République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère d'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université Dr. Yahia Fares De Médéa



Faculté de Technologie

Département de Génie électrique



Projet de fin d'étude

Présenté pour l'obtention du diplôme

de Master en Génie Electrique

Spécialité : Systèmes de Télécommunications

Thème

Etude et simulation de la Segmentation d'images fixes par la technique hybride

(filtrage paramétrique 'DLL2' et classification floue 'FCM')

Réalisé par :

MOULESMARA Abdelrahim.

SAADEDINE Mohamed Amine.

Proposé et dirigé par :

Mr. *MIMEN Bakhti.*

Promotion: 2016/2017

Remerciements

À travers ce modeste travail, nous tenons à remercier vivement notre promoteur « Mr MIMEN Bakhti» pour l'intéressante documentation qu'il a met à notre disposition, pour ses conseils précieux et pour toutes les commodités et aisances qu'il nous a apporté durant notre étude ainsi qu'au cours de la réalisation de ce projet de fin d'étude.

Nos remerciements les plus vifs s'adressent aussi à messieurs : le président et les membres de jury d'avoir accepté d'examiner et d'évaluer notre travail.

Nous exprimons également notre gratitude à tous les professeurs et enseignants qui ont collaboré à notre formation depuis notre premier cycle d'étude jusqu'à la fin du cycle universitaire.

Sans omettre bien sûr de remercier profondément tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation du présent travail.



Dédicaces



Je dédie ce mémoire à :

***Mon père**, qui peut être fier et trouver ici le résultat de longues années de sacrifices et de privations pour m'aider à avancer dans la vie. Puisse Dieu faire en sorte que ce travail porte son fruit ; Merci pour les valeurs nobles, l'éducation et le soutient permanent venu de toi.*

***Ma mère**, qui a œuvré pour ma réussite, de par son amour, son soutien, tous les sacrifices consentis et ses précieux conseils, pour toute son assistance et sa présence dans ma vie, reçois à travers ce travail aussi modeste soit-il, l'expression de mes sentiments et de mon éternelle gratitude.*

***Mes frères** et **ma sœur** qui n'ont cessé d'être pour moi des exemples de persévérance, de courage et de générosité.*

*A tous les membres de **ma famille.***
*A tous **mes professeurs** et **enseignants** que j'ai eu durant tout mon cursus scolaire et qui m'ont permis de réussir dans mes études.*

*A tous **mes amis** de l''Université et d'ailleurs*
A toute personne ayant contribué à ce travail de près ou de loin

abdelrahim

Dédicaces

Je dédie ce mémoire :

A mes très cher s parents pour leur soutient et encouragement durant toutes mes années d'études et sans lesquels je n'aurais jamais réussi et a ma famille.

A mon très cher frère et à mes très chères sœurs.

A tous mes professeurs et enseignants que j'ai eu durant tout mon cursus scolaire et qui m'ont permis de réussir dans mes études.

A tous mes amis de l''Université et d'ailleurs
A toute personne ayant contribué à ce travail de près ou de loin.

Mohamed Amine

ملخص

في مشروعنا, قمنا بدراسة تقنيتين من التجزئة، الأولى تتمثل في تجزئة الصور إلى مناطق متجانسة بواسطة تصنيف ضبابي FCM، والثانية تتمثل في الكشف عن حواف مناطق الصور باستعمال تقنية الترشيح المعياري FP_DLL2 حيث استخدمنا معايير عديدة ومتنوعة، وفي الاخير درسنا تقنية التهجين (FCM\FP_DLL2) منطقة- حافة, لتحسين نتائج الكشف عن الحواف. و قمنا أيضا بمحاكاة كل هذه التقنيات باستعمال برنامج MATLAB, على عدة صور, وقدمنا تفسيرات ومناقشات للنتائج المتحصل عليها.

كلمات مفتاحية: تجزئة، التهجين، منطقة- حواف، تصنيف ضبابي ، الترشيح المعياري،الارتباط الذاتي، FCM، FP_DLL2.

Résumé

Dans notre projet, nous avons étudié deux techniques de segmentation, la première est la segmentation d'images en régions homogènes par classification floue FCM, et la deuxième consiste à détecter les contours des zones des images par la technique de FP_DLL2, où nous avons utilisé plusieurs paramètres différents. À la fin, nous avons étudié la technique d'hybridation (FCM\FP_DLL2) région-contour, pour améliorer les résultats de détection des contours, Et nous avons aussi simulé toutes ces techniques en utilisant le logiciel MATLAB, sur plusieurs images, et nous avons fourni des interprétations et des discussions sur les résultats obtenus.

Mots-clés : segmentation, hybridation, région-contour, classification, FCM, filtrage paramétrique, l'autocorrélation, FP_DLL2.

Abstract

In our project, we studied two segmentation techniques, the first being the segmentation of images into homogeneous regions by fuzzy classification FCM, and the second consists in detecting the contours of the image areas by the technique FP_DLL2, where we used several different parameters. At the end, we studied the hybridization technique (FCM\FP_DLL2) region-contour, to improve the outline detection results, and we also simulate all these techniques using Matlab software, on several images, we provided explanations and discussions of the results obtained.

Key-words : Segmentation, hybridization, region-contour, classification, FCM, Parametric filtering, Distortion, autocorrelation, FP_DLL2.

Sommaire

Remerciement
Dédicace
Résumé
Liste des figures
Liste des abréviations
Introduction générale 1

Chapitre I : Généralités sur le traitement d'images

I.1. Introduction 4
I.2. Notions générales sur l'image 4
I.2.1. Définitions de l'image 4
I.2.2. Images numériques 4
I.2.3. Les caractéristiques de l'image numérique 4
I.2.3.1. Pixel 5
I.2.3.2. Distance entre 2 pixels 5
I.2.3.3. La taille d'une image 5
I.2.3.4. Dimension 6
I.2.3.5. Résolution 6
I.2.3.6. Histogramme 6
I.2.3.7. Contours 7
I.2.3.8. Luminance 7
I.2.3.9. Contraste 8
I.2.3.10. Balayage 8
I.2.3.11. Échantillonnage 8
I.2.3.12. Quantification 8
I.2.3.13. Seuillage 9
I.2.3.14. Bruit 10
I.3. Formats de fichiers d'images 10
I.4. Types d'images 11
I.4.1. Image matricielle (ou image bitmap) 11
I.4.2. Images vectorielles 11
I.4.3. Images en couleurs (Polychromes) 12
I.4.4. Images binaire 12
I.4.5. Images en niveau de gris 12
I.5. Image Texturée 13
I.5.1. Définition 13
I.5. 2.Types de textures 13
I.5.2.1. Texture périodique 13
I.5.2.2. Texture aléatoire 14
I.5.2.3. Texture directionnelle 14
I.6. Traitement d'image 15
I.7. Système de traitement d'image 15

I.8. Prétraitements d'image 15
I.8.1. Filtrage 16
I.8.1.1. Définition 16
I.8.1.2. Types des filtrages 16
- Filtre passe-bas 16
- Filtre passe-haut 16
- Filtre passe-bande 16

I.8.2. Convolution d'une image 17
I.8.3. Fonction d'autocorrélation 17
I.8.4. Transformée de Fourier 17
I.9. Etude de segmentation 18
I.9.1. Définition 18
I.9.2. Différents types de segmentation 18
A. Segmentation par approche « région » 18
B. Segmentation par classification ou seuillage 19
I.10. Domaines d'application 20
I.11. Conclusion 20

Chapitre II : *Etude de la classification des images par FCM*

II.1. Introduction 22
II.2. Segmentation en région par classification 22
II.2.1. Méthodologie de la classification 22
II.2.1.1. Méthodes supervisées 23
II.2.1.2. Méthodes non supervisées (semi -Automatiques) 23
II.3. Méthodes de la classification 23
II.3.1. Classification hiérarchique 23
II.3.2. Classification non hiérarchique (partitionnelle) 24
II.4. Techniques de la classification 24
II.4.1. Classification par k-Moyens 24
II.4.1.1. Algorithme k-means 25
II.4.1.2. Organigramme de l'algorithme de k-means 26
II.4.2. Classification floue 26
II.4.2.1. Logique floue 26
II.4.2.2. Théorie des sous-ensembles flous 27
II.4.3. Classification Moyenne floue: Fuzzy C-Means (FCM) 27
II.4.3.1. Principe 27
II.4.3.2. Algorithme de c-moyennes floues 28
II.4.3.3. Organigramme de l'algorithme de FCM 30
II.4.3.4. Défuzzification 31
II.4.3.5. Implémentation de la méthode Fuzzy C-Means 31
II.4.3.5.1. Influence du facteur de flou sur le degré d'appartenance 33
II.4.3.5.2. Interprétation des résultats 34
II.5. Conclusion 34

Chapitre III : *Segmentation d'images par technique du filtrage paramétrique DLL2*

III.1. Introduction 36
III.2. Vue générale sur la méthode de Filtrage Paramétrique 36
III.2.1. Les méthodes à modèle 36
III.2.2. Les méthodes sans modèles 37
III.3. Méthode de filtrage paramétrique 38
III.3.1. Méthode de base 38
III.3.2. Mesures de distorsion 39
III.4. Points maximal dans la détection de contour 40
III.5. Présentation d'algorithme 40
III.5.1. Bloc de filtrage (le lissage) 41
III.5.2. Bloc d'autocorrélation du premier ordre 42
III.5.3. Bloc de mesure des distorsions 43
III.5.3.1. Méthode DLL2 43
III.6. Algorithme du filtrage paramétrique bidimensionnel 43
III.7. Organigramme de la technique FP 45
III.8. Implémentation de la méthode FP 46
III.8.1. Performance de la méthode FP sans seuillage 46
Commentaire 48
III.8.2. Seuillage des Images Contours obtenues par la méthode FP 48
III.8.2.1. Résultat de la segmentation par la méthode FP avec seuillage normal 48
Commentaire 49
III.8.3. Application de la segmentation par la méthode FP sur une image barbara 49
III.8.3.1. Segmentation par la méthode FP sans seuillage 49
III.8.3.2. Segmentation par la méthode FP avec seuillage normal 50
Commentaire 50
III.9. Interprétation des résultats 51
III.10. Conclusion 51

Chapitre IV : *Segmentation d'image par la technique hybride*

IV.1. Introduction 53
IV.2. Principe d'Hybridation entre les technique FCM et FP 53
IV.3. Implémentation et discussion des résultats 54
IV.4. Interprétations des résultats 70
IV.5. Conclusion 70

Conclusion générale 72

Bibliographie

LISTE DES FIGURES

Numéro de figure	***Titre***	***page***
Figure 1-1	Représentation de pixels.	5
Figure 1-2	Résolution d'une image.	6
Figure I-3	Image avec histogramme.	7
Figure 1-4	Contour d'une image.	7
Figure I-5	Echantillonnage d'image.	8
Figure I-6	Image originale.	9
Figure I-7	Exemple d'un effet de seuil utilisé sur une image.	9
Figure 1-8	Image avec et sans bruit.	10
Figure I-9	Exemple d'image matricielle.	11
Figure I-10	Exemple d'image vectoriel.	11
Figure I-11	Image polychrome (65536 couleurs).	12
Figure I-12	Image binaire.	12
Figure I-13	Image Monochrome (256 couleurs).	12
Figure I-14	Texture périodique.	13
Figure I-15	Textures aléatoires.	14
Figure I-16	Textures directionnelles.	14
Figure I-17	Composition d'un système de traitement numérique.	15

Figure II-1	Organigramme de l'algorithme de k-means.	26
Figure II-2	Organigramme de l'algorithme de classification par C-Moyennes floue.	30
Figure II-3	Images de test : (a) Image-Lena, et (b) Image-barbara.	31
Figure II-4	Après application de la méthode de classification FCM (a) Avec nombre de classe nc =2. (b) Avec nombre de classe nc =3. (c) Avec nombre de classe nc=4.	32
Figure II-5	Après application de la méthode de classification FCM (a) Avec degré de floue m =1.5. (b) Avec degré de floue m =2. (c) Avec degré de floue m =2.5	33
Figure III-1	Schéma bloc de filtrage paramétrique.	37
Figure III-2	Représentation des deux portes décalées de 50 % de chevauchement.	42
Figure III-3	L'organigramme de segmentation d'images par la méthode (FP).	45
Figure III-4	Image fleur originale.	47
Figure III-5	Image fleur à niveau de gris.	47
Figure III-6	Image contour avec les paramètres η_a= -0.4 ; η_b = 0.4 ; N=8 ;m=4 ;θ =-π.	47
Figure III-7	Image contour avec les paramètres η_a= -0.4 ; η_b = 0.4 ; N=16 ; m=4 ; θ =-π.	47
Figure III-8	Image contour avec les paramètres η_a= -0.4 ; η_b = 0.4 ; N=4 ; m=2 ; θ =-π.	47
Figure III-9	Image contour avec les paramètres η_a= -1 ;η_b = 1 ; N=4 ; m=2 ; θ =-π.	47
Figure III-10	Image contour avec les paramètres η_a= -1 ; η_b = 1 ; N=4 ; m=2 ; θ = π.	47
Figure III-11	Image contour avec les paramètres η_a= -1 ; η_b = 1 ; N=4 ;m=2 ;θ = 0.025π.	47
Figure III-12	Image contour avec seuillage normal **I**seuil =0.1.	48
Figure III1-3	Image contour avec seuillage normal **I**seuil =0.3.	48

Figure III-14	Image contour avec seuillage normal **I**seuil =0.5.	48
Figure III-15	Image contour avec seuillage normal **I**seuil =0.8.	48
Figure III-16	Image originale.	49
Figure III-17	Image contour par la méthode DLL2 d'une image (barbara.png) sans seuillage.	49
Figure III-18	Image contour avec seuillage normal **I**seuil =0.09.	50
Figure III-19	Image contour avec seuillage normal **I**seuil =0.35.	50
Figure III-20	Image contour avec seuillage normal **I**seuil =0.55.	50
Figure III-21	Image contour avec seuillage normal **I**seuil =0.8.	50
Figure IV-1	Les étapes de la méthode hybride proposée.	53
Figure IV-2	Images de test : (a) Image Lena. (b) Image de Légume. (c) Image Mona Lisa (d) Image Caméraman.	54
Figure IV-3	(a) Après application des FCM nc=2, m_{FCM}=2. (b) Après application de la méthode proposée (FCM+FP) sans seuillages avec les paramètres : η_a= -0.2 ; $\eta_b = 0.2$; N=4 ; m_{FP}=4 ; θ = -0.000025π. (c) Après application de la méthode proposée (FCM+FP) avec seuillage normal **I**seuil =0.1.	55
Figure IV-4	(a) Après application des FCM nc=2, m_{FCM} =2. (b) Après application de la méthode proposée (FCM+FP) sans seuillages avec les paramètres : η_a= -0.4 ; $\eta_b = 0.4$; N=4 ; m_{FP} =2 ; θ =-0.0001π. (c) Après application de la méthode proposée (FCM+FP) avec seuillage normal **I**seuil =0.1.	56
Figure IV-5	(a) Après application des FCM nc=2, m_{FCM} =2. (b) Après application de la méthode proposée (FCM+FP) sans seuillages avec les paramètres : η_a= -0.8 ; $\eta_b = 0.8$; N=4 ; m_{FP} =2 ; θ =-0.0001π. (c) Après application de la méthode proposée (FCM+FP) avec seuillage normal **I**seuil =0.1.	57

Figure IV-6	(a) Après application des FCM nc=3, m_{FCM} =2. (b) Après application de la méthode proposée (FCM+FP) sans seuillages avec les paramètres : η_a= -0.2 ; $\eta_b = 0.2$; N=4 ; m_{FP} =4 ; θ =-0.000025π. (c) Après application de la méthode proposée (FCM+FP) avec seuillage normal **I**seuil =0.1.	58
Figure IV-7	(a) Après application des FCM nc=3, m_{FCM} =2. (b) Après application de la méthode proposée (FCM+FP) sans seuillages avec les paramètres : η_a= -0.4 ; $\eta_b = 0.4$; N=4 ; m_{FP} =2 ; θ =-0.0001π. (c) Après application de la méthode proposée (FCM+FP) avec seuillage normal **I**seuil =0.1.	59
Figure IV-8	(a) Après application des FCM nc=3, m_{FCM} =2. (b) Après application de la méthode proposée (FCM+FP) sans seuillages avec les paramètres : η_a= -0.8 ; $\eta_b = 0.8$; N=4 ; m_{FP} =2 ; θ =-0.0001π. (c) Après application de la méthode proposée (FCM+FP) avec seuillage normal **I**seuil =0.1.	60
Figure IV-9	(a) Après application des FCM nc=4, m_{FCM} =2. (b) Après application de la méthode proposée (FCM+FP) sans seuillages avec les paramètres : η_a= -0.2 ; $\eta_b = 0.2$; N=4 ; m_{FP} =4 ; θ =-0.000025π. (c) Après application de la méthode proposée (FCM+FP) avec seuillage normal **I**seuil =0.1.	61
Figure IV-10	(a) Après application des FCM nc=4, m_{FCM} =2. (b) Après application de la méthode proposée (FCM+FP) sans seuillages avec les paramètres : η_a= -0.4 ; $\eta_b = 0.4$; N=4 ; m_{FP} =2 ; θ =-0.0001π. (c) Après application de la méthode proposée (FCM+FP) avec seuillage normal **I**seuil =0.1.	62
Figure IV-11	(a) Après application des FCM nc=4, m_{FCM} =2. (b) Après application de la méthode proposée (FCM+FP) sans seuillages avec les paramètres : η_a= -0.8 ; $\eta_b = 0.8$; N=4 ; m_{FP} =2 ; θ =-0.0001π. (c) Après application de la méthode proposée (FCM+FP) avec seuillage normal **I**seuil =0.1.	63
Figure IV-12	(a) Après application des FCM nc=2, m_{FCM} =1.5. (b) Après application de la méthode proposée (FCM+FP) sans seuillages avec les paramètres : η_a= -0.4 ; $\eta_b = 0.4$; N=4 ; m_{FP} =2 ; θ =-0.0001π. (c) Après application de la méthode proposée (FCM+FP) avec seuillage normal **I**seuil =0.1.	64

Figure IV-13	(a) Après application des FCM nc=3, m_{FCM} =1.5. (b) Après application de la méthode proposée (FCM+FP) sans seuillages avec les paramètres : η_a= -0.4 ; η_b = 0.4 ; N=4 ; m_{FP} =2 ; θ =-0.0001π. (c) Après application de la méthode proposée (FCM+FP) avec seuillage normal **I**seuil =0.1.	65
Figure IV-14	(a) Après application des FCM nc=4, m_{FCM} =1.5. (b) Après application de la méthode proposée (FCM+FP) sans seuillages avec les paramètres : η_a= -0.4 ; η_b = 0.4 ; N=4 ; m_{FP} =2 ; θ =-0.0001π. (c) Après application de la méthode proposée (FCM+FP) avec seuillage normal **I**seuil =0.1.	66
Figure IV-15	(a) Après application des FCM nc=2, m_{FCM} =2.5. (b) Après application de la méthode proposée (FCM+FP) sans seuillages avec les paramètres : η_a= -0.4 ; η_b = 0.4 ; N=4 ; m_{FP} =2 ; θ =-0.0001π. (c) Après application de la méthode proposée (FCM+FP) avec seuillage normal **I**seuil =0.1.	67
Figure IV-16	(a) Après application des FCM nc=3, m_{FCM} =2.5. (b) Après application de la méthode proposée (FCM+FP) sans seuillages avec les paramètres : η_a= -0.4 ; η_b = 0.4 ; N=4 ; m_{FP} =2 ; θ =-0.0001π. (c) Après application de la méthode proposée (FCM+FP) avec seuillage normal **I**seuil =0.1.	68
Figure IV-17	(a) Après application des FCM nc=4, m_{FCM} =2.5. (b) Après application de la méthode proposée (FCM+FP) sans seuillages avec les paramètres : η_a= 0.4 ; η_b = 0.4 ; N=4 ; m_{FP} =2 ; θ =-0.0001π. (c) Après application de la méthode proposée (FCM+FP) avec seuillage normal **I**seuil =0.1.	69

Liste des abréviations

abréviations	***Description***
Dpi	Dots per inch
Ppp	Points par pouce
GIF	Graphics Inter change Format
PNG	Portable Network Graphic
TIFF	Tagged Image File Format
JPEG	Joint Photographic Expert Group
HDTV	High Définition Télévision
DVD	Digital Versatile Disc
MPEG	Moving Picture Experts Group
FCM	Classification Moyenne floue: Fuzzy C-Means
K means	Classification Moyenne dure
m_{FCM}	Degré de flou
GLR	Generalized Liklihood Ratio
D_{LL2}	Distance L2 de log-Spectrum
FP	Filtrage Paramétrique
IIR	Réponse Impulsionnelle Infinie
N_{FP}	La longueur du segment
θ	Phase du filtre
η_a	Borne inferieur de l'intervalle
η_b	Borne supérieure de l'intervalle
m_{FP}	Nombre d'éléments de l'intervalle $[\eta_a\ \eta_b]$
LPC	Langage parlé complété

Introduction générale

Introduction générale

Les débuts du traitement d'images remontent aux années 1920 dans la transmission de données par câble. Néanmoins, il ne connait sa véritable évolution que plus tard. Au commencement, il consistait en des opérations de restauration, d'amélioration et de compression d'images.

Par la suite, se développent des techniques d'extraction de contours ainsi que de nombreuses autres méthodes dans des domaines divers tels que le domaine médical, par exemple.

Avec les années 2000 et l'avènement de l'aire du numérique, le traitement de l'image devient incontournable car l'image est partout. De nos jours, le traitement de l'image ne comprend plus uniquement le volet amélioration, compression etc., mais aussi bien d'autres, dont le plus important, le volet analyse et interprétation, chose qui ne peut-être faite sans une phase de segmentation de l'image, c'est-à-dire la phase ou l'on extrait de l'image les régions d'intérêt.

Avec la parole, l'image constitue l'un des moyens les plus importants qu'utilise l'homme pour communiquer avec autrui, C'est un moyen de communication universel dont la richesse du contenu permet aux êtres humains de tout âge et de toute culture de se comprendre. C'est aussi le moyen le plus efficace pour communiquer, chacun peut analyser l'image à sa manière, pour en dégager une impression et d'en extraire des informations précises.

Le traitement d'images est l'ensemble des méthodes et techniques utilisées pour améliorer le contenu d'une image pour en extraire de l'information, par exemple identifier une séquence de texte ou un chromosome, éviter un obstacle (robotique), ou détecter des zones soumises à l'érosion (télédétection).

Les techniques les plus connus utilisées pour le traitement d'images sont : extraction des caractéristiques de l'image, la segmentation d'image, le rehaussement d'image (amélioration de la qualité d'image) et le recalage d'image.

La segmentation d'image est l'opération importante dans un système de traitement d'images, car elle est située à l'articulation entre le traitement et l'analyse des images.

Les techniques de segmentation d'image sont généralement fondées sur la recherche des discontinuités locales (détection de contours) ou la détection de zones de l'image présentant des caractéristiques d'homogénéité (extraction de régions). Une autre approche, appelée approche coopérative, consiste en une coopération entre ces deux approches.

Dans notre travail, nous allons étudier, dans un premier lieu deux techniques de segmentation séparées, la première consiste en détection des régions par classification FCM, et la deuxième c'est la détection des contours par filtrage paramétrique, et dans un deuxième lieu nous allons étudier la coopération entre les deux techniques pour améliorer la détection des contours.

