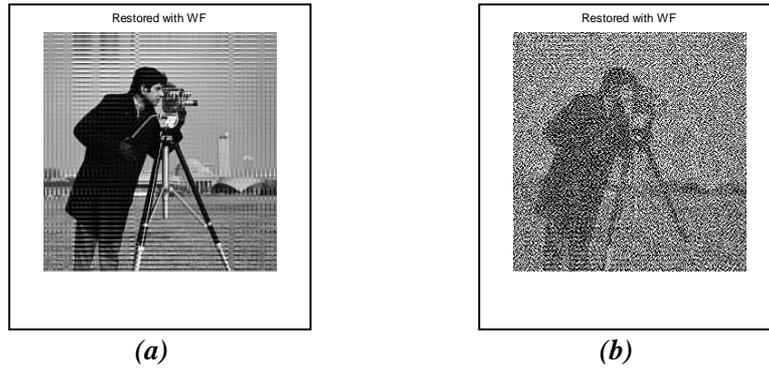


Figure 1.8. Image restaurée par filtre de Wiener, (a) flouée avec $SNR = -5.3706$, b) flouée et bruitée, avec $SNR = -21.8618$.

d. la méthode de Tikhonov- Miler (Méthode des approximations successives).

Cette méthode est basée sur l'application du procédé des approximations successives dans l'estimation de \hat{f} , elle est formulée par :

$$\begin{cases} \hat{f}_0 = \beta H^T g \\ \hat{f}_{t+1} = \hat{f}_t + \beta [H^T g - (H^T H + \lambda C^T C) \hat{f}_t] \end{cases} \quad (1.17)$$

Pour assurer la convergence β est conditionné par : $0 < \beta < \frac{2}{\alpha_{\max}}$

Il est souvent pris $\beta = \frac{2}{\alpha_{\max}} - 0,1$

α_{\max} : est la plus grande valeur singulière de la matrice $H^T H + \lambda C^T C$

Avantage :

On ne retrouve plus le problème d'inversion

Inconvénient :

La grande influence du choix de la valeur de λ sur l'algorithme de calcul et sur l'image résultante.



Figure 1.9. Image restaurée par la méthode de Tikhonov- Miler, (a) flouée avec $SNR=-17.3017$, b) flouée et bruitée avec $SNR= -17.3021$.

e. Méthode de Lucy- Richardson :

C'est une solution itérative des modèles Bayésiens. Cet algorithme est principalement utilisé dans l'imagerie astronomique et spatiale. Il est formulé comme suit :

$$\begin{cases} Q_t(x, y) = h(x, y) \cdot \hat{f}_t(x, y) \\ \hat{f}_{t+1}(x, y) = \hat{f}_t(x, y) \cdot \left[\frac{g(x, y)}{Q_t(x, y)} \cdot h^T(x, y) \right] \end{cases} \quad (1.18)$$

Avec : $Q_0(x, y) = g(x, y)$

Avantage :

On ne retrouve plus le problème d'inversion

Inconvénients :

- La grande sensibilité de cette méthode au bruit ;
- Même dans le cas d'image non bruitée, l'image obtenue souffre de quelques distorsions (effets de bords).

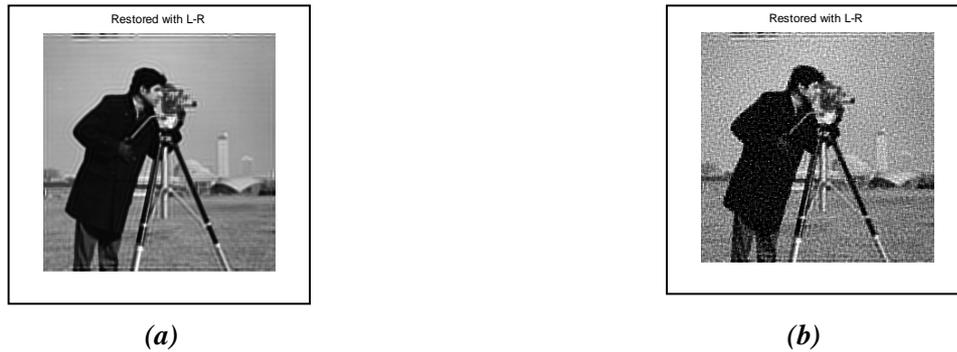


Figure 1.10. Image restaurée par la méthode de Lucy- Richardson après 10 itérations, (a) flouée avec $SNR = 3.7169$, b) flouée et bruitée avec $SNR = -2.9828$.

3.1.3. Discussion des résultats obtenus:

On voit que ces techniques sont économes en temps et même la qualité visuelle obtenue par quelques méthodes peut être acceptable, voir figure 1.4 et figure 1.5 (filtrage inverse et pseudo inverse). Mais ce n'est pas toujours le cas. Car les techniques directes telles que le filtre inverse ou pseudo inverse ne sont pas toujours réalisable à cause du problème d'inversion de la matrice de dégradation.

Pour les techniques basées sur une fonction de coût quadratique, dans le cas des techniques directes telles que le filtre CLS directe ou le filtre de Wiener on voit que l'image obtenue est de qualité inférieure voir figure 1.6.a et figure 1.8.a et mêmes ces technique posent le même problème d'inversion de la matrice ($H'H + \lambda C'C$) lorsque H et C sont singulières (déterminants nulles). Pour les techniques itératives qui ont été conçu pour résoudre le problème causé par l'inversion, dans celles-ci, les images obtenues sont des solutions à une certaine fonction coût où des contraintes sont imposées. Cette introduction a nécessité l'utilisation d'un paramètre dit de régularisation (λ), ce dernier qui a une grande influence sur la qualité visuelle d'image, voir figure 1.7.a, figure 1.9.a et figure 1.10.a, pour la fig.1.9.a qui est d'une qualité très mauvaise, et dans certains cas sur le fonctionnement de la technique. Les résultats discutés sont ceux obtenus sans l'introduction du bruit.

Après l'introduction du bruit, on voit que ces techniques lui sont très sensibles et cela est très clair sur les figures de 1.7.b à 1.10.b, car il n'est pas totalement supprimé. On remarque que le filtrage inverse et pseudo inverse donnent des images de bonne qualité, cela est dû à la simulation car le bruit a été ajouté puis supprimé.

Maintenant si on discute les résultats de côté rapport signal sur bruit (SNR). Le filtrage inverse et pseudo inverse ont donné le même SNR dans les deux cas, bruité et non bruité, le bruit n'intervient pas car il a été éliminé par soustraction en programmation. Pour le filtre CLS directe, le SNR de cas non bruité est meilleur que celui de filtrage inverse et pseudo inverse. Cette technique est sensible au bruit

selon le SNR obtenu dans ce cas. En ce qui concerne le CLS itératif, le SNR du cas non bruité peut être considéré comme acceptable comparé avec d'autres techniques, mais on remarque que le cas bruité a donné un SNR meilleur que celui de SNR directe. Le SNR obtenu pour le filtre de Wiener mauvais surtout dans le cas de l'image bruitée. Dans le cas de restauration par la méthode de Tikhonov- Miller, en plus de la mauvaise qualité visuelle, le SNR aussi n'est pas bon et presque le même dans les deux cas. Finalement pour la méthode de Lucy- Richardson, celle-ci a donnée un SNR acceptable dans le cas non bruité et un mauvais SNR pour le cas bruité, mais meilleur par rapport à d'autres techniques déjà vues.

3.1.4. Conclusion:

Ce qu'on peut conclure d'après les résultats obtenus par ces techniques, c'est que malgré la simplicité de leur implémentation sur ordinateur et leur temps de calcul rapide, ne sont pas toujours opérables, car elles peuvent ne pas être fonctionnelles (comme le problème d'inversion) cela est dû parfois au phénomène de dégradation lui-même. Mais en résolvant le problème d'inversion on se trouve face à d'autres types de problèmes comme la mauvaise qualité visuelle d'images obtenues, mauvais SNR, ou la sensibilité de ces techniques au bruit. Pour ce fait autres types de techniques doivent être envisageables pour avoir de meilleurs résultats.

3.2. Techniques Stochastiques de la Restauration d'Image

3.2.1. Restauration d'image par champs aléatoires de Markov: ([38], [46], [49], [68])

a. Introduction :

Le modèle des champs aléatoires de Markov (Markov Random Field : MRF) est une des approches les plus puissantes dans la restauration d'image. Geman and Geman ont proposé un cadre de travail Bayésien pour la restauration d'image en utilisant les MRF. Leur utilisation permet l'intégration de quelques notions probabilistes générales. Puisque la valeur du pixel d'une image n'est pas indépendante mais possède des dépendances spatiales avec les valeurs de ses voisins, alors la notion de voisinage ou le contexte spatial est largement exploité pour avoir plus d'informations sur chaque pixel de l'image ce qui facilite son traitement.

Les MRF donnent une description appropriée sur les interactions entre pixels voisins (notion de cliques) ce qui offre plus de contrôle sur le lissage des images résultantes.

b. Formulation MRF pour la restauration d'image :[38]

Soit $F = \{F_{ij} / (i, j) \in S\}$ présente l'ensemble de variables aléatoires.

S est l'ensemble de tous les sites ou classes de l'image. Dans notre cas c'est l'ensemble de tous les pixels de l'image.

Où chaque variable aléatoire F_{ij} prend la valeur f_{ij} dans G .

Dans notre cas G : représente l'ensemble de tous les niveaux de gris possibles pour un pixel.

Soit Ω l'espace d'état de champ aléatoire F qui est considéré comme un champ de Markov aléatoire sur S en respectant le système de voisinage N si et seulement si :

$$\forall f \in \Omega \quad P(F = f) > 0$$

Et :

$$P(F_{ij} = f_{ij} / F_{kl} = f_{kl}, (k,l) \in S - \{(i,j)\}) = \{ P(F_{ij} = f_{ij} / F_{kl} = f_{kl}, (k,l) \in N_{(i,j)}) \} \quad (1.19)$$

Forme le théorème de Hammersley- Clifford.

La distribution de la probabilité jointe d'un MRF peut être écrite comme la distribution de Gibbs.

$$P(F = f) = \frac{1}{z} \exp(-U(f)), \forall f \in \Omega \quad (1.20)$$

Où : $z = \sum_{f \in \Omega} \exp(-U(f))$ est une constante de normalisation.

- $U(f)$ est la fonction d'énergie définie par :

$$U(f) = \sum_{c \in C} V_c(f_{ij}, (i,j) \in C) \quad (1.21)$$

où $C = C_1 \cup C_2 \cup C_3 \dots$: est l'ensemble des cliques, et V_c : le potentiel de clique associé au clique C .

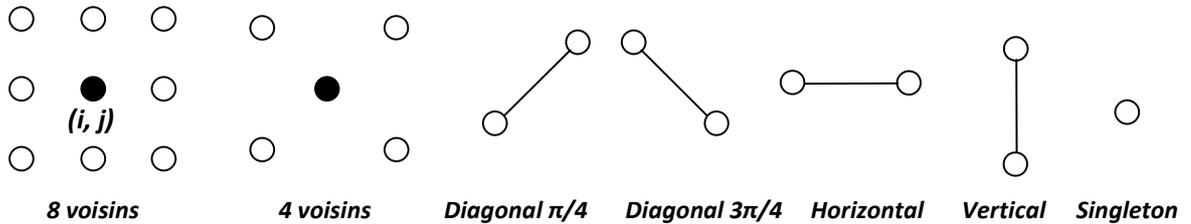


Figure 1.11. Quelques types de cliques

Pour la restauration d'image un modèle MRF complet peut être construit en définissant un MRF, F , pour l'image, et MRF booléen, L , pour les processus des lignes.

La probabilité antérieure peut être définie comme suit :

$$P(F = f, L = l) = \frac{1}{z} \exp(-U(f, l)) / T \quad (1.22)$$

$$\text{Où } U(f, l) = \sum_{c \in C} V_c(f, l) \quad \text{et} \quad z = \sum_{(f,l)} \exp(-U(f, l))$$

T est une constante qui peut être prise un (1) pour la simplicité des calculs.

$U(f, l)$ est l'énergie antérieure, c 'est une constante de lissage sur l'image et le processus de ligne.

Soit g qui dénote l'image observée contaminée par un bruit aditif N . Le modèle d'observation peut être décrit par:

$$G = H(F) + N \quad (1.23)$$

N est un champ aléatoire Gaussien blanc à moyenne nulle avec la variance σ pour chaque variable en N . Selon la loi de Bayes : on a :

$$P(G = g / F = f, L = l) \propto P(F = f, L = l / G = g) P(G = g) \quad (1.24)$$

L'estimation MAP de (1.19) est donnée par :

$$y^* = \arg_{d \in \Omega} \max P(F = f, L = l / G = g). P(G = g) \quad (1.25)$$

Qui peut s'obtenir en minimisant la fonction d'énergie suivante :

$$U(f, l / g) = \frac{1}{2\sigma^2} \|g - H(f)\|^2 + \sum_c V_c(f / l) + \sum_c V_c(l) \quad (1.26)$$

C'est une fonction non convexe avec l'hybridation des variables réelles et booléennes.

Si on dénoté le modèle d'observation par :

$$g = H_g(f) + n \quad \text{Où } g \in R^{n^2 \alpha 1} \text{ est le vecteur de donnée.}$$

H_g : est la matrice rigide résultat de la discrétion

La fonction énergie $U(f, l / g)$ peut se réécrire comme suit :

$$U(f, l / g) = U(f / l, g) + U(l) \quad (1.27)$$

$$U(f / l, g) = \frac{1}{2\sigma^2} \|K_d(f) - g\|^2 + U(f / l) \quad (1.28)$$

$$U(f / l) = \sum_c V_c(f / l) \quad \text{et} \quad U(l) = \sum_c V_c(l) \quad (1.29)$$

Alors l'estimation MAP peut être réduite au problème d'optimisation suivant :

$$\min_{f, l} U(f, l / g) = \min_l \left\{ U(l) + \min_f U(f / l, g) \right\} \quad (1.30)$$

On définit la fonction :

$$E(l) = U(l) + \min_f U(f / l, g) \quad (1.31)$$

Ainsi le problème d'optimisation non convexe est transformé en une hybridation du problème d'optimisation combinée (1.26) et le problème d'optimisation continue : $\min_f U(f / l, g)$.



Figure 1.12. Image restaurée par MRF, (a) flouée avec $SNR = -3.0262$, b) flouée et bruitée avec $SNR = -10.6521$, l'image initiale est celle dégradée.

Avantage:

- L'avantage majeur de cette technique est le traitement local qu'elle effectue.

Inconvénients :

- Trop de formules qui ne peuvent pas être facilement implantées sur ordinateur.
- Trop d'opérations de calcul ce qui nécessite de l'espace mémoire.
- Les MRF ne peuvent pas être utilisés seules. Il nécessite l'introduction des techniques d'estimation et d'optimisation.
- Puisque le flou affecte tous les pixels de l'image, donc en utilisant MRF, on a besoin de parcourir tous les sites de l'image y compris les sites de l'image de l'initialisation

c. Discussion des résultats obtenus:

Les images obtenues par cette technique ne sont pas de bonne qualité soit visuelle soit du côté SNR, car les résultats obtenus ne reflètent pas la puissance de MRF dans le traitement d'image. Aussi sa sensibilité au bruit traduite par le SNR.

d. Conclusion :

Les MRF, dans les problèmes de restauration, permettent la modélisation probabiliste du problème, ainsi on se trouve face à un problème d'optimisation où d'autres techniques d'optimisation sont à introduire. L'avantage qu'ils apportent est l'interaction entre pixels voisins qui donne plus de finesse et lissage à l'image résultante.

3.2.2. Restauration d'image par Ondelette ([1], [33], [37], [39], [46], [53])

a. Introduction

Plusieurs techniques et outils analytiques ont été exploités et utilisés pour accomplir la tâche de restauration d'image, et ainsi résoudre des problèmes qui ont pu être évoqués par d'autres techniques. C'est le cas pour la transformée en Ondelette (Wavelet Transform), qui a été et l'est toujours, largement utilisée dans les domaines de traitement de signal et image.

Pour la restauration d'image, la W.T. où la représentation espace- échelle s'avère très utile et très efficace à la suppression de bruit. D'après les travaux effectués, on remarque que la W.T. est surtout utilisée en restauration aveugle (la déconvolution aveugle) où les paramètres de flou sont partiellement ou totalement inconnus.

b. Estimation de flou dans le domaine d'Ondelette

L'image dégradée est modélisée par l'équation (1.1), h , la dégradation aussi appelée la fonction de point de diffusion (Point Spread Function PSF), dans la plus part des cas est considérée comme Gaussienne, ainsi estimé le flou se ramène à l'estimation de sa variance σ_{bl} à partir de l'information contenue dans l'image elle-même :

$$PSF(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{bl}} e^{-(x^2+y^2)/(2\sigma_{bl}^2)} \quad (1.32)$$

Plusieurs méthodes d'estimation de la variance de flou Gaussien ont été présentés parmi :

1. Le calcul de la régularité de Lipschitz présenté par Mallat dans le domaine d'Ondelette ;
2. La technique de règle de sélection de seuil appelée VisuShrink ;
3. L'utilisation de l'algorithme EM pour l'estimation.
4. Etc.

Les figures ci- dessous présentent la restauration aveugle de l'image test utilisée en utilisant la transformée en ondelette.



Figure 1.13. Image restaurée par Ondelette (Daubechies 2) en utilisant Lucy- Richardson, (a) flouée avec $SNR = -16.4836$, b) flouée et bruitée avec $SNR = -26.9108$.

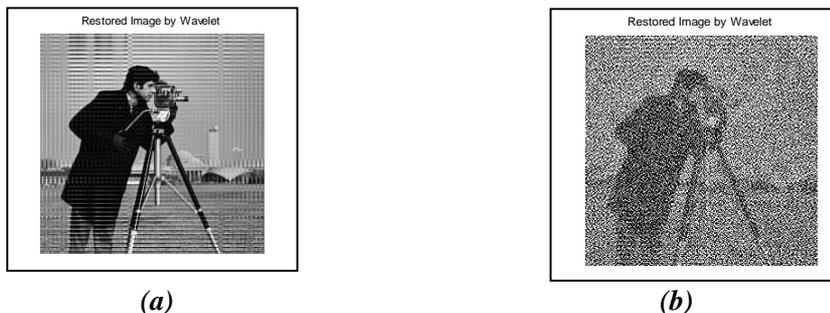


Figure 1.14. Image restaurée par Ondelette en utilisant filtre de Wiener, (a) flouée avec $SNR = -5.3706$ b) flouée et bruitée avec $SNR = -22.0004$.

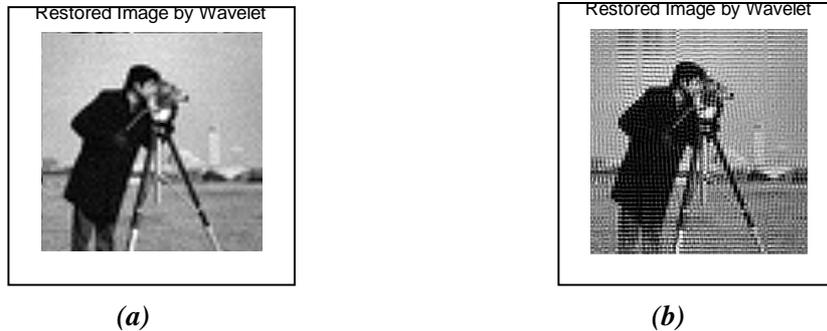


Figure 1.15. Image restaurée par Ondelette après dé-bruitage, (a) Lucy avec $SNR = -9.5221$, b) Wiener avec $SNR = -7.0339$.

Avantages :

- La transformée ondelette sépare l'information utile de l'image de celle de la dégradation ;
- Effectue une restauration sans connaissance a priori sur le processus de dégradation ou le bruit.

Inconvénients :

- La qualité visuelle de l'image obtenue n'est pas toujours bonne ;
- Très sensible au bruit, mauvaise restauration pour une image entachée de bruit, elle nécessite une étape de prétraitement ;
- Après estimation de flou on utilise une technique additive de restauration.

c. Discussion des résultats obtenus:

Les résultats de restauration par ondelettes obtenus sont prometteurs, car malgré les informations manquantes on a pu avoir une image qui n'est pas bonne mais acceptable. De point de vu SNR aussi on a obtenu des valeurs très faibles surtout dans le cas des images entachées de bruit additif. Mais on remarque l'amélioration des valeurs de SNR lorsque l'image a été sujette à une opération de dé-bruitage avant l'application de cette technique.

d. Conclusion

Après l'implémentation de cette technique de restauration on peut constater sa sensibilisation au bruit, cela est très visible à l'oeil nu, ainsi une étape de prétraitement est nécessaire pour enlever le bruit.

Malgré ses inconvénients, cette méthode offre un avantage très important et très utile qui consiste en estimation de flou, celui-ci qui est inconnu dans la plus part du temps.

4. Méthodes de restauration récemment développées

Plusieurs travaux ont été effectués pour développer et améliorer les techniques utilisées et ainsi obtenir une bonne et meilleure image restaurée soit de côté visuel ou côté critère (le PSNR). Les techniques de restauration sont soit globales où l'image toute entière est prise comme une entité, ou locales qui travail par pixel. D'après la littérature, la plus part des techniques récemment proposées travaillent dans le cadre probabiliste (Bayésien, processus de Markov, ... etc) [12], [37], [38], [48], [63], [64], [68], [75], d'autres utilisent les transformations fréquentielles (FFT, DFT, DCT..., etc) [6], [16], [24], [74], ou spatiales (ondelette) [54], pour exécuter une restauration multiéchelle et d'autres combinent les deux [38], [48], [68]. D'autres parts, on trouve les réseaux de neurones, utilisés seuls ou combinés avec d'autre techniques [64], [75]. Aussi dans la plus part des cas, la restauration est convertie en un problème d'optimisation pour pouvoir exploiter le maximum des bonnes méthodes. La méthode de régularisation de Tikhonov a pris une grande partie d'étude et d'intérêt à cause de la grande influence des paramètres de régularisation sur l'opération de restauration, et ainsi sur les résultats obtenus [1], [21], [63].

Due à l'importance de cette opération qui est la restauration dans le processus de traitement d'image, les plus importantes techniques mathématiques ont été exploitées telle que les équations aux dérivées partielles (EDP, ...) [52].

5. Conclusion

Cette étude théorique des différentes techniques de la restauration d'image a permit de constater et de savoir leurs points forts et ceux faibles et comment peut- on procéder pour leur amélioration.

La variété des techniques appliquées dans cette opération montre son importance et son utilité dans plusieurs domaines : spatial, médical, militaire, ... etc., et leur but est toujours aboutir à des meilleurs résultats que ceux existants. Néanmoins, toutes ces techniques souffrent de lourd bagage mathématique impliqué pour effectuer cette tâche, ainsi que les formules encore plus complexes développées. Ces techniques selon la littérature ont donnés des bons résultats mais souffrent de complexité. Due à sa simplicité et légèreté et aussi à cause des résultats qu'elle a donné dans tous les domaines où elle a été appliquée, on a vu bon d'appliquer la technique d'optimisation par essaim de particules (OEP) dans ce domaine et voir ce qu'elle peut donner.

Chapitre 2

Techniques d'Intelligence Artificielle

1. Introduction

L'intelligence artificielle (IA) a été conçue pour apporter des réponses à des problèmes complexes, qui peuvent avoir un grand nombre de solutions possibles. Cela est dû à la variété des méthodes utilisées pour la résolution de ce problème. La question qui se pose est la suivante : comment peut-on trouver le meilleur choix parmi toutes les solutions ?

Pour répondre à cette question, les chercheurs en IA ont proposé des méthodes ingénieuses qui permettent de trier parmi les solutions possibles, appelées les heuristiques, afin d'accélérer le processus de sélection de la meilleure solution.

Les techniques d'intelligence artificielle (réseaux de neurones, la logique floue, les algorithmes génétiques, l'optimisation par essaim de particules) ont été développées à partir de la compréhension de phénomènes biologiques et naturels. Ils suivent souvent des lois stochastiques, ce qui les rend plus proches de la réalité, car la plus part des phénomènes physiques suivent le hasard.

2. Techniques d'intelligence artificielle

Dans cette partie on va essayer de présenter les techniques d'intelligence artificielle qu'on a adoptée pour notre problème qui est la restauration d'image.

2.1. La logique floue

La logique floue a prouvé sa puissance dans plusieurs domaines, le traitement d'images est l'un d'eux : En classification [28], comme filtre flou [58], [7] pour l'élimination de bruit. Dans notre cas, on essaye de l'utiliser pour la déconvolution d'une image flouée.

Contrôleur flou :

Il est destiné à estimer des valeurs sachant d'autres. Il est composé de : fuzzificateur, base des règles, logique de décision et défuzzificateur.

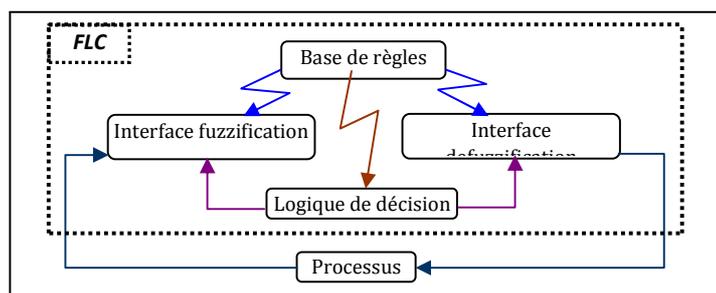


Figure 2.2 . Schéma synoptique d'un FLC

Fuzzificateur

Il effectue la conversion d'une donnée numérique en une donnée linguistique.

Base des règles floues

Une collection de règles floues SI-ALORS.

Moteur d'inférence

Il est chargé d'interpréter les règles pour calculer l'ensemble flou de sortie.

Défuzzificateur

Il effectue la conversion linguistique / numérique.

Nous avons proposé d'utiliser le contrôleur flou comme un estimateur du rapport entre les densités spectrales de puissance de l'image originale et de flou, afin d'améliorer le comportement du filtre Wiener dans la restauration d'image. Cela constitue une des contributions de cette thèse.

