UNIVERSITÉ PARIS 13 - INSTITUT GALILÉE
Laboratoire de Traitement et Transport de l'Information

N° attribué par la bibliothèque

THÈSE

pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ PARIS 13

Discipline : Réseaux et Technologies de l'Information

présentée et soutenue publiquement

par

Daikha CHERIFI

Le 19/12/2014

Titre:

Amélioration et Évaluation de la qualité des images

Directeurs de thèse :

M. Azeddine BEGHDADI, Université Paris 13, France
M. Ahmed Hafid BELBACHIR, USTO, Oran, Algérie

JURY

M. Ahmed BOURIDANE	Rapporteur	Northumbria University, UK
M. Kacem CHEHDI	Rapporteur	Université Rennes1, France
M. Amine NAIT ALI	Président	Université Paris-Est, France
M. Gabriel DAUPHIN	Examinateur	Université Paris 13, France
M. Patrick VIARIS DE LESEGNO	Membre Invité	Université Paris 13, France

UNIVERSITÉ PARIS 13 - INSTITUT GALILÉE
Laboratoire de Traitement et Transport de l'Information

N° attribué par la bibliothèque

THÈSE

pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ PARIS 13

Discipline : Réseaux et Technologies de l'Information

présentée et soutenue publiquement

par

Daikha CHERIFI

Le 19/12/2014

Titre:

Amélioration et Évaluation de la qualité des images

Directeurs de thèse :

M. Azeddine BEGHDADI, Université Paris 13, France
M. Ahmed Hafid BELBACHIR, USTO, Oran, Algérie

JURY

M. Ahmed BOURIDANE	Rapporteur	Northumbria University, UK
M. Kacem CHEHDI	Rapporteur	Université Rennes1, France
M. Amine NAIT ALI	Président	Université Paris-Est, France
M. Gabriel DAUPHIN	Examinateur	Université Paris 13, France
M. Patrick VIARIS DE LESEGNO	Membre Invité	Université Paris 13, France

Remerciements

Je tiens d'abord à remercier mon directeur de thèse Monsieur Azeddine Beghdadi, directeur du laboratoire L2Ti (Laboratoire de Traitement et de Transport de l'Information) de m'avoir permis d'effectuer une thèse, ainsi que mon co-encadrant de thèse Monsieur Ahmed Hafid Belbachir. Je les remercie pour leur encadrement, leurs conseils, et leur disponibilité.

Je souhaite également remercier l'ensemble des membres du jury qui m'ont fait l'honneur de lire ce manuscrit et de commenter mes travaux de recherche : Messieurs Ahmed Bouridane et Chehdi Kacem pour avoir rapporté ce manuscrit ainsi que pour la qualité et la pertinence de leurs remarques, Monsieur Amine Naït-Ali pour avoir accepté de présider le jury et enfin Monsieur Gabriel Dauphin pour son expertise et ses remarques pertinentes.

Je remercie tout particulièrement Monsieur Patrick Viaris de Lesegno, en étant toujours disponible et encourageant, pour son aide et conseils et pour ses grandes valeurs humaines.

Je tiens également à remercier l'ensemble des membres du laboratoire, permanents, thésards et personnels pour m'avoir acceptée parmi eux pendant ces années.

Je voudrais remercier mes parents pour leur amour et leur soutien. Je remercie affectueusement, mes sœurs et mes frères pour leurs encouragements à poursuivre cette longue route.

Merci à tous ceux qui m'ont aidé de près ou de loin durant ces années de recherche et d'études. Je ne peux conclure sans un mot de remerciement à tous mes enseignants tout le long de ma formation.

Table des matières

LISTE DES ABRÉVIATIONS

TABLE DES FIGURES

LISTE DES NOTATIONS

INTRODUCTION GÉNÉRALE 21
0.1. ORGANISATION DE LA THÈSE 26
0.2. LISTE DES PUBLICATIONS 29

PARTIE 1 ÉTAT DE L'ART

CHAPITRE I REHAUSSEMENT DE CONTRASTE
I.1. INTRODUCTION 35
I.2. MÉTHODE BASÉE SUR L'HISTOGRAMME 36
I.3. MÉTHODE BASÉE SUR L'ANALYSE MULTIRÉSOLUTION 40
I.3.1. DÉCOMPOSITION PYRAMIDALE 41
I.3.2. TRANSFORMÉE EN ONDELETTES 43
I.4. MÉTHODE À BASE DE LOGIQUE FLOUE 48
I.5. REHAUSSEMENT DE CONTRASTE PAR APPROCHE PERCEPTUELLE 50
I.5.1. SYSTÈME VISUEL HUMAIN 50
I.5.2. CONTRASTE 54
I.6. CONCLUSION 67

CHAPITRE II ÉVALUATION DES MÉTHODES DE REHAUSSEMENT
II.1. INTRODUCTION 71

II.2. QUALITÉ D'IMAGE SUBJECTIVE 72
II.2.1. FACTEURS INFLUANT SUR L'ÉVALUATION SUBJECTIVE 73
II.2.2. PROTOCOLES SUIVIS LORS DE L'ÉVALUATION SUBJECTIVE 73
II.2.3. MOS "MEAN OPINION SCORE" 77
II.3. ÉVALUATION DE LA QUALITÉ DU REHAUSSEMENT DES IMAGES *77*
II.3.1. MESURES DE REHAUSSEMENT DE CONTRASTE 78
II.3.2. MESURES DE REHAUSSEMENT DES IMAGES DE MAMMOGRAPHIE 81
II.4. CONCLUSION *90*

PARTIE 2 REHAUSSEMENT DE CONTRASTE ET ÉVALUATION ..... MÉTHODES DÉVELOPPÉES

CHAPITRE III REHAUSSEMENT DE CONTRASTE MULTIÉCHELLE ET MULTIDIRECTIONNELS

III.1. INTRODUCTION 97
III.2. TRANSFORMÉE EN PYRAMIDE ORIENTÉE 100
III.3. MÉTHODE PROPOSÉE 1 REHAUSSEMENT DE CONTRASTE MULTIDIRECTIONNELS ET MULTIÉCHELLES DES IMAGES (MMCEI) 107
III.3. MÉTHODE PROPOSÉE 2 REHAUSSEMENT DE CONTRASTE MULTIDIRECTIONNELS ET MULTIÉCHELLES DES IMAGES MÉDICALES (MMCEMI) 110
III.5. RÉSULTATS ET DISCUSSION 112
III.5. CONCLUSION 128

CHAPITRE IV APPROCHE PERCEPTUELLE

IV.1. INTRODUCTION 131
IV.2. MÉTHODE PROPOSÉE REHAUSSEMENT PERCEPTUEL ET ADAPTATIF DU CONTRASTE DE L'IMAGE DE MAMMOGRAPHIE BASÉ SUR LA LOGIQUE FLOUE ET LA SEGMENTATION (FSPACEM) 133
IV.4.1. ÉTAPE 1 SEGMENTATION MULTIDIRECTIONNELLE ET MULTI-ÉCHELLE DU CONTRASTE FLOU ADAPTATIF (FACMS) 134
IV.4.2. ÉTAPE 2 REHAUSSEMENT DU CONTRASTE FLOU JND DES RÉGIONS SEGMENTÉES (FAJNDE) 140

IV.5. RÉSULTATS ET DISCUSSION 143
IV.6. CONCLUSION 152

CHAPITRE V ÉVALUATION DE LA QUALITÉ D'IMAGE REHAUSSÉE

V.1. INTRODUCTION 155
V.2. MESURES OBJECTIVES DE QUALITÉ PROPOSÉES 157
V.3. MESURE PERCEPTUELLE PROPOSÉE 162
V.4. ÉVALUATION DU REHAUSSEMENT DE CONTRASTE DE L'IMAGE DE MAMMOGRAPHIE 164
V.5. RÉSULTATS ET DISCUSSIONS 165
V.6. TEST SUBJECTIF DES DIFFÉRENTES MÉTHODES DE REHAUSSEMENT POUR DIFFÉRENTS TYPES D'IMAGE 184
V.6.1. IMAGES DU TEST SUBJECTIF 186
V.7. ANALYSE DES TESTS SUBJECTIFS 187
V.8. CONCLUSION 189

CONCLUSION GÉNÉRALE 191

BIBLIOGRAPHIE 195

Liste des abréviations

A

ASNR: Average Signal to Noise Ratio, 57

C

C_{BB}: Contraste de Beghdadi et Belkacem, 36
C_{BN}: Contraste de Beghdadi et Le Négrate, 34
C_{G}: Contraste de Gordon, 33
C_{M}: Contraste de Michelson, 32
C_{P}: Contraste de Peli, 35
C_{RAMMG}: contraste de Rizzi, 38
C_{RSC}: Contraste de Rizzi RSC, 39
C_{W}: Contraste de Weber-Fechner, 31
C_{WLF}: Contrast de Simone WLF, 39
C_{TT}: Contraste de Tadmor et Tolhurst, 37
CGL: Les corps genouillés latéraux, 29
CIE: Commission internationale de l'éclairage, 15
CII: Index de rehaussement de contraste, 54
CIR: Rapport de rehaussement de contraste, 57
CLAHE: Egalisation d'histogramme adaptative à contraste limitée, 79
CMM: Métrique du masque circulaire, 50
CUV: Méthode de rehaussement de contraste basée sur les curvelettes, 67

D

DCT: Transformée en cosinus discrète, 40
DoG: Différence des Gaussienne, 37

E

EHD: Egalisation d'histogramme dynamique, 14
ELCE: Rehaussement de contraste local à base de contour, 79
EME: Mesure de rehaussement, 51
EMEE: Mesure de rehaussement par l'entropie, 51

F

FACMS: Méthode de segmentation multidirectionnelle et multiéchelles du contraste flou adaptatif, 99
FAJNDE: Méthode de rehaussement du contraste flou adaptatif juste perceptible, 105
FNF: Taux de faux-négatif, 55
FPF: Taux de faux-positifs, 55

FSPACEM: Rehaussement perceptuel et adaptatif du contraste de l'image de mammographie basé sur la logique floue et la segmentation, 98

H

HE: Égalisation d'histogramme, 11
HIS: Teinte, Saturation et Intensité, 64
HSV: Teinte, Saturation et Valeur, 64

J

JNC: Le contraste juste noticeable, 125
JND: Distorsion juste perceptible, 31

L

LAB: Luminance et chrominances, 15

M

MLO: Médio-latérale-oblique, 102
MMCEI: Rehaussement de contraste multidirectionnels et multiéchelles des images, 74
MMCEMI: Rehaussement de contraste multidirectionnels et multiéchelles des images médicales, 77
MOS: Mean Opinion Score, 49
MRC: Mesure de rehaussement combinée, 61
MSR: Méthode multiéchelle de rétinex, 65
MSRCR: Méthode de rétinex multiéchelle de restauration de la couleur, 65

P

PSNR: Peak Signal to Noise Ratio, 57

R

rgb: Rouge, Vert et Bleu, 15
ROC: Receiver Operating Characteristic, 54
RSC: Retinal-like subsampling contrast, 39

S

SFA: Spectre de fréquence angulaire, 152
SFR: Spectre de fréquence radiale, 152
SSR: Méthode de rétinex d'une seule échelle, 25
SVH: Système visuel humain, 26
SRE: Spectre du rapport ou la ratio d'énergie, 122, 152
SDE: Spectre de la différence d'énergie, 122, 152

T

TBC_e: Ratio du contraste de la cible par rapport au background utilisant l'entropie, 61

TBC_v: Ratio du contraste de la cible par rapport au background utilisant la variance, 61
TNF: Fraction des vrais négatifs, 55
TOD: Transformée d'ondelette discrète, 17
TPF: Fraction de vrais positifs, 55
TPO: Transformée de Pyramide orientée, 67

W

WLF: Weighted Level Framework, 39

Liste des notations

$(r, \emptyset)$	Coordonnées polaires
(x, y)	Coordonnées cartésiennes
$\|\|d\|\|$	Distante euclidienne
$\widehat{\mathrm{G}}$	Filtre inverse de G
$\widehat{\mathrm{H}}$	Filtre inverse de H
$\hat{C}$	Contraste rehaussé
M_2	Second moment
N^{obs}	Nombre d'observateur
T_l	Seuil de visibilité pour le masquage de luminance
T_t	Changement d'intensité maximum dans les composantes passe-bande
a_n	Coefficients de Fourier
$b_1 b_2$	Taille du bloc
d_{kl}	Coefficients de la DCT
f^{θ}	Signal pivoté θ
$f^{\theta m}$	Fonction de base
g_m	Ensemble de fonction
$\widehat{im}$	Image rehaussée
i_{max}, j_{max}	Dimension de l'image
$k_1 k_2$	Nombre de bloc dans l'image
o_{ct}	Sortie de la composante centre
o_{sr}	Sortie la composante avoisinante
r_c	Distance pour laquelle la sensibilité diminue d'un facteur 1/e
r_{ct}	Rayon de la composante centre
r_{sr}	Rayon de la composante avoisinante
Δ	Gradient
μ	Moyenne
c	Canal ou une composante de l'espace couleur
Dim	Dimension
Ed	Contour
G	Filtre passe haut
H	Filtre passe bas
h	Réponse impulsionnelle du filtre
K	Nombre de niveaux
K_m	Fonction d'interpolation
M	Nombre de directions ou orientations
M_c	Valeur maximale du coefficient
N	Nombre de fréquence radiale
N_c	Nombre de coefficients
N_g	Niveaux de gris
P	Taux d'atténuation
s	Échelle ou résolution

S	Limite supérieure de renforcement non linéaire
v	Voisinage
Ω	Fenêtre d'analyse
A	Approximation
B	Fond
C	Contraste
D	Détails
Dec	Décision
E	Rehaussé
F	Spectre de Fourier du signal f
IB	Image binaire
IM	Spectre de Fourier de l'image im
Img	Imaginaire
L	Luminance
O	Originale
P	Fonction de pondération
PB	Filtre passe bande
PG/PG'	Image issue/reconstruite de la pyramide gaussienne
PL/PL'	Image issue/reconstruite de la pyramide de Laplace
T	Cible
Tr	Seuil
$Vmap$	Carte de visibilité
Z	Fonction non linéaire
a	Adaptation
ab	Chrominances
cr	Couronne
ct	Central
e	Paramètre d'entrée
ent	Entropie
er	Erreur
f	Signal
gl	Globale
gn	Facteur de gain
i, j	Indices des pixels
im	Image originale
k	Indice de niveau
m	Indice de direction ou orientation
max	Maximale
min	Minimale
n	indice
s, Q	Sorties
t	Facteur multiplicatif
tw	Taille de la fenêtre de balayage
u, v	Fréquences spatiales
α, β et γ	Paramètres de rehaussement
θ	Fréquence angulaire
σ	Écart type
φ	Transformée orthogonale de rehaussement

χ	Fonction signe
ω	Fréquence radiale

Table des figures

FIG.I. 1 DESCRIPTION DE LA TRANSFORMÉE EN PYRAMIDE DE LAPLACE 42
FIG.I. 2 REPRÉSENTATION DES BANCS DE FILTRE DE LA TRANSFORMÉE EN ONDELETTES. (H^* ET G^*) SONT LES FILTRES INVERSES DE H ET G. CEPENDANT DANS UN SYSTÈME ORTHONORMÉ, $H=H^*$ ET $G=G^*$, ... 44
FIG.I. 3 SCHÉMA DU REHAUSSEMENT AVEC LA LOGIQUE FLOUE 48
FIG.I. 4 COUPE HORIZONTALE D'UN ŒIL HUMAIN 51
FIG.I. 5 L'ANATOMIE DE LA RÉTINE 52
FIG.I. 6 SCHÉMA DES VOIES VISUELLES 53
FIG.I. 7 CONTRASTE DE LA LUMINOSITÉ 54
FIG.I. 8 POUR CHAQUE VALEUR DE L, ON RELÈVE L'ÉCART MINIMUM DÉCELABLE ΔL 55
FIG.I. 9 REPRÉSENTATION 2D DE L'IMAGE FOVÉALE DANS LE MODÈLE DE MOON-SPENCER 56
FIG.I. 10 CONTRASTE DE GORDON 57
FIG.I. 11 LES DIFFÉRENTS CONTRASTES 66

FIG.II. 1 TEST À SIMPLE STIMULI 74
FIG.II. 2 TEST À DOUBLE STIMULUS 75
FIG.II. 3 L'ANALYSE ROC 84
FIG.II. 4 LA CIBLE ET LE FOND DES IMAGES ORIGINALES (A, B) ET LEURS VERSION REHAUSSÉES (C, D) 87
FIG.II. 5 LE CHEVAUCHEMENT DE LA DISTRIBUTION DES NIVEAUX DE GRIS ENTRE LE BACKGROUND (B) ET LA CIBLE (T) AVANT ET APRÈS REHAUSSEMENT 88

FIG.III. 1 UN DIAGRAMME DE BLOC DE LA TRANSFORMÉE EN PYRAMIDE ORIENTÉE 103
FIG.III. 2 RÉPONSES EN FRÉQUENCES DES FILTRES. (A) FILTRE PASSE-HAUT, H_0, (B) PREMIER FILTRE PASSE-BAS, G_0, (C) DEUXIÈME FILTRE PASSE-BAS, G_1, (D) FILTRE PASSE-BANDE 0°, $B_{0,1}$, (E) FILTRE PASSE-BANDE 135°, $B_{0,2}$, (F) FILTRE PASSE-BANDE 90°, $B_{0,3}$, (G) FILTRE PAS BANDE 45° 106
FIG.III. 3 LE SCHÉMA DE FONCTIONNEMENT DE LA MÉTHODE PROPOSÉE MMCEI (POUR TROIS NIVEAUX DE DÉCOMPOSITION) 108
FIG.III. 4 FONCTION DE REHAUSSEMENT SELON L'ÉQUATION. (II.1) POUR S=30, P=1.5, ET DIFFÉRENTES VALEURS DE $\boldsymbol{gn}$ 109
FIG.III. 5 LES RÉSULTATS DE COMPARAISON DE NOTRE MÉTHODE MMCEI AVEC LES MÉTHODES CLASSIQUES: (A) IMAGE ORIGINALE, (B) UNSHARPENING, (C) ÉGALISATION D'HISTOGRAMME, (D) CLAHE, (E) ELCE, (F) MMCEI 116
FIG.III. 6 ZOOM DES RÉSULTATS DE COMPARAISON DE NOTRE MÉTHODE MMCEI AVEC LES MÉTHODES CLASSIQUES: (A) IMAGE ORIGINALE, (B) UNSHARPENING, (C) ÉGALISATION D'HISTOGRAMME, (D) CLAHE, (E) ELCE, (F) MMCEI ... 117
FIG.III. 7 LES RÉSULTATS DE COMPARAISON DE NOTRE MÉTHODE MMCEMI AVEC LES MÉTHODES MULTIÉCHELLES: (A) IMAGE ORIGINALE, (B) MÉTHODE MSRCR, (C) MÉTHODE À BASE DE CURVELETTE, (D) MMCEMI 118
FIG.III. 8 LES RÉSULTATS DE COMPARAISON DE NOTRE MÉTHODE MMCEI AVEC LES MÉTHODES CLASSIQUES: (A) IMAGE ORIGINALE, (B) UNSHARPENING, (C) ÉGALISATION D'HISTOGRAMME, (D) CLAHE, (E) ELCE, (F) MMCEI 119
FIG.III. 9 LES RÉSULTATS DE COMPARAISON DE NOTRE MÉTHODE MMCEI AVEC LES MÉTHODES CLASSIQUES: (A) IMAGE ORIGINALE, (B) UNSHARPENING, (C) ÉGALISATION D'HISTOGRAMME, (D) CLAHE, (E) ELCE, (F) MMCEI 120
FIG.III. 10 ZOOM DES RÉSULTATS DE COMPARAISON DE NOTRE MÉTHODE MMCEI AVEC LES MÉTHODES CLASSIQUES : (A) IMAGE ORIGINALE, (B) UNSHARPENING, (C) ÉGALISATION D'HISTOGRAMME, (D) CLAHE, (E) ELCE, (F) MMCEMI 121

FIG.III. 11 LES RÉSULTATS DE COMPARAISON DE NOTRE MÉTHODE MMCEMI AVEC LES MÉTHODES MULTI-ÉCHELLE: (A) IMAGE ORIGINALE, (B) MÉTHODE MSRCR, (C) MÉTHODE À BASE DE CURVELETTE, (D) MMCEMI 122
FIG.III. 12 ZOOM DES RÉSULTATS DE COMPARAISON DE NOTRE MÉTHODE MMCEMI AVEC LES MÉTHODES MULTI-ÉCHELLE : (A) IMAGE ORIGINALE, (B) MÉTHODE MSRCR, (C) MÉTHODE À BASE DE CURVELETTE, (D) MMCEMI 123
FIG.III. 13 LES RÉSULTATS DE COMPARAISON DE NOTRE MÉTHODE MMCEMI AVEC LES MÉTHODES CLASSIQUES : (A) IMAGE ORIGINALE, (B) UNSHARPENING, (C) ÉGALISATION D'HISTOGRAMME, (D) CLAHE, (E) ELCE, (F) MMCEMI.....124
FIG.III. 14 ZOOM DES RÉSULTATS DE COMPARAISON DE NOTRE MÉTHODE MMCEMI AVEC LES MÉTHODES CLASSIQUES : (A) IMAGE ORIGINALE, (B) UNSHARPENING, (C) ÉGALISATION D'HISTOGRAMME, (D) CLAHE, (E) ELCE, (F) MMCEMI125
FIG.III. 15 LES RÉSULTATS DE COMPARAISON DE NOTRE MÉTHODE MMCEMI AVEC LES MÉTHODES MULTI-ÉCHELLE : (A) IMAGE ORIGINALE, (B) MÉTHODE MSRCR, (C) MÉTHODE À BASE DE CURVELETTES, (D) MMCEMI.....126
FIG.III. 16 ZOOM DES RÉSULTATS DE COMPARAISON DE NOTRE MÉTHODE MMCEMI AVEC LES MÉTHODES MULTI-ÉCHELLE : (A) IMAGE ORIGINALE, (B) MÉTHODE MSRCR, (C) MÉTHODE À BASE DE CURVELETTE, (D) MMCEMI 127

FIG.IV. 1 LES QUATRE RÉGIONS SEGMENTÉES : R_1, R_2, R_3 ET R_4 135
FIG.IV. 2 L'IMAGE DE MAMMOGRAPHIE AVANT (A) ET APRÈS (C) LA SUPPRESSION DE L'ARRIÈRE-PLAN, RÉGION D'INTÉRÊT SELON LE MASQUE BW (B) 137
FIG.IV. 3 LES FONCTIONS D'APPARTENANCE (1), (2), (3) ET (4) RESPECTIVEMENT DE *L, BW, C* ET *S* 139
FIG.IV. 4 FONCTIONS D'APPARTENANCE (1) ET (2) DE *JND* ET *Q*, RESPECTIVEMENT.....142
FIG.IV. 5 IMAGE ROI (C) SELON LE MASQUE (B) SUR L'IMAGE ORIGINALE (A) 146
FIG.IV. 6 RÉSULTATS DES SIMULATIONS D'UN SEIN SAIN.....147
FIG.IV. 7 IMAGE ROI (C) SELON LE MASQUE (B) SUR L'IMAGE ORIGINALE (A), LA ROI SEGMENTÉ AVEC LA MÉTHODE KMEANS (D).....148
FIG.IV. 8 RÉSULTATS DES SIMULATIONS POUR LE CAS D'UN SEIN AFFECTÉ 149
FIG.IV. 9 RÉSULTATS DES SIMULATIONS POUR LE CAS D'UN SEIN AFFECTÉ (SUITE).....150
FIG.IV. 10 RÉSULTATS DES SIMULATIONS POUR LE CAS D'UN SEIN AFFECTÉ (SUITE).....151

FIG.V. 1 LE RÉSULTAT DU REHAUSSEMENT DE LA COMPOSANTE LUMINANCE AVEC LA MÉTHODE PROPOSÉE MMCEI.....160
FIG.V. 2 ÉVALUATION DU REHAUSSEMENT DU CONTRASTE DE L'IMAGE PRÉSENTÉE EN FIG.V.1-.....161
FIG.V. 3 LES CARTES DE VISIBILITÉ DE LA LUMINANCE DE L'IMAGE AVANT (A) ET APRÈS REHAUSSEMENT MMCEI (B) AVEC C_Ω=0,02.....164
FIG.V. 4 COMPARAISON D'ÉVALUATION DES PERFORMANCES.....169
FIG.V. 5 COMPARAISON D'ÉVALUATION DES PERFORMANCES (SUITE) 170
FIG.V. 6 COMPARAISON D'ÉVALUATION DES PERFORMANCES (SUITE) 171
FIG.V. 7 ANALYSE DU SPECTRE D'ÉNERGIE.....172
FIG.V. 8 ANALYSE DU SPECTRE D'ÉNERGIE.....173
FIG.V. 9 COMPARAISON D'ÉVALUATION DES PERFORMANCES DES IMAGES COULEUR DE LA RÉTINE.....174
FIG.V. 10 COMPARAISON D'ÉVALUATION DES PERFORMANCES DES IMAGES COULEUR DE LA RÉTINE (SUITE) 175
FIG.V. 11 COMPARAISON D'ÉVALUATION DES PERFORMANCES DES IMAGES COULEUR DE LA RÉTINE (SUITE) 176
FIG.V. 12 ANALYSE DU SPECTRE D'ÉNERGIE.....177
FIG.V. 13 ANALYSE DU SPECTRE D'ÉNERGIE.....178
FIG.V. 14 COMPARAISON D'ÉVALUATION DES PERFORMANCES DES IMAGES COULEUR D'ENDOSCOPIE DE L'ŒSOPHAGE 179
FIG.V. 15 COMPARAISON D'ÉVALUATION DES PERFORMANCES DES IMAGES COULEUR D'ENDOSCOPIE DE L'ŒSOPHAGE (SUITE) 180

FIG.V. 16 COMPARAISON D'ÉVALUATION DES PERFORMANCES DES IMAGES COULEUR D'ENDOSCOPIE DE L'ŒSOPHAGE (SUITE) 181
FIG.V. 17 ANALYSE DU SPECTRE D'ÉNERGIE 182
FIG.V. 18 ANALYSE DU SPECTRE D'ÉNERGIE 183
FIG.V. 19 LES IMAGES EN NIVEAUX DE GRIS DU TEST SUBJECTIF 186
FIG.V. 20 LES IMAGES COULEURS DU TEST SUBJECTIF 187
FIG.V. 21 MEAN OPINION SCORE DES MÉTHODES DE REHAUSSEMENT APPLIQUÉES AUX IMAGES EN NIVEAUX DE GRIS.....188
FIG.V. 22 MEAN OPINIUN SCORE DES MÉTHODES DE REHAUSSEMENT APPLIQUÉES AUX DES IMAGES EN COULEUR 188

Introduction générale

Cette décennie se caractérise par le développement remarquable de la technologie des composants électroniques, produisant ainsi des appareils de photo numérique de très haute qualité comportant un nombre de pixels de plus en plus élevé et des écrans numériques de type Plasma, LCD ou LED possédant eux aussi une résolution élevée et remplaçant ainsi les tubes cathodiques de nos anciens téléviseurs ou écrans d'ordinateurs.

Cette nouveauté génère aussi des nouvelles problématiques qui ne sont pas acceptées par l'observateur, et exigent une qualité visuelle encore plus parfaite. En effet, plus la résolution est élevée et plus il est indispensable de disposer de méthodes de compression qui produiront de ce fait des artefacts propres à ces nouvelles technologies.

La chaîne de transmission d'image comporte plusieurs étapes de traitement pour lesquelles différentes dégradations sont susceptibles d'apparaître lors de l'affichage final. La chaîne est représentée en Fig.0.1.

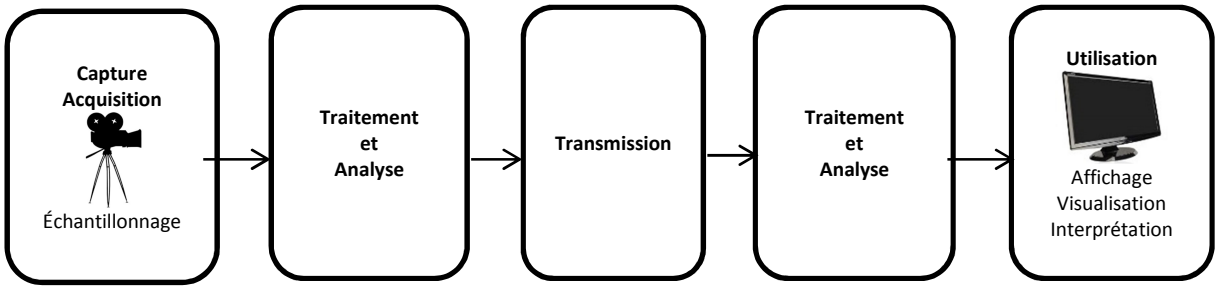


Fig.0. 1 Chaîne de transmission d'une image

La première étape de capture ou d'acquisition de l'image ainsi que la dernière étape celle d'affichage ou de restitution de l'image ont atteint un niveau de perfectionnement très élevé et ne cessent de se perfectionner de jour en jour.

Malgré ces avancées technologiques les artefacts dus aux systèmes de capture et aux conditions d'acquisition limitent encore la qualité d'image. Les traitements au niveau du codage ainsi que les mécanismes de transmission induisent aussi d'autres artefacts tels que les effets de blocs, le phénomène de Gibbs ou « ringing », le flou ainsi que le bruit du canal. En effet, l'étape du codage nécessite une phase de compression généralement irréversible et avec perte en fonction de la quantité d'information acquise et des contraintes liées à la transmission ou au stockage. Cette information codée subit ensuite des distorsions lors de l'étape de transmission. L'étape de décodage, introduit encore des défauts qui dépendent de la méthode de codage choisie en amont. Enfin de chaîne, l'image restituée comporte des défauts plus ou moins visibles et plus au moins gênants pour les applications visées.

Dans le cadre de cette thèse, nous nous sommes intéressés à l'amélioration de la qualité visuelle des images restituées à l'écran, qu'il s'agisse d'une image médicale, ou autre, monochrome ou en couleur. Cette amélioration définie comme étape de rehaussement dépend du type de l'image traitée ainsi que du type d'application associée. Pour les images autres que médicale, une meilleure qualité visuelle se traduit simplement par une meilleure appréciation des observateurs alors que pour les images médicales l'amélioration se manifeste par un diagnostic plus précis du médecin radiologiste.

Dans la chaîne de traitement, l'amélioration est définie comme l'étape de rehaussement des images et elle se situe généralement en amont ou en aval de l'étape de segmentation ou de transmission d'image. En général, cette étape de

rehaussement, consiste à ajuster un ou plusieurs paramètres dans l'image, comme l'amplitude des niveaux de gris, le contraste local ou global, le gradient ou d'autres grandeurs globales. En effet, pour les images médicales, cette étape de traitement exige une précision plus importante, car un sur-rehaussement ou un sous-rehaussement des images médicales peut générer des faux positifs ou des faux négatifs qui peuvent affecter la qualité du diagnostic du médecin radiologiste.

Dans le cadre de cette thèse, nous proposons dans un premier temps des solutions de rehaussement de contraste d'images afin d'améliorer l'apparence visuelle et la visibilité des détails plus ou moins masqués. Pour les images autres que médicale, monochromes ou en couleurs cela consiste à rendre les détails subtils plus visibles, à adoucir l'éclairage et à rééquilibrer la dispersion des nuances de couleurs.

Nous nous intéresserons aussi au rehaussement de contraste des images médicales, en particulier les images de mammographie, d'endoscopie et de la rétine. Notons que la nature de des images médicales dépend du système d'acquisition et de la réponse de l'organe exploré aux excitations du signal sonde utilisé. L'intégration de la connaissance a priori du type de modalité dans l'élaboration des techniques de rehaussement de contraste sort du cadre de cette thèse.

L'imagerie médicale continue de nos jours à jouer un rôle très important dans le diagnostic médical. Les moyens d'acquisition sont de plus en plus sophistiqués, efficaces et surtout de plus haute résolution, ce qui engendre d'autres problématiques qui requièrent des solutions pratiques pour analyser les grandes masses de données générées. En associant ce diagnostic à un examen minutieux du patient, les médecins peuvent lui prescrire le traitement médical adéquat. Seulement, malgré les progrès constatés à la fois dans le monde visuel, la technologie des composants électroniques

et des outils de programmation, les images médicales dépendent toujours de la morphologie interne et externe des cellules constituant l'être humain.

Ces images médicales résultent de différents phénomènes physiques tels que l'absorption des rayons X dans le cas des images de mammographie par exemple, ou des effets du champ magnétique sur les noyaux des atomes dans le cas des images par résonance magnétique (IRM), ou bien la réflexion d'ondes ultrasonores dans le cas des échographies, ou bien encore les techniques d'imagerie optique dans le cas d'une endoscopie.

De plus, d'autres effets spécifiques de la méthode d'analyse choisie interviennent, par exemple, pour les rayons X, la dose diffère selon les différentes techniques de radiologie et selon la partie de l'organe du corps ciblé. Cette dose est faible et limitée lorsqu'il s'agit de la mammographie du sein en comparaison de radiographies d'autres organes. Puisque la morphologie interne du sein est dite « aérée », comme celle des poumons, elle provoque ainsi le noircissement du film de la mammographie, ce qui donne des images à faible contraste entre les différents tissus. A l'inverse, une structure dense comme les os paraîtra blanche puisque les rayons X auront été bien absorbés et que la dose de rayons X utilisée aura été plus importante.

D'autre part, la pathologie du cancer a envahi depuis plusieurs années plusieurs organes produisant le décès de millions de personnes dans le monde entier[1]. Les causes exactes de cette maladie sont multiples et demeurent jusqu'à présent mal déterminées. Les médecins ont constaté que plus tôt le patient est pris en main meilleure est la chance de guérison car la probabilité de vaincre un cancer à un stade préliminaire est beaucoup plus importante; cette procédure de prise en charge le plus tôt possible est désignée comme le « dépistage précoce ».

[1] http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs297/fr/

De ce fait, les images médicales demeurent capitales pour la détection des cancers à un stade de développement préliminaire, d'autant que la taille de la tumeur peut croître brusquement. En raison du faible contraste de ces images, les anomalies présentes sont visuellement difficiles à détecter par des médecins radiologistes.

Dans le cadre d'un appareil de mammographie numérique, ces images passent aussi par une chaîne de traitement qui permet d'obtenir des valeurs numérisées correspondant à chaque pixel et qui seront affichées à l'écran de l'ordinateur du médecin radiologiste. Dans le cadre d'une mammographie analogique, les images sont directement imprimées sur un film argentique puis elles sont numérisées avec un scanner de haute résolution, ce qui rallonge la chaîne traitement. Cette chaîne introduit du bruit à ses différentes étapes telles que la quantification, la conversion etc qui peut perturber ainsi l'établissement du bon diagnostic.

Au final, une image de mammographie, issue de cette chaîne, est de faible qualité de contraste, ce qui peut induire éventuellement en erreur le médecin radiologiste et donner alors à la patiente un sur ou sous diagnostic, puis un mauvais traitement pouvant conduire à ne pas pouvoir la sauver à temps surtout si cette patiente a tardé à se prendre en main. Par contre si cette patiente se présente dès qu'elle a senti ou s'est aperçue des signes d'anomalie, elle a plus de chance de guérir à 100% si les images de mammographie acquises ont un contraste de meilleure qualité.

Par contre le rehaussement de contraste des images médicales nécessite plus de précision que celui des autres images, puisque dans ce cas, nous ne nous contentons pas juste d'une amélioration de la qualité visuelle avec des détails bien mis en valeur, mais que nous devons surtout obtenir une mise en valeur de détails bien déterminés comme les régions d'intérêts (ROI) qui sont soupçonnées de cacher une

éventuelle lésion quelle qu'elle soit, bénigne où maligne. Ce traitement facilitera le travail et aidera le médecin radiologiste à rendre un diagnostic précoce à temps.

Par conséquent, nous avons cherché un moyen efficace de rendre ces images de meilleure qualité. Par contre, il ne suffit pas d'améliorer seulement leur qualité visuelle mais aussi de les évaluer objectivement, si elles présentent suffisamment d'information utile, pour aider le médecin radiologiste à établir un meilleur diagnostic qu'à partir des images originales.

A la suite de notre travail de rehaussement de contraste des images et de l'obtention des mesures d'évaluation de ces images, des tests ont été menés en comparant nos méthodes aux méthodes existantes dans les revues scientifiques.

0.1. Organisation de la thèse

Ce manuscrit est composé de deux parties. La première partie est constituée de deux chapitres et la deuxième partie est constituée de trois chapitres.

Parie 1 État de l'art

Dans cette partie, nous avons consacré le chapitre 1 à l'étude des différentes méthodes de rehaussement de contraste existantes dans la littérature. Par contre, le deuxième chapitre est consacré à l'étude des différentes méthodes d'évaluation de ces méthodes de rehaussement.

Chapitre I : Rehaussement de contraste

L'objectif de ce chapitre est la mise en avant des méthodes de rehaussement de contraste de tout type d'image qu'elles soient médicales ou autres, en couleurs ou monochromes. Ainsi, nous avons présenté un état de l'art des différentes méthodes de rehaussement de contraste selon chaque technique fondamentale.