Ce mémoire est subdivisé en quatre chapitres :

- le premier chapitre (I) : présentera des généralités sur le traitement d'image. Ce sont des informations de base qui aident à mieux connaitre le domaine de l'imagerie.
- Le deuxième chapitre (II) : nous présenterons l'étude de la classification par la méthode FCM. À la fin de ce chapitre nous discuterons les résultats obtenus pour les différents paramètres.
- Le troisième chapitre (III) : sera consacré à la représentation et la mise en œuvre de la méthode de détection de contours en basant sur le filtrage paramétrique (FP) suivi ou non de seuillage. Une discussion des résultats sera effectuée pour les différents paramètres choisis, η_a , η_b , N, m, et θ.
- Le quatrième chapitre (IV) : sera la proposition de l'hybridation des deux techniques des chapitres précédents, et une implémentation de la technique sera effectuée et qui sera terminé par une l'interprétation et discussion des résultats.
- Finalement nous terminerons par une conclusion générale.

Chapitre I

Généralités sur le traitement d'images

I.1. Introduction

Le traitement d'image peut être défini comme l'ensemble des méthodes et techniques opérant sur l'image afin d'extraire les informations les plus pertinentes ou tout simplement pour fournir une image plus perceptible à l'œil humain.

Dans ce chapitre nous présentons quelques notions de base du domaine de traitement d'image numérique tels que : la définition d'mage, les types d'image, caractéristiques d'image, système de traitement d'image, analyse élémentaire, filtrage, La convolution, segmentation et en fin quelques exemples concrets de traitement d'images.

I.2. Notions générales sur l'image

I.2.1. Définitions de l'image

L'image est une représentation d'une personne ou d'un objet par la peinture, la sculpture, le dessin, la photographie, le film. C'est aussi un ensemble structuré d'informations qui, après affichage sur l'écran, ont une signification pour l'œil humain.

Elle peut être décrite sous la forme d'une fonction I(x, y) de brillance analogique continue, définie dans un domaine borné.

- Les x et y sont les coordonnées spatiales d'un point de l'image.
- I est une fonction d'intensité lumineuse et de couleur.

Sous cet aspect, l'image est inexploitable par la machine, ce qui nécessite sa numérisation **[1].**

I.2.2. Images numériques

Une image numérique est une matrice de pixels repérés par leur coordonnées (x, y). S'il s'agit d'une image couleur, un pixel est codé par trois composantes (R, G, B), (chacune comprise au sens large entre 0 et 255), représentant respectivement les concentrations de rouge, vert et bleu qui caractérisent la couleur du pixel. S'il s'agit d'une image en niveau de gris, il est codé par une composante comprise au sens large entre 0 et 255, représentant la luminosité du pixel **[1].**

I.2.3. Les caractéristiques de l'image numérique

L'image est un ensemble structuré d'informations caractérisé par les paramètres suivants :

I.2.3.1. Pixel

Contraction de l'expression anglaise " Picture Eléments ": éléments d'image, le pixel est le plus petit point de l'image, c'est une valeur numérique représentative des intensités lumineuses **[1].**

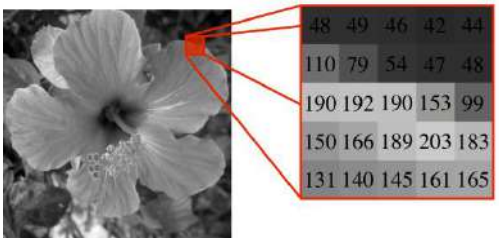


Figure I-1 : Représentation de pixels.

I.2.3.2. Distance entre 2 pixels

L'image est caractérisé par un couple de coordonnée (X, Y) **[2].**

Pour deux pixels P (x_p,y_p) et Q (x_q,y_q) :

- Distance de **Manhattan** (city block) : **D (P, Q)** = $|x_p - x_q| + |y_p - y_q|$ **(I.1)**
- Distance **Euclidienne** : **D (P, Q)** =$(|x_p - x_q|^2 + |y_p - y_q|^2)^{0.5}$ **(I.2)**
- Distance du **Roi sur l'échiquier**: **D (P, Q) = Max** ($|x_p - x_q|, |y_p - y_q|$) **(I.3)**

I.2.3.3. La taille d'une image

Pour connaître la taille d'une image, il est nécessaire de compter le nombre de pixels que contient l'image, cela revient à calculer le nombre des cases du tableau, soit la hauteur de celui-ci que multiplie sa largeur. La taille de l'image est alors le nombre des pixels que multiplie la taille (en octet) de chacun de ces éléments **[2].**

***Exemple* :** pour une image de 240 x 420.

Nombre de pixels : 240 x 420 = 100800 pixels.

Taille de chaque pixel : 24 bits = 3 octets.

Donc la taille de l'image en Ko : 100800 x 3 = 302400 octets= (302400/1024) Ko = 295 Ko.

I.2.3.4. Dimension

C'est la taille de l'image. Cette dernière se présente sous forme de matrice dont les éléments sont des valeurs numériques représentatives des intensités lumineuses (pixels). Le nombre de lignes de cette matrice multiplié par le nombre de colonnes nous donne le nombre total de pixels dans une image **[3].**

I.2.3.5. Résolution

La résolution est définie par un nombre de pixels par unité de longueur de l'image à numériser en dpi (dots per inch) ou ppp (points par pouce). On parle de définition pour un écran et de résolution pour une image. Plus le nombre de pixels est élevé par unité de longueur de l'image à numériser, plus la quantité d'information qui décrit l'image est importante et plus la résolution est élevée (et plus le poids de l'image est élevé). La résolution d'une image correspond au niveau de détail qui va être représenté sur cette image **[3].**



Image à 300 dpi. Image à 72 dpi. Image à 35 dpi.

Figure I-2 : Résolution d'une image.

I.2.3.6. Histogramme

L'histogramme des niveaux de gris ou des couleurs d'une image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris (couleur) dans l'image. Pour diminuer l'erreur de quantification, pour comparer deux images obtenues sous des éclairages différents, ou encore pour mesurer certaines propriétés sur une image.

Il permet de donner un grand nombre d'information sur la distribution des niveaux de gris (couleur) et de voir entre quelles bornes est repartie la majorité des niveaux de gris (couleur) dans les cas d'une image trop claire ou d'une image trop foncée.

La figure (1-3) montre une image avec son histogramme **[1].**

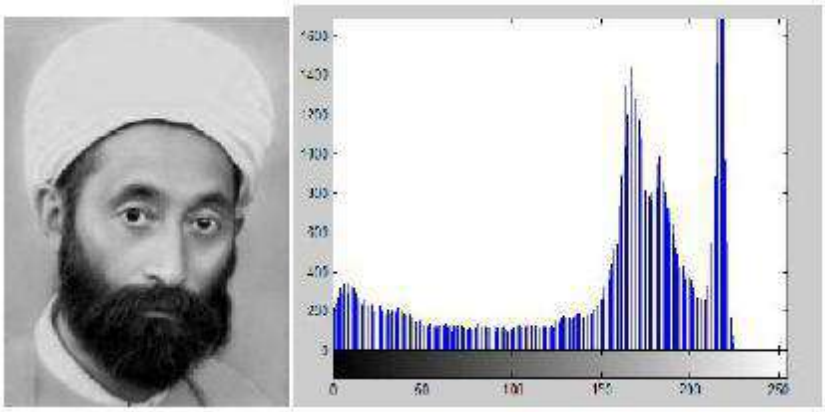


Figure I-3 : Image avec histogramme.

I.2.3.7. Contours

Les contours représentent la frontière entre les objets de l'image, ou la limite entre deux pixels dont les niveaux de gris représentent une différence significative **[4].**

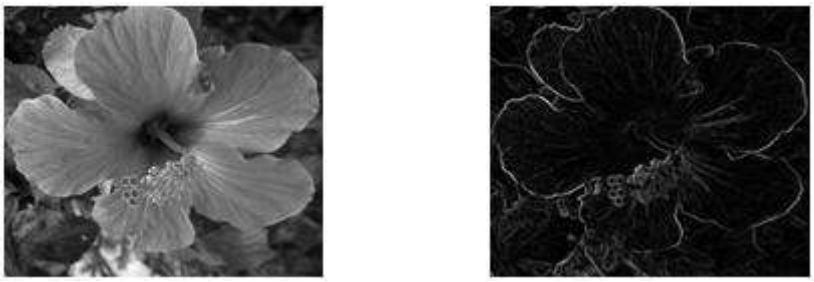


Image initiale Contour de l'image.

Figure I-4 : Contour d'une image.

I.2.3.8. Luminance

C'est le degré de luminosité des points de l'image. Elle est définie aussi comme étant le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface par l'aire apparente de cette surface, pour un observateur lointain, le mot luminance est substitué au mot brillance, qui correspond à l'éclat d'un objet. Une bonne luminance se caractérise par **[5]** :

- a. Des images lumineuses (brillantes).
- b. Un bon contraste : il faut éviter les images où la gamme de contraste tend vers le blanc ou le noir, ces images entraînent des pertes de détails dans les zones sombres ou lumineuses.
- c. L'absence de parasites.

I.2.3.9. Contraste

C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image, plus précisément entre les régions sombres et les régions claires de cette image. Le contraste est défini en fonction des luminances de deux zones d'images **[6].**

Si L1 et L2 sont les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines A1 et A2 d'une image, le contraste C est défini par le rapport :

$$C = (L1-L2)/ (L1+L2) \quad \textbf{(I.4)}$$

I.2.3.10. Balayage

Analyse d'une image ligne à ligne par l'intermédiaire d'un rayon lumineux, le plus souvent dans le cadre d'une numérisation (scanner) **[6].**

I.2.3.11. Échantillonnage

L'échantillonnage est une étape fondamentale qui doit tenir compte du contenu informationnel pertinent de l'image à analyser, elle est le procédé de discrétisation spatiale d'une image consistant à associer à chaque zone rectangulaire R(x, y) d'une image continue une unique valeur I(x, y) **[6].**

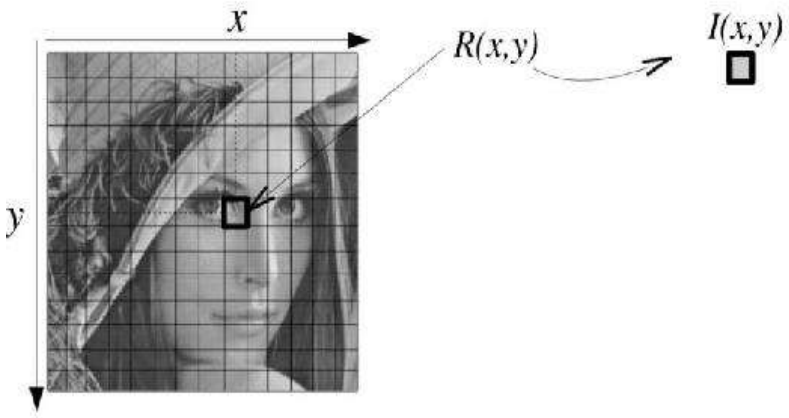


Figure I-5 : Echantillonnage d'image.

I.2.3.12. Quantification

Transformation d'une amplitude à valeurs continues en une amplitude qui ne peut prendre qu'un nombre fini de valeurs distinctes. Pour une image à 256 niveaux de gris, chaque amplitude est codée sur un octet (8 bits) **[6].**

I.2.3.13. Seuillage

Une image numérique, pour pouvoir être exploitée a généralement besoin d'être simplifiée, c'est le but du seuillage. Ce dernier consiste à transformer l'image codée sur 6, 8 ou 16 bits, en une image binaire ou les pixels à 1 correspondent aux objets et les pixels à 0 au fond de l'image.

A la différence des différents traitements de l'image numérique, le seuillage est un passage obligatoire pour toute analyse morphologique ultérieure. Le seuillage permet de sélectionner les parties de l'image qui intéressent l'opérateur, par exemple 2 types de grains (blancs et sombres) dans un mélange. On peut donc, par exemple, attribuer à tous les pixels de l'image numérique qui ont un niveau de gris compris entre deux valeurs i1 et i2, choisies par l'opérateur, la valeur 1, à tous les autres pixels est attribuée la valeur 0.

Après seuillage, les parties de l'image sélectionnées seront traduites en noir et blanc.

L'image, digitalisée par l'ordinateur (0 et 1), est appelée image binaire. Cette dernière, tout comme l'image numérique contient des informations superfétatoires, qu'il convient d'éviter, ou masquées qu'il faut révéler. Les traitements suivants permettent de modifier l'image binaire à ces fins.

Il n'est pas en général nécessaire de s'intéresser à tous les paramètres de base relatifs à une image, car seules certaines propriétés sont utiles. L'idée est donc de transformer l'image binaire pour n'accéder qu'aux informations qui nous préoccupent. De plus, le seuillage de l'image peut faire apparaître des défauts dus à l'irrégularité de la surface ou à d'autres causes externes. La morphologie mathématique permet de transformer ces images en « tout ou rien » grâce à des éléments structurant.



Figure I-6 : Image originale.



Figure I-7 : Exemple d'un effet de seuil utilisé sur une image.

I.2.3.14. Bruit

Un bruit (parasite) dans une image est considéré comme un phénomène de brusque variation de l'intensité d'un pixel par rapport à ses voisins, il provient de l'éclairage des dispositifs optiques et électroniques du capteur **[6].**



Image sans bruit.

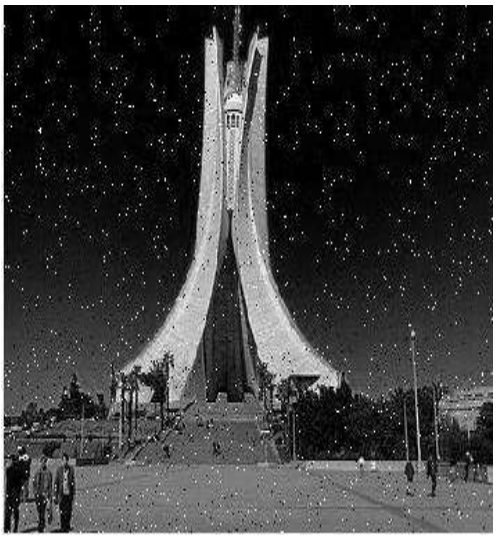


Image avec bruit.

Figure 1-8 : Image avec et sans bruit.

I.3. Formats de fichiers d'images [7]

Un format d'image est une représentation informatique de l'image, associée des informations sur la façon dont l'image est codée et fournissant éventuellement des indications sur la manière de la décoder et de la manipuler.

La plupart des formats sont composés d'un en-tête contenant des attributs (dimension de l'image, type de codage, LUT, etc.), suivi des données (l'image proprement dite). La structuration des attributs et des données diffère d'un format à un autre. Il existe plusieurs formats d'images, nous allons mentionner quelques-uns :

- Format GIF.
- Format PNG.
- Format TIFF.
- Format JPEG et JPEG 2000.

I.4. Types d'images

On distingue plusieurs types d'images **[1]** :

I.4.1. Image matricielle (ou image bitmap)

Elle est composée comme son nom l'indique d'une matrice (tableau) de points à plusieurs dimensions, chaque dimension représentant une dimension spatiale (hauteur, largeur, profondeur), temporelle (durée) ou autre (par exemple, un niveau de résolution).



Figure I-9 : Exemple d'image matricielle.

I.4.2. Images vectorielles

Le contenu de l'image est défini par des vecteurs dont les coordonnées sont les coordonnées de points représentant une forme.



Figure I-10 : Exemple d'image vectoriel.

I.4.3. Images en couleurs (Polychromes)

Une image couleur correspond à la synthèse additive de 3 images, rouge, vert et bleu. Chaque pixel est donc codé sur 3×Nbits.



Figure I-11 : Image polychrome (65536 couleurs).

I.4.4. Images binaire

Dans une image binaire, les pixels sont représentés par deux états logiques 0 (noir) et 1 (blanc). C'est un codage de l'image sur 1 bit.



Figure I-12 : Image binaire.

I.4.5. Images en niveau de gris

Chaque pixel est codé sur N bits, ce qui lui confère des valeurs entières comprises entre 0 (noir) et $(2)^{N}$ **-1** (blanc).



Figure I-13 : Image Monochrome (256 couleurs).

I.5. Image Texturée

I.5.1. Définition

Il n'existe pas des définitions précises de la texture, mais la définition littéraire, dit que la texture est l'agencement spatiale d'un même motif dans différentes directions de l'espace.

Cette définition est limitative car elle ne tient pas compte des informations visuelles qui permettent de décrire la texture qualitativement à l'aide d'adjectifs tels que : contrastée, grossière, fine, lisse, tachetée, granuleuse, marbrée, régulière ou irrégulière.

En conséquence, les définitions de texture proposées varient selon les domaines de recherche et les conceptions des auteurs.

La complexité de cette notion de texture s'impose aussi dans les types des textures.

Plusieurs types existent. Citons les trois principales familles : (Textures périodique ; Textures aléatoires ; Textures directionnelles).

I.5.2. Types de textures

Il existe trois types de textures :

I.5.2.1. Texture périodique

On peut les considérer comme étant la répartition spatiale de motifs élémentaires de base dans différentes directions de l'espace suivant une certaine règle de placement. En effet, voilà ces deux figures qui illustrent ce type de textures périodiques.

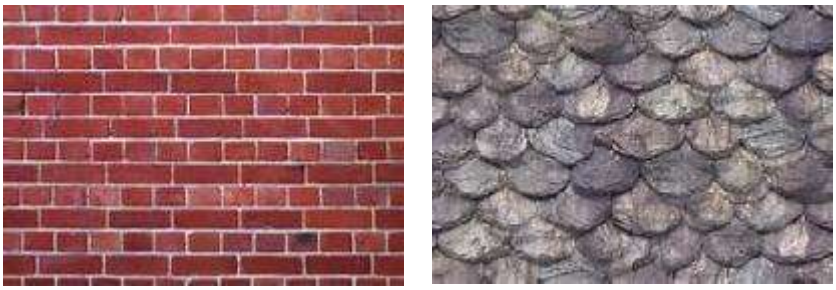


Figure I-14 : Texture périodique.

La première représente un mur de briques dont la texture est composée d'un ensemble d'éléments de base (les briques) disposés relativement régulièrement de manière horizontale.

La deuxième texture est aussi composée de motif de base alvéolée agencée d'une manière particulière les uns à côté des autres.

I.5.2.2. Texture aléatoire

Ce type de texture a un aspect anarchique tout en restant globalement homogènes. On ne peut pas en extraire de motif de base se répétant spatialement. Cette catégorie a fourni d'autres travaux de recherche plutôt fondés sur des méthodes d'analyse statistique.

Dans ces cas-là l'image texturée est considérée comme étant un processus aléatoire bidimensionnel.



Figure I-15 : Textures aléatoires.

I.5.2.3. Texture directionnelle

Ces textures ne sont pas totalement aléatoires et ne présentent pas d'éléments structurants de base. Néanmoins, elles se caractérisent par certaines orientations. La figure suivante illustre cette texture, telle que la texture de gauche qui laisse apparait.

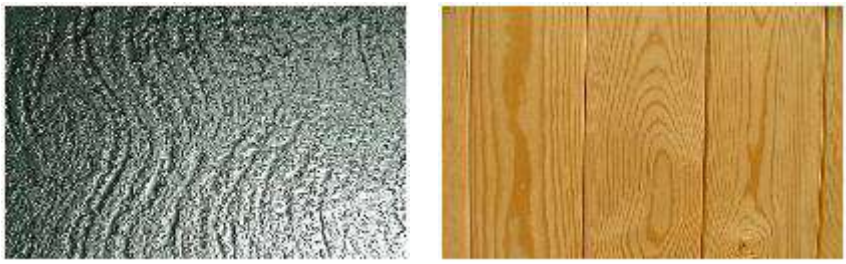


Figure I-16 : Textures directionnelles.

I.6. Traitement d'image

Le traitement d'image est une discipline de l'informatique et des mathématique appliquées qui étudié les images numériques et leurs transformations, les techniques de traitement sont destinées à l'explication des informations contenues dans les images, ceci dans la but d'améliorer la qualité des images et de les rendre plus facilement interprétable en d'autre termes elles permettent d'augmenter la qualité visuelle de l'image **[8].**

I.7. Système de traitement d'image

Un système de traitement d'image est généralement composé des unités suivantes **[5]** :

- Un système d'acquisition et de numérisation qui permet d'effectuer l'échantillonnage et la quantification d'une image.
- Une mémoire de masse pour stocker les images numérisées.
- Un système de visualisation.
- Une unité centrale permettant d'effectuer les différentes opérations de traitement d'images.

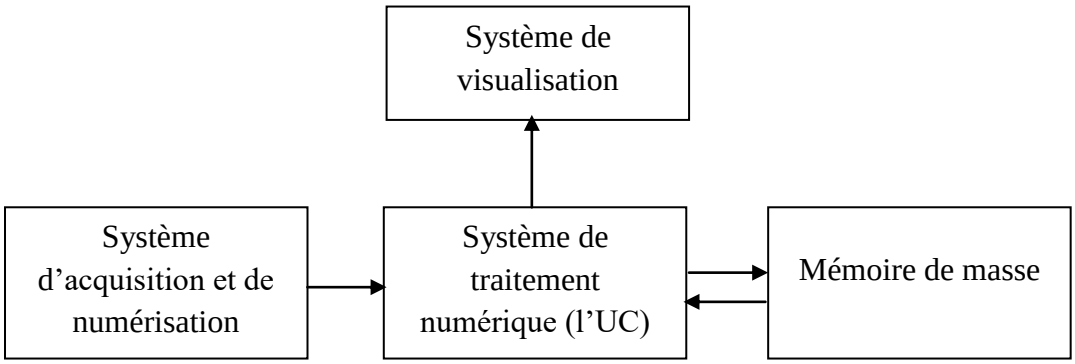


Figure I-17 : Composition d'un système de traitement numérique.

I.8. Prétraitements d'image

L'étape de prétraitent signifie la préparation de l'image au traitement donné. Cette phase à lier juste après l'acquisition des images et a pour objectif d'améliorer la qualité de l'image. Cette étape à plusieurs opérations chacune selon le traitement désigné par exemple : la modification d'histogramme, la réduction des bruit par le filtrage, la convolution, et aux plus autres quatre méthodes, qu'elles sont regroupées sous la nomenclature « les opérateurs morphologiques » **[8].**

I.8.1. Filtrage [9]

I.8.1.1. Définition

Le filtrage est le moyen qui nous permet d'atténuer au maximum le bruit et les irrégularités rapides de l'image plus rapides que les détails que l'on cherche à conserver. Elle peut être répétée plusieurs fois, ce qui crée un effet de flou. En pratique, il faut choisir un compromis entre l'atténuation du bruit et la conservation des détails et contours significatifs.

Il y a deux façons principales d'approcher les techniques de filtrage :

- ✓ la première est de s'attache aux agrégats des pixels qui composent l'image, on considère d'abord leurs attributs et parmi ceux-ci l'intensité lumineuse au point (x, y) ou ils se trouvent, les technique traitent les niveaux de gris seront donc des procédés du domaine spatial, c'est-à-dire du plan (x, y) de l'image.
- ✓ la dixième façon est d'opérer dans le domaine fréquentiel, le moyen d'accès est la transformée de Fourier.

I.8.1.2. Types des filtrages

- ➢ **Filtre passe-bas**

Ce filtre n'affecte pas les composants de basse fréquence dans les données d'une image, mais doit atténuer les composantes de haute fréquence.

- ➢ **Filtre passe-haut**

Le filtre passe-haut a les caractéristiques inverses du filtre passe-bas. Ce filtre n'affecte pas les composants de haut fréquence dans les données d'un signal, mais doit atténuer les composantes de basse fréquence.

- ➢ **Filtre passe-bande**

Cette opération est une dérive du filtre passe-bas. Elle consiste à éliminer la redondance d'information entre l'image obtenue par filtrage passe-bas. Seule la différence entre l'image source et l'image traitée est conservée.

I.8.2. Convolution d'une image

La convolution numérique d'une image se fera par une sommation de multiplications, elle consiste à recalculer la valeur d'un pixel donné d'une image de départ (image source) en se basant sur la valeur du pixel lui-même et sur la valeur des pixels environnants le pixel à recalculer.