2.2. Algorithmes Génétiques

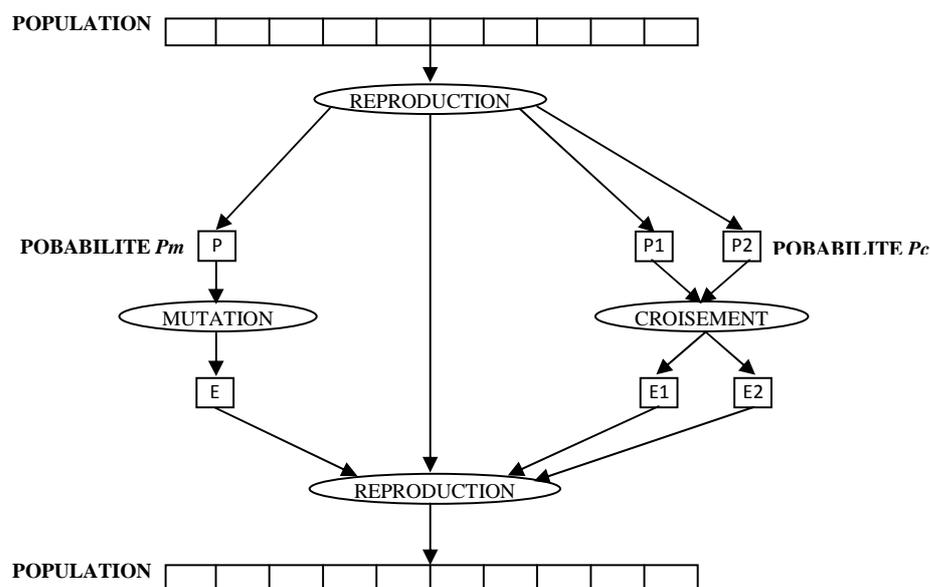
Les algorithmes génétiques sont des algorithmes d'optimisation s'appuyant sur des techniques dérivées de la génétique et de l'évolution naturelle : croisements, mutations, sélection, etc.

Un algorithme génétique recherche le ou les extrema d'une fonction définie sur un espace de données.

Pour l'utiliser, on doit disposer des cinq éléments suivants :

1. Un principe de codage. On associe à chacun des points de l'espace d'état une structure de données. La qualité du codage conditionne le succès des algorithmes génétiques.
2. Un mécanisme de génération de la population initiale qui doit être capable de produire une population d'individus non homogène qui servira de base pour les générations futures.
3. Une fonction à optimiser. Celle-ci retourne une valeur appelée *fitness* ou fonction d'évaluation de l'individu.
4. Des opérateurs (croisement, mutation) permettant de diversifier la population au cours des générations et d'explorer l'espace d'état.
5. Des paramètres de dimensionnement : taille de la population, nombre total de générations ou critère d'arrêt, probabilités d'application des opérateurs de croisement et de mutation.

Le principe général du fonctionnement d'un algorithme génétique est représenté sur la figure 2.2.



2.3. Les réseaux de neurones

Un réseau de neurones artificiels est à l'origine une tentative de modélisation mathématique du cerveau humain. Ainsi, il représente un modèle de calcul dont la conception est très schématiquement inspirée du fonctionnement des neurones biologiques.

Les réseaux de neurones sont généralement optimisés par des méthodes d'apprentissage de type probabiliste, en particulier Bayésiennes. Ils sont placés d'une part dans la famille des applications statistiques, qu'ils enrichissent avec un ensemble de paradigmes permettant de créer des classifications rapides, et d'autre part dans la famille des méthodes de l'intelligence artificielle auxquelles ils fournissent un mécanisme perceptif indépendant des idées propres de l'implémenteur, et fournissant des informations d'entrée au raisonnement logique formel.

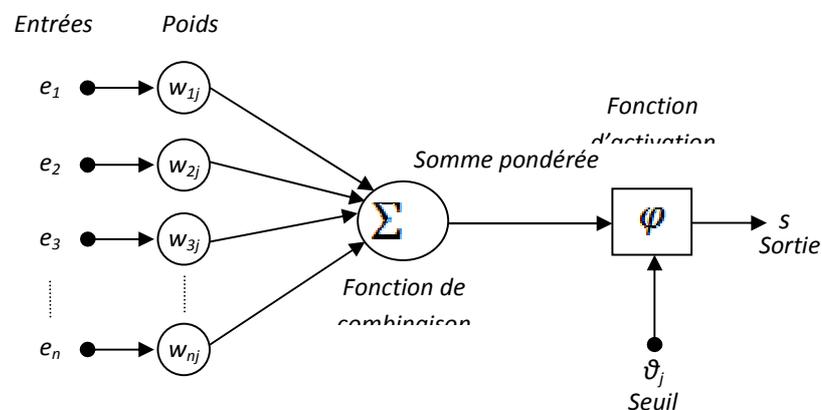


Figure 2.3. Structure d'un neurone artificiel

Le neurone calcule la somme pondérée de ses entrées puis cette valeur passe à travers la fonction d'activation pour produire sa sortie.

2.4. Intelligence en Essaim [27]

Un programme en IA a été modélisé de point de vue d'une personne indépendante et unique, cela permet de voir ce que sera nos qualités comme étant des espèces. Notre tendance associative. Si on veut modéliser l'intelligence humaine, alors il peut être faisable par la modélisation des individus dans un contexte social. Le comportement social permet aux individus d'une espèce de s'adapter à leur environnement, surtout fournir les individus avec plus d'information que leurs capacités sensorielles peuvent rassembler.

De même que pour les paradigmes évolutionnaires, l'intelligence en essaim (IE) utilise "une population" de solutions candidates pour développer une solution optimale au problème. Le degré d'optimalité est mesuré par une fonction fitness (aptitude) définie par l'utilisateur.

L'intelligence en essaim, qui a des racines dans la vie artificielle et la psychologie sociale tout comme l'engineering et l'informatique, diffère des méthodes de calcul évolutionnaire de façon que

les membres de la population appelés "particules", sont dispersées dans l'espace du problème. Comme une méthodologie d'Ingeneering, l'IE a été appliqué dans divers domaines.

2.4.1. Optimisation par essaim particulaire (OEP) [8], [15], [26]

L'optimisation par essaim de particules (OEP) est une méthode née en 1995 aux Etats Unis Sous le nom de : Particle Swarm Optimization (PSO). Ses deux concepteurs, Russel Eberhart et James Kennedy, cherchaient à modéliser des interactions sociales entre des « agents » devant atteindre un objectif donné dans un espace de recherche commun. Chaque agent ayant une certaine capacité de mémorisation et de traitement de l'information. La règle de base était qu'il ne devait y avoir aucun chef d'orchestre, ni même aucune connaissance par les agents de l'ensemble des informations, seulement des connaissances locales. Un modèle simple fut alors élaboré.

Dès les premières simulations, le comportement collectif de ces agents évoquait celui d'un essaim d'êtres vivants convergeant parfois en plusieurs sous essaims vers des sites intéressants. Ce comportement se retrouve dans bien d'autres modèles, explicitement inspirés des systèmes naturels. La métaphore la plus pertinente est probablement celle de l'essaim d'abeilles, particulièrement du fait qu'une abeille ayant trouvé un site prometteur sait en informer certaines de ses consoeurs et que celles ci vont tenir compte de cette information pour leur prochain déplacement. Finalement, le modèle s'est révélé être trop simple pour vraiment simuler un comportement social, mais par contre très efficace en tant qu'outil d'optimisation. Comme nous allons le voir, le fonctionnement de l'OEP fait qu'elle peut être rangée dans les méthodes itératives (on approche peu à peu de la solution) et stochastiques (on fait appel au hasard).

2.4.2. Description informelle

L'algorithme OEP peut être décrit en se plaçant du point de vue d'une Particule. Au départ de l'algorithme, un essaim est réparti au hasard dans l'espace de Recherche, chaque particule ayant également une vitesse aléatoire. Ensuite, à chaque pas de temps : **(figure 2.4)**

- Chaque particule est capable d'évaluer la qualité de sa position et de garder en mémoire Sa meilleure performance, c'est à dire la meilleure position qu'elle a atteinte jusqu'ici (qui peut en fait être parfois la position courante) et sa qualité (la valeur en cette Position de la fonction à optimiser).
- Chaque particule est capable d'interroger un certain nombre de ses congénères (ses informatrices, dont elle même) et d'obtenir de chacune d'entre elles sa propre meilleure performance (et la qualité afférente).
- à chaque pas de temps, chaque particule choisit la meilleure des meilleures performances dont elle a connaissance, modifie sa vitesse en fonction de cette information et de ses propres données et se déplace en conséquence.

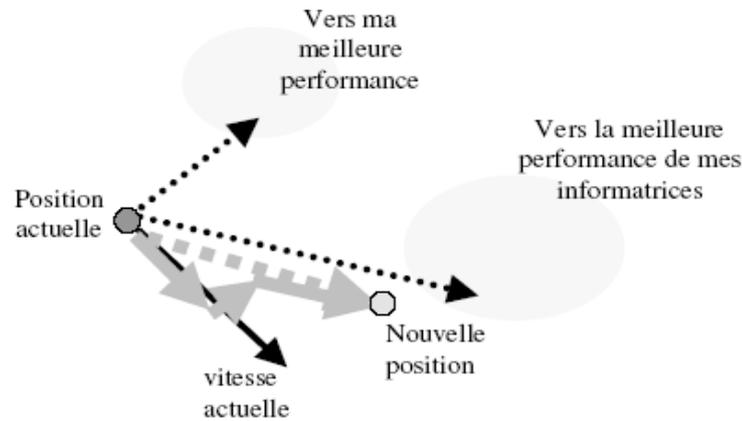


Figure 2.4. Schéma de principe du déplacement d'une particule.

Pour réaliser son prochain Mouvement, chaque particule combine trois tendances : suivre sa vitesse propre, revenir vers sa meilleure performance, aller vers la meilleure performance de ses informatrices. Une fois la meilleure informatrice détectée, la modification de la vitesse est une simple combinaison linéaire de trois tendances, à l'aide de coefficients de confiance :

- la tendance « aventureuse », consistant à continuer selon la vitesse actuelle,
- la tendance « conservatrice », ramenant plus ou moins vers la meilleure position déjà trouvée,
- la tendance « panurgienne », orientant approximativement vers la meilleure informatrice,

Les termes « plus ou moins » ou « approximativement » font référence au fait que le hasard joue un rôle, grâce à une modification aléatoire limitée des coefficients de confiance, ce qui favorise l'exploration de l'espace de recherche. La **figure 2.5** présente un schéma de principe résumant les explications ci-dessus.

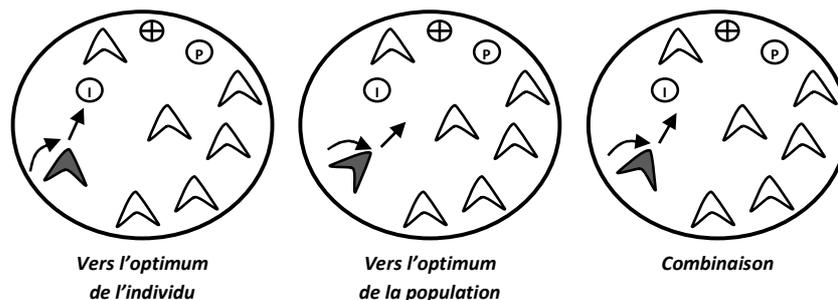


Figure 2.5. Règles simples d'application locale utilisées dans un essaim de particules.

Où : **I** est l'optimum de l'individu

P est l'optimum de la population

+ est l'optimum absolu

2.4.3. Voisinage

Le voisinage constitue la structure du réseau social. Les particules à l'intérieur d'un voisinage communiquent entre-elles. Différents voisinages ont été étudiés [27] :

- **Topologie en étoile (figure 2.6)** : le réseau social est complet, chaque particule est attirée vers la meilleure particule notée *gbest* et communique avec les autres.

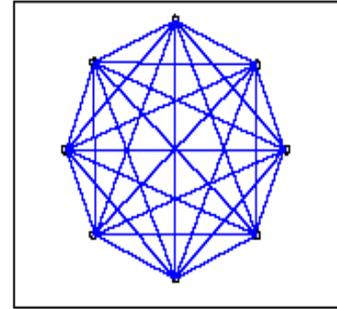


Figure 2.6. Voisinage étoile

- **Topologie en anneau (figure 2.7)** : chaque particule communique avec n (e.g. $n = 3$) voisines immédiates. Chaque particule tend à se déplacer vers la meilleure dans son voisinage local notée *lbest*.

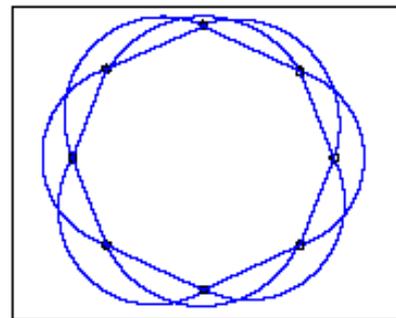


Figure 2.7. Voisinage Anneau

- **Topologie en rayon (figure 2.8)** : une particule « centrale » est connectée à toutes les autres. Seule cette particule centrale ajuste sa position vers la meilleure, si cela provoque une amélioration l'information est propagée aux autres.

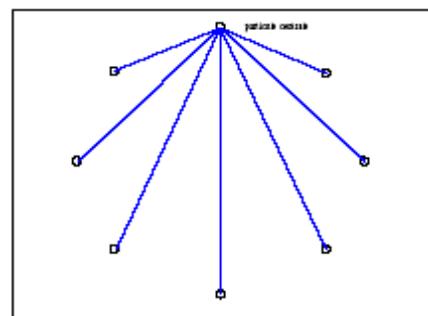
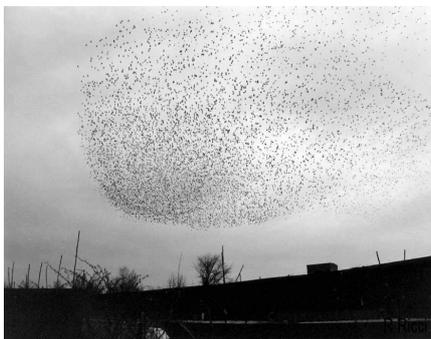


Figure 2.8. Voisinage rayon

Le choix de la topologie de voisinage a un grand effet sur la propagation de la meilleure solution trouvée par l'essaim. En utilisant le modèle *gbest* la propagation est très rapide (c.-à-d. toutes les particules dans l'essaim seront affectées par la meilleure solution trouvée dans l'itération t ,

immédiatement dans l'itération $t+1$). Cependant, en utilisant les topologies anneau et rayon ralentiront la convergence parce que la meilleure solution trouvée doit propager par plusieurs Voisinage avant d'affecter toutes particules dans l'essaim. Cette propagation lente permettra aux particules d'explorer plus les secteurs dans la recherche espacent et diminuent ainsi la chance de la convergence.

2.4.4. Algorithme OEP : [8], [15]

Dans un système OEP, un essaim d'individus (particules) volent dans l'espace de recherche. Chaque particule représente une solution potentielle au problème d'optimisation. La position d'une particule est influencée par la meilleure position visitée par elle-même (c.-à-d. ses propres expériences) et la position de la meilleure particule dans son voisinage (c.-à-d l'expérience des particules voisines). Quand le voisinage d'une particule est l'essaim entier, la meilleure position dans le voisinage exprime la meilleure particule globale, et l'algorithme résultant désigné sous le nom d'un OEP *gbest*. Si le voisinage est petit l'algorithme est généralement connu sous le nom d'un OEP *lbest*.

La performance de chaque particule (c.-à-d. la convergence de la particule vers l'optimum global) est mesurée en utilisant une fonction de forme physique qui change selon le problème d'optimisation. Chaque particule dans l'essaim est représentée par les caractéristiques suivantes :

- x_i : La position actuelle de la particule i .
- v_i : La vitesse courante de la particule i .
- y_i : La meilleure position personnelle de la particule i .
- \hat{y}_i : La meilleure position de voisinage de la particule i .

La meilleure position personnelle de la particule i est la meilleure position (c- à- d, celle ayant pour résultat la meilleure valeur de forme physique) visitée par la particule i jusqu'ici. La mise à jour de la meilleure position de la particule est comme suit :

$$y_i(t+1) = \begin{cases} y_i(t) \text{ si } f(x_i(t+1)) \geq f(y_i(t)) \\ x_i(t+1) \text{ si } f(x_i(t+1)) < f(y_i(t)) \end{cases} \quad (2.1)$$

Pour le modèle *gbest*, la meilleure particule est déterminée à partir de l'essaim entier par le choix de la meilleure position personnelle. Si la position de la meilleure particule est notée par le vecteur \hat{y}_i alors :

$$\hat{y}(t) \in \{y_0, y_1, \dots, y_s\} = \min\{f(y_0(t)), f(y_1(t)), \dots, f(y_s(t))\} \quad (2.2)$$

Où s indique la taille de l'essaim.

L'étape de la mise à jour de vitesse est indiquée pour chaque dimension $j \in 1, \dots, N_d$ par conséquent, $v_{i,j}$ représente le $j^{\text{ème}}$ éléments du vecteur de vitesse de la $i^{\text{ème}}$ particule.

Ainsi la vitesse de la particule i est mise à jour en utilisant l'équation suivante :

$$v_{ij}(t+1) = wv_{ij}(t) + \rho_1(t)(y_{i,j}(t) - x_{i,j}(t)) + \rho_2(t)(\hat{y}_j(t) - x_{i,j}(t)) \quad (2.3)$$

Où : w est le facteur d'inertie.

c_1 et c_2 sont les constantes d'accélération.

r_{1j} et r_{2j} suivent une loi uniforme.

La position de la particule i , x_i est mise à jour par l'équation suivante :

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (2.4)$$

C'est le vecteur vitesse qui dirige le processus de recherche et reflète la "sociabilité" des particules.

Si l'on considère N particules et que chaque particule compare sa nouvelle position à sa meilleure position obtenue, c'est-à-dire qu'on ne prend pas compte du voisinage puisqu'on utilise uniquement l'amélioration obtenue sur la particule elle-même, cela donne l'algorithme 1. f : étant la fonction fitness.

Algorithme 1. Sans considération de voisinage [8]

[Les variables et paramètres de l'algorithme]

N : nombre de particules

x_i : Position de la particule P_i

v_i : Vitesse de la particule P_i

$pbest_i$: meilleure fitness obtenue pour la particule P_i

y_i : Position de la particule P_i pour la meilleure fitness

ρ : Valeur aléatoire positive

[Initialisations]

Initialiser aléatoirement la population

Pour chaque particule $i \in \dots, N$ **Faire**

 Initialiser aléatoirement x_i ;

 Initialiser aléatoirement v_i (ou bien $v_i = 0$) ;

$y_i = x_i$;

Fin pour

[Traitement]

Répéter

Pour i de 1 à N **faire**

Si ($f(x_i) > pbest_i$) **Alors**

$pbest_i \leftarrow f(x_i)$

$y_i \leftarrow x_i$

Fin Si

$v_i(t+1) \leftarrow v_i(t) + \rho(y_i(t) - x_i(t))$

$x_i(t+1) \leftarrow x_i(t) + v_i(t+1)$

Fin Pour

Jusqu'à ce que (le processus converge)

En considérant un voisinage en étoile L'Algorithme.1 devient Algorithme. 2.

Algorithme 2. Considération de voisinage [8]

[Les variables et paramètres de l'algorithme] N : nombre de particules x_i : Position de la particule P_i v_i : Vitesse de la particule P_i $pbest_i$: meilleure fitness obtenue pour la particule P_i $gbest_i$: meilleur fitness des voisins y_i : Position de la particule P_i pour la meilleure fitness \hat{y}_i : Position de la particule ayant la meilleure fitness de toutes ρ_1, ρ_2 : Valeurs aléatoires positives**[Initialisations]**

Initialiser aléatoirement la population

Pour chaque particule $i \in \dots, N$ **Faire** Initialiser aléatoirement x_i ; Initialiser aléatoirement v_i (ou bien $v_i = 0$) ; $y_i = x_i$;**Fin pour****[Traitement]****Répéter** **Pour** i de 1 à N **faire** **Si** ($f(x_i) > pbest_i$) **Alors** $pbest_i \leftarrow f(x_i)$ $y_i \leftarrow x_i$ **Fin Si** **Si** ($f(x_i) > gbest_i$) **Alors** $gbest_i \leftarrow f(x_i)$ $\hat{y}_i \leftarrow x_i$ **Fin Si** $v_{i,j}(t+1) = wv_{i,j}(t) + \rho_1(t)(y_{i,j}(t) - x_{i,j}(t)) + \rho_2(t)(\hat{y}_j(t) - x_{i,j}(t))$ $x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1)$ **Fin Pour****Jusqu'à ce que** (le processus converge)

Plus une particule est éloignée de la meilleure solution globale et de sa meilleure solution, plus la variation de sa vitesse est importante, afin de faire bouger la particule vers les meilleures solutions.

Les variables aléatoires ρ_1 et ρ_2 peuvent être définies de la façon suivante :

$$\begin{cases} \rho_1 = c_1 r_{1,j} \\ \rho_2 = c_2 r_{2,j} \end{cases} \quad (2.5)$$

Avec r_1 et r_2 qui suivent une loi uniforme sur $[0..1]$. c_1 et c_2 sont des constantes qui représentent une accélération positive, avec $c_1 + c_2 \leq 4$ [8], [15].

L'algorithme s'exécute tant qu'un critère de convergence n'a pas été atteint. Cela peut être :

- Un nombre fixe d'itérations.

- En fonction de la fitness.
- Lorsque la variation de vitesse est proche de 0.

Cet algorithme peut être facilement modifié pour utiliser un autre type de voisinage, voisinage en anneau par exemple. Les boucles devront se faire sur le voisinage et on déterminera x_{lbest} qui remplacera \hat{y}_i .

2.4.5. Paramètres de l'algorithme [8]

Six paramètres rentrent en ligne de compte :

1. La dimension du problème ;
2. Le nombre de particules (la taille d'essaim) ;
3. Les valeurs des coefficients ρ ;
4. La taille du voisinage ;
5. La vitesse maximale ;
6. L'inertie.

Les quatre premiers paramètres ont déjà été expliqués, dans ce qui suit l'intérêt est concentré plus particulièrement aux deux derniers.

2.4.5.1. Vitesse maximale [8], [15]

Pour éviter que les particules se déplacent trop rapidement d'une région à une autre dans l'espace de recherche, on fixe une vitesse maximale $Vmax$. Ainsi si $v_{ij}(t)$ est la vitesse de la particule P_i au temps t dans la dimension j :

Algorithme 3. Fixation du vitesse maximale

```

Si  $v_{ij}(t) > Vmax$  Alors
     $v_{ij}(t) = Vmax$ 
Finsi
Si  $v_{ij}(t) < -Vmax$  Alors
     $v_{ij}(t) = -Vmax$ 
Finsi

```

$Vmax$ est généralement dépendante de l'échelle du problème.

$Vmax$ n'est pas obligatoire si on utilise un coefficient de constriction k . dans ce cas l'équation de mise à jour de la vitesse devient :

$$v_{ij}(t+1) = k (v_{ij}(t) + \rho_1(t)(y_{i,j}(t) - x_{i,j}(t)) + \rho_2(t)(\hat{y}_j(t) - x_{i,j}(t))) \quad (2.6)$$

Avec :

$$k = 1 - \frac{1}{\rho} + \frac{\sqrt{|\rho^2 - 4\rho|}}{2} \quad \text{et} \quad \rho = \rho_1 + \rho_2 > 4$$

2.4.5.2. Facteur d'inertie : [8]

Le facteur d'inertie w qui décroît en fonction du temps, est introduit pour contrôler l'influence de la vitesse obtenue au pas précédent. Un grand facteur d'inertie provoque une grande exploration de l'espace de recherche alors qu'un petit facteur d'inertie concentre la recherche sur un petit espace. La convergence n'est pas assurée quelques soient les valeurs de w et également de c_1 et c_2 , les études expérimentales [8] montrent que :

$$\frac{1}{2}(c_1 + c_2) - 1 < w \leq 1 \quad (2.7)$$

2.4.5.3. Voisinage basé sur une distance euclidienne

Un voisinage basé sur les indices des particules été utilisé par Kennedy et Eberhart [27]. Une particule P_b (dont la position x_b) est voisine d'une particule P_a (dont la position x_a) si :

$$\frac{\|x_a - x_b\|}{d_{\max}} < \varepsilon \quad (2.8)$$

Avec d_{\max} la plus grande distance entre deux particules et :

$$\varepsilon = \frac{3t + 0.6t_{\max}}{t_{\max}} \quad (2.9)$$

Avec t l'itération courante et t_{\max} le nombre maximal d'itérations. On peut remarquer que la taille du voisinage croît avec le temps.

2.4.6. Inconvénients de l'OEP [36]

L'OEP et d'autres algorithmes de recherche stochastiques ont deux principaux inconvénients:

- *Le premier inconvénient* est que l'essaim peut prématurément converger ;
 - ✓ Quand des individus attirent l'essaim vers un optimum local,
 - ✓ Une mauvaise initialisation de la population

Bien que l'OEP trouve de bonnes solutions dans un temps beaucoup plus court que d'autres algorithmes évolutionnaires, l'amélioration de la qualité des solutions ne peut être garantie en augmentant le nombre d'itération.

L'OEP souffre habituellement de convergence prématuré là où on veut optimiser des problèmes multi-modaux. Le raisonnement derrière ce problème est que, pour l'OEP g_{best} , les particules convergent à un seul point, ce qui est sur la ligne entre les meilleures et personnelles meilleures positions globales. Ce point n'est même pas garanti d'être un optimum local. Une autre raison de ce problème est la vitesse rapide de l'écoulement de l'information entre particules, ayant pour résultat la

création des particules semblables (avec une perte dans la diversité) qui augmente la possibilité d'être emprisonné dans des optimums locaux.

- *Le deuxième inconvénient* est que les approches stochastiques ont un problème de dépendance. Cette dépendance résulte habituellement des arrangements de paramètres de chaque algorithme. Ainsi, en utilisant de différents arrangements de paramètres pour un seul algorithme de recherche stochastique on obtient des résultats de haute performance. Mais en général, l'arrangement d'un paramètre ne peut être appliqué à tous les problèmes.

Ce problème est souvent rencontré dans l'OEP où la modification d'un de ses paramètres peut avoir comme conséquence un grand effet proportionnel. Par exemple, augmenter la valeur du moment d'inertie, w , augmentera la vitesse des particules et provoquera une grande *exploration* de l'espace de recherche (recherche globale), mais une petite *exploitation* (recherche locale).