Chapitre II : Évaluation des méthodes de rehaussement

L'objectif de ce chapitre est de mettre en revue les différentes méthodes d'évaluation des méthodes de rehaussement de contraste des différents types d'image.

Partie 2 Méthodes de rehaussement de contraste et d'évaluation développées

Cette partie du manuscrit est constituée de trois chapitres, où nous présentons les trois méthodes de rehaussement de contraste ainsi que deux méthodes d'évaluation développées dans le cadre de cette thèse. Chaque méthode de rehaussement de contraste est appliquée à différentes images. Ensuite, chaque méthode d'évaluation est testée pour évaluer la qualité des méthodes de rehaussement proposées, puis comparée aux différentes approches existantes dans la littérature.

Chapitre III : Rehaussement de contraste multi-échelle et multidirectionnel

Dans le chapitre III, nous proposons deux méthodes, parfaitement adaptées au rehaussement de contraste des composantes de fréquences spatiales intermédiaires, auxquelles le système visuel humaine (SVH) est le plus sensible, de différents types d'images monochromes ou en couleurs.

Les deux méthodes, inspirées des mécanismes de la perception visuelle, sont ont simples et efficaces. La première méthode est appliquée aussi bien aux images en niveaux de gris qu'en couleur de différentes natures. Alors que la deuxième méthode est une version améliorée de la première méthode avec adaptation pour rehausser efficacement les images médicales.

Chapitre IV : Approche perceptuelle

Nous nous sommes aussi intéressés au rehaussement des images de mammographie pour lesquelles nous avons donc proposé une méthode de rehaussement de contraste appropriée. L'approche proposée prend en considération la morphologie des tissus du sein et le fait qu'il soit compressé pendant la prise de l'image. Cette compression produit un chevauchement des tissus conduisant ainsi à une image de faiblement contraste et où différentes textures masquent l'information pertinente.

Nous faisons appel à la théorie des ensembles flous pour analyser et modéliser l'interpénétration des différents tissus. Nous avons ainsi proposé une méthode de rehaussement de contraste des images de mammographie basée sur une approche de segmentation floue.

Chapitre V : Évaluation de la qualité d'image rehaussée

L'étude de l'art sur l'évaluation de la qualité d'image a révélé que de nombreuses études se sont focalisées essentiellement sur l'estimation des distorsions ou artefacts qui peuvent affecter la qualité du signal. Mais, contrairement aux métriques de qualité d'image, il existe très peu de mesures pour évaluer les résultats de rehaussement de contraste ou de filtrage du bruit.

Nous avons ainsi proposé une autre approche pour évaluer de façon objective la qualité visuelle du rehaussement de contraste. Deux méthodes d'évaluation objective et subjective sont présentées dans cette partie. Les résultats obtenus avec les méthodes proposées dans la partie 2 sont évalués avec ces deux méthodes d'évaluation.

La méthode d'évaluation objective proposée s'appuie sur l'analyse radiale et angulaire du spectre d'énergie de Fourier. Une autre méthode d'évaluation des résultats de rehaussement de contraste s'appuie sur l'analyse de la carte de visibilité avant et après traitement. Cette carte est calculée à partir d'un modèle de contraste et d'une règle de décision.

Cette évaluation objective et subjective a été effectuée sur diverses images. Une étude comparative des différentes méthodes de rehaussement de contraste de l'état de l'art est menée en se basant sur cette approche d'évaluation de qualité d'image.

Enfin, nous concluons ce travail de thèse par un résumé des travaux effectués en analysant les résultats obtenus et en proposant des perspectives

0.2. Liste des publications

Les résultats de mes travaux de thèse ont fait l'objet des publications suivantes :

a- Article journal

1. **D. Cherifi** , A. Beghdadi, A. H. Belbachir, Color contrast enhancement method using steerable pyramid transform, International Journal of Signal, Image and Video Processing. 2010

b- Conférences internationales avec actes

1. **D. Cherifi**, A. Beghdadi, A. H. Belbachir, "A Multiscale And Multi-Orientation Contrast Enhancement Method For Digital Mammography", IEEE 3rd International Symposium on Communications, Control, and Signal Processing (ISCCSP 2008), Mars 11-14, 2008, Malta.

2. **D. Cherifi**, A. Beghdadi, M. C. Larabi, "Contrast enhancement using steerable filters", IEEE Workshop on Signal Processing and Applications (WOSPA 2008), Mars 18-20, 2008, Sharjah, U.A.E.

3. **D. Cherifi**, A. Beghdadi, A. Belbachir, "An adaptive multi-directional and multi-scale contrast enhancement for digital mammography", IEEE 4th International Symposium on Image/Video Communications over fixed and mobile networks. (ISIVC 2008), Juillet 9-11, 2008, Bilbao, Espagne.

4. **D. Cherifi**, A. Beghdadi, Patrick Viaris de Lesegno, A.H. Belbachir, "Mammography Analysis Using A Soft Perceptual Segmentation Approach", IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology (ISSPIT 2011), December 14-16, 2011, Bilbao, Espagne.

Partie 1

État de l'art

Chapitre I

Rehaussement de contraste

Sommaire

I.1. INTRODUCTION 35
I.2. MÉTHODE BASÉE SUR L'HISTOGRAMME 36
I.3. MÉTHODE BASÉE SUR L'ANALYSE MULTIRÉSOLUTION 40
I.3.1. DÉCOMPOSITION PYRAMIDALE 41
I.3.2. LA TRANSFORMÉE EN ONDELETTES 43
I.4. MÉTHODE À BASE DE LOGIQUE FLOUE 48
I.5. REHAUSSEMENT DE CONTRASTE PAR APPROCHE PERCEPTUELLE 50
I.5.1. LE SYSTÈME VISUEL HUMAIN 50
I.5.2. LE CONTRASTE 54
I.6. CONCLUSION 67

I.1. Introduction

Le rehaussement de qualité d'image consiste à améliorer la perception visuelle du signal en transformant ses composantes tout en évitant de générer des artefacts ou d'amplifier les défauts et distorsions existants. Le plus souvent cette opération s'accompagne de quelques effets indésirables comme par exemple l'amplification du bruit ou l'effet de saturation dans certaines zones sensibles dans le cas du rehaussement de contraste. L'élimination du bruit ou la réduction des artefacts tels que les effets de blocs dans les images compressées par JPEG génèrent inévitablement du flou dégradant ainsi la qualité des images. Il est donc important de contrôler et de penser à ces effets imprévisibles dans la conception de méthodes de rehaussement de de qualité d'image.

Dans le cadre des images médicales, ce traitement a pour but de mettre en avant les régions d'intérêt en atténuant les autres afin de faciliter le diagnostic. Par contre, dans le cas des autres images le but recherché est d'offrir une apparence visuelle permettant de mettre en évidence les structures peu visibles en essayant d'équilibrer la distribution des nuances de gris ou de couleur et d'accentuer les transitions pour réduire le flou. Il est aussi important d'adapter les techniques de rehaussement de contraste aux différentes caractéristiques du contenu de l'image, et les conditions d'observation et de visualisation. Il est cependant pratiquement difficile de tenir compte de tous les paramètres qui conditionnent la qualité de l'image. Certains sont purement subjectifs et sont de ce fait difficilement modélisables. Le plus souvent, on se content de quelques critères et paramètres quantifiables pour mettre au point des méthodes de rehaussement de contraste.

Dans ce chapitre, nous présentons certaines de ces techniques fondamentales. Nous les classons en décrivant leurs concepts tout en insistant sur leurs points forts et

faibles. Cependant, les discussions sont plus concentrées sur des sujets particulièrement en rapport avec le travail proposé ici (telles que, les techniques de rehaussement du contraste à base de méthodes multi-résolution appliquées aux images monochromes ou couleur et aux images de mammographie).

I.2. Méthode basée sur l'histogramme

Une des méthodes les plus populaires dans le rehaussement de contraste des images est celle de l'égalisation d'histogramme (HE). C'est une méthode statistique basée sur l'histogramme des niveaux d'intensité des pixels de l'image. La forme de l'histogramme donne une idée sur la qualité perceptuelle globale de l'image. En effet, un histogramme concentré vers les valeurs faibles correspond à une image sombre. Sachant que tous les niveaux se rapprochant du zéro dans le repère de l'histogramme correspondent à des zones sombres et qu'inversement ceux qui se rapprochent de $Ng - 1$ représentent les zones lumineuses, pour une image comportant Ng niveaux de gris.

La technique d'égalisation d'histogramme consiste à uniformiser la répartition des niveaux d'intensité de l'image considérée. Cela correspond à la maximisation de l'entropie du premier ordre associée à l'histogramme.

Cette technique est efficace quand la variation de la gamme des niveaux de gris de l'image étudiée est très faible. Par contre, elle est peu efficace dans le cas d'une image contenant une distribution d'intensité des pixels équilibrée et répartie sur toute la dynamique. Cela risque même de provoquer d'importants artéfacts visuels tels que la saturation, le décalage de couleur et la perte de détails importants.

Le rehaussement de contraste par égalisation de l'histogramme appartient à la catégorie des méthodes indirectes. Cette technique consiste à appliquer une

transformation monotone des niveaux d'intensité des pixels de façon à produire une image en sortie dont l'histogramme est uniforme. De façon générale on se donne une forme d'histogramme spécifique (matching histogram) et l'on cherche la transformation ponctuelle qui permet de produire une image correspondant à cette distribution fixée a priori [Frei 1977, Pratt 2001]. Une modification d'histogramme spécifique a été proposée par [Jafar et Ying 2007] où un bloc autour de chaque pixel est défini et l'histogramme désiré pour ce bloc est spécifié automatiquement. Par la suite, une autre amélioration, proposée par [Hashemi et al. 2010], a été utilisée en effectuant une optimisation qui préserve la luminosité moyenne du bloc.

Notons que l'égalisation d'histogramme et l'histogramme spécifique sont des méthodes globales où la transformation d'un pixel dépend de l'histogramme de l'image entière (ou du bloc), telle l'égalisation d'histogramme [Castleman 1979] ou l'hyperbolisation [Hummel 1997, Frei 1997].

Lorsqu'il s'agit d'un rehaussement global et pour certain type d'images avec une dynamique étroite, l'égalisation d'histogramme peut donner des résultats acceptables mais cette particularité perd beaucoup de son intérêt pour un rehaussement local très précis. Que ce soient l'égalisation d'histogramme, l'histogramme spécifique ou la correction gamma, toutes ces méthodes tentent d'étirer la distribution globale des intensités présentes dans les images étudiées sans différencier les intensités correspondant aux composantes plus importantes vis-à-vis des objets sans intérêt : Ceci les rend moins efficaces. Puisque, bien que ces méthodes soient simples, rapides et donnent des résultats acceptables pour certaines applications, elles ont tendance à produire des effets de saturation et sont inefficaces pour rehausser des détails subtils dans les zones sombres. En outre, leur capacité limitée à incorporer le contexte local dans la transformation les rend moins attrayantes que les approches locales et multi-échelle.

Pour surmonter ces limitations, plusieurs techniques adaptatives d'égalisation d'histogramme ont été proposées [Pizer 1987, Laine 2000]. Toutefois, le processus adaptatif tend à amplifier le bruit. Ainsi des méthodes locales et adaptatives ont été proposées pour améliorer le contraste au niveau de régions précises et de taille variable. L'idée est d'utiliser une fenêtre ou un masque rectangulaire de petite taille, dont le centre pointe sur le pixel du centre, pour balayer l'image en entier.

Par contre, la plupart des méthodes de rehaussement d'image existantes sont appliquées à des images en niveaux de gris alors que l'évolution de la photographie et de l'imagerie numérique en couleurs deviennent d'un grand intérêt. Le rehaussement du contraste pour les images en couleurs doit donc se développer pour faire face à ce progrès [Koschan 2008]. Dans la pratique, l'image en couleurs ne peut être étudiée que par un traitement d'intensité canal par canal. Cependant, de nombreux problèmes se posent dans cette approche. En effet, chaque canal de l'image en couleurs n'est en fait pas orthogonal aux autres et la luminance et la chrominance ne peuvent être facilement séparées. Ainsi, un traitement de base, canal par canal, donnera souvent lieu à de fausses couleurs dues à une distribution déséquilibrée entre les canaux.

Pour chaque ensemble de pixels autour du pixel central, un histogramme est donc calculé. Par la suite [Wadud et al. 2007] ont proposé une égalisation d'histogramme dynamique (EHD) pour laquelle l'image est subdivisée suivant ses minimums locaux, puis un histogramme d'égalisation est appliqué pour chaque partie. Ces deux dernières méthodes donnent d'assez bons résultats, mais elles demandent un temps de calcul assez important. Ces méthodes dites locales présentent aussi, entre autres, l'inconvénient de produire des discontinuités entre les parties correspondant aux divers blocs traités et de générer une saturation et un sur-rehaussement.

Des efforts ont été menés pour résoudre ces problèmes. Une solution consiste à effectuer une adaptation du voisinage de l'égalisation d'histogramme tel que proposé par [Buzuloiu 2001]. Une autre approche, proposée par [Trahanias 1992], consiste à réaliser un procédé d'égalisation d'histogramme 3D dans le cube rgb. D'autres méthodes intéressantes de rehaussement des couleurs basées sur l'histogramme ont été proposées dans la littérature [Niblack 1986, Pitas 1996]. Dans la méthode [Pitas et Kiniklis 1996], l'égalisation d'histogramme est effectuée uniquement sur les canaux de luminance et de saturation. Cependant, il a été rapporté que la modification du canal de saturation peut conduire à l'apparition d'images artificielles [Buzuloiu 2001]. Dans la méthode proposée par Noblack [Niblack 1986], l'égalisation d'histogramme est réalisée directement dans l'espace de couleur rgb (Rouge, Vert et Bleu), ce qui ne maintient pas une bonne fidélité des couleurs, comme nous l'avons discuté ci-dessus. Pour surmonter ce problème, [Chatterji et Dash 1991] ont proposé une technique d'adaptation locale de rehaussement du contraste qui est contrôlée par des paramètres appelés puissance de contraste et taille de zone contextuelle. L'extension de cette méthode a également été proposée par [Chartterji et Murthy 1997] pour les images en couleur en utilisant l'espace couleur rgb.

Cependant, toutes ces méthodes de rehaussement de contraste conduisent généralement à une distorsion des couleurs. Ces limitations sont principalement dues au fait que les espaces couleur utilisés ne sont pas adaptés au rehaussement de contraste. D'autres espaces couleur perceptuels uniformes ont été considérés dans la littérature. Parmi ces espaces colorimétriques, $\mathrm{CIE\ LAB}$ (Commission internationale de l'éclairage, Luminance et chrominances) est considéré comme une meilleure approximation de la perception du SVH qui est plus sensible au signal de luminance qu'aux signaux de chrominances. Il permet une implémentation simple du

rehaussement de contraste puisque l'image en couleurs peut être efficacement décomposée en luminance et chrominances.

Ainsi, un ajustement de la luminosité concernant seulement la luminance, l'équilibrage de la couleur ou uniquement la chrominance pourrait s'avérer plus réalisable. Généralement, les approches classiques telles l'égalisation d'histogramme ou le *Unsharpening*, ne tiennent pas compte de la sélectivité multi-échelle et directionnelle du SVH. Il a été constaté que l'introduction de l'analyse multi-échelle dans la conception de la méthode de rehaussement d'image donne de bons résultats [Toet 1992, Laine et al. 1995].

I.3. Méthode basée sur l'analyse multi-résolution

Jusqu'à présent de nombreuses transformées utilisant une multi-résolution sont proposées pour s'approcher le plus possible de la représentation la plus idéale et la plus simple du signal étudié. Malheureusement chaque transformée est spécifique d'une certaine catégorie de signal et de l'application envisagée. La transformée de Fourier est, à la base, le point de départ de toutes les transformées existantes. Toutefois, la représentation fréquentielle issue de la transformée de Fourier n'est pas adaptée pour mettre en évidence certaines structures fines qui correspondent aux singularités où sont localisées les informations spatiales les plus pertinents telles que les contours et les textures.

Ces limitations ont conduit au développement des représentations multi-échelle dans le domaine conjoint espace/fréquences-spatiales, plus adéquates et plus commodes pour analyser le contenu du signal image. Le but est de décomposer le signal avec des fonctions bien localisées à la fois dans l'espace et dans le domaine des fréquences spatiales. Parmi ces différentes représentations, la première est la transformée de Fourier avec fenêtre, pour laquelle le signal est multiplié par une

fenêtre lisse (localisée dans l'espace) avant d'être décomposé par transformée de Fourier. La résolution espace-fréquence de cette transformée est fixée une fois que la taille de la fenêtre a été choisie et l'on obtient une série de spectres en balayant l'image avec la fenêtre de lissage.

Cependant, un signal contient des informations pertinentes présentes à des échelles et des résolutions différentes, c'est pour ces raisons que des transformées multirésolution (MR) ont été développées. En général, cette représentation de MR consiste à subdiviser le signal étudié en plusieurs parties dont chacune correspond à une résolution donnée : les détails grossiers correspondent aux résolutions basses (c.à.d. les échelles élevées de la représentation MR). A l'inverse, les détails fins correspondent aux résolutions élevées. De ce fait, les transformées en ondelettes discrète (TOD) ont été proposées. Par la suite, nous allons examiner brièvement diverses transformées multi-échelles.

I.3.1. Décomposition pyramidale

[Burt et Adelson 1984] ont proposé la transformée en pyramide pour un traitement spécifique en multirésolution de l'image et il existe différentes transformées en pyramide telles que la pyramide gaussienne, la pyramide de Laplace [Burt and Adelson 1983], la pyramide morphologique, etc. La pyramide de Laplace consiste à décomposer l'image en plusieurs sous-images de résolution et échelle différentes. Pour chaque niveau, l'image est filtrée puis sous-échantillonnée pour fournir une sous-image d'une échelle inférieure. Effectivement, l'image à sa taille initiale correspond au niveau le plus bas de la pyramide conservant la résolution initiale, alors que la dernière sous-image fournie correspond inversement au niveau le plus élevé contenant des informations à l'échelle la plus faible, comme nous pouvons le constater sur la Fig.I.1.

La pyramide gaussienne est un ensemble d'images filtrés passe-bas $PG_0, PG_1, PG_2, \dots\dots, PG_K$, où PG_0 est l'image originale et PG_{k+1} est une version réduite de PG_k, tel que :

$$PG_{k+1} = REDUCE(PG_k), \quad k = 0,1, \dots, K-1 \qquad (\mathrm{I}-1)$$

L'opération *REDUCE* est un filtrage passe-bas suivis par un sous-échantillonnage d'un facteur deux, à la fois dans les directions verticale et horizontale.

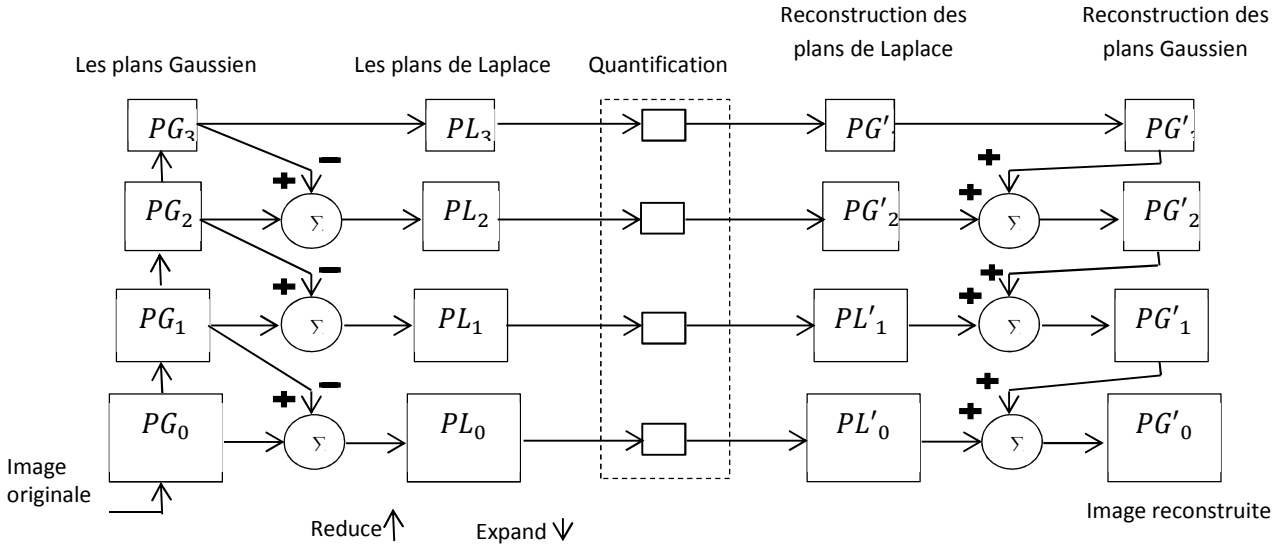


Fig.I. 1 Description de la transformée en pyramide de Laplace

Pour chaque niveau, la pyramide de Laplace $PL_0, PL_1, PL_2, \dots\dots, PL_N$ est obtenue en effectuent la différence entre deux niveaux d'une pyramide gaussienne :

$$PL_k = \begin{cases} PG_k - EXPAND[PG_{i+1}], & k = 0,1, \dots, K-1 \\ PG_k & k = K \end{cases} \qquad (\mathrm{I}-2)$$

L'opération EXPAND est l'inverse de REDUCE, c.à.d. un sur-échantillonnage d'un facteur deux, à la fois dans les directions verticale et horizontale, puis une interpolation utilisant le même filtre passe-bas que dans l'opération REDUCE.

La pyramide de Laplace est une reconstruction parfaite :

$$PG_0 = \sum_{k=0}^{K} EXPAND^k[PL_k] \qquad (\mathrm{I}-3)$$

I.3.2. Transformée en ondelettes

La transformée en ondelettes [Mallat 1998] est la transformée la plus exploitée en traitement des signaux 1D et 2D depuis son développement pour pallier les inconvénients présents dans la transformée de Fourier. La transformée en ondelettes (Fig.I.2) est mathématiquement une représentation des fonctions réelles ou complexes de carré intégrable par une superposition de séries orthogonales ou orthonormales d'ondelettes.

La transformée en ondelettes discrète (TOD) divise le spectre de fréquence de l'image en une image passe-bas « approximation » A_s et trois images passe-bande « détails ». Pour lesquelles :

La 1re est filtrée passe-bas en direction *x* et filtrée passe-haut en direction y, D_s^x.
La 2ème est filtrée passe-bas en direction *y* et filtrée passe-haut en direction x, D_s^y.
La 3ème est filtrée passe-haut dans les deux directions x et y, D_s^{xy}.

Toutes les images sont indexées par l'échelle s et l'orientation θ. Les résolutions spatiale et fréquentielle des images sont respectivement proportionnelles à $\frac{1}{s}$ et s. La structure pyramidale de la décomposition est effectuée en filtrant l'image passe-bas résultante de l'étape précédente A_s, puis en la sous-échantillonnant. La reconstruction de l'image est effectuée dans le sens inverse des étapes précédentes.

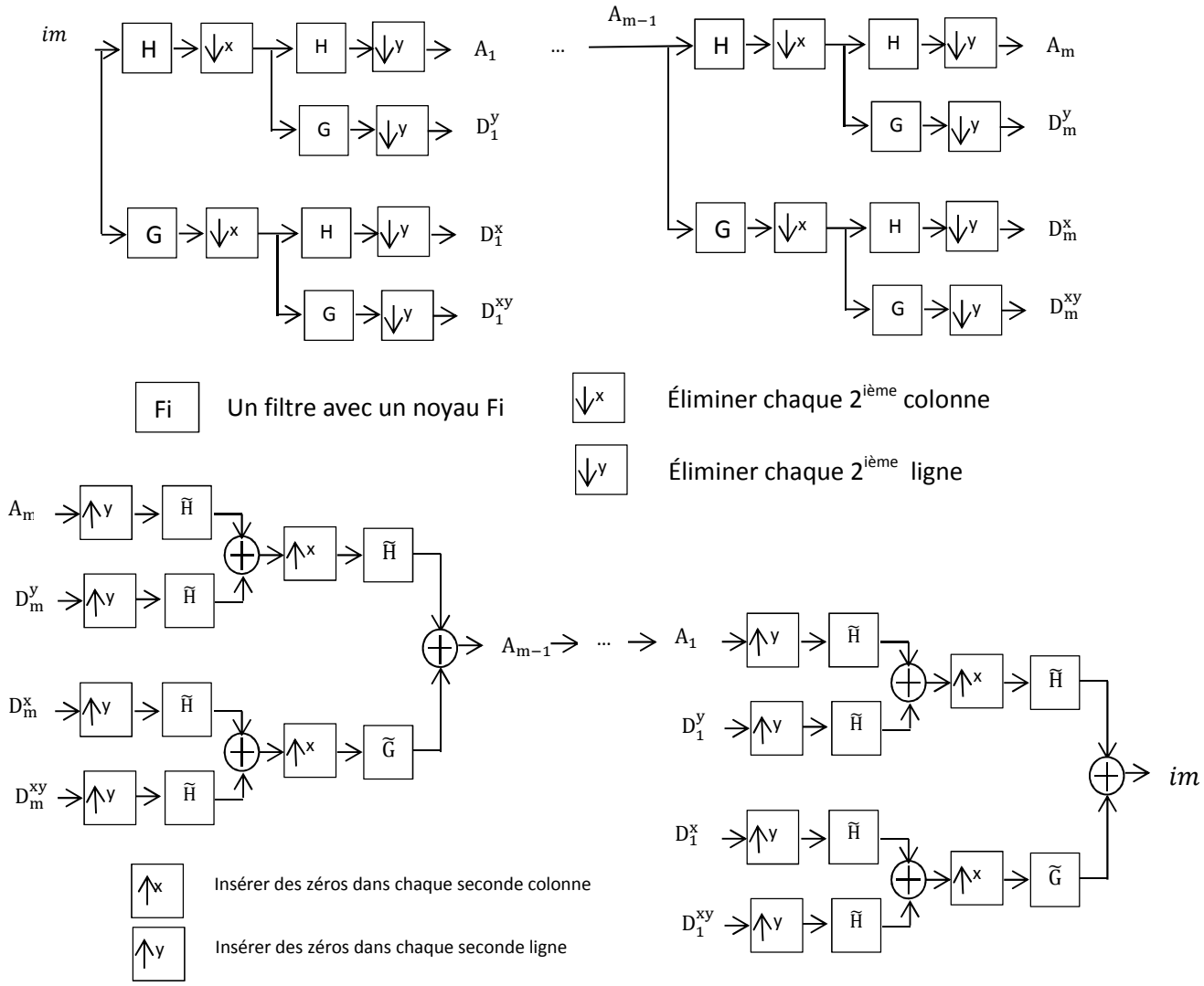


Fig.I. 2 Représentation des bancs de filtre de la transformée en ondelettes. ($\tilde{H}$ et $\tilde{G}$) sont les filtres inverses de H et G. Cependant dans un système orthonormé, H=$\tilde{H}$ et G=$\tilde{G}$,

Durant la décennie précédente, une infinité de méthodes de rehaussement des signaux 1D/2D exploitant les avantages de la transformée en ondelettes ont été développées. Généralement toutes ces méthodes de rehaussement procèdent ainsi :

1- Une décomposition du signal 1D/2D avec la transformée en ondelettes discrète est effectuée.
2- Une fonction linéaire ou non linéaire est appliquée aux coefficients obtenus en étape 1.
3- Une reconstruction avec la transformée inverse en ondelettes discrète des nouveaux coefficients permet d'obtenir un nouveau signal bien rehaussé.

Une méthode de rehaussement d'image en couleurs basée sur le SVH en utilisant l'analyse multi-échelle a été développée par [Huang et al. 2004]. [Xianghong et al. 2007] ont également proposé une autre méthode multi-échelle pour les applications médicales d'image en couleurs. Une méthode basée sur les ondelettes, utilisant certaines caractéristiques du SVH, a été proposée par [Xiao et Ohya 2007].

Tous ces procédés partagent deux points communs, à savoir une transformation multi-résolution et une transformation de l'espace couleur. Puis le rehaussement du contraste est appliqué à des résolutions différentes dans les espaces couleur alternatifs au lieu de l'espace initial rgb. L'image en couleur rehaussée est ensuite reconstruite par la transformation inverse de ces coefficients rehaussés. Cependant, certains inconvénients de la transformée en ondelettes ont été mentionnés, comme l'impossibilité de prendre en compte la rotation, la translation et l'orientation. Un autre aspect qui pourrait être pris en compte dans l'analyse d'image est la sélectivité directionnelle. Il a été constaté que lors de l'utilisation de l'analyse multi-échelle et multidirectionnelle, de meilleurs résultats de rehaussement du contraste pouvaient être obtenus [Wu 1998].

De nouvelles approches basées sur l'analyse multi-échelle du signal ont été proposées pour le rehaussement du contraste. Ces approches sont basées sur la décomposition en ondelettes [Mallat 1992, Laine 1993, Qian 1995]. L'idée de ces approches est d'appliquer une fonction de représentation linéaire ou non-linéaire aux différents coefficients résultant de la décomposition de la transformée en ondelettes. Cependant il existe différentes ondelettes, de propriétés différentes, qui ont donc donné naissance à plusieurs transformées en ondelettes discrètes et énormément d'algorithmes de rehaussement de contraste des images de mammographie. Mallat et Zhong sont parmi les premiers à innover avec la transformée en ondelettes redondante en 1992.

Cette transformée présente des propriétés de localisation et de sélectivité fréquentielle permettant de zoomer en profondeur des détails de forme et de taille variées et de bien caractériser les images de mammographie. Le gradient des coefficients des ondelettes a été amplifié avec la méthode proposée par [Laine et al. 1994, 1995a et 1995b].

D'autre méthodes de rehaussement de contour ont utilisé le même type de transformée en ondelettes avec sa représentation multi-échelle des contours. [Lu 1994, Sakellaropoulos 2000, 2003]. La méthode de Sakellaropoulos introduit en plus une estimation d'un seuil optimal local multi-échelle. Cette approche a été reprise, mais en utilisant un seuil estimé de la variance de l'arrière-plan de la partie cible de l'image de mammographie associée à un filtre homomorphique [Kang 2004]. Suivant la même idée, une autre méthode, traitant à la fois le bruit et le rehaussement de contraste et utilisant aussi la transformée en ondelettes dyadiques a ensuite été proposée par [Mencattini et al. 2008].

Deux nouvelles approches de rehaussement ont été introduites par [Agaian et al. 2010]. La première est une méthode de rehaussement globale utilisant le filtre moyen *alpha-trimmed* comme technique pour affiner les images médicales. La deuxième méthode, par contre, est locale et elle consiste à utiliser une cascade de masques flous pour sélectionner les hautes fréquences de l'image afin qu'elles puissent être rehaussées en utilisant l'algorithme de rehaussement de contraste adaptatif ACE modifié.

[Heinlein et al. 2003] ont proposé une technique de rehaussement des microcalcifications dans les images de mammographies. Cette technique appelée ondelettes intégrées, produit une nouvelle méthode de discrétisation de la transformée en ondelettes continue (TOC) 2D qui permet d'adapter le banc des filtres en ondelettes à la taille et à la forme des micro-calcifications. Le rehaussement est appliqué comme une opération au niveau des coefficients issus de la décomposition. Par la suite la méthode proposée par [Heric et Potonic 2006], utilisant la transformée en ondelettes directionnelles, a produit de meilleurs résultats de rehaussement du contraste. La méthode consiste à reconstruire l'image rehaussée à partir des niveaux de gris de l'image originale correspondant aux points singuliers détectés et affinés par un seuil adaptatif calculé en utilisant la mesure du maximum d'entropie (Ce seuil permet de distinguer les points contour des points bruit).

Cependant la morphologie que présente la densité des tissus du sein est à la fois molle et dense. La compression au maximum du sein pour une meilleure prise d'image de mammographie, génère un chevauchement de ces différents tissus qui se traduit par un contraste très faible avec des détails subtils peu discernables. Ce procédé se rapproche énormément des ensembles flous, ce qui a motivé plusieurs chercheurs à proposer des algorithmes de rehaussement de contraste de mammographie à base de logique floue, permettant ainsi une meilleure distinction

entre ces différents tissus en associant à chacun un traitement de rehaussement et/ou d'atténuation approprié.

I.4. Méthode à base de logique floue

Le rehaussement de l'image à base de logique floue est la représentation d'une image en niveaux de gris sur un plan d'ensemble flou, utilisant une certaine forme de fonction d'appartenance [Li 1989]. La fonction d'appartenance caractérise une propriété d'une image (par exemple le contour), et le processus est connu sous la dénomination de *fuzzification* de l'image.

Les valeurs d'appartenance sont alors modifiées de façon à améliorer le contraste. Les valeurs d'appartenances modifiées sont ensuite transformées inversement à travers le processus de *défuzzification* pour produire l'image rehaussée.

Tous les algorithmes de rehaussement à base de logique floue suivent les mêmes étapes de base, représentées sur la Fig. I.3.

Plusieurs approches de rehaussement à base de logique floue ont été proposées, en utilisant diverses fonctions d'appartenance. Une étude comparative présentant différents algorithmes de rehaussement des images de mammographie basés sur la théorie des ensembles flous est donnée par [Hassanien 2003].

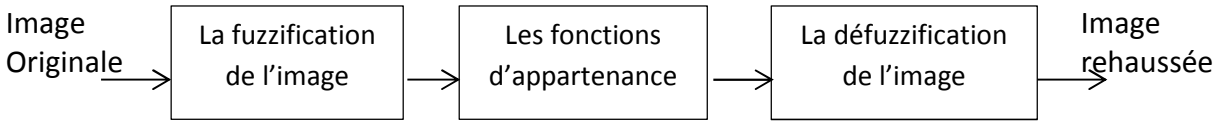


Fig.I. 3 Schéma du rehaussement avec la logique floue

[Aboul Ella et Amr 2003] ont aussi effectué une étude comparative de plusieurs méthodes de rehaussement des images de mammographie à base de la théorie des ensembles flous. Ils les ont classées en cinq algorithmes distincts. En premier,

l'algorithme de distribution des possibilités, en deuxième l'algorithme avec un opérateur d'amplification du contraste, en troisième l'algorithme d'hyperbolisation floue de l'histogramme, en quatrième l'algorithme à base de règles floues « si-alors » et en dernier l'algorithme adaptatif local du contraste local.

L'article [Lyon 2004] présente aussi sept différentes méthodes de rehaussement basées sur la logique floue des différentes lésions présentes dans le sein, entre autre les masses et les micro-calcifications. Il propose d'appliquer une classification à partir de l'histogramme du type de densité des tissus du sein pour lui appliquer ensuite la méthode la plus appropriée parmi l'une des méthodes à base de logique floue qui existent déjà.

D'autres approches de rehaussement des images de mammographie à base de logique floue ont ensuite été développées. Parmi celles-ci, l'approche proposée par [Michael 2004], qui consiste à associer la logique floue à une analyse morphologique avec des éléments structurants non plans, puis celle proposée par [Wirth 2005] et encore celle de [Renbin Peng 2008] qui consiste à ne rehausser avec la logique flou que des régions d'intérêts (ROI) bien sélectionnées.

Au-delà de ces approches, il y a toujours un grand intérêt pour des méthodes de rehaussement de contraste inspirées du SVH. En effet, depuis la publication de la première version de la théorie de retinex (**ret**ina et cort**ex**) par [Land 1964], plusieurs méthodes basées sur le SVH ont été proposées pour le rehaussement d'images en couleurs. Certaines approches basées sur la théorie de retinex, telles que la méthode de retinex à une seule échelle (SSR) [Jobson et al. 1997], ont été proposées. L'idée a été développée et améliorée par [Meylan et Süsstrunk 2006] et plus tard par [Choi et al. 2007] en introduisant dans le schéma de la SSR un processus de filtrage adaptatif. Une autre amélioration de Retinex où l'aspect multi-échelle avec contrôle de la

distribution des nuances de gris afin de maintenir l'apparence naturelle des couleurs a été proposée dans [Chen et Beghdadi 2009, 2010].

I.5. Rehaussement de contraste par approche perceptuelle

L'objectif principal du rehaussement de contraste est de définir et de quantifier une mesure du contraste en fonction de la nature de l'image. On l'utilisera par la suite comme moyen de mise en évidence visuelle des détails subtils pour créer ainsi des méthodes directes. Dans les méthodes indirectes, le rehaussement du contraste est effectué sans lui attribuer de définition bien particulière.

Toutefois, le rehaussement de contraste ayant tendance à amplifier le bruit, beaucoup d'efforts ont été par la suite engagés pour développer des méthodes adaptatives atténuant le bruit. Nous allons décrire par la suite les définitions de contraste les plus utilisées dans la plupart des méthodes de rehaussement de contraste. Toutes ces définitions sont inspirées de la compréhension du modèle de l'anatomie du système visuel humain.

I.5.1. Système visuel humain

Le système visuel humain (SVH) peut être présenté comme une boîte noire dont le fonctionnement est assez difficile à cerner. Pour éclaircir ce mécanisme, nombre de chercheurs, de toutes disciplines confondues mais complémentaires, tels des psychologues, des philosophes, des experts en intelligence artificielle ou en vision artificielle ont effectué de nombreuses analyses statistiques associées à différentes expériences en collaboration avec des neurochirurgiens. Toutefois, le fonctionnement exact du SVH n'est jusqu'à présent pas complètement résolu. Le système visuel humain est constitué de tous les éléments qui permettent à l'information visuelle d'aller de l'œil (voir ci-dessus Fig.I.4) au cerveau.