I.8.3. Fonction d'autocorrélation

La fonction d'autocorrélation est définie dans le cas discret par :

$$F(x, y) = \frac{1}{N^2}\sum_{x,y} \boldsymbol{F(x, y)F(x + \Delta x, y + \Delta y)} \quad \textbf{(I.5)}$$

Où :

- N représente les tailles horizontale et verticale de l'image.
- F est la fonction de luminance.
- $\boldsymbol{\Delta x \; et \; \Delta y}$ sont les déplacements horizontaux et verticaux.

La fonction d'autocorrélation permet de mettre en avant les dépendances spatiales existant entre certaines paires de pixels, cette fonction mesure une distance entre une image originale et sa translatée.

Nous présentons ci-dessous les coefficients obtenus avec $\Delta x = 1$ et $\Delta y = 0$.

I.8.4. Transformée de Fourier

La transformée de Fourier bidimensionnelle peut être utilisée pour caractériser la texture celle-ci est définie dans le cas discret par :

$$F(u, v) = \frac{1}{N^2}\sum_{l,m} \boldsymbol{F(l, , m)exp(-2i\pi(ul + vm))} \quad \textbf{(I.6)}$$

Où :

- N représente les tailles horizontale et verticale de l'image.
- F est la fonction de luminance.

La transformée de Fourier opère un changement d'espace peut de représentation. On passe ainsi du domaine spatiale au domaine fréquentiel. Certaines textures, représentées dans cet espace. Vont produire des concentrations d'énergie dans le spectre de Fourier. Traduisant ainsi une périodicité horizontale et verticale.

I.9. Etude de segmentation [10]

I.9.1. Définition

C'est une opération de traitement d'images qui a pour but de rassembler des pixels entre eux suivant des critères prédéfinis. Les pixels sont ainsi regroupés en régions, qui constituent un pavage ou une partition de l'image. Il peut s'agir par exemple de séparer les objets du fond.

Si le nombre de classes est égal à deux, elle est appelée aussi binarisation.

Si l'homme sait naturellement séparer des objets dans une image c'est grâce à des connaissances de haut niveau (compréhension des objets et de la scène). Mettre au point des algorithmes de segmentation de haut niveau (chaque région est un objet sémantique) est encore un des thèmes de recherche les plus courants en traitement d'images.

La segmentation est une étape primordiale en traitement d'image. À ce jour, il existe de nombreuses méthodes de segmentation, que l'on peut regrouper en quatre principales classes :

a. Segmentation fondée sur les régions (en anglais : région-based segmentation). On y trouve par exemple : la croissance de région (en anglais : région-growing).
b. décomposition/fusion (en anglais : split and merge).
c. Segmentation fondée sur les contours (en anglais : edge-based segmentation).
d. Segmentation fondée sur classification ou le seuillage des pixels en fonction de leur intensité (en anglais : classification ou thresholding).
e. Segmentation fondée sur la coopération entre les trois premières segmentations.

I.9.2. Différents types de segmentation

A. Segmentation par approche « région »

Les méthodes appartenant à cette famille manipulent directement des régions. Soit elles partent d'une première partition de l'image, qui est ensuite modifiée en divisant ou regroupant des régions, et on parle alors de méthodes de type décomposition/fusion (ou split and merge en Anglais), soit elles partent de quelques régions, qui sont amenées à croître par incorporation de pixels jusqu'à ce que toute l'image soit couverte, et on parle alors de méthodes par croissance de régions.

Des méthodes fondées sur la modélisation statistique conjointe de la régularité des régions et des niveaux de gris de chaque région existent également.

Les algorithmes de type décomposition/fusion exploitent les caractéristiques propres de chaque région (surface, intensité lumineuse, colorimétrie, texture, etc.). On cherche des couples de régions candidates à une fusion et on les note en fonction de l'impact que cette fusion aurait sur l'apparence générale de l'image. On fusionne alors les couples de régions les mieux notés, et on réitère jusqu'à ce que les caractéristiques de l'image remplissent une condition prédéfinie : nombre de régions, luminosité, contraste ou texture générale donnée, ou alors jusqu'à ce que les meilleures notes attribuées aux couples de régions n'atteignent plus un certain seuil (dans ce dernier cas, on parle d'un algorithme avec minimisation de fonctionnelle).

Les algorithmes par croissance de régions partent d'un premier ensemble de régions, qui peuvent être calculées automatiquement (par exemple, les minima de l'image), ou fournies par un utilisateur de manière interactive. Les régions grandissent ensuite par incorporation des pixels les plus similaires suivant un critère donné, tel que la différence entre le niveau de gri du pixel considéré et le niveau de gris moyen de la région. Les algorithmes de segmentation par ligne de partage des eaux, développés dans le cadre de la morphologie mathématique, appartiennent à cette catégorie.

Les algorithmes fondés sur une modélisation statistique conjointe des régions et des niveaux de gris, notamment ceux s'appuyant sur les Champs de Markov Cachés, reposent sur la minimisation d'une fonction de vraisemblance (ou énergie). Cette fonction prend simultanément en compte la vraisemblance de l'appartenance du pixel à une région considérant son niveau de gris, et les régions auxquelles appartiennent les pixels voisins. Cette fonction effectue un compromis entre la fidélité à l'image initiale et la régularité des régions segmentées.

B. Segmentation par classification ou seuillage

On part ici d'un rapport qu'entretient chaque pixel individuellement avec des informations calculées sur toute l'image, comme par exemple la moyenne des niveaux de gris de l'ensemble des pixels, ou la médiane, permettant de construire n classes d'intensité. Lorsque les classes sont déterminées par le choix d'un seuil, on parle de seuillage. Les pixels appartenant à une même classe et étant connexes forment des régions de l'image **[11].**

I.10. Domaines d'application

Parmi les domaines d'application de traitement d'images on peut citer **[8]** :

- ✓ Télédétection : météo, cartographie, astronomie.
- ✓ Imagerie médicale : aide au diagnostic, tomographie, suivi Automatique, reconstruction 3D.
- ✓ Applications militaires : guidage de missile, reconnaissance terrestre.
- ✓ Robotique : reconnaissance/assemblage de pièces, véhicules autonomes, contrôle de qualité.
- ✓ Sécurité : identification de visages, reconnaissance d'empreintes digitales, tatouage d'image (watermarking), data hiding.
- ✓ Divertissement : HDTV (High Définition Télévision), images haute qualité (DVD : Digital Versatile Disc), compression (normes JPEG (Joint Photographic Experts Group) et MPEG (Moving Picture Experts Group)).

I.11. Conclusion

Les images numériques sont de plusieurs types : couleurs, noir et blanc, niveaux de gris et couleurs. Celles en couleurs peuvent être représentées sur des différentes espaces.

Nous avons décrit dans ce chapitre quelques notions sur l'analyse d'image, numérisation (balayage, échantillonnage et quantification) et segmentation d'images.

La méthode de segmentation d'image est très nombreuse et très variés. Nous pouvons aborder le chapitre suivant qui concernent les techniques de la classification par FCM.

Chapitre II

Etude de la classification des images par FCM

II.1. Introduction

La classification (*clustering)*, est une étape de base du traitement d'une image. Cette opération a pour but de séparer différentes zones homogènes d'une image, afin d'organiser les objets en groupes (*clusters*) dont les nombres ont en commun diverses propriétés (intensité, couleur, texture, etc.). On peut regrouper les méthodes de classification en deux catégories : la classification non supervisée, qui vise à séparer automatiquement l'image en clusters naturels, c'est-à-dire sans aucune connaissance préalable des classes, et la classification supervisée, qui s'opère à partir de la connaissance de chacune des classes définies par une approche probabiliste.

Dans le cadre de ce chapitre, nous nous limiterons à l'étude de la méthode de classification non-supervisée qui est la classification moyenne floue (Fuzzy C-means).

Nous présenterons tout d'abord une brève description du fonctionnement de cet algorithme.

Et finalement, nous mettrons en œuvre l'algorithme sous Matlab pour une série d'images.

II.2. Segmentation en région par classification

Les méthodes de classification permettent de regrouper des objets en groupes ou classes d'objets plus homogènes. Les objets regroupés ont des caractéristiques communes, ils sont similaires mais se distinguent clairement des objets des autres classes **[12].**

Généralement les résultats des méthodes de classification sont plus ou moins différents.

II.2.1. Méthodologie de la classification

La mise en œuvre d'une procédure de classification, ayant pour objectif de classifier automatiquement des objets. Cette méthode comporte généralement deux phases fondamentales :

– une phase d'apprentissage dont le but est de déterminer un espace de représentation des objets et de rechercher les paramètres discriminants capables de caractériser chaque classe d'objets.

– une phase de reconnaissance au cours de laquelle on attribue à une classe chacun des objets inconnus dans l'espace de représentation déterminé durant l'apprentissage.

La classification peut être supervisée ou non supervisée **[12].**

II.2.1.1. Méthodes supervisées

Ce sont des méthodes dans lesquelles les classes sont connues ***à priori*** avant d'effectuer l'opération d'identification des éléments de l'image. Elles demandent une première phase d'apprentissage sur l'échantillon représentatif dans le but d'apprendre les caractéristiques de chaque classe et une deuxième phase pour décider de l'appartenance d'un individu à telle ou telle classe.

Les données segmentées de l'ensemble d'apprentissage proviennent d'un étiquetage manuel des images ou des régions d'intérêt en *C* classes de tissus (C_1 ,C_2...C_c) par un ou plusieurs experts.

Parmi ces méthodes on peut citer : la segmentation Bayésienne, la segmentation par les champs de *Markov*, réseaux de neurones, etc **[13].**

II.2.1.2. Méthodes non supervisées (semi-automatiques)

La méthode de classification non supervisée a pour but de trouver des partitions d'un ensemble d'individus en fonction de critères de proximité de leurs vecteurs d'attributs dans l'espace de représentation. Elles sont utilisées pour effectuer une classification en aveugle et, ainsi pour réaliser une segmentation sans connaissances **a priori** sur l'image. Il est par conséquent nécessaire de prendre quelques précautions.

La mesure de proximité est calculée sur tous les attributs, il n'y a donc pas de réduction de l'espace de représentation. Comme il n'y a pas d'exemples d'apprentissage, si certains attributs utilisés sont non représentatifs des classes recherchées, le résultat pourra être médiocre **[13].**

II.3. Méthodes de la classification

La majorité des algorithmes de classification peuvent être divisés en deux catégories :

II.3.1. Classification hiérarchique

La classification hiérarchique fournit une hiérarchie de partitions. Ce type de classification regroupe les méthodes ascendantes et descendantes.

Ces algorithmes essaient de créer une hiérarchie de classes. Les objets les plus similaires sont rassemblés dans des groupes aux plus bas niveaux, tandis que les objets moins similaires se retrouvent dans des groupes aux plus hauts niveaux **[12].**

II.3.2. Classification non hiérarchique (partitionnelle)

Il n'y a pas de hiérarchie. Dans la plupart de ces méthodes, le choix a priori du nombre de classes est nécessaire. Les points d'initialisation peuvent être des points du nuage pris au hasard ou les centroides d'une partition préalable. Les classes obtenues n'ont pas plus d'importance les unes que les autres.

Nous distinguons deux types de classification partitionnelle :

– classification dure (telle que la K means).

– classification floue (telle que la C- moyenne floue).

Dans la suite de ce paragraphe, nous présentons la méthode de classification k-Means (k moyennes) et nous présentons ensuite, les méthodes de classification basée sur la théorie des sous-ensembles flous **[12].**

II.4. Techniques de la classification

II.4.1. Classification par k-Moyens

L'algorithme k-means est l'algorithme de clustering le plus connu et le plus utilisé, du fait de sa simplicité de mise en œuvre. Il partitionne les données d'une image en K clusters.

Contrairement à d'autres méthodes dites hiérarchiques, qui créent une structure en « arbre de clusters » pour décrire les groupements, k-means ne crée qu'un seul niveau de clusters.

L'algorithme renvoie une partition des données, dans laquelle les objets à l'intérieur de chaque cluster sont aussi proches que possible les uns des autres et aussi loin que possible des objets des autres clusters. Chaque cluster de la partition est défini par ses objets et son centroïde.

Le k-means est un algorithme itératif qui minimise la somme des distances entre chaque objet et le centroïde de son cluster. La position initiale des centroïdes conditionne le résultat final, de sorte que les centroïdes doivent être initialement placés le plus loin possible les uns des autres de façon à optimiser l'algorithme. Le résultat est un ensemble de clusters compacts et clairement séparés, sous réserve qu'on ait choisi la bonne valeur K du nombre de clusters.

Les principales étapes de l'algorithme k-means sont :

1. Choix aléatoire de la position initiale des K clusters.

2. Affecter les objets à un cluster suivant un critère de minimisation des distances (généralement selon une mesure de distance euclidienne).

3. Une fois tous les objets placés, recalculer les K centroïdes.

4. Réitérer les étapes 2 et 3 jusqu'à ce que plus aucune réaffectation ne soit faite **[14].**

II.4.1.1. Algorithme k-means

Soit X = $\{x_k./\text{k} = 1,\ldots, \text{n}\}$ un sous-ensemble d'un espace n-dimensionnel. Une partition de X en c classes peut être représentée par des sous-groupes mutuellement disjoints $c_1 \ldots . c_n$, tel que c_1 u…..u c_n = X.

Chaque vecteur $x_k$est assigné à une et seulement une classe qui lui est la plus proche.

La fonction objective correspondante s'exprime sous la forme :

$$\text{J} = \sum_{i=1}^{c} \sum_{k=1}^{n} u_{ik}\, d^2(x_k, v_i) \qquad \textbf{(II.1)}$$

Où :

–v_i: désigne le prototype (centroïde) de cette classe.

– d : mesure la similarité entre le prototype et le vecteur de données.

–u_{ik} : est un indicateur binaire désignant l'appartenance ou non du vecteur x_k à la classe $c_i (u_{ik} = 1\ si\ x_k \in c_i$ et$u_{ik} = 0\ sinon\ , \forall i = 1 \ldots . . c\ et\ x_k \in X)$.

L'indicateur d'appartenance u_{ik} s'exprime comme suit :

$$\text{U}\ (x_k, v_i) = \{1 \text{ si d } (x_k, v_i) = \min \text{ c } ((x_k, v_c) \text{ ou 0 sinon}\} \qquad \textbf{(II.2)}$$

L'optimisation se fait de manière itérative **[12].**

II.4.1.2. Organigramme de l'algorithme de k-means

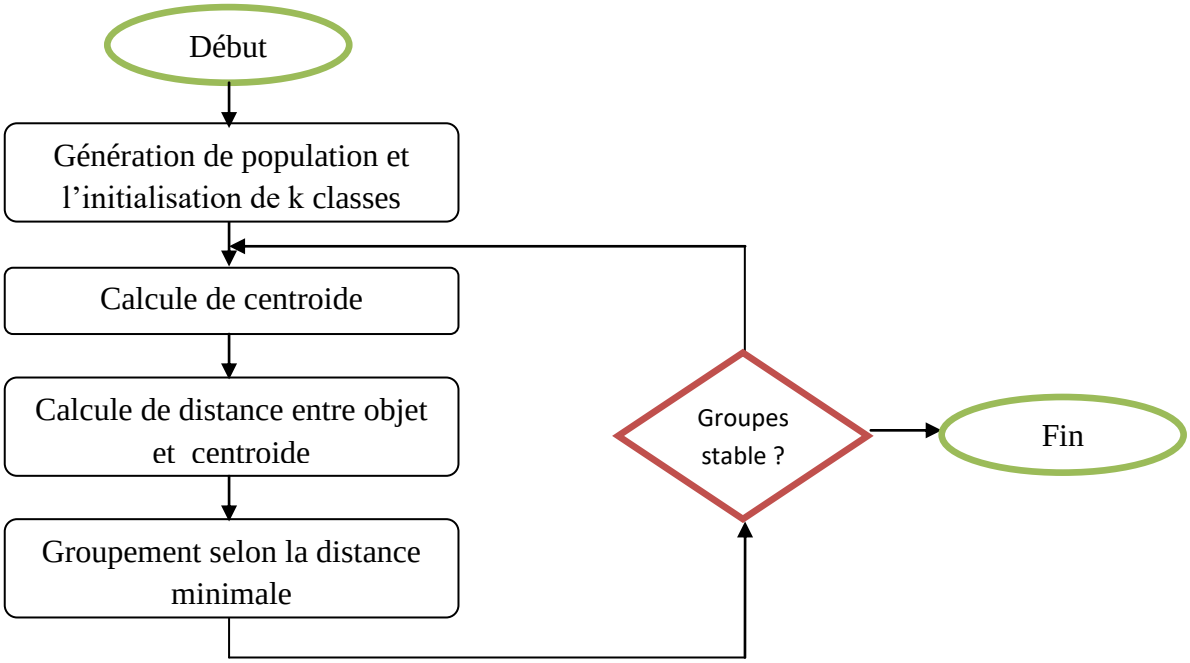


Figure II-1 : Organigramme de l'algorithme de k-means.

II.4.2. Classification floue

Le principe de la classification floue est d'affecter un élément à classer non pas à une classe comme dans les approches classiques (k-means), mais à toutes les classes avec un certain degré.

Ce principe découle de ce qu'on appelle la logique floue, qui est venue compléter la logique classique **[12].**

II.4.2.1. Logique floue

La logique floue est une théorie mathématique prenant en compte l'incertitude et l'imprécision. Elle a été introduite par *Zadeh* s'appuie sur la théorie des sous-ensembles flous.

La modélisation d'un sous ensemble d'un univers donné est réalisé avec des fonctions d'appartenance. La logique floue est une extension de la théorie des ensembles classiques.

Zadeh a montré que cette théorie des sous-ensembles flous se réduit à la théorie des sous-ensembles classiques dans le cas où les fonctions d'appartenance considérées prennent des valeurs binaires (c'est à dire 0 ou 1). La logique floue se distingue de la logique booléenne puisqu'elle permet à une condition d'être en un autre état que "vrai" ou "faux", elle donne des degrés de vérité.

Dans la vie de tous les jours, nous trouvons dans des situations où les informations que nous disposons ne sont pas toujours précises. Dans le domaine de la science aussi, des imprécisions peuvent être vues, par exemple lorsqu'on veut établir une valeur qui caractérise le degré de similarité de deux formes.

L'être humain est habitué à utiliser des informations entachées d'incertitudes et d'imprécision dans la vie de tous les jours, il utilise ces informations incomplètes, raisonne avec elles et prend des décisions. Dans le domaine scientifique, il a été nécessaire de créer une logique qui admette des valeurs de vérité en dehors de l'ensemble {vrai, faux} pour pouvoir tenir compte et manipuler ce genre d'information incomplète **[12].**

Lukasiewicz propose en 1920 une logique ayant les trois valeurs de vérité suivantes : "Vrai", "faux" et "doute". Ces valeurs ont été représentées par l'ensemble {0, 1,0.5}, étant été ensuite étendues à l'intervalle [0,1].

II.4.2.2. Théorie des sous-ensembles flous

La théorie des sous-ensembles flous et les outils de raisonnement qui en découlent, proposent un cadre formel qui permet de modéliser le langage naturel et de gérer l'imprécis et l'incertain. Cette théorie est basée sur la notion de degré d'appartenance. Ces degrés sont des valeurs qui expriment l'appartenance incertaine d'un pixel à une région. Le degré d'appartenance se situe dans l'intervalle [0,1] et les classes obtenues ne sont pas forcément disjointes.

Dans ce cas, les données $x_j$ne sont plus assignées à une classe unique, mais à plusieurs classes par l'intermédiaire de degrés d'appartenance u_{ij} **[12].**

II.4.3. Classification Moyenne floue: Fuzzy C-Means (FCM)

II.4.3.1. Principe

La FCM est un algorithme de classification non-supervisée floue. Issu de l'algorithme des C-Moyens (C-means), il introduit la notion d'ensemble flou dans la définition des classes, chaque point dans l'ensemble des données appartient à chaque cluster avec un certain degré, et tous les clusters sont caractérisés par leur centre de gravité. Comme les autres algorithmes de classification non supervisée, il utilise un critère de minimisation des ***distances intra-classe*** et de maximisation des

distances inter-classe, mais en donnant un certain degré d'appartenance à chaque classe pour chaque point.

Cet algorithme nécessite la connaissance préalable du nombre de clusters et génère les classes par un processus itératif en minimisant une fonction objective. Ainsi, il permet d'obtenir une partition floue de l'image en donnant à chaque pixel un degré d'appartenance (compris entre 0 et 1) à une classe donnée. Le cluster auquel est associé un pixel est celui dont le degré d'appartenance sera le plus élevé **[15].**

II.4.3.2. Algorithme de c-moyennes floues

L'algorithme des c-moyennes floues effectue une optimisation itérative en évaluant de façon approximative les minimums d'une fonction d'erreur. Il existe toute une famille de fonctions d'erreur associées à cet algorithme qui se distinguent par des valeurs différentes prises par un paramètre réglable ***m***, appelé indice de flou et qui détermine le degré de flou de la partition obtenue. Les FCM sont un cas particulier d'algorithmes basés sur la minimisation d'un critère ou d'une fonction objective **[16].**

Soient Vi le centroide (ou prototype) de la classe i, U la matrice des coefficients u_{ik} et Xc celle des coordonnées des centres. Etant donnés le nombre de classe C.

La fonction objectif associée aux *c*-moyennes floues, *J*, est définie par :

$$j(\mathrm{u, v, m}) = \sum_{i=1}^{c} \sum_{k=1}^{n} u_{ik}^{m} D^2 \qquad \textbf{(II.3)}$$

Avec :

c : le nombre de classes connu à priori.

n : la taille du vecteur de données (nombre de pixels à classer).

u_{ik} : Le degré d'appartenance du pixel x_k à la classe i connue par son centroïde c_i, m : un réel >1 appelé degré de flou. Plus m tend vers 1, plus la classification devient dure et u_{ik} se rapproche de 0 ou de 1. Inversement quand m devient trop grand il y a moins de tolérance au bruit, et la distribution des degrés d'appartenance tend à se concentrer autour de 1/c.

D_{ki} : est une métrique choisie au sens d'une ***norme***. Généralement, il s'agit de la norme euclidienne.

D_{ki}= $||X_k - V_i||$ c'est la distance entre le vecteur X_k et le prototype V_i .

Le carré de la distance séparant un vecteur X_k d'un centre V_i, $(D_{ik})^2$ est pondéré par la puissance même du degré d'appartenance de la donnée X_k à la classe i $(u_{ik})^m$.

J est donc une erreur quadratique généralisée et sa minimisation conduit, théoriquement à la partition optimale. Les c-moyennes floues produisent une c-partition floue qui est une approximation de cette partition optimale de l'ensemble de donnée $X = \{x_1 x_2, ..., x_n\}$.

L'algorithme, dont la convergence a été étudiée par *Bezdek*, peut être décrit par les étapes suivantes :

1. Fixer les paramètres :

- c : nombre de classes.
- ε : seuil représentant l'erreur de convergence (par exemple : = 0.00001).
- m : degré de flou, généralement pris égal à 2.