D'autre part, diminuer la valeur de w diminuera la vitesse des particules et provoquera une petite *exploration* de l'espace de recherche, mais une grande *exploitation*. Ainsi la tâche de trouver la meilleure valeur pour w n'est pas une tâche facile et elle peut différer d'un problème à l'autre. Par conséquent, on peut conclure que la performance de l'OEP est un problème dépendent.

L'une des solutions à ce problème est *l'auto-adaptation*, où les paramètres d'algorithme sont ajustés au fur et à mesure du processus de recherche. L'autre solution est *l'hybridation*. L'hybridation se rapporte à combiner différentes approches pour bénéficier des avantages de chaque une d'elles.

2.4.7. Améliorations apportées à l'OEP :

Les améliorations présentées dans cette section ont été conçues principalement pour essayer de résoudre le problème de la convergence prématurée, et cela en augmentant la diversité des solutions dans l'essaim.

2.4.7.1. Facteur De Constriction [8], [15], [59]

Pour assurer la convergence de l'OEP on utilise un facteur appelé facteur de constriction. Le facteur de constriction peut être employé pour choisir des valeurs de w , c_1 et c_2 . L'équation de mise à jour de vitesse modifier est définie comme suit :

$$v_{ij}(t+1) = \chi(v_{ij}(t) + c_1 r_{1j}(t)(y_{ij}(t) - x_{ij}(t)) + c_2 r_{2j}(t)(\hat{y}_j(t) - x_{ij}(t))) \quad (2.10)$$

Où χ est le facteur de constriction défini comme suit :

$$\chi = \frac{2}{2 - \varphi - \sqrt{\varphi^2 - 4\varphi}} \quad \text{et} \quad \varphi = c_1 + c_2, \varphi > 4$$

Selon [15], l'utilisation simultanée du facteur de constriction avec la limitation de vitesse, généralement améliore la performance ainsi que le taux de convergence de l'OEP.

2.4.8. Quelques Variantes de l'OEP

Depuis son apparition, l'OEP a pris beaucoup d'intérêt. Plusieurs chercheurs ont pris la version de base de cet algorithme et ont essayé de développer de nouveaux algorithmes dont le comportement est plus meilleur que celui de base, et aussi pour surpasser ses inconvénients. Ainsi, les variantes développées peuvent être groupé selon leurs structures en quatre catégories :

2.4.8.1. Modifiés

La plupart des versions modifiées de l'OEP ont subi des modifications au niveau des équations de mise- à- jours, et surtout celle de vitesse car constitue le terme qui exprime la sociabilité de l'algorithme. On peut citer dans catégorie : CS PSO [11], A-CL PSO [19], MQ-B PSO [21], NC PSO [24], SC PSO [29], IM PSO [33], l'OEP Binaire [36], FDR-PSO [36], SO PSO [43], TS-C PSO [44], M PSO [49], ED PSO [69], C PSO [76], PSO- LPD [73], LPS [57], NA PSO [72], MPSO- OS&ES [75].

2.4.8. 2. Multiple

Sous cette catégorie sont classées les versions de l'OEP qui exécutent plusieurs taches en parallèle pour accélérer l'algorithme et sortir avec des solutions optimales selon les nombre de taches effectuées au départ, et ensuite choisir parmi eux la meilleure solution du problème, qui est la solution optimale. Sous cette catégorie on trouve : PSO NTVE [10], I PSO [20], MS [36], AR PSO [36], GC PSO [36], SART PSO [44], M-S PSO [47], IPSO- OPF [71].

2.4.8.3. Hybride

Pour remédier à certains inconvénients de l'OEP, des hybridations avec d'autres techniques évolutionnaires, stochastiques, statiques ou déterministes ont été effectué. La majorité des hybridations ont été introduite comme phase initiale puis l'OEP est lancé, et peu d'entre eux sont laissés en final. Sous cette catégorie on trouve : DE PSO [36], D PSO [36], LC PSO [36], SOC PSO [36], S PSO [36], B PSO [36], M PSO [36], CC PSO [9], NF PSO [14], EPSOM [23], DPSO SR [31], AC PSO [32], RHD PSO [42], HCQ PSO [52], CF PSO [74], SP PSO [78], APSO [80].

2.4.8.4. Semblable

Ces algorithmes reflètent la même philosophie de l'OEP. La sociabilité, mais ils diffèrent sur la façon de communiquer l'information entre les membres de cette société pour atteindre la solution voulue. On trouve sous cette catégorie : ACO [36], AIS [30], BA [2], [3], [38].

Toutes ces variantes de l'OEP ont un but commun, qui est l'amélioration de son comportement, et surtout en ce qui concerne sa convergence prématurée, dans certains problèmes, vers les optima locaux dont la majorité des algorithmes évolutionnaires souffrent.

3. Conclusion

Dans ce chapitre on a essayé de présenter brièvement les techniques d'intelligence artificielle les plus utilisés dans les différents domaines technologiques. Et on a essayé de donner plus de détails, et une vue d'ensemble, sur un outil évolutionnaire d'optimisation très récent et très important dans l'Engineering qui est l'Intelligence en Essaim, tout particulièrement, l'Optimisation par Essaim de Particules (OEP) qu'on a adopté pour notre application qui est la restauration d'image. Une définition de cet outil, son algorithme de base, des versions améliorées, et des versions modifiées, ont été présentés de cet algorithme.

Ce qu'on peut conclure après cette étude, est la puissance que cet algorithme possède dans la résolution des problèmes d'optimisation complexes et difficiles, ainsi que sa simplicité d'implémentation et le temps d'exécution très court dont il a besoin.

Chapitre 3

Stratégie de Recherche Optimale

1. Introduction [63]

Quelle est la stratégie la plus efficace pour la recherche des objets répartis aléatoirement dont les localisations exactes sont inconnues a priori ? Cette question a été étudiée récemment par les physiciens. Le problème de comment chercher efficacement est défiant, car d'un coté les chercheurs ont typiquement un certain degré de liberté à se déplacer et chercher selon leurs choix. D'un autre coté, ils sont sujets à certaines contraintes physique et biologique qui limitent leur comportement.

Un exemple classique de stratégies de recherche efficace relié à la recherche de nourriture par les animaux. D'un coté le cerveau animal est suffisamment complexe pour permettre une large gamme de choix comportemental et de liberté, mais d'un autre coté, l'animal doit adapter et limiter son comportement pour accroître les chances de survivre, exemple : si un animal ne se nourris pas pour un certain temps maximal alors il va mourir.

La richesse du problème provient de l'ignorance des emplacements des sites cibles dispersés aléatoirement. Cependant, même si les positions de tous les sites cibles sont complètement connus en avance, le problème de quel ordre séquentiel les sites seront visités pour réduire les coûts d'énergie de déplacement est en lui même défiant : le problème d'optimisation très connus, du voyageur de commerce.

Quantifier les propriétés statistiques des formes de recherche est d'utilité pratique non seulement en physique mais encore en écologie théorique, industrie, et même pour les problèmes comme la recherche des personnes (enfants) disparues. Récemment, de tels concepts ont trouvé application même en technologie d'information (information foraging theory).

2. Historique [34], [53]

Les études théoriques des stratégies de recherches, aussi dite la « théorie de recherche », ont été formalisée pour la première fois par des mathématiciens de l'US-Navy au cours de la Seconde Guerre mondiale. C'est à B.O. Koopman qu'on doit, en particulier, le formalisme de la théorie de recherche. Il s'agissait alors de localiser au plus vite les sous-marins ennemis. Le problème consistait à déterminer la meilleure répartition spatiale des efforts de recherche, compatible avec les données disponibles sur les cibles cherchées. Plus récemment, des prolongements de ces méthodes ont été mis en œuvre au cours de différentes opérations de sauvetage en mer par les garde-côtes américains. Elles ont également été employées pour retrouver la bombe H perdue lors de manœuvres au large des côtes espagnoles en 1966, ou encore l'épave du sous-marin USS Scorpio en 1968. Cependant, ces méthodes ne sont utiles que dans le cas où l'on dispose d'informations *a priori* sur la position de la cible.

3. Définition des grandeurs physiques [53]

Les différents problèmes de la « théorie de la recherche » semblent pouvoir être caractérisés par trois données principales : la probabilité de localisation et d'état de la cible (objet recherché), la

probabilité locale de détection, et la quantité totale d'effort de recherche disponible (temps, matériels de détection, carburant, hommes...). La formulation mathématique de ces constituants nécessite certaines hypothèses en rapport avec l'aspect physique et pratique du problème.

3.1. La probabilité de localisation de la cible

Plus précisément, il faudrait parler de probabilité a priori de distribution de la cible. En effet, cette probabilité représente les informations connues sur la cible avant la recherche, dite, probabilité de localisation. Cette probabilité permet de traduire les connaissances a priori sur la cible, i.e. la localisation présumée de la cible avant la recherche et les mouvements qu'elle peut effectuer au cours de cette recherche (cas d'une cible mobile). Si la cible peut être dans des états différents (dissimulée, à découvert...), on tient compte de ces possibilités dans le calcul de la probabilité de localisation de la cible.

La localisation et les mouvements probables de la cible sont traduits respectivement par une densité de localisation et une matrice de transition calculée à partir des distributions sur la direction du déplacement et sur la vitesse. La densité de localisation sera appelée $dl(x)$, x étant le vecteur de position.

On peut aussi traduire le fait qu'il existe une chance que la cible ne soit pas dans l'espace (E) auquel on se restreint pour les recherches :

$$\int_E dl(x)dx = \alpha \text{ ou } \sum_E dl(x) = \alpha \text{ et } dl(x) \geq 0 \quad (3.1)$$

Où : E est l'espace de recherche (ensemble des cellules),

$\alpha = 1$ signifie que la cible est certainement dans l'espace de recherche,

$\alpha < 1$ signifie que la cible a une probabilité $1 - \alpha$ de ne pas être dans cet espace.

3.2. La densité de l'effort de recherche

L'effort de recherche est la traduction mathématique de nombreuses caractéristiques de recherche. En effet cet effort de recherche peut représenter des phénomènes les plus divers comme le temps passé à explorer une zone, le nombre de détecteurs disponibles, le carburant, etc. On appellera $\varphi(x)$ la valeur de l'effort de recherche en x , et Φ l'effort global de recherche, on a donc :

$$\int_E \varphi(x)dx = \Phi \text{ ou } \sum_E \varphi(x) = \Phi \quad (3.2)$$

Le problème de la définition de l'effort de recherche se trouve dans le fait qu'il faut évaluer de manière précise la valeur globale utilisée, en relation avec la détection et les caractéristiques physiques du problème considéré.

3.3. La probabilité de détection locale

Le troisième concept nécessaire à la formulation du problème de recherche optimale est la probabilité de détection locale ou élémentaire. Elle sera nommée $p(\varphi(x))$. Elle est définie comme étant la probabilité conditionnelle de détecter la cible dans une région élémentaire x en ayant pratiqué un effort $\varphi(x)$ dans cette région, et sachant que la cible s'y trouve. Elle dépend des conditions locales de détection (e.g. conditions de propagations, météo, brouilleurs, etc.).

Les propriétés que doit avoir la probabilité de détection. Du fait de sa définition on a :

$$0 \leq p(\varphi(x)) \leq \beta \quad (3.3)$$

- $\beta < 1$ s'il existe une chance de ne jamais détecter la cible quel que soit l'effort de recherche appliquée,
- $\beta = 1$ sinon.

Il serait souhaitable, aussi, que lorsqu'on augmente l'effort de recherche la probabilité de détection augmente, et que pour un effort nul la probabilité de détection soit nulle.

3.3.1. La probabilité de détection exponentielle

Bernard O. Koopman [53] présenta une loi de probabilité possible répondant aux propriétés désirées. Elle est tirée d'une loi exponentielle et s'exprime de la façon suivante :

$$p(x, \varphi(x)) = 1 - e^{-w(x)\varphi(x)}, \text{ avec } p(x, \varphi(x)) = p(\varphi(x)) \quad (3.4)$$

Où : x est la position,

$\varphi(x)$ est l'effort de recherche appliqué en x ,

$w(x)$ est le paramètre de détectabilité (visibilité).

L'utilisation de cette loi peut être justifiée sous certaines conditions. En effet, si l'on considère que l'effort de recherche représente le temps (en continu), prenons alors $q(t) = 1 - p(t)$ la probabilité de non-détection ($p(t)$ la probabilité de détection). Si on appelle w le taux de détection instantanée, alors la probabilité de détecter la cible durant un petit intervalle de temps dt est $w dt$. Par conséquent, on peut écrire que le fait de ne pas détecter la cible pendant la période $t + dt$ (probabilité $q(t + dt)$), signifie que, la cible n'a pas été détectée, ni jusqu'à t (probabilité $q(t)$), ni durant dt (probabilité $(1 - w dt)$). Cette loi exponentielle permet d'obtenir directement le temps moyen avant détection :

$$\bar{t} = \frac{1}{w} \quad (\text{Moyenne d'une loi exponentielle}) \quad (3.5)$$

3.3.2. Le paramètre de visibilité

La probabilité de détection dépendait de l'effort de recherche comme elle dépend du paramètre w (taux de détection par unité de temps ou d'espace), appeler aussi, paramètre de visibilité. Lorsque ce paramètre est nul, la probabilité de détection l'est aussi : les conditions dans la région de recherche ne permettent aucune détection (visibilité nulle). Lorsqu'il tend vers l'infini, la probabilité de détection

tend vers 1 : les chances de détecter la cible sont très grandes, même pour un faible effort de recherche. Le paramètre de visibilité peut être déterminé par plusieurs données du problème réel. Il peut s'agir de conditions physiques liées à l'espace de recherche : propagation, météo, accessibilité, etc. Il est alors défini par rapport à l'espace de recherche. Mais les conditions de détection peuvent aussi être liées à l'observateur lui-même ; si l'observateur utilise un appareil de détection, la détection est souvent liée à la distance entre la cible et l'observateur.

4. Marches aléatoires [63]

Lorsqu'un chercheur effectue une recherche minutieuse des sites cibles, le mouvement résultant peut être décrit quantitativement comme une liste de sites visités dans un ordre séquentiel (temporel). Un tel mouvement est typiquement aléatoire. Les mouvements Brownien peuvent être vus comme une sorte de marches aléatoires browniennes qui sont les premières à être étudiées, il existe aussi des marches aléatoires non browniennes. Particulièrement, les marches aléatoires peuvent être classées soit comme des marches aléatoires browniennes (B) ou des marches de Lévy (L).

4.1. La marche aléatoire brownienne (B):

Les longueurs des pas l_i ont une échelle caractéristique, souvent définie par le moment d'ordre 1 ou 2 (la moyenne et la variance respectivement) de la distribution $P(l)$ de la densité de longueur de pas. La caractéristique principale de telles marches aléatoires est que le déplacement carré croît linéairement avec le nombre de pas pris.

4.2. La marche de Lévy (L):

Les longueurs des pas n'ont pas une échelle caractéristique, par laquelle, les moments divergent et la distribution a des propriétés auto-affine. Le déplacement carré des marches aléatoires de Lévy, peut se développer de façon quadratique avec le nombre des pas, alors son comportement est dominé par des pas extrêmement longs mais rares. La majorité des distributions de probabilité étudiées conduisent au même mouvement Brownien comme conséquence de la théorie de la limite centrale (TLC) si les pas sont (i) en grand nombre ($\gg 10^2$) et (ii) indépendants. Alors toutes distributions de probabilités avec moments finis vont conduire au mouvement Brownien. Les distributions de Lévy ont des moments divergents d'ordre bas, ainsi la TLC n'est pas applicable et un comportement super-diffusif est possible. La distribution de Lévy générale est donnée par [62] :

$$P(l_j) = l_j^{-\mu} \quad (3.6)$$

Avec $1 < \mu \leq 3$: le comportement Gaussien est un cas particulier pour $\mu=3$.

$\mu \leq 1$: ne correspond pas à des distributions de probabilité normalisables.

Comme étant la plus large classe des distributions stables, les distributions de Lévy ont trouvé, des applications très utiles en biologie [61], [64], et aux études des processus de recherche tout

spécialement. Bien que les mouvements browniens correspondent à la diffusion normale, les vols de Lévy, par contre, correspondent au mouvement super-diffusif anormal, voir figure 3.1.

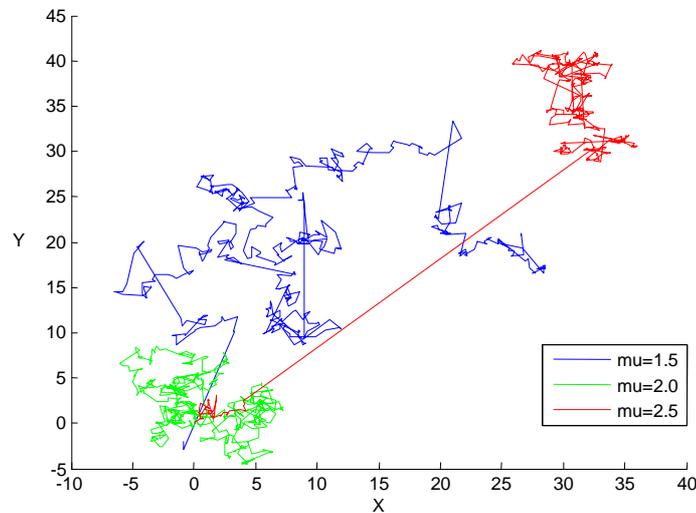


Figure 3.1. Marches aléatoires de Lévy pour $\mu=1.5$, 2.0 et 2.5 respectivement pour des longueurs identiques de 500 unités.

5. Recherche aléatoire [63]

Les processus de recherche peuvent être trouvés dans les phénomènes biologiques. Des données expérimentales considérables existent pour le cas particulier des processus de recherche animale, dans lesquels un animal optimise sa recherche pour la nourriture. L'évolution, à travers la sélection naturelle, a mené à travers le temps à des stratégies de recherches biologiques efficace –même optimale-. Selon le théorème « optimal foraging », les animaux cherchent à maximiser les rendements (en calories, nutriments, etc) pendant leur travail en décidant quelle est la meilleure façon pour chercher de la nourriture. Puisque les facteurs physiques, neurophysiologiques et évolutionnaires entrent en jeu, la recherche est un problème riche qui continue à présenter des défis multi-faces et interdisciplinaires. Les microorganismes, insectes, oiseaux, et mammifères ont été découverts qu'ils suivaient une distribution de Lévy en longueur ou temps de vol (assumé proportionnel ou au moins statiquement corrélé).

6. Types de stratégies de recherche [5], [62], [63]

Se nourrir apporte de l'énergie, mais en coûte aussi. Si un animal reste en un lieu, il y aura de moins en moins de nourriture. S'il se déplace, le déplacement va coûter de l'énergie et du temps. Il y a néanmoins un point où cela deviendra plus rentable de partir que de rester. La *théorie de la recherche optimale* (Optimal Foraging Theory : OFT) prédit que la décision de partir peut être calculée en sachant combien les différentes options coûtent. Elle prédit qu'un animal devrait rester en un lieu (même s'il y diminue les ressources) jusqu'au moment où le

rendement énergétique net baisse jusqu'au rendement moyen de l'environnement (qui inclut les coûts de déplacement). Cette théorie admet que l'animal peut estimer les conditions ailleurs dans l'environnement et qu'il peut comparer le rendement actuel au rendement moyen. Aussi étonnant que cela puisse paraître, même si les animaux n'ont pas conscience de ces éléments, ils se comportent « comme si ».

Dans tous processus interactif entre les animaux, la recherche n'est qu'une composante parmi d'autres. Dans les stratégies de butinage, on peut ainsi considérer les délais (temps) de traitement, les couts de poursuite, les risques de prédatons, les décisions de réduction, la sélection des proies, etc... Ces composants peuvent être soumis à l'optimisation par la sélection naturelle, le composant de recherche étant plus ou moins pertinent selon les capacités cognitives des organismes et la prévisibilité de son environnement. L'optimisation d'une stratégie de recherche nécessite la sélection d'un ensemble spécifique de règles de recherches qui améliore la probabilité de trouver des éléments non localisés.

Depuis son apparition, plusieurs études ont été effectuées et plusieurs stratégies de recherche ont été développées. Selon les caractéristiques de « règles de recherche », on peut classer les stratégies de recherche en deux principaux types : systématique et aléatoire.

6.1. Stratégie de recherche systématique [4]

Dans les recherches systématiques, les règles de couvrir de façon optimale une région donnée sont basés sur des algorithmes déterministes (plans fixes et organisés). Les stratégies de recherche systématique travaillent seulement lorsque certaines informations pertinentes sur les caractéristiques des cibles au niveau du paysage est disponible à priori. Les spirales d'Archimède représentent une des règles les plus communes de recherche systématique dans les comportements autoguidés.

Comme les informations disponibles concernant les caractéristiques positionnels, cinétique ou comportementales des cibles diminuent, les recherches systématiques deviennent moins efficaces. Dans ces cas, les animaux doivent tenter de se déplacer de telle sorte que l'on optimise leurs chances de trouver des ressources en augmentant les chances de couvrir certaines régions, et donc différentes solutions optimales se posent (surgissent), ainsi, par un simple encerclement des différentes stratégies aléatoires. Une commutation entre les deux types de recherche est possible.

6.2. Stratégie de recherche aléatoire [4]

La plupart des interactions écologiques doivent nécessairement commencer par une rencontre physique (au sens strict), qui prend place, généralement, après un processus de recherche actif ou passif. Une recherche est un processus de détection de la présence des objets d'intérêts réels ou soupçonné (e.g. nourriture, abri, etc) qu'on appelle « cibles ».

En recherches aléatoires, ces règles reposent sur des processus stochastiques (l'échantillonnage des distributions de probabilité). Les stratégies de recherches aléatoires existent uniquement lorsqu'il y'a un certain degré d'incertitude dans le comportement des cibles. On dit qu'il n'y'a pas d'incertitude dans la recherche, si le comportement temporelle et spatiale des cibles sont connus ou parce que les déplacements sont détectés par des forts indices externes. Dans ce cas, le mouvement animal résultant ne peut pas être considéré comme une recherche.

6.2.1. Stratégie de recherche basée sur le mouvement de Lévy

Les modèles de mouvements à échelle-libre, « scale-free », de certains chercheurs individuels et indépendants constituent une stratégie de recherche optimale. Viswanathan et ses collaborateurs [62], ont conçu un modèle de recherche idéalisé basé sur le vol de Lévy aléatoire. Cette stratégie est adoptée lorsque les cibles sont peu et aléatoirement distribués.

Plusieurs études expérimentales effectuées par des chercheurs ont montré que le comportement de la plupart des espèces vivants, du microscopique au macroscopique, suivait une distribution de Lévy, surtout pendant la recherche de nourriture pour les animaux et les insectes.

6.2.2. Stratégie de recherche basée sur les marches aléatoires corrélées [4]

Les hypothèses clés des Marches aléatoires corrélées (MAC) nécessitent la présence de la persistance directionnelle à certaines échelles. Cependant, les modèles de marches aléatoires avec des corrélations à court terme, tel que les MAC, convergent vers le mouvement brownien à certaine échelle de temps, pas trop long.

Donc à des échelles spatiotemporelles suffisamment longues où la persistance se décompose, les propriétés statistiques macroscopiques de MAC deviennent les même que celles des marches aléatoires (MA) non corrélées.

Ce faits qui est une partie de la théorie standard de marche aléatoire, a été utilisé pour justifier l'usage des MA non corrélés et les modèles de diffusion normale en écologie. Toute fois des résultats de recherche ont montré que les propriétés ne permettent pas les meilleures recherches aléatoires optimales si des échelles spatiotemporelles assez grandes sont d'une importance. Cela peut être la raison pour laquelle d'autres considérations biologiques telles que les risques de dispersions ou les couts énergétiques sont nécessaires afin d'obtenir des solutions optimales lorsque ces modèles sont utilisées comme des stratégies de recherche optimales.

6.2.3. Stratégie de recherche intermittente [34]

Décrire le comportement de recherche des animaux et en étudier l'éventuelle efficacité apparaît donc comme un enjeu important. C'est ainsi que de nombreux spécialistes du comportement animal se sont attachés à décrire les attitudes adoptées par les différentes espèces animales en quête de nourriture. Ces études ont schématiquement mis en évidence deux types de stratégies de recherche. La première est celle des prédateurs qui cherchent leurs proies tout en se déplaçant. C'est notamment le cas des grands poissons comme les thons qui nagent en permanence. La deuxième stratégie correspond aux animaux qui restent immobiles en embuscade pendant de longues périodes, avant de bondir sur une proie qui s'aventure dans leur champ de vision, comme le font les serpents à sonnette. Ces deux stratégies peuvent être considérées comme des stratégies extrêmes.

Il y a une vingtaine d'années, O'Brien et ses collègues ont montré que de nombreuses espèces échappaient à cette classification limite. Ils ont observé que de nombreuses espèces animales manifestaient un comportement intermédiaire, ces animaux manifestent une alternance entre des phases de déplacement rapide et des phases « stationnaires », où l'animal se déplace peu et qui permettent seules la détection des cibles ; les durées de ces deux phases varient notablement d'une espèce à l'autre, mais il semble exister une corrélation entre les temps passés dans chacune de ces deux phases.

Pour tenter d'expliquer ces observations, les spécialistes du comportement animal ont développé des modèles qui reposent en général sur l'idée d'une optimisation de type énergétique, l'énergie apportée par la consommation des proies devant compenser « au mieux » celle qui est perdue lors de la recherche de ces proies. La plupart de ces modèles mettent en jeu de nombreux paramètres difficilement accessibles expérimentalement. En outre, ils sont souvent spécifiques à une espèce animale donnée. C'est là que sont nées les stratégies de recherche intermittentes, la figure.3.1 présente le principe.

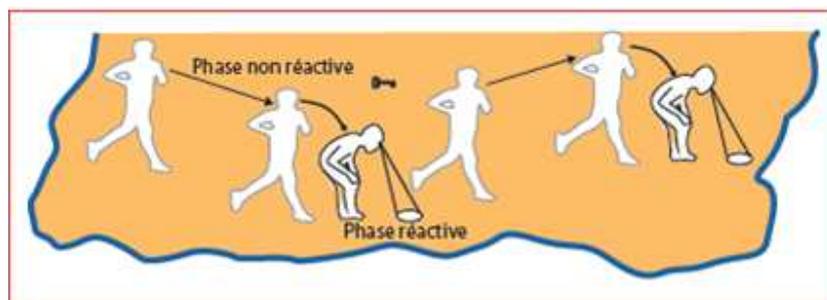


Figure 3.2. Stratégie de recherche intermittente [34].