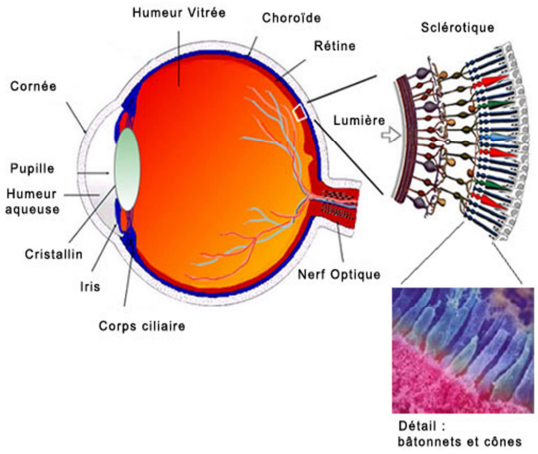


Fig.I. 4 Coupe horizontale d'un œil humain

Le SVH comporte quatre composantes en série décrites ci-dessous :

a- Capteur

La première composante est le système optique qui représente le capteur des signaux lumineux. Elle est constituée des éléments suivants :

- La cornée (Un dioptre sphérique convexe)

La cornée sert à préserver l'œil du milieu extérieur. Elle concentre les rayons lumineux vers la rétine.

- L'iris (Le diaphragme optique)

La variation de son ouverture permet de laisser passer l'intensité lumineuse adaptée.

- Le cristallin (Lentille à focale variable)

Il oriente le flux lumineux vers la rétine là où les cellules photo-réceptrices sont disposées (les cônes et les bâtonnets).

b- Conversion

La tâche de conversion s'effectue aux niveaux des différentes composantes suivantes :

- La rétine

Elle sert à convertir la lumière capturée par les cellules photoréceptrices en signaux nerveux (électriques) via le nerf optique. Avant d'atteindre la couche des photorécepteurs de la rétine, la lumière traverse plusieurs autres couches de neurones. (voir Fig.I.5). Chaque couche est constituée de différentes cellules (les cellules ganglionnaires, les cellules bipolaires, les cellules horizontales et les cellules amacrines).

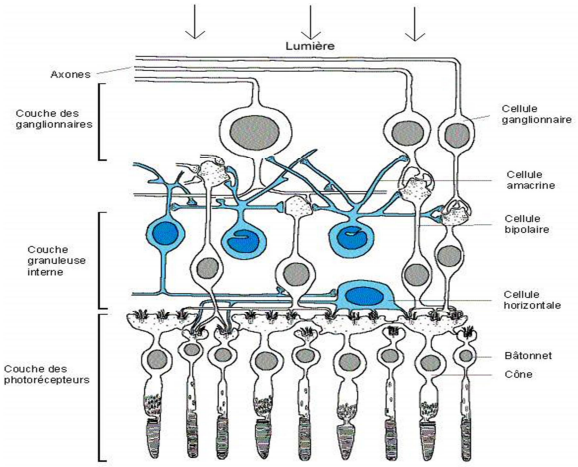


Fig.I. 5 L'anatomie de la rétine

La rétine possède essentiellement deux types de récepteurs :

- Les cônes

Ils sont disposés autour de la fovéa, l'arrivée du nerf optique, avec une répartition décroissante c.à.d. que leur densité décroît au fur et mesure que l'on s'éloigne de cette zone. Ils sont au nombre d'environ 6 millions et ne sont sensibles qu'aux détails. Ils permettent la vision des couleurs.

- Les bâtonnets

A l'inverse des cônes, ils sont positionnés en dehors de la zone fovéale et en quantité beaucoup plus importante. Ils sont, quant à eux, sensibles aux basses

luminances (vision floue et grossière), mais pas aux couleurs et interviennent dans la vision nocturne (monochrome).

- La transmission

Les différentes informations recueilles à la rétine sont transmises via le nerf optique qui transporte l'information au cortex visuel, tout en passant par le chiasma optique et les corps genouillés latéraux.

- Le chiasma

Les informations recueillies de l'œil droit et de l'œil gauche sont croisées, sans être pour autant mélangées, et le chiasma les transmet aux corps genouillés latéraux.

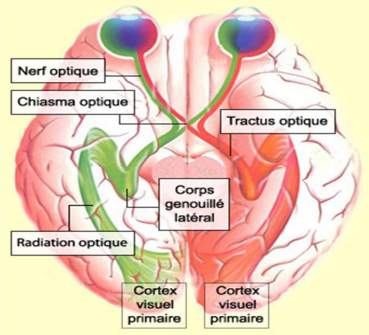


Fig.I. 6 Schéma des voies visuelles

- Les corps genouillés (géniculés) latéraux (CGL)

Divers catégories de neurones dont chacun présente un rôle bien défini (M, K et P) constituent les corps genouillés latéraux. Ils sont le relais de l'information entre le chiasma et le cortex visuel primaire (voir Fig.I.6).

c- Décryptage

Une fois les signaux reçus, ils sont décryptés et analysés par le cortex visuel. Ce dernier se compose de plusieurs aires (parties). Les signaux des CGL sont reçus par l'aire V1 qui effectue une sélection fréquentielle et directionnelle à ce niveau (sachant que l'aire V1 est la zone la plus connue jusqu'à présent). Cependant, les autres aires

ont aussi chacune des tâches bien définies telle que le codage des couleurs, des formes, la direction du mouvement, etc.

I.5.2. Contraste

Le contraste est l'un des paramètres les plus étudiés dans les expériences psycho-visuelles et aussi le plus exploité dans les mesures de qualité d'image. Plusieurs définitions ont été proposées depuis celle de Michelson. Mais aucune définition universelle n'est connue à ce jour. Toutes les définitions proposées expriment le contraste comme une mesure relative de variation de luminance d'une région (luminance de la cible) par rapport aux luminances des régions qui l'entourent (luminance du fond). En effet, un carré, de luminance moyenne, présenté sur un fond foncé apparait plus clair que ce même carré présenté sur un fond clair (Fig.I.7).

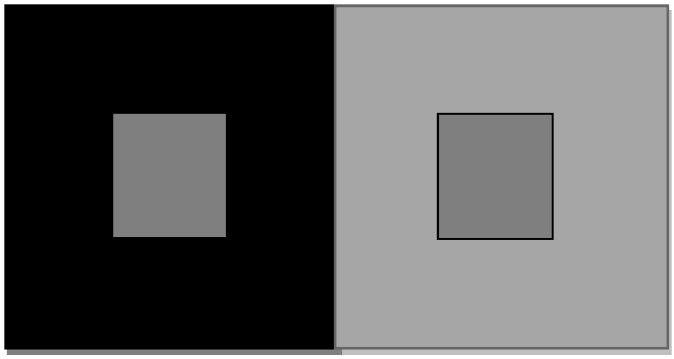


Fig.I. 7 Contraste de la luminosité

Le contraste généralement utilisé dans les modèles du SVH dépend de plusieurs paramètres comme la forme, la fréquence spatiale, l'orientation du stimulus utilisé et aussi la complexité du voisinage. Par la suite nous allons décrire quelques définitions de contraste qui existent dans la littérature.

a- Contraste de Weber-Fechner

Nous percevons un écart minimum ΔL pour une cible de luminance $L + \Delta L$ dans un fond de luminance L comme représenté en Fig.I.8 et défini ainsi C_W :

$$C_W = \frac{\Delta L}{L} \qquad (\mathrm{I}-4)$$

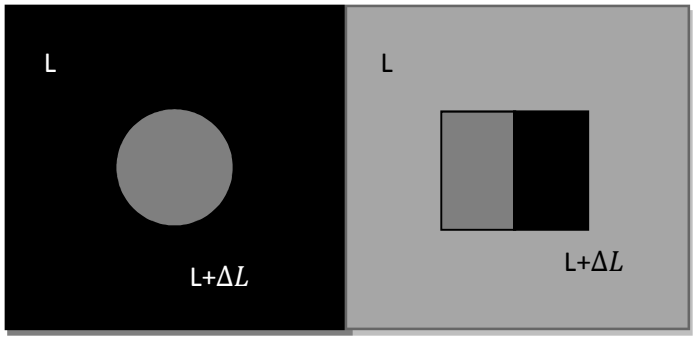


Fig.I. 8 Pour chaque valeur de L, on relève l'écart minimum décelable ΔL

Cet écart ΔL est appelé le seuil de détection en luminance ou JND (*Just Noticeable Difference)*

Malheureusement cette définition ne peut être utilisée que pour un stimulus qui se compose d'un incrément ou décrément ΔL sur un fond uniforme de luminance L mais cette situation est rarement rencontrée dans la réalité.

b- Contraste de Michelson

La définition de Michelson [Michelson 1927] est souvent utilisée dans les expériences psycho-visuelles. Elle utilise des motifs périodiques, tels que des sinusoïdes, dont la luminance varie entre L_{min} et L_{max}. Le contraste de Michelson C_M est défini comme suit :

$$C_M = \frac{L_{max} - L_{min}}{L_{max} + L_{min}} \qquad (\mathrm{I}-5)$$

Si $L_{max} = L + \Delta L, L_{min} = L - \Delta L$, on a alors $C_M = \Delta L / L$.

Ces deux définitions de contraste ne peuvent être comparées puisque le contraste de Weber-Fechner varie entre -1 et ∞ alors que celui de Michelson varie entre 0 et 1 et ils ne sont en aucun cas adaptés aux images numériques ou aux signaux complexes puisqu'ils ne prennent pas en considération une variation quelconque de la luminance mais seulement les signaux simples du type incrément ou signal sinusoïdal.

c- Contraste de Moon-Spencer (1943)

[Moon et Spencer 1943, 1944] ont exploité les travaux de Holladay et de Hecht pour définir un contraste de luminance d'un objet noyé dans un fond de luminance non uniforme, ainsi représenté en Fig.I.9.

L'idée est que tout fond non uniforme peut être représenté par un autre fond de luminance uniforme produisant le même effet perceptuel. Ainsi ils ont défini la luminance d'adaptation L_A.

$$L_A = 0{,}932\, L_{cr} + 0{,}077\, L_B \qquad (\mathrm{I}-6)$$

où L_A : Luminance d'adaptation,

L_{cr} : Luminance de la couronne, et L_B : Luminance du fond.

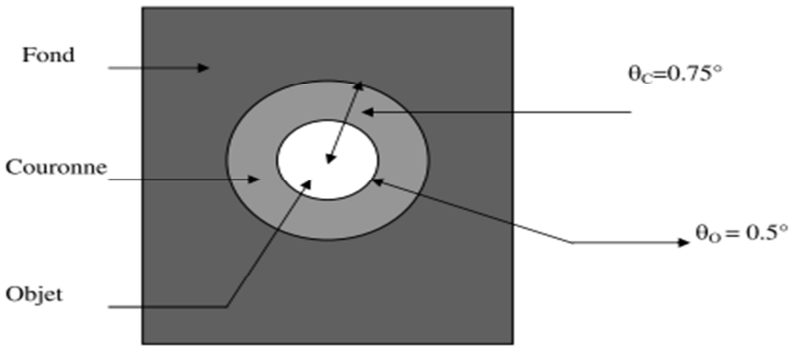


Fig.I. 9 Représentation 2D de l'image fovéale dans le modèle de Moon-Spencer

Cette définition a été utilisée dans quelques méthodes de filtrage et de segmentation d'images numériques [Belkacem-Boussaid et al. 1996, 2000].

d- Contraste de Gordon

Le contraste proposé par [Gordon et Rangayan, 1984] a connu aussi un énorme succès. Gordon l'a utilisée pour rehausser le contraste des images de mammographie. Le principe du contraste C_G présenté en Fig.I.10 est défini comme suit :

$$C_G = \frac{|\mu_T - \mu_B|}{|\mu_T + \mu_B|} \qquad (\mathrm{I}-7)$$

La taille de fenêtre de balayage tw regroupe un nombre de pixel de la cible pour calculer leur moyenne (μ_T) et une fenêtre de taille $3.tw$ représente le fond (μ_B). Cependant, plus la taille de la fenêtre cible est grande plus sa moyenne est étendue, ce qui produit alors une image à contraste C_G visuellement floue.

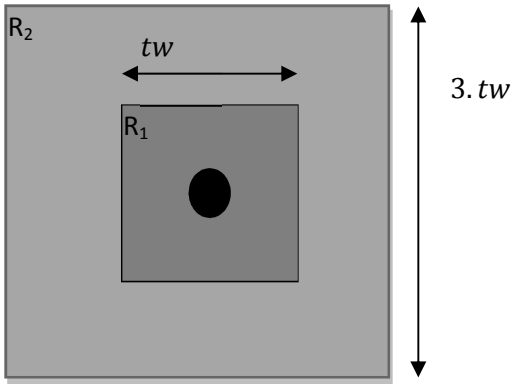


Fig.I. 10 Contraste de Gordon

Un exemple d'application de cette mesure de contraste est présenté en Fig.I.11.c.

e- Contraste de Beghdadi et Le Négrate

En se basant sur cette idée de contraste local, [Beghdadi et Le Négrate 1989] ont proposé une définition du contraste local qui tient compte de la forte sensibilité du

SVH aux contours des objets. Ils ont intégré dans la mesure du contraste local la moyenne des intensités des contours localisés dans une fenêtre de balayage de taille bien déterminée. Ainsi pour chaque pixel (i,j), le contraste local C_{BN}est présentée en Fig.1.11.d et défini par :

$$C_{BN}(i,j) = \frac{\left|im(i,j) - \overline{Ed}(i,i)\right|}{\left|im(i,j) + \overline{Ed}(i,j)\right|} \qquad (\mathrm{I}-8)$$

où $im(i,j)$ est le niveau de gris du pixel central (i,j) et $\overline{Ed}(i,j)$ est le niveau de gris moyen des contours estimé dans la fenêtre d'analyse Ω à l'aide de l'expression :

$$\overline{Ed}(i,j) = \frac{\sum_{(i_1,j_1)\in\Omega_{ij}} \gamma\big(\Delta(i_1,j_1)\big).\, im(i_1,j_1)}{\sum_{(i_1,j_1)\in\Omega_{ij}} \Delta(i_1,j_1)} \qquad (\mathrm{I}-9)$$

où γ est une fonction de pondération et $\Delta(i_1,j_1)$ le gradient obtenu par application d'un des opérateurs classiques de détection de contours tel que Sobel, Prewitt ou Rosenfeld.

f- Contraste de Peli

L'image est décomposée en plusieurs canaux au moyen d'un banc de filtres passe bande de type Gabor. [Peli 1990]

$$im_k(i,j) = im(i,j) * h_k(i,j) \qquad (\mathrm{I}-10)$$

h_k est la réponse impulsionnelle du filtre correspondant au $k^{ième}$ canal.
im_k est l'image passe bande de l'image originale im.

Le contraste C_P au point (i,j) de la bande *k* est présenté en Fig.1.11.e et défini comme suit :

$$C_p^k(i,j) = \frac{im_k(i,j)}{im_0(i,j)} \qquad (\mathrm{I}-11)$$

où im est l'image passe bas de l'image originale im_o.

g- Contraste pyramidal

L'image est analysée au moyen de la décomposition multirésolution de type pyramide gaussienne. [Burt et Adelson 1983]. Le contraste C_{pyr}^{s} de l'échelle s est présenté en Fig.1.11.f et défini comme suit

$$C_{pyr}^{s} = \frac{PG_k^s - PL_k^s}{PG_k^s + PL_k^s} \qquad (\mathrm{I}-12)$$

PG_k^s est l'image issue de la pyramide gaussienne du niveau k et de résolution s.
PL_k^s est l'image issue de la pyramide de Laplace [Jolion 1994].

h- Contraste de Beghdadi et Belkacem-Boussaid

Le contraste de [Belkacem-Boussaid et Beghdadi 2000] C_{BB} est une combinaison entre l'analyse multicanale et le modèle de [Moon et Spencer 1945], où l'image est analysée au moyen d'un banc de filtres de Gabor directionnels :

$$\Delta L(i,j) = \frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K} im_k(i,j) \quad (\mathrm{I}-13)$$

La luminance de la couronne, ou le voisinage immédiat :

$$L_{cr}(i_1,j_1) = \frac{\sum_{(i,j)\in\Omega_{i_1j_1}^{\mathrm{cr}}} I(i,j).\psi_{i_1j_1}(i,j)}{\sum_{(i,j)\in\Omega_{i_1j_1}^{\mathrm{c}}} \psi_{i_1j_1}(i,j)} \qquad (\mathrm{I}-14)$$

$$\psi_{i_1j_1}(i,j) = \sqrt{(i-i_1)^2 + (i-j_1)^2} \qquad (\mathrm{I}-15)$$

$$\Omega_{i_1 j_1}^{cr} = \{(i,j) \,/\, d_1 < d\{(i_1,j_1),(i,j)\} \leq d_1 + d_2\} \qquad (\mathrm{I}-16)$$

$\Omega_{i_1 j_1}^{cr}$ est l'ensemble des points de la couronne, $d\{(i_1,j_1),(i,j)\}$ est la distance euclidienne associée aux deux points. $\psi_{i_1 j_1}(i,j)$ donne plus de poids aux pixels voisins et moins aux pixels éloignés.

$$C_{BB}\,(i,j) = \frac{\Delta L(i,j)}{L_{cr}\,(i,j)} \qquad (I-17)$$

i- Contraste de Tadmor et Tolhurst

Le modèle DoG (différence de gaussiennes) utilisé comme mesure locale du contraste est modifié et adapté aux images naturelles par [Tadmor et Tolhurst en 2000]. Le contraste C_{TT} est présenté en Fig.1.11.g et défini comme suit :

$$C_{TT} = \frac{ra_{ct}(i,j)}{ra_{sr}(i,j)} \qquad (\mathrm{I}-18)$$

Quand le point central du champ récepteur est placé à la position (i,j), la sortie du composant central est calculée par :

$$o_{ct}(i,j) = \sum_{i_1}\sum_{j_1} centre(i-i_1, j-j_1).im(i_1,j_1) \qquad (\mathrm{I}-19)$$

tandis que la sortie de la composante avoisinante est :

$$o_{sr}(i,j) = \sum_{i_1}\sum_{j_1} avoisinante(i-i_1, j-j_1).im(i_1,j_1) \qquad (\mathrm{I}-20)$$

où $im(i,j)$ est le niveau de gris à la position (i,j).

La sensibilité spatiale dans le centre des champs récepteurs est décrite par une gaussienne bidimensionnelle avec une amplitude unitaire :

$$centre(i,j) = e^{\left(-\left(\frac{i}{r_{ct}}\right)^2 - \left(\frac{j}{r_{ct}}\right)^2\right)} \qquad (\mathrm{I}-21)$$

Le rayon r_{ct} représente la distance pour laquelle la sensibilité diminue d'un facteur $1/e$ par rapport au niveau maximal.

La composante avoisinante est représentée par une autre courbe gaussienne, avec un rayon plus large r_{sr}.

$$avoisinante(i,j) = 0.85\left(\frac{r_{ct}}{r_{sr}}\right)^2 e^{\left(-\left(\frac{i}{r_s}\right)^2 - \left(\frac{j}{r_s}\right)^2\right)} \qquad (\mathrm{I}-22)$$

Le modèle conventionnel DoG assume que la réponse du neurone dépend uniquement de la différence de la luminance locale ΔI entre le centre et l'avoisinant. Après le processus d'adaptation des cellules de la rétine à la lumière, le gain des cellules ganglionnaires de la rétine et des neurones des corps genouillés latéraux (CGL) dépend de la moyenne de la luminance locale *L*.

j- Contraste de Rizzi RAMMG

[Rizzi et al. 2004] développe une mesure de contraste C_{RAMMG} très simple et efficace, capable d'estimer le contraste des composantes locales et globales.

L'idée est :

- Utiliser une décomposition multi-échelle de l'image dans l'espace couleur CIELAB.

- Calculer le contraste local de chaque pixel du canal de luminance en prenant la moyenne de la valeur absolue de la différence entre la valeur du pixel (i, j) et les valeurs des 8 pixels voisins.
- Produire une carte de contraste pour chaque niveau séparément.
- Effectuer la moyenne du contraste de chaque niveau de la pyramide pour obtenir la mesure finale globale :

$$C_{RAMMG} = \frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K} \bar{C}_k \text{ avec } \bar{C}_k = \frac{1}{i_{max} j_{max}} \sum_{i=1}^{i_{max}} \sum_{j=1}^{j_{max}} C(i,j) \qquad (\mathrm{I}-23)$$

où : $\overline{C_k}$ est le contraste moyen du niveau k et K est le nombre de niveaux dans la pyramide.

$C(i,j)$ est le contraste local de chaque pixel (i,j) avec i_{max} et j_{max} indiquent respectivement la hauteur et la largeur de l'image.

k- Contraste de Rizzi RSC (Retinal-like subsampling contrast)

Par la suite [Rizzi et al. 2008] propose une autre mesure de contraste C_{RSC} qui utilise aussi la décomposition en pyramide dans l'espace CIELAB mais en calculant le contraste de chaque pixel des 3 canaux de la luminance l et des chrominances ab avec la Différence des Gaussienne (DoG) définie au paragraphe § 1.5.3.i. Ensuite, les 3 mesures sont combinées avec différents poids α, β et γ pour donner la mesure globale comme suit :

$$C_{RSC} = \alpha . C_l^{RSC} + \beta . C_a^{RSC} + \gamma . C_b^{RSC} \qquad (\mathrm{I}-24)$$

l- Contraste de Simone WLF (Weighted Level Framework)

Peu après [Simone et al. 2009] développent une mesure de contraste C_{WLF} comme une amélioration de la précédente mesure de contraste de Rizzi. Cette amélioration consiste à utiliser un filtre d'anti-chevauchement dans la reconstruction pyramidale, associé à une pondération des cartes du contraste local lors de la combinaison :

$$C_c = \frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K} \lambda_k \bar{C}_k \qquad (\mathrm{I}-25)$$

où λ_k est le poids assigné à chaque niveau *k* et *c* indique le canal appliqué suivant l'espace couleur choisi. La mesure globale finale est définie comme suit :

$$C_{WLF} = \alpha.C_1 + \beta.C_2 + \gamma.C_3 \qquad (\mathrm{I}-26)$$

Les paramètres λ_k, α, β et γ sont calculés à partir de l'image traitée.

Une expérience psychophysique montre clairement une amélioration des mesures de contraste quand le paramètre λ_k est calculé comme la variance de l'image du canal correspondant c.

m- Contraste de Tang et Peli

L'idée, proposée par [Tang et al. 2003] consiste à appliquer la transformée en cosinus discrète (DCT) à des blocs 8x8 de l'image originale. Il en résulte des coefficients d_{kl} arrangés de la gauche vers la droite et de haut en bas selon une croissance des fréquences spatiales. Le système visuel humain est connu pour être plus sensible aux variations des hautes fréquences qu'à celles des basses fréquences. Ainsi les coefficients obtenus sont classés en 15 bandes de fréquences différentes. La mesure du contraste local C_{TP} est présentée en Fig.1.11.b et définie comme suit :

$$C_{TP} = \frac{E_n}{\sum_{t=0}^{n-1} E_t} \text{ avec } E_t = \frac{\sum_{k+l=t} |d_{k,l}|}{N} \quad et \;\; N = \begin{cases} t+1, & t < 8 \\ 14 - t + 1, & t \geq 8 \end{cases} \quad (\text{I} - 27)$$

La n[ième] bande correspond au coefficient d_{kl} avec $n = k + l.$, où $k, l = 0,1, \ldots .7$.

n-Modèle basé sur la représentation multirésolution et multidirectionnelle

D'après des expériences neurophysiologiques [De Valois 1990], les cellules du cortex visuel humain primaire fonctionnent globalement de la même façon, mais chacune réagit plus spécifiquement à des gammes de fréquences spatiales différentes sur une largeur de bande presque constante (1 octave sur une échelle logarithmique) et à des directions différentes (de 30° pour les hautes fréquences à 60° pour les basses fréquences) [Daly 1993].

Ce phénomène se traduit par l'existence de canaux visuels et a été modélisé par un banc de filtres passe-bande directionnels. Chaque filtre réagit à des fréquences et des orientations bien déterminées. Le banc de filtres est alors composé de filtres passe-bande en fréquences spatiales radiales, appelés canaux ou couronnes. Chaque canal est divisé en plusieurs secteurs correspondant à des gammes d'orientations différentes.

Cette sélectivité fréquentielle et directionnelle du banc de filtres a donné naissance à différentes définitions de contraste en utilisant ainsi les différentes transformées multi-échelle et multirésolution comme les ondelettes, le cortex et la pyramide.

A l'issue de cette étude de l'état de l'art de ces différentes mesures de contraste, nous avons choisi la mesure basée sur le concept multiéchelle et multidirectionnel, méthode qui se rapproche plus du mécanisme du SVH. Nous avons

proposé d'utiliser la transformée en pyramide orientée pour calculer un contraste multiéchelle et multidirectionnel dans la méthode proposée au chapitre IV § VI.2.c de la deuxième partie de ce manuscrit.

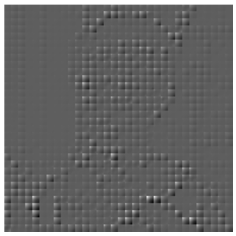
Par la suite, les caractéristiques des différentes méthodes de mesure de contraste sont données en tableau.I.1 et un exemple d'application de ces différentes méthodes de mesure de contraste est présenté en Fig.I.11.

Nom	Stimulus	Image	Local	Multirésolution	Multidirectionnelle
Contraste de Weber-Fechner	X				
Contraste de Michelson	X				
Contraste de Moon-Spencer		X			
Contraste de Gordon		X	X		
Contraste de Beghdadi-Boussaid et LeNegrate		X	X		
Contraste de Peli		X	X		X
Contraste pyramidal		X	X	X	
Contraste de Tang et Peli		X	X	X	
Contraste basé sur la représentation multirésolution et multidirectionnelle		X	X	X	X

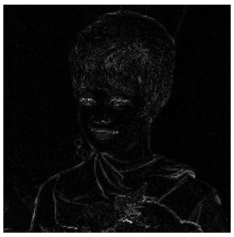
Tableau. I. 1 Les caractéristiques des différentes méthodes de mesure de contraste



(a) Image originale



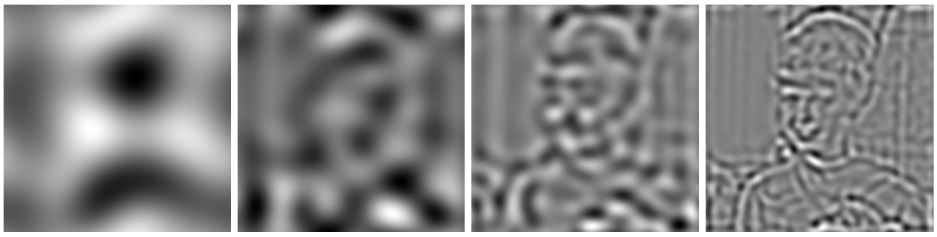
(b) Contraste de Tang et Peli



(c) Contraste de Gordon



(d) Contraste de Beghdadi-Boussaid et LeNegrate



(e) Contraste de Peli pour 4 résolutions



(f) Contraste pyramidal pour 4 niveaux



(g) Contraste Tadmor et Tolhurst pour 4 niveaux

Fig.I. 11 Les différentes méthodes de mesure de contraste

I.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté un état de l'art des techniques de rehaussement de tout type d'image. Pour prendre en compte la finalité de cette thèse et en étudiant la littérature, nous avons établi un état de l'art pour 4 techniques fondamentales.

En premier, les méthodes à base de traitement d'histogramme ont été décrites en détails. Par la suite, les méthodes basées sur la transformée multirésolution ont été détaillées pour les différentes transformées comme la pyramide, les ondelettes et la pyramide orientée. Puis ensuite, les méthodes à base de logique floue ont été présentées. En dernière partie de ce chapitre, les méthodes basées sur la définition du contraste ont été mises en avant.

Nous avons alors pu associer la vision inspirée de l'anatomie du système visuel humain et les différentes définitions de contraste pour élaborer par la suite des méthodes de rehaussement de contraste multi-échelle, multidirectionnelle, perceptuelle et adaptative.

Chapitre II
Évaluation des méthodes de rehaussement

Sommaire

II.1. INTRODUCTION 71

II.2. QUALITÉ D'IMAGE SUBJECTIVE 72

II.2.1. FACTEURS INFLUANT SUR L'ÉVALUATION SUBJECTIVE 73

II.2.2. PROTOCOLES SUIVIS LORS DE L'ÉVALUATION SUBJECTIVE 73

II.2.3. MOS "MEAN OPINION SCORE" 77

II.3. ÉVALUATION DE LA QUALITÉ DU REHAUSSEMENT DES IMAGES *77*

II.3.1. MESURES DE REHAUSSEMENT DE CONTRASTE 78

II.3.2. MESURES DE REHAUSSEMENT DES IMAGES DE MAMMOGRAPHIE 81

II.4. CONCLUSION 90

II.1. Introduction

La notion de qualité d'image est avant tout une notion subjective qui dépend de la perception visuelle de l'être humain. Malheureusement le mécanisme de la vision humaine reste encore un problème inachevé à tel point que, jusqu'à présent, aucune modélisation satisfaisante n'a été réussie, en raison de la difficulté à contrôler tous les différents paramètres. Les avancées technologiques et les différentes recherches effectuées pour modéliser correctement certaines propriétés conduisent à des résultats encore limités puisqu'on ne dispose toujours pas d'une mesure quantitative de la qualité d'image pour remplacer l'estimation de l'homme.

Les différents algorithmes de rehaussement de contraste consistent à mettre en évidence des détails subtils dissimulés et peu visibles à l'œil nu. Ce traitement est aussi difficile à mettre en œuvre, que les différentes images traitées soient médicales, autres que médicales, monochrome ou en couleur.

L'évaluation de la qualité de ces différents algorithmes de rehaussement, qui soit la plus fiable, et d'ailleurs la seule disponible, demeure donc l'évaluation subjective, mais elle présente une complexité lourde, nécessitant des protocoles longs à mettre en point et à mettre en œuvre par la suite.

Le système visuel humain a la capacité de répondre à ces difficultés grâce à son acuité et surtout grâce à ses connaissances préalables concernant la nature de l'image traitée. Par exemple un médecin radiologiste a plus d'expérience qu'une personne ordinaire pour savoir si une image médicale est correctement rehaussée.

Dans ce chapitre, nous présentons d'abord les différents protocoles à suivre pour effectuer cette évaluation subjective de la qualité du rehaussement de contraste d'image. Ensuite, nous présentons un état de l'art sur le peu de mesure de qualité des algorithmes de rehaussement de contraste des différents types d'image. Enfin, nous décrivons les limites et avantages de chaque méthode.

II.2. Qualité d'image subjective

Généralement, la qualité visuelle de l'image se traduit par la mesure de la dégradation de l'image traitée et rarement par l'amélioration de l'image traitée. En fait, au lieu de chercher si la qualité visuelle de l'image originale a été dégradée après traitement, nous allons chercher si la qualité visuelle de l'image traitée (rehaussée) est meilleure que sa version originale. Pour pouvoir évaluer nos méthodes de rehaussement de contraste en comparaison des autres méthodes présentes dans la littérature, nous utilisons la méthode d'évaluation subjective de la qualité Mean Opinion Score (MOS).

Par contre, quand la visibilité de l'image traitée est dégradée, la mesure de qualité de cette image suit des protocoles d'évaluation subjective bien déterminés. Nous allons nous en inspirer pour effectuer nos tests subjectifs.

Nous décrivons par la suite le principe des protocoles d'évaluation subjective de la qualité d'image pour une meilleure compréhension de ce qui suit dans la thèse.

II.2.1. Facteurs influant sur l'évaluation subjective

L'évaluation subjective nécessite de réunir certains dispositifs importants pour obtenir une évaluation la plus fiable possible. Les facteurs influant sur l'évaluation des observateurs humains sont :

- Les conditions de visualisation telles que la couleur de l'environnement de la salle et son éclairage.
- La distance d'observation qui doit être fixée de 4 à 6 fois la hauteur de l'image.
- La calibration de l'écran.
- Un ensemble d'images les plus représentatives de l'application étudiée doivent être présentées à l'observateur.
- Un nombre minimum de 16 observateurs présentant un test d'acuité visuelle fiable seront recueillis.

II.2.2. Protocoles suivis lors de l'évaluation subjective

L'union internationale des télécommunications (ITU) propose trois différents types de tests[2] :

- Test à simple stimulus : l'observateur doit évaluer la qualité d'une image sans aucune autre référence.
- Test à doubles stimulus : l'observateur doit évaluer le degré de similarité entre deux images
- Test comparatifs : l'observateur compare un ou plusieurs stimuli.

[2] Durant. Méthodes d'évaluation subjective de la qualité audiovisuelles pour applications multimédias. Recommandation UIT-T P.911

a. Test à simple stimulus, Single Stimulus Continuous Quality Scale (SSCQS)

Ce protocole de test (Fig.V.1) se présente comme un test où les différentes images à évaluer sont montrées les unes après les autres avec un temps mort entre chaque image permettant d'évaluer la qualité de l'image qui vient d'être montrée. L'observateur visualise les images sans aucune information relative à l'image originale. De ce fait, un seul stimulus à la fois est jugé dans ce type de protocole, d'où son nom «protocole à simple stimulus».

Note	Qualité
5	Excellente
4	Bonne
3	Assez bonne
2	Médiocre
1	Mauvaise

Table.II.1 : Échelle représentative d'un protocole à simple stimulus.

On peut aussi utiliser une échelle de qualité d'image comportant 5, 6, 7 ou 100 niveaux de qualité d'image.

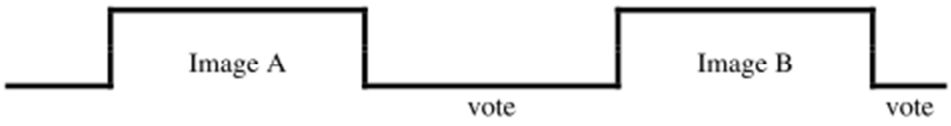


Fig.II. 1 Test à simple stimuli

b. Test à double stimulus, Double Stimulus Continuous Quality Scale (DSCQS)

Ce protocole de test (Fig.II.2) présente à l'observateur l'image à évaluer et la version originale correspondante. Il lui est demandé d'évaluer la fidélité de l'image par rapport à sa version originale. La similarité entre les deux images ou la conservation de l'information représentent la fidélité.

Généralement, l'image originale est présentée en premier suivie d'un écran gris, puis de l'image à évaluer, suivie d'un second écran gris permettant à l'observateur de donner sa note. Toutefois, il existe d'autres procédés pour présenter les images (image dégradée / image originale) ou (image dégradée / image dégradée / image originale / image originale). Il est toutefois important d'imposer un temps de présentation identique pour les deux stimuli.

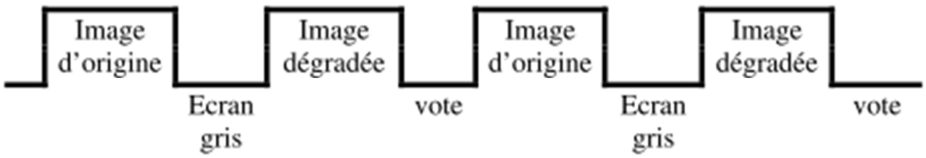


Fig.II. 2 Test à double stimulus

Ce protocole utilise également différentes échelles d'évaluation où chacune correspond à un degré de dégradation par rapport à l'image originale.

La table.II.2 représente une échelle à 5 niveaux avec les dégradations correspondant à chaque niveau.

Note	Qualité	Niveau de dégradation
5	Excellente	Imperceptible
4	Bonne	Très peu perceptible et non gênante
3	Passable	Peu perceptible et peu gênante
2	Médiocre	Gênante
1	Mauvaise	Très gênante

Table.II.2 : Échelle représentative d'un protocole double stimulus.

c. Test comparatif

Une comparaison de différentes qualités d'images sans références est proposée dans ce protocole. Par la suite les images sont classées selon leur qualité. En fonction de divers critères et de l'échelle qui leur est associée, les observateurs peuvent juger une image considérée comme étant de qualité moins bonne.

Les différences entre les stimuli sont quantifiées sans donner aucune information relative à la qualité de l'image. La table.II.3 présente une échelle utilisée par ce type de protocole.

Note	Qualité
5	Moins bonne
4	Identique
3	Légèrement mieux
2	Mieux
1	Beaucoup mieux

Table.II.3 : Échelle représentative d'un protocole comparatif.

II.2.3. MOS "Mean Opinion Score"

Une fois tous les tests subjectifs effectués, une note finale par image appelée MOS (Mean Opinion Score) est obtenue en combinant les différentes notes données par les divers observateurs. Cette note représente la moyenne des scores donnés par les observateurs pour chaque image. Elle est donnée par la relation suivante :

$$\mathrm{MOS(i)} = \frac{\sum_{j=1}^{N_{obs}} \mathrm{Note_i(j)}}{N_{obs}} \qquad (II-1)$$

où $\mathrm{Note_i(j)}$ représente la note donnée par l'observateur j pour l'image i et N_{obs} le nombre total d'observateurs.