2. Initialiser le vecteur *V* par C centres aléatoirement choisis.

3. calcule la matrice degrés d'appartenances U par des valeurs aléatoires dans l'intervalle [0, 1]. Le degré d'appartenance u_{ik} s'exprime comme suite **:**

$$u_{ik} = \frac{(d(x_k, v_i))^{\frac{2}{m-1}}}{\sum_{j=1}^{c} (d(x_k, v_i))^{\frac{2}{m-1}}} \qquad \textbf{(II.4)}$$

4. Calculer le nouveau centre de chaque classe à l'aide de l'équation :

$$V_i = \frac{\sum_{k=1}^{n} {u_{ik}}^m x_k}{\sum_{k=1}^{n} {u_{ik}}^m} \qquad \textbf{(II.5)}$$

5. Mettre à jour la matrice de degrés d'appartenances U et Calculer la distance entre les nouveaux et les anciens centres par :

$$V^{\text{ancien}} - V^{\text{nouveau}} < \varepsilon$$

6. Répéter les étapes 3 à 5 jusqu'à la satisfaction du critère d'arrêt**.**

II.4.3.3. Organigramme de l'algorithme de FCM

L'organigramme suivant illustre la méthode de classification par c- moyenne floue :

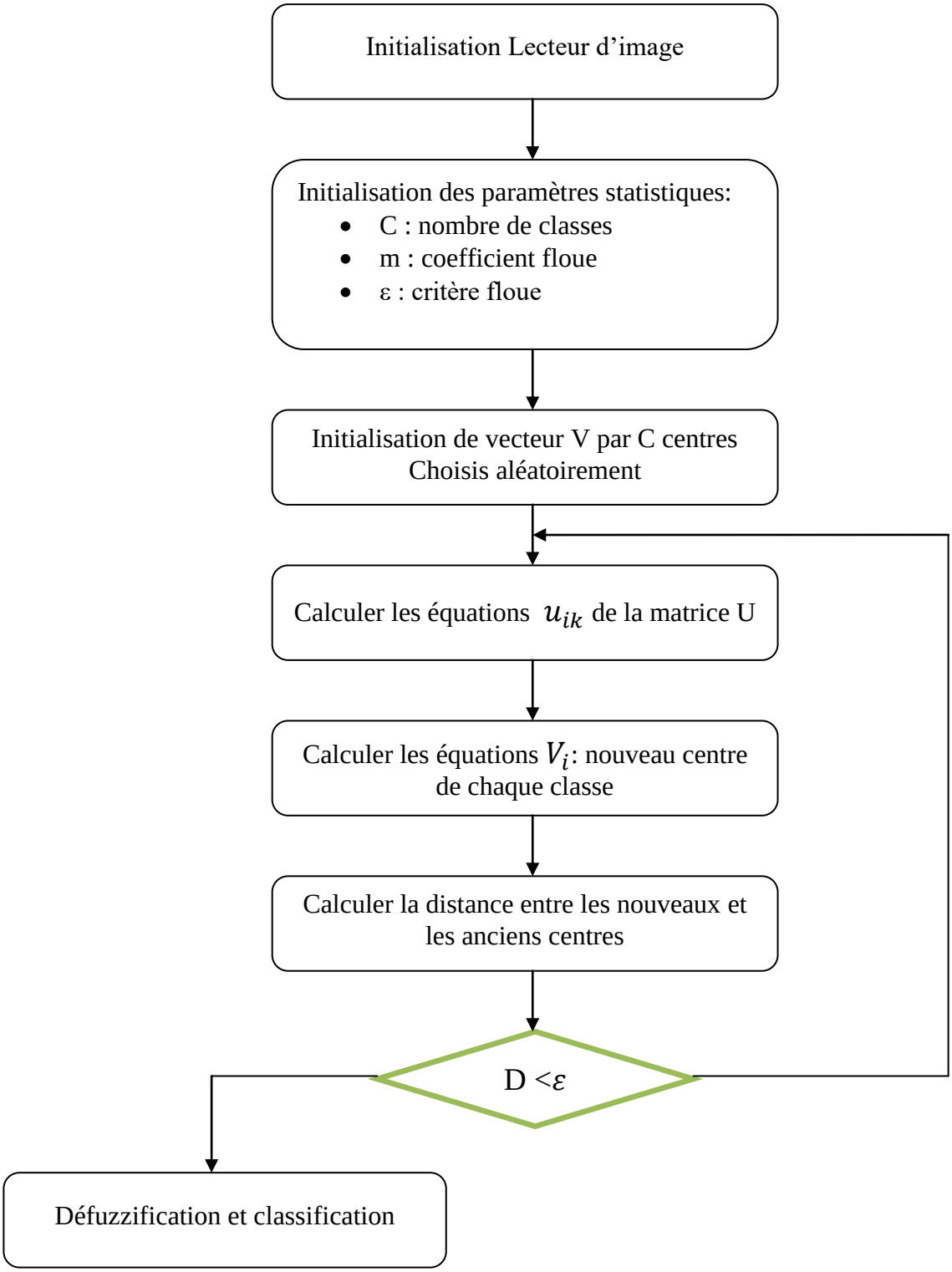


Figure II-2 : Organigramme de l'algorithme de classification par C-Moyennes floue.

II.4.3.4. Défuzzification

Enfin, une ultime étape est nécessaire lorsque le résultat souhaité est une classification non floue. On parle alors de « défuzzification ». Lorsque l'on ne souhaite pas mettre en évidence les pixels où les degrés d'appartenance sont approximativement les mêmes pour chaque classe, une façon naturelle de procéder est de considérer que la classe finale d'un pixel est celle pour laquelle le degré d'appartenance est maximal : $\forall k \in [1,n]\ X_k \in C_j \Leftrightarrow (u_{jk} < u_{ik} \forall i \neq j \in [1,c]$. **(II.6)**

L'étape de la défuzzification se fait après la dernière itération de l'algorithme des c-moyennes floues**.** Pour l'algorithme de c-moyenne floue, la décision d'appartenance d'un pixel à une classe n'est prise qu'à la fin de la convergence, La FCM offre la possibilité d'agir sur la considération du bruit **[12].**

II.4.3.5. Implémentation de la méthode Fuzzy C-Means

Dans cette partie, nous allons mettre en œuvre l'algorithme de classification par la méthode du Fuzzy C-Means en utilisant le logiciel MATLAB, sur plusieurs images.

Nous présentons ici deux images choisies (Lena et barbara) de dimension 256*256, comme des images fixes, pour appliquer la méthode de classification.



(a) **(b)**

Figure II-3 : Images de test : (a) Image-Lena, et (b) Image-barbara.

Le principe de cette méthode est d'initialiser les centres de gravités, l'implémentation algorithmique de cette méthode nécessite le choix de trois paramètres :

- le nombre de classes.
- Degré du flou.
- Seuil de convergence.

Pour test cet algorithme nous avons choisi les paramètres suivants : m = 2, ε= 1 e-5.

Les résultats sont représentés par la **figure II-4** comme suit :



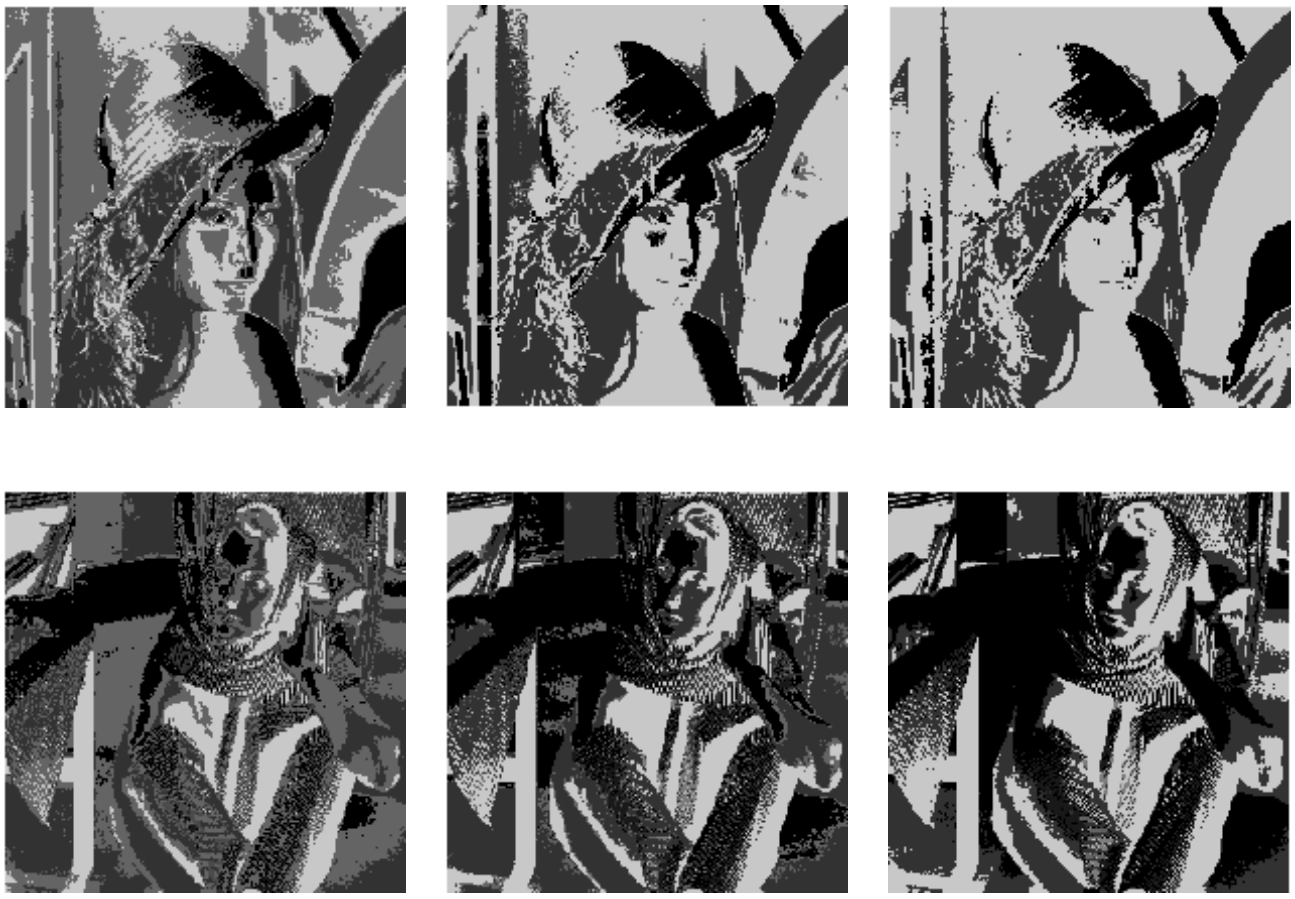
(a) nc=2 **(b)** nc=3 **(c)** nc=4

Figure II-4 : Après application de la méthode de classification FCM **(a)** Avec nombre de classe nc =2. **(b)** Avec nombre de classe nc =3. **(c)** Avec nombre de classe nc =4.

II.4.3.5.1. Influence du facteur de flou sur le degré d'appartenance

L'exposant flou m est un coefficient > 1. Le poids de cet exposant peut être interprété comme un paramètre de distorsion. Le « flou » de la partition augmente avec ce coefficient. Un tel coefficient accentue les faibles niveaux d'appartenance et contribue donc à mieux séparer les classes.

Dans cette partie, nous proposons d'étudier l'influence de ce paramètre sur le résultat de la classification FCM, pour cela, nous allons faire varier ce paramètre par l'image de test, correspondant à un nombre de classe C =3 (considéré comme nombre maximal de classes pour nos tests).Les résultats sont représentés de la **Figure II-5** comme suit :



(a) m =1.5 **(b)** m =2 **(c)** m =2.5

Figure II-5 : Après application de la méthode de classification FCM **(a)** Avec degré de floue m =1.5. **(b)** Avec degré de floue m =2. **(c)** Avec degré de floue m =2.5.

II.4.3.5.2. Interprétation des résultats

La FCM nous permet d'agir sur l'image en utilisant des informations globales. Cette classification offre des cartes d'appartenance facilement interprétables. En effet, elle nous permet de connaitre les régions possédant une plus grande appartenance, de plus la classification floue.

Nous avons testés la méthode de classification Fuzzy C-means sur une série d'images, d'après les résultats trouvés, Fuzzy C-means étant technique d'optimisation, il s'arrête lorsqu'il y a plus de pixels à classer, et donne une bonne classification des régions.

Nous remarquons que pour la valeur du degré du flou **m** = 2, nous avons obtenu une meilleure classification du point de vue qualité du résultat.

De manière générale, nous avons pu constater que cet algorithme s'avèrent efficaces lorsque les objets de l'image sont clairement séparés, mais présentant cependant un seul inconvénient : il nécessite le choix préalable du nombre $\mathbf{n_c}$ de clusters.

II.5. Conclusion

Nous avons testé la classification Fuzzy C-means sur une série d'images, sous Matlab. Après un traitement des fonctions utilisées, nous avons pu observer que, de manière générale, l'algorithme étudié permet une bonne classification. Néanmoins, les images comportant des défauts (reflet, partie sombre, flou,…), donne des résultats qui semble visuellement corrects.

Nous avons constaté que l'algorithme nécessite une connaissance préalable du nombre de clusters, nous pouvons donc conclure que l'algorithme Fuzzy C-means fournit une bonne segmentation en région des images, pour un nombre réduit des clusters.

Dans le Troisième chapitre nous allons étudier la segmentation en contour par filtrage paramétrique en basant sur la méthode DLL2.

Chapitre III

Segmentation d'images par technique du filtrage paramétrique DLL2

III.1. Introduction

La détection de contours n'est pas une fin en soi, elle est la première étape dans un système de vision. En effet, un détecteur de contours fournit en résultat un ensemble de points. Ceux-ci regroupés pour former des chaînes de points de contours qui peuvent être considérées comme une représentation intermédiaire.

Les nouvelles techniques de traitements du signal digital pour détecter les contours d'images sont considérables. L'une de ses approches es appelée filtrage paramétrique.

Cette méthode est appliquée avec succès sur la parole et la segmentation vocale on va la projeter par application sur la détection du contour **[18].**

Cette nouvelle approche ouvre des voies très prometteuses dans l'analyse de contour et la segmentation, la méthode proposée combine un filtre paramétrique avec l'analyse de l'autocorrélation du premier ordre du signal image filtré, ceci fait il produira une nouvelle fonction caractéristique pour le spectre de signal image, se basant sur cette nouvelle fonction caractéristique, divers mesures de distorsion sont proposées comme des indicateurs du changement spectral.

Ces indicateurs présentent de bonnes performances pour la détection de contour et pour la segmentation **[19].**

III.2. Vue générale sur la méthode de Filtrage Paramétrique

III.2.1. Les méthodes à modèle

Elles dépendent essentiellement des modélisations LPC. Une des méthodes est dérivée d'un test GLR (Generalized Liklihood Ratio) en supposant que le signal entrant est une partie d'un processus autorégressif conduite par le bruit blanc Gaussien.

En donnant un domaine du signal, la méthode, en principe, teste l'hypothèse qu'aucun changement ne se produit dans le domaine alors qu'une variation a lieu dans ce domaine à un certain temps t.

Utilisant les modèles LPC, les fonctions de probabilités Gaussienne (Gaussien Liklihood fonctions) sont évaluées sous les deux hypothèses et le rapport de vraisemblance (the Liklihood

ratio) D_t est calculé pour chaque t. Si D_t est maximisé en t=t* et le maximum excède un certain seuil, un changement en t=t* est apparu **[19],[20].**

En plus, les rapports de vraisemblance des modèles LPC sont aussi employés comme estimateurs spectraux (Spectral Estimators) dans le calcul des mesures de distorsion pour détecter les variations spectrales.

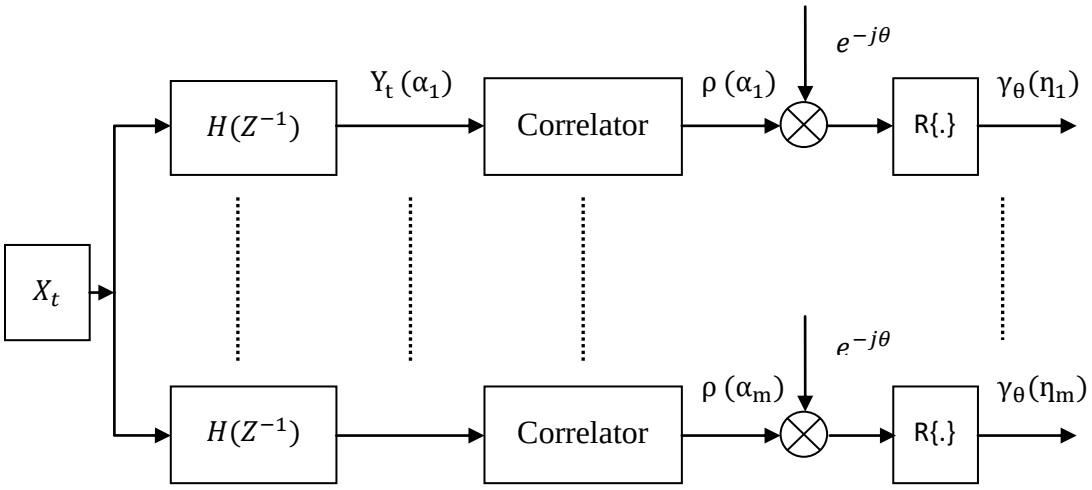


Figure III-1 : Schéma bloc de filtrage paramétrique.

III.2.2. Les méthodes sans modèles

Les méthodes sans modèles existantes sont généralement basées sur l'utilisation directe du spectre de l'image, couplée avec une mesure de distorsion spectrale.

Par exemple Deshayes et Picard utilisent :

- La distance spectrale de Kolmogorov-Smirnov : $D = sup|f_1(w) - f_2(w)|$ **(III.1)**

- Et la distance spectrale de Cramer-Von Mises : $D = \int |f_1(w) - f_2(w)|^2 . dw$ **(III.2)**

Où $f_1(w)$ et $f_2(w)$ sont des fonctions de distributions spectrales estimées des deux domaines du signal pris dans le voisinage du temps t.

La variation est déclarée comme avoir lieu en t si la distance calculée en t excède un seuil.

D'autres distances spectrales (mesures de distorsions) peuvent être aussi bien employées pour ces buts, par exemple :

- La distance L2 de log-Spectrum :

$$D_{LL2} = \int |\log f_1(w) - \log f_2(w)|^2 \, dw \quad \textbf{(III.3)}$$

Où : $f_1(w)$ et $f_2(w)$ sont des fonctions de densité spectrale estimées de deux domaines du signal au voisinage de t **[26],[24].**

III.3. Méthode de filtrage paramétrique

La méthode de filtrage paramétrique (FP) est motivée par le fait que la structure de corrélation d'un signal stationnaire peut être caractérisée par la signature de certaines sorties statistiques d'un filtre judicieusement désigné **[23],[24].**

III.3.1. Méthode de base

Supposons $\{X_t\}$ est un signal stationnaire à valeurs réels avec la moyenne égale à zéro et une fonction d'autocorrélation égale à **[17] :**

$$r_k = E(X_{t+k}X_t)/E(X_t^2) \quad \textbf{(III.4)}$$

Considérons le filtre récursive $\boldsymbol{IIR}\ H(z^{-1}, a)$ définie par :

$$Y_t(a) = \sum_{I=0}^{+\infty} a^{-I} * X_{t-I} = \bar{a} * Y_{t-I}(a) + X_t \quad \textbf{(III.5)}$$

Où : $a = \boldsymbol{\eta}.\boldsymbol{e^{-j\theta}}$ est un nombre complexe avec : $|\boldsymbol{\eta}|$<1 et $\theta \in [-\pi, +\pi]$ et $\bar{a}$ est le Conjugué.

Soit ρ (α) l'autocorrélation d'ordre un de $\{Y_t(a)\}$.

$$p(a) = \frac{E\{Y_{t+1}(a).\overline{Y_t}(a)\}}{E\{|Y_t(a)|^2\}} \quad \textbf{(III.6)}$$

Pour tout fixé, (5) définit l'autocorrélation de premier ordre démodulée du signal $\{Y_t(a)\}$ Comme suit :

$$\gamma_\theta(\eta) = \Re\left\{e^{-j\theta}.p(a)\right\} \quad \textbf{(III.7)}$$

Où : $\Re\{.\}$ représente la partie réelle d'un nombre Complexe.

Dans ce projet, on utilise $\gamma_\theta(\boldsymbol{\eta})$ comme une nouvelle fonction caractéristique, complémentaire au spectre de Fourier pour la représentation de la structure de corrélation de $\{X_t\}$. Nous appellerons cette méthode d'analyse des structures d'autocorrélation **« la méthode du filtrage paramétrique** ».

Pour calculer $\gamma_\theta(\boldsymbol{\eta})$, nous n'allons imposer aucun modèle paramétrique ou des suppositions de distributions sur $\{X_t\}$, c'est pour ça que cette méthode appartient à la catégorie des méthodes sans modèles sans utiliser explicitement les densités spectrales.

Dans l'application, cette méthode peut être implémentée facilement avec un filtre paramétrique de paramètre α comme le montre la figure (N°1), ou les $\boldsymbol{\eta}_k$ peuvent être pris par exemple, uniformément dans l'intervalle $[\boldsymbol{\eta}_a, \boldsymbol{\eta}_b] \subset [-1, +1]$.

Pour chaque évaluation de $\gamma_\theta(\boldsymbol{\eta})$, le nombre de multiplications exigé est proportionnel à la longueur du signal appliqué, et habituellement, quelques évaluations suffisent pour les besoins de la détection de contour proposée.

III.3.2. Mesures de distorsion

Étant donné deux domaines (ou plages) du signal image à traiter, nommés $X_t^{(1)}$et $X_t^{(2)}$ comme deux fenêtre à traiter, la propriété caractéristique de $\gamma_\theta(\boldsymbol{\eta})$ peut être utilisée pour dériver des mesures de distorsion qui quantifient les déviations de $X_t^{(1)}$et $X_t^{(2)}$ dans leurs structures de corrélation.

Pour la segmentation d'images, $X_t^{(1)}$ et $X_t^{(2)}$ peuvent être prises comme des segments donnés sous forme de pixels de différentes intensités (niveau de gris), ainsi de grandes valeurs de distorsion indiquent la présence significative de changements dans la structure de corrélation.

La méthode du filtrage paramétrique appliquée à la détection de contour d'une image est basée sur des mesures de distorsion qui incluent la distance L_p de $\gamma_\theta(\boldsymbol{\eta})$, c'est-à-dire **[17],[22],[25] :**

$$\gamma_\Omega^p = \left\{ \int_\Omega \left| {\gamma_\theta}^{(1)}(\boldsymbol{\eta}) - {\gamma_\theta}^{(2)}(\boldsymbol{\eta}) \right|^p . d\theta . d\boldsymbol{\eta} \right\}^{1/p} \qquad \textbf{(III.8)}$$

Pour $p \in]0, \infty[$, et la distance KL définie par :

$$\overline{K}_\Omega = \int_\Omega \left\{ K\left[\frac{P_\theta^{(1)}(\eta)}{P_\theta^{(2)}(\eta)}\right] + K\left[\frac{P_\theta^{(2)}(\eta)}{P_\theta^{(1)}(\eta)}\right] \right\} d\theta . d\eta \qquad \textbf{(III.9)}$$

Dans cette expression W est un sous ensemble de : $[-\pi, +\pi] \times [\boldsymbol{\eta}_a, \boldsymbol{\eta}_b]$

$\gamma_\theta{}^{(1)}(.)$ Et $\gamma_\theta{}^{(2)}(.)$ sont des fonctions caractéristiques obtenues de $X_t^{(1)}$ et $X_t^{(2)}$ respectivement, et $p_\theta{}^{(1)}(.)$ et $p_\theta{}^{(2)}(.)$ sont des fonctions de densités de probabilité définies dans l'intervalle $[\boldsymbol{\eta_a}, \boldsymbol{\eta_b}] \subset [-1, +1]$, ayant la forme :

$$p_\theta(\boldsymbol{\eta}) = \frac{1}{2}\left\{\frac{d\gamma_\theta(\boldsymbol{\eta})}{d\boldsymbol{\eta}} + [\gamma_\theta(\boldsymbol{\eta_a}) + 1].\delta(\boldsymbol{\eta} - \boldsymbol{\eta_a}) + [1 - \gamma_\theta(\boldsymbol{\eta_b})].\delta(\boldsymbol{\eta} - \boldsymbol{\eta_b})\right\} \quad \textbf{(III.10)}$$

Notons **que** $p_\theta(\boldsymbol{\eta})$ possède aussi la propriété caractéristique à cause de son équivalence à $\gamma_\theta(\boldsymbol{\eta})$ Sachant que :

$$\int_{\boldsymbol{\eta_a}}^{\boldsymbol{\eta_b}} p_\theta(\boldsymbol{\eta}).d\boldsymbol{\eta} = \mathbf{1} \quad \text{Et} \quad \gamma_\theta(\boldsymbol{\eta}) = 2.\int_{\boldsymbol{\eta_a}}^{\boldsymbol{\eta_b}} p_\theta(\boldsymbol{\eta}).d\boldsymbol{\eta} - \mathbf{1} \text{ pour tout } \boldsymbol{\eta} \in [\boldsymbol{\eta_a}, \boldsymbol{\eta_b}] \quad \textbf{(III.11)}$$

Dans la pratique, ces mesures de distorsion sont discrétiser en utilisant la sortie $\gamma_\theta(\boldsymbol{\eta_k})$, du bloc de filtre dans la figure **(III-1) [17].**

III.4. Points maximal dans la détection de contour

Dans notre expérience préliminaire de la détection de contour de l'image, l'approche de choix du pic est employée pour la détection. Une méthode typique de choix du pic prend des portes (ou des fenêtres) de **2N-Points** du signal image original, en chaque point 't', une fenêtre (porte) est centrée en 't' et l'autre et décalée en avant de **m-points**.