En effet ces études ont conclu que sans les contraintes biologiques, toute stratégie de recherche aléatoire doit être également efficace.

7. Modèle de recherche de vol de Lévy

Pourquoi les longueurs de vol doivent suivre une distribution de Lévy au lieu d'une Gaussienne ou d'une Poissonienne est d'intérêt générale. Les raisons derrière les observations expérimentales du vol de Lévy en recherche biologique n'ont jamais été comprises, mais un nombre d'études ont mis un peu de lumière [63].

Des études ont suggérés les raisons pour lesquels les microorganismes peuvent effectuer des vols de Lévy en 3D [63], montrant qu'une distribution de Lévy est avantageuse puisque la probabilité de retourner à une suite préalablement visité est inférieure à celle d'une distribution gaussienne [63]. Une autre explication montre que les butineuses peuvent effectuer des vols de Lévy car le nombre de nouveaux sites visités est beaucoup plus grand pour N promeneurs de Lévy que les N promeneurs Browniens [63]. Les n promeneurs de Lévy diffusent rapidement que la concurrence entre eux pour les ressources (sites cibles) est considérablement réduite par rapport à la concurrence rencontrée par les n promeneurs browniens qui restent généralement près de l'origine. Une stratégie basée sur le vol de Lévy est une bonne solution pour un problème où N stations de radar cherchent M cibles [63].

Une autre hypothèse proposée montre que les propriétés fractales de l'ensemble des sites visités par un promeneur de Lévy sont reliées aux propriétés à échelle invariante de l'écosystème sous-jacent [63]. Spécifiquement, une distribution fractale des sites cibles peuvent expliquer les vols de Lévy observés [63].

Récemment, une étude a été effectuée sur la dépendance de l'efficacité de recherche de la valeur de l'exposant de Lévy μ [62]. Il existe deux classes de recherche : recherche non destructive et recherche destructive.

7.1. La recherche non destructive :

La butineuse peut visiter le même site cible plusieurs fois. Ce type de recherche est plus réaliste et il peut se produire dans l'un des deux cas :

- Si les sites cibles deviennent temporairement épuisés.
- Si la butineuse devient rassasié et quitte la région.

7.2. La recherche destructive :

Le site cible trouvé par la butineuse devient indétectable dans les vols ultérieurs.

Considérant le modèle idéalisé suivant, qui capture une partie de la dynamique de recherches essentiels dans le cas limite dans lequel les relations prédateur-proie sont ignorées et l'apprentissage est réduit au minimum. Assumant que les sites cibles sont distribués aléatoirement et la butineuse se comporte comme suit (figure 3.3):

- (1) S'il y'a un site cible situé à l'intérieur d'une vision directe r_v , alors la butineuse se déplace en ligne droite au site cible le plus proche, figure 3.3.a.

(2) S'il y'a un site cible situé à la distance r_v , alors la butineuse choisit une direction aléatoire et une distance l_j de la distribution de probabilité (3.6). Ensuite, elle se déplace progressivement pour atteindre le nouveau point, constamment à la recherche d'une cible dans un rayon r_v le long de son parcours. Si elle ne détecte pas une cible, elle s'arrête après avoir traversé la distance l_j et choisit une nouvelle direction et une nouvelle distance l_{j+1} , autrement elle se rend à la cible comme en (1) (figure 3.3.b).

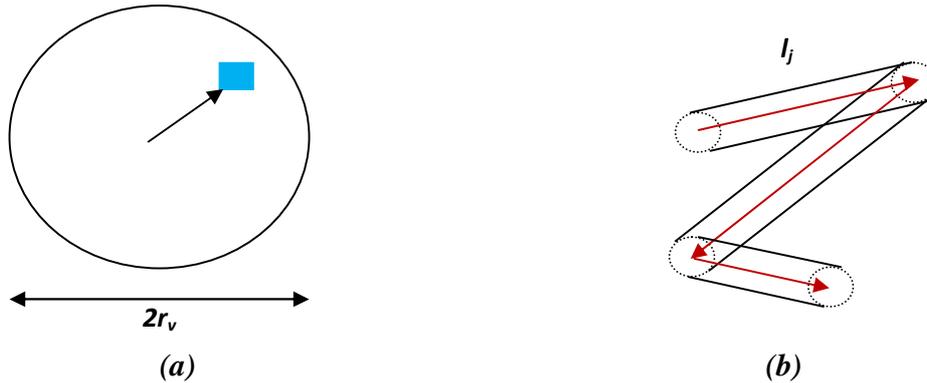


Figure 3.3. Stratégie de recherche

7.3. La fonction d'efficacité de recherche

Des études [45], [63] ont montré que l'efficacité de recherche dépendait de la distribution de probabilité de la longueur des segments de vol effectués par les chercheurs qui peuvent détecter leurs cibles lorsque celles-ci sont peu et peuvent être visité plusieurs fois. Viswanathan et ses collaborateurs [62], ont défini la fonction de recherche efficace (FER) $\eta(\mu)$ (3.7) comme étant le rapport de nombre des sites cibles visités à la distance totale traversée par le chercheur, où les longueurs de segments de vol suivent la distribution de Lévy:

$$\eta(\mu) = \frac{1}{N_l \langle l \rangle} \quad (3.7)$$

Où $\langle l \rangle$ est la longueur moyenne du segment de vol,

et N_l est le nombre moyen des segments que droits traversés la particule exploratrice avant qu'elle n'atteint le site cible (la solution).

Lorsque la distance entre cibles consécutives est approximée par la distance moyenne entre cibles consécutives, λ , on obtient :

$$\langle l \rangle \approx \frac{\int_r^\lambda x^{1-\mu} dx + \lambda \int_\lambda^\infty l^{-\mu} dx}{\int_r^\infty l^{-\mu} dx} = \left(\frac{\mu-1}{2-\mu} \right) \left(\frac{\lambda^{2-\mu} - r^{2-\mu}}{r^{1-\mu}} \right) + \frac{\lambda^{2-\mu}}{r^{1-\mu}} \quad (3.8)$$

Deux cas ont été envisagé [62]:

Le cas d'une recherche destructive, le nombre moyen des vols, N , est mesuré comme :

$$N_d \sim (\lambda/r_v)^{\mu-1} \quad (3.9)$$

Le cas d'une recherche non destructive, N , est mesuré comme :

$$N_n \sim (\lambda/r_v)^{(\mu-1)/2} \quad (3.10)$$

7.4. Stratégies de recherche efficace pour les chercheurs communicateurs

Dans ce cas, l'approche de Viswanathan, présentée ci-dessus, est développée pour établir une stratégie de recherche plus effective pour plusieurs chercheurs communicatifs [45], comme dans le cas des abeilles.

La probabilité qu'un chercheur avec une diffusivité K est localisé à une position, x , à l'instant, t évolue selon :

$$\frac{\partial p}{\partial t} = K \frac{\partial^2 p}{\partial x^2} \quad (3.11)$$

Selon les développements apportés par Reynolds [45], le nombre moyens des vols effectués par le chercheur, N , devient :

$$N_L = \frac{1}{2K} \left((x_0 + L)(L - x_0) / r^2 \right)^{(\mu-1)/2} \quad (3.12)$$

Où: x_0 : point de départ du chercheur, position initiale, $x_0 \in [-\lambda/2, \lambda/2]$

$$L = \lambda/2$$

L'efficacité de recherche dépend de la position initiale du chercheur.

C'est cette dernière équation (3.12) qu'on a introduit dans la FER (3.7), la stratégie de recherche optimale adoptée dans notre travail, et c'est une de nos contributions dans notre axe de recherche.

8. Conclusion

Dans ce chapitre, on a essayé de définir qu'est ce qu'une stratégie de recherche optimale, les différents paramètres dont elle dépend, et l'importance de ces stratégies dans la vie quotidienne des espèces.

Sans trop entrer dans les détails, ce chapitre donne l'essentiel dont on a besoin dans notre travail, et présente la stratégie de recherche qu'on a adoptée, et c'est notre contribution dans le domaine de restauration d'image.

Chapitre 4

Application

1. Introduction

Le but de ce travail est l'application des techniques de soft computing (la logique floue, les réseaux de neurones, les algorithmes génétiques, et l'optimisation par essaim de particules) pour la restauration d'image. Pour ce fait, on a utilisé la programmation sous Matlab7, Windows 7 sur un pc Intel (R) Core (TM)2 Duo CPU T6600 @2.20 GHz 2.20 GHz, 4 Go de RAM, système d'exploitation 64bits. Ces techniques ont été programmées et comparées avec les techniques classiques de restauration les plus utilisés.

Pour atteindre le but et valider les méthodes proposées, deux images test ont été utilisés (une image synthétique, et une image réelle : caméraman, souvent utilisée pour tester les différentes techniques de restauration d'image). Les deux images ont été flouées par un flou Gaussien, puis bruitées par un bruit gaussien aussi.

On a divisé l'application en deux parties : la première, s'intéresse à la restauration par réseaux de neurones (RN), par logique floue (LF), par les algorithmes génétiques (GA), et la deuxième partie s'intéresse à la restauration par OEP. Cette dernière a été exploitée de quatre façons : la première, concerne l'utilisation directe de l'OEP de base en restauration supervisée, il a été utilisé de deux manières : locale et globale, puis une restauration aveugle par une méthode combinée : EOP avec la fonction d'efficacité de recherche (FER), et à la fin une restauration supervisée biphasée combinant les deux premières parties. Un travail supplémentaire qui montre l'influence du facteur de diffusion sur la restauration effectuée par la méthode combinée. A la fin une comparaison entre les différentes techniques d'intelligence artificielle appliquées en restauration d'images.

Pour évaluer les performances de nos algorithmes on a choisi l'utilisation de PSNR (en dB) comme métrique [77].

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{255^2}{MSE} \right) \quad (4.1)$$

Où, MSE: est l'Erreur Quadratique Moyenne entre l'image originale et celle restaurée.

2. Partie I : Utilisation des anciennes techniques de Softcomputing

2.1. Logique floue : *Algorithme proposé (EFFW)*

2.1.1. Le filtre de Wiener

La fonction de coût du filtre de Wiener est une estimation de la moyenne statistique de l'erreur entre f et \hat{f} [2] :

$$J(\hat{f}) = E \left\{ \|f - \hat{f}\|^2 \right\} \tag{4.2}$$

L'image \hat{f} qui minimise (4.2) est donnée dans l'espace de Fourier par (Russ 1999) :

$$\hat{f} = \frac{1}{H} \cdot \frac{|H|^2}{|H|^2 - \frac{S_{nn}}{S_{ff}}} g \tag{4.3}$$

Où S_{ff} et S_{nn} représentent respectivement les densités spectrales de puissance de l'image originale f et du bruit n . Le filtre de Wiener exige des connaissances à priori sur ces deux grandeurs. Notre but est d'améliorer ce filtre pour la restauration des images dégradées par des flous convolutionnels.

2.1.2. L'estimateur flou

Il s'agit d'estimer la valeur de $B (S_{nn} / S_{ff})$ à partir de e_1 et e_2 qui sont :

e_1 : L'erreur quadratique moyenne (EQM) entre l'image Originale f et l'image restaurée \hat{f} :

$$e_1 = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [f(i, j) - \hat{f}(i, j)]^2 \tag{4.4}$$

e_2 : l'EQM entre l'image dégradée g et l'image restaurée :

$$e_2 = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [g(i, j) - \hat{f}(i, j)]^2 \tag{4.5}$$

Fuzzification

On a déterminé les entrées floues de l'inférence à partir des valeurs de e_1 et e_2 . Les variables linguistiques correspondantes aux valeurs de e_1 et e_2 sont définies sur le Tableau 4.1 :

Tableau 4.1. Les variables linguistiques utilisées

Nom	Signification	Valeurs de e_1	Valeurs de e_2
NG	Négatif Grand	[0, 1.25]	[0, 2.5]
NM	Négatif Moyen	[0, 2.5]	[0, 5]
ZO	Zéro	[1.25, 3.75]	[2.5, 7.5]
PM	Positif moyen	[2.5, 5]	[5, 10]
PG	Positif Grand	[3.75, 5]	[7.5, 10]

On a choisi d'utiliser des fonctions d'appartenance triangulaires.

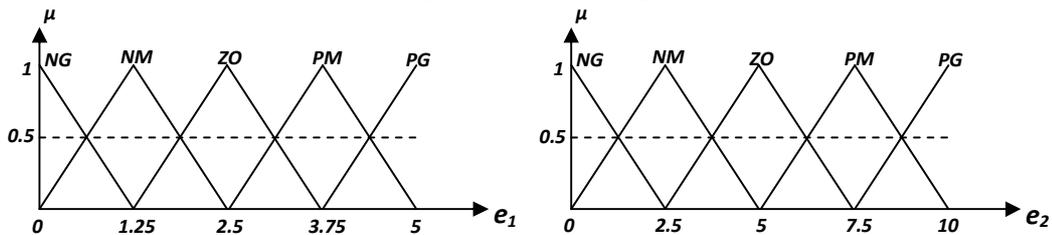


Figure 4.1. Fonctions d'appartenance des variables d'entrées

Inférence

Le mécanisme d'inférence utilisé est celui de Mamdani [28].

Déffuzification

La sortie d'inférence sera numérisée selon la fonction d'appartenance suivante :

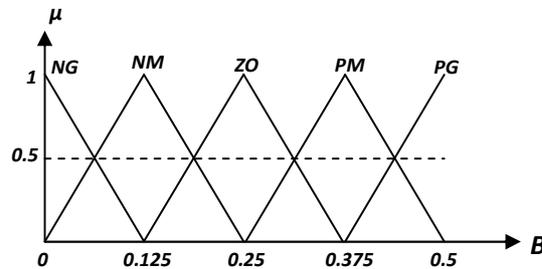
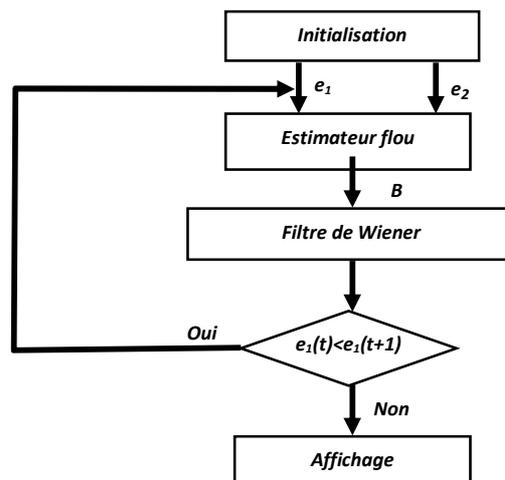


Figure 4.2. Fonctions d'appartenance de sortie

2.1.3. L'implémentation de l'estimateur flou

L'implémentation de notre proposition est effectuée selon l'organigramme 4.1 suivant :

L'organigramme de l'algorithme proposé (EFFW)



Organigramme 4.1. L'algorithme EFFW proposé

2.1.4. Notre expérience

Pour valider l'algorithme proposé (EFFW), on a choisi deux types d'images: image synthétique Figure 4.3.a, et image réelle Figure 4.3.b. Elles ont été dégradée par un flou gaussien de moyenne $\mu_f=0.1$ et de variance $\sigma_f^2=0.5$, et bruitée par un bruit gaussien de moyenne $\mu_b=0$, et de variance $\sigma_b^2=0.01$. On a effectué des tests pour voir le fonctionnement de notre proposition. La base des règles utilisée est obtenue après plusieurs tests de restauration effectués avec le filtre de Wiener en variant B .

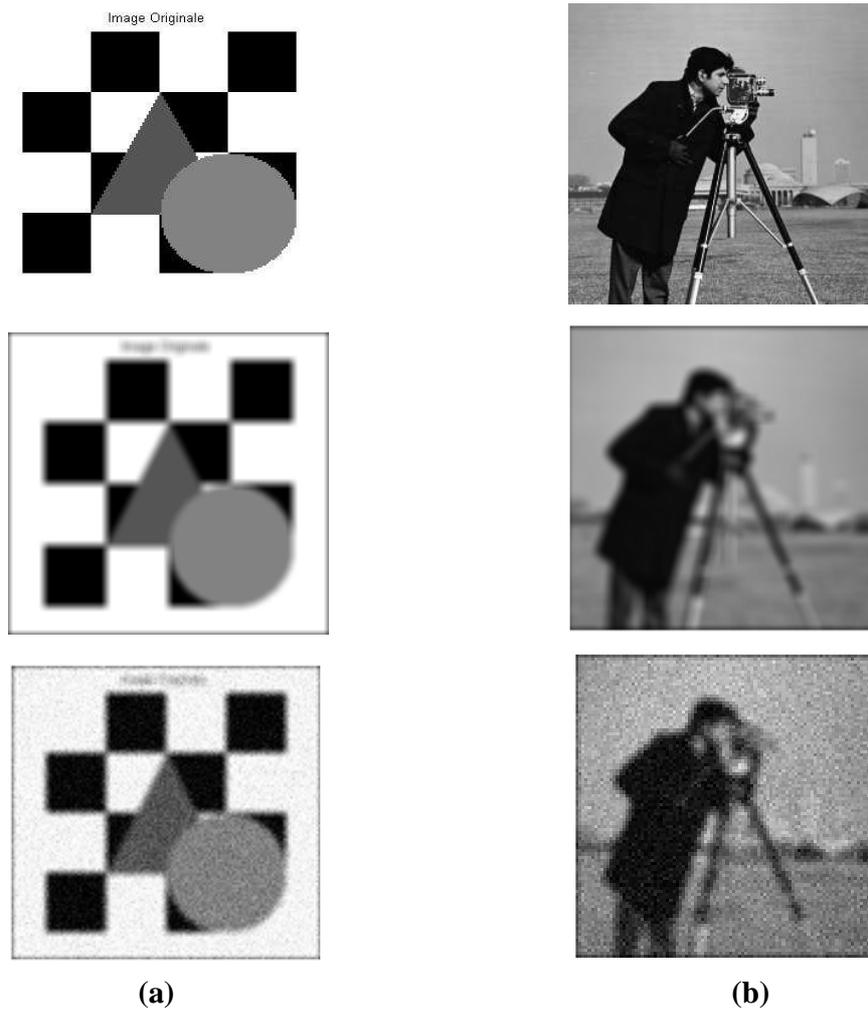


Figure 4.3. (a). Image synthétique, (b). Image réelle : originales, flouées, flouées et bruitées

Test 1

Dans ce test on a restauré des images flouées avec l'EFFW. Le but est de voir l'applicabilité de notre algorithme. La base de règles utilisée Tableau 4.2, les résultats obtenus sont présentés par les images de la figure 4.4.

Tableau 4.2. Base des règles utilisée.

$e_1 \backslash e_2$	NG	NM	ZO	PM	PG
NG	NG	NM	NM	NM	ZO
NM	NG	NM	PM	PM	PM
ZO	PM	PM	ZO	ZO	ZO
PM	PM	ZO	NM	NM	NG
PG	PG	NM	NG	NG	NG

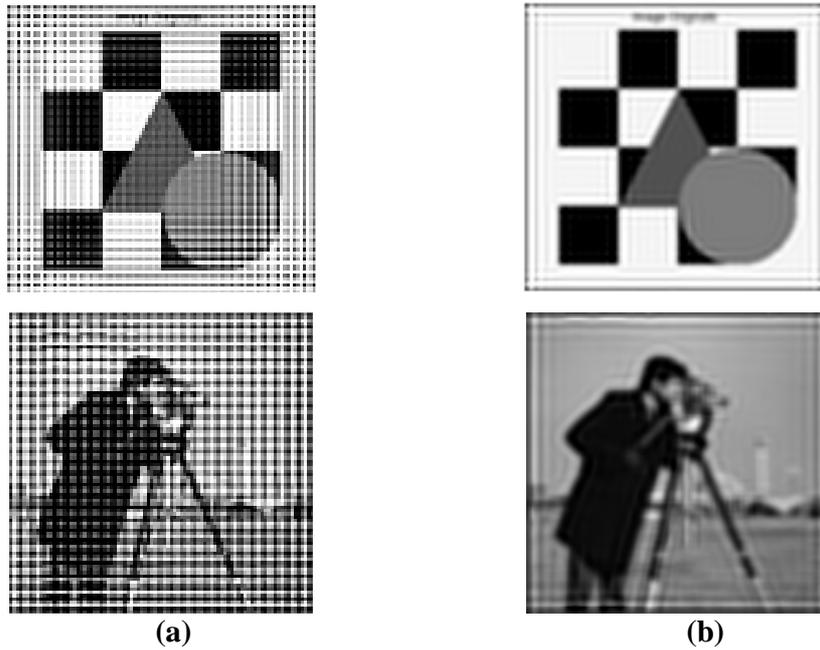


Figure 4.4. Restauration des images flouées (a). Par filtre de Wiener, (b) Par l'EFFW

Test 2

L'objectif visé par ce test est de voir le gain offert par l'introduction de notre algorithme dans la restauration des images flouées et bruitées figure 4.5.

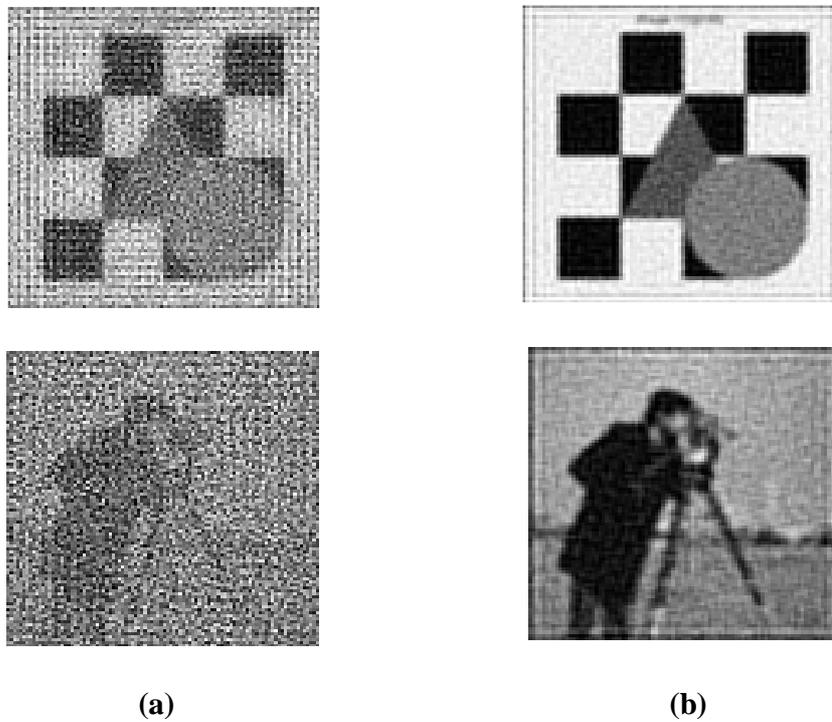


Figure 4.5. Restauration des images flouées et bruitées (a). Par filtre de Wiener, (b) Par l'EFFW.

Le tableau suivant représente le résumé des résultats des PSNR obtenus par les tests:

Tableau 4.3. *Résumé des résultats de PSNR obtenu de notre expérience.*

Les images	Restauration d'image flouée		Restauration d'image flouée et bruitée	
	Wiener	EFFW	Wiener	EFFW
Image synthétique	10.387	18.238	2.165	17.022
Image réelle	12.010	22.297	-2.100	20.511

2.1.5. Discussion des résultats

Les images obtenues par le filtre EFFW, figure 4.4 pour la restauration des images dégradées par le flou seul, sont bien plus claires que celles données par le filtre de Wiener. Du Tableau 4.3 les résultats de SNR des images données par l'EFFW sont meilleurs que ceux du filtre de Wiener. Ce filtre a bien prouvé son utilité dans le domaine de la restauration d'image. Pour la restauration des images dégradées par le flou plus un bruit additif, figure 4.5, le filtre de Wiener a donné des images peu visibles et l'effet du bruit est notamment très présent, par contre l'EFFW a donné des images encourageantes. Le rapport PSNR a renforcé les résultats du côté visuels, comme il est présenté sur Tableau 4.3. Par Ailleurs, ces résultats restent insuffisants car les images obtenues restent éloignées de l'image originale. Une base des règles plus performantes peut donner des résultats encore meilleurs.

2.1.6. Conclusion

L'introduction de notre estimateur flou dans le processus de la restauration d'image a permis l'amélioration du comportement du filtre de Wiener pour la déconvolution entre le flou et l'image originale. Ainsi la restauration d'images flouées par un tel filtre permet de produire des images de meilleure qualité en terme de PSNR et du côté aspect visuel. On note également que l'utilisation des règles d'inférences étudiées, permet à l'EFFW de produire des résultats meilleurs ce qui prouve l'efficacité de la méthode proposée. Néanmoins, des améliorations sur ce filtre sont à envisager, car il peut être modifié de telles sortes à être utilisé pour la restauration aveugle.

2.2. Réseaux de Neurones

La restauration d'image peut être perçue comme un problème d'optimisation, de ce fait le model neuronal de Hopfield est considéré comme le model le mieux disposé à réaliser la tache d'optimisation.



Figure 4.6. Images restaurées par le RN de Hopfield, (a) flouée b) flouée et bruitée.

Tableau 4.4 Résumé des résultats de PSNR[dB] obtenus de notre expérience.

Les images	Image flouée		Image flouée et bruitée	
	Dégradée	Restaurée	Dégradée	Restaurée
Image synthétique	34.7312	28.0089	29.4556	26.9835
Image réelle	28.1306	20.9052	24.7230	20.2149

Discussion des résultats obtenus

La restauration d'image par le réseau neuronal de Hopfield a donné une image de bonne qualité visuelle dans le cas non bruité, mais dans le cas de bruit additionnel le réseau réagit mal et une image de mauvaise qualité est obtenue. De coté PSNR, les valeurs sont faibles mais meilleurs à des valeurs obtenues par quelques techniques déterministes.

2.3. Les algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques étant considérés comme des algorithmes évolutionnaires très puissants en résolution des problèmes d'optimisation, leur utilisation en restauration d'image s'avère nécessaire lorsque celle-ci est convertie en un problème d'optimisation.

Ainsi, les résultats obtenus après utilisation des AGs sont les suivants, Figure 4.7.



Résultats pour les images flouées



Résultats pour les images flouées et bruitées

(a)

(b)

(c)

Figure 4.7. Restauration par AG, (a) Initialisation aléatoire, (b) Initialisation: image dégradée, et (c) Initialisation: Population de 20 images

Tableau 4.5 Résumé des résultats de PSNR[dB] obtenus.