Afin de prendre en compte d'éventuelles erreurs dues aux estimations des observateurs, un intervalle de confiance d'environ 95% est généralement utilisé autour du MOS. Cet intervalle est donné par :

$$\left[\mathrm{MOS(i)} - \mathrm{er_j}, \mathrm{MOS(i)} + \mathrm{er_j}\right] \qquad (II-2)$$

$$\text{où } \mathrm{er_j} = 1.96\ \sigma_j \text{ et } \sigma_j = \sqrt{\frac{1}{N_{obs}-1}\sum_{j=1}^{N_{obs}} (\mathrm{Note_i(j)} - \mathrm{MOS(i)})^2}$$

II.3. Évaluation de la qualité du rehaussement des images

En fonction de ces différentes difficultés, il existe des mesures objectives d'évaluation de la qualité des algorithmes de rehaussement plus ou moins efficaces que l'on peut classer comme suit :

II.3.1. Mesures de rehaussement de contraste

Les différentes définitions de contraste présentées jusqu'à présent sont utilisées comme un moyen de juger la qualité visuelle des images avant et après les diverses applications de traitement d'image. Par contre, il existe peu de mesures dédiées exclusivement à la mesure objective de la qualité visuelle de rehaussement de contraste d'une image quelconque et encore moins d'une image médicale. Nous présentons par la suite les quelques mesures que nous avons pu trouver dans la littérature.

a. Mesure CMM (Circular Mask Metric)

La métrique du masque circulaire (CMM) est une mesure objective pour évaluer la qualité du rehaussement de contraste qui a été proposée par [Montrucchio et al. 2002]. L'idée est d'appliquer tout d'abord un filtre passe-bande à l'image étudiée. Ensuite, les valeurs maximales et minimales des pixels dans un voisinage circulaire de rayon r sont calculées pour chaque pixel de l'image filtrée. La taille du rayon est liée à la fréquence de coupure du filtre.

La différence entre l'image des valeurs maximales et l'image des valeurs minimales produit une nouvelle image de contraste. Au final, la CMM est la moyenne locale de cette nouvelle image de contraste.

Cette métrique produit au final deux courbes mesurant la CMM de différentes tailles du rayon du filtre de l'image originale et sa version rehaussée. La métrique est efficace mais elle demande un temps de calcul important surtout si la dimension de l'image est importante.

b. Mesure de rehaussement EME (a measure of enhancement)

Une nouvelle mesure de rehaussement a été proposée par [Agaian et al. 2000], cette mesure est en relation avec le concept de la loi de Weber du SVH. Soit une image originale divisée en $k_1 k_2$ blocs, de taille $l_1 \text{ x } l_2$ et $\{\phi\}$ une transformée orthogonale utilisée pour le rehaussement d'image avec les paramètres de rehaussement $\alpha, \beta \; et \; \lambda$ à trouver. La mesure de rehaussement (*EME)* est définie ainsi :

$$EME = \max_{\phi \in \{\phi\}} \chi\big(EME(\phi)\big) = \max_{\phi \in \{\phi\}} \chi\left(\frac{1}{k_1 K_2} \sum_{l=1}^{k_1} \sum_{k=1}^{k_2} 20 \; log \frac{I^w_{max;k,l}}{I^w_{min;k,l}}\right) \qquad (\text{II} - 3)$$

ou : $I^w_{min;k,l}$ et $I^w_{max;k,l}$ sont respectivement le minimum et le maximum de l'image $\text{X}(m\,, n)$ à l'intérieur du bloc $w_{k,l}$.

La fonction χ est la fonction signe, $\chi(x) = x$ ou $\chi(x) = -x$ selon la méthode de rehaussement considérée.

c. Mesure du rehaussement de l'image par entropie EMEE (The measure of enhancement by entropy)

Un an après, [Agaian et al. 2001] ont proposé une étude plus détaillé de ces deux mesures EME et EMEE. L'étude montre en premier comment choisir les meilleure paramètres $\alpha, \beta \; et \; \lambda$ pour une transformée donnée telle que alpha-rooting, Fourier, Hadamard et les transformées en cosinus, et comment choisir ensuite la meilleure transformée ϕ de rehaussement d'image pour une image donnée.

$$EMEE = \max_{\phi\in\{\phi\}} \chi\big(EMEE(\phi)\big) = \max_{\phi\in\{\phi\}} \chi\left(\frac{1}{k_1K_2}\sum_{l=1}^{k_1}\sum_{k=1}^{k_2}\frac{I^w_{max;k,l}}{I^w_{min;k,l}}\,log\,\frac{I^w_{max;k,l}}{I^w_{min;k,l}}\right) \quad (\text{II}-4)$$

Par la suite la même équipe de chercheurs [Wharton et al. 2006] et [Panetta et al. 2007] ont poursuivi leur idée en proposant aussi deux autres mesures logarithmiques de rehaussement d'image logAME et LogAMEE. Ils ont choisi les paramètres optimaux de rehaussement du graphe 2D des deux mesures en fonction de la transformée orthogonale utilisée ∅.

$$logAME_{k_1k_2}(\phi) = \frac{1}{k_1K_2}\otimes\sum_{l=1}^{k_1}\sum_{k=1}^{k_2}\frac{1}{20}\otimes\ln\left[\frac{I^w_{max;k,l}\ominus I^w_{min;k,l}}{I^w_{max;k,l}\ \oplus\ I^w_{min;k,l}}\right] \qquad (\text{II}-6)$$

$$logAMEE_{k_1k_2}(\phi) = \frac{1}{k_1K_2}\otimes\sum_{l=1}^{k_1}\sum_{k=1}^{k_2}\frac{I^w_{max;k,l}\ominus I^w_{min;k,l}}{I^w_{max;k,l}\oplus I^w_{min;k,l}} * \ln\left[\frac{I^w_{max;k,l}\ominus I^w_{min;k,l}}{I^w_{max;k,l}\ \oplus I^w_{min;k,l}}\right] \quad (\text{II}-7)$$

Ils ont déterminé que la fenêtre de taille 4x4 est plus appropriée.

Ces mesure de rehaussement $EME, EMEE\ et\ logAME$ sont des mesures de contraste selon la définition du contraste de Weber et Michelson (voir, chapitre 1 § 1.5.2.a et § 1.5.2.b), qui ne sont pas adaptées aux images complexes. De plus, ces mesures ont plus pour but, de déterminer les paramètres optimaux de rehaussement $\alpha, \beta\ et\ \lambda$ nécessaires pour contrôle une fonction de rehaussement d'une méthode en particulier, pour produire la meilleure image rehaussée que de mesurer la qualité visuelle du rehaussement de contraste de n'importe qu'elle méthode de rehaussement.

II.3.2. Mesures de rehaussement des images de mammographie

La mesure objective de la qualité du rehaussement est une tâche très difficile, en particulier, quand il s'agit d'images médicales, et surtout d'images de mammographie. Dans ce cas de figure, il s'agit d'une meilleure visualisation constatée par le médecin radiologiste.

Plus la région d'intérêt (ROI) est visible meilleure est l'algorithme de rehaussement appliqué. Cependant pour comparer les différents algorithmes de rehaussement destinés spécialement aux images de mammographie, il est préférable de concevoir des mesures objectives adaptées pour bien évaluer leur qualité de performance.

Les mesures statistiques telles que la variance ou l'entropie peuvent toujours mesurer le rehaussement du contraste local, toutefois, elles ne montrent pas de cohérence pour les mammographies.

a. Second moment du contraste de l'image

Une mesure de l'histogramme de contraste qui est une représentation graphique de la distribution de contraste de l'image a été proposée par [Morrow et al. 1992]. La largeur d'un histogramme de contraste peut être quantifiée par son second moment.

$$M_2 = \sum_{k=1}^{K} C_k^2 p(C_k), \qquad (\mathrm{II}-8)$$

où C_k est la valeur de contraste à l'indice *k* selon l'eq.(II-10).

$p(C_k)$ est la fréquence de contraste C_k (nombre d'occurrence du contraste C_k).
Une image à faible contraste a un histogramme de contraste étroit, tandis qu'une image à fort contraste a un histogramme de contraste plus large.

b. Index de rehaussement de contraste (CII)

Par la suite l'index de rehaussement de contraste (*CII*) a été proposé par [Laine et al. 1994] comme mesure de la performance de rehaussement.

$$CII = \frac{\hat{C}}{C}, \qquad (\mathrm{II}-9)$$

où $\hat{C}$ et C sont respectivement les contrastes de la ROI dans l'image traitée et dans sa version originale. Le contraste C d'une région est défini par :

$$C = \frac{\mu_T - \mu_B}{\mu_T + \mu_B}, \qquad (\mathrm{II}-10)$$

où μ est la valeur de la moyenne des niveaux de gris et les indices T et B font référence respectivement à la cible et au fond (background). Plus grande est la valeur de *CII*, meilleure est la performance.

c. Analyse des graphes ROC (Receiver Operating Characteristic)

La méthode la plus populaire pour évaluer objectivement les performances des méthodes de rehaussements des images de mammographie est l'analyse des graphes ROC. Elle consiste à effectuer une expérience pour pouvoir mettre en correspondance

la ROI des images rehaussées et la ROI marquée par le médecin radiologue sur la version originale. Chaque comparaison produira, selon des seuils prédéfinis, des valeurs des indices de sensibilité et de spécificité. La performance de l'analyse ROC (Fig.II.3) est décrite par ces indices, où l'indice de sensibilité est exprimé par la fraction de vrais positifs (TPF) et l'indice de spécificité par la fraction des vrais négatifs (TNF) définies comme suit :

$$TPF = \frac{TP}{(TP + FN)} \qquad TNF = 1 - FPF \text{ avec } FPF = \frac{FP}{(FP + TN)} \qquad (\text{II} - 11)$$

De même, les fractions de faux-négatifs (FNF) et de faux-positifs (FPF) sont définies ainsi :

$$FNF = 1 - TPF \text{ et } FPF = 1 - TNF$$

L'interprétation des deux indices est similaire. Seule un couple d'indices est mesuré, le plus souvent c'est le couple TPF et FPF.

Dans une base d'images de mammographie, la courbe de ROC unitaire signifie que les images de mammographie rehaussées correspondent toutes parfaitement aux vérités des terrains.

Cette méthode d'évaluation des méthodes de rehaussement de contraste est efficace lorsque des expériences sont réalisées sur des bases d'images incluant des vérités des terrains pour déterminer si une image est bien rehaussée ou non, mais ce n'est pas le cas pour toutes les bases d'images médicales.

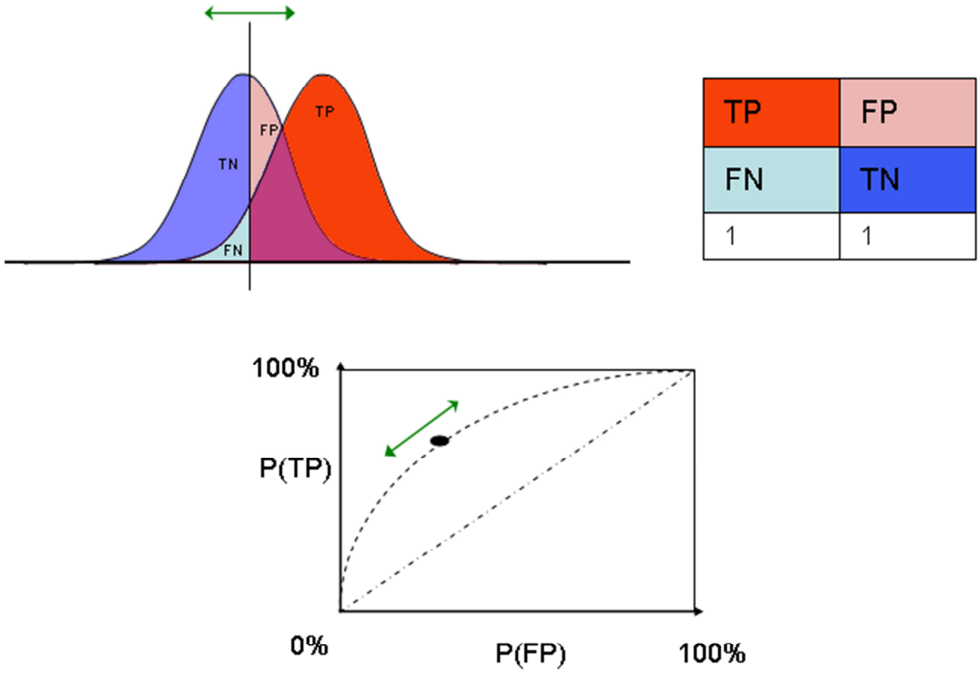


Fig.II. 3 L'analyse ROC

d. Rapport de rehaussement de contraste (CIR)

Par la suite, des mesures de la performance de contraste ont été proposées par [Kim et al. 1997-1999] qui utilisent le rapport de rehaussement de contraste (*CIR*) et l'analyse *ROC*. Plus la valeur du *CIR* est grande, meilleure est la performance de rehaussement. Le contraste local C_{BN} de [Beghdadi-Boussaid et Le Negrate 1989] est adapté pour définir le *CIR* :

$$C(i,j) = \frac{\left|g(i,j) - \overline{Ed}(i,j)\right|}{g(i,j) + \overline{Ed}i,j}, \qquad (\mathrm{II}-12)$$

$$CIR = \frac{\sum_{(i,j)}\left[C(i,j) - \check{C}(i,j)\right]^2}{\sum_{(i,j)} c(i,j)} \qquad (\text{II} - 13)$$

où *g(x,y)* est le résultat du filtrage des artéfacts du film et $\overline{Ed}(i,j)$ est la moyenne des niveaux de gris du contour et $C(i,j)$ et $\check{C}(i,j)$ sont respectivement le contraste local de l'image originale et celui de l'image rehaussée.

[Li et al. 1996-1997] ont proposé d'utiliser à la fois la mesure du contraste Eq.(II-12), l'index de rehaussement de contraste (*CII*) Eq. (II-9), la mesure de l'écart type du bruit du background σ Eq.(II-14), le PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) et le rapport du ASNR (Average Signal to Noise Ratio) Eq.(II-15) comme des mesures d'évaluation de performance du rehaussement.

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N_B}\sum_{k=1}^{N_B}\left(\mu_{T_k} - \mu_B\right)^2} \qquad (\text{II} - 14)$$

où μ_{T_k} est la valeur du niveau de gris de la région cible, et N_B est le nombre total de pixels dans l'entourage de la région du background.

Le *PSNR et* le *ASNR* sont définis comme suit :

$$PSNR = \frac{\max(\mu_T) - \mu_B}{\sigma} \quad \text{et} \quad ASN = \frac{\mu_T - \mu_B}{\sigma}, \qquad (\text{II} - 15)$$

où $\max(\mu_T)$ est la valeur maximale du niveau de gris de la cible. Plus la valeur des deux index est grande, meilleure est la performance du rehaussement.

Toutes ces mesures ne peuvent pas objectivement juger une image médicale bien rehaussée ou non puisque, quand il s'agit de ce type d'image, l'intérêt du rehaussement de contraste est de mettre en avant les ROIs pour faciliter leurs visualisation et produire un bon diagnostic. Ce qui peut se traduire par rehausser seulement les ROIs de l'image et soit de garder le fond de l'image tel quel soit le dé-rehausser.

Pour les deux cas, la valeur du CIR de l'image rehaussée peut diminuer comme augmenter par rapport à la valeur du CIR de l'image originale. Donc, nous ne pouvons pas affirmer que plus la valeur de *CIR* est importante, meilleure est la performance de la méthode de rehaussement.

e. Mesure de séparation de distribution

Une technique de rehaussement des images de mammographie est particulièrement performante si idéalement elle peut réduire le chevauchement entre les distributions de la zone cible et de la zone du fond [Singh et al. 2000 et 2005].

Elle réduit ainsi la propagation de la distribution de la zone cible et décale sa moyenne en niveaux de gris vers les hautes fréquences (Fig.II.4).

La meilleure décision de limite entre deux classes pour l'image originale est représentée en Fig.II.5.a et donnée comme suit :

$$Dec_1 = \frac{\mu_B^O \sigma_T^O + \mu_T^O \sigma_B^O}{\sigma_T^O + \sigma_B^O} \qquad (\mathrm{II}-16)$$

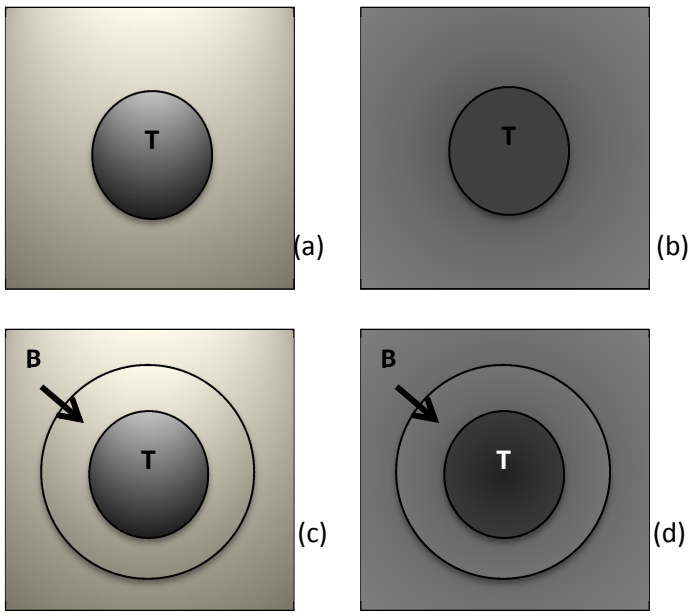


Fig.II. 4 La cible et le fond des images originales (a, b) et leurs version rehaussées (c, d)

De même la meilleure décision de limite entre deux classes après rehaussement est représentée en Fig.II.5.b et donnée comme suit :

$$Dec_2 = \frac{\mu_B^E \sigma_T^E + \mu_T^E \sigma_B^E}{\sigma_T^E + \sigma_B^E} \qquad (\text{II} - 17)$$

L'évolution de la distance entre la décision de limites et les moyennes de la cible et du background, avant et après segmentation, est une mesure qui peut rendre compte de la qualité du rehaussement. Cette mesure, dénommée mesure de séparation de distribution (DSM), est donnée comme suit :

$$DSM = (|(Dec_2 - \mu_B^E)| + |(Dec_2 - \mu_T^E)|) - (|(Dec_1 - \mu_B^O)| + |(Dec_1 - \mu_T^O)|) \qquad (\text{II} - 18)$$

Idéalement la mesure *DSM* doit être plus grande que zéro. Plus la valeur est positive et meilleur est le rehaussement.

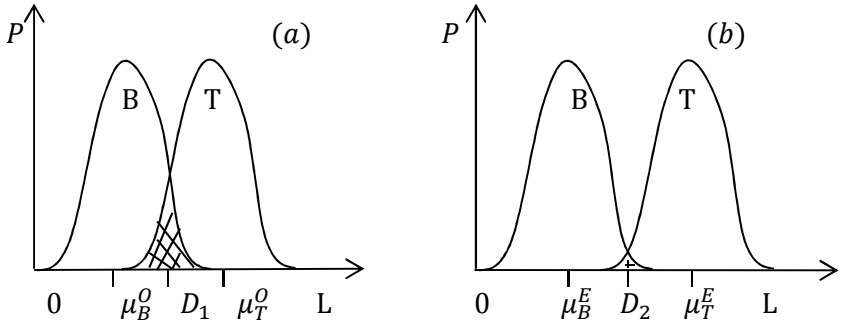


Fig.II. 5 Le chevauchement de la distribution des niveaux de gris entre le background (B) et la cible (T) avant et après rehaussement

f. Mesure de rehaussement combinée

Il existe deux autres mesures d'analyse du rehaussement de contraste définies ainsi :

- Ratio du contraste de la cible par rapport au background utilisant l'entropie TBC_e

$$TBC_e = \left(\frac{\left(\frac{\mu_T^E}{\mu_B^E}\right) - \left(\frac{\mu_T^O}{\mu_B^O}\right)}{\frac{ent_T^E}{ent_T^O}} \right) \qquad (\text{II} - 19)$$

- Ratio du contraste de la cible par rapport au background utilisant la variance TBC_v

$$TBC_v = \left(\frac{\left(\frac{\mu_T^E}{\mu_B^E}\right) - \left(\frac{\mu_T^O}{\mu_B^O}\right)}{\frac{ent_T^E}{ent_T^O}} \right) \qquad (\text{II} - 20)$$

où μ est la moyenne de la région, σ est l'écart type et e est l'entropie. Les indices O et E font respectivement référence à l'image originale et sa version rehaussée et les indices T et B font respectivement référence à la cible et au background. Plus la valeur de TBC_e ou de TBC_v est grande et meilleure est le rehaussement.

Une combinaison des précédentes mesures, pour pouvoir n'utiliser qu'une seule mesure *MRC*, est définie ainsi :

$$MRC = \sqrt{(1 + DSM)^2 + (1 + TBC_v)^2 + (1 + TBC_e)^2} \qquad (\text{II} - 21)$$

Une faible valeur de *MRC* correspond à une méthode de rehaussement de meilleure qualité.

Toutes ces mesures Dec_1, Dec_2, *DSM*, *MRC*, TBC_e ou de TBC_v pour évaluer l'efficacité des méthodes de rehaussement de contraste sont efficaces lorsque :

- La méthode de segmentation utilisée parvient à bien séparer les ROIs, la cible et le background de l'image rehaussée et de sa version originale,
- Il est possible de déterminer le pourcentage du chevauchement entre les ROIs de l'image rehaussée et les ROIs de la vérité de terrain de l'image originale pour pouvoir confirmer si l'image est bien rehaussée ou non.
- On dispose de bases d'images avec des vérités de terrain, ce qui n'est pas le cas de toutes les bases d'images médicales.

Par la suite, nous présentons un récapitulatif des différentes méthodes d'évaluation objective de rehaussement de contraste des images de tout type et l'image de mammographie en particulier en deux tableaux II.1 et II.2.

Nom	Nom des auteurs	Méthodologie
CMM (Circular Mask Metric)	Montrucchino et al. 2002	Une courbe des moyennes locales du contraste dans un voisinage circulaire
EME (a measure of enhancement)	Agaian et al. 2000	Une valeur des moyennes locales du contraste des blocs non chevauchante
EMEE (The measure of enhancement by entropy	Agaian et al. 2001	Une valeur de l'entropie locale du contraste des blocs non chevauchante

Tableau.II. 2 Mesures de rehaussement de contraste

Nom	Nom des auteurs	Méthodologie
Second moment du contraste de l'image (M2)	Morrow et al. 1992	Une mesure de la largeur de l'histogramme du contraste de l'image
Index de rehaussement de contraste (CII)	Laine et al. 1994	Une mesure du rapport entre le contraste de la ROI de l'image rehaussée et sa version originale
Rapport de rehaussement de contraste (CIR)	Kim et al. 1997-1999	Une mesure du rapport entre le contraste local de l'image rehaussée et sa version originale
Mesure de séparation de distribution (DSM)	Singh et al. 2000 et 2005	Une mesure du chevauchement entre les distributions de la zone cible et la zone du fond

Tableau.II. 3 Mesures de rehaussement des images de mammographie

II.4. Conclusion

Au début de ce chapitre, nous avons présenté les différents protocoles d'acquisition ainsi que les facteurs influençant ces mesures. Nous avons expliqué comment obtenir une valeur finale (le MOS) représentant les différentes notes subjectives.

Par la suite, nous avons présenté les quelques mesures disponibles d'évaluation de la qualité visuelle du rehaussement de contraste des images médicales ou autres que médicales, monochromes ou en couleurs.

Pour les images autres que médicales, la plupart des méthodes citées mesurent le contraste de l'image avant et après rehaussement et, s'inspirent de la définition du contraste de Weber et Michelson.

Par contre, pour les images de mammographie, les mesures pour évaluer l'efficacité des méthodes de rehaussement de contraste sont efficaces lorsque des conditions bien déterminées sont réunies. L'évaluation des images médicales diffère complètement de celle des images ordinaires puisque l'intérêt n'est pas le même.

En mesurant le contraste de l'image originale et de sa version rehaussée, il se peut que sa valeur diminue ou augmente alors que les ROIs des images médicales sont très bien visualisées. Par contre, pour les autres images, globalement la valeur du contraste augmente.

En effet, une mesure de qualité du rehaussement de contraste est objectivement difficile à quantifier et subjectivement difficile à cerner. À la suite de ces

difficultés, nous nous sommes inspirés du SVH pour développer et proposer dans le chapitre IV, des méthodes d'évaluation objective et subjective des procédures de rehaussement.

Partie 2

Rehaussement de contraste et évaluation

Méthodes développées

Chapitre III

Rehaussement de contraste multiéchelles et multidirectionnels

Sommaire

III.1. INTRODUCTION 97

III.2. TRANSFORMÉE EN PYRAMIDE ORIENTÉE 100

III.3. MÉTHODE PROPOSÉE 1 REHAUSSEMENT DE CONTRASTE MULTIDIRECTIONNELS ET MULTIÉCHELLES DES IMAGES (MMCEI) 107

III.3. MÉTHODE PROPOSÉE 2 REHAUSSEMENT DE CONTRASTE MULTIDIRECTIONNELS ET MULTIÉCHELLES DES IMAGES MÉDICALES (MMCEMI) 110

III.5. RÉSULTATS ET DISCUSSION 112

III.5. CONCLUSION 128

III.1. Introduction

En raison des limitations des systèmes d'acquisition des images, le rehaussement de l'image est d'une grande importance dans de nombreuses applications. Le filtrage du bruit, la réduction des artéfacts, l'ajustement de la luminance et le rehaussement du contraste sont les axes les plus explorés dans le domaine de la recherche en traitement d'image.

L'objectif principal du rehaussement de l'image est d'améliorer la qualité visuelle de l'image pour une meilleure interprétation où représentation, mais le choix de la méthode de rehaussement appropriée est en fonction de plusieurs paramètres. En effet, les techniques de rehaussement s'adaptent aux différentes caractéristiques du contenu de l'image numérique allant des images médicales aux images de télédétection, monochromes ou en couleurs, selon le secteur d'application concernée (tel que le diagnostic médical, les études géographiques, la reconnaissance, la détection, …) et selon les caractéristiques de l'observation et les conditions de visualisation.

En effet, malgré la multitude des méthodes de rehaussement de contraste des images en couleurs (voir chapitre I), le choix de l'espace de couleur est l'un des enjeux fondamentaux du rehaussement des images en couleurs. En plus de l'espace colorimétrique classique rgb, il y a beaucoup d'autres espaces colorimétriques "perceptuels" tels que HSV (Teinte, Saturation et Valeur) ou HIS (Teinte, Intensité et Saturation). Toutefois, lorsque l'une seulement de ces composantes est rehaussée, une dégradation des couleurs peut apparaître, comme dans la méthode proposée par [Strickland et al. 1987]. Des effets similaires apparaissent lors de l'utilisation de la méthode de [Gupta et Chanda 1996], qui se concentre uniquement sur le canal de la

teinte. [Naik et al. 2003] ont montré que les composantes de teinte ont été conservées sans problème de gamut[3].

Tous ces travaux confirment que le rehaussement de contraste des images sans distorsion est difficile à accomplir puisque la plupart des méthodes de rehaussement de contraste ont tendance à produire des artefacts comme une amplification du bruit, un décalage des couleurs et des effets de Gibbs. Ainsi, certains effets indésirables peuvent apparaître dans l'image rehaussée, ce qui limite l'efficacité de ces méthodes. La méthode multi-échelle de rétinex (MSR) a été développée pour résoudre ces problèmes [Rahman et al. 1996]. Toutefois, les deux méthodes SSR et MSR souffrent des effets de grisonnement qui peuvent apparaître dans les grandes zones de couleurs uniformes dans l'image. La méthode de rétinex multi-échelle de restauration de la couleur (MSRCR) a été ensuite introduite [Jobson et al. 1997]. Elle tend à surmonter certains de ces problèmes en adoptant une approche multi-échelle et un post-traitement de restauration adaptatif. Toutefois, ces inconvénients restent encore non résolus comme rapporté récemment dans [Meylan et al. 2007, Wang et al. 2008]. Un autre inconvénient commun à ces méthodes centre/voisinage est que les résultats dépendent fortement de la taille du filtre. En effet, un petit filtre peut produire un halo et des objets artéfacts et un grand filtre ne peut pas rehausser les détails subtils. Nous croyons que la limitation de la méthode fondée sur la théorie de rétinex est également due principalement à l'utilisation d'un modèle multiplicatif simple et restreint, ainsi qu'à une estimation de la luminance et de la réflectance.

Cependant, ces inconvénients ont été récemment examinés par [Meyland et al. 2007]. Il a été démontré que, grâce à la prise en compte de l'adaptation locale non

[3] La gamme des couleurs ou gamut correspond à l'ensemble complet des couleurs disponibles dans un espace colorimétrique.

linéaire de la rétine, certaines améliorations de rehaussement de contraste pourraient être obtenues. Toutefois, l'objectif de la méthode était seulement de réaliser des reproductions d'images agréables et les auteurs ne donnent pas d'évaluation objective de la performance. Malgré ces efforts, le décalage des couleurs et le sur-rehaussement sont encore les inconvénients de nombreuses méthodes de rehaussement d'image en couleurs.

En outre, la plupart des méthodes existantes ne tiennent pas compte de la sélectivité directionnelle du SVH. Ici, nous adaptons notre méthode développée dans [Cherifi et al. 2008], au rehaussement de contraste des couleurs. Nous utilisons la transformée en pyramide orientée afin de décomposer uniquement la composante de luminance dans des échelles différentes et des sous-bandes de fréquences directionnelles. Seules les composantes de fréquences moyennes sont rehaussées avec une fonction de mappage non linéaire pour éviter d'amplifier le bruit dans les bandes de fréquences basses et hautes.

Ensuite une deuxième méthode est générée avec l'amélioration et l'extension de la première méthode pour pouvoir rehausser le contraste des images médicales en couleurs. Cette deuxième méthode reprend le même principe de la première méthode mais avec la prise en considération que pour les images médicales, le rehaussement de contraste ne doit être appliqué que sur les ROIs.

Les deux méthodes proposées sont comparées à quelques méthodes classiques et à des méthodes de l'état de l'art. Ici, nous considérons l'égalisation d'histogramme [Hummel 1977], l'égalisation d'histogramme adaptative de contraste limité CLAHE [Reza 2008], le rehaussement du contraste local basé sur les contours ELCE [Beghdadi et Le Négrate 1989] et le Unsharpening [Cheikh 1998] comme les techniques

classiques. Nous comparons également nos approches avec la méthode de rehaussement de contraste basée sur les curvelettes CUV [Starck 2003] et la méthode MSRCR [Jobson et al. 1997].

Nous proposons dans ce qui suit, deux méthodes de rehaussement de contraste incorporant quelques caractéristiques du système visuel humain, mais auparavant nous rappelons le principe de la transformée en pyramide orientée.

III.2. Transformée en pyramide orientée

La transformée en pyramide orientée (TPO) a été introduite par Freeman et Adelson en tant qu'alternative à la transformée en ondelettes [Freeman et Adelson 1991, Simoncelli 1992]. Elle permet de décomposer une image en composantes non corrélées facilitant ainsi leur analyse et leur traitement.

Il a été montré que la TPO surmonte certains des inconvénients de la transformée en ondelettes discrète. En effet, la TPO est une représentation multi-échelle et multidirectionnelle qui est invariante par translation. De plus, cette représentation pourrait être conçue de manière à la rendre aussi invariante par rotation. On peut également remarquer que la TPO conserve des avantages de la transformée en ondelettes orthonormales (par exemple, les fonctions de bases sont localisées dans l'espace-temps et dans l'espace fréquence-spatiale : la transformée est une trame étroite) mais souffre moins des inconvénients, tels les effets d'aliasing. Une autre propriété intéressante de la TPO est sa séparabilité polaire qui est bien définie dans le domaine de Fourier. Contrairement à la TOD, la TPO est sur-complète d'un facteur 4k/3 (où k est le nombre d'orientations de la TPO). Par conséquent, elle est plus adaptée à l'analyse et au traitement d'image qu'à la compression d'image. Cette

remarquable transformée a été utilisée dans de nombreuses applications et notamment pour le rehaussement de la qualité d'image [Karasaridis 1996, Wu 1998, Cherifi 2008].

Par la suite, nous récapitulons les avantages et les inconvénients de la TOD et la TPO dans le tableau.III.1.

Les caractéristiques	TPO	TOD	CUV
Invariante par translation	oui	non	
Localisée en temps et fréquence	oui	oui	oui
Filtres orientée	oui	non	
Invariante par rotation	oui	non	
Redondance	oui	non	-
Trame étroite	oui	oui	oui

Tableau.III.1 Caractéristiques des deux transformées, TOP et TOD

a. Filtres orientés

Les filtres orientés, introduits par [Freeman et Adelson 1991], sont des filtres orientés spatialement qui ont reçu un grand intérêt dans l'analyse d'image. L'idée de base est de générer une rotation du filtre à partir d'une combinaison linéaire d'un ensemble fixe de filtres de base [Simoncelli 1995]. La condition d'orientation n'est pas limitée aux filtres dérivés et pourrait être exprimée pour tout signal *f* comme :

$$f^{\theta}(x,y) = \sum_{m=1}^{M} k_m(\theta) f^{\theta_m}(x,y) \qquad (\text{III}-1)$$

où $f^{\theta}(x,y)$ est la version pivotée de f d'un angle arbitraire θ, $k_m(\theta)$ sont les fonctions d'interpolation, $f^{\theta_m}(x,y)$ sont des fonctions de base et *M* le nombre de fonctions de bases nécessaire pour diriger la fonction $f(x,y)$.

Pour déterminer les conditions sous lesquelles une fonction donnée satisfait à la condition d'orientation dans l'équation, (III-4), nous allons travailler en coordonnées polaires ($r = \sqrt{x^2 + y^2}$ et $\emptyset = arg\,(x,y)$).

La fonction *f* peut être développée en séries de Fourier en angle polaire $\emptyset$:

$$f(r,\emptyset) = \sum_{n=-Dim}^{Dim} a_n(r) e^{jn\emptyset} \qquad (\text{III}-2)$$

où $j = \sqrt{-1}$ et *Dim* est la dimension du signal.

Il a été démontré dans [Simoncelli 1995, Karasaridis 1996] que la condition d'orientation dans l'équation. (III-1) est satisfaite pour les fonctions extensibles, sous la forme de l'équation. (III-2), si et seulement si les fonctions d'interpolations $k_m(\theta)$ sont une solution de:

$$c_n(\theta) = \sum_{m=1}^{M} k_m(\theta) \big(c_n(\theta)\big)^m \qquad (\text{III}-3)$$

où $c_n(\theta) = e^{jn\theta}$, and n = {0, … … , Dim}.

D'après l'équation (III-3), $f^{\theta}(r,\emptyset)$ est exprimée en tant que :

$$f^{\theta}(r,\emptyset) = \sum_{m=1}^{M} k_m(\theta) g_m(r,\emptyset) \qquad (\text{III}-4)$$

où $g_m(r,\emptyset)$ peut être n'importe quel ensemble de fonctions.

Il a également été démontré que le nombre minimal M de fonctions de base nécessaires pour diriger $f(r,\emptyset)$ est égal au nombre de coefficients de Fourier non nuls $a_n(r)$.

b. Décomposition pyramidale orientée

Comme la transformée en ondelettes discrète, la TPO décompose une image en un ensemble de sous-bandes d'échelles et orientations différentes.

La Fig.III.1 montre un schéma de la TPO avec trois niveaux de décomposition et trois orientations.

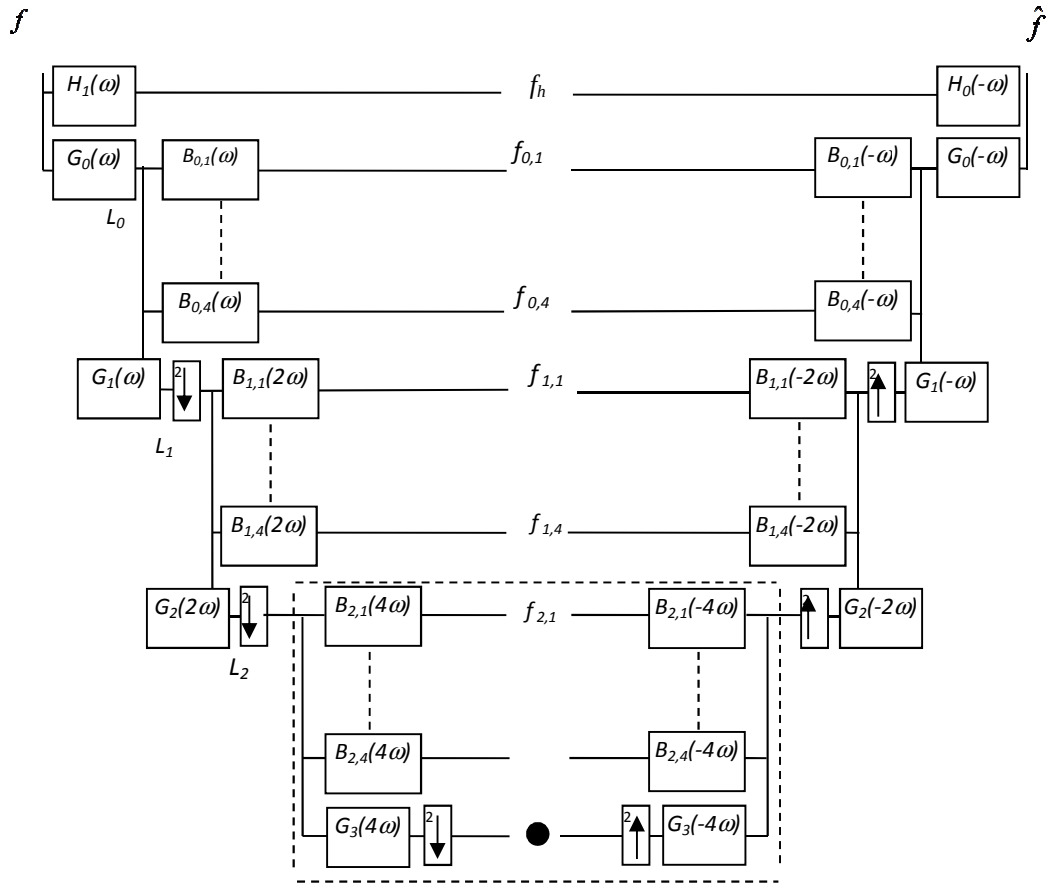


Fig.III. 1 Un diagramme de bloc de la transformée en pyramide orientée

où $f\ et\ \hat{f}$ représentent respectivement le signal original et le signal reconstruit. $f_h, f_{1,1}, f_{k,m}\ et\ f_{2,1}$ sont respectivement les composantes passe-haut, la première passe-bas, les passe-bandes directionnelles et la deuxième passe-bas.