Pour la suite de toutes les expériences, on prend m=N/2 (i.e. 50% de chevauchement). Les deux portes sont multipliées par la fenêtre de Hamming de N-Points (Hamming Window) avant de les utiliser dans l'évaluation des mesures de distorsions. Soit D_t le résultat de distorsions ; les localisations significatives des pics dans la trajectoire de D_t sont supposées comme localisations de changement spectrales. Ces localisations peuvent être identifiées par le passage par zéro (zéro croissing) de la différence D_t - D_{t-1}. Un pic de D_t, est considéré comme significatif si son amplitude dépasse un seuil **T [19].**

III.5. Présentation d'algorithme [21], [22]

L'algorithme se compose d'un ensemble de blocs :

III.5.1. Bloc de filtrage (le lissage)

Ce filtre et caractérisé aussi par une réponse impulsionnelle infinie «***IIR*** » et doit répondre à quelque contraintes :

1. La séparabilité, pour réduire la complexité du calcul.

2. Pour ne pas introduire un bruit de repliement de spectre, la réponse en fréquence associée doit être nulle en dehors du domaine de Nyquist. Cette contrainte ne pourra pas être satisfaite car nous implémentons un filtre paramétrique de paramètre complexe ($a \in \mathbb{C}$).

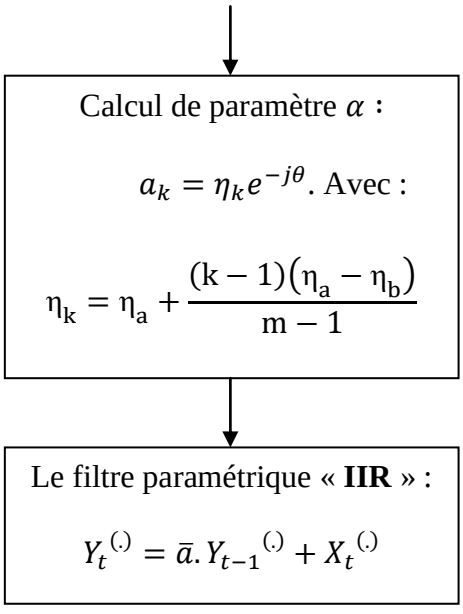
3. Le contour doit être localisé avec précision.

Nous implémentons notre filtre paramétrique de manière récursive pour deux raisons :

a) L'efficacité.

b) L'optimisation de l'erreur d'approximation.

Ce bloc du filtrage se déroule comme suit :



On prend deux signaux extraits de chaque ligne de l'image et qui sont sous forme des fenêtres de hamming: $X_t^{(1)}$ et $X_t^{(2)}$ ont une largeur de N pixels et sont intercalées de M =N/2 (exemple : N=8).

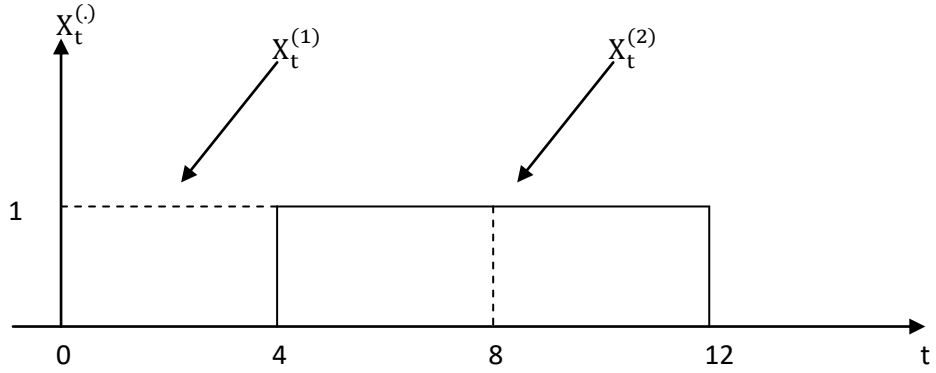


Figure III-2: Représentation des deux portes décalées de 50 % de chevauchement.

En suite, on filtre les deux signaux : $X_t^{(1)}$ et $X_t^{(2)}$ par notre filtre paramétrique $H(z^{-1}, a)$ sous forme récursive et est calculé avec θ fixe et m spécifie l'espace de $\boldsymbol{\eta_k}$ dans l'intervalle $[\boldsymbol{\eta_a}, \boldsymbol{\eta_b}]$, tel que :

$$\eta_k = \eta_a + \frac{(k-1)(\eta_b - \eta_a)}{m-1} \quad \text{Pour : } k = 1\ldots\ldots, m \qquad \textbf{(III.12)}$$

Ainsi, en suivant une pratique commune dans la détection de contour et la reconnaissance des formes, on applique ce filtre paramétrique comme suit :

$$Y_t{}^{(.)} = \bar{a}.Y_{t-1}{}^{(.)} + X_t{}^{(.)}. \text{ Où : } a_k = \eta_k e^{-j\theta} \qquad \textbf{(III.13)}$$

D'après la transformée en Z, on trouve que : $H(z) = \frac{Y_t}{X_t} = \frac{1}{1-\bar{a}.z^{-1}}$

III.5.2. Bloc d'autocorrélation du premier ordre

On prend les deux signaux filtrés : $Y_t^{(1)}$, $Y_t^{(2)}$ et on calcule leur autocorrélation de premier ordre par l'expression suivante :

$$p(a) = E\left\{Y_{t+1}^{(.)}(a).Y_t^{(.)}(a)\right\} / E\left\{\left|Y_t^{(.)}(a)\right|^2\right\} \qquad \textbf{(III.14)}$$

Et ensuite, on prend la partie réel de : $p^{(.)}(a).e^{-j\theta}$ pour obtenir le signal image.

$$Y_\theta^{2(.)}(\eta_k) = \Re\{p^{(.)}(a).e^{-j\theta}\} \qquad \textbf{(III.15)}$$

III.5.3. Bloc de mesure des distorsions

La détection de contour basée sur une version discrétisée. De la mesure de distorsion $\hat{k}_{\Omega}$ donnée dans la relation **(III.9).**

Plus spécifiquement, la distorsion en un point ***'t'***, notée par $\widehat{k}_{\Omega,t}$, est calculée avec θ fixe et $\boldsymbol{m}$ spécifie l'espace de $\boldsymbol{\eta_k}$ dans $[\boldsymbol{\eta_a}, \boldsymbol{\eta_b}]$. (Comme on a indiqué dans le bloc du filtre paramétrique).

Et, on mesure ces distorsions par la technique suivante :

La distance spectrale (LL2) notée : **«** la méthode DLL2 **»**.

III.5.3.1. Méthode DLL2

Cette méthode est basée sur les distorsions $Y_{\theta,t}^{(2)}$ qui sont données par l'expression suivante :

$$Y_{\theta,t}^{2} = \sqrt{N}.\frac{1}{m+1}.\sum_{k=1}^{m}\left|Y_{\theta,t}^{(1)}(\eta_k) - Y_{\theta,t}^{(2)}(\eta_k)\right|^2 \qquad \textbf{(III.16)}$$

Avec : θ fixe de façon précise et $Y_{\theta,t}^{(1)}(\eta_k), Y_{\theta,t}^{(2)}(\eta_k)$ sont les deux signaux filtrés résultats du filtre paramétrique.

III.6. Algorithme du filtrage paramétrique bidimensionnel

On applique cette technique (méthode FP) sur une image $I(x,y)$, donc, on va suivre ces étapes

1) On va calculer le paramètre η_k et a : $a_k = \eta_k e^{j\theta}$

$$\text{Avec : } \eta_k = \eta_a + \frac{(k-1)(\eta_b-\eta_a)}{m-1} \quad \text{pour : } k = 1 \ldots \ldots \ldots m \qquad \textbf{(III.17)}$$

2) On filtre l'image $I(x,y)$ suivant les lignes (X) :

$$Y_x{}^{(.)} = \bar{a}.Y_{x-1}{}^{(.)} + X_x{}^{(.)} \qquad \textbf{(III.18)}$$

3) On calcule l'autocorrélation des signaux filtrés suivant les lignes (X) :

$$p(a) = E\left\{Y_{x+1}^{(.)}(a).Y_x^{(.)}(a)\right\}/E\left\{\left|Y_x^{(.)}(a)\right|^2\right\} \quad \textbf{(III.19)}$$

En suite, on prend :

$$Y_\theta^{2(.)}(\eta_k) = \mathfrak{R}\left\{p^{(.)}(a).e^{-j\theta}\right\} \quad \textbf{(III.20)}$$

4) On mesure la distorsion pour θ fixe, N et m par la méthode DLL2 suivant les lignes (X) :

$$Y_{\theta,x}^2 = \sqrt{N}.\frac{1}{m}.\sum_{k=1}^{m}\left|Y_{\theta,x}^{(1)}(\eta_k) - Y_{\theta,x}^{(2)}(\eta_k)\right|^2 \quad \textbf{(III.21)}$$

Avec : $Y_{\theta,x}^{(1)}(\eta_k)\ et\ Y_{\theta,x}^{(2)}(\eta_k)$ sont les deux signaux filtrés.

5) On répète les étapes 2; 3 et 4 mais cette fois suivants les colonnes de l'image $I(x,y)$:

5.1) on filtre l'image $I(x,y)$ suivant les colonnes (Y) : $Y_y{}^{(.)} = \bar{a}.Y_{y-1}{}^{(.)} + X_y{}^{(.)}$

5.2) On calcule l'autocorrélation des signaux filtrés suivant les lignes (Y) :

$p(a) = \frac{E\left\{Y_{y+1}^{(.)}(a).Y_y^{(.)}(a)\right\}}{E\left\{\left|Y_y^{(.)}(a)\right|^2\right\}}$, en suite, on prend : $Y_\theta^{2(.)}(\eta_k) = \mathfrak{R}\left\{p^{(.)}(a).e^{-j\theta}\right\}$

5.3) on fixe θ, N et m pour mesurer la distorsion suivant les colonnes (Y) par la **DLL2** :

$$Y_{\theta,y}^2 = \sqrt{N}.\frac{1}{m}.\sum_{k=1}^{m}\left|Y_{\theta,y}^{(1)}(\eta_k) - Y_{\theta,y}^{(2)}(\eta_k)\right|^2 \quad \textbf{(III.22)}$$

Avec : $Y_{\theta,y}^{(1)}(\eta_k)\ et\ Y_{\theta,y}^{(2)}(\eta_k)$ sont les deux signaux filtrés.

6) Finalement, on calcule la moyenne des deux mesures de distorsions suivant X et Y :

$$Y_\theta^2 = \sqrt{\left|Y_{\theta,x}^2\right| + \left|Y_{\theta,y}^2\right|} \quad \textbf{(III.23)}$$

Donc, c'est ces mesures obtenus qui représentent l'image contour voulue **[17].**

III.7. Organigramme de la technique FP

La segmentation d'images à base de la méthode FP se résume par l'organigramme de la **figure (III-3)** suivante **[17] :**

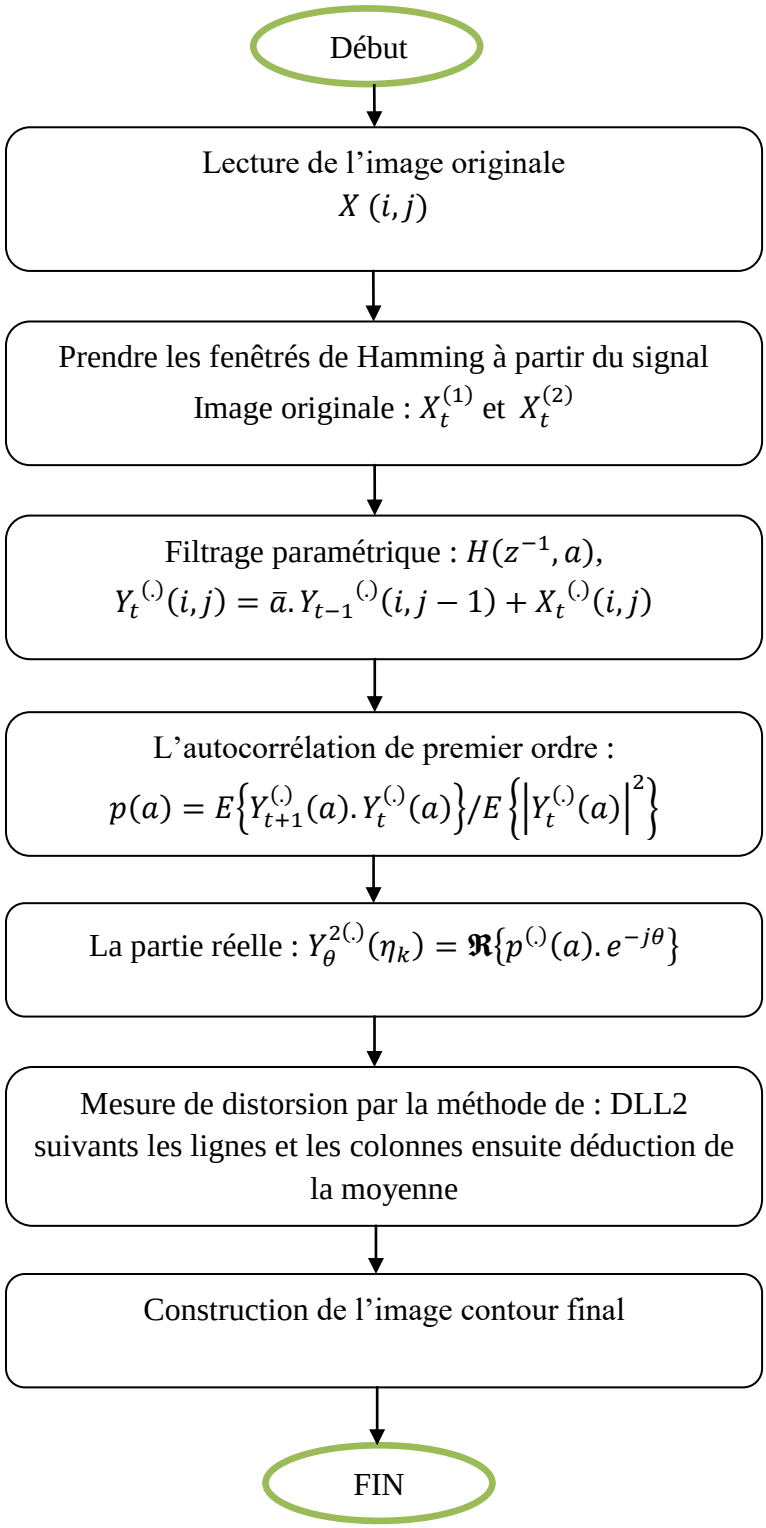


Figure III-3 : L'organigramme de segmentation d'images par la méthode (FP).

III.8. Implémentation de la méthode FP

Dans cette partie nous allons mettre en œuvre la méthode FP, en utilisant le logiciel MATLAB comme outil de programmation, pour la détection des contours des images, car on procède au suivant :

- Dans un premier temps, on va valider notre méthode pour différent tailles de segmentation N= 2 ; 4 ; 8 ; 16, et pour des valeurs variables de phase du filtre, et ça pour la fenêtre : hamming, afin de déduire les paramètres qui permettent de bons résultats.

- Dans un deuxième temps, on utilise les bons paramètres obtenus précédemment pour appliquer la méthode FP à la détection de contour des différents types d'images en faisant les résultats obtenues pour la DLL2.

III.8.1. Performance de la méthode FP sans seuillage

Pour voir l'effet des paramètres sur la détection, nous avons procéder à l'exécution de la méthode sous les paramètres suivantes :

- Image de taille [LxC], avec L et C sont des tailles puissance de deux (2).

- La longueur du segment N prend des valeurs [2 ; 4 ; 6 ; 8 ; 16].

- η_a , η_b qui prennent des valeurs fixes (bornes d'intervalle [η_a , η_b]).

- Spécification du nombre d'éléments m dans l'intervalle [η_a , η_b].

- Choix des valeurs variable de la phase du filtre dans le domaine [$-\pi, \pi$].

Pour cette étude, nous avons utilisé la fenêtre de hamming pour une image

(La fleur.jpg ; de taille 228*228) où les résultats obtenus pour les différents cas sont les suivants :



Figure III-4 : Image fleur originale.



Figure III-5 : Image fleur à niveau de gris.



Figure III-6 : Image contour avec les paramètres

η_a= -0.4 ; η_b = 0.4 ; N=8 ; m=4 ; θ =-π.



Figure III-7 : Image contour avec les paramètres

η_a= -0.4 ; η_b = 0.4 ; N=16 ; m=4 ; θ =-π.

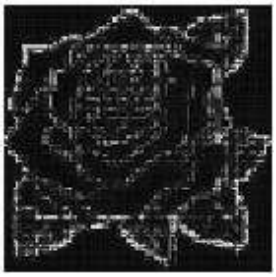


Figure III-8 : Image contour avec les paramètres

η_a= -0.4 ; η_b = 0.4 ; N=4 ;m=2 ; θ =-π.

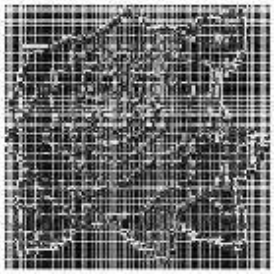


Figure III-9 : Image contour avec les paramètres

η_a= -1 ; η_b = 1 ; N=4 ; m=2 ; θ =-π.

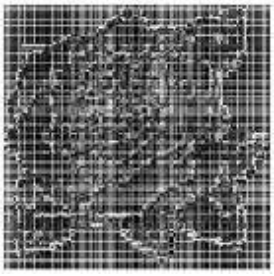


Figure III-10 : Image contour avec les paramètres

η_a= -1 ; η_b = 1 ; N=4 ; m=2 ; $\theta = \pi$.

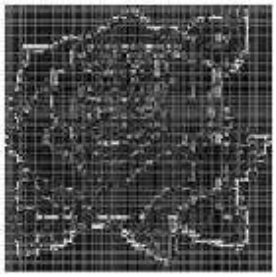


Figure III-11 : Image contour avec les paramètres

η_a= -1 ; η_b = 1 ; N=4 ; m=2 ; $\theta = 0.025\pi$.

Commentaire

D'après les résultats de détection de contours obtenus sans seuillage pour divers paramètres, on constate que la méthode de segmentation FP sous le critère DLL2 donne de bons résultats pour certaines paramètres tels que : η_a= -0.4 ; $\eta_b = 0.4$; N=4 ; m=2 ; θ =-π.

III.8.2. Seuillage des Images Contours obtenues par la méthode FP

Pour qu'on puisse déterminer les contours avec de meilleures caractéristiques, dont on va utiliser la segmentation FP ***avec seuillage*** sous les paramètres optimales suivants :

$$\eta_a = -0.4 ; \eta_b = 0.4 ; N=4 ; m=2 ; \theta = -\pi.$$

L'intégration du seuillage consiste à effectuer une opération de limitation des puissances du signal contour obtenu par les DLL2. D'où on distingue le seuillage normal et la façon de travailler dans ce genre consiste à déterminer le niveau de seuil et, par conséquent de la frontière.

Son chemin va dépendre du choix d'une zone spécifique du niveau de seuil, à partir des seuils max et min. en appliquant ces méthodes sur une image (LA FLEUR.jpg ; de taille 228*228).

III.8.2.1.Résultat de la segmentation par la méthode FP avec seuillage normal

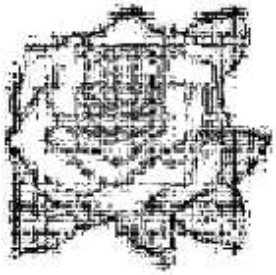


Figure III-12 : Image contour avec seuillage normal **I**seuil =0.1.

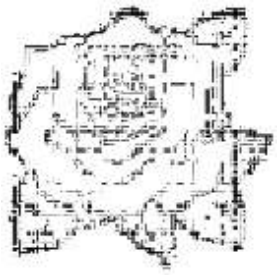


Figure III-13 : Image contour avec seuillage normal **I**seuil =0.3.



Figure III-14 : Image contour avec seuillage normal **I**seuil =0.5.



Figure III-15 : Image contour avec seuillage normal **I**seuil =0.8.

Commentaire

D'après les résultats obtenus, la méthode de filtrage paramétrique DLL2 donne de bons résultats sous les paramètres précédemment déterminés, On constate que, l'opération du seuillage avec un niveau de seuil est 0.1 conduit à une très bonne amélioration de détection de contours.

III.8.3. Application de la segmentation par la méthode FP sur une image barbara

Dans cette partie, pour voire l'efficacité de la détection FP dans le contexte sans et avec seuillage, on applique notre méthode sur une image (barbara.png ; de taille 256*256) en tenant compte des bons paramètres choisis après de nombreuses tentatives :

- Pour la méthode DLL2 : η_a= -0.4 ; η_b = 0.4 ; N=4 ; m=2 ; θ =-π.



Figure III-16 : Image originale.

II.8.3.1. Segmentation par FP sans seuillage



Figure III-17 : Image contour par la méthode DLL2 d'une image (barbara.png) sans seuillage.

III.8.3.2. Segmentation par FP avec seuillage normal

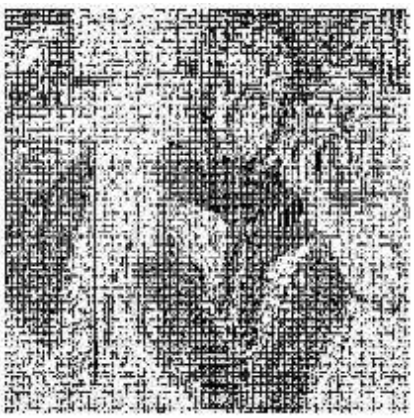


Figure III-18 : Image contour avec seuillage normal Iseuil =0.09.



Figure III-19 : Image contour avec seuillage normal Iseuil =0.35.



Figure III-20 : Image contour avec seuillage normal Iseuil =0.55.



Figure III-21 : Image contour avec seuillage normal Iseuil =0.8.

Commentaire

D'après les résultats obtenus, on constate que la méthode du filtrage paramétrique DLL2 donne des bons résultats sous les paramètres précédemment déterminés, et l'application du seuillage est nécessaire pour l'amélioration des performances de détection, on remarque que tous les détails essentiels et secondaires sont visibles, avec un niveau de seuil égale à 0.09.

III.9. Interprétation des résultats

Nous remarquons, d'après les résultats que la méthode de filtrage paramétrique DLL2 donne une très bonne détection et bons localisation de contours. Les images résultats ne contiennent pratiquement pas de bruit et les chaînes de contours sont continues et cela selon le choix des paramètres. Donc, nous constatons aussi que la méthode paramétrique est très robuste contre les petites variations dans le domaine spatiale de l'image, et l'application du seuillage est nécessaire pour l'amélioration des performances de détection, on remarque que tous les détails essentiels et secondaires sont visibles et même ceux ayant une faible intensité lumineuse.

Remarque : chaque image est caractérisée par un niveau de seuil fixe, ce seuil varie d'une image à une autre.