Les images	Image flouée		Image flouée et bruitée	
	Dégradée	Restaurée	Dégradée	Restaurée
Initialisation aléatoire		-4.9848		-5.3273dB
Initialisation: image dégradée	34.7312	31.0834	29.4556	28.3734
Initialisation: Population de 20 images		42.6065		39.0275

Discussion des résultats

L'utilisation des AGs en restauration d'image a montré la grande influence de l'initialisation de cet algorithme sur les résultats. Les meilleurs résultats ont été obtenus lors de l'initialisation avec une population d'images, voir figure 4.7 pour les résultats qualitatifs, et tableau 4.5 pour les résultats quantitatifs.

3. Partie II : L'utilisation de PSO

3.1. Généralités

La vie sociale ou vie en société est devenue un outil d'inspiration pour des algorithmes de résolution des problèmes relativement complexes. Aussi, l'intelligence collective, les capacités individuelles, les interactions entre individus, et les processus d'auto-organisation ont été largement considérés.

Les fourmis artificielles, par exemple, leur vie, leur comportement lors de la recherche de nourriture, a été l'exemple de conception idéal d'un algorithme d'optimisation qui est devenu très puissant. Aussi, cet algorithme a été appliqué en classification où il a pris différentes formes et particularités selon le problème traité.

Dans notre cas, on essaye d'utiliser un outil semblable, basé sur la vie sociale, qui l'OEP, en restauration d'image en introduisant les particularités nécessaires de notre problème et essayer de les lui accommoder.

La technique OEP est actuellement très utilisée dans différents domaines et multiples applications. Comme cette technique apporte plusieurs avantages elle possède plusieurs inconvénients. Et le point le plus faible très apparent est la phase d'initialisation de l'algorithme. Et c'est ce point qui va prendre le plus d'intérêt.

Puisque l'OEP est un outil d'optimisation, le problème de restauration est converti en un problème d'optimisation. Dans ce cas une fonction coût est présentée et doit être optimisée. La solution donnée par la valeur optimale constitue l'image restaurée désirée. La fonction coût de notre problème, appelée erreur quadratique moyenne avec contrainte (EQMC)(CLSE) [37], est la suivante :

$$J(\hat{f}) = \frac{1}{2} \hat{f}^T \times (H^T \times H + \lambda C^T \times C) \times \hat{f} - g^T \times H \times \hat{f} + \frac{1}{2} \|g\|^2 \quad (4.6)$$

Où, C : $M \times N$ Matrice associée à un opérateur passe-haut qui représente la contrainte bruit imposée, λ : facteur de régularisation, et \hat{f} : est l'image désirée ou estimée.

3.2. Algorithme de Restauration Proposé

Dans cette partie on présente l'application de l'OEP en restauration supervisée d'image, où la dégradation est connue. Cela constitue notre première contribution, **un essaim d'images est généré à partir de celle dégradée**. Pour ce fait on a procédé comme suit :

Algorithme

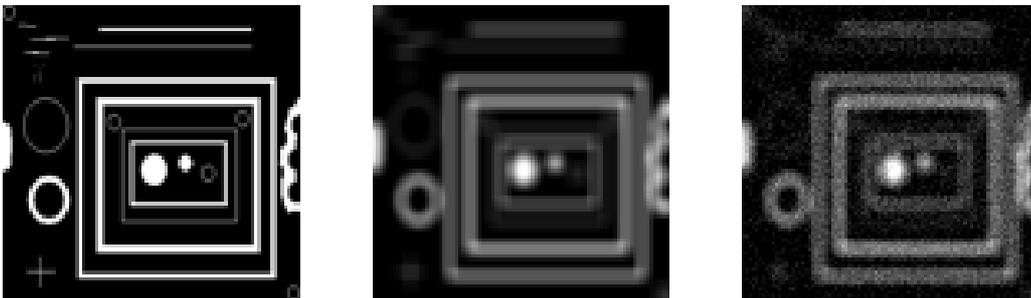
- i. La dimension de l'espace de recherche est prise : $D =$ la longueur de vecteur image;
- ii. La matrice image est convertie en vecteur ;
- iii. La taille de l'essaim selon le choix de l'utilisateur, pour cet application a été fixé à 20;
- iv. La fonction coût est appliquée à chaque particule (vecteur image), équation (4.6);
- v. Les mises-à-jours de vitesse et position, équations (2.3) et (2.4);

Les paramètres des équations de mise-à-jour sont pris selon [8]. Dans ce cas, c'est le voisinage global qui a été choisi car toutes les particules sont attirées par la même meilleure position. Ainsi, cette variante de l'OEP est distinguée par sa faculté d'exploitation.

3.2.1. Résultats et discussion

Pour montrer les performances de cet algorithme on a utilisé six images, figure 4.8 comme test.

Les images test ont été sujettes à une dégradation causée par un flou Gaussien de variance $\sigma_f=0.5$ et de moyenne $\mu_f=0$. En premier lieu on restaure l'image flouée. Puis on restaure l'image flouée et bruitée. Le bruit utilisé est Gaussien avec une moyenne $\mu_n=0$, et une variance $\sigma_n=0.002$. Les images dégradées sont présentées en figure.4.8



(a)



(b)



(c)

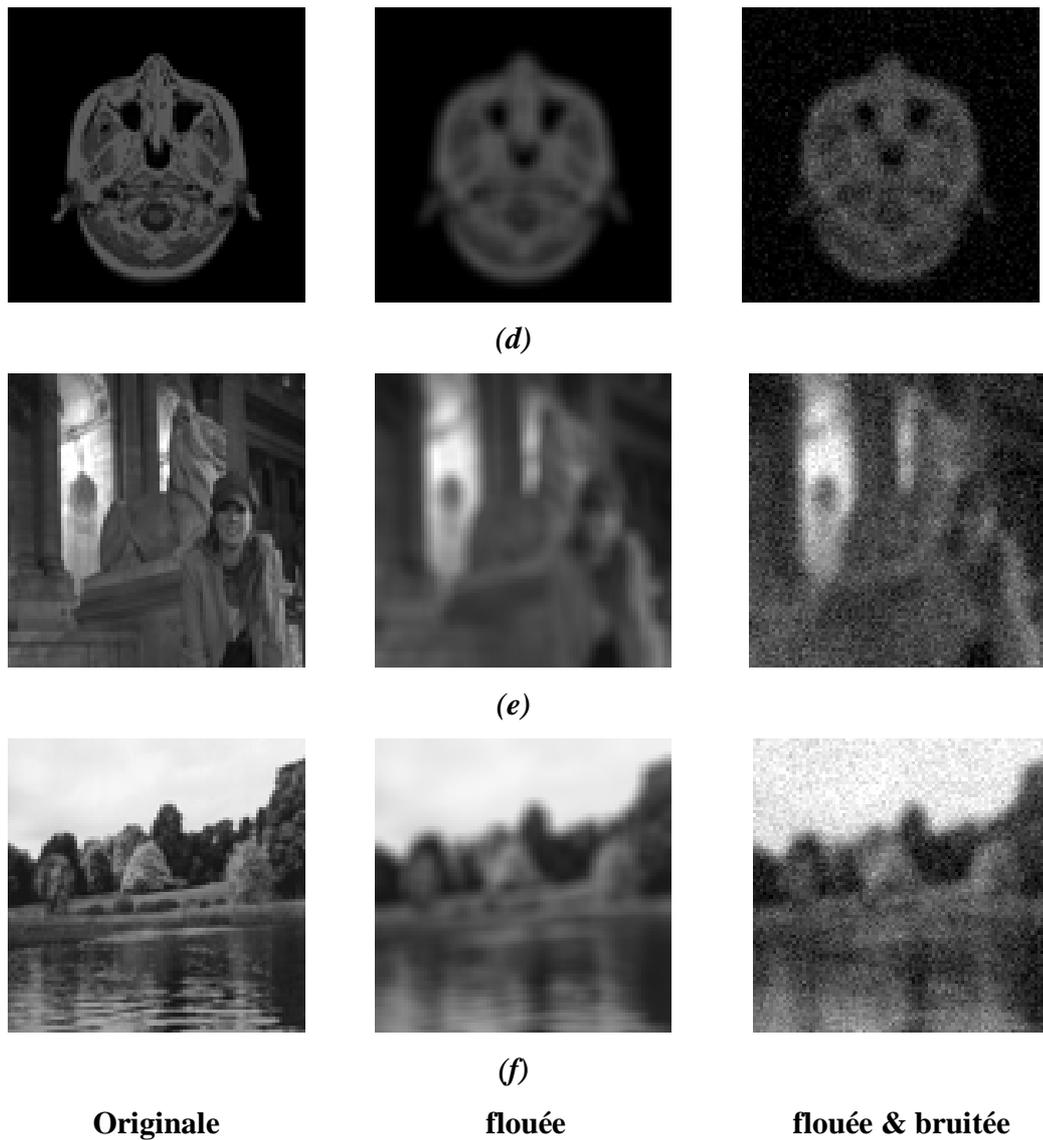
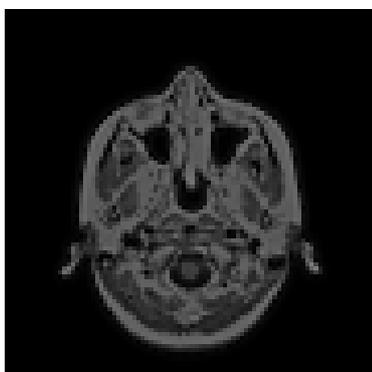
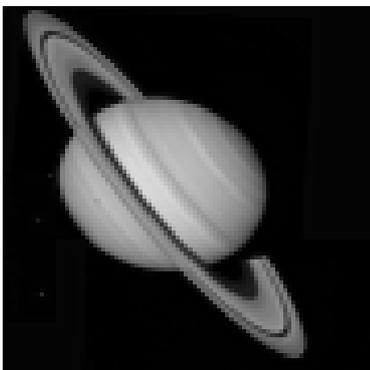
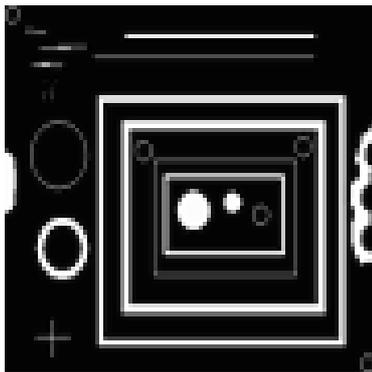


Figure 4.8. Images tests: (a) Blobs, (b) cameraman, (c) Saturn, (d) MRI, (e) Mandi, (f) Autumn

Les Tableaux 4.6 et 4.7 montrent les résultats expérimentaux en comparant le PSNR des images restaurées.

Test 1. Concerne la restauration des images flouées. Les images résultantes, restaurées et erreurs (différence entre l'image originale et celle restaurée), sont présentées en (Figure 4.9), **Tableau 4.6** résume les PSNRs des résultats obtenus.



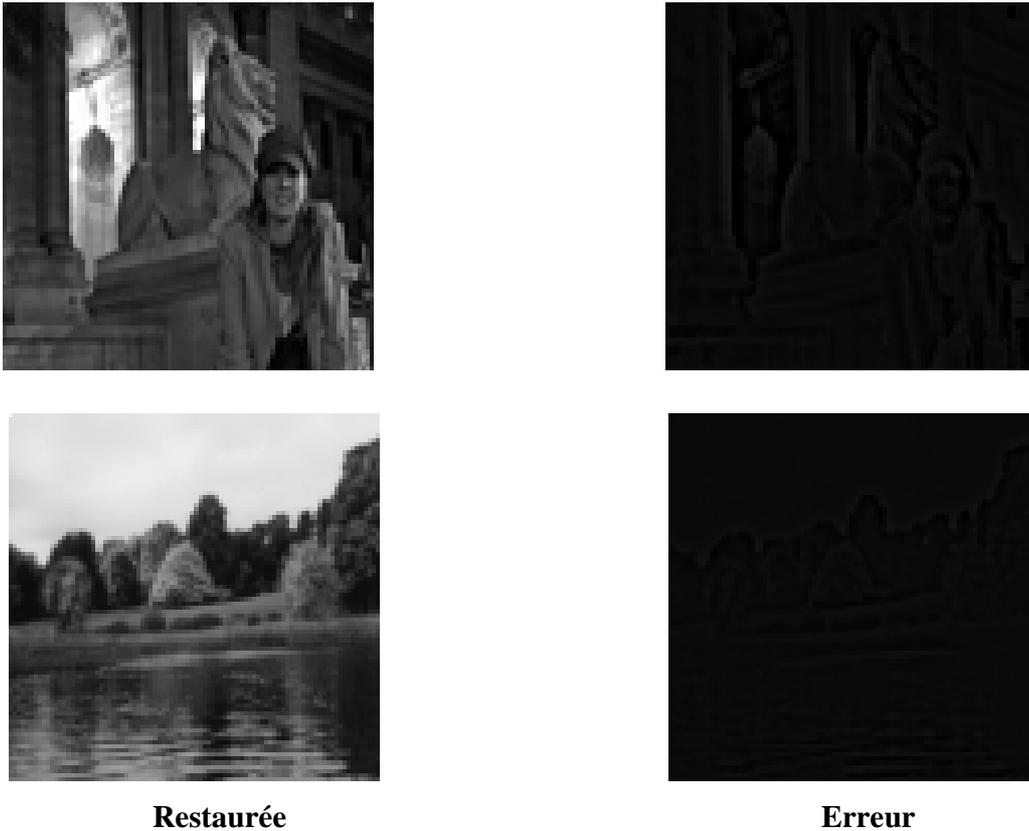
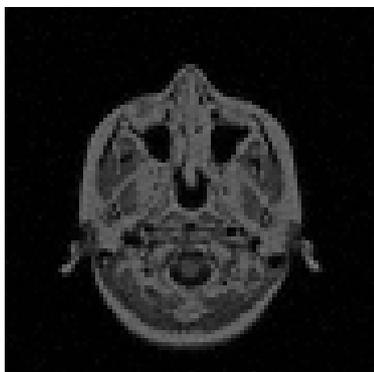
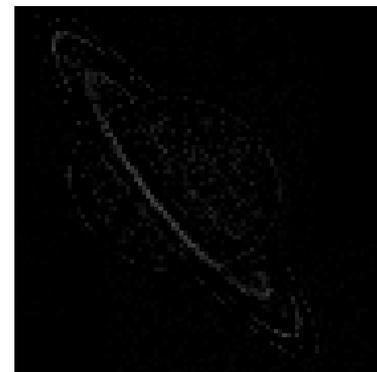
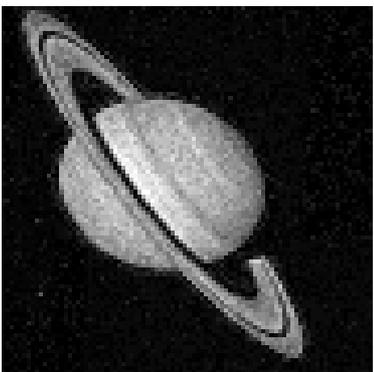
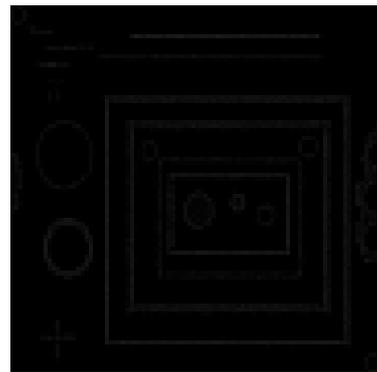
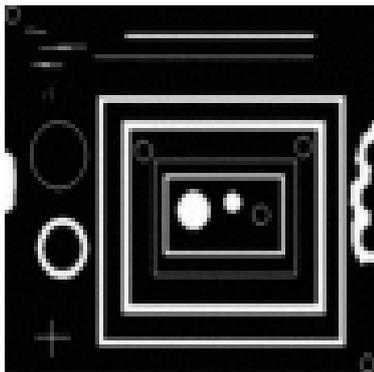


Figure 4.9. Images Résultantes à partir de celles flouées

Tableau 4.6. PNSR résultants pour les images flouées

Image	Dégradée	Restaurée avec l'OEP
Blobs	23.9454	36.9323
Cameraman	29.1965	32.7254
MRI	27.9970	34.0475
Autumn	30.4242	32.4563
Saturn	36.4359	38.5502
Mandi	30.8322	32.6123

Test 2 Concerne la restauration des images flouées et bruitées. Les images résultantes, restaurée et erreur, sont présentées en figure. 4.10, Tableau.4.7 résume les PSNRs des résultats obtenus.



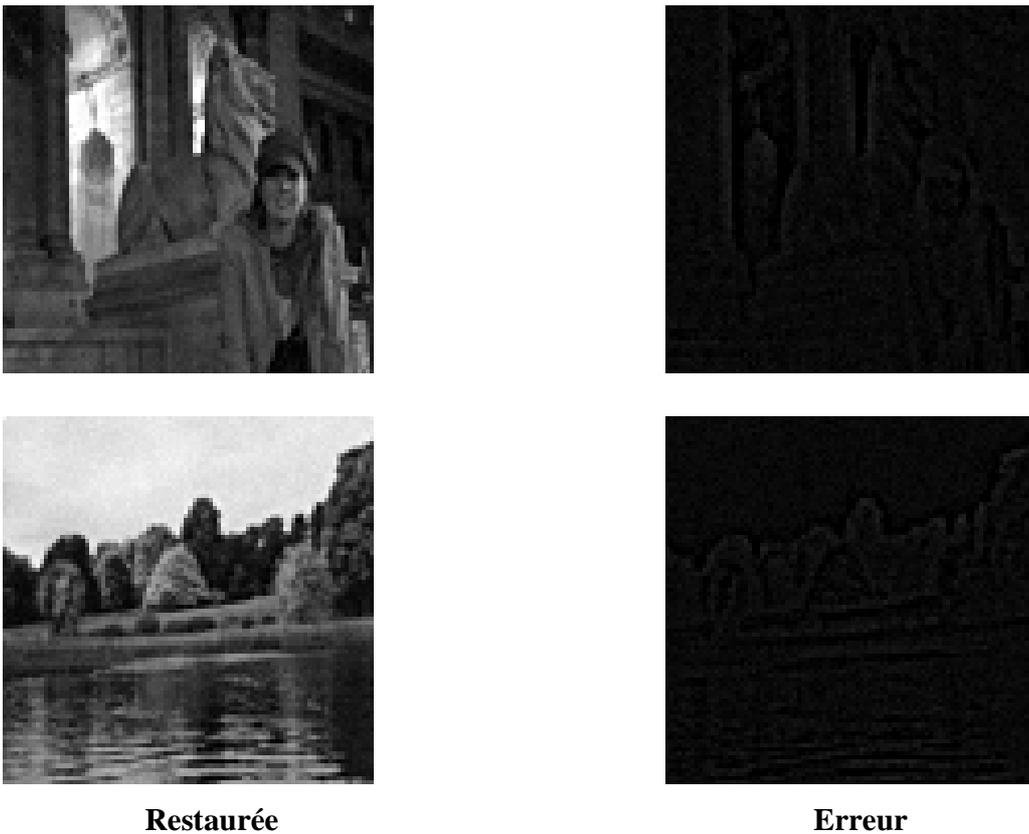


Figure 4.10. Images Résultantes à partir de celles flouées et bruitées

Tableau 4.7. PNSR résultants pour les images flouées et bruitées

Image	Degradation	Restored with PSO
Blobs	23.5134	38.1721
Cameraman	27.1319	32.7354
MRI	24.5794	33.5554
Autumn	28.3069	32.4031
Saturn	31.4147	32.3734
Mandi	28.6501	32.5408

Les résultats obtenus des deux testes traduites par les figures 4.9 et 4.10 montrent l'efficacité de cet outil dans la restauration d'image, tableaux 4.6 et 4.7, prouvent son efficacité par la mesure de PSNR. Le temps d'exécution est estimé de 2min. Aussi les résultats montrent la robustesse de cet outil au bruit (figure.4.10), quelques images donnent un meilleur PSNR pour les images flouées et bruitées que celles seulement flouées (**Tableaux 4.6 et 4.7**).

3.2.2. Conclusion

Dans cette contribution on a essayé d'appliquer l'OEP dans le domaine de restauration d'image. Cet outil qui n'a pas été appliqué jusqu'ici, à notre connaissance, dans ce domaine, a fourni de bons résultats comparé avec d'autres techniques de restauration d'image [25], [50], [52], [56], [55]. Aussi, on a noté sa simplicité d'implémentation sur ordinateur comparé avec d'autres techniques évolutionnaires. Finalement, on peut dire que l'OEP est un outil d'optimisation très puissant. Et les résultats qu'on a obtenu après son utilisation ont été très satisfaisants malgré l'utilisation de la version de base, cet outil a donné sens à notre contribution. L'OEP donne de bonnes solutions à un temps plus court que d'autres algorithmes évolutionnaires.

L'OEP et autres algorithmes de recherche stochastique ont deux inconvénients majeurs : le premier est que l'essaim peut prématurément converger; le second est que les approches stochastiques ont un problème de dépendance; chaque changement d'un de leurs paramètres peut avoir un mauvais effet sur le comportement de l'algorithme et sur les solutions obtenues. Plusieurs variantes de l'OEP ont été développées pour remédier ces inconvénients [36]. Comme perspective future on envisage la conception d'une version améliorée de l'OEP pour avoir une technique d'optimisation plus puissante.

3.3. Restauration locale & globale

Dans cette partie on présente l'application de l'OEP dans la restauration supervisée d'image de deux façons :

1. *Dans la première*, l'image est prise l'essaim entier, et les particules sont les pixels, ainsi on effectue une restauration locale. La procédure à suivre est:

Algorithme 1

- i. *La dimension de l'espace de recherche est : $D=1$, notre variable est le pixel;*
- ii. *La matrice image est convertie en vecteur;*
- iii. *La taille d'essaim est la longueur de vecteur image;*
- iv. *La fonction coût est appliquée à chaque pixel comme montrée dans l'équation suivante :*

$$J(\hat{f}(i)) = \frac{1}{2} \hat{f}^T(i) \times (H^T \times H + \lambda C^T \times C)(i, j) \times \hat{f}(i) - g^T(i) \times H(i, j) \times \hat{f}(i) + \frac{1}{2} \|g\|^2 \quad (4.7)$$

v. *Les équations de mise à jour de la vitesse et position de l'OEP deviennent :*

- *La vitesse:*

$$v_i(t+1) = wv_i(t) + r_1c_1(y_i(t) - x_i(t)) + r_2c_2(\hat{y}(t) - x_i(t)) \quad (4.8)$$

– la position :

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (4.9)$$

Dans ce cas $x_i(t)$ est le pixel courant, $y_i(t)$ est la meilleur performance personnelle du pixel i , $\hat{y}(t)$ est la meilleur performance globale des pixels obtenue, et $v_i(t)$ est la vitesse du pixel.

Notre contribution dans ce cas, est l'utilisation du pixel comme une particule qui peut se déplacer ayant une vitesse et une position.

2. Dans la deuxième, *qui constitue notre contribution, un essaim d'images est généré à partir de celle dégradée*, dans ce cas c'est une restauration globale qui est effectuée. La procedure à suivre est :

Algorithme 2

- i. La dimension de l'espace de recherché est prise : $D = \text{longueur du vecteur image}$;
- ii. De même, la matrice image est convertie en vecteur ;
- iii. La taille d'essaim est laissée à l'utilisateur, dans notre application est fixée à 20;
- iv. La fonction coût est appliquée à chaque particule (vecteur image) comme suit :

$$J(\hat{f}) = \frac{1}{2} \hat{f}^T \times (H^T \times H + \lambda C^T \times C) \times \hat{f} - g^T \times H \times \hat{f} + \frac{1}{2} \|g\|^2 \quad (4.10)$$

v. Les équations de mise à jours de vitesse et position du l'OEP deviennent :

– La vitesse:

$$v_i(t+1) = wv_i(t) + r_1c_1(Y_i(t) - X_i(t)) + r_2c_2(\hat{Y}(t) - X_i(t)) \quad (4.11)$$

– La position :

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (4.12)$$

Dans ce cas, $X_i(t)$ est l'image courante, $Y_i(t)$ est la meilleur performance personnelle de l'image, $\hat{Y}(t)$ est la meilleur image globale obtenue, et $v_i(t)$ est la vitesse de l'image.

3.3.1. Discussion des Résultats

Pour tester les deux méthodes proposées on a utilisé l'image cameraman de taille 256X256. Elle a été exposée à une dégradation causée par un flou Gaussien de variance $\sigma_f = 0.5$ de moyenne $\mu_f = 0$. Premièrement, on a restauré l'image flouée. Puis, on a restauré l'image flouée et bruitée. Le bruit est Gaussien avec une moyenne $\mu_n = 0$, et variance $\sigma_n = 0.002$.

Pour l'image flouée le $PSNR_B = 29.1965 \text{ dB}$, pour l'image flouée et bruitée le $PSNR_{BN} = 27.1319 \text{ dB}$.