Il a été démontré par [Karasaridis et Simoncelli 1996] que, le signal reconstruit dans le domaine des fréquences est donné par :

$$\hat{\mathrm{F}}(\omega) = \left\{ |\mathrm{H}_0(\omega)|^2 + |\mathrm{G}_0(\omega)|^2 \,\mathrm{x}\, \left[|\mathrm{G}_1(\omega)|^2 + \sum_{\mathrm{m}=1}^{\mathrm{M}} \left|\mathrm{B}_{1,\mathrm{m}}(\omega)\right|^2 \right] \right\} . \mathrm{F}(\omega) + a.t \quad (\mathrm{III}-5)$$

où $a.t$ fait référence aux termes de repliement de spectre, $\omega = \sqrt{\mu^2 + v^2}$ est la fréquence radiale avec μ et v les fréquences spatiales. Il a aussi été montré dans [Karasaridis 1996] que pour une reconstitution parfaite, les trois contraintes suivantes doivent être prises en compte.

(1) La contrainte de non-repliement du spectre

$$\mathrm{G}_1(\omega) = 0, \quad |\omega| > \frac{\pi}{2} \qquad (\mathrm{III}-6)$$

(2) La contrainte de stabilité récursive

$$|\mathrm{G}_1(\omega/2)|^2 \left[|\mathrm{G}_1(\omega)|^2 + \sum_{m=1}^{M} \left|\mathrm{B}_{1,m}(\omega)\right|^2 \right] = |\mathrm{G}_1(\omega/2)|^2 \qquad (\mathrm{III}-7)$$

Pour le niveau *k,* les filtres directionnels passe-bande et le filtre passe-bas sont données par :

$$\begin{cases} \mathrm{B}_{k,m}(\omega) = \mathrm{B}_{k-1,m}(\omega/2) \\ \mathrm{G}_k(\omega) = \mathrm{G}_{k-1}(\omega/2) \end{cases} \quad o\grave{u}\ m = \{1, \ldots\ldots, M\} \qquad (\mathrm{III}-8)$$

(3) La contrainte d'amplitude unitaire de la réponse du système

$$|\mathrm{H}_0(\omega)|^2 + |\mathrm{G}_0(\omega)|^2 \,\mathrm{x}\, \left[|\mathrm{G}_1(\omega)|^2 + \sum_{m=1}^{M} \left|\mathrm{B}_{1,m}(\omega)\right|^2 \right] = 1 \qquad (\mathrm{III}-9)$$

Après les notations de [Wu 1998], les réponses en fréquence de ces filtres en coordonnées polaires sont données par les équations suivantes. (III-10) à (I-14).

- Le filtre passe haut

$$\mathrm{H}_0(\omega) = \begin{cases} 0 & \omega < \omega_1 \\ \sqrt{\frac{1}{2}\left[1 - \cos\left(\pi.\frac{\omega - \omega_1}{\omega_{max} - \omega_1}\right)\right]} & \omega_1 \leq \omega \leq \omega_{max} \\ 1 & \omega > \omega_{max} \end{cases} \qquad (\mathrm{III} - 10)$$

- Le premier filtre passe bas

$$\mathrm{G}_0(\omega) = \begin{cases} 1 & \omega < \omega_1 \\ \sqrt{\frac{1}{2}\left[1 + \cos\left(\pi.\frac{\omega - \omega_1}{\omega_{max} - \omega_1}\right)\right]} & \omega_1 \leq \omega \leq \omega_{max} \\ 0 & \omega > \omega_{max} \end{cases} \qquad (\mathrm{III} - 11)$$

où ω_{max} est la fréquence radiale maximale et ω_1 est la fréquence à laquelle $\mathrm{G}_0(\omega)$ commence à s'atténuer.

- Le deuxième filtre passe bas

$$\mathrm{G}_1(\omega) = \begin{cases} 1 & \omega < \omega_0 \\ \sqrt{\frac{1}{2}\left[1 + \cos\left(\pi.\frac{\omega - \omega_0}{\omega_1 - \omega_0}\right)\right]} & \omega_0 \leq \omega \leq \omega_1 \\ 0 & \omega > \omega_1 \end{cases} \qquad (\mathrm{III} - 12)$$

où ω_0 est la fréquence à laquelle $\mathrm{G}_1(\omega)$ commence à s'atténuer.

- Le filtre passe-bande non-orienté est donnée par :

$$\mathrm{B}(\omega) = \begin{cases} 1 & \omega < \omega_0 \\ \sqrt{\frac{1}{2}\left[1 - \cos\left(\pi.\frac{\omega - \omega_0}{\omega_1 - \omega_0}\right)\right]} & \omega_0 \leq \omega \leq \omega_1 \\ 0 & \omega_0 \leq \omega \leq \omega_{max} \end{cases} \qquad (\mathrm{III} - 13)$$

Suite à la propriété d'orientation, les filtres passe-bande orientés dans m directions sont donnés comme suit :

$$\mathrm{B}_m(\omega) = \mathrm{B}(\omega)(cos(\theta - \theta_m))^M \qquad (\mathrm{III} - 14)$$

où $\theta_m = m\pi/(M+1)$ pour $m \in \{1, \ldots, M\}$, M est le nombre d'orientations et $\theta = tan^{-1}\left(\frac{v}{\mu}\right)$ est la variable angulaire en coordonnées polaires.

Les réponses en fréquence des filtres utilisés dans la décomposition sont présentées sur la Fig.III.2.

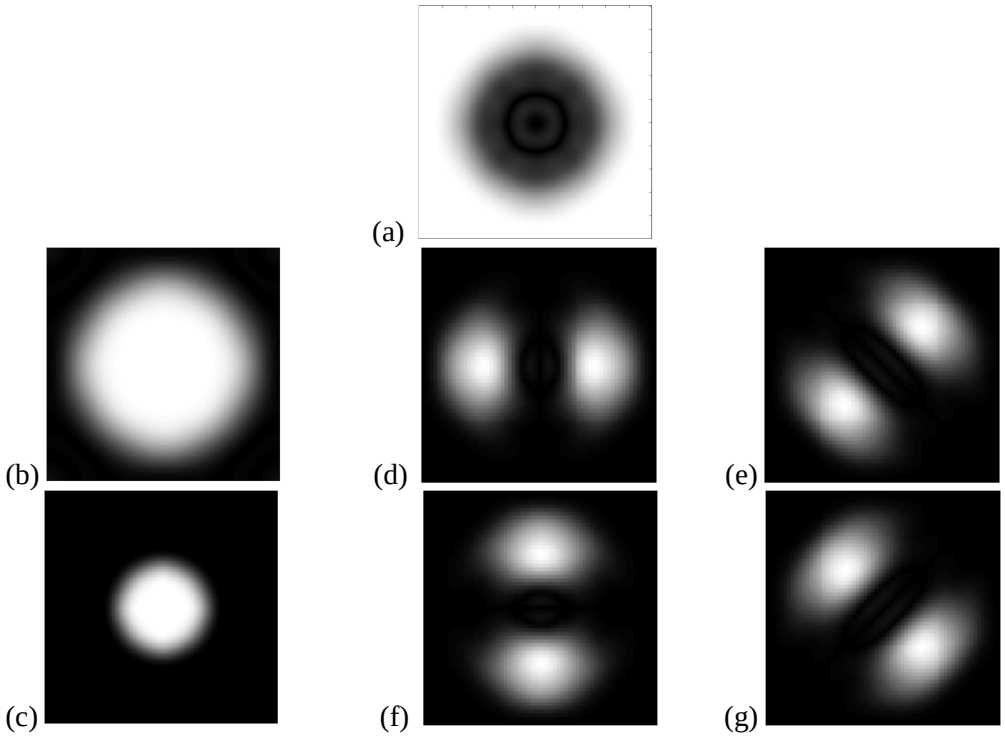


Fig.III. 2 Réponses en fréquences des filtres. (a) Filtre passe-haut, H_0, (b) Premier filtre passe-bas, G_0, (c) Deuxième filtre passe-bas, G_1, (d) Filtre passe-bande 0°, $B_{0,1}$, (e) Filtre passe-bande 135°, $B_{0,2}$, (f) Filtre passe-bande 90°, $B_{0,3}$, (g) Filtre pas bande 45°

III.3. Méthode proposée 1

Rehaussement de contraste multidirectionnels et multiéchelle des images (MMCEI)

La Transformée en Pyramide Orientée (TPO) multi-échelle et multidirectionnelle est appliquée dans la méthode proposée pour le rehaussement de l'image en couleurs. Les caractéristiques de l'image à différentes résolutions et orientations sont extraites de cette représentation pyramidale. Puis une fonction de mappage non linéaire adaptatif est appliquée à ces sous-bandes afin de rehausser le signal aux différentes résolutions et orientations. Ces composantes transformées sont combinées avec les autres sous-bandes et utilisées dans l'étape de reconstruction de l'image finale.

Le principe de la méthode MMCEI proposée est résumé dans la Fig.III.1 pour trois niveaux ($k = \{0, 1, 2\}$) et quatre orientations ($m = \{1, 2, 3, 4\}$). Comme on peut le voir sur la Fig.III.3, l'image originale dans espace rgb est convertie dans espace couleur Lab, L étant la luminance et ab les canaux correspondants respectivement aux rouge-vert et bleu-jaune. A noter que seule l'information du canal de luminance *L* est traitée ici.

L'information extraite de la luminance est ensuite décomposée en composantes passe-haut et passe-bas (L_h, L_0, respectivement). La composante passe-bas L_0 est ensuite décomposée en *M* sous-bandes orientées $L_{0,1}, L_{0,2}, \ldots, L_{0,M}$ et une composante passe-bas. La pyramide est construite par récurrence en répétant l'opération indiquée dans le rectangle en pointillés au niveau du nœud noir. Il faut notez que seule L_1 est sous-échantillonnée produisant, ainsi des images réduites comme dans la décomposition pyramidale classique de [Burt et Adelson 1983].

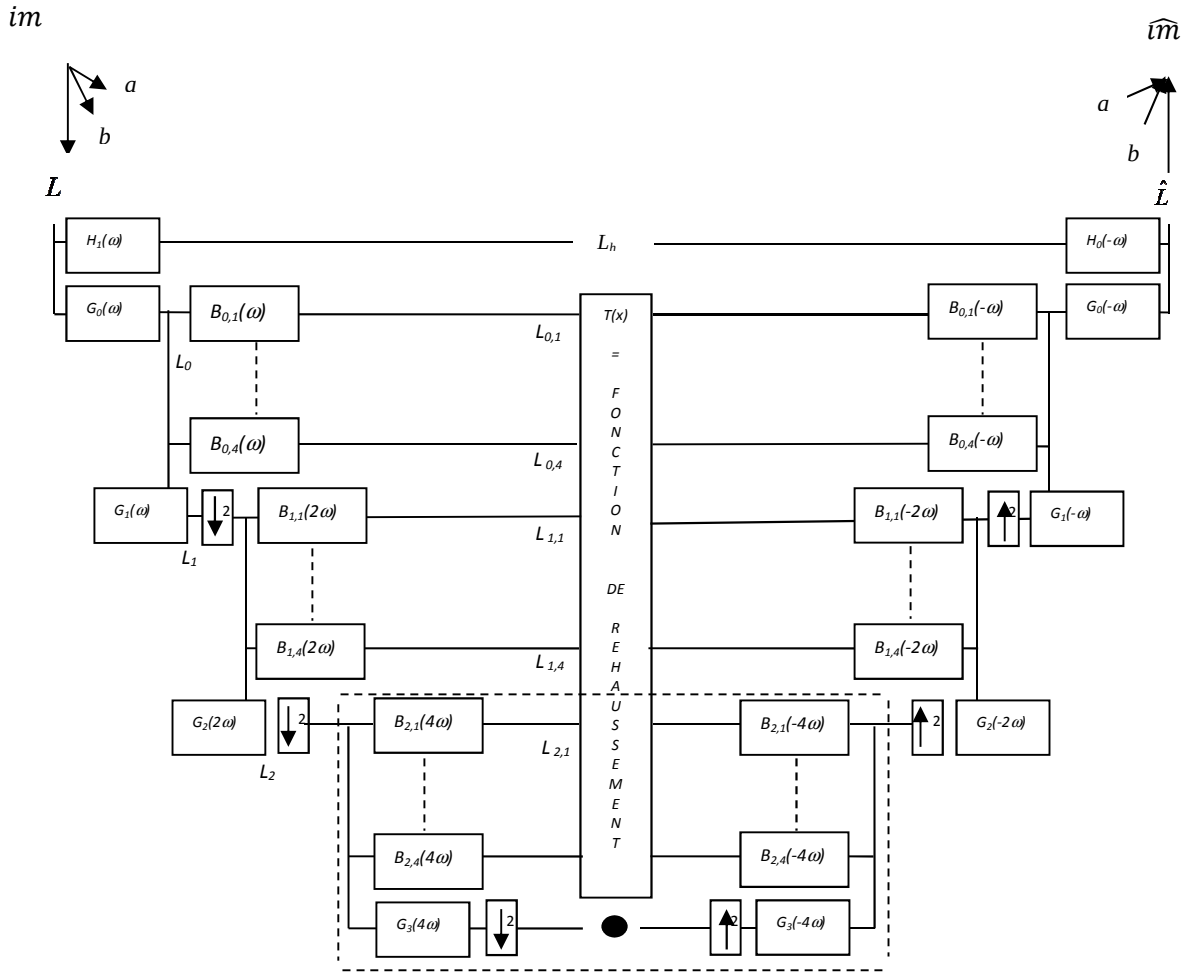


Fig.III. 3 Le schéma de fonctionnement de la méthode proposée MMCEI (pour trois niveaux de décomposition)

L'image rehaussée peut être reconstruite en inversant le processus de décomposition. La dernière composante passe-bande est sur-échantillonnée à chaque niveau de la reconstruction, puis elle est ajoutée à toutes les composantes passe-bande orientées et rehaussées, $L_{k,m}$ qui sont mappées par la fonction non linéaire $Z(x)$, donnée ci-après et représentée dans la Fig.III.4.

$$Z(x) = \begin{cases} gn.x\left(1 - \dfrac{|x|}{S}\right)^{P} & |x| \leq S \\ x & ailleurs \end{cases} \qquad (\text{III} - 15)$$

où x est le signal d'entrée, S la limite supérieure de renforcement non linéaire, gn le facteur de gain et P le taux d'atténuation vers S.

Les caractéristiques de l'image sont intensifiées grâce à une meilleure résolution et aux propriétés directionnelles de la TPO. Le rehaussement du contraste à chaque niveau et orientation est obtenu en adaptant les paramètres gn et S pour chaque sous-bande.

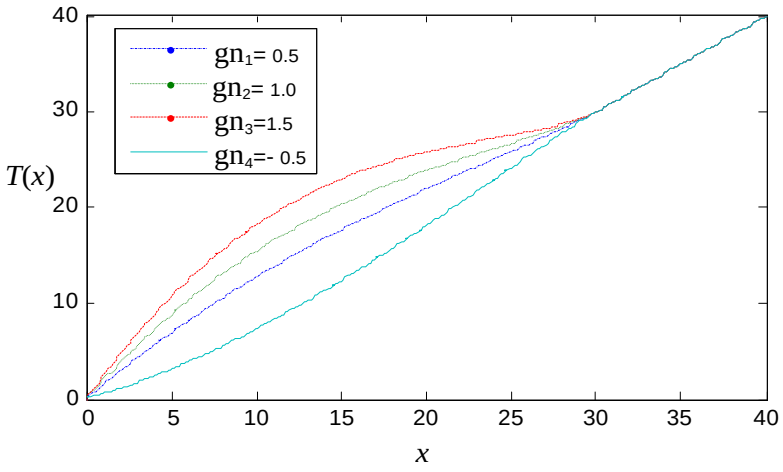


Fig.III. 4 Fonction de rehaussement selon l'équation. (III.15) pour S=30, P=1.5, et différentes valeurs de gn

La méthode proposée MMCEI peut se résumer en cinq étapes :

- Étape 1 : Convertir l'image originale im de l'espace couleur rgb à l'espace Lab;

- Étape 2 : Utiliser la TPO pour décomposer la composante luminance L en trois niveaux et quatre orientations pour chaque niveau, comme indiqué dans la Fig.III.3;
- Étape 3 : Utiliser une fonction non linéaire avec un facteur de gain adaptatif gn à chaque niveau pour rehausser uniquement les composantes passe-bande orientées;
- Étape 4 : Reconstruire en utilisant le processus de décomposition pyramidale inverse. On utilise les composantes passe-bande à la fois orientées et rehaussées pour obtenir à la fin la composante de luminance rehaussée $\widehat{\mathrm{L}}$;
- Étape 5 : Convertir l'image rehaussée de l'espace $\hat{L}ab$ vers l'espace couleur $\widehat{rgb}$.

III.3. Méthode proposée 2
Rehaussement de contraste multidirectionnels et multiéchelle des images médicales (MMCEMI)

La particularité du rehaussement des images médicales en couleurs et monochromes est le fait, de pouvoir rehausser et/ou dé-rehausser seulement la région d'intérêt (ROI), sans pour autant modifier l'aspect général des images.

En s'appuyant sur cette idée, nous avons adapté aux images médicales la méthode décrite précédemment, en y ajoutant trois étapes (les étapes 3, 4 et 5). Dans l'étape 3, il faut faire la distinction entre les contours et le bruit pour ne rehausser dans les ROIs que les composantes de fréquence moyenne. Cependant, le résultat de cette étape est une image binaire IB1 avec des contours discontinus et des petits objets solitaires, l'étape 4, consiste donc à utiliser une opération morphologique pour éliminer les contours (objets connectés d'au moins p pixels) et produire une image

binaire IB2. Seulement, nous ne considérons pas tous les pixels non contour de la carte binaire IB1 comme bruit car ils peuvent encore cacher des informations utiles. Par contre, la différence des images binaires IB1- IB2 produit l'image binaire IB0 du bruit à supprimer de toutes les composantes passe-bande B_{km}, (étape5). Après cette dernière étape ajoutée, nous reprenons les mêmes étapes de 6 à 8, correspondant respectivement aux anciennes étapes 3 à 5, mais la fonction de mappage ne rehaussera que les contours de la carte binaire IB1 de chaque composante passe-bande.

La méthode proposée peut se résumer en huit étapes :

- Étape 1 : Convertir l'image originale im de l'espace couleur rgb au Lab;
- Étape 2 : Utiliser la TPO pour décomposer la composante luminance L en trois niveaux et quatre orientations pour chaque niveau, comme indiqué dans la Fig.III.3;
- Étape 3 : Calculer le seuil maximum d'entropie des composantes passe-bande orientées B_{km} de chaque niveau *i* pour pouvoir séparer le bruit du vrai contour et obtenir ainsi une carte binaire IB1 ;
- Étape 4 : Appliquer une opération morphologique de matlab *bwareaopen* pour retirer de cette image binaire IB1 tous les composants connectés (objets) qui ont moins de p pixels et obtenir ainsi une carte binaire IB2 ;
- Étape 5 : Annuler tous les niveaux de gris des composantes B_{km} qui correspondent à la nouvelle carte binaire IB0, avec IB0=IB1-IB2 ;
- Étape 6 : Utiliser une fonction non linéaire avec un facteur de gain adaptatif gn à chaque niveau pour rehausser uniquement les niveaux de gris des composantes passe-bande orientées B_{km} correspondant à la carte binaire IB1,

pour obtenir ainsi des composantes passe-bande orientées et rehaussées de chaque niveau $\widehat{B_{km}}$;

- Étape 7 : Reconstruire en utilisant le processus de décomposition pyramidale inverse. On utilise les composantes passe-bande à la fois orientées et rehaussées pour obtenir à la fin la composante luminance rehaussée $\widehat{\mathrm{L}}$;
- Étape 8 : Convertir l'image rehaussée de l'espace $\hat{L}ab$ vers l'espace couleur $\widehat{rgb}$.

III.5. Résultats et discussion

La méthode proposée a été testée sur des images en couleurs différentes et par rapport à certaines techniques connues de rehaussement de contraste, comme l'égalisation d'histogramme, l'égalisation d'histogramme adaptative à contraste limité (CLAHE), le rehaussement de contraste local à base de contour (ELCE), la technique de Unsharpening et deux méthodes de rehaussement de contraste multi-échelle (à base de curvelettes et MSRCR).

Dans le procédé proposé, les paramètres de mappage utilisés sont les mêmes pour l'ensemble des sous-bandes, tandis que le gain est adapté à chaque niveau de décomposition et pour chaque sous-bande. Ici, nous avons choisi trois niveaux de décomposition et quatre orientations $\left(0, \frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{2}, \frac{3\pi}{4}\right)$ en respectant la sensibilité particulière du SVH à ces quatre orientations et nous nous sommes arrêtés aussi à 3 niveaux de décomposition, parce qu'on observe qu'expérimentalement qu'un nombre de décomposition supérieur n'apporte plus d'information utile à exploiter.

Seules les composantes passe-bandes orientées sont rehaussées par la fonction non linéaire. Pour chaque niveau, nous utilisons les valeurs de gain optimum soient $(gn_1 = 2, gn_2 = 1.5,\ gn_3 = 1)$ pour l'image clown et $(gn_1 = 3, gn_2 = 2, gn_3 = 1)$ pour les autres images. Le paramètre S contrôlant la gamme du rehaussement non linéaire est amené à varier en fonction des composantes passe-bandes et du niveau de décomposition concerné. Il est défini comme $S = t.Mc$, où Mc est la valeur maximale du coefficient pour un niveau donné de décomposition et de sous-bande et t est un facteur multiplicatif $(0 < t \leq 1)$. Par exemple, si t est mis à 1 toutes les composantes passe-bandes sont rehaussées.

La qualité subjective des résultats obtenus est évaluée en fonction de l'apparence visuelle des détails, de la préservation de couleur et de la sensibilité au bruit. Les figures III.5-8 illustrent la comparaison de la méthode proposée avec des méthodes connues de rehaussement de contraste. On peut remarquer que, les méthodes basées sur l'histogramme produisent un changement de couleur significatif sur de nombreux domaines de l'image comme on peut le voir sur la Fig. III.5.c et d. Le rehaussement ELCE tend à produire un excédent et d'autres objets sur les textures (Fig.III.5.e). La méthode de *Unsharpening* tend à amplifier les artefacts et également à produire un sur-rehaussement (Fig. III.5.b). Les différences sont mieux visibles sur la main du clown (voir l'image agrandie dans la Fig. III.6).

La Fig.III.7 montre les résultats de l'application des méthodes multi-échelle aux images en couleurs (avec l'image Kodak du jour 11/12/01, disponible dans http://www-stat.stanford.edu/~jstarck/contrast.html). La MSRCR (Fig.III.7.b) ne fournit aucun rehaussement de contraste significatif. Elle a tendance à griser l'image dans de nombreuses régions (voir par exemple les escaliers, et les murs). Ceci est principalement dû à l'opération de moyenne. En outre, l'étape de restauration de la

couleur dans la MSRCR, utilisée pour compenser la perte de saturation, produit des résultats inattendus. Dans la méthode à base des curvelettes (Fig.III.7.c), la représentation en espace Luv est utilisée au lieu de l'espace couleur rgb. Mais tous les coefficients des curvelettes des trois composantes Luv sont traités.

En conséquence, toutes les composantes sont rehaussées indépendamment de leur contenu fréquentiel produisant ainsi un rehaussement de contraste quasi-uniforme. Il en résulte une perte de visibilité de détails dans certaines régions (voir par exemple la paroi) par rapport à l'image de la Fig.III.7.d. Dans notre méthode MMCEI (Fig.III.7.d), seules les composantes de fréquence de milieu de gamme sont rehaussées en accord avec la nature passe-bande du SVH. Dans le but d'une évaluation plus complète de comparaison, une autre image en couleurs est utilisée.

Les figures III.9-16 affichent l'image originale et les images traitées avec les méthodes classiques, la méthode à base de curvelettes, la MSRCR et la méthode proposée MMCEMI.

Les figures.III.9-12 montrent un exemple des résultats du rehaussement de contraste des images de la base d'image DRIVE[4] de la rétine. Il est clair que le contraste de l'image a été amélioré avec l'approche MMCEMI comparativement aux autres méthodes. On remarque quelques vaisseaux capillaires à peine visibles avant la procédure de rehaussement alors qu'après la procédure de rehaussement ils sont facilement identifiables, en raison de la répartition de fond uniformisée. On peut noter également la mise en avant des composantes passe-bande.

[4] http://www.isi.uu.nl/Research/Databases/DRIVE/

Nous pouvons aussi bien observer la netteté et la visibilité des détails ainsi que les vaisseaux capillaires sur les figures III.10.f et III.12.d des zooms des résultats de notre méthode MMCEMI par rapport aux autres méthodes classique et multi-échelle (figures III.10.b-e et III.12.b-c). La méthode proposée MMCEMI (voir Fig.III.10.f), rehausse les subtils détails tout en éliminant les artéfacts du fond de l'image originale (voir Fig.III.10.a).

On présente aussi un exemple des résultats de rehaussement de contraste des images de la base d'images compressées d'endoscopie de l'œsophage[5]. (figures.III.13-16) L'image d'endoscopie présente une tumeur maligne. Le fait de tester les méthodes de rehaussement de contraste sur ces images compressées met en question leur robustesse à ne pas accentuer les effets de bloc mais à les atténuer tout en rehaussant les détails utile comme la tumeur par exemple. Nous observons que la majorité des méthodes de rehaussement de contraste appliquées à ces images amplifie cet effet de bloc, à l'inverse de l'image issue du rehaussement de contraste avec la méthode proposée MMCEMI qui présente un fond lisse et uniforme et une bonne mise en avant de la seule région de la tumeur. (voir les figures.III.14 et III.16).

Au final, les deux méthodes de rehaussement de contraste proposées sont très simples à implémenter et le temps de calcul est instantanée sur l'environnement de programmation de Matlab, il ne peut donc être encore que plus performant avec une plateforme C ou C++.

[5] http://www.endoatlas.com/atlas_es.html

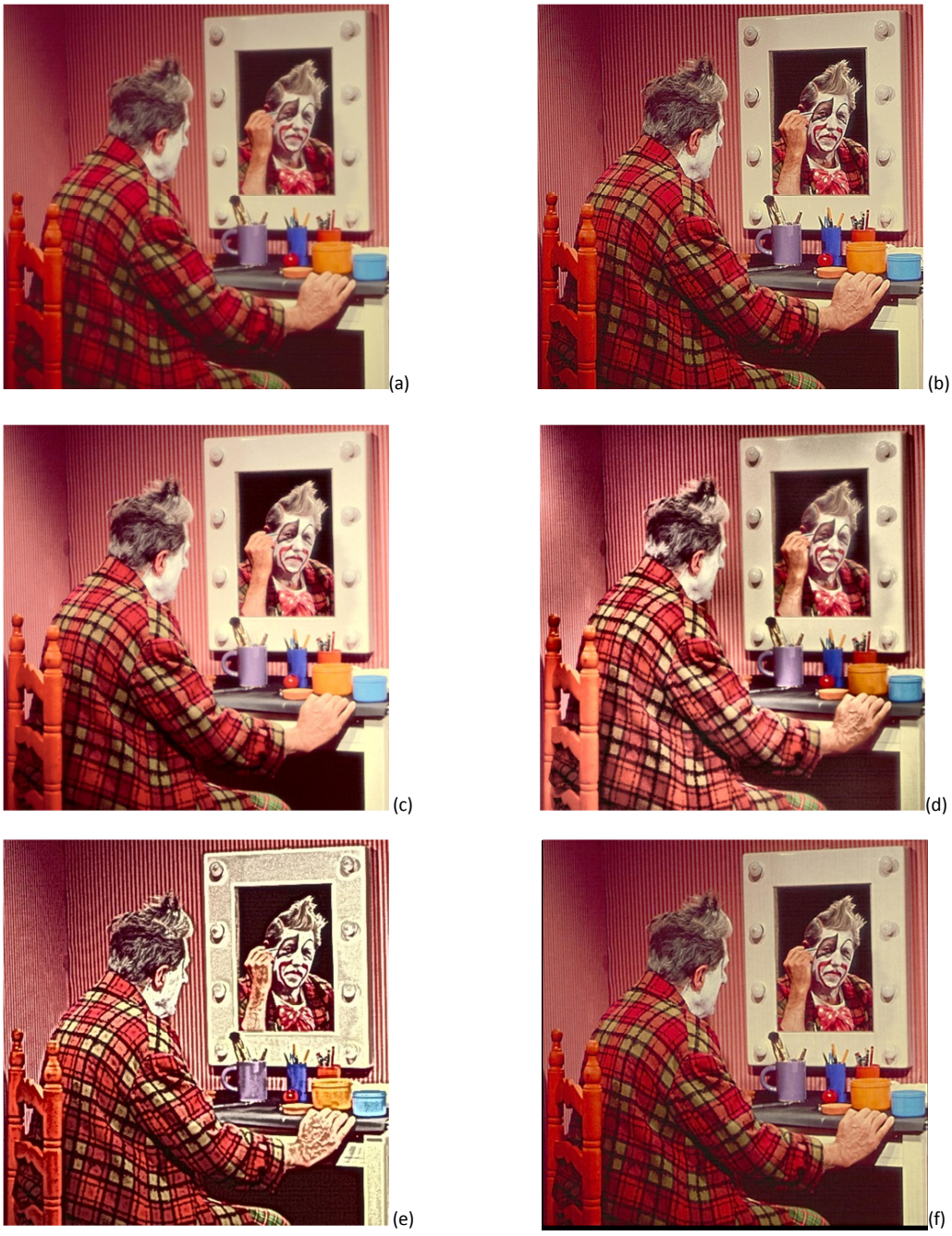


Fig.III. 5 Les résultats de comparaison de notre méthode MMCEI avec les méthodes classiques : (a) Image originale, (b) Unsharpening, (c) Égalisation d'histogramme, (d) CLAHE, (e) ELCE, (f) MMCEI

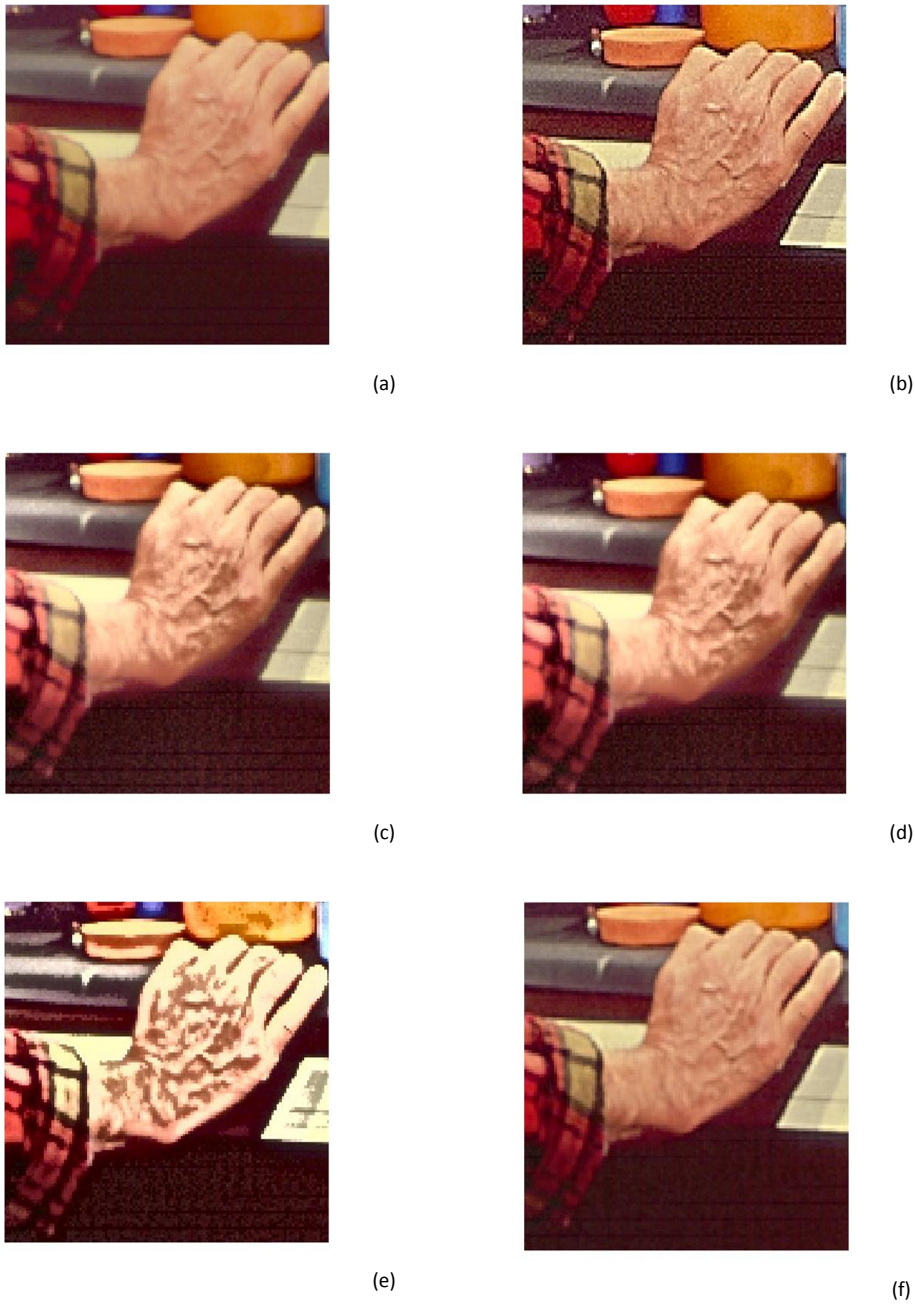


Fig.III. 6 Zoom des résultats de comparaison de notre méthode MMCEI avec les méthodes classiques : (a) Image originale, (b) Unsharpening, (c) Égalisation d'histogramme, (d) CLAHE, (e) ELCE, (f) MMCEI

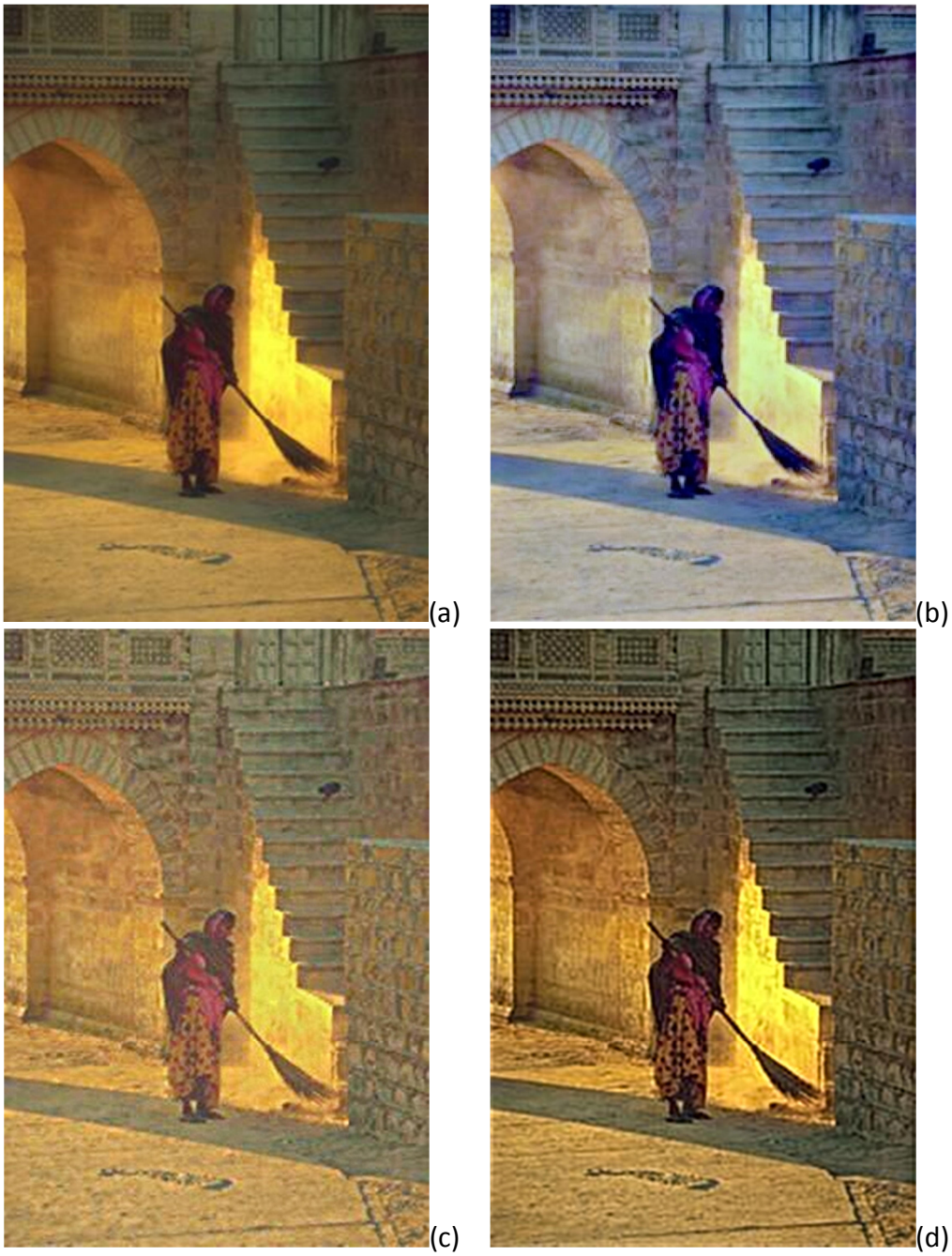


Fig.III. 7 Les résultats de comparaison de notre méthode MMCEMI avec les méthodes multiéchelles : (a) Image originale, (b) Méthode MSRCR, (c) Méthode à base de curvelette, (d) MMCEMI