III.10. Conclusion

Dans ce chapitre, la détection de contour d'image présentée par la méthode FP en employant un filtre judicieusement déterminé, qui préserve la structure de corrélation du signal d'entrée pour obtenir l'autocorrélation $\gamma_\theta(\eta)$ à la sortie. Ceci est effectué pour des segments de fenêtre suivant des lignes et des colonnes, et après un calcul de distorsion est nécessaire pour déterminer une erreur, suivant le critère DLL2, qui est le contour détecté.

Pour ce fait, on a testé les performances de la technique en variant les différents paramètres en présence de la fenêtre (Hamming) pour spécifier les paramètres optimaux qui permettent de bons résultats. Car, nous avons trouvé, d'après les résultats obtenus que l'efficacité de notre méthode de filtrage paramétrique n'est possible que pour des paramètres : η_a; η_b ; N ; m et θ bien choisis. Et une opération de seuillage a été effectuée pour améliorer l'apparence des contours.

Dans le dernier chapitre nous allons introduire la notion d'hybridation entre les deux techniques étudiées précédemment, classification floue (FCM) suivie par le filtrage paramétrique.

Chapitre IV

Segmentation d'image par la technique hybride

IV.1. Introduction

L'approche que nous proposons dans ce chapitre, est l'hybridation entre la méthode FCM et la méthode FP. La FCM (classification floue des pixels) sera utilisée pour séparer les régions et la méthode FP utilise les images classifiées en région pour détecter les contours, dont le but est d'améliorer les résultats précédents.

IV.2. Principe d'hybridation entre les technique FCM et FP

Cette méthode consiste à utiliser la classification par la FCM pour classifier les différentes régions de chaque image, pour qu'on puisse détecter en suite les contours de ces zones par la technique FP.

Le schéma bloc suivant illustre les étapes de réalisation de la méthode hybride proposée :

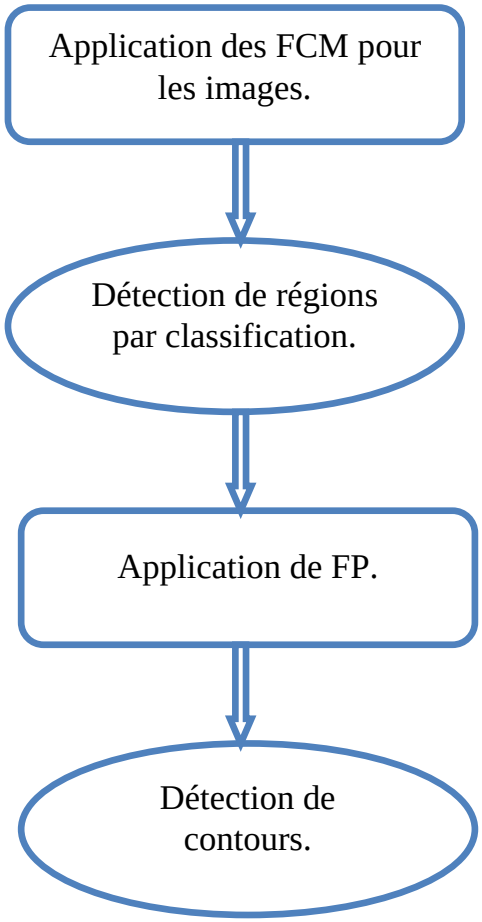


Figure IV-1 : Les étapes de la méthode hybride proposée.

IV.3. Implémentation et discussion des résultats

Dans cette partie, nous allons mettre en œuvre l'algorithme de segmentation par la technique hybride (FCM et filtrage paramétrique par la méthode DLL2) en utilisant le logiciel MATLAB, pour plusieurs images.

Dans ce chapitre, nous allons présenter les résultats de détection de contours pour quatre images fixes (Lena.jpg, Légume.png, Monalisa.jpg, Caméraman.png, de taille 256*256).



(a)



(b)



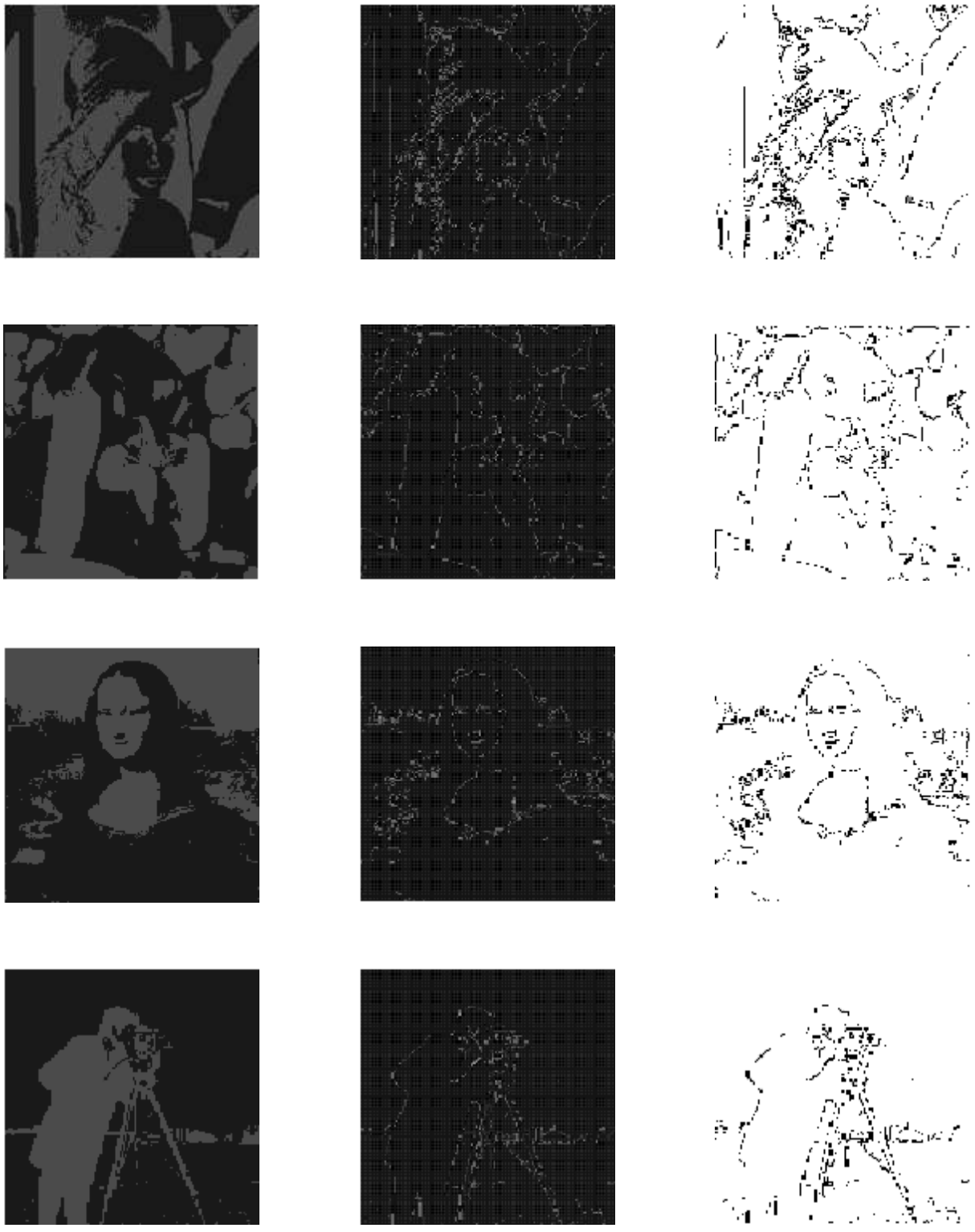
(c)



(d)

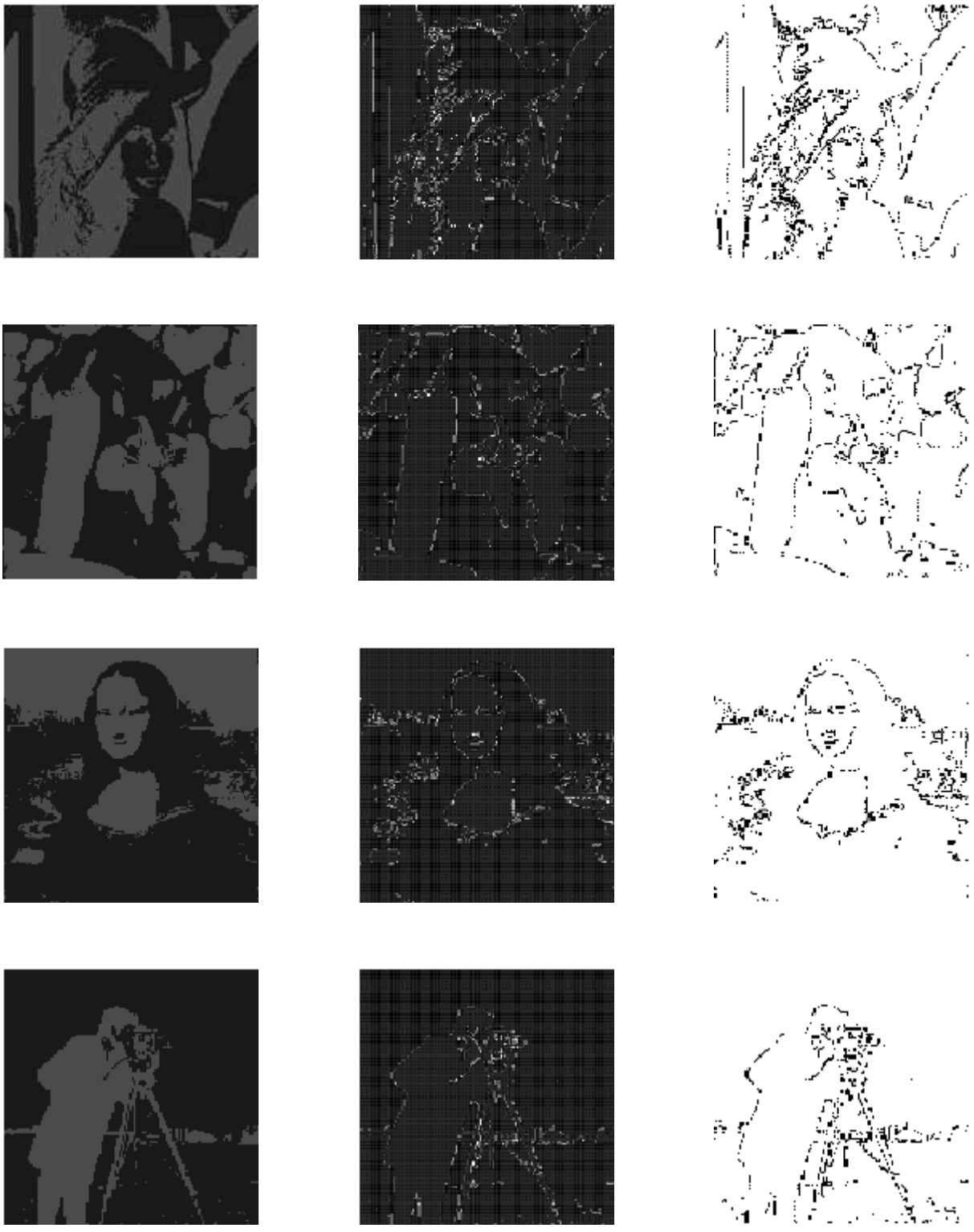
Figure IV-2 : Images de test : **(a)** Image Lena. (**b)** Image de Légume**. (c)** Image Mona Lisa**. (d)** Image Caméraman.

Les résultats qui découlent de l'application de la méthode hybride, avec plusieurs paramètres différents, sont illustrés dans les figures suivantes :



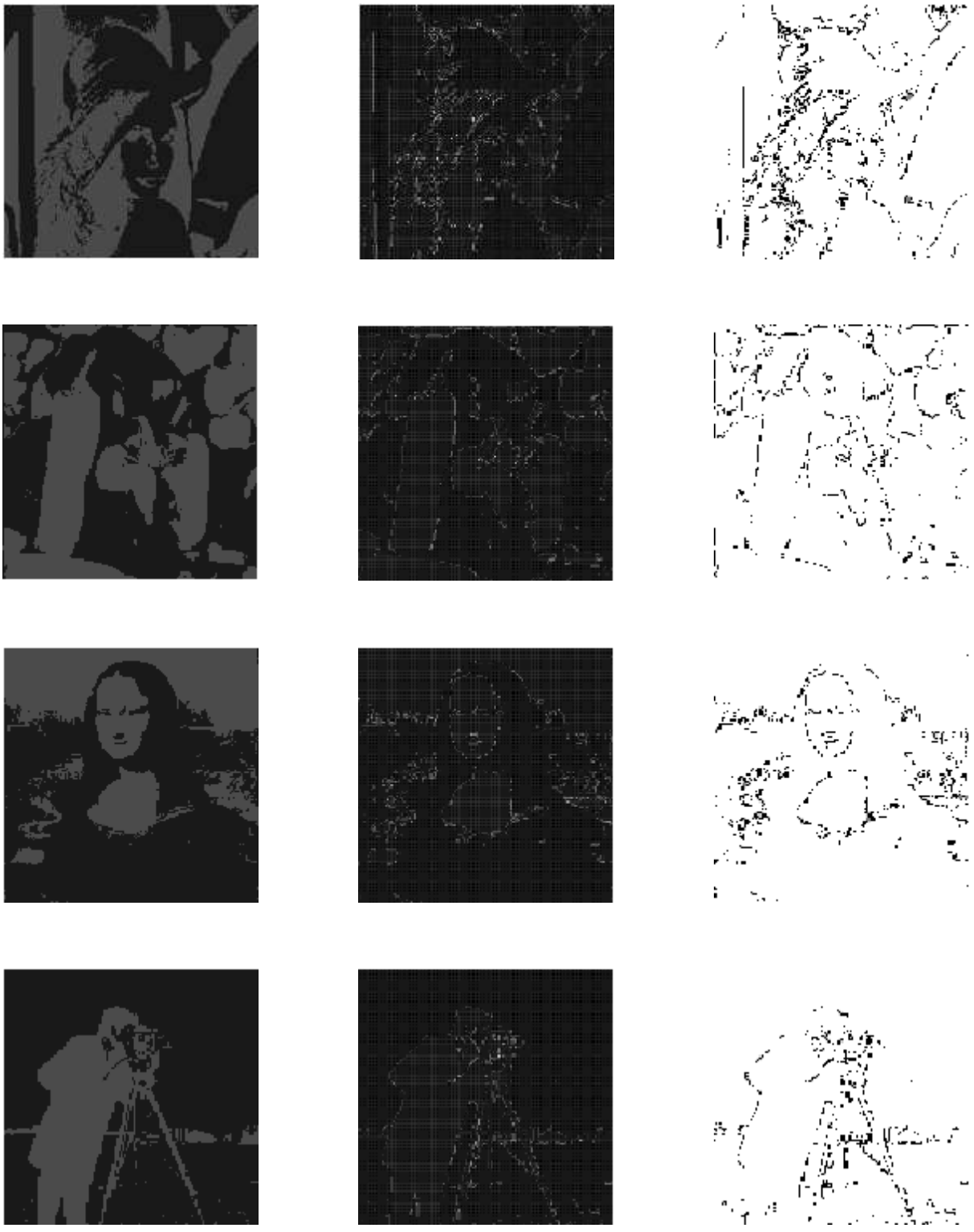
(a) nc=2 **(b)** **(c)**

Figure IV-3 : (a) Après application des FCM **nc = 2, m_{FCM} = 2**. **(b)** Après application de la méthode proposée (FCM+FP) sans seuillages avec les paramètres : $\eta_a = -0.2$; $\eta_b = 0.2$; **N = 4 ;** m_{FP} **= 4 ;** $\theta = -0.000025\pi$. **(c)** Après application de la méthode proposée (FCM+FP) avec seuillage normal **I**seuil = **0.1.**



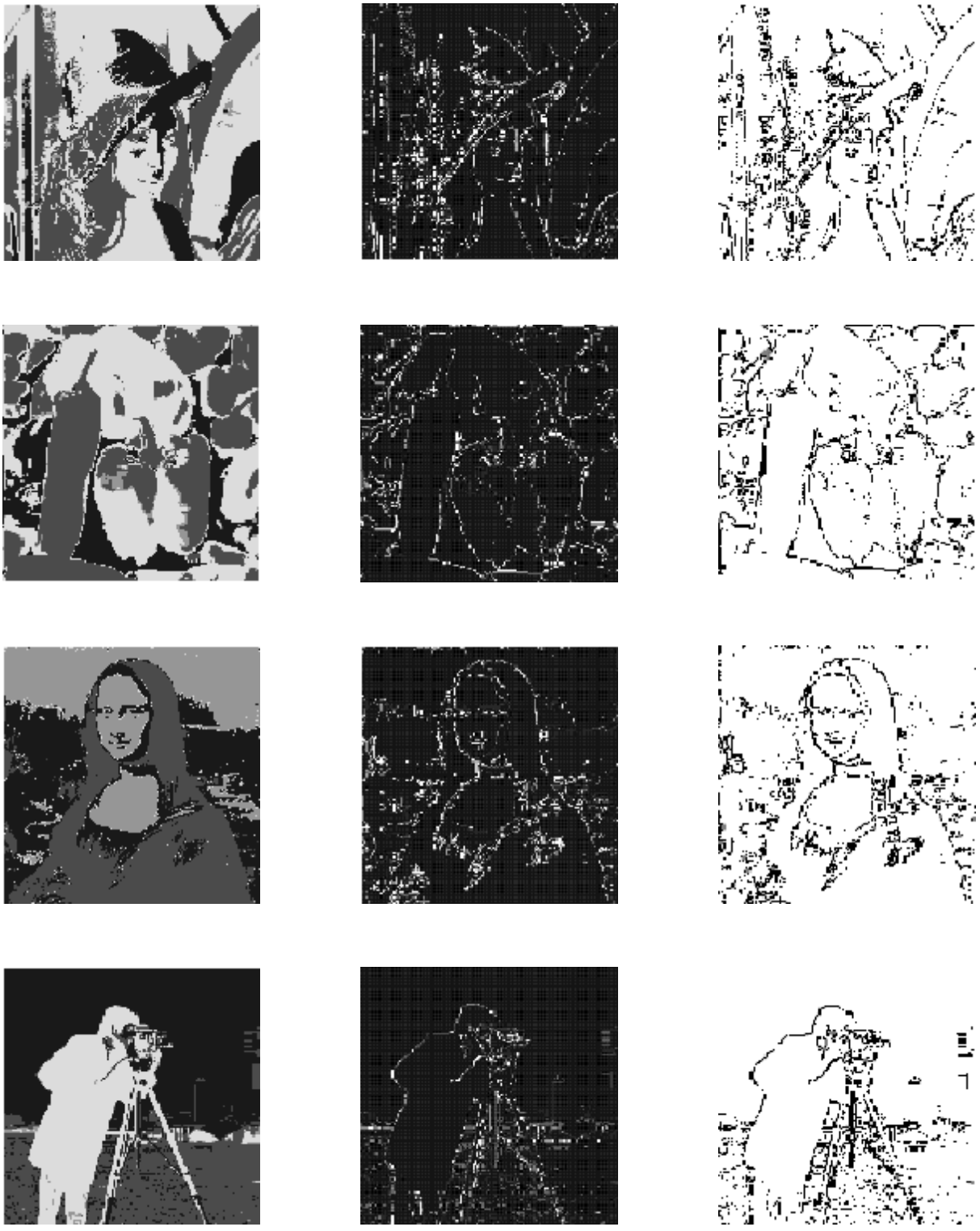
(a) nc=2 **(b)** **(c)**

Figure IV-4 : (a) Après application des FCM **nc = 2, m_{FCM} = 2**. **(b)** Après application de la méthode proposée (FCM+FP) sans seuillages avec les paramètres : $\eta_a = -0.4$; $\eta_b = 0.4$; **N = 4 ;** m_{FP} **= 2 ;** $\theta = -0.0001\pi$**.** **(c)** Après application de la méthode proposée (FCM+FP) avec seuillage normal **I**seuil = **0.1.**



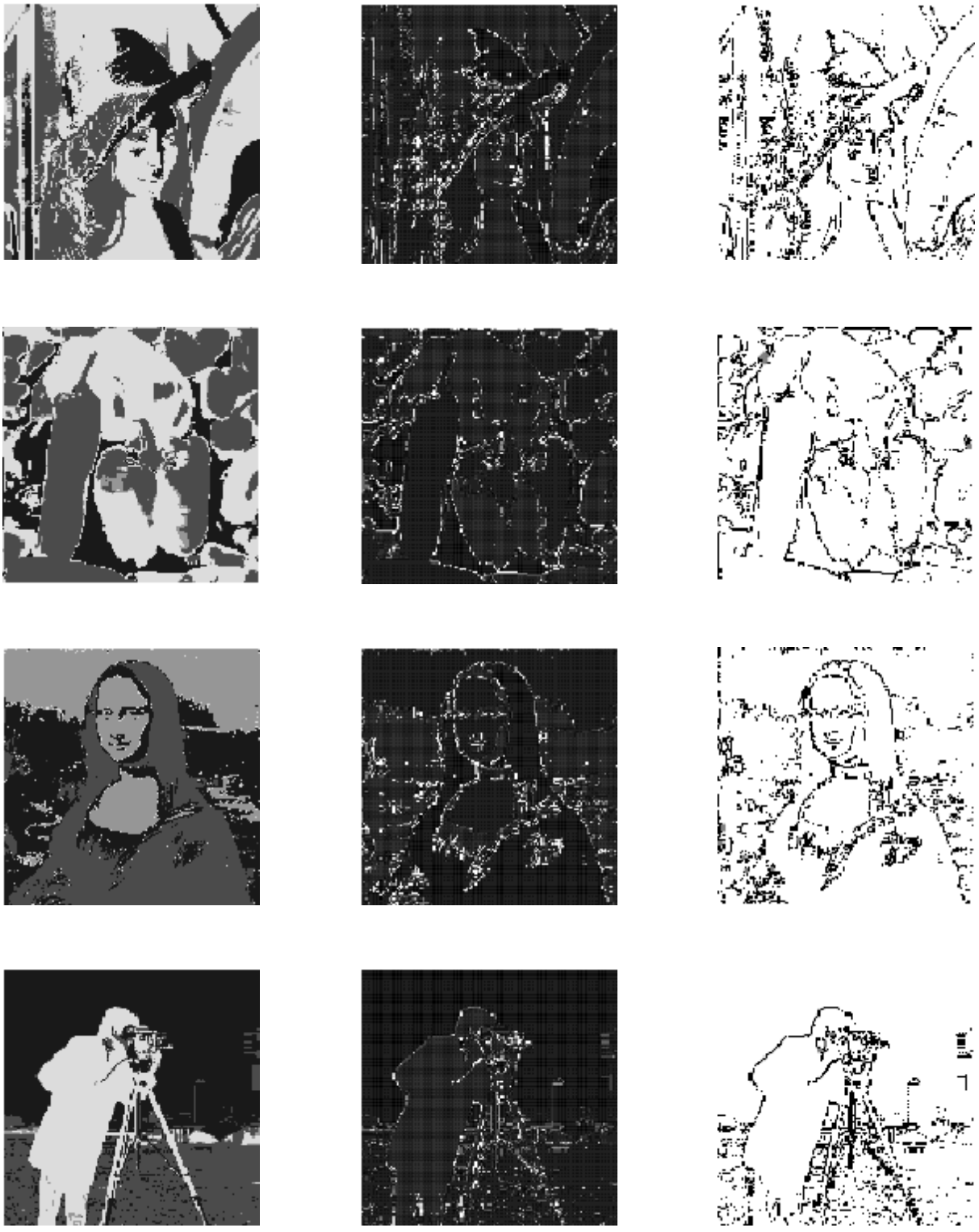
(a) nc=2 **(b)** **(c)**

Figure IV-5 : (a) Après application des FCM **nc = 2, m_{FCM} = 2**. **(b)** Après application de la méthode proposée (FCM+FP) sans seuillages avec les paramètres : $\eta_a = -0.8$; $\eta_b = 0.8$; **N = 4 ;** m_{FP} **= 2 ;** $\theta = -0.0001\pi$**.** **(c)** Après application de la méthode proposée (FCM+FP) avec seuillage normal **I**seuil = **0.1.**