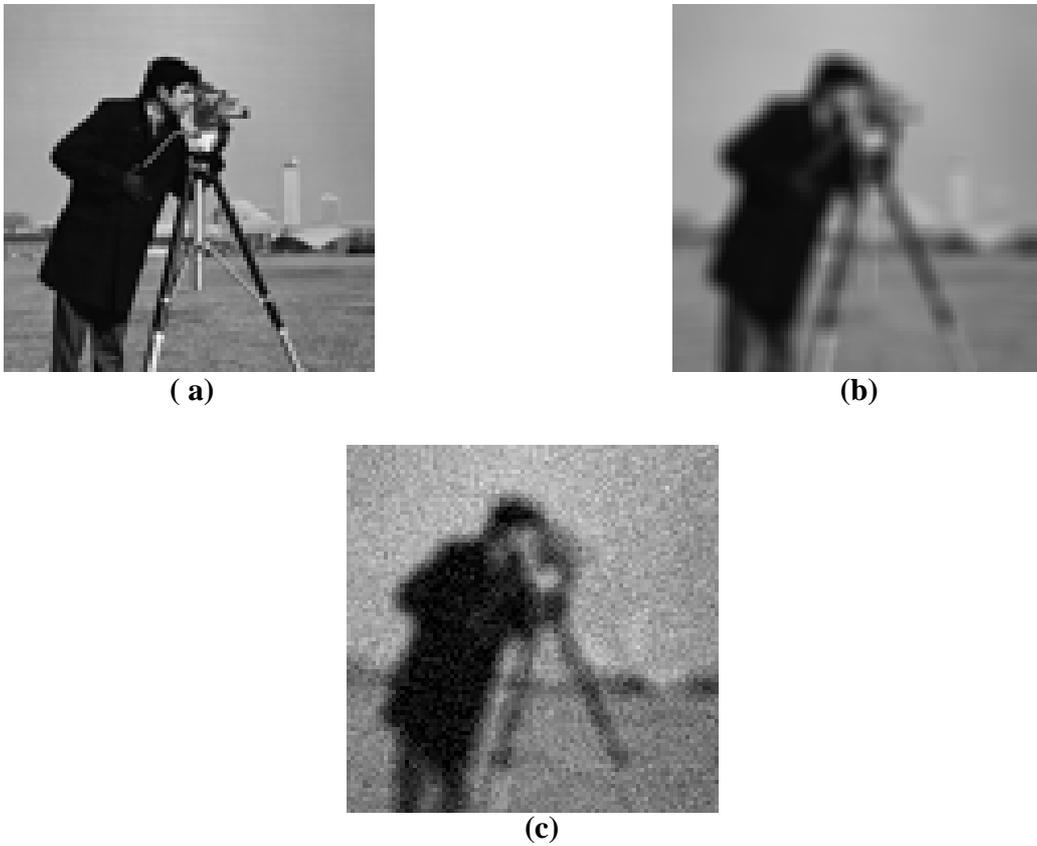


Figure 4.11. (a) Image Originale, (b) Image flouée, (c) Image flouée & bruitée



Figure 4.12. Image obtenue par restauration locale pour une image flouée : (a) Image restaurée, (b) Image erreur

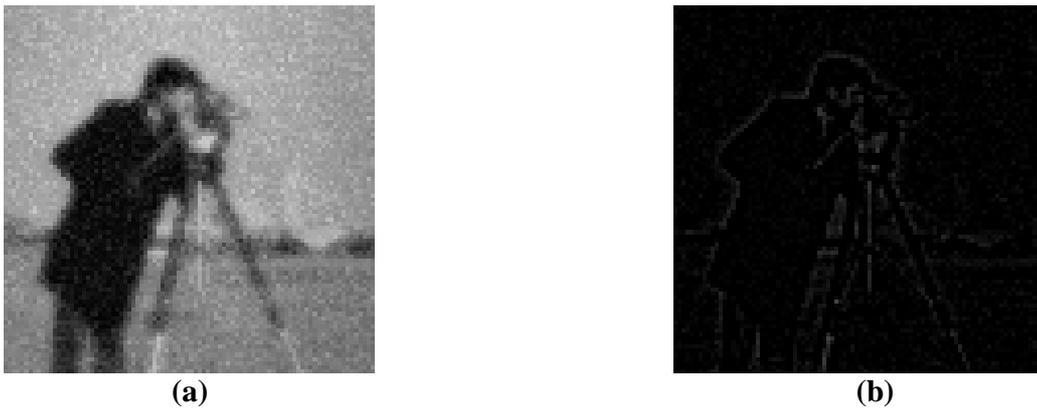


Figure 4.13. Image obtenue par restauration locale pour une image flouée et bruitée: (a) Image restaurée, (b) Image erreur



Figure 4.14. Image obtenue par restauration globale pour une image flouée : (a) Image restaurée, (b) Image erreur



Figure 4.15. Image obtenue par restauration globale pour une image flouée et bruitée: (a) Image restaurée, (b) Image erreur

Pour montrer l'efficacité de cet outil (l'OEP) dans la restauration d'image on a dégradé l'image originale figure 4.10. a avec flou Gaussien, l'image résultante figure 4.10. b. Pour plus de validité on a proposé l'application de cet outil non seulement sur une image flouée

mais aussi une image flouée et bruitée figure 4.10. c. Les images obtenues, figures 4.11, 4.12, 4.13 et 4.14 montrent l'efficacité de l'application de cet outil dans ce domaine. En comparant les résultats obtenus du côté rapport signal sur bruit (PSNR), on note que pour le cas où l'image est prise comme essaim entier, figure 4.11. a, le PSNR de l'image restaurée a la valeur PSNR= **33.5485**, et le temps de calcul est $t_f=5.9167$ sec, aussi pour le cas où l'image est prise comme particule dans un essaim de 20 images, figure 4.13. a, le PSNR de l'image restaurée a la valeur PSNR= **32.7254**, et le temps de calcul est $t_g=1.9009$ sec. Ainsi on voit que la restauration par pixel, ou restauration locale, donne de meilleurs résultats que la restauration globale. Les résultats obtenus dans le cas où l'image a été flouée et bruitée, figure 4.12. a et figure 4.14. a, les images restaurées donnent, PSNR= **30.8417** et **32.7354** respectivement.

Tableau 4.8. Tableau récapitulatif des PSNR de techniques de restauration d'image

Méthodes de restauration		PSNR		
		flouée	flouée et bruitée	
filtrage inverse		25.2172	25.2172	
filtrage pseudo inverse		25.2172	25.2172	
filtre CLS directe		28.5298	18,1135	
filtre CLS itératif		28.1306	24,7649	
filtre de Wiener		18.6606	2.1694	
la méthode de Tikhonov- Miler		6.7295	6.7291	
la méthode de Lucy- Richardson		27.7481	21.0484	
le réseau neuronal de Hopfield		20.9052	20.2162	
Champ Aléatoire de Markov (MRF)		21.0050	13.3791	
Ondelette (Daubechies)	Lucy- Richardson	7.5476	-2.8796	
	Wiener	18.6606	2.0308	
	debruitage	Lucy		14.5091
		Wiener		16.9973
Méthodes proposées	PSO en restauration locale	33.5485	30.8417	
	PSO en restauration globale	32.7254	32.7354	

Maintenant on compare les résultats du côté temps d'exécution. Pour les résultats de figure 4.12. a et figure 4.13. a le temps de calcul est estimé à 6sec. Pour les résultats de figure 4.8. a et figure 4.9. a est estimé à 2sec. On note que la restauration locale a pris plus du temps que la restauration globale dans les deux cas, soit pour l'image flouée, ou pour l'image flouée et

bruitée. Alors, l'avantage que donne l'une il est aussi l'inconvénient de l'autre, soit en temps, soit en qualité, présenté par le PSNR. Le choix de voisinage global pour les deux procédures de restauration proposées nous permet d'obtenir de bonnes solutions, puisque l'information concernant la solution est directement communiquée au reste de l'essaim pour les prévenir en cas d'attraction vers les optimums locaux. Ainsi on peut dire que dans ce cas on peut les éviter. Une comparaison de quelques résultats de simulation de quelques techniques de restauration d'image avec les résultats obtenus en utilisant l'OEP est présentée sur une table récapitulative, Tableau 4.8. Une hybridation des deux procédures est possible et cela en commençant le processus par l'une ou l'autre, ie, initialisé une population globale, puis prendre chaque particule et lui fait subir un traitement locale. Et vice- versa.

3.4. Restauration aveugle

Dans les sections précédentes on a utilisé l'OEP dans la restauration d'image. Ce puissant outil d'optimisation a converti la restauration d'image en un problème d'optimisation. Il a donné de bons résultats. Vue ces résultats, on a essayé d'utiliser cet outil en restauration aveugle d'image, puisque, dans la plus part des cas l'information sur le processus de dégradation est limitée ou inconnue.

Dans ce cas on propose l'utilisation d'une nouvelle fonction coût où on n'a pas besoin d'information sur la dégradation, et on va essayer de trouver la solution. Cette solution constitue, dans notre cas, l'image restaurée. La fonction coût utilisée est la FER (SEF), équation (3.7), et la procédure est comme suit:

L'algorithme proposé

- i. L'image dégradée est introduite;
- ii. L'utilisation de l'OEP avec la FER comme fonction coût;
- iii. Image restaurée.

Notre contribution: FER comme fonction coût dans l'OEP

1. $L =$ pris comme l'intensité maximal d'un pixel
2. $x_0 =$ image dégradée
3. Calcule de N_b , de l'équation (3.12)
4. Calcule de $\langle l \rangle$, de l'équation (3.8)
5. Calcule de η , de l'équation (3.7)

6. Utilisation de l'équation (2.1) pour la meilleure performance personnelle
7. Utilisation de l'équation (2.2) pour meilleure performance globale
8. Utilisation de l'équation (2.3) pour la mise à jour de vitesse
9. Utilisation de l'équation (2.4) pour la mise à jour de position

3.4.1. Discussion des résultats

Test 1. Concerne la restauration des images flouées, figure 4.16, le Tableau 4.9 résume les PSNRs des résultats obtenus.



Figure 4.16. Restauration aveugle à partir de celle flouée

Test 2 Concerne la restauration des images flouées et bruitées, Figure 4.17, le Tableau 4.9 résume les PSNRs des résultats obtenus.



Figure 4.17. Restauration aveugle à partir de celle flouée et bruitée

Tableau 4.9. Résultats PSNR[dB] de la restauration aveugle à base de l'OEP

image	Image dégradée	LPSO	méthode Proposée
Flouée	31.0834	33.5485	44.5627
Flouée & bruitée	28.3734	30.8417	35.8365

Les résultats obtenus dans les deux tests traduits par figures 4.15 et 4.16, montrent l'amélioration introduite par notre méthode à cette opération qui est la restauration d'image, et sur le comportement de l'OEP. Le Tableau 4.8, montre son utilité par la mesure de PSNR. Le temps d'exécution est estimé à 9sec comparé avec le temps pris par OEPL pour la restauration locale 5sec. Aussi les résultats montrent que notre méthode a bien fonctionnée pour l'image flouée et bruitée, alors, on a obtenu un outil robuste la restauration aveugle d'image.

3.4.2. Conclusion

Dans un travail antérieur on a introduit l'OEP dans l'opération de restauration d'image et on a obtenu de bons résultats. Mais l'information sur la dégradation, dans la plus part des cas, est inconnue. Pour exécuter l'opération de restauration, généralement, on doit estimer les paramètres de dégradation, qui nécessite des outils complexes. Dans notre cas on a exploité la fonction d'efficacité de recherche (FER) définie par [45] et [62] comme une stratégie de recherche optimale de sites cible effectué par les abeilles lors de leur recherche des emplacements du fourrage. On a eu des résultats excellents comparés avec d'autres techniques de restauration d'image.

3.5. Restauration biphasée

L'utilisation de l'OEP dans la restauration d'image a fourni de bons résultats. Mais tout algorithme évolutionnaire peut prématurément convergé, et cela est dû essentiellement à l'étape d'initialisation qui est généralement aléatoire. Pour remédier à ce problème on propose l'introduction d'une phase d'initialisation dans la procédure de restauration d'image avant l'utilisation de l'OEP. Notre initialisation proposée est élaborée par la FER [45] et [62], utilisée précédemment en restauration aveugle.

L'algorithme proposé

- i. Image dégradée*
- ii. Phase 1: utilisation de la FER comme fonction coût*
- iii. Phase 2: utilisation de l'EQMC comme fonction coût*
- iv. Image restaurée*

Phase 1: phase initiale de restauration

- 1. $L =$ pris comme l'intensité maximal d'un pixel*

2. x_0 = image dégradée
3. Calcule de N_b , de l'équation (3.12)
4. Calcule de $\langle l \rangle$, de l'équation (3.8)
5. Calcule de η , de l'équation (3.7)
6. Utilisation de l'équation (2.1) pour la meilleure performance personnelle
7. Utilisation de l'équation (2.2) pour meilleure performance globale
8. Utilisation de l'équation (2.3) pour la mise à jour de vitesse
9. Utilisation de l'équation (2.4) pour la mise à jour de position
10. Avoir la première image restaurée

Phase 2: phase finale de restauration

1. Introduction de l'image restaurée en phase 1
2. Evaluation du fitness par l'équation (4.6)
3. Utilisation de l'équation (2.1) pour la meilleure performance personnelle
4. Utilisation de l'équation (2.2) pour la meilleure performance globale
5. Utilisation de l'équation (2.3) pour la mise à jour de la vitesse
6. Utilisation de l'équation (2.4) pour la mise à jour de la position

3.5.1. Discussion des résultats

Test 1. Concerne la restauration des images flouées, figure 4.18, le Tableau 4.10 résume les PSNRs des résultats obtenus.



Figure 4.18. Restauration biphasée à partir de celle flouée

Test 2 Concerne la restauration des images flouées et bruitées, figure 4.19, le Tableau 4.10 résume les PSNRs des résultats obtenus.



Figure 4.19. Restauration biphassée à partir de celle flouée et bruitée

Tableau 4.10. Résultats PSNR[*dB*] de la restauration biphassée

image	Image dégradée	PSO	Méthode proposée
Flouée	31.0834	33.5485	35.3277
Flouée & bruitée	28.3734	30.8417	39.4372

Les résultats obtenus des deux tests traduits par figures 4.18 et 4.19 montrent l'amélioration introduite par notre méthode à cette opération qui est la restauration d'image, et au comportement de l'OEP. Le Tableau 4.10 montre son utilité par la mesure de PSNR. Le temps d'exécution est estimé à 9sec comparé avec le temps pris par l'OEP en restauration locale, 5sec. Aussi, les résultats montrent que notre méthode performe bien pour les images flouées et bruitées, alors on a obtenu un outil robuste, figure 4.19, l'image flouée et bruitée donne un meilleur PSNR comparée avec l'image seulement flouée, Tableau 4.10.

3.5.2. Conclusion

Dans des travaux antérieurs on a introduit l'OEP dans l'opération de restauration d'image et on a eu de bons résultats. Mais l'initialisation aléatoire constitue l'inconvénient majeur de cet outil. Alors on a proposé l'utilisation d'une restauration biphassée où la première phase est effectuée en exploitant la FER définie par [45] et [62] comme une stratégie de recherche optimale de sites cible effectué par les abeilles lors de recherche de nourriture. On a obtenu des excellents résultats qui peuvent être améliorés.

3.6. Restauration biphassée avec différents types de flous

Pour s'assurer de la robustesse de notre algorithme on l'a appliqué sur des images dégradées par des flous variés, la figure 4.20 montre la qualité visuelle des images restaurées, et le Tableau 4.11 résume la mesure de qualité (PSNR).

3.6.1. Flou de mouvement

3.6.1.1. Sans bruit

i. Image saturne

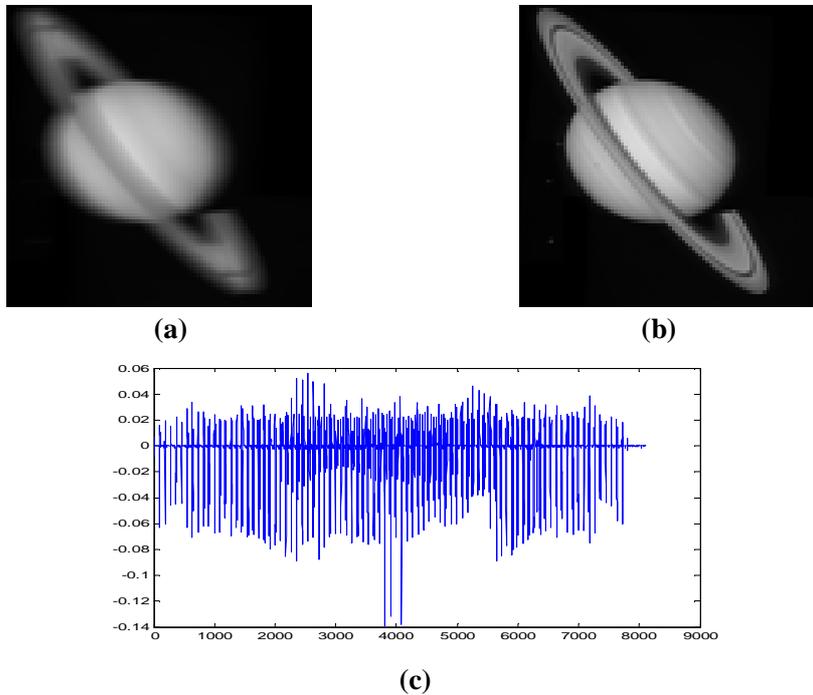


Figure 4.20. Restauration biphassée pour l'image saturne dégradée par un flou de mouvement, (a) flouée, (b) restaurée, (c) l'erreur

ii. Image portrait

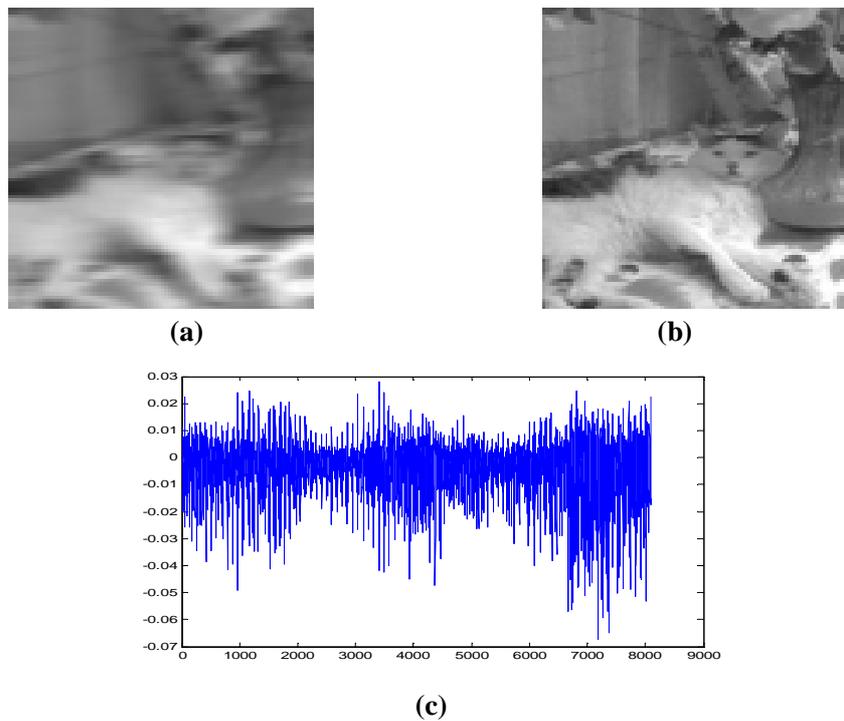


Figure 4.21. Restauration biphassée pour l'image portrait dégradée par un flou de mouvement, (a) flouée, (b) restaurée, (c) l'erreur

3.6.1.2. Avec bruit

i. Image saturne

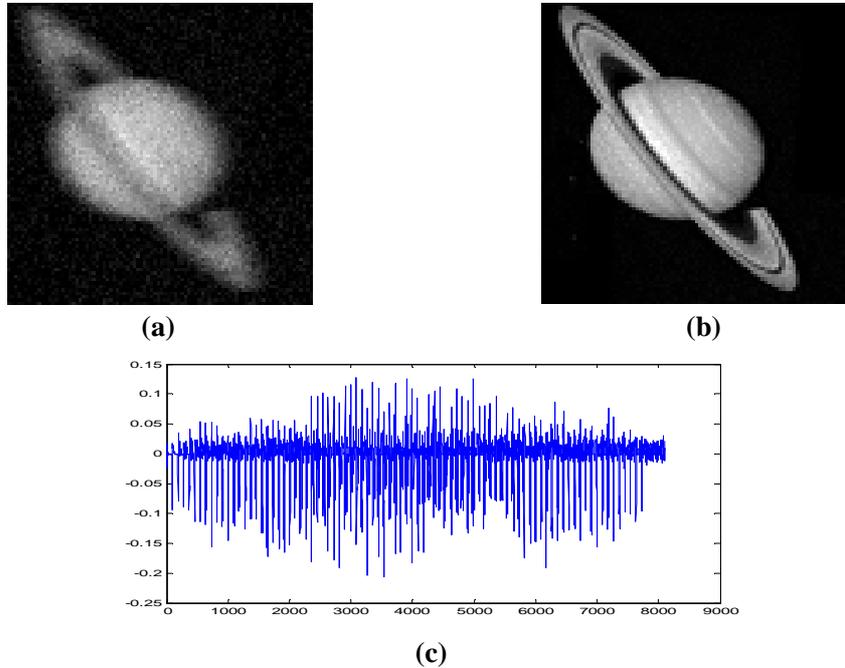


Figure 4.22. Restauration biphassée pour l'image saturne dégradée par un flou de mouvement, (a) flouée et bruitée, (b) restaurée, (c) l'erreur

ii. Image portrait

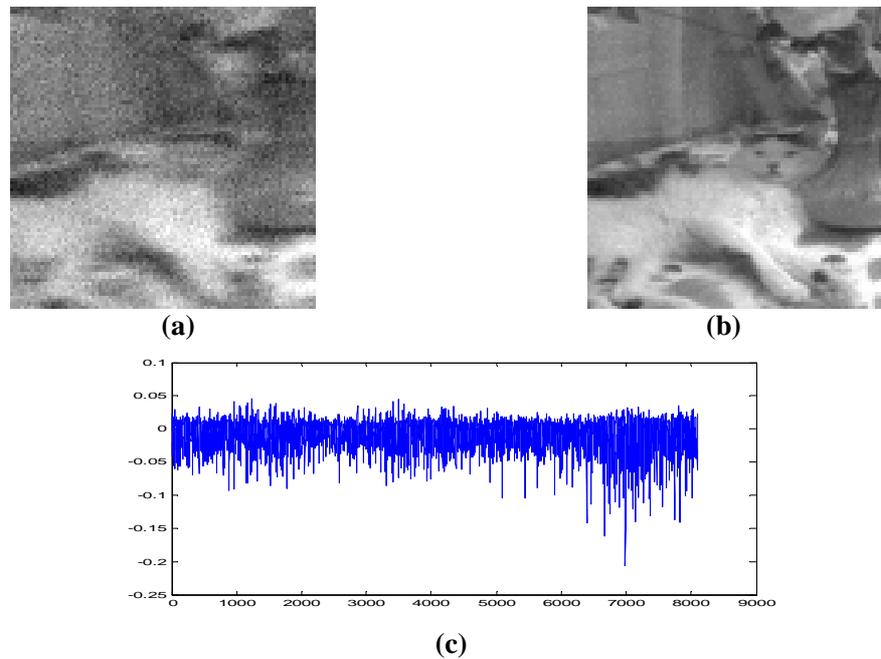


Figure 4.23. Restauration biphassée pour l'image Portrait dégradée par un flou de mouvement, (a) flouée et bruitée, (b) restaurée, (c) l'erreur

3.6.2. Flou circulaire moyennneur

3.6.2.1. Sans bruit

i. image saturne

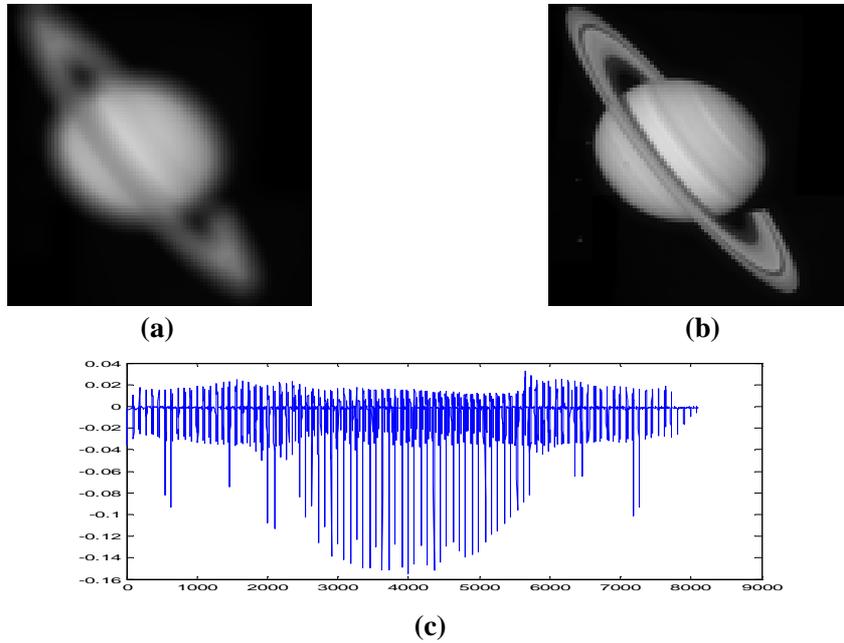


Figure 4.24. Restauration biphasee pour l'image Saturne degradee par un flou circulaire, (a) flouee, (b) restauree, (c) l'erreur

ii. image portrait

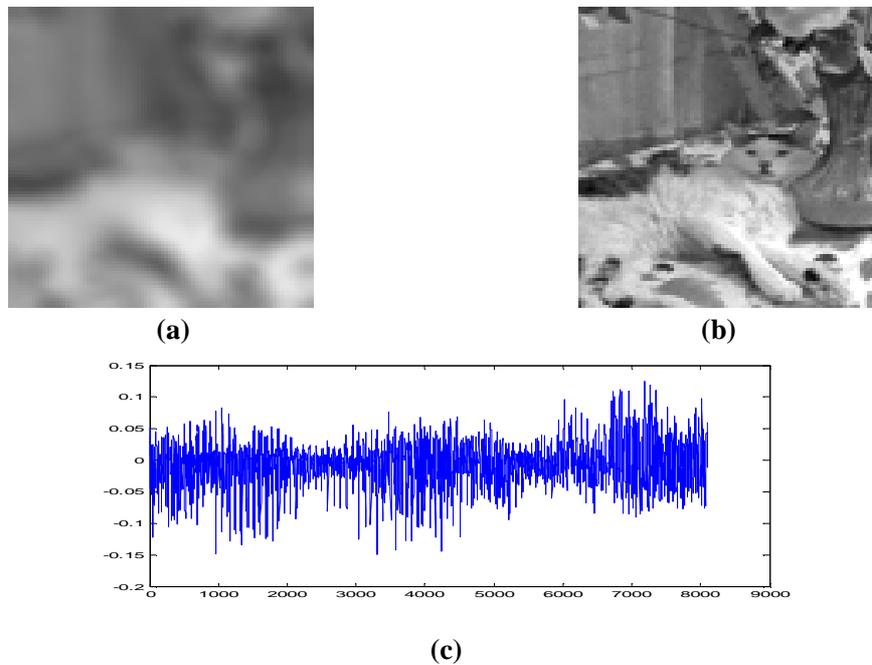


Figure 4.25. Restauration biphasee pour l'image Portrait degradee par un flou circulaire, (a) flouee, (b) restauree, (c) l'erreur