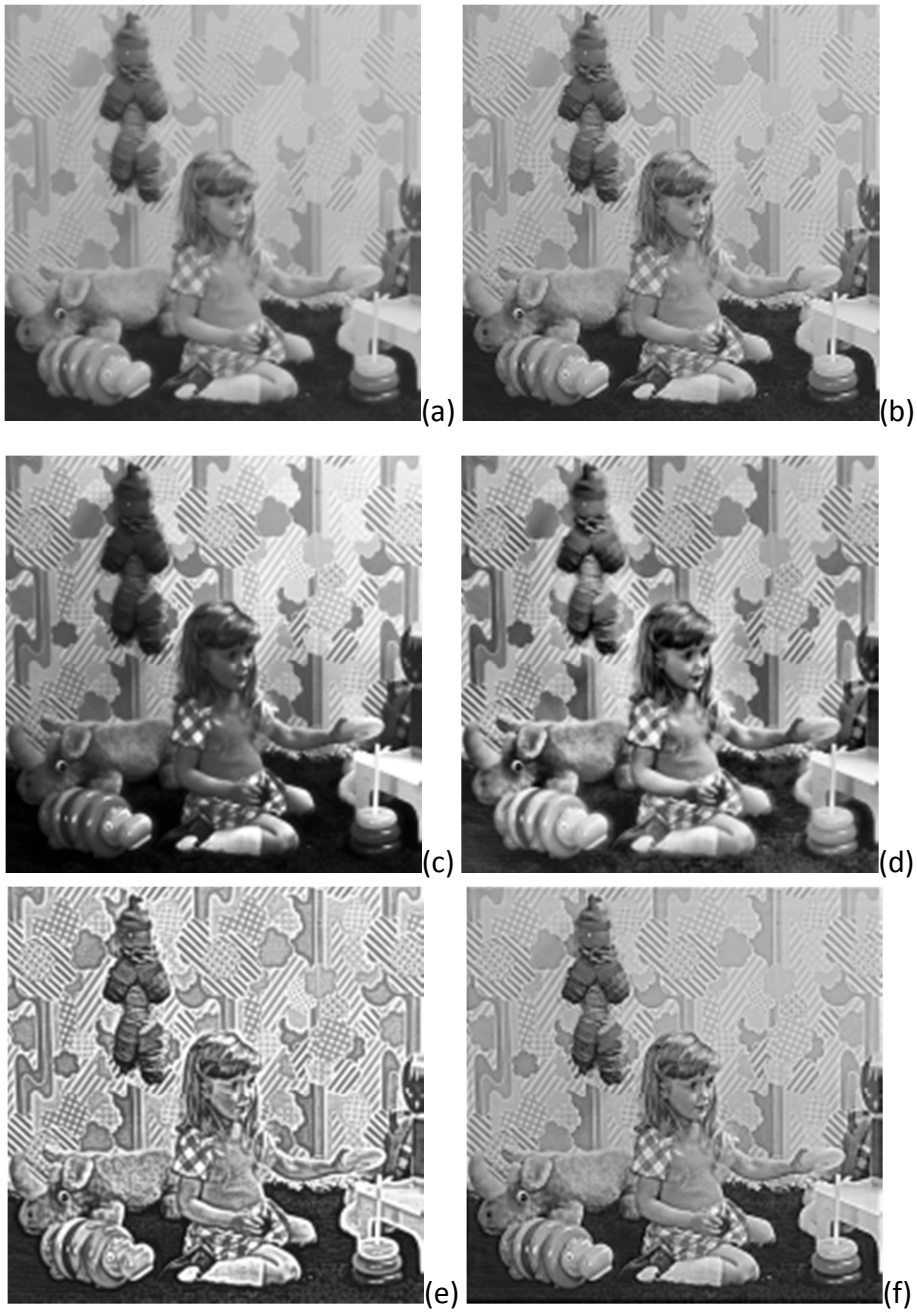


Fig.III. 8 Les résultats de comparaison de notre méthode MMCEI avec les méthodes classiques : (a) Image originale, (b) Unsharpening, (c) Égalisation d'histogramme, (d) CLAHE, (e) ELCE, (f) MMCEI

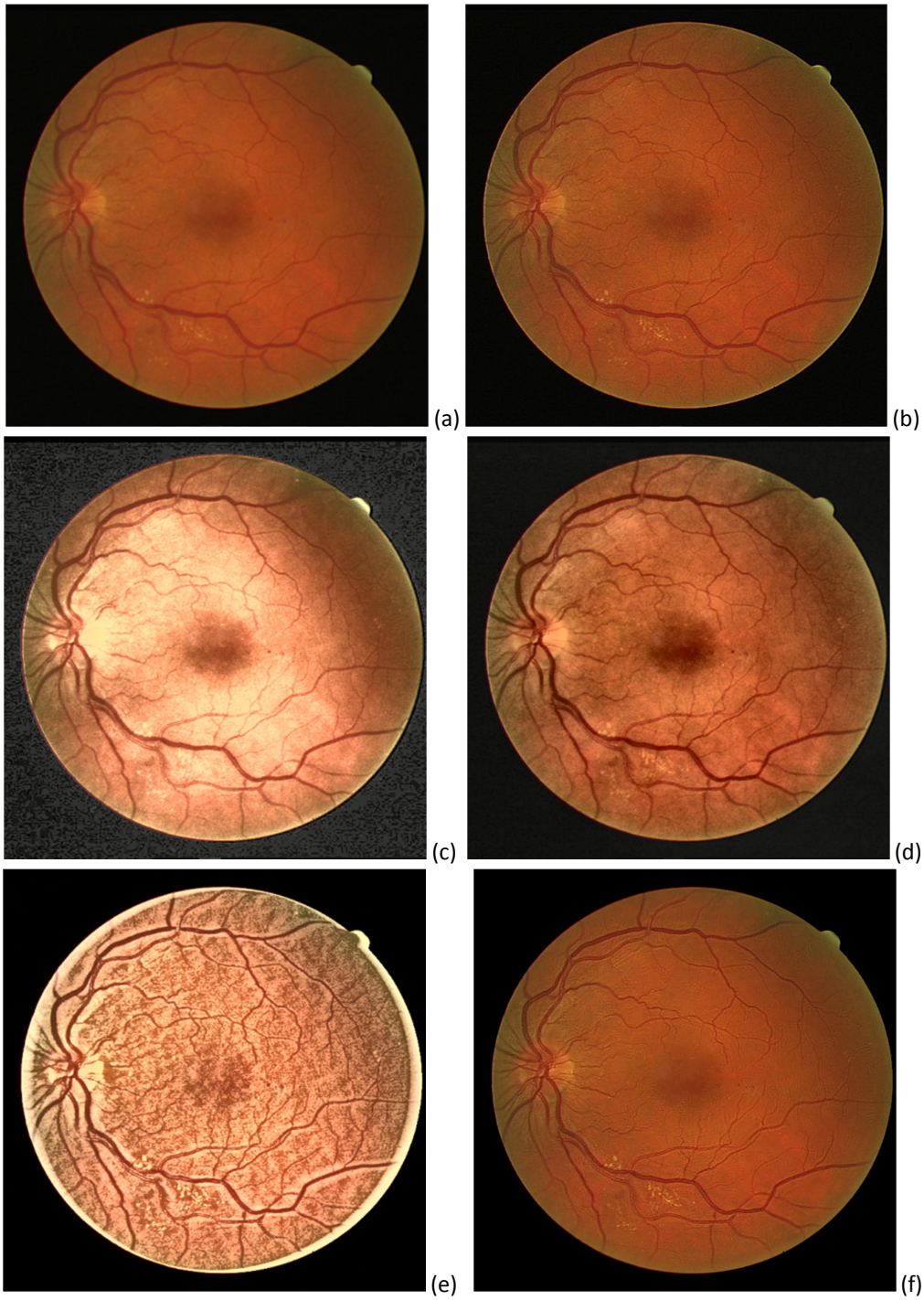


Fig.III. 9 Les résultats de comparaison de notre méthode MMCEI avec les méthodes classiques : (a) Image originale, (b) Unsharpening, (c) Égalisation d'histogramme, (d) CLAHE, (e) ELCE, (f) MMCEI

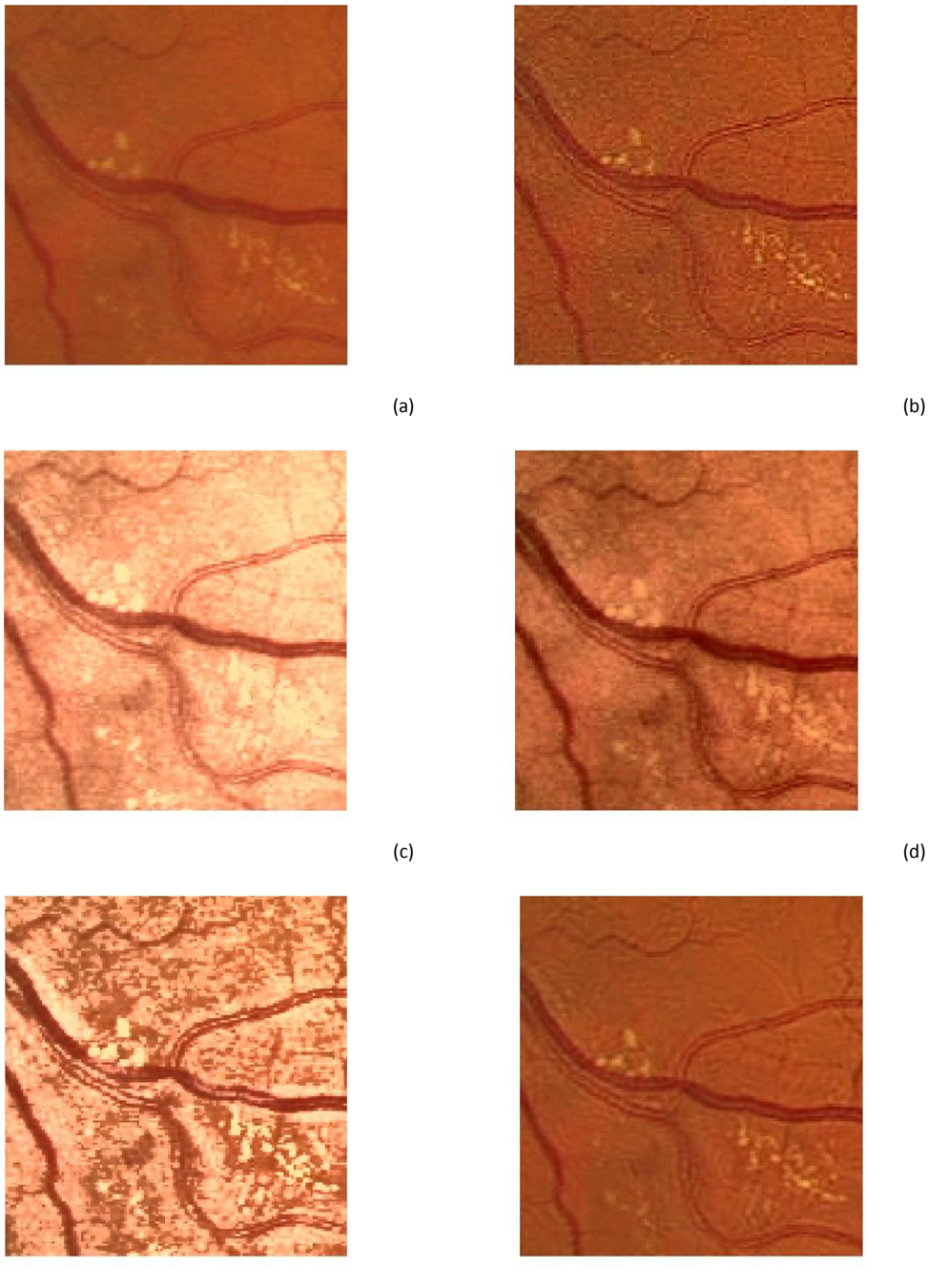


Fig.III. 10 Zoom des résultats de comparaison de notre méthode MMCEI avec les méthodes classiques : (a) Image originale, (b) Unsharpening, (c) Égalisation d'histogramme, (d) CLAHE, (e) ELCE, (f) MMCEMI

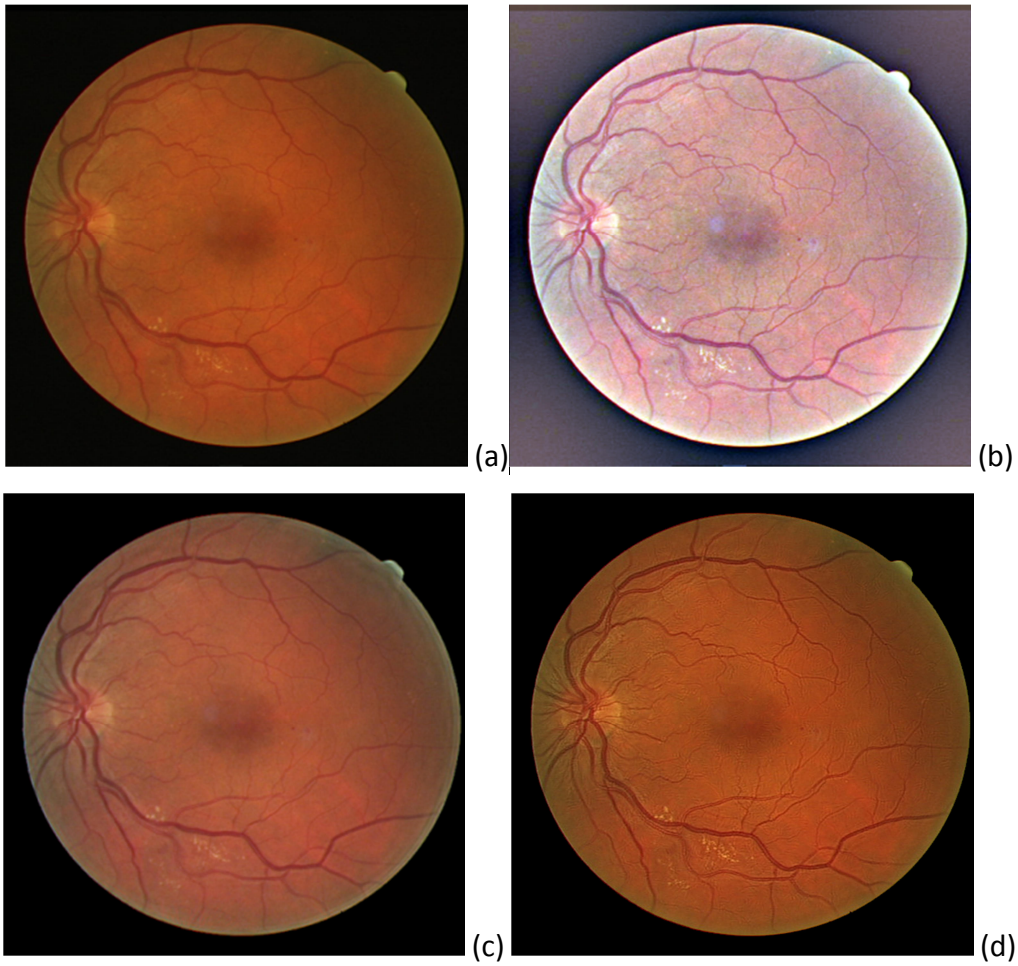
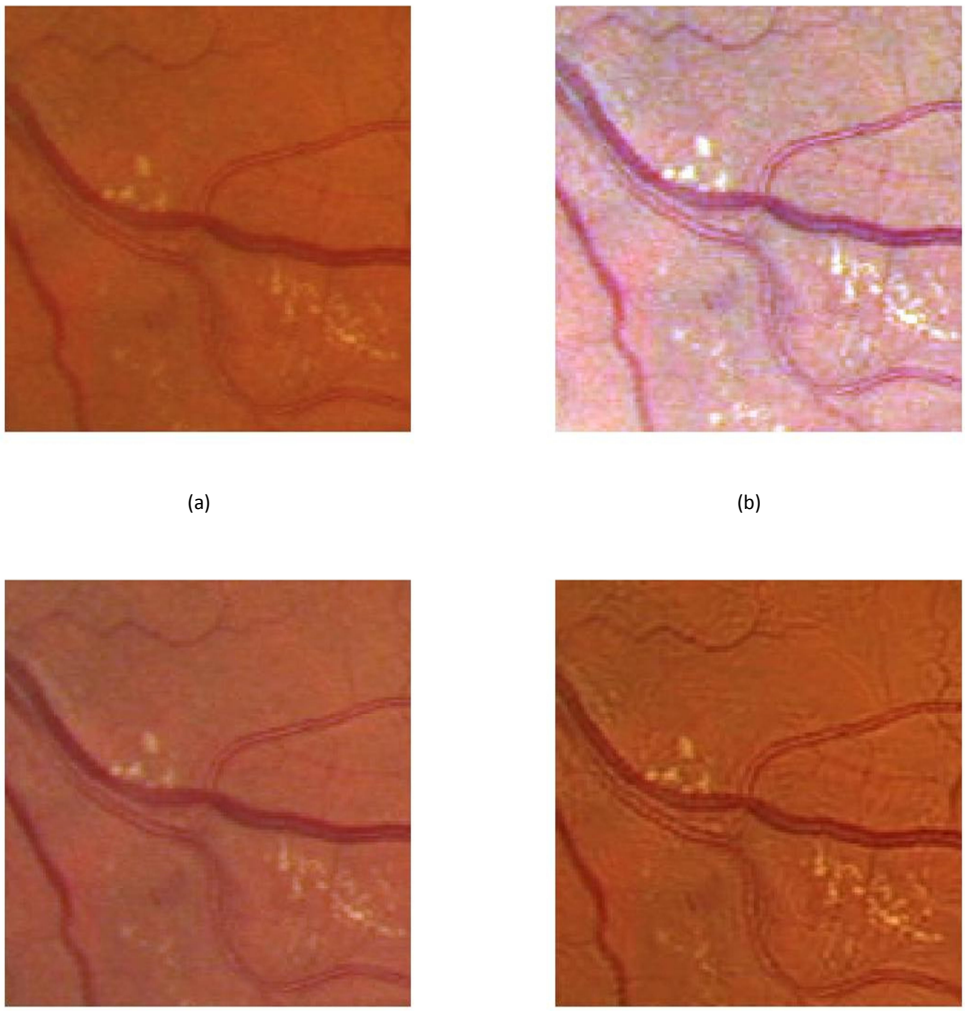


Fig.III. 11 Les résultats de comparaison de notre méthode MMCEMI avec les méthodes multi-échelle : (a) Image originale, (b) Méthode MSRCR, (c) Méthode à base de curvelette, (d) MMCEMI



(a) (b)

(c) (d)

Fig.III. 12 Zoom des résultats de comparaison de notre méthode MMCEMI avec les méthodes multi-échelle : (a) Image originale, (b) Méthode MSRCR, (c) Méthode à base de curvelette, (d) MMCEMI

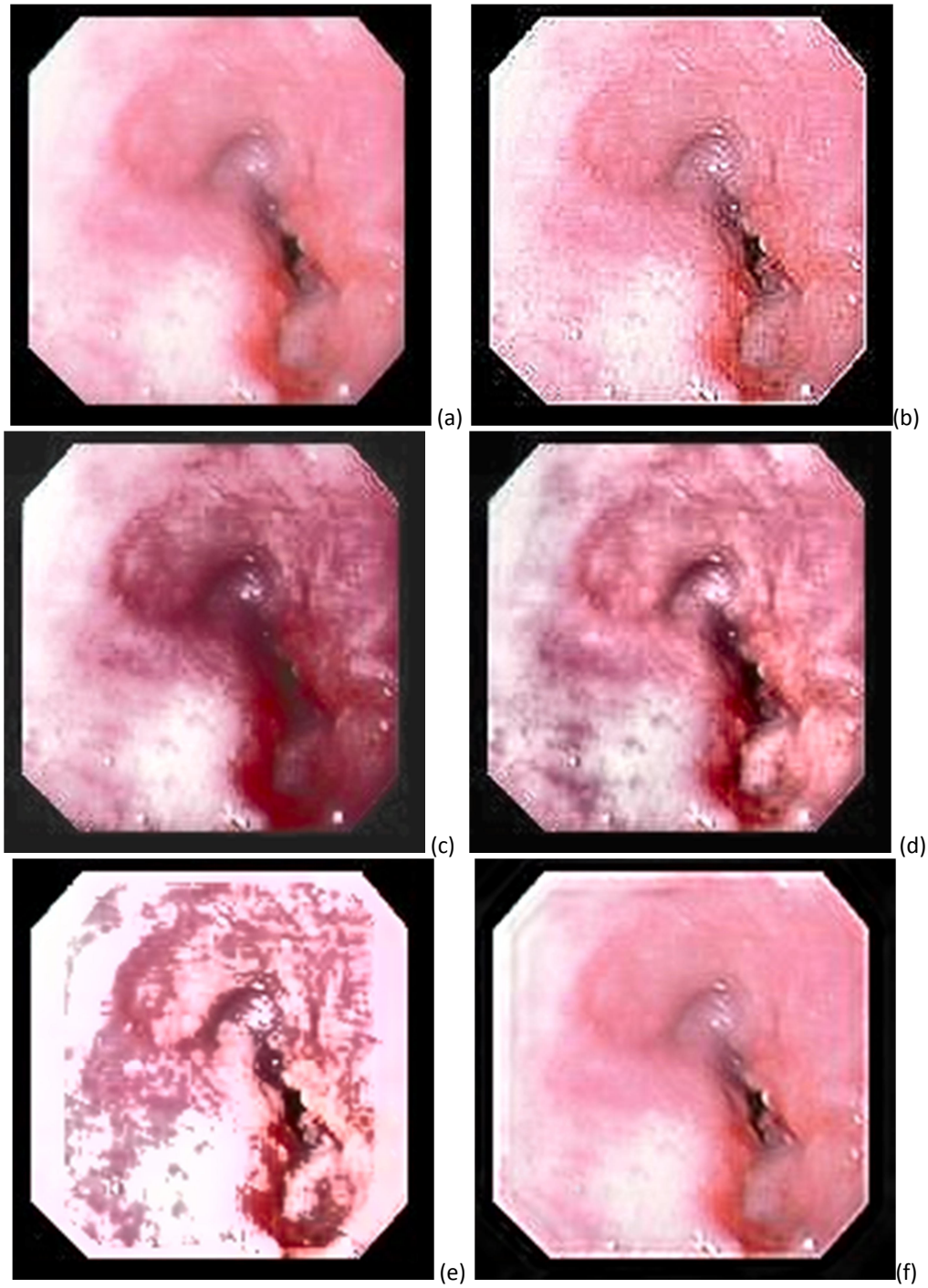


Fig.III. 13 Les résultats de comparaison de notre méthode MMCEMI avec les méthodes classiques : (a) Image originale, (b) Unsharpening, (c) Égalisation d'histogramme, (d) CLAHE, (e) ELCE, (f) MMCEMI



(a) (b)

(c) (d)

(e) (f)

Fig.III. 14 Zoom des résultats de comparaison de notre méthode MMCEMI avec les méthodes classiques : (a) Image originale, (b) Unsharpening, (c) Égalisation d'histogramme, (d) CLAHE, (e) ELCE, (f) MMCEMI

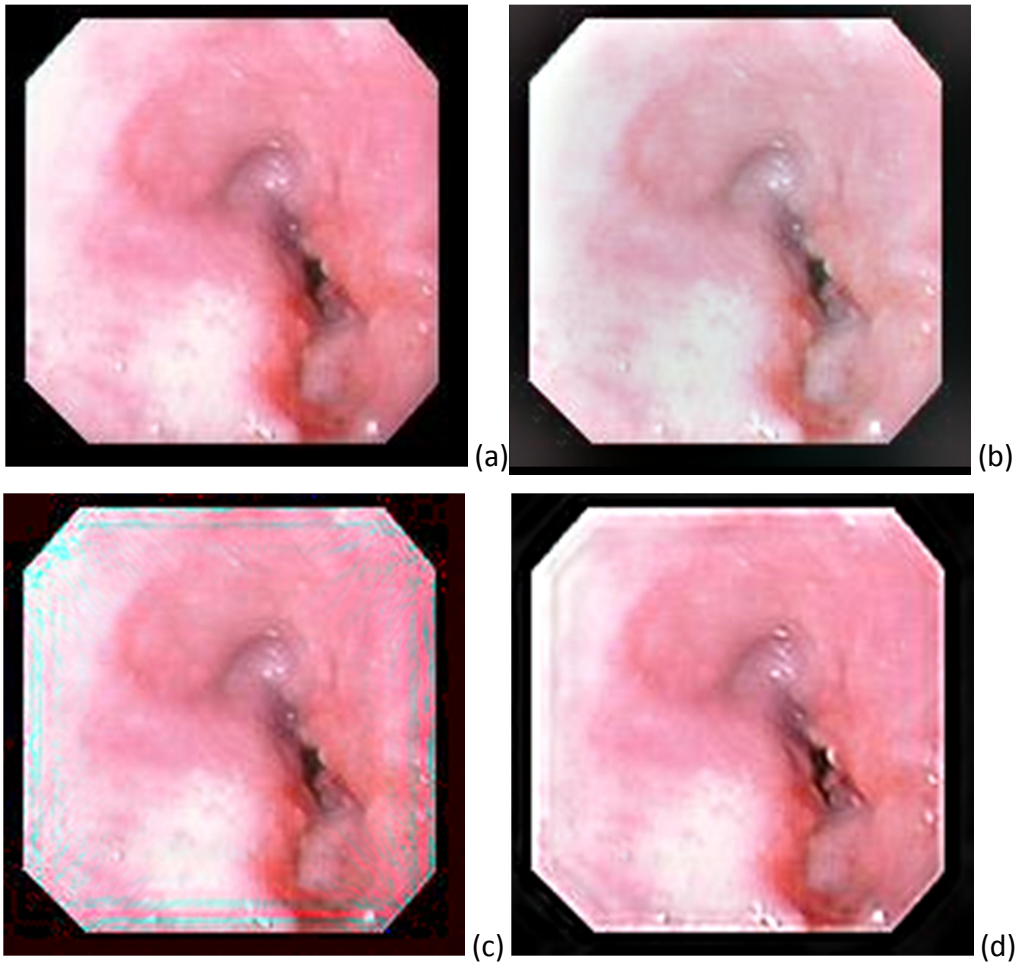


Fig.III. 15 Les résultats de comparaison de notre méthode MMCEMI avec les méthodes multi-échelle : (a) Image originale, (b) Méthode MSRCR, (c) Méthode à base de curvelettes, (d) MMCEMI

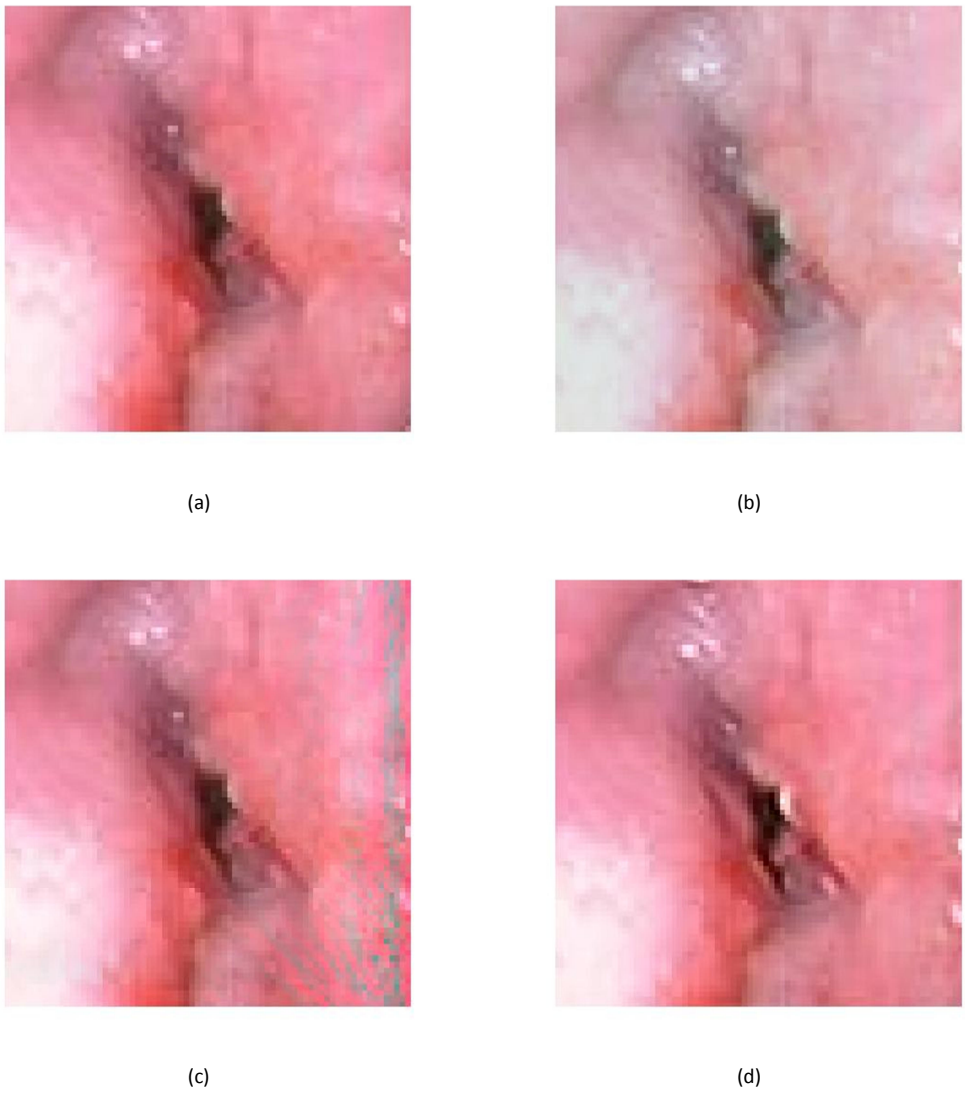


Fig.III. 16 Zoom des résultats de comparaison de notre méthode MMCEMI avec les méthodes multi-échelle : (a) Image originale, (b) Méthode MSRCR, (c) Méthode à base de curvelette, (d) MMCEMI

III.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit les deux méthodes de rehaussement de contraste MMCEI/MMCEMI développées dans le cadre de cette thèse. La méthode MMCEI est appliquée aux images en couleurs et la méthode MMCEMI n'est appliquée qu'aux images médicales en couleurs. Les deux méthodes permettent de traiter aussi l'image en niveaux de gris puisque celle-ci représente le même traitement qu'un canal couleur.

La sélectivité fréquentielle et directionnelle du SVH est exploitée grâce à la décomposition pyramidale orientée et au schéma de reconstruction, développé pour donner des méthodes efficaces de rehaussement de contraste. En outre, les méthodes proposées donnent plus de flexibilité et assurent un meilleur contrôle pour améliorer la qualité visuelle des images.

Les résultats des comparaisons montrent que les méthodes proposées MMCEI/MMCEMI pour les images médicales ou autres, monochromes ou en couleurs sont supérieure aux méthodes classiques et aux méthodes de multirésolution. Ces méthodes sont aussi efficaces dans le rehaussement de détails subtils sans amplification du bruit. L'utilisation de filtres directionnels à bande limitée nous permet d'obtenir des images rehaussées où les différentes structures sont soulignées en fonction de leur orientation et de leur position dans le domaine fréquentiel.

Chapitre IV
Approche perceptuelle

Sommaire

IV.1. INTRODUCTION 131

IV.2. MÉTHODE PROPOSÉE REHAUSSEMENT PERCEPTUEL ET ADAPTATIF DU CONTRASTE DE L'IMAGE DE MAMMOGRAPHIE BASÉ SUR LA LOGIQUE FLOUE ET LA SEGMENTATION (FSPACEM) 133

IV.4.1. ÉTAPE 1 SEGMENTATION MULTIDIRECTIONNELLE ET MULTI-ÉCHELLE DU CONTRASTE FLOU ADAPTATIF (FACMS) 134

IV.4.2. ÉTAPE 2 REHAUSSEMENT DU CONTRASTE FLOU JND DES RÉGIONS SEGMENTÉES (FAJNDE) 140

IV.5. RÉSULTATS ET DISCUSSION 143

IV.6. CONCLUSION 152

IV.1. Introduction

Plusieurs algorithmes de rehaussement ont été rapportés dans la littérature. Un état de l'art ancien sur les méthodes de rehaussement a été publié dans [Gonzalez et Woods 1992]. Ces algorithmes de rehaussement de contraste peuvent être regroupés en deux catégories, les méthodes directes et les méthodes indirectes. Ces méthodes ne sont pas adaptées aux images médicales en particulier aux images de mammographie.

La mammographie joue un rôle central dans le processus de détection d'anomalies permettant ainsi le dépistage précoce du cancer du sein. L'analyse des microcalcifications est d'une grande aide pour prédire la malignité du cancer du sein. Le degré de malignité est fortement corrélé aux caractéristiques pertinentes des microcalcifications telles que la taille, la forme, le contraste et la distribution locale.

La détection des lésions dans les mammographies numérisées dépend de l'observation des changements locaux et distants dans les tissus. Malheureusement, toutes les mammographies ne peuvent être interprétées par des radiologistes, et les caractéristiques différentielles d'atténuation des rayons X associées aux différents tissus mammaires constituent un problème parce que l'œil humain n'est pas capable de distinguer des différences de faible intensité. C'est particulièrement difficile lorsque le cancer du sein est à son stade précoce.

Il est montré que, la meilleure façon de prévenir et d'arrêter le développement du cancer du sein est de le détecter à ses débuts. Cependant, les images de mammographie sont souvent de faible contraste. Le rehaussement du contraste

pourrait être alors d'une grande aide dans la détection de certaines caractéristiques subtiles telles que des microcalcifications qui révèlent le cancer du sein aux premiers stades. Toutefois, les microcalcifications sont souvent masquées dans les régions à faible contraste et à peine distinguables des autres structures dans certains tissus suspects. Une façon de rendre ces caractéristiques subtiles plus visibles est d'accentuer les différences d'intensité entre les tissus en améliorant le contraste local.

De nombreux efforts ont donc été faits ensuite pour développer des méthodes de rehaussement du contraste adaptatif tout en minimisant l'amplification du bruit qui pourrait résulter de cette transformation [Beghdadi 1989, Dash 1991 et Cvetkovic 2007]. Une approche de rehaussement locale et adaptative a été présentée [Zeyun 2004] et une autre méthode de rehaussement de contraste spécifique aux microcalcifications, utilisant les opérations de morphologie avec des disques en structure non plane, a été introduite par [Wirth 2004].

Une autre technique bien connue de rehaussement local du contraste est «le Unsharpening» [Gordon 1984]. Cette méthode spatiale est simple mais moins efficace dans le cas d'images contenant un large éventail de détails. Elle ne tient pas compte de la sélectivité directionnelle et fréquentielle du système visuel humain. En outre, elle est sensible au bruit. Malheureusement, avec ces méthodes seul un rehaussement limité pourrait être atteint. Cela est dû au fait que ces approches ne tiennent pas compte des informations locales sur la taille et l'orientation des détails subtils.

L’inconvénient majeur des techniques de rehaussement de contraste citées ci-dessus et dans le chapitre 1 est l'absence des propriétés d’invariance par translation et par rotation qui provoquent l'amplification du bruit ou des artefacts qui sont liés aux propriétés des transformées en ondelettes.

Il est intéressant de combiner l'aspect directionnel de la sensibilité fréquentielle et l'aspect flou dans le rehaussement des images de mammographie. Sachant que le juge ultime est l'œil du médecin radiologiste, il serait utile de pouvoir exploiter certaines caractéristiques du système visuel humain.