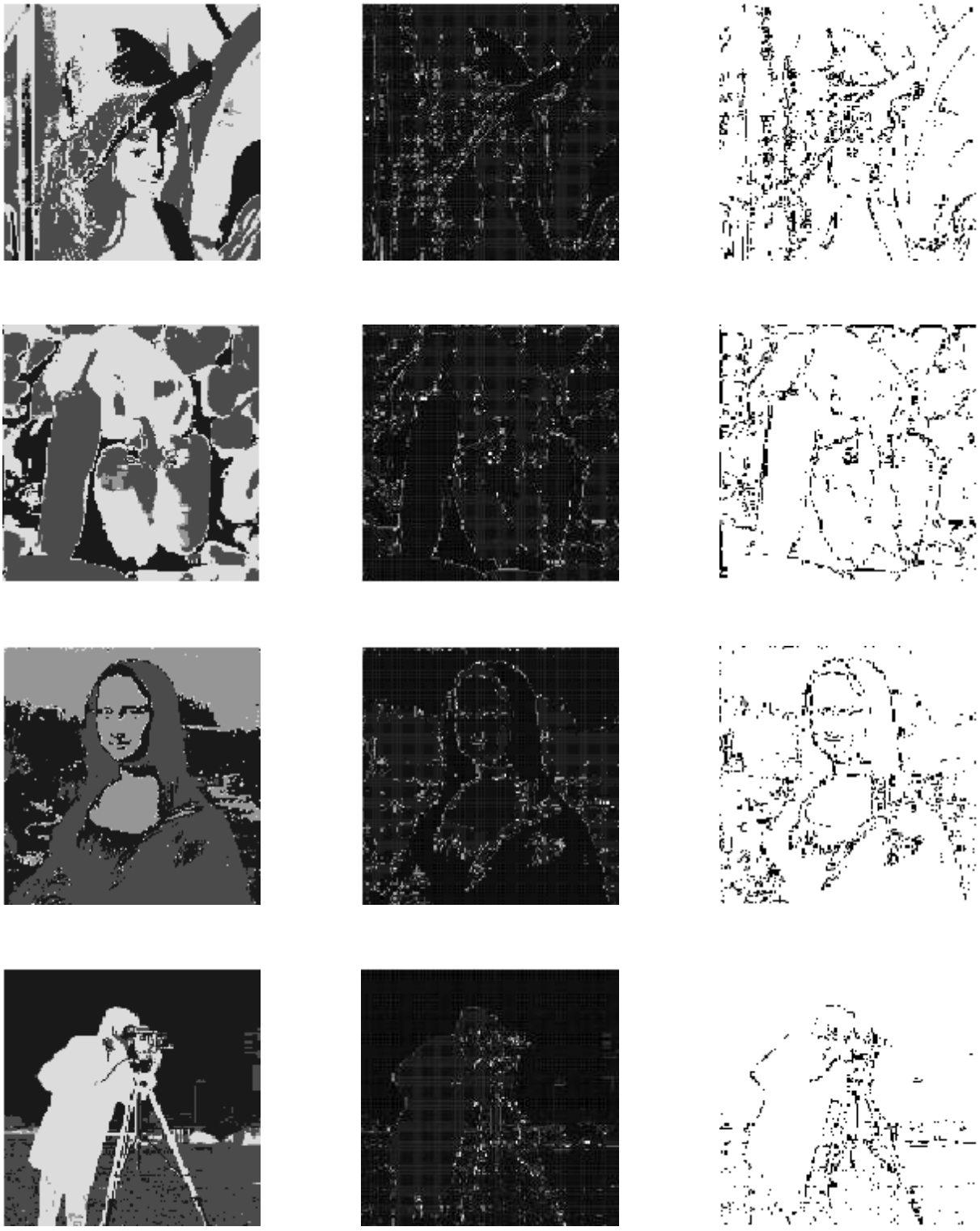
(a) nc=3 **(b)** **(c)**

Figure IV-6 : (a) Après application des FCM **nc = 3, m_{FCM} = 2**. **(b)** Après application de la méthode proposée (FCM+FP) sans seuillages avec les paramètres : $\eta_a = -0.2$; $\eta_b = 0.2$; **N = 4 ; m_{FP} = 4 ;** $\theta = -0.000025\pi$. **(c)** Après application de la méthode proposée (FCM+FP) avec seuillage normal **I**seuil = **0.1.**



(a) nc=3 **(b)** **(c)**

Figure IV-7 : (a) Après application des FCM **nc = 3, m_{FCM} = 2**. **(b)** Après application de la méthode proposée (FCM+FP) sans seuillages avec les paramètres : $\eta_a = -0.4$; $\eta_b = 0.4$; **N = 4 ;** m_{FP} **= 2 ;** $\theta = -0.0001\pi$. **(c)** Après application de la méthode proposée (FCM+FP) avec seuillage normal **I**seuil = **0.1.**



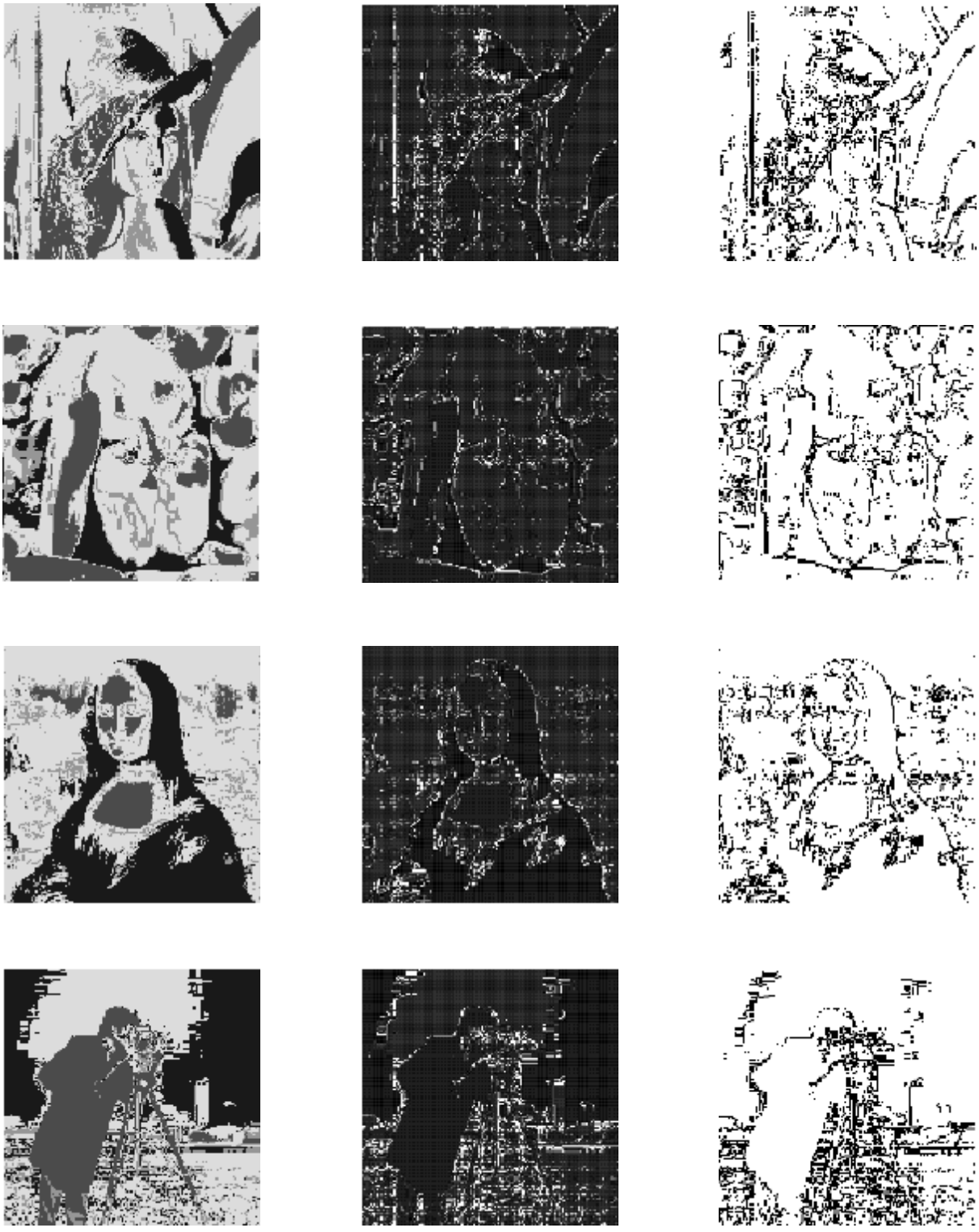
(a) nc=3 **(b)** **(c)**

Figure IV-8 : (a) Après application des FCM **nc = 3, m_{FCM} = 2**. **(b)** Après application de la méthode proposée (FCM+FP) sans seuillages avec les paramètres : $\eta_a = -0.8$; $\eta_b = 0.8$; **N = 4 ; m_{FP} = 2 ;** $\theta = -0.0001\pi$. **(c)** Après application de la méthode proposée (FCM+FP) avec seuillage normal **I**seuil = **0.1.**



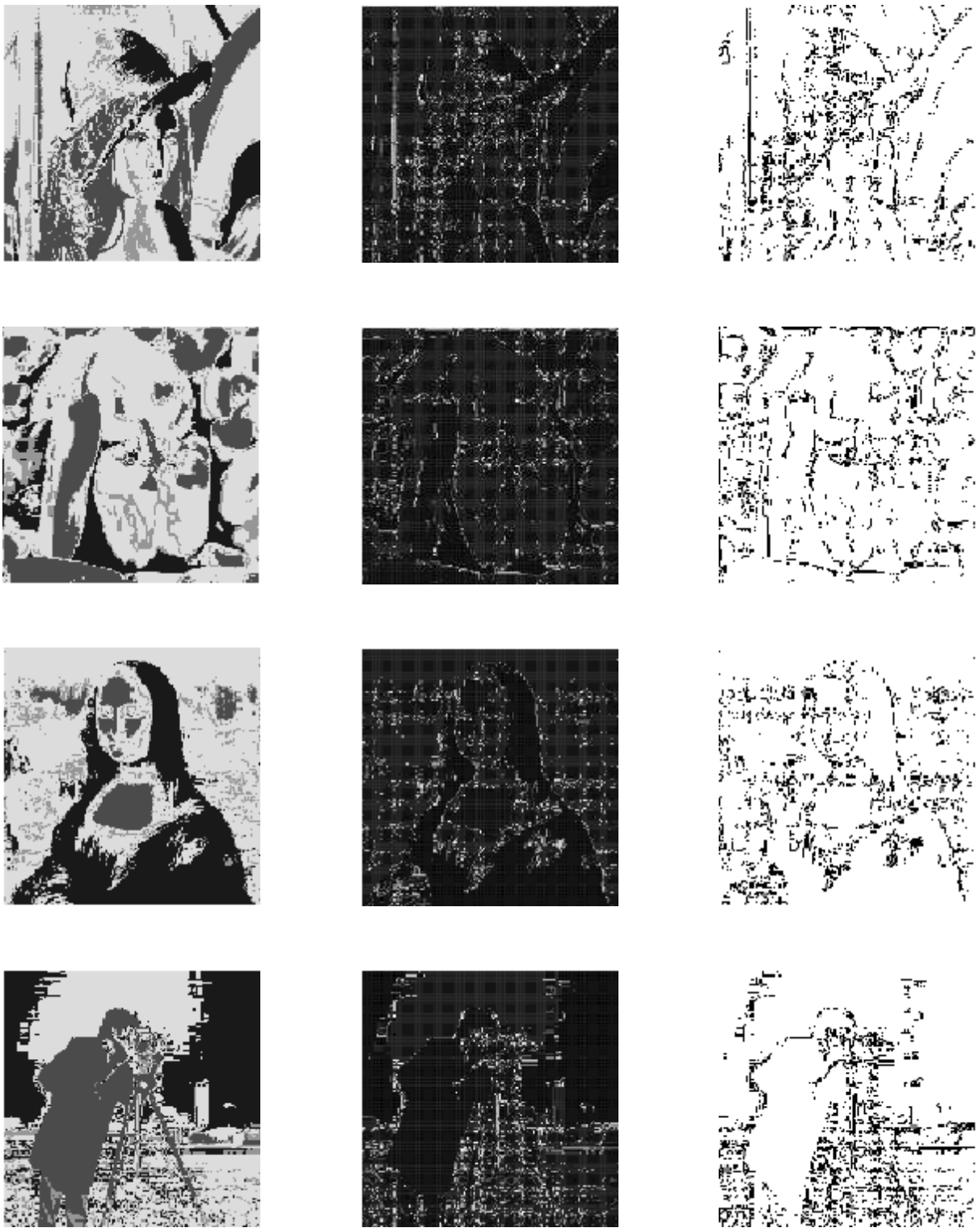
(a) nc=4 **(b)** **(c)**

Figure IV-9 : (a) Après application des FCM **nc = 4, m_{FCM} = 2**. **(b)** Après application de la méthode proposée (FCM+FP) sans seuillages avec les paramètres : $\eta_a = -0.2$; $\eta_b = 0.2$; **m_{FP} = 4** ; $\theta = -0.000025\pi$. **(c)** Après application de la méthode proposée (FCM+FP) avec seuillage normal **I**seuil = **0.1.**



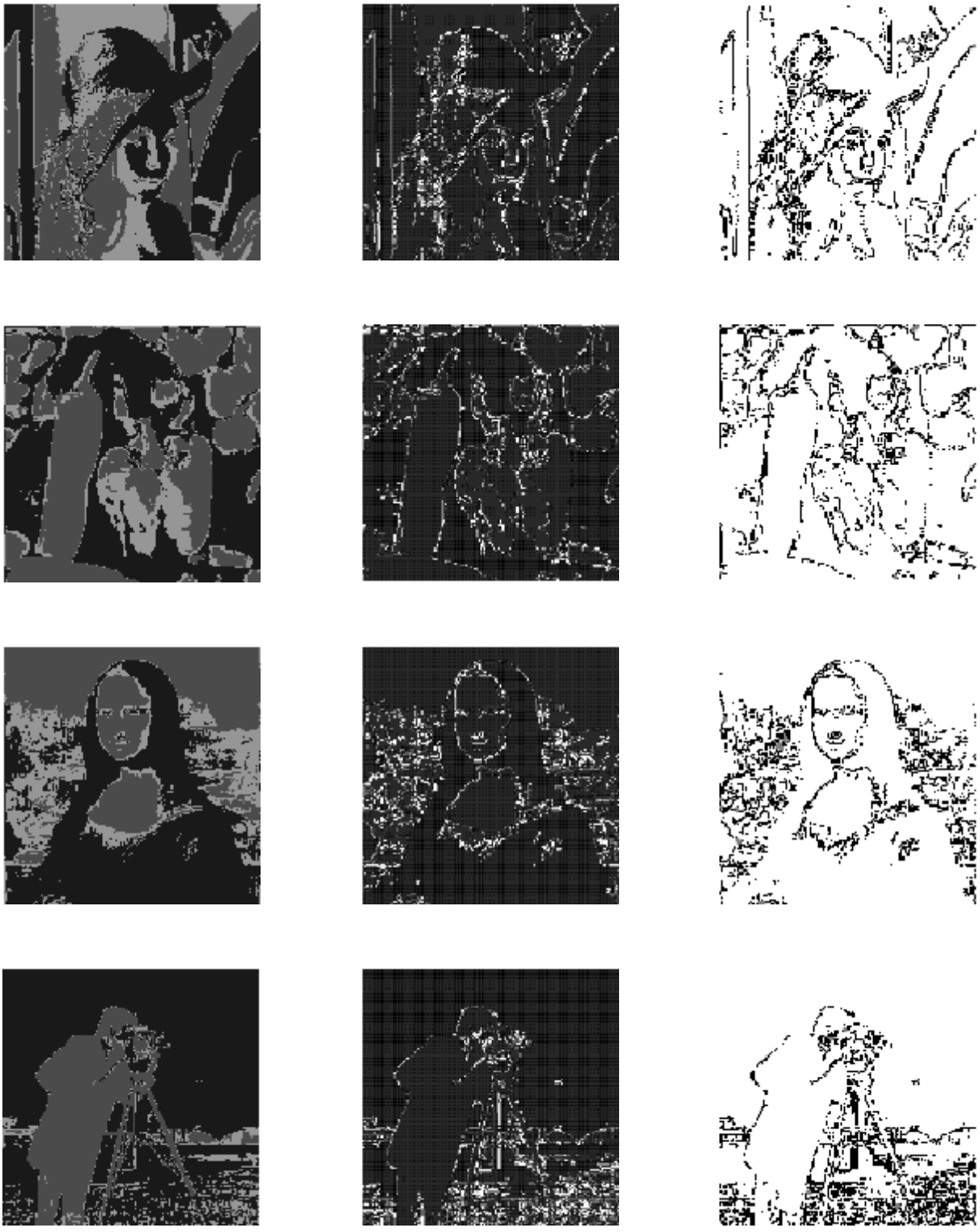
(a) nc=4 **(b)** **(c)**

Figure IV-10 : (a) Après application des FCM **nc = 4, m_{FCM} = 2**. **(b)** Après application de la méthode proposée (FCM+FP) sans seuillages avec les paramètres : $\eta_a = -0.4$; $\eta_b = 0.4$; **N = 4 ;** m_{FP} **= 2 ;** $\theta = -0.0001\pi$. **(c)** Après application de la méthode proposée (FCM+FP) avec seuillage normal **I**seuil = **0.1.**



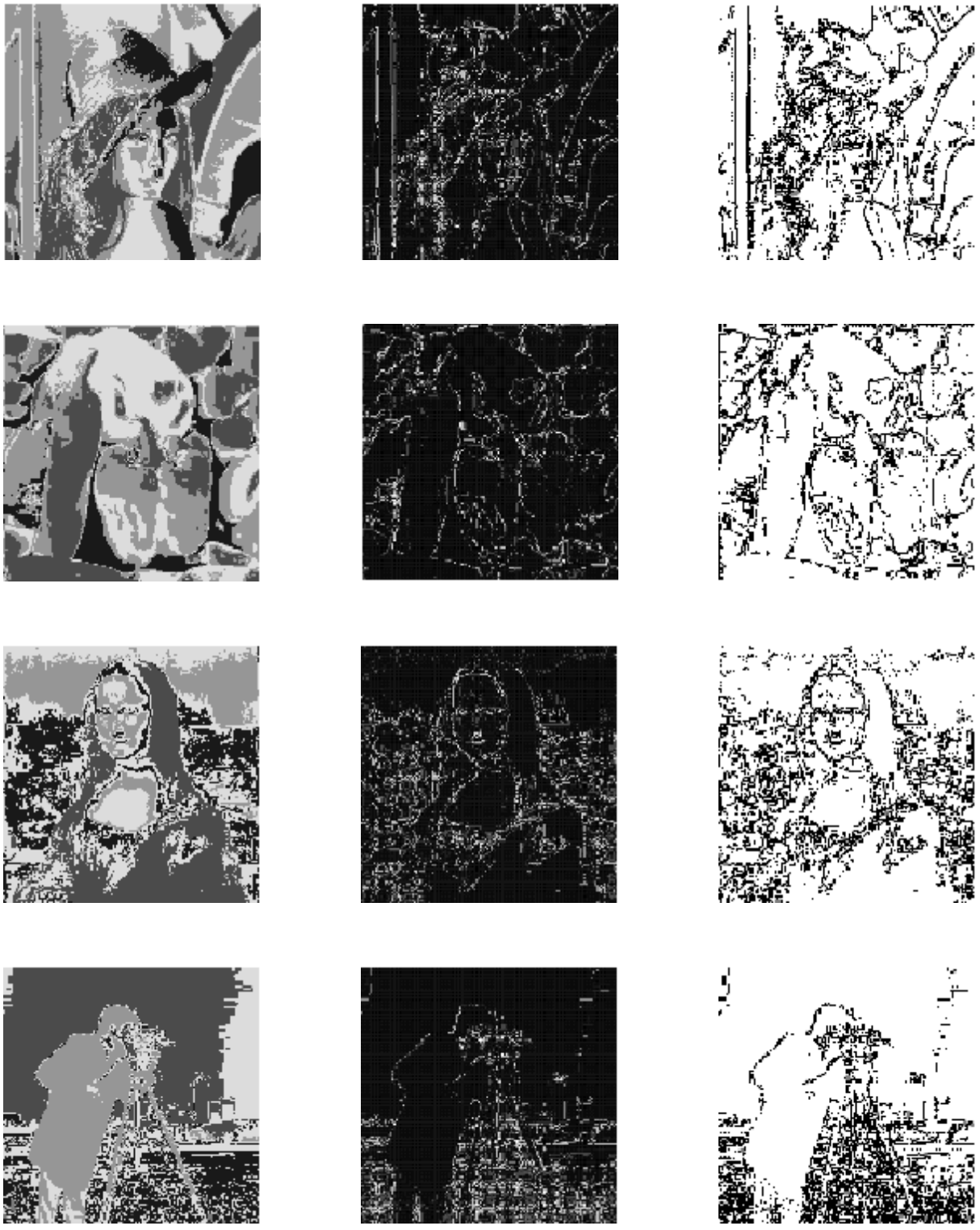
(a) nc=4 **(b)** **(c)**

Figure IV-11 : (a) Après application des FCM **nc = 4, m_{FCM} = 2**. **(b)** Après application de la méthode proposée (FCM+FP) sans seuillages avec les paramètres : $\eta_a = -0.8$; $\eta_b = 0.8$; **N=4 ;** m_{FP} **= 2 ;** $\theta = -0.0001\pi$. **(c)** Après application de la méthode proposée (FCM+FP) avec seuillage normal **I**seuil = **0.1.**