3.6.2.2. Avec bruit

i. image saturne

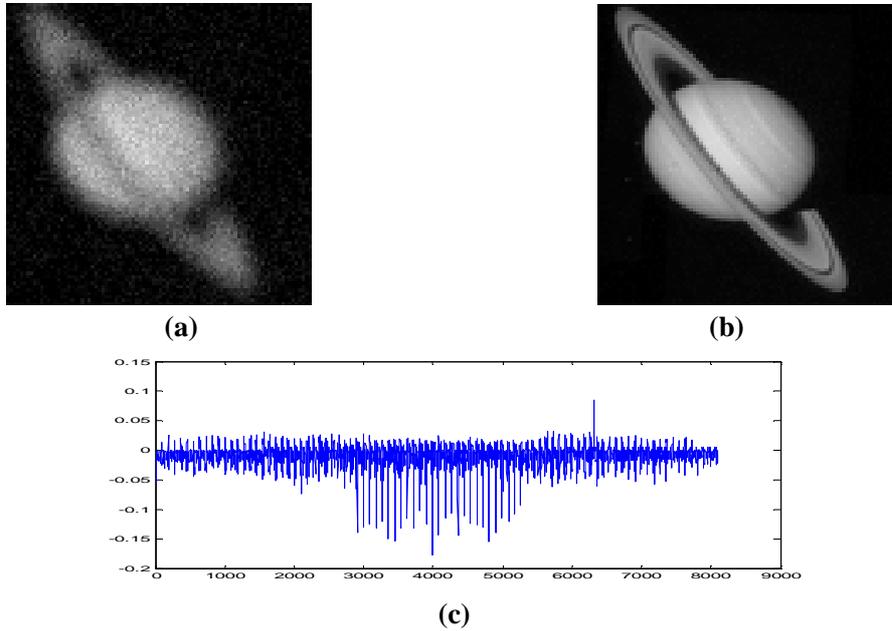


Figure 4.26. Restauration biphasee pour l'image Saturne degradee par un flou circulaire, (a) flouee et bruitee, (b) restauree, (c) l'erreur

ii. image portrait

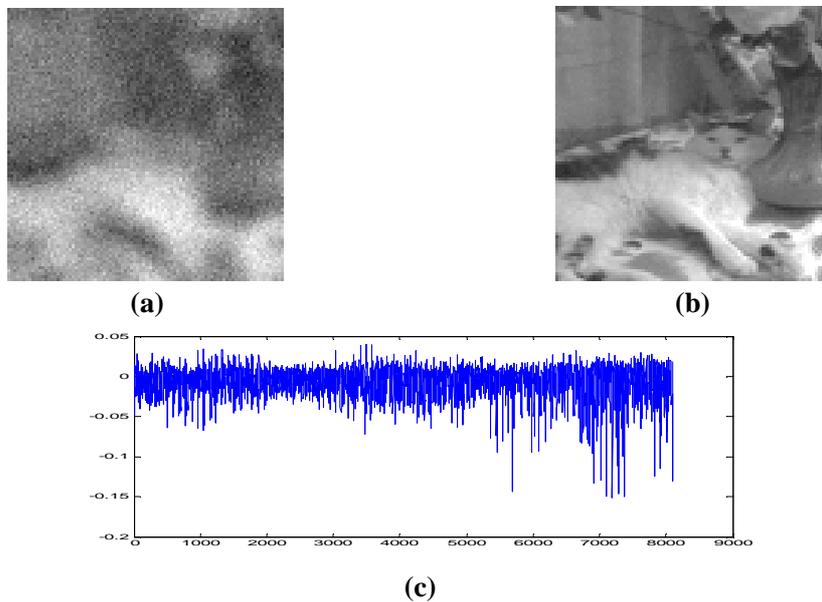


Figure 4.27. Restauration biphasee pour l'image Portrait degradee par un flou circulaire, (a) flouee et bruitee, (b) restauree, (c) l'erreur

3.6.3. Flou de Prewitt horizontal edge-emphasizing

3.6.3.1. Sans bruit

i. image saturne

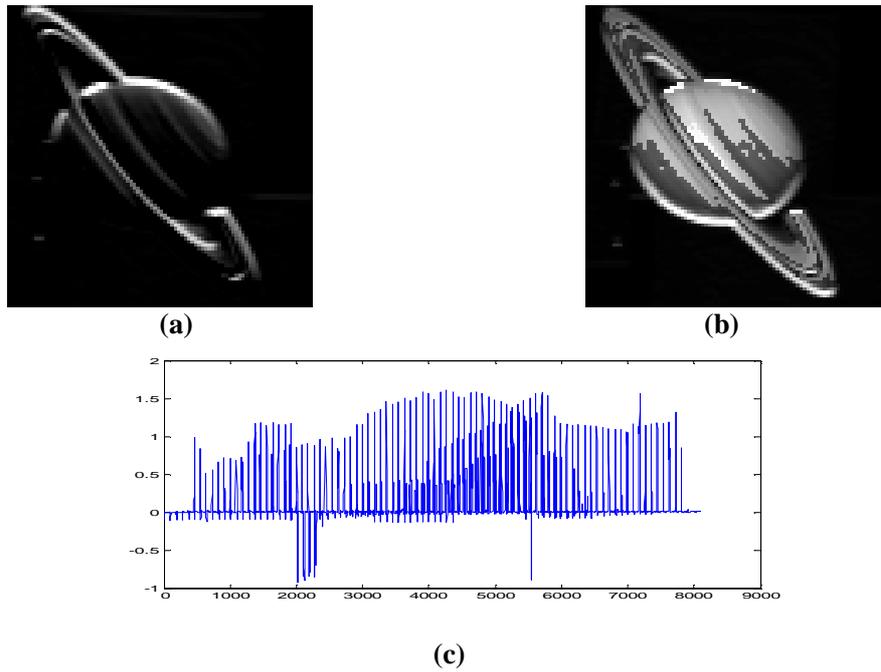


Figure 4.28. Restauration biphassée pour l'image Saturne dégradée par un flou de Prewitt, (a) flouée (b) restaurée, (c) l'erreur

ii. image portrait

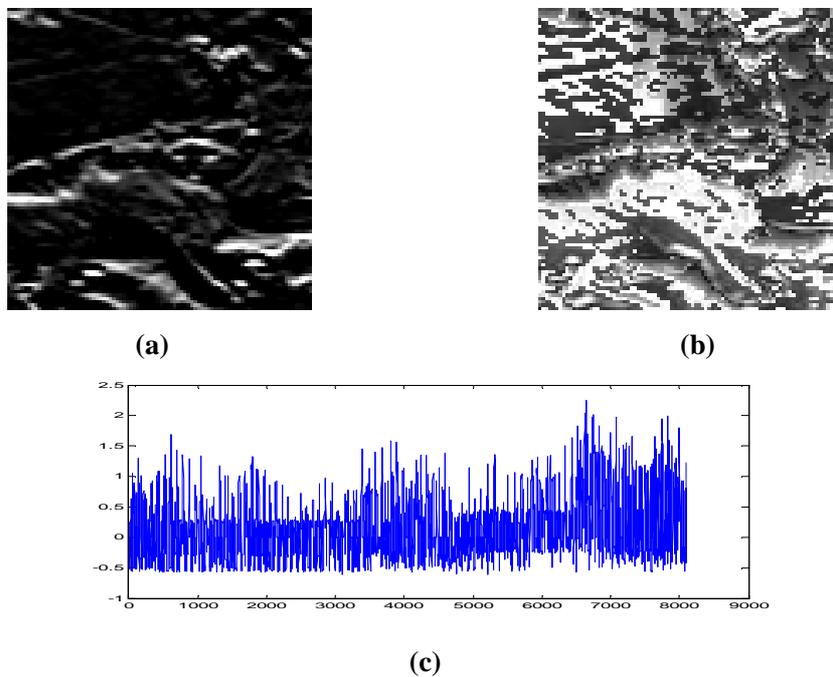


Figure 4.29. Restauration biphassée pour l'image Portrait dégradée par un flou de Prewitt, (a) flouée, (b) restaurée, (c) l'erreur

3.6.3.2. Avec bruit

i. image saturne

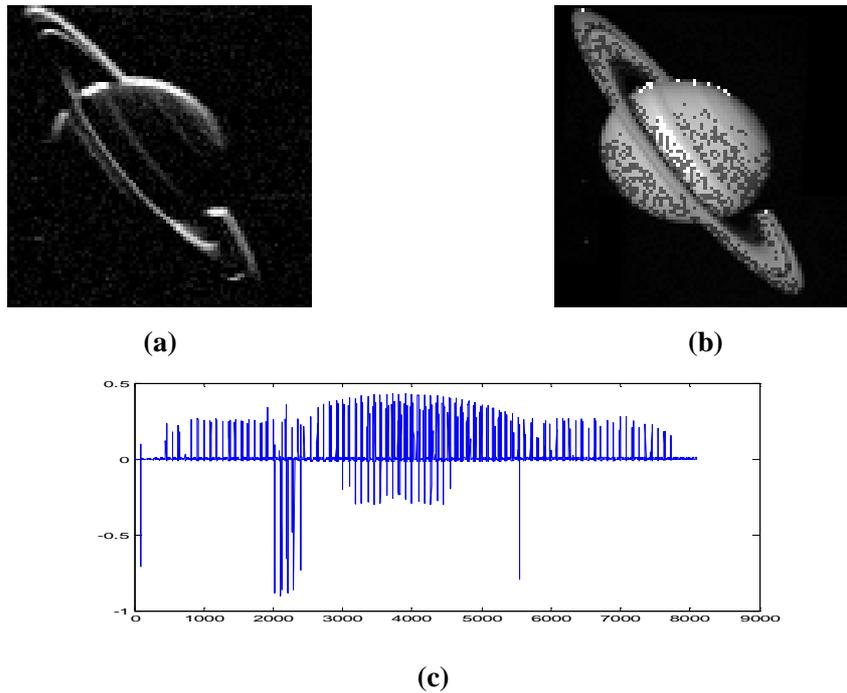


Figure 4.30. Restauration biphasee pour l'image Saturne degradee par un flou de Prewitt, (a) flouee et bruitee, (b) restauree, (c) l'erreur

ii. image portrait

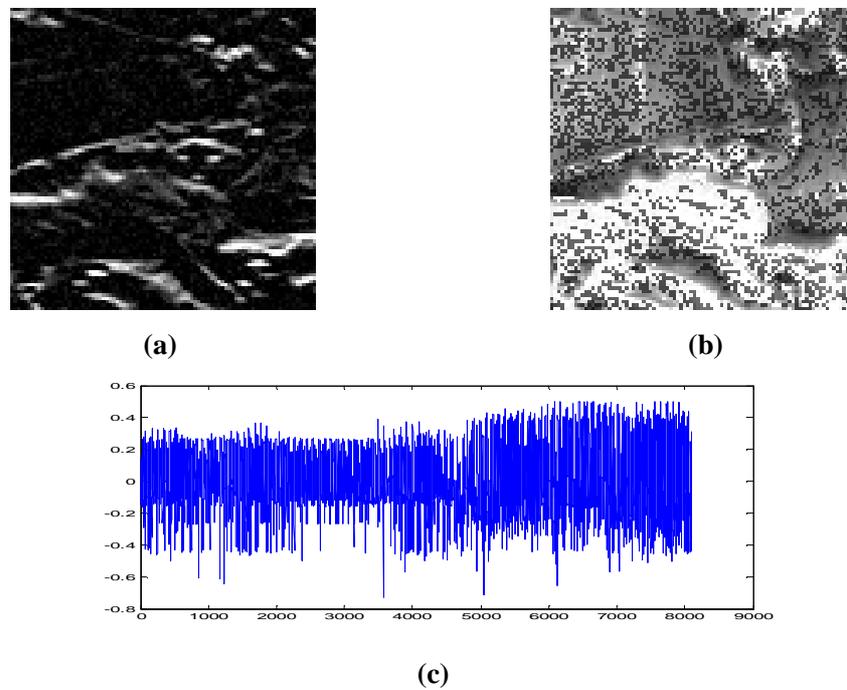


Figure 4.31. Restauration biphasee pour l'image Portrait degradee par un flou de Prewitt, (a) flouee et bruitee, (b) restauree, (c) l'erreur

Tableau 4.10. Résultats PNSR de la restauration biphasée multi-flous

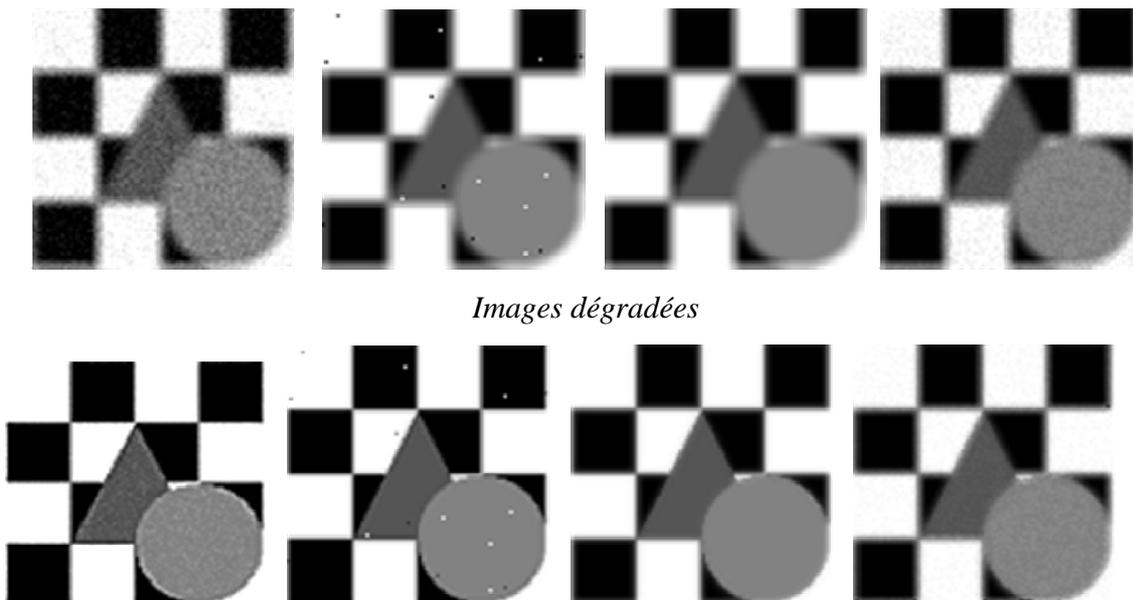
image	Flou de mouvement				Flou circulaire				Flou de Prewitt			
	Avec bruit		Sans bruit		Avec bruit		Sans bruit		Avec bruit		Sans bruit	
	dégradée	restaurée	dégradée	restaurée	dégradée	restaurée	dégradée	restaurée	dégradée	restaurée	dégradée	restaurée
Saturne	29.8949	43.6767	33.2720	47.8929	28.6319	43.4646	31.0663	46.1536	17.6452	31.5556	15.5906	20.5963
portrait	29.4088	34.2771	31.9929	50.1902	27.2644	42.4664	28.6233	37.7166	11.4595	19.3843	9.4958	12.9670

3.6.4. Discussion des résultats

Pour plus de validité de notre algorithme on a vu bon de l'appliquer sur des images différentes et avec des flous de dégradation différents. On a choisi trois types de flous, de mouvement, circulaire et de Prewitt. Les figures de 4.20 à 4.31, montrent le comportement de l'algorithme lors de restauration de ces images dans le cas où la dégradation et le flou seul, ainsi que le cas où la dégradation est composée de flou et un bruit additif, pris Gaussien. On voit que les images obtenues dans les deux cas de dégradations étaient bonne pour les deux premiers flous, de mouvement et le circulaire, soit du côté visuelle ou du côté PSNR, le Tableau 4.11. Mais pour le cas de la dégradation causée par le filtre de Prévitt, l'algorithme a mal réagi dans le cas des images uniquement flouées, figures 4.28 et 4.29, et dans le cas flouées et bruitées, l'algorithme a donné un bon résultat pour l'image satellitaire, par contre, l'image portrait n'a pas eu de la chance à être restaurée comme l'autre, mais le résultat de cette image est meilleur que celui sans bruit, Tableau 4.11.

3.7. Restauration biphassée avec différents types de bruits

Dans ce cas, on veut voir l'influence de bruit additif sur le comportement de notre algorithme. Alors, on l'a appliqué sur des images flouées et sujettes à différents types de bruits additifs. Les bruits qu'on a ajouté sont, en plus de Gaussien déjà utilisé, on trouve le bruit sel et poivre (Salt & pepper), bruit de Poisson, et le bruit Speckle. Pour deux valeurs différentes de la variance on a trouvé les résultats suivants :



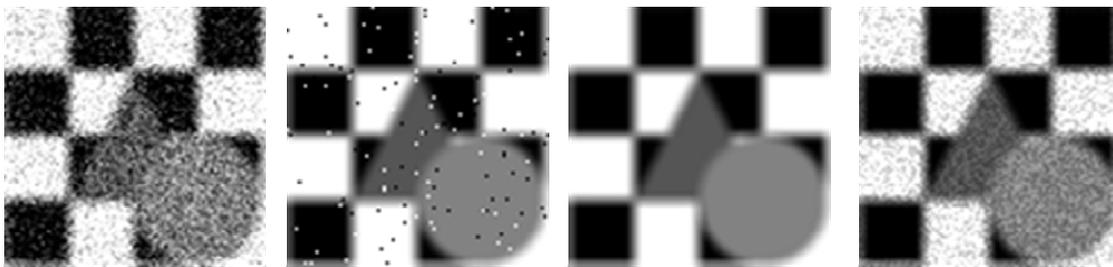
Images restaurées



Images erreurs

(a) (b) (c) (d)

Figure 4.32. Restauration biphasée pour un flou Gaussien et bruits additifs de variance $\sigma^2=0.002$, (a) Gaussien, (b) sel et poivre, (c) Poisson, et (d) Speckle.



Images dégradées



Images restaurées



Images erreurs

(a) (b) (c) (d)

Figure 4.33. Restauration biphasée pour un flou Gaussien et bruits additifs de variance $\sigma^2=0.02$, (a) Gaussien, (b) sel et poivre, (c) Poisson, et (d) Speckle.

Tableau 4.12. Résultats PNSR [dB] de la restauration biphasée pour différents bruits

Variance Bruit	Gaussien			Salt & pepper			Poisson			Speckle		
	dégradée	R_initiale	restaurée	dégradée	R_initiale	restaurée	dégradée	R_initiale	restaurée	dégradée	R_initiale	restaurée
$\sigma^2=0.002$	25.6616	32.0202	38.3548	26.5276	38.9024	44.6245	26.6008	46.3443	48.8626	26.0842	27.8545	30.2918
$\sigma^2=0.02$	22.7811	29.9765	32.8349	25.8378	31.5406	33.9952	26.6008	46.3443	48.8626	24.5232	33.8771	36.7902

Discussion des résultats

On voit que notre algorithme s'est bien comporté pour les différents types de bruits, surtout pour les bruits de Poisson et Speckle, voir figures 4.32 et 4.33, et cela pour les différentes valeurs de la variance. Même les résultats des PSNRs, tableau 4.12, renforcent cette déduction.

Ainsi, on peut dire que notre algorithme est relativement robuste aux bruits, mais son comportement dans ces situations doit être amélioré.

4. Conclusion

Dans ce chapitre on a essayé de montrer l'efficacité des outils de soft computing en restauration d'image. Les résultats obtenus montrent que les anciennes outils de Softcomputing que nous avons utilisés, logique floue, réseaux de neurones, les algorithmes génétiques, pour la restauration sont plus ou moins applicables, car ils variés entre bons et mauvais, mais ce qui est prometteur, est que ces techniques sont malléables aux changements et peuvent être développées pour améliorer leurs comportements.

Pour l'algorithme OEP, on voit qu'il a donné de bons résultats dans les pluparts des cas, mais il reste un outil évolutionnaire qui travail avec le hasard, on peut tomber dans des problèmes où ne réagira pas comme il le faut.

On peut conclure que leur application était très efficace et très rentable, vu les résultats.

Conclusion Générale

Conclusion générale

Notre but dans ce travail était l'application des techniques de soft computing pour la restauration des images dégradées par un flou quel que soit son type. Ainsi la restauration dans ce cas n'est autre que l'opération de déconvolution. Les techniques appliquées doivent réaliser une déconvolution entre l'image originale et la dégradation. Puisque le bruit est toujours présent alors ces techniques doivent s'adapter à cette situation et éliminer ce bruit sans endommager la qualité du résultat.

Comme les techniques évolutionnaires ont été jugé comme puissants car elles ont donné de très bons résultats dans tous les domaines où elles ont été introduites, on a voulu exploité cette puissance et rendement dans le domaine de restauration d'image.

Les réseaux de neurones sont les premiers à être utiliser dans ce domaine. Il a fallut convertir le problème de restauration en un problème d'optimisation, et cela a permit d'obtenir des bons résultats selon [4]. Ainsi, les réseaux de neurones s'avèrent un outil efficace. Mais le choix de sa fonction d'activation est le grand problème dont il souffre. Alors une solution à ce problème est nécessaire. Des hybridations ont été appliquées au réseau pour remédier à ce problème mais cela influence sur le temps d'exécution ainsi que sur l'espace mémoire. Ainsi une solution différente et plus légère est nécessaire.

La logique floue qui a donnée des résultats incroyables dans tous les domaines ou elle a été introduite, n'a été utilisé que pour le filtrage des bruits aditifs. Dans notre cas on a conçu un estimateur flou pour améliorer le comportement du filtre de Wiener. Ce filtre est largement utilisé dans le domaine de restauration d'image. Les résultats obtenus étaient encourageants car cela a vraiment introduit une amélioration sur son comportement en restauration. Mais le problème de la logique floue est le choix de la base des règles, un bon choix de cette base peut encore améliorer le filtre.

Puisque la conversion du problème de la restauration en un problème d'optimisation a donné de bons résultats, alors l'utilisation d'un outil d'optimisation puissant permet d'améliorer les résultats. Ainsi, on a utilisé les algorithmes génétiques. On a eu de très bons résultats. Mais le problème d'initialisation, peut entrainer la divergence de l'algorithme. En plus de ce problème, on a le problème d'espace mémoire que peut occuper cet algorithme pendant son exécution ainsi que la complexité de son implémentation. Alors la recherche d'un outil d'optimisation plus simple et plus efficace est indispensable.

Comme outil d'optimisation très puissant et très simple, l'algorithme d'Optimisation par Essaim de Particules (OEP) a été utilisé. En premier lieu un algorithme de base a été utilisé. Les résultats obtenus ont été très bons. Puisque plusieurs modifications ont été apportées à cet algorithme et plusieurs variantes ont été conçues (voir chapitre 2), son comportement dans le domaine de restauration a été amélioré.

Comme tout algorithme évolutionnaire, l'OEP souffre de l'initialisation. Cette dernière qui peut mener l'algorithme à des convergences prématurées. Dans ce travail on a proposé une solution à ce problème et on a introduit la Fonction d'Efficacité de Recherche (FER) [30], comme fonction coût dans l'OEP, cet algorithme ainsi conçu constitue une phase d'initialisation dans un algorithme de restauration biphasée. En exécutant la phase d'initialisation, on a remarqué que l'image obtenue est très bonne comparée avec d'autres techniques de restauration récemment développées, malgré qu'aucune information sur la dégradation n'est donnée. Ainsi, cette phase peut être utilisée comme méthode de restauration aveugle. En introduisant une deuxième phase où l'OEP est utilisé avec l'erreur quadratique moyenne avec contrainte (EQMC) comme fonction coût, les résultats ont été excellents.

Ainsi, les contributions qu'on a fait ont donné de bons résultats ce qui prouve que nos propositions ont été efficaces et utiles dans le domaine de la restauration d'image et les objectifs qu'on a envisagés sont plus ou moins atteints.

Perspectives

Ce qui caractérise les techniques évolutionnaires c'est qu'elles peuvent être encore améliorées. Ainsi on peut proposer :

- L'introduction d'un outil externe (la logique floue, les algorithmes génétiques) pour trouver une bonne fonction d'activation pour les réseaux de neurones et ainsi avoir un meilleur comportement et obtenir des images de qualité plus meilleure.
- L'amélioration de l'estimateur flou du filtre de Wiener en introduisant les algorithmes génétiques ou l'OEP pour avoir une base des règles optimales.
- Essayer de trouver une solution au problème d'initialisation des algorithmes génétiques. Ainsi améliorer leur rendement en ce domaine.
- Pour l'OEP, on peut introduire la phase d'initialisation proposée avec une variante de l'OEP développée.

- Toutes les variantes d'OEP présentées ont un seul but celui d'éviter de tomber dans l'optimum local et de ne pas ressortir. En général cela est dû à la phase d'initialisation de l'algorithme dont tous les algorithmes évolutionnaires ensouffrent. Notre but est d'essayer de proposer une solution à ce problème qui surgie dans la majorité des problèmes d'optimisation.

La vie de sociétés d'abeilles a attiré l'attention des Entomologistes surtout en ce qui concerne leurs moyens de communications. Le moyen le plus attirant est la danse d'abeille butineuse. Celle-ci utilise ce moyen (la danse) pour transmettre des informations sur une source de nourriture ou un nouveau lieu d'essaimage qu'elle a trouvé lors de son tour d'exploration. Ce moyen de communication très spécial, à notre tour, nous a attiré pour essayer de l'exploiter pour la résolution des problèmes d'optimisation.