Une nouvelle méthode de rehaussement de contraste combinée à un processus de segmentation basée sur la logique floue est utilisée pour détecter des détails subtils des images de mammographie moins contrastées. L'utilisation de la logique floue dans le rehaussement du contraste et dans le processus de segmentation permet de faire face aux difficultés liées à l'imprécision et à l'ambiguïté rencontrées dans les tissus de mammographie.

Les résultats obtenus démontrent clairement l'efficacité de l'utilisation de la logique floue et certains aspects de la perception du SVH dans la détection des détails anormaux dans la mammographie.

IV.2. Méthode proposée

Rehaussement perceptuel et adaptatif du contraste de l'image de mammographie basé sur la logique floue et la segmentation (FSPACEM)

L'objectif du rehaussement de contraste est d'améliorer la visibilité des structures essentielles en augmentant l'intervalle des niveaux de gris utilisés, tout, en préservant les autres structures et en gardant la qualité globale de l'image.

L'approche proposée ici est basée sur un schéma itératif, comprenant deux étapes combinant à la fois une méthode de rehaussement du contraste et une

méthode de segmentation, basées sur la logique floue. Cette méthode est dédiée seulement aux images de mammographie. Dans ce qui suit les deux étapes sont présentées et discutées :

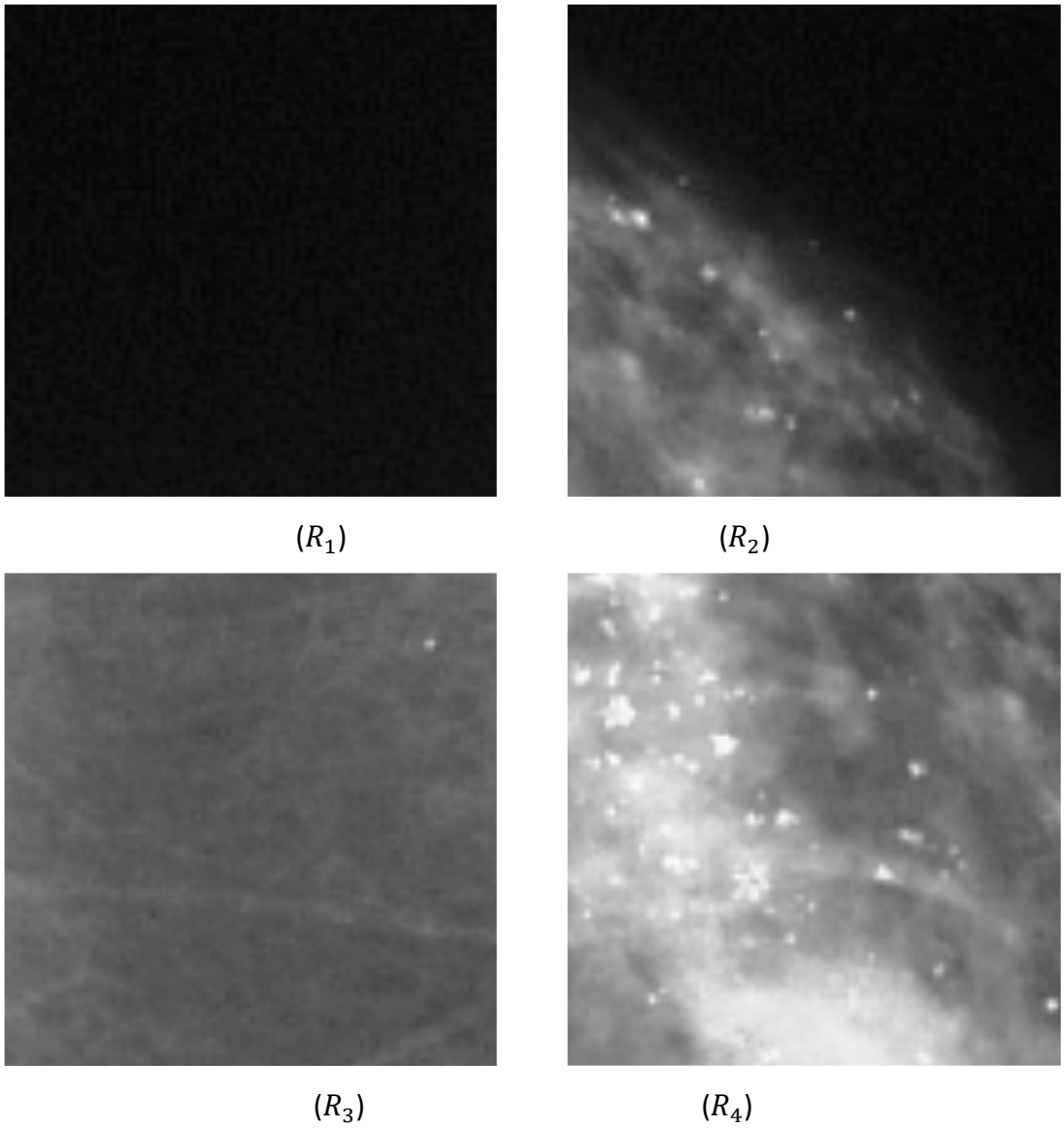
IV.4.1. Étape 1

Segmentation multidirectionnelle et multi-échelle du contraste flou adaptatif (FACMS)

Plusieurs méthodes de segmentation floue ont été développées [Gath 1989] - [Lim 1990] pour les images de mammographie, pour lesquelles les ensembles flous représentent de manière appropriée les différents tissus interdépendants présents dans la mammographie numérique.

Une nouvelle méthode de segmentation multidirectionnelle et multi-échelle du contraste flou adaptatif (FACMS) est proposée ici. Elle permet de segmenter l'image en quatre régions telles que proposées par [Bauer et al. 1996], où l'image de mammographie est décomposée en fonctions des caractéristiques morphologiques des tissus {homogène R_1, bords R_2, raster R_3 et aquarelle R_4, comme présenté dans la Fig.IV.1}.

En revanche, dans notre approche, la classification des tissus est effectuée sur la base de caractéristiques de la biopsie {l'arrière-plan R_1, des tissus de bonne santé R_2, des tissus suspects R_3 et des tissus affectés R_4}.



(R_1) (R_2)

(R_3) (R_4)

Fig.IV. 1 Les quatre régions segmentées : R_1, R_2, R_3 et R_4

L'approche floue proposée pour segmenter l'image de mammographie est basée sur des règles floues classiques. Cette étape nécessite des paramètres à définir : la luminance (L_n), le masque noir-blanc (BW) et le contraste (ctr).

La luminance est calculée dans la fonction de post-traitement, le masque noir-blanc est le résultat de la fonction de soustraction du fond et enfin le dernier paramètre est calculé dans la fonction du contraste de luminance multidirectionnelle et multi-échelle. Ces différents paramètres de la procédure de segmentation floue sont définis dans les fonctions qui suivent :

a. Post-traitement

Généralement, les images en niveaux de gris sont observées par l'utilisateur sur un écran d'ordinateur qui représente la luminance. En outre, la gamme dynamique de l'image de mammographie est souvent déséquilibrée, ce qui conduit à une certaine perte de visibilité des détails fins. Pour faire face à cette limitation, les niveaux de gris de l'image sont d'abord étirés à l'ensemble de la gamme des niveaux de gris $[0\ 255]$, puis convertis en luminance dans la gamme $[L_{min}\ L_{max}]$, comme suit :

$$L(i,j) = max\left[L_{min}, L_{max}\left(\frac{im(i,j)}{255}\right)^{\gamma}\right] \qquad (\mathrm{IV}-1)$$

où $im(i,j)$ est le niveau de gris du pixel (i,j), $L_{min} = 0.2\ \mathrm{Cd/m^2}$, $L_{max} = 100\ \mathrm{Cd/m^2}$ et $\gamma = 1/0.25$ sont les valeurs couramment utilisées pour nos écrans d'ordinateur.

b. Soustraction de fond

L'image est tout d'abord seuillée en utilisant un seuil déduit de l'histogramme des niveaux de gris afin d'extraire la cible (le sein) de l'arrière-plan. Il en résulte un masque binaire en noir et blanc (BW). Ensuite, une opération d'ouverture morphologique est utilisée pour supprimer des points parasites en région cible (zone blanche) et en région fond (zone noire). Un processus d'étiquetage connexe des composantes [Sanz 1988] est ensuite appliqué pour isoler les différentes classes afin d'en extraire la région d'intérêt et de supprimer les artefacts radio-opaques qui peuvent apparaître sur le haut des images de mammographie. Il faut noter que, dans le cas de la mammographie médio-latérale-oblique (MLO), le muscle pectoral est extrait et retiré de l'image. En effet, la densité de la région du muscle pectoral est très proche des régions de masses/microcalcifications du sein de l'image de mammographie et peut induire un diagnostic erroné. La Fig.IV.2 représente ce post-traitement sur une image de mammographie typique.

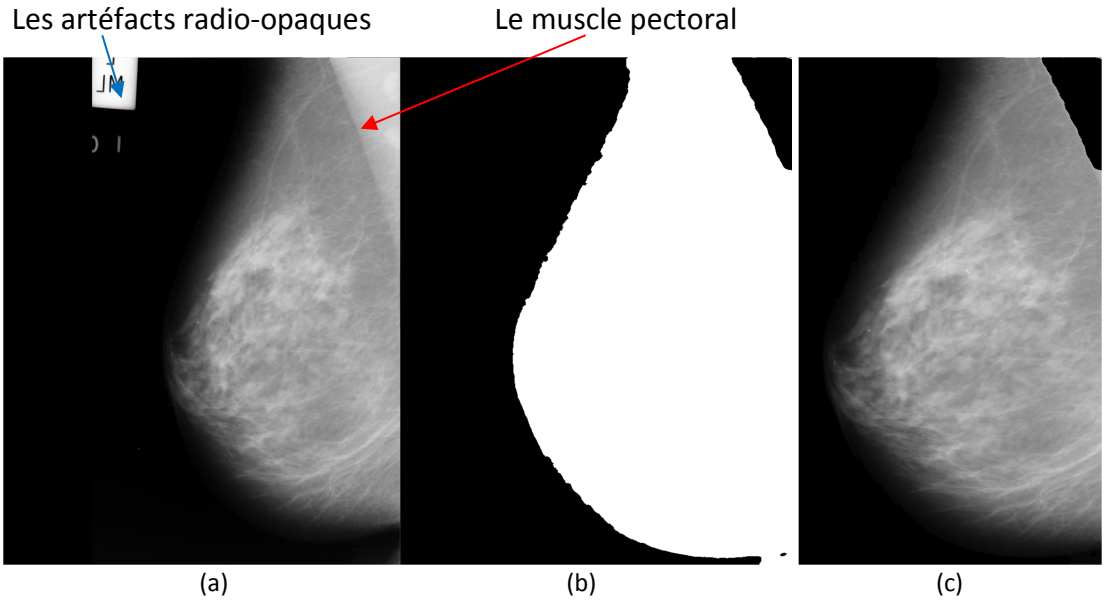


Fig.IV. 2 L'image de mammographie avant (a) et après (c) la suppression de l'arrière-plan, Région d'intérêt selon le masque BW (b)

c. Contraste de luminance multidirectionnelle et multi-échelle

Il n'existe pas de définition universelle de contraste qui soit appropriée pour tous les stimuli visuels. Les mesures de contraste bien connues introduites par Weber-Fechner et Michelson sont adaptées à des stimuli simples. Pour les images réelles et complexes, les définitions de nombreuses mesures de contraste sont proposées [Beghdadi 1989, Peli 1990]. Toutefois, ces contrastes sont isotropes et ne tiennent pas compte de la sensibilité directionnelle du SVH. Dans [Beghdadi 2004], un contraste à bande limitée directionnel a été introduit à l'aide de la décomposition du filtre de Gabor. Ici, un contraste local directionnel à bande limitée est calculé en utilisant la transformée en pyramide orientée [Freeman et Adelson 1991, Simoncelli et Freeman 1992] comme alternative à la décomposition de Gabor.

La TPO décompose l'image en composantes passe-haut et passe-bas, et ensuite la composante passe-bas est elle-même décomposée en k composantes sous-bandes orientées et une autre composante passe-bas. La construction de la pyramide se fait en répétant de manière récursive l'opération en commençant par sous-échantillonner l'image de la dernière composante passe-bas. Par conséquent, le contraste multidirectionnel et multi-échelle ctr est défini comme suit :

$$C_k(i,j) = \frac{\sum_{m=1}^{M} |B_{km}(i,j)|}{L_k(i,j)}, k = \{1, 2, \ldots., K\} \qquad (\mathrm{IV}-2)$$

où $K\ et\ M$ sont respectivement le nombre des niveaux et de directions. $B_{km}(i,j)$ et, $L_k(i,j)$ représentent respectivement les composantes de luminance des passe-bande et passe-bas de la TPO.

A partir des trois entrées : luminance (L), masque noir-blanc (BW) et contraste (C), une sortie (s) est calculée. Quatre régions sont alors définies. Les formes des fonctions d'appartenance des entrées et la sortie des variables sont présentées sur la Fig.IV.3

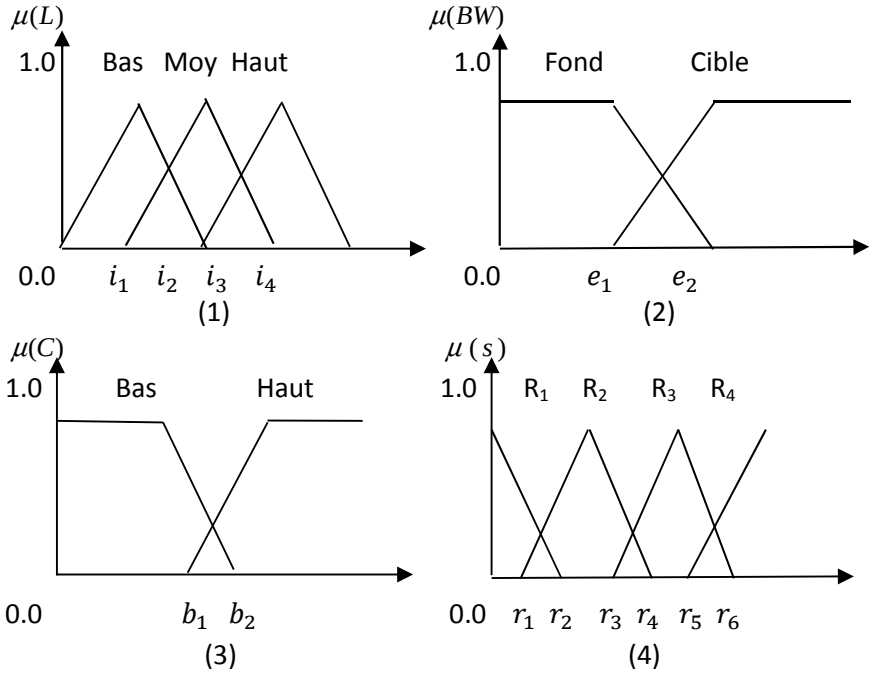


Fig.IV. 3 Les fonctions d'appartenance (1), (2), (3) et (4) respectivement de *L, BW, C* et *s*

Les règles floues correspondantes qui couvrent les combinaisons possibles sont les suivantes :

Si (L est Bas ou BW est $Fond$)		Alors $s = R_1$
Si (L est Moy et C est $Haut$ et BW est $Cible$)	ou	
Si (L est $Haut$ et C est $Haut$ et BW est $Cible$)		Alors $s = R_2$
Si (L est Moy et C est Bas et BW est $Cible$)		Alors $s = R_3$
Si (L est $Haut$ et C est Bas et BW est $Cible$)		Alors $s = R_4$

IV.4.2. Étape 2

Rehaussement du contraste Flou JND des régions segmentées (FAJNDE)

Une méthode de rehaussement du contraste flou adaptatif juste perceptible (FAJNDE) est proposée. Elle renforce localement les régions segmentées obtenues dans l'étape précédente selon la carte de visibilité JND.

Dans la méthode proposée FAJNDE deux paramètres sont définis. Le premier noté *s* est le résultat de la première étape de la méthode FACMS qui correspond aux différentes régions de l'image de mammographie segmentée. Le deuxième paramètre d'entrée, appelé *JND,* correspond à la carte de distorsion juste perceptible de l'image de mammographie, défini comme suit :

a. *Distorsion juste perceptible* JND

La distorsion juste perceptible est une carte de saillance visuelle qui contient les pixels qui présentent des gradients d'intensité au-dessus du seuil de perception, noté JND. Ce seuil est déterminé à partir d'un modèle perceptuel qui exploite la sensibilité au contraste du Système Visuel Humain. Ce modèle exploite le fait que le SVH est insensible aux changements d'intensité autour d'un pixel inférieurs au seuil de JND en raison de sa sensibilité spatiale et de ses propriétés de masquage [Jayant 1993].

Ici, nous utilisons le modèle spatial JND proposé dans [Chou 1995] et défini comme suit :

$$JND(i,j) = \begin{cases} T_l(i,j) & \text{Si } T_l(i,j) \geq T_t(i,j) \\ \beta + 3 & \text{Si } T_l(i,j) < T_t(i,j) \end{cases} \qquad (\text{IV} - 3)$$

où, $\beta = 2.5$, $T_l(i,j)$ représente le seuil de visibilité pour le masquage de luminance et $T_t(i,j)$ désigne le changement d'intensité maximum dans les composantes passe-bande de la TPO pour un pixel (i,j), donné par :

$$T_l(i,j) = \begin{cases} 17\left(1 - \sqrt{\frac{\overline{im}(i,j)}{127}}\right) + 3 & \text{si } \overline{im}(i,j) \leq 127 \\ \frac{3}{128}(\overline{im}(i,j) - 127) + 3 & ailleurs \end{cases} \qquad (\text{IV} - 4)$$

$$\overline{im}(i,j) = \frac{1}{32}\sum_{k=1}^{5}\sum_{l=1}^{5} im(i-3+k, j-3+l)\,.\,L_0(i,j) \qquad (\text{IV} - 5)$$

où $L_0(i,j)$ est le filtre passe-bas.

$$T_t(i,j) = \max_{k=1,m=1:M}(|B_{km}(i,j)|) \qquad (\text{IV} - 6)$$

Le modèle de saillance JND met en évidence les zones qui sont les plus visibles pour le SVH. L'idée est d'utiliser cette carte afin de rehausser de manière adaptative l'image de mammographie. En outre, le contraste dans les zones fortement contrastées est réduit afin de les rendre moins attractives et atténuer ainsi leur effet de masque sur les détails les plus subtils.

La méthode FAJNDE utilise deux entrées s, JND et délivre une sortie Q. Les formes des fonctions d'appartenance des variables d'entrée et de sortie sont représentées sur la Fig.IV.4.

Les règles floues correspondantes sont :

Si (s est R_1 *et JND est haut*) Alors $Q = e_1$

Si (s est R_2 *et JND est haut*) ou (s est R_2 et JND est bas) ou

Si (s est R_2) Alors $Q = e_2$

Si (s est R_3 *et JND est haut*) ou (s est R_3 et JND est bas) Alors $Q = e_3$

Si (s est R_4 *et JND est haut*) ou (s est R_4 et JND est bas) ou

Si (s est R_4) Alors $Q = e_4$

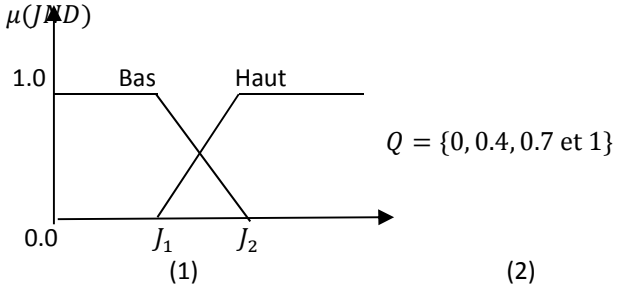


Fig.IV. 4 Fonctions d'appartenance (1) et (2) de *JND* et *Q*, respectivement

Enfin, la luminance rehaussée L_{enh} est reconvertie en niveaux de gris comme suit:

$$\widehat{im}(i,j) = 255\left(\frac{\hat{L}(i,j)}{L_{max}}\right)^{\frac{1}{\gamma}} \qquad (\text{III}-7)$$

La méthode proposée commence par segmenter l'image de mammographie en quatre régions floues. Le nombre de régions obtenues conditionne la suite des traitements. Ainsi, si l'on obtient deux régions {le fond et les tissus sains}, le processus de rehaussement n'est pas déclenché et on considère que l'image correspond à une de

mammographie normale. Dans le cas contraire, l'image segmentée est rehaussée en fonction de sa carte JND. Par la suite elle est utilisée comme image initiale d'entrée pour le processus de segmentation.

Là encore, le nombre de régions est vérifié et l'étape de rehaussement/segmentation est répétée jusqu'à ce que trois régions distinctes segmentées {le fond, les tissus sains et la zone touchée} soient obtenues. Ensuite, cette image est classée comme une mammographie suspecte.

Cet algorithme nous permet de segmenter, de rehausser, de détecter la région d'intérêt et d'identifier le type de mammographie. Le schéma fonctionnel de la méthode proposée est illustré par le bloc diagramme.1.

IV.5. Résultats et discussion

La base de données du [MIAS 2003] est utilisée pour tester notre approche. Cette base contient 322 images, codées sur 8 bits, réparties en trois types de mammographies : Normales, bénignes et malignes. Il y a 208 images normales, 63 images bénignes et 51 images malignes. La base comprend également la « vérité de terrain » des médecins radiologistes. Sur ces mammographies analysées par les médecins, les emplacements de toutes les anomalies sont marqués sur les images.

Dans la présente section, deux cas de mammographie sont présentés dans Fig.IV.5.a (mdb035, dense et normal), puis Fig.IV.6.a (mdb209, gras-glandulaire, avec des calcifications malignes). Pour ces exemples, le contraste de luminance est produit par la TPO de l'image de luminance avec quatre directions $k = \{0\,°, 45\,°, 90\,° et\ 135\,°\}$ et un seul niveau $N = 1$.

Pratiquement, trois itérations seulement sont suffisantes pour atteindre le résultat escompté. On peut remarquer dans le cas mdb035, que le processus de rehaussement n'est pas appliqué car, après avoir vérifié le nombre de régions segmentées, seules deux régions ont été trouvées (Fig.IV.6.c). Mais pour mdb209, ces images de contraste rehaussées Fig.IV.10.(m-p) montrent progressivement les détails subtils correspondant aux zones touchées. Ils sont beaucoup mieux indiqués par rapport à l'image de mammographie originale fig. IV.7.c.

On peut observer que les résultats de la méthode de segmentation floue Fig.IV.8.(e-h) par rapport à l'image initiale correspondent progressivement à la «vérité de terrain» donnée par le radiologue et repérée par le cercle bleu dans la Fig.IV.7.c. C'est encore plus efficace que la méthode de segmentation de Kmeans initiée avec quatre régions (Fig.IV.7.d et Fig.IV.8.e-h).

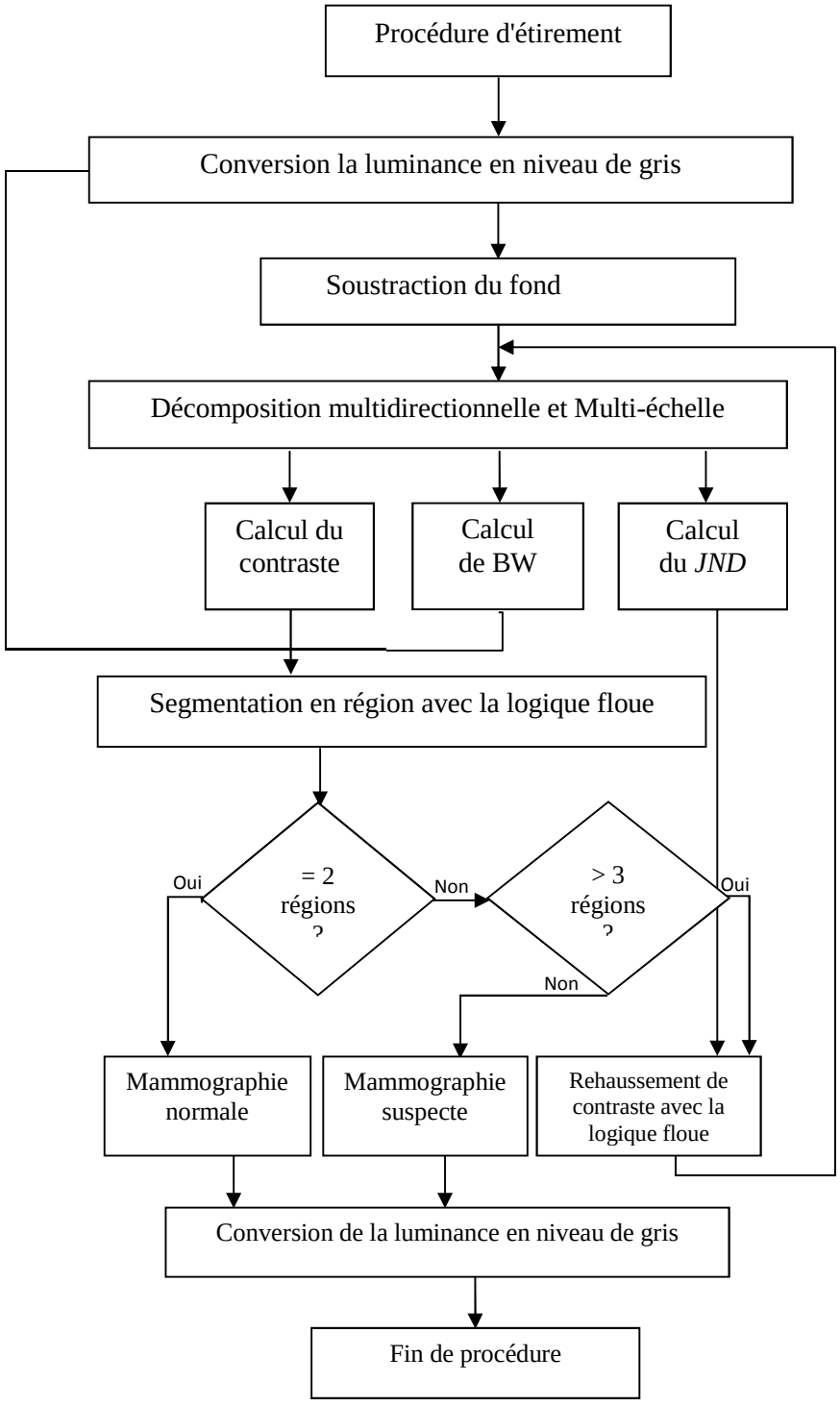
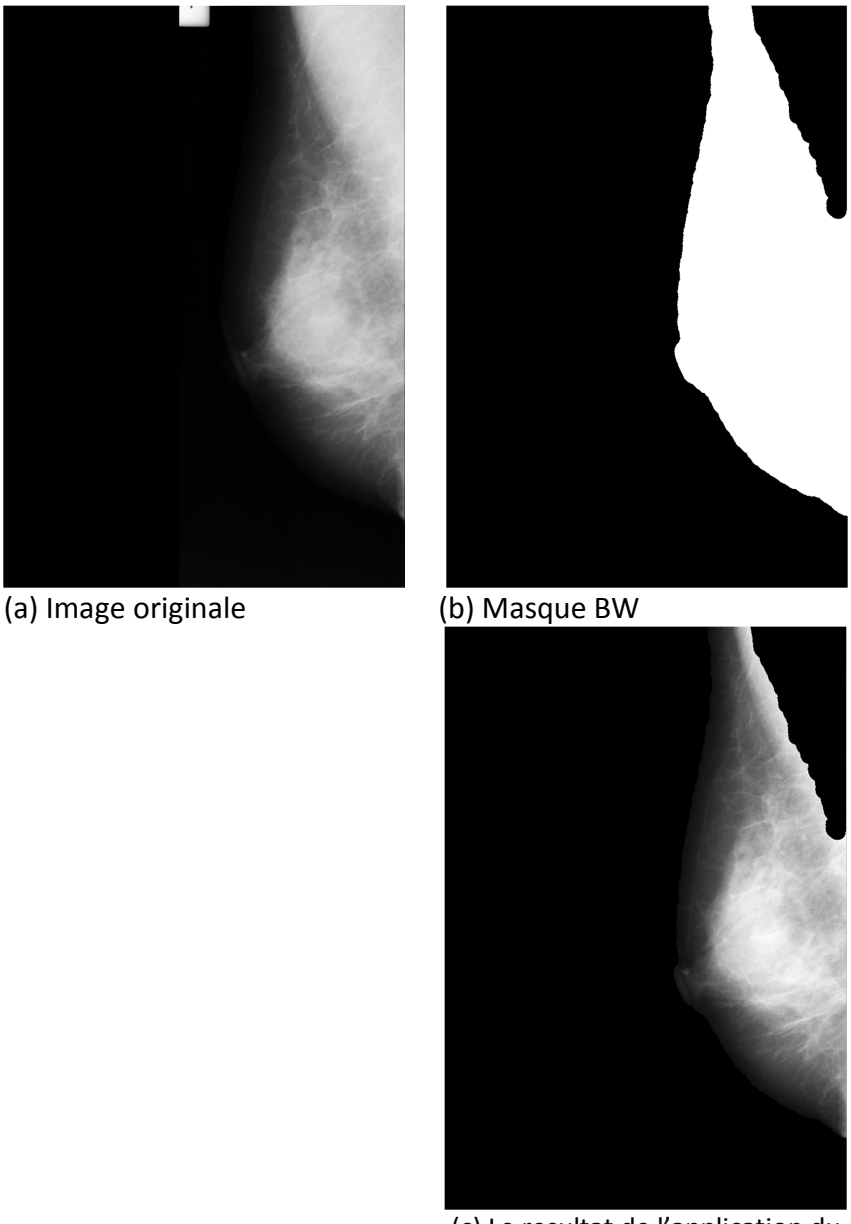


Diagramme bloc 1. Principe de la méthode proposée FSPACEM



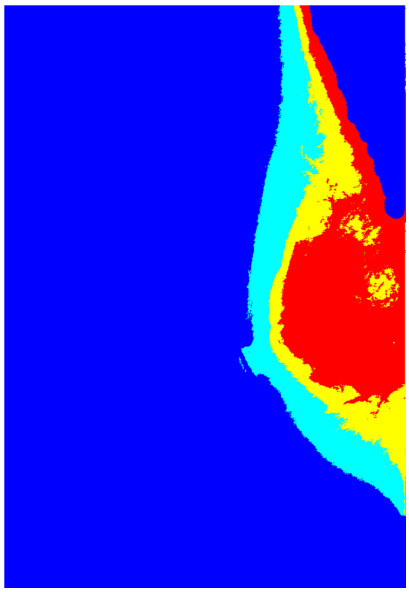
(a) Image originale (b) Masque BW

(c) Le resultat de l'application du masque (a)

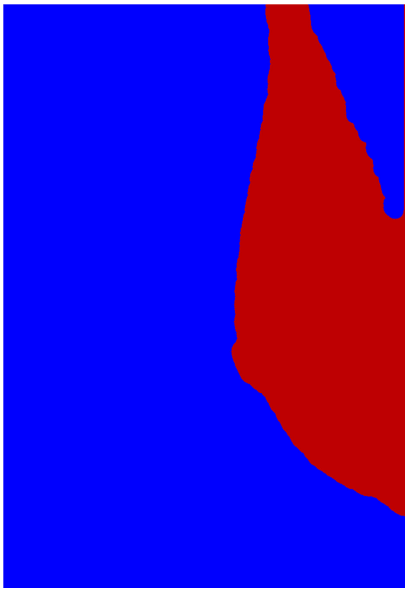
Fig.IV. 5 Image ROI (c) selon le masque (b) sur l'image originale (a)



(a) Image ROI



(b) Segmentation avec la méthode Kmeans



(c) Segmentation avec la méthode FSPACEM

Fig.IV. 6 Résultats des simulations d'un sein sain

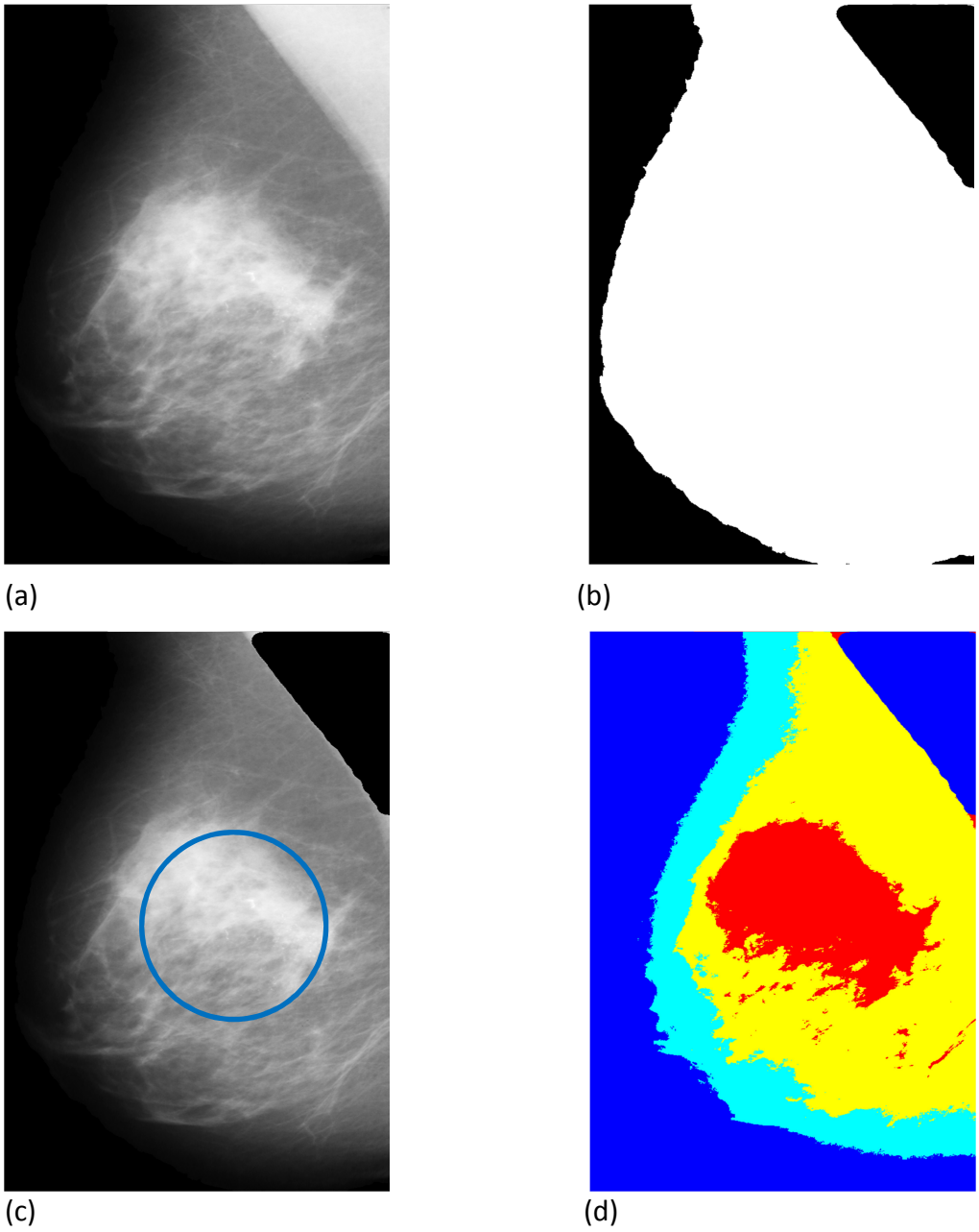
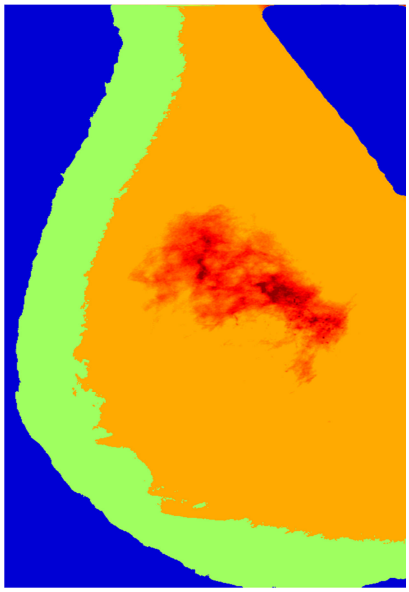
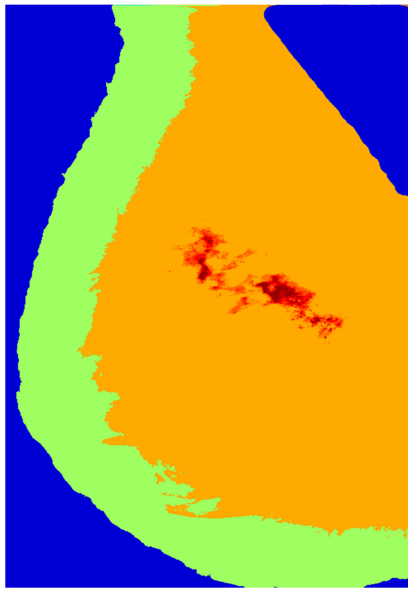