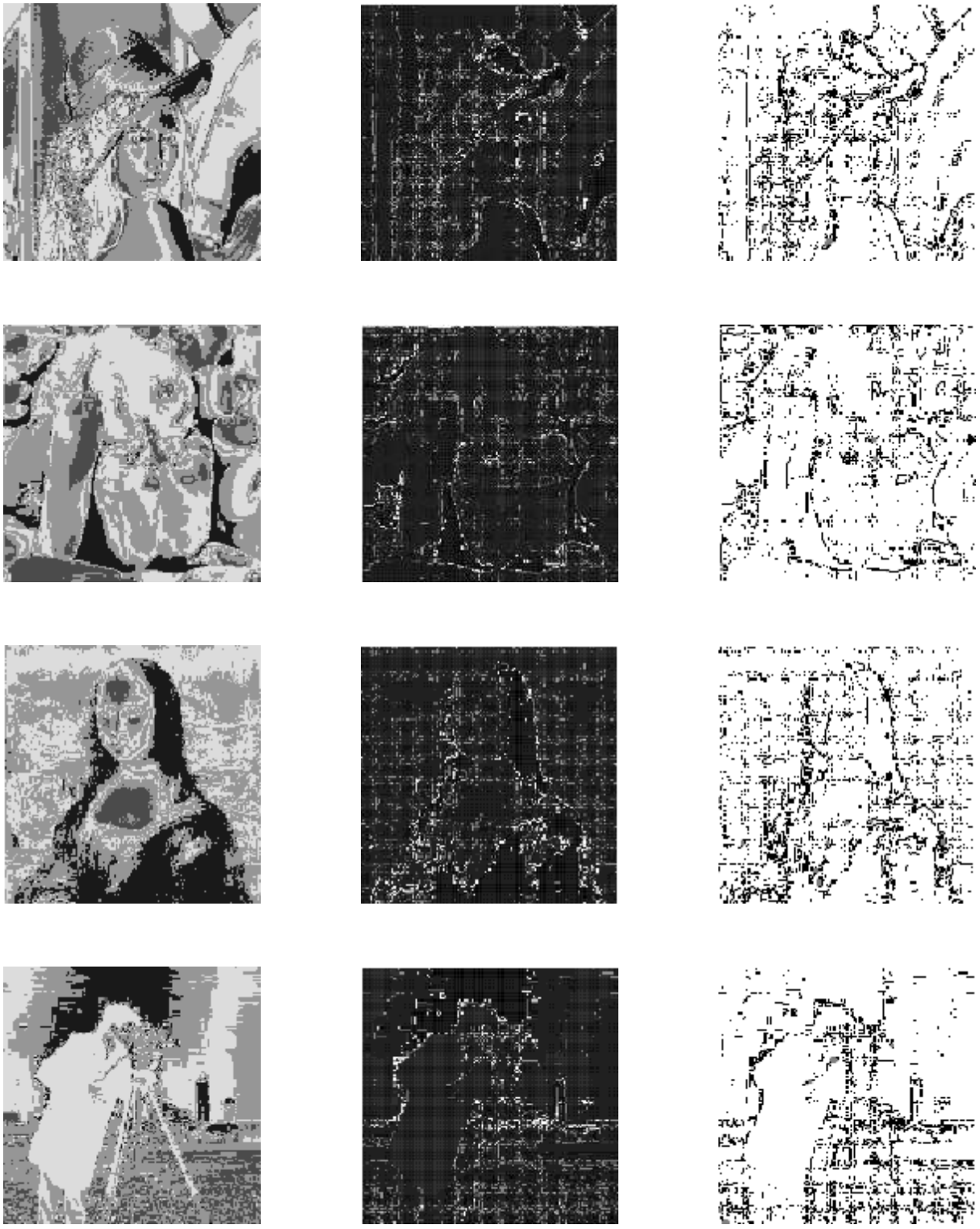
(a) nc=2 **(b)** **(c)**

Figure IV-12 : (a) Après application des FCM **nc = 2, m_{FCM} = 1.5**. **(b)** Après application de la méthode proposée (FCM+FP) sans seuillages avec les paramètres : $\eta_a = -0.4$; $\eta_b = 0.4$; **N = 4 ;** m_{FP} **= 2 ;** $\theta = -0.0001\pi$**.** **(c)** Après application de la méthode proposée (FCM+FP) avec seuillage normal **I**seuil = **0.1.**



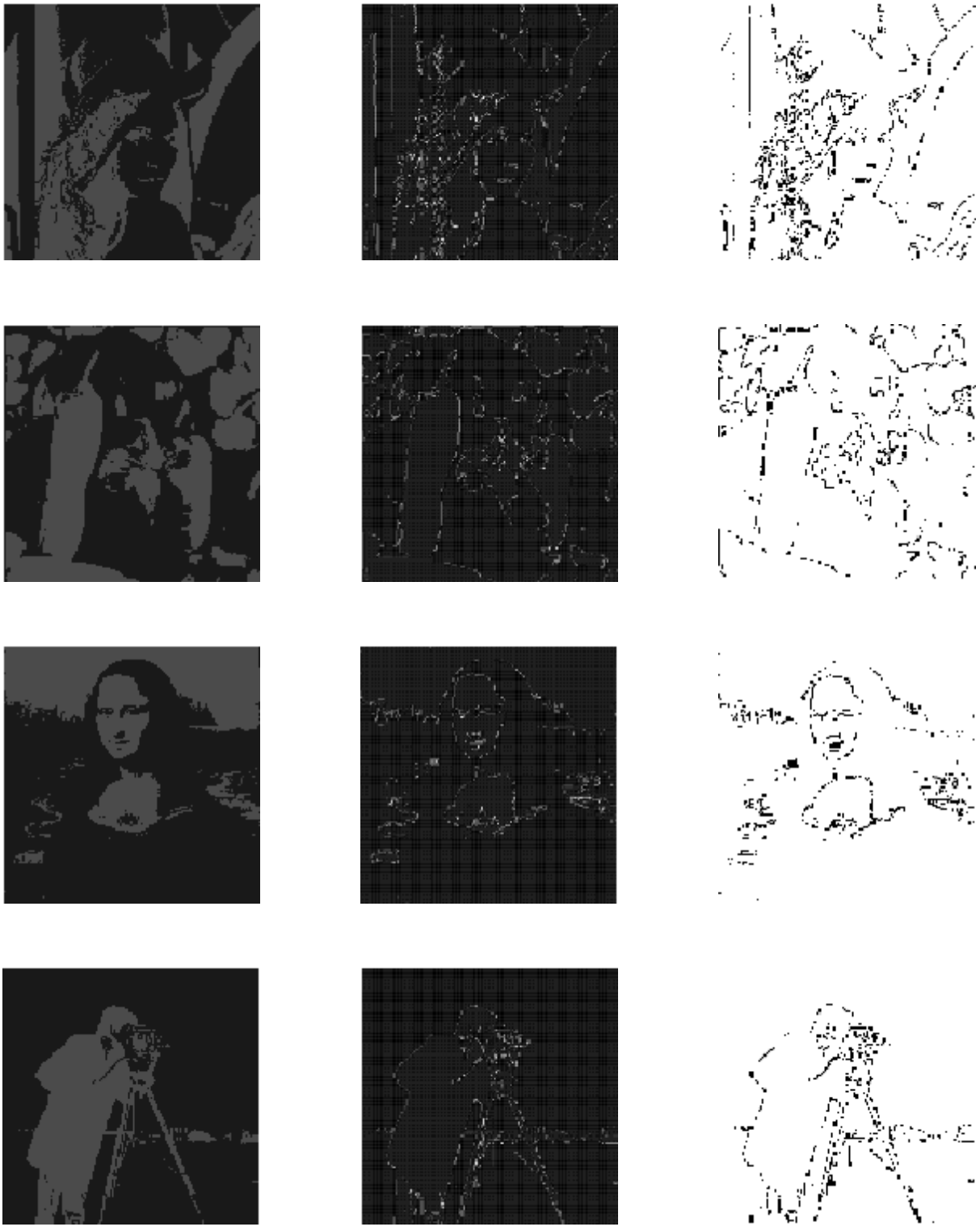
(a) nc=3 **(b)** **(c)**

Figure IV-13 : (a) Après application des FCM **nc = 3, m_{FCM} = 1.5**. **(b)** Après application de la méthode proposée (FCM+FP) sans seuillages avec les paramètres : $\eta_a = -0.4$; $\eta_b = 0.4$; **N = 4 ; m_{FP} = 2 ;** $\theta = -0.0001\pi$**.** **(c)** Après application de la méthode proposée (FCM+FP) avec seuillage normal **I**seuil = **0.1.**



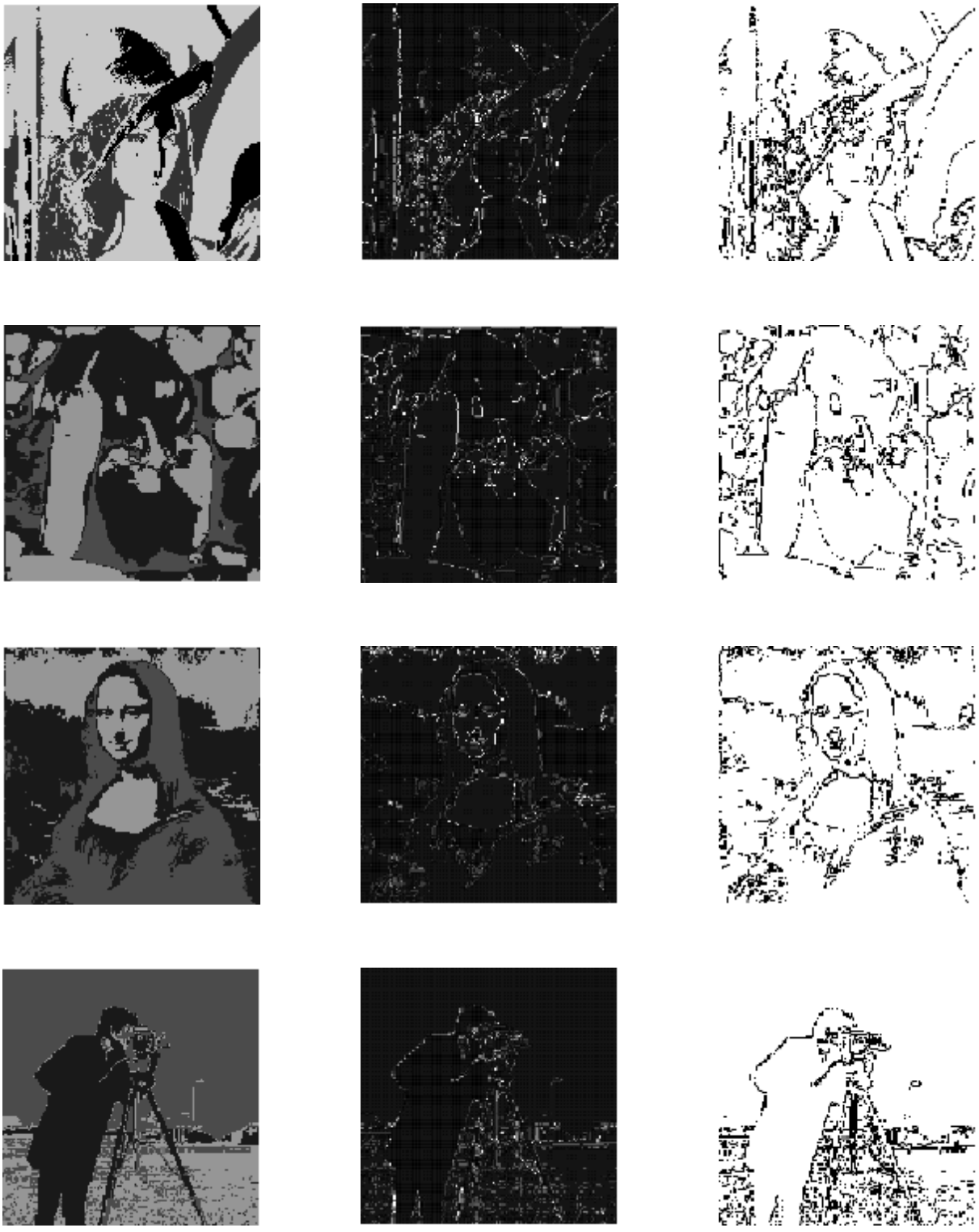
(a) nc=4 **(b)** **(c)**

Figure IV-14 : (a) Après application des FCM **nc = 4, m_{FCM} = 1.5**. **(b)** Après application de la méthode proposée (FCM+FP) sans seuillages avec les paramètres : $\eta_a = -0.4$; $\eta_b = 0.4$; **N = 4 ;** m_{FP} **= 2 ;** $\theta = -0.0001\pi$**.** **(c)** Après application de la méthode proposée (FCM+FP) avec seuillage normal **I**seuil = **0.1.**



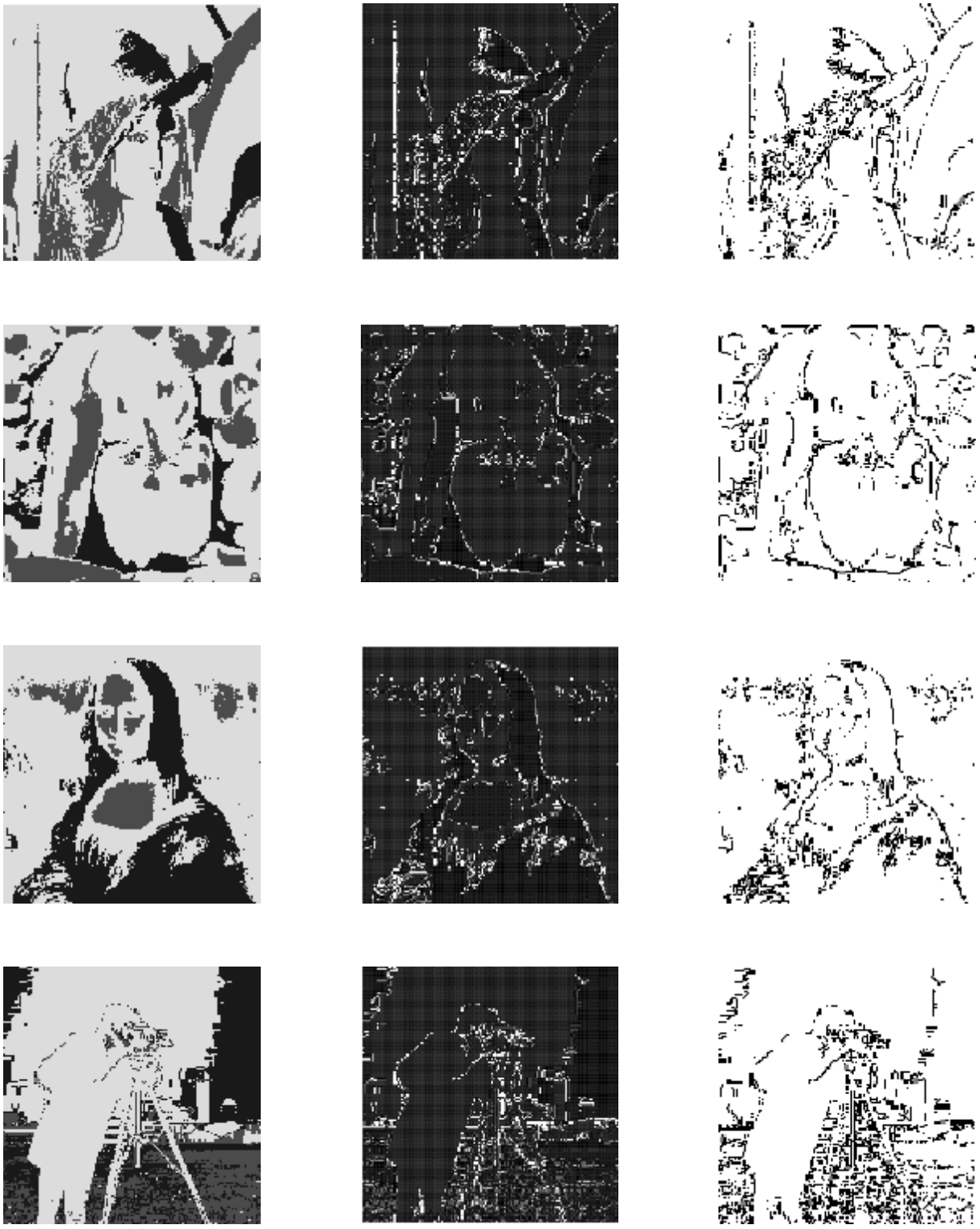
(a) nc=2 **(b)** **(c)**

Figure IV-15 : (a) Après application des FCM **nc = 2, m_{FCM} = 2.5**. **(b)** Après application de la méthode proposée (FCM+FP) sans seuillages avec les paramètres : $\eta_a = -0.4$; $\eta_b = 0.4$; **N = 4 ;** m_{FP} **= 2 ;** $\theta = -0.0001\pi$**.** **(c)** Après application de la méthode proposée (FCM+FP) avec seuillage normal **I**seuil = **0.1.**



(a) nc=3 **(b)** **(c)**

Figure IV-16 : (a) Après application des FCM **nc = 3, m_{FCM} = 2.5**. **(b)** Après application de la méthode proposée (FCM+FP) sans seuillages avec les paramètres : $\eta_a = -0.4$ **;** $\eta_b = 0.4$ **; N = 4 ;** m_{FP} **= 2 ;** $\theta = -0.0001\pi$**.** **(c)** Après application de la méthode proposée (FCM+FP) avec seuillage normal **I**seuil = **0.1.**



(a) nc=4 **(b)** **(c)**

Figure IV-17 : (a) Après application des FCM **nc = 4, $\mathbf{m_{FCM}}$ = 2.5**. **(b)** Après application de la méthode proposée (FCM+FP) sans seuillages avec les paramètres : $\eta_a = -0.4$; $\eta_b = 0.4$; **N = 4 ;** $\mathbf{m_{FP}}$ **= 2 ;** $\theta = -0.0001\pi$. **(c)** Après application de la méthode proposée (FCM+FP) avec seuillage normal **I**seuil = **0.1.**

IV.4. Interprétations des résultats

Le réglage minutieux des paramètres joue un rôle important dans la qualité de segmentation en contours. Nous remarquons, d'après l'analyse visuelle des images contours obtenues, que la méthode hybride a donné de bons résultats pour les paramètres suivantes: nc=3, m_{FCM} =2, η_a= -0.4 $\eta_b = 0.4$; N=4 ; m_{FP} =2, θ =-0.0001π.

Les contours sont tous fermés et très proches des limites des régions de l'image originale. La méthode hybride a bonne continuité des contours que la méthode simple.

IV.5. Conclusion

L'analyse visuelle nous laisse dire que : L'hybridation donne de meilleurs résultats par rapport aux techniques simples appliquées pour la détection des contours ou des régions des images.

Donc d'une manière générale on peut dire que :

- L'application de la méthode de la classification FCM, permet la segmentation d'images par régions (approche région), où les paramètres de classification ont une grande importance pour une meilleure localisation de la région.
- L'application de la méthode de filtrage paramétrique DLL2, permet l'extraction des contours de l'image (approche contour).
- L'hybridation entre les deux techniques, permet une amélioration très importante en détection de contours.

Conclusion générale

Conclusion générale

La segmentation par l'hybridation est une voie de recherche prometteuse. La segmentation d'image est considérée comme l'étape fondamentale de plusieurs processus d'analyse d'image dédiés à la détection ou l'identification des objets. L'adoption de l'hybridation entre les techniques de segmentation dans ces processus permettra de renforcer la qualité et la fiabilité des analyses et des décisions envisageables.

Dans ce travail qui est une contribution à la segmentation d'images, nous avons présenté le problème général de la vision, et particulièrement le problème de la segmentation. L'analyse d'image est un domaine très vaste et assez complexe, ce qui nous a orientés à ne s'intéresser qu'à la phase la plus importante, la segmentation. En étudiant les différentes approches de segmentation et en adoptant la classification la plus générale de ces approches en deux classes : la détection des régions par la méthode de classification FCM consiste à réunir les pixels connexes dans une région homogène, elle est basée sur la notion de similarité. Elle est simple et rapide mais l'utilisation uniquement des informations locales donne parfois de mauvais résultats, et la détection des contours par la méthode FP consiste à localiser les frontières des régions, elle est basée sur la notion de di-similarité. Parmi ces point fort : sa simplicité et sa rapidité mais elle donne parfois des contours ouverts. Nous avons constaté qu'une hybridation entre les deux approches peut à améliorer la qualité de la segmentation, et à remédier aux problèmes liés.

Plusieurs perspectives peuvent être dégagées de ce travail pour des travaux futurs par l'introduction des informations globales de l'image dans le processus de segmentation. Une autre sera d'effectuer une étude approfondie pour le choix des évaluations, et essayer de détecter et d'adapter les paramètres.

Bibliographie

Bibliographie

[1] M. Sandeli, ‘’traitement d'images par des approches bio-inspirées application à la segmentation d’images’’, université Constantine 2, Thèse de Magister, 2014.

[2] A. Medjaoui, f. Fares, ‘’segmentation des images par contours actifs : application sur les Images Satellitaires à Haute Résolutions’’, Université Abou Bakr Belkaid–Tlemcen, Thèse de Magister, 18-nov-2014.

[3] T. Mohamed, D. Djafar, ‘’la découverte des concepts sémantiques cachés avec plusieurs niveaux d’abstraction pour la recherche d’images’’, université kasdi merbah -Ouargla, Thèse de Magister, 2013.

[4] N. MERABET, M MAHLIA, ‘’recherche d’images par le contenu’’, université Abou bakr belkaid– Tlemcen.2011, 2010.

[5] M .T. Chikh, ‘’amélioration des images par un modèle de réseau de neurones (comparaison avec les filtres de base)’’, université Abou-bakr belkaid -Tlemcen, Thèse de Magister, 28-sep-2011.

[6] H, Charif, ‘’segmentation d’images par une approche biomimétique hybride’’.Université M’hamed bougara- Boumerdes, Thèse de Magister, 2012.

[7] Jean-Philippe. Pernin –DIP, ‘’l'image fixe- Les formats MATRICIELS (ou bitmap)’’, Université Stendhal, Thèse de Magister, 2003.

[8] SEBARI, Imane et HE, Dong-Chen. ‘’Les approches de segmentation d’image par coopération régions-contours’’. Revue télédétection, vol. 7, no 1–2–3–4, p. 499-506, 2007.

[9] M.HADAL-LAH, ‘’Codage des images fixes par une méthode hybride basée sur la QV et les approximations fractales’’, PFE USTHB, 1997.

[10] Y. KABIR, S. DARBANE, ’’Etude et implémentation des méthodes déterministes de segmentation d’image par extraction de contours’’, PEE Blida, 1995.

[11] J.P Cocquerez., & S Philip-Foliguet,’’ Analyse d'images: filtrage et segmentation’’ p. 457. Masson.1995.

[12] Mlle Hadjer LAGUEL, ‘’Déploiement sur une plateforme de visualisation, d’un algorithme coopératif pour la segmentation d’images IRM basé sur les systèmes multi- agents’’, Projet de Fin d’Étude pour l’obtention du diplôme d’ingénieur d’état de l’université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene, 2010.

[13] Vincent Barra - Christophe Tilmant, ‘’TP6-Segmentation d’images par contours actifs implicites (Levet set) ‘’,13 novembre 2006.

[14] Shafarenko, L., H. Petrou, and J. Kittler, 1998: ‘’Histogram-based segmentation in a perceptually uniform color space’’. IEEE Transactions on Image Processing, vol 7, no 9, page (1354–1358). 1998.

[15] Bezdek, J C, Cluster validity with fuzzy sets, Cybernetics and Systems, pages 58–73, 1973.

[16] BEZDEK, James C, HATHAWAY, Richard J, SABIN, Michael J, et al Convergence theory for fuzzy c-means: counterexamples and repairs, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, vol. 17, no 5, p. 873-877, 1987.

[17] A. YAHIA, A.GUESSOUM,’’ Détection de contour par la méthode de filtrage paramétrique’’, 2005.

[18] R. ADRE-OBRECH, “A new statistical approaches for automatic segmentation of continuous speech signals”, IEEE Trans, Acoust, speech, signal processing, vol 36, Pp 29-40, Jan 1998.

[19] E. VIDAL AND A. MARZAL,”A review and new approach for automatic segmentation of speech signals, in signal processing V: Theories and Application”, L. Torres et al. Ends, New York: Elsevier, vol 1, pp. 43-53, 1990.

[20] M. BASSEVILLE, ’’Distance measures for signal processing and pattern recognition signal Processing’’, vol. 18, pp.349-369, 1989.

[21] T.H. Li AND J.D. GIBSON,’’ Discrimination of time series of, speech by parametric filtering’’ , J. Amer. Stat. Assoc, vol. 91, no 433, pp. 284-296, Mar. 1996.

[22] T.H. Li AND J.D. GIBSON,’’ Discrimination analysis of speech by parametric filtering’’, in Proc, IEEE conf informs, Science, systems, Princeton, NJ, Mars, 1994, pp.575-580.

[23] J.G. WILPON, B.H. JUAN, AND L.R. RABINER ,''An investigation on the use of acoustic sub- word units for automatic speech recognition'', in proc. ICASSP, TX, pp 821-824, April.1987.

[24] M. LA VIELLE;'' Detection of changes in the spectrum of a multidimensional process'', IEE Trans, Signal processing, vol. 41, pp. 742-749 feb.1993.

[25] ''new distortion measures for speech processing'', presented at IEEE-IMS Inform, Theory Workshop, Alexandria, VA, Oct. 1994.

[26] R.M. GRAY. A. BAZO. Y.MATSUYAMA;'' Distortion measures for speech processing'', IEE Trans. Acoust, speech, signal processing, vol ASSP-28, pp. 367-376, Apr.1980.