Références

- [1] Abd-Krim Seghouane, **Model Selection Criteria for Image Restoration**, IEEE Transactions On Neural Networks, Vol. 20, NO. 8, August 2009, 2009 IEEE.
- [2] Ahmed T. Sadiq AlObaidi and Amaal G. Hamad, **Exploration-Balanced Bees Algorithms to Solve Optimization and NP-Complete Problems**, International Journal of Research and Reviews in Soft and Intelligent Computing (IJRRSIC) Vol. 2, No. 1, March 2012, UK.
- [3] Al-Enezi J.R., Abbod M.F. and Alsharhan S., **Artificial Immune Systems – Models, Algorithms And Applications**, IJRRAS, May 2010.
- [4] Bartumeus F. et al., **Animal Search Strategies: A Quantitative Random-Walk Analysis**, Ecology, 86(11), by the Ecological Society of America, 2005.
- [5] Bartumeus F. et Catalan J., **Optimal Search Behavior and Classic Foraging Theory**, Journal of Physics A: Mathematical and Theoretical, Vol. 42, 2009.
- [6] BI Xiao-jun, WANG Ting, **Adaptive Blind Image Restoration Algorithm of Degraded Image**, 2008 Congress on Image and Signal Processing, 2008 IEEE
- [7] Bovik A., **Hand Book of Image and Video Processing**, Academic Press, 2000.
- [8] Clerc M. and Kennedy J., **The Particle Swarm: Explosion, Stability and Convergence in a Multi- Dimensional complex Space**, IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 6, 2001.
- [9] Cheng-Jian Lin , Chia-Chun Weng, Chin-Ling Lee, Chi-Yung Lee, **Using An Efficient Hybrid Of Cooperative Particle Swarm Optimization And Cultural Algorithm For Neural Fuzzy Network Design**, Proceedings of the Eighth International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Baoding, 12-15 July 2009, 2009 IEEE
- [10] Chia-Nan Ko, Ying-Pin Chang, and Chia-Ju Wu, **A PSO Method With Nonlinear Time-Varying Evolution for Optimal Design of Harmonic Filters**, IEEE Transactions On Power Systems, Vol. 24, No. 1, February 2009, 2008 IEEE
- [11] Chunxia Fan, Guoping Jiang, **A Simple Particle Swarm Optimization Combined with Chaotic Search**, Proceedings of the 7th World Congress on Intelligent Control and Automation June 25 - 27, 2008, Chongqing, China, 2008 IEEE
- [12] Da Luz M.G.E et al. **Improvements in the Statistical Approach to Random Lévy Flight Searches**. Physica A 295, 2001.
- [13] Derin S. Babacan, Rafael Molina, and Aggelos K. Katsaggelos, **Parameter Estimation in TV Image Restoration Using Variational Distribution Approximation**, IEEE Transactions On Image Processing, Vol. 17, NO. 3, March 2008, 2008 IEEE.

- [14] Dong-ping Tian, Nai-qian Li, **Fuzzy Particle Swarm Optimization Algorithm**, 2009 International Joint Conference on Artificial Intelligence, 2009 IEEE
- [15] Dréo J. & Siarry P., **Métaheuristiques pour l'optimisation difficile**, Edition Eyrolles, 2003
- [16] Ernesto Araujo, Fernando P. A. Araujo, Jose C. Becceneri and Haroldo F. Campos Velho, **Particle Swarm Optimization with Turbulence (PSOT) applied to Thermal-Vacuum Modelling**, FUZZ- IEEE 2009, Korea, August 20- 24 2009, 2009 IEEE
- [17] Feng-qing Qin, Jun Min, Hong-rong Guo, **A Blind Image Restoration Method Based on PSF Estimation**, World Congress on Software Engineering, 2009 IEEE
- [18] Gonzalez R. C. & Woods R. E., **Digital Image Processing**, Second Edition, Prentice Hall, 2002.
- [19] Hao Wu, Junping Geng, Ronghong Jin, Jizheng Qiu, Wei Liu, Jing Chen, and Suna Liu, **An Improved Comprehensive Learning Particle Swarm Optimization and Its Application to the Semiautomatic Design of Antennas**, IEEE Transactions On Antennas And Propagation, vol. 57, no. 10, october 2009, 2009 IEEE
- [20] Huailiang Liu, Ruijuan Su, Ying Gao, Ruoning Xu, **Improved Particle Swarm Optimization Using Two Novel Parallel Inertia Weights**, 2009 Second International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation 2009 Second International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation, 2009 IEEE
- [21] Huaying Liu, Shaohua Xu, Xingzhu Liang, **A Modified Quantum-Behaved Particle Swarm Optimization for Constrained Optimization**, International Symposium on Intelligent Information Technology Application Workshops, 2008 IEEE
- [22] Jianjun Zhang, Qin Wang, **A New Regularization Method for Bi-Level Image Restoration**, ICALIP2008, 2008 IEEE.
- [23] JIAO Wei, LIU Guangbin, and LIU Dong, **Elite Particle Swarm Optimization with Mutation**, 2008 Asia Simulation Conference — 7th Intl. Conf. on Sys. Simulation and Scientific Computing, 2008 IEEE
- [24] Jianping Wen, Xiaolan Wu, Kuo Jiang and Binggang Cao, **Particle Swarm Algorithm On Normal Cloud**, 2008 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 2008), 2008 IEEE
- [25] Jinyoung Youn, Younguk Park, Jeongho Shin, and Joonki Paik, **Spatially Adaptive Image Restoration and Its FIR Implementation**, 2008 Second International Conference on Future Generation Communication and Networking Symposia, 2008 IEEE.

- [26] Kennedy J. and Eberhart R. **Particle Swarm Optimization**, In Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, Perth, Australia, vol. 4, 1995.
- [27] Kennedy J. & Eberhart R.C., **Swarm Intelligence**, Morgan Kaufman Publishers, Academic Press, 2001.
- [28] Kerre E. E. & Nachtgeael M., **Fuzzy Techniques in Image Processing: Techniques and Applications**, Springer, 2000.
- [29] Kusum Deep and Jagdish Chand Bansal, **A Socio-Cognitive Particle Swarm Optimization for Multi-Dimensional Knapsack Problem**, First International Conference on Emerging Trends in Engineering and Technology, ICETET.2008, 2008 IEEE.
- [30] Leandro Nunes de Castro and Fernando José Von Zuben, **Artificial Immune Systems: Part I – Basic Theory and Applications**, Technical Report TR – DCA 01/99, December, 1999.
- [31] Li Jian, Liu Zhiming, Chen Peng, **Solving Constrained Optimization via Dual Particle Swarm Optimization with Stochastic Ranking**, 2008 International Conference on Computer Science and Software Engineering, 2008 IEEE
- [32] Liu Hongwu, **An Adaptive Chaotic Particle Swarm Optimization**, 2009 ISECS International Colloquium on Computing, Communication, Control, and Management, 2009 IEEE
- [33] Lu Hong, **A Particle Swarm Optimization Based on Immune Mechanism**, 2009 International Joint Conference on Computational Sciences and Optimization, 2009 IEEE
- [34] Loverdo C., **Stratégies de Recherche Optimales et Marches Aléatoires Intermittentes –De l’enzyme de restriction au vol de l’albatros**, Thèse de Doctorat de L’université Pierre et Marie Curie Spécialité : Physique, 2009.
- [35] Mallat S., **A Wavelet Tour Of Signal Processing**, Second Edition, Academic Press, Elsevier (USA), 1999.
- [36] Omran M.G.H., **Particle Swarm Optimization Methods for Pattern Recognition and Image Processing**, PhD Thesis, University of Pretoria, November 2004.
- [37] Perry S. W., **Adaptive Image Restoration: Perceptron Based Neural Network Model and Algorithms**, Ph.D. Theses, School of Electrical and Information Engineering University of Sidney, Australia, 1999.
- [38] Pham D-T., Kog E., Ghanbarzadeh A., Otri S., Rahim S. and Zaidi, M., **The Bees Algorithm – Novel Tool for Complex Optimisation Problems**, IPROMS, Proceeding

- 2nd International Virtual Conference on Intelligent Production Machines and Systems, Oxford, Elsevier, 2006.
- [39] Prasanna J.K. and Rajagopalan A.N., **Image restoration using the particle filter: handling non-causality**, IEE Proc.-Vis. Image Signal Process., Vol. 153, No. 5, October 2006, 2006 IEEE.
- [40] Pradeepa D. Samarasinghe, Rodney A. Kennedy, Hongdong Li, **On Non-blind Image Restoration**, 2009 IEEE
- [41] [3] Pratt W. K., **Digital Image Processing: PIKS Inside**, Third Edition, John Wiley & Sons, Inc., 2001.
- [42] Qian Tao, Huiyou Chang, Yang Yi, Chunqin Gu, Yang Yu, **QoS Constrained Grid Workflow Scheduling Optimization Based on a Novel PSO Algorithm**, 2009 Eighth International Conference on Grid and Cooperative Computing, 2009 IEEE
- [43] Qianzhi Ma, Xiujuan Lei, Qun Zhang, **Mobile Robot Path Planning with Complex Constraints Based on the Second-order Oscillating Particle Swarm Optimization Algorithm**, 2009 World Congress on Computer Science and Information Engineering, 2008 IEEE
- [44] Qingling Zhao, **The Research of the Niche Particle Swarm Optimization Based on Self-adaptive Radius Technology**, 2009 Asia-Pacific Conference on Information Processing, 2009 IEEE
- [45] Reynolds A.M., **Cooperative random Lévy flight searches and the flight patterns of honeybees**. Physics Letters A 354, 2006.
- [46] Rui-Jiang Wang, Ru-Yi Hong, Xiao-Xia Zhu, Kai Zheng, **Study On Two Stage Composite Particle Swarm Optimization And Its Application**, Proceedings Of The Eighth International Conference On Machine Learning And Cybernetics, Baoding, 12-15 July 2009, 2009 IEEE
- [47] Rui Li, Yirong Guo, Yujuan Xing , Ming Li, **A Novel Multi-Swarm Particle Swarm Optimization algorithm Applied in Active Contour Model**, Global Congress on Intelligent Systems, 2009 IEEE
- [48] Satyadhyam Chickerur, Aswatha Kumar M , **A Robust Cluster Based Approach for Image Restoration**, 2008 Congress on Image and Signal Processing, 2008 IEEE.
- [49] Shawkat. Hamdan and Amr. El Zawawi, **Testing of a Modified Particle Swarm Optimization Algorithm Using Different Benchmark Functions**, SOFA 2009 • 3rd International Workshop on Soft Computing Applications • 29 July – 1 August • Szeged (Hungary) – Arad (Romania), 2009 IEEE

- [50] Shuai Lou, Zhenliang Ding, Feng Yuan, Jing Li, **Image Restoration Based on Wavelet-Domain Contextual Hidden Markov Tree Model**, 2008 International Conference on Computer Science and Software Engineering, 2008 IEEE.
- [51] Smith S. K., **Digital Signal Processing, A Practical Guide for Engineers and Scientists**, Newnes, 2003.
- [52] Songfeng Lu, Chengfu Sun, **Coevolutionary Quantum-behaved Particle Swarm Optimization with Hybrid Cooperative Search**, 2008 IEEE Pacific-Asia Workshop on Computational Intelligence and Industrial Application, 2008 IEEE
- [53] Souris G. et Le Cadre J-P., **Un panorama des méthodes d'optimisation de l'effort de recherche en détection**, Traitement du Signal Volume 16-n°6, 1999.
- [54] Srivastava Rajeev, Parthasarthy Harish, JRP Guptat and D. Roy Choudharyl, **Image Restoration from Motion Blurred Image using PDEs formalism**, 2009 IEEE International Advance Computing Conference (IACC 2009) Patiala, India, 6-7 March 2009, 2009 IEEE.
- [55] Sungjun Yim, Jeongho Shin, Joonki Paik, **Block-Based Fast Image Restoration**, Proceedings of the 2007 International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition, Beijing, China, 2-4 Nov. 2007, 2007 IEEE.
- [56] Sun Jing, Wu Lehua, Gui Qi, **An Improved Multiscale Maximum Entropy Image Restoration Algorithm**, Proceedings of the First International Conference on Innovative Computing, Information and Control (ICICIC'06), 2006 IEEE.
- [57] Toby J.R and Blackwell T.M., **The Lévy Particle Swarm**, IEEE Congress on Evolutionary Computation, Canada, 2006.
- [58] Toprak A., **Quantum Noise Suppression in X-ray Images using Fuzzy 2-D Wiener Filter**, Journal of Medical Systems, Volume 31 , Issue 5 , Plenum Press New York, NY, USA, 2007.
- [59] Van den Bergh F., **An Analysis of Particle Swarm Optimizers**, PhD Thesis, Department of Computer Science, University of Pretoria, South Africa, 2002.
- [60] Varlen Grabski, **Digital Image Restoration Based on Pixel Simultaneous Detection Probabilities**, IEEE Transactions On Nuclear Science, Vol. 56, No. 3, June 2009, 2009 IEEE

- [61] Viswanathan G.M. et al., **Lévy flight search patterns of wandering albatrosses**, Nature, Vol. 381, 1996.
- [62] Viswanathan G.M. et al., **Optimizing the Success of Random Searches**, Nature, Vol. 401, 1999.
- [63] Viswanathan G.M. et al., **Statistical physics of random searches**, Brazilian Journal of Physics, Vol.31 no.1, São Paulo, 2001.
- [64] Viswanathan G.M. et al., **Lévy flights search patterns of biological organisms**, Physica A 295, 2001.
- [65] Vrahatis M.N., Parsopoulos K.E., **Parameter selection and adaptation in Unified Particle Swarm Optimization**, Mathematical and Computer Modelling, vol. 46, 2007.
- [66] Wang Hong-Zhi Zhao Shuang Lv Hong-Wu, **Super-Resolution Image Restoration with L-Curve**, 2008 Congress on Image and Signal Processing, 2008 IEEE
- [67] Wen-Hao Lee, Shang-Hong Lai, and Chia-Lun Chen, **Iterative Blind Image Motion Deblurring Via Learning A No-Reference Image Quality Measure**, ICIP 2007, 2007 IEEE
- [68] Weibing Liu , Min Li1, Xianjia Wang, **An Improved Particle Swarm Optimization Algorithm for Optimal Power Flow**, IPEMC 2009, 2009 IEEE
- [69] Wei Zu, Yan-ling Hao, Hai_tao Zeng, Wen-jing Tang, **Enhancing the particle swarm optimization based on equilibrium of distribution**, Chinese Control and Decision Conference, CCDC 2008, 2008 IEEE
- [70] Wu, Q.H., Ji, T.Y. and Lu, Z., **A Particle Swarm Optimizer Applied to Soft Morphological Filters for Periodic Noise Reduction**, Evo Workshops 2007, LNCS4448, 2007.
- [71] Xiaolei LU, Furong WANG, Hai HU, Benxiong HUANG, **Wavelet domain image restoration and parameters estimation based on variational Bayesian method and Student-t priors**, 2008 International Symposium on Computational Intelligence and Design, 2008 IEEE
- [72] Xiaohong Qiu, Jun Liu, **A Novel Adaptive PSO Algorithm on Schaffer's F6 Function**, 2009 Ninth International Conference on Hybrid Intelligent Systems, 2009 IEEE
- [73] Xingjuan Cai, Jianchao Zeng, Zhihua Cui, and Ying Tan, **Particle Swarm Optimization Using Lévy Probability Distribution**, ISICA, 2007.

- [74] Xuelei Meng, Limin Jia, **Study on Convergent Fuzzy Particle Swarm Optimization and Performance Analysis**, The 3rd International Conference on Innovative Computing Information and Control (ICIC'08), 2008 IEEE
- [75] Xuexing Ming, Jing Qian, Jianguo Wang, Zhenzhong Lv, **Modified Particle Swarm Optimization Based on Optimum-Selecting by Probability and Explosive Searching**, Proceedings of the 7th World Congress on Intelligent Control and Automation June 25 - 27, 2008, Chongqing, China, 2008 IEEE
- [76] Yi Shen, Yunfeng Bu, Mingxin Yuan, **A Novel Chaos Particle Swarm Optimization (PSO) and Its Application in Pavement Maintenance Decision**, ICIEA 2009, 2009 IEEE
- [77] Yoshinori Abe and Youji Iiguni, **Fast Computation Of The High Resolution Image Restoration By Using The Discrete Cosine Transform**, ICASSP 2007, 2007 IEEE
- [78] Youshen Xia, and Mohamed S. Kamel, **Novel Cooperative Neural Fusion Algorithms for Image Restoration and Image Fusion**, IEEE Transactions On Image Processing, Vol. 16, NO. 2, February 2007, 2007 IEEE
- [79] Yutaka Maeda, Naoto Matsushita, Seiji Miyoshi, and Hiroomi Hikawa, **On Simultaneous Perturbation Particle Swarm Optimization**, *2009 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 2009)*, 2009 IEEE
- [80] Zhi-Hui Zhan, Jun Zhang, Yun Li, and Henry Shu-Hung Chung, **Adaptive Particle Swarm Optimization**, IEEE Transactions On Systems, Man, And Cybernetics—part b: Cybernetics, vol. 39, no. 6, December 2009

Annexes

ANNEXE 1

Définitions

Agent : entité autonome au comportement statique, qui peut interagir avec son environnement et échanger de l'information avec d'autres agents (un robot).

Essaim : groupement d'agents dans lequel l'échange d'information influe sur le comportement individuel, permettant la réalisation d'objectifs globaux hors de portée d'un agent seul (colonie de fourmis).

Environnement : L'environnement est l'ensemble des éléments grâce auxquels les entités (agents) vont pouvoir agir ensemble, être mises en relation. Colonie, nourriture et chemins menant de l'une à l'autre sont par exemple l'environnement des fourmis

Interactions : Les interactions correspondent aux influences que les actions d'un agent peuvent avoir sur d'autres agents ou sur lui-même. Chez les fourmis, l'attraction éprouvée par une fourmi pour un chemin et créée par le dépôt de phéromones d'une autre fourmi est un exemple d'interaction.

Organisation : C'est ce qui va structurer l'ensemble des entités. Des règles sociales peuvent en être à l'origine, définissant des rôles et des contraintes entre ces rôles. Il est à noter que cette organisation peut apparaître et évoluer.

ANNEXE 2

1. Le Vol de Lévy

Le mathématicien français Paul Lévy (1886-111971) a introduit en 1937 les descriptions statistiques de mouvement qui s'étend au delà de plus traditionnel mouvement Brownien découvert durant les dernières 100 années. Des gammes diverses des deux phénomènes naturel et artificiel sont maintenant décrits en termes de statistiques de Lévy.

2. Quelques notions sur le processus de Lévy

Constante de Lévy :

La constante de Lévy (comme : constante de Khinchin- Lévy) a lieu dans une expression pour le comportement asymptotique du dénominateur des convergentes des fractions continues. En 1936 le mathématicien Français Paul Lévy a montré que le dénominateur q_n des convergentes des expansions de fraction continue de la majorité des nombres réels satisfait

$$\lim_{n \rightarrow \infty} q_n^{ym} = e^{\pi^2 / (12 \ln 2)} \approx 32758229..... \quad (\text{A.1})$$

Distribution de Lévy :

Dans la théorie de probabilité et statistique, la distribution de Lévy, est une des peu distributions qui sont stables. Et qui possèdent des fonctions de densité de probabilité qui sont analytiquement expressibles. Les autres sont la distribution normale et la distribution de Cauchy. Toutes les trois sont des cas spéciaux de la distribution (Lévy skew alpha-stable : Lévy alpha- stable oblique), celle-ci n'a pas, généralement, une densité de probabilité analytiquement expressible. En spectroscopie, cette distribution, avec fréquence comme la variable dépendante, est connue par le profile de van der Waals.

* fonction densité de probabilité de la distribution de Lévy sur le domaine $x \geq 0$ est :

$$f(x, c) = \sqrt{\frac{c}{2\pi}} \frac{e^{c/2x}}{x^{3/2}} \quad (\text{A.2})$$

Où c : est le paramètre d'échelle.

La fonction de distribution cumulative est :

$$F(x, c) = \operatorname{erfc}\left(\sqrt{c/2\pi}\right) \quad (\text{A.3})$$

Ou $\operatorname{erfc}(z)$ est la fonction d'erreur complémentaire. Un paramètre de retard (décalage) μ peut être inclut en remplaçant chaque occurrence de x par (x, μ) dans l'équation ci-dessus. Cela va avoir un simple effet de décalage adroite de la courbe par une valeur de μ , ainsi le support va changer à l'intervalle $[\mu, \infty]$. La fonction caractéristique de la distribution de Lévy (y compris un retard μ) est donnée par :

$$\varphi(t, c) = e^{i\mu t - \sqrt{-2ict}} \quad (\text{A.4})$$

Note : La fonction caractéristique peut aussi s'écrire de la même forme que la distribution avec $\alpha = 1/2$ et $\beta=1$

$$\varphi(t, c) = e^{i\mu t - |ct|^{1/2}} (1 - i \sin g(t)) \quad (\text{A.5})$$

Le moment même de la distribution de Lévy non décalée est formellement définie par :

$$m_n \stackrel{\text{def}}{=} \sqrt{\frac{c}{2\pi}} \int_0^{\infty} \frac{e^{-c/2x} x^n}{x^{3/2}} dx \quad (\text{A.6})$$

Qui diverge pour tout $n > 0$ alors que les moments de la distribution de Lévy n'existent pas. La fonction génératrice de moment est formellement définie par :

$$M(t, c) \stackrel{\text{def}}{=} \sqrt{\frac{c}{2\pi}} \int_0^{\infty} \frac{e^{c/2x + dx}}{x^{3/2}} dx \quad (\text{A.7})$$

Qui diverge pour $t > 0$, et ainsi elle n'est pas définie dans un intervalle autour de zéro. Aux alentours de la distribution, fonction densité de probabilité expose un comportement (heavy tail) :

$$\lim_{x \rightarrow \infty} f(x, c) = \sqrt{\frac{c}{2\pi}} \frac{1}{x^{3/2}} \quad (\text{A.8})$$

ANNEXE 3

Productions scientifiques

Durant les années d'inscription en doctorat, plusieurs travaux scientifiques ont été effectués. Ces travaux sont classés comme suit :

1. Publications nationales

A. Toumi, N. Rechid, A. Taleb-Ahmed, K. Benmahammed, A New Bi-phased Image restoration, *Courrier de Savoir, Scientifique et Technique*, ISSN- 1112-3338, 2011

A. Toumi, N. Rechid, A. Taleb-Ahmed, K. Benmahammed, Search Efficiency Function- PSO Combination for Blind Image Restoration, *Courrier de Savoir, Scientifique et Technique*, ISSN- 1112-3338, 2012

2. Publication internationale

A. Toumi, N. Rechid, A. Taleb-Ahmed, K. Benmahammed, Two Ways of Use of the PSO for Degraded Image Restoration, *Journal of Communication and Computer*, Volume 8, Number 6, June 2011

3. Communications nationaux et internationaux

- 1 Toumi, A. Taleb-Ahmed, K. Benmahammed, N. Rechid, Optimisation par Essaim de Particules : application à la restauration d'image, 14^{ème} Colloque National de la Recherche en IUT, CNRIUT'08, Lyon- Villeurbanne, France, 29 et 30 Mai 2008
- 2 Toumi, A. Taleb-Ahmed, K. Benmahammed, N. Rechid, Particle Swarm Optimization for Image Deblurring, 1st Mediterranean Conference on Intelligent Systems and Automation, (CISA'08). Annaba, Algeria, June 30 - July 02, 2008
- 3 Toumi, A. Taleb-Ahmed, K. Benmahammed, N. Rechid, A. Betayeb, M. Berbeche, Conception d'un estimateur flou pour le filtre de Wiener : application à la restauration d'image, 15^{ème} Colloque National de la Recherche en IUT, CNRIUT'09, Lille, France, 8, 9 et 10 Juin 2009
- 4 Toumi, A. Taleb-Ahmed, K. Benmahammed, N. Rechid, A. Betayeb, M. Berbeche, Fuzzy- Based Deconvolution for Image Restoration, 5^{ème} SYMPOSIUM INTERNATIONAL, Images Multimédias Applications Graphiques et Environnements, IMAGE'2009, Biskra, Algérie 03, 04 - 05 Novembre 2009

5 Toumi, N. Rechid, A. Taleb-Ahmed, K. Benmahammed, A New Bi-phased Image restoration, 2nd International Conference on: Image and Signal Processing and their Application, ISPA'2010, Biskra, Algeria, 6, 7 & 8 December 2010

4. **Contibution dans un Glossaire Terminologique Bilingue et Multidisciplinaire, Sous la direction de Dr. Bensalah Bachir, Département de Français, Faculté des Lettres et des Sciences Humaines et Sociales, Université Mohamed Khider, Biskra, Algérie, Avril 2005**

5. **Encadrement et co-encadrement**

a. *Encadrement*

Mémoires d'Ingénieur d'Etat en Electronique	Nom : Reffas	Prénom : Fateh	Promotion: Juin 2004
	Nom : Rouina	Prénom : Mohammed	
	Sujet : Restauration d'Image à Tache de Flou Partiellement connue		
	Nom : Zemmam	Prénom : Billel	Promotion: Juin 20007
	Sujet : Apprentissage de Robot par Essaim de Particules		
	Nom : Bougrinat	Prénom : Saliha	Promotion: Juin 2009
	Sujet : Restauration d'images par les Champs Aleatoires Conditionnels Flous		
	Nom : Zeghouma	Prénom : Abdelouahab	Promotion: Juin 2009
	Nom: Rida	Prénom: Bachir	
	Sujet : Restauration d'Image par une Chaine Aléatoire Conditionnelle Floue		
	Nom : Amar	Prénom : Hichem	Promotion: Juin 2011
	Nom: Merri	Prénom: Belkacem	
Sujet : Fusion des Biométries des Mains par l'OEP			
Nom : Akkache	Prénom : Nadjib	Promotion: Juin 2011	
Sujet : Identification Multimodale du Locuteur Bassée sur l'OEP			
Nom : Ourchani	Prénom : Amina	Promotion: Juin 2011	
Nom : Mechraoui	Prénom : Sarah		
Sujet : Reconnaissance des empreintes digitales par OEP et Fractal Biométrique			
Nom : Alia	Prénom : Abd El- latif	Promotion: Juin 2011	
Nom : Hebiche	Prénom : Wafaa		

Mémoires de masters	Sujet : Combinaison des Restaurations par OEP Locale et Globale		
	Nom : Chanafi	Prénom : Fouad	Promotion: Juin 2011
	Nom : Hachemi	Prénom : Rached	
	Sujet : Algorithme Adaptatif de Fusion Biomérique Multimodale par OEP		

b. Co-encadrement

Mémoires d'Ingénieur d'Etat en Electronique	Nom : Lehemdi	Prénom : Hanane	Promotion: Juin 2004
	Sujet : Optimisation d'un Contrôleur Flou par un Algorithme Génétique Bi-phasé		
	Nom : Maouche	Prénom : Salima	Promotion: Juin 2006
	Nom : Bougataia	Prénom : Djamila	
	Sujet : Les Algorithmes Génétiques dans les Traitements d'Image		
	Nom : Ghedhab	Prénom : Nouredine	Promotion: Juin 2010
	Nom : Mecheri	Prénom : Youcef	
	Nom : BaaliChrif	Prénom : Samir	
Sujet : Classification d'Image Texturée par Méthodes Statistiques			