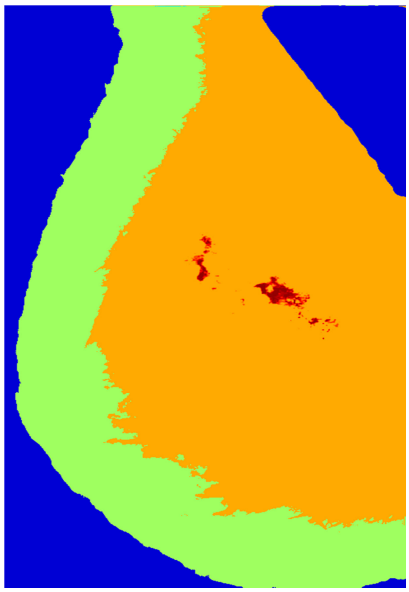
Fig.IV. 7 Image ROI (c) selon le masque (b) sur l'image originale (a), La ROI segmenté avec la méthode Kmeans (d)



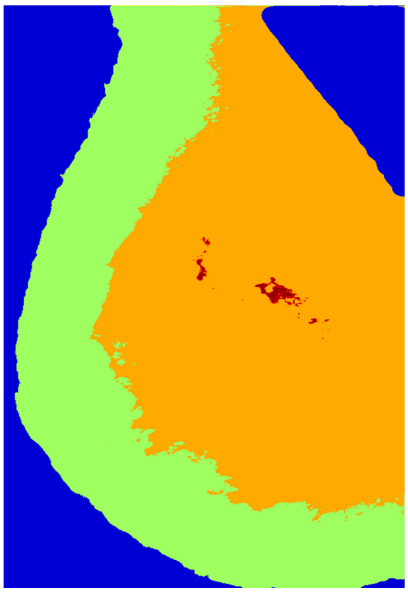
(e) Le résultat de la segmentation de la méthode FSPACEM



(f) Le résultat de la segmentation de (j) avec la méthode FSPACEM (1ere itération)

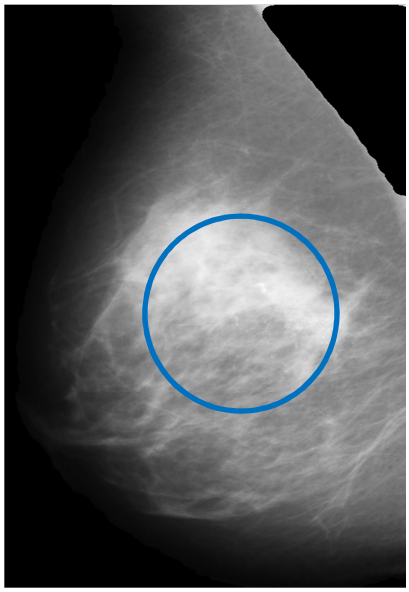


(g) Le résultat de la segmentation de (k) avec la méthode FSPACEM (2ème itération)



(h) Le résultat de la segmentation de (l) avec la méthode FSPACEM (3ème itération)

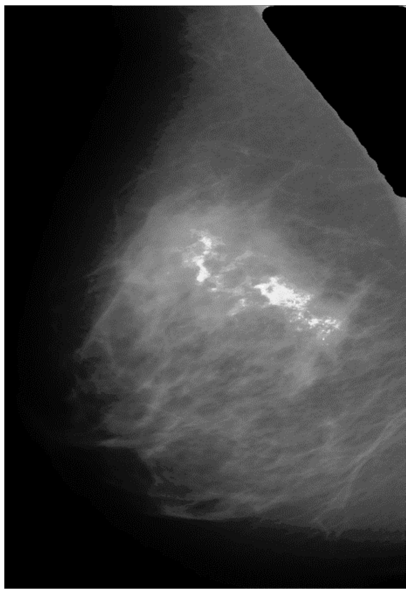
Fig.IV. 8 Résultats des simulations pour le cas d'un sein affecté



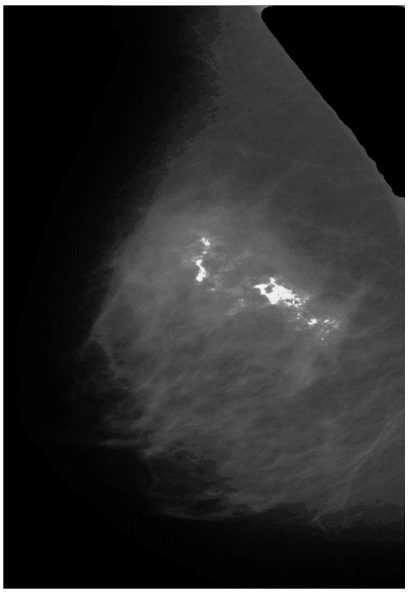
(i) La région D'intérêt (ROI)



(j) La ROI rehaussée

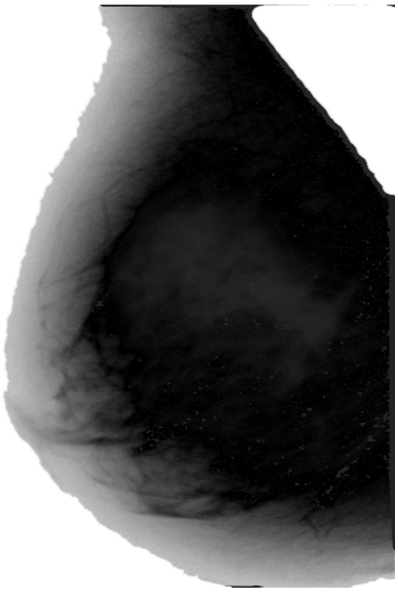


(k) La version rehaussée de (j)

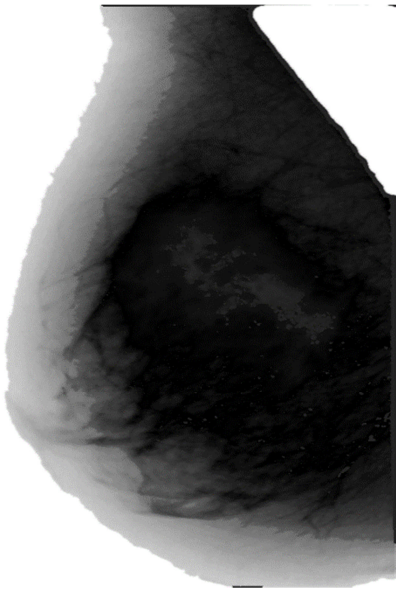


(l) La version rehaussée de (k)

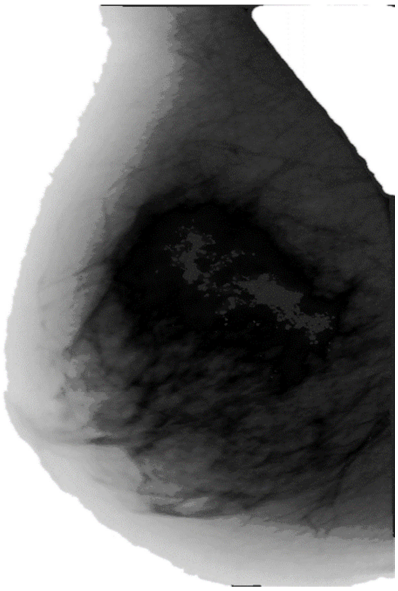
Fig.IV. 9 Résultats des simulations pour le cas d'un sein affecté (suite)



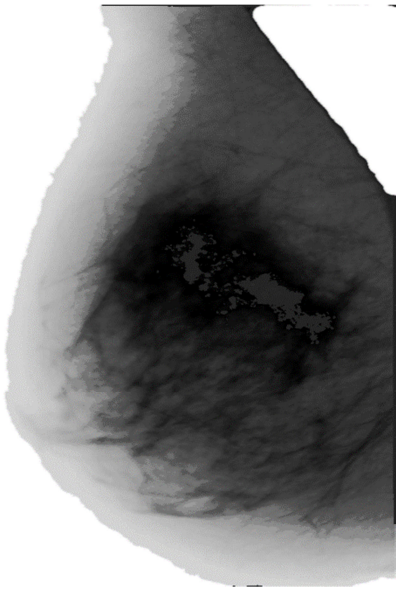
(m) La Vmap de (i)



(n) La Vmap de (j)



(o) La Vmap de (k)



(p) La Vmap de ll)

Fig.IV. 10 Résultats des simulations pour le cas d'un sein affecté (suite)

IV.6. Conclusion

Dans ce chapitre, une méthode consacrée uniquement au rehaussement de contraste des images de mammographie a été proposée. Cette approche FSPACEM représente un traitement efficace parce que le processus de rehaussement est ajusté pour chaque pixel en fonction de la correspondance entre la région segmentée et sa visibilité. Cette approche permet de rehausser le contraste tout en filtrant le bruit ce qui n'est pas le cas de la plupart des méthodes de rehaussement de contraste.

Cette méthode permet aussi une évaluation des résultats obtenus puisque les images segmentées uniquement en deux régions correspondent aux images de mammographie d'un sein sain. Dans le cas de plusieurs régions (plus de deux) l'image correspond à une mammographie de sein présentant une anomalie. Nous avons utilisé cette étape de segmentation pour évaluer notre méthode proposée FSPACEM, en comparant la vérité du terrain donnée par les experts et les résultats des images segmentées de l'étape FACMS. Le résultat de rehaussement de l'étape FAJNDE permet aussi de retenir ou non les images.

Nous avons réussi à détecter 241 images parmi les 322 images, rappelons que cette base possède 208 images normales, 63 images bénignes et 51 images malignes. En tout, environ 75% de tous les cas confondus des images présentes dans la base sont bien détectées. Sachant que dans les 241 images détectées, 170 correspondent à des mammographies normales, 45 bénignes et 26 malignes.

Les résultats obtenus confirment que l'algorithme proposé est efficace dans le rehaussement des détails subtils et la segmentation de l'image de mammographie rendant ainsi le diagnostic plus facile.

Chapitre V

Évaluation de la qualité d'image rehaussée

Sommaire

V.1. INTRODUCTION 155
V.2. MESURES OBJECTIVES DE QUALITÉ PROPOSÉES 157
V.3. MESURE PERCEPTUELLE PROPOSÉE 162
V.4. ÉVALUATION DU REHAUSSEMENT DE CONTRASTE DE L'IMAGE DE MAMMOGRAPHIE 164
V.5. RÉSULTATS ET DISCUSSIONS 165
V.6. TEST SUBJECTIF DES DIFFÉRENTES MÉTHODES DE REHAUSSEMENT POUR DIFFÉRENTS TYPES D'IMAGE 184
V.6.1. LES IMAGES DU TEST SUBJECTIF 186
V.7. ANALYSE DES TESTS SUBJECTIFS 187
V.8. CONCLUSION 189

V.1. Introduction

De nos jours, de nombreuses méthodes de traitement numérique des images se sont répandues dans diverses applications telle que la segmentation, la compression, le filtrage, etc. Toutes ces méthodes cherchent à garantir ou maintenir la qualité visuelle des images traitées. Cependant, une grande variété de distorsions et de déformations surviennent automatiquement lors des différents stades de la chaîne du processus de traitement numérique des images. Il n'en résulte que rarement des images de qualité parfaite. Pour obtenir un meilleur rehaussement de la qualité des images traitées, il est indispensable de quantifier la dégradation subie. Par contre, puisque cette dégradation perturbe visuellement la qualité des images, le juge ultime ne peut être que l'être humain. Les méthodes subjectives sont donc les plus appropriées pour cette évaluation. La méthode de Mean Opinion Score (MOS) est considérée comme la meilleure méthode d'évaluation subjective de la qualité. Par contre, les méthodes subjectives sont trop incommodes et souvent couteuses et longues. Cependant, pour évaluer objectivement la qualité d'image, des mesures quantitatives ont été développées pour prévoir automatiquement la qualité perceptive de l'image traitée. Ces méthodes présentent des applications très diverses dans le processus du traitement numériques des images comme le contrôle et l'optimisation des paramètres de réglage des moniteurs. Notre capacité à évaluer l'aspect visuel de l'image se traduit par une mesure de qualité perceptive de l'image traitée.

Dans de nombreuses applications, le rehaussement de l'image pourrait également être apprécié au regard de la qualité du produit final pour des tâches de plus haut niveau. Il n'y a que peu de mesures ad hoc pour l'évaluation objective du rehaussement de l'image (chapitre II).

L'évaluation du rehaussement de l'image est une tâche plutôt difficile. En général, le rehaussement du contraste est évalué subjectivement en termes de visibilité de détails, de netteté, de couleur et de l'apparence de nombreuses autres caractéristiques perceptives.

Afin d'évaluer les performances de nos méthodes, nous nous inspirons du SVH pour évaluer uniquement la qualité visuelle de l'image avant et après un rehaussement de contraste. L'idée est d'utiliser à la fois les évaluations subjectives et objectives pour évaluer les performances de nos méthodes ainsi que des méthodes de rehaussement de contraste classiques et multidirectionnelles. Les résultats obtenus sont évalués en termes de rehaussement du contraste visuel, d'aspect des couleurs et de la distribution d'énergie. Une nouvelle évaluation objective basée sur la transformée de Fourier est utilisée. Suite à l'idée introduite dans [Belkacem-Boussaid et Beghdadi 2000], le spectre d'énergie radiale et angulaire pour différentes échelles et orientations de la pyramide sont calculés avant et après le rehaussement de contraste.

Pour visualiser le résultat du rehaussement, une carte de visibilité est extraite à partir des composantes de luminance initiale et rehaussée à l'aide d'un modèle de filtre perceptuel [Iordache 2001]. Cette carte divise la composante de luminance en deux classes (classe visible et classe non visible).

Nous avons aussi réalisé un test subjectif, pour pouvoir obtenir une opinion subjective des observateurs sur la qualité visuelle des images traitées par les différentes méthodes de rehaussement appliquées aux différentes images autres que médicale, monochromes ou en couleurs.

V.2. Mesures objectives de qualité proposées

Une autre difficulté lorsqu'il s'agit du rehaussement de l'image est la nature subjective de l'évaluation de la qualité d'image. A l'heure actuelle, il n'existe aucune évaluation objective de la qualité d'image satisfaisante. Alors que de nombreux paramètres de la qualité d'image ont été développés pour l'estimation de la distorsion des images [Van 1998], il n'y a que peu de mesures objectives adaptées à l'évaluation du rehaussement de l'image [Agaian 2001].

La méthode proposée est basée sur une analyse directionnelle et à bande limitée qui permet l'évaluation de la variation de l'énergie dans chaque sous-bande et orientation. Suite à l'idée développée dans [Belkacem-Boussaid et Beghdadi 2000], les spectres d'énergies radiale (SER) et angulaire (SEA) sont calculés avant et après le rehaussement du contraste. Ces quantités sont calculées par l'analyse de la transformée de Fourier de l'image avant et après le traitement.

Soit $IM(u,v)$ la transformée de Fourier discrète centrée de l'image $im(i,j)$ définie par :

$$IM(u,v) = \frac{1}{i_{max} \cdot j_{max}} \sum_{x=0}^{i_{max}-1} \sum_{j=0}^{j_{max}-1} im(i,j)(-1)^{i+j} \cdot exp\left(-2j\pi\left(\frac{ui}{i_{max}} + \frac{vj}{j_{max}}\right)\right) \quad (\mathrm{V}-1)$$

où i_{max} et j_{max} sont les dimensions de l'image et (u,v) les fréquences spatiales.

Le spectres d'énergie et de phase sont donnés par :

$$|IM(u,v)| = \sqrt{Re^2(u,v) + Img^2(u,v)} \qquad (\mathrm{V}-2)$$

$$\emptyset(u,v) = tan^{-1}\left(\frac{Img(u,v)}{Re(u,v)}\right) \qquad (\mathrm{V}-3)$$

où $Re(u,v)$ et $Img(u,v)$ sont, respectivement les parties réelle et imaginaire de $IM(u,v)$.

Exprimé en coordonnées polaires, le spectre d'énergie radiale et angulaire peuvent être calculés en utilisant l'équation (V-1), où $\omega = \sqrt{u^2 + v^2}$ représente la fréquence radiale et θ est la fréquence angulaire. Grâce à la symétrie de la transformée de Fourier de $IM(u,v) \geq 0$, l'analyse est limitée à l'intervalle angulaire [0, π]. La fréquence radiale varie de 0 à ω_{max}.

V.2.1. Spectre d'énergie radiale (SER)

Pour une fréquence radiale ω donnée, les spectres moyens d'énergie radiale de l'image avant et après rehaussement $SER(\omega) et\ SER_e(\omega)$ sont calculés comme suit :

$$SER(\omega) = \frac{1}{M}\sum_{m=1}^{M}|IM(\omega,\theta_m)| \qquad \text{où } \theta_m = \frac{m\pi}{M} \qquad (\mathrm{V}-4)$$

$$SER_e(\omega) = \frac{1}{M}\sum_{m=1}^{M}\left|\widehat{IM}(\omega,\theta_m)\right| \qquad (\mathrm{V}-5)$$

où $IM(\omega, \theta_m), IM_e(\omega, \theta_m)$ font référence au spectre de Fourier en coordonnées polaires avant et après rehaussement et 1/M est le taux d'échantillonnage angulaire, M étant le nombre d'orientations.

V.2.2. Spectre d'énergie angulaire (SEA)

De même, pour une direction d'analyse fixe θ, les spectres moyens d'énergie angulaire sont calculés avant et après rehaussement à l'aide des expressions suivantes :

$$SEA(\theta) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} |IM(\omega_i, \theta)| \qquad \text{où } \omega_i = \frac{i\omega_{max}}{N} \qquad (\mathrm{V}-6)$$

$$SEA_e(\theta) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} |IM(\omega_i, \theta)| \qquad (\mathrm{V}-7)$$

où $1/N$ est le taux de fréquence d'échantillonnage radial. Cette implémentation est basée sur l'hypothèse, discutée dans [Porat 1988], que le SVH montre certaines propriétés de sélectivité à différentes bandes de fréquences. On peut remarquer que ces quantités pourraient être également utilisées pour définir des orientations dominantes de l'image.

Deux autres mesures sont aussi proposées, le spectre du rapport ou le ratio d'énergie (SRE) et le spectre de la différence d'énergie (SDE) de l'image avant et après rehaussement.

Les courbes représentées sur les figures. V.2.a et V.2.b, correspondant aux composantes de luminance de l'image originale et rehaussée figures.V.1.a-b du chapitre III, mettent clairement en évidence la caractéristique de la sélectivité de la méthode de rehaussement proposée.

Les courbes de ratio énergétique (ER) et l'erreur de l'énergie (EE), Fig. V.2.c et d montrent aussi clairement l'effet de rehaussement du contraste limité aux bandes de fréquences sélectionnées.

Ces résultats peuvent être encore plus apparents en utilisant les cartes de visibilité mentionnées dans la méthode d'évaluation subjective proposée dans le paragraphe suivant.



(a) Image originale

(b) Image rehaussée avec MMCEI (3 niveaux et 4 directions avec $gn = 2, 1.5, 1$, pour les 3 niveaux, respectivement)

Fig.V. 1 Le résultat du rehaussement de la composante luminance avec la méthode proposée MMCEI

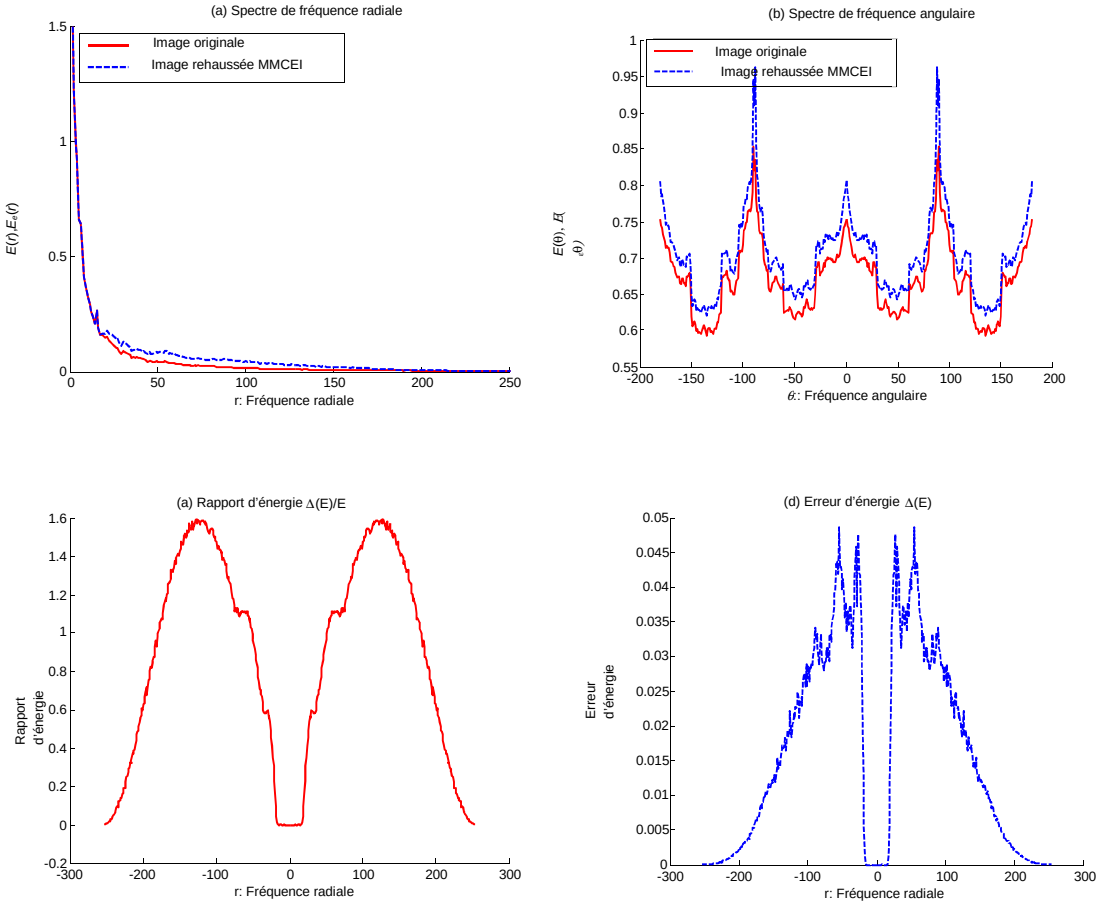


Fig.V. 2 Évaluation du rehaussement du contraste de l'image présentée en Fig.V.1-

V.3. Mesure perceptuelle proposée

La carte de visibilité avant et après rehaussement de contraste (Vmap)

Les méthodes du rehaussement de contraste proposées sont évaluées objectivement en utilisant une analyse spectrale de l'énergie [Belkacem-Boussaid et Beghdadi 2000] et subjectivement en utilisant une carte de visibilité multirésolution basée sur le filtre perceptuel introduit dans [Iordache 2001], et ses cartes de *JNC* produites avant et après rehaussement. En outre les images segmentées obtenues sont aussi utilisées comme moyen d'évaluation subjective avant et après application de notre méthode de rehaussement spécifique aux images de mammographie.

Afin de quantifier et de visualiser l'effet de rehaussement du contraste des détails subtils, une carte de visibilité [Iordache 2001] est calculée comme suit :

$$Vmap(i,j) = \begin{cases} 1 & C(i,j) \geq \mathrm{JNC(i,j)} \\ 0 & C(i,j) < \mathrm{JNC(i,j)} \end{cases} \qquad (\mathrm{V}-8)$$

où JNC est le (just noticeable contrast) est le contraste juste perceptible et $C(i,j)$ est le contraste local.

Cette carte est basée sur le contraste local défini comme suit :

$$C(i,j) = \frac{|L(i,j) - L_{sr}(i,j)|}{L_{sr}(i,j)} \qquad (\mathrm{V}-9)$$

où $L(i,j)$ est la luminance du pixel (i,j), et $L_{sr}(i,j)$ est la moyenne de la luminance du voisinage immédiat des huit voisins donnée par :

$$L_{sr}(i,j) = \frac{1}{8} \sum_{k,l=-1,k;l\neq 0} L(i+k, j+l) \qquad (\mathrm{V}-10)$$

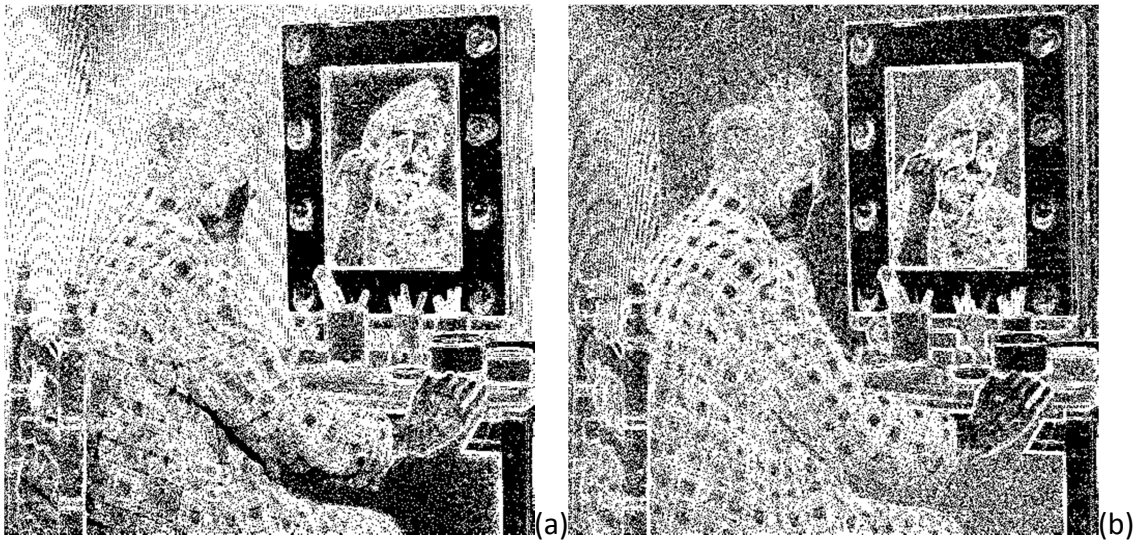
Nous utilisons le JNC tel que défini dans [Moon 1945] et adapté par [Belkacem-Boussaid et Beghdadi 2000] comme suit :

$$JNC(i,j) = \begin{cases} \frac{C_w}{L_{sr}(i,j)} \left(A + \sqrt{L_a(i,j)}\right)^2 & L_a(i,j) \geq L_{sr}(i,j) \\ \frac{C_w}{L_{sr}(i,j)} \left(A + \sqrt{\frac{L_{sr}^2(i,j)}{L_a(i,j)}}\right)^2 & L_a(i,j) < L_{sr}(i,j) \end{cases} \qquad (\mathrm{V}-11)$$

où C_w est le JNC de Weber-Fechner, $L_a(i,j)$ est la luminance d'adaptation et $\mathrm{A} = 0{,}8$ est un paramètre mesuré expérimentalement [Moon 1945].

$$L_a(i,j) = 0{,}923\, L_{sr}(i,j) + 0{,}077\, L_{gl}(i,j) \qquad (\mathrm{V}-12)$$

$L_{gl}(i,j)$ est la moyenne globale de la luminance de l'image im.



(a) (b)

Fig.V. 3 Les cartes de visibilité de la luminance de l'image avant (a) et après rehaussement MMCEI (b) avec C_{ω}=0,02.

V.4. Évaluation du rehaussement de contraste de l'image de mammographie

Pour évaluer subjectivement nos méthodes FACMS et FAJNDE, une mesure de JND est utilisé comme une carte de saillance extraite avant et après chaque application de l'algorithme. L'idée est d'extraire la carte de saillance afin d'observer l'évolution des zones les plus brillantes après l'application des méthodes FACMS et FAJNDE. (Fig.V.10)

Une autre évaluation subjective est utilisée en comparant l'image segmentée avant et après l'application des deux méthodes FACMS et FAJNDE (Fig.V.8). On compare aussi le nombre de classe détectée après segmentation s'il correspond à l'avis de l'expert dans les cas d'un sein saint ou atteint.

V.5. Résultats et discussions

Les évaluations objective et subjective sont effectuées en utilisant le spectre d'énergie et la carte de visibilité. Les résultats obtenus sont affichés sur les figures. V.9 et V.10. Les limitations des méthodes classiques sont à nouveau clairement démontrées par ces résultats. Afin de faciliter la comparaison visuelle, la carte de visibilité associée à chaque image traitée est calculée. En outre, une zone est sélectionnée, marquée (cercle bleu) et zoomée dans les différentes images. Il est démontré que les méthodes basées sur l'histogramme (Fig.V.4.c et Fig.V.5.d) produisent des artéfacts et produisent la saturation des couleurs. Sur cet exemple, les insuffisances de la méthode MSRCR, telles le grisonnement et le décalage des couleurs, sont clairement révélées dans (Fig.V.6.b). D'autre part, avec la méthode MMCEI (figs.V.5.f, V.6.d), le rehaussement est bien équilibré et contrôlé par rapport à la méthode à base de curvelettes et à la méthode MSRCR. Dans la méthode proposée, seul le milieu ou les détails souhaités sont rendus visibles

L'évaluation objective de ces résultats est illustrée sur les figures. V.7.a-d et V.8.a-d, où le spectre de fréquence radiale\angulaire (SFR\SFA) avant et après rehaussement de l'image des poivrons est visualisé. Les courbes montrent clairement que l'amplification de l'énergie est bien localisée. On peut bien l'observer en comparant les courbes du spectre de fréquence angulaire (SFA) de l'image rehaussée avec l'approche MMCEI, et de l'image originale et les autres méthodes de rehaussement, comme le montrent les figures. V.7.b et V.8.b. On peut aussi observer que les méthodes ELCE et unsharpening rehaussent l'image de luminance uniformément (c'est à dire indépendamment de l'orientation), et aussi que l'égalisation d'histogramme tend à atténuer l'énergie de l'image (voir le SFA dans la Fig.

V.7.b). On peut également remarquer qu'il y a trois parties dans les courbes du spectre des fréquences radiales (SFR) de l'image rehaussée. Dans la première et la dernière, le spectre reste presque inchangé comme on peut le voir sur les figures. V.7.a et V.8.a.

Cela évite la création des artéfacts dans la partie passe-bas où il est plus présent que dans les autres bandes. Dans la partie du milieu, le spectre de l'image rehaussée est augmenté et commence à s'atténuer dans la dernière bande. Cela nous permet de ne faire ressortir que les détails invisibles dans les bandes de fréquences moyennes où les informations les plus importantes sont souvent masquées.

Pour mieux montrer l'amélioration apportée par notre méthode, le spectre du ratio de l'énergie (SRE) et le spectre de la différence d'énergie (SDE) sont calculées à partir des images de luminance originale et rehaussée (Fig. V.7.c, d, V.8.c, d) de l'image des poivrons. Donc, dans notre approche, on retrouve trois parties bien distinctes : la partie basse fréquence qui reste inchangée, la partie des fréquences moyennes dont l'énergie croît et la dernière (bande de hautes fréquences) où l'énergie est atténuée progressivement.

En revanche, les courbes d'énergie des autres approches montrent une décroissance de l'énergie dans la première bande de fréquence et une énergie plus élevée dans les autres bandes de fréquences (méthodes basées sur l'histogramme). D'autre part l'approche ELCE présente une augmentation de la première bande de fréquence suivie par le phénomène inverse dans les autres bandes de fréquences, ce qui tend à amplifier le bruit. La première bande de fréquences de la méthode MSRCR présente une augmentation plus forte de l'énergie, qui est suivie par une diminution pour les autres bandes. Sachant que, la méthode basée sur les curvelettes présente le phénomène inverse.

À partir de la même image test (image des poivrons), une carte de visibilité est calculée avant et après rehaussement. Nous utilisons la carte de visibilité comme un indice de qualité de l'image rehaussée. La mesure de qualité du rehaussement pourrait être déduite de la carte de visibilité. La zone circulaire bleue dans les figures. V.4, V.5, et V.6 représente la progression de la carte de visibilité de luminance d'un objet à partir de l'arrière-plan avant et après rehaussement.

On peut noter que, le fait d'appliquer le rehaussement pour les seules composantes passe-bande accentue la visibilité des détails sans produire des artéfacts ou accentuer des détails dans les basses et hautes fréquences et conserve les informations utiles dans la pyramide de reconstruction. Il est intéressant de noter que le facteur de gain gn et le paramètre S de la fonction non-linéaire ont une grande influence sur les résultats. Les résultats obtenus confirment que l'utilisation simultanée d'une fonction non linéaire et d'une décomposition pyramidale fournit un contrôle et une sélectivité de rehaussement du contraste tout en évitant les artefacts rencontrés lors de l'utilisation des autres méthodes.

Les cartes de visibilités des figures V.9-11 et V.14-16 avant et après un rehaussement de contraste de la méthode MMCEMI montrent un rehaussement sélectif seulement autour des vaisseaux capillaires de la rétine et de la zone de la tumeur maligne de l'endoscopie, contrairement aux cartes de visibilités des autres méthodes de rehaussement.

Pour les figures V.9.c, V.10d-e, V.11.b-c, V.14.c, V.15d-e et V.16.b-c, on observe clairement un changement de couleur par rapport à l'image originale Fig.9.a. Par contre, la méthode Unsharpening et la méthode proposée MMCEMI préservent très bien les couleurs de base (voir, V.9.b et V.10.f). Globalement ces deux méthodes

donnent visuellement de bons résultats sauf que le but recherché en rehaussement de contraste des images et en particulier des images médicales est de ne mettre en avant que les détails pertinents sans accentuer les artéfacts cachés. En observant, la carte de visibilité de la méthode Unsharpening, il est clair que cette méthode de rehaussement est appliquée presque par tout sur l'image alors que ce n'est pas le cas de la méthode proposée MMCEMI. Ces cartes de visibilités, nous permettent de clairement observer l'évolution du rehaussement de contraste de chaque méthode par rapport à la carte de visibilité de l'image originale,

En observant aussi les courbes du spectre de fréquence radiale SFR et angulaire SFA (voir figures V.12.a-b et V.17.a-b/ V.13.a-b et V.18.a-b) avant et après rehaussement des différents méthodes classiques/multiéchelles étudiées ainsi que la méthode proposée MMCEMI appliquées aux images de la rétine et d'endoscopie, qui nous permettent aussi de visualiser la progression du rehaussement des basses, moyennes et hautes fréquences de chaque méthode.

En complément, les courbes des spectres du ratio d'énergie SRE et de la différence d'énergie SDE (voir figures V.12.c-d et V.13.c-d/V.17.c-d et V.18.c-d) entre l'image de luminance rehaussée des différentes méthodes et l'image de luminance originale montrent clairement des méthodes qui rehaussent d'une manière continue ou discontinue, des méthodes qui produisent un sous-rehaussement (egs. la méthode MSRCR et la méthode CUV), des méthodes à l'inverse produisent un sur-rehaussement (cf. Histeq, ELCE et CLAHE), et enfin, la méthode Unsharpening où pour laquelle le rehaussement progresse en continu surtout dans les hautes fréquences alors que dans la méthode proposée MMCEMI, le rehaussement est quasiment inexistant autour des basses fréquences et progresse doucement dans les fréquences moyennes pour s'atténuer dans les hautes fréquences.

(a) Originale



(1) Image originale



(2)Image de luminance originale



(3) Carte de visibilité de la luminance avant rehaussement

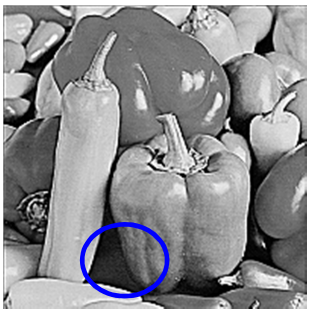


(4) Le zoom du cercle bleu de l'image originale a.1

(b) Unsharpening



(1) Image rehaussée



(2) Image de luminance rehaussée



(3) Carte de visibilité de la luminance après rehaussement



(4) Le zoom du cercle bleu de l'image rehaussée b.1

(c) Égalisation d'histogramme (histeq)



(1 Image rehaussée



(2) Image de luminance rehaussée



(3) Carte de visibilité de la luminance après rehaussement



4) Le zoom du cercle bleu de l'image rehaussée c.1

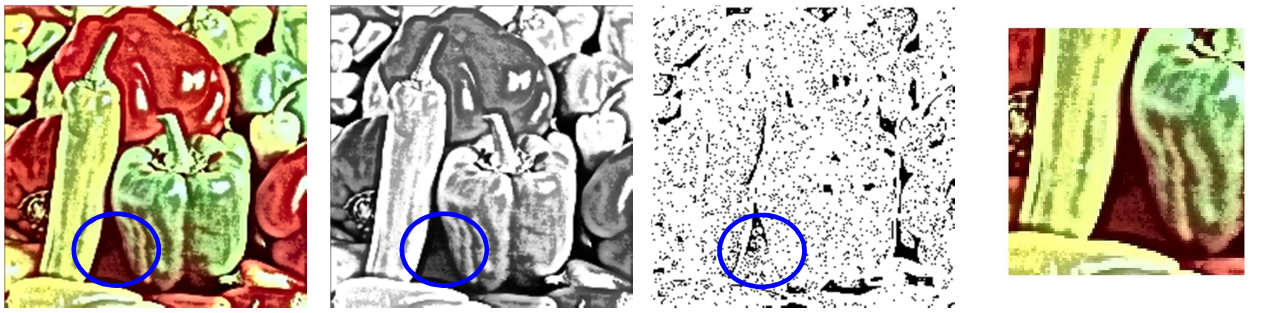
Fig.V. 4 Comparaison d'évaluation des performances

(d) Égalisation d'histogramme adaptative à Contraste limitée (CLAHE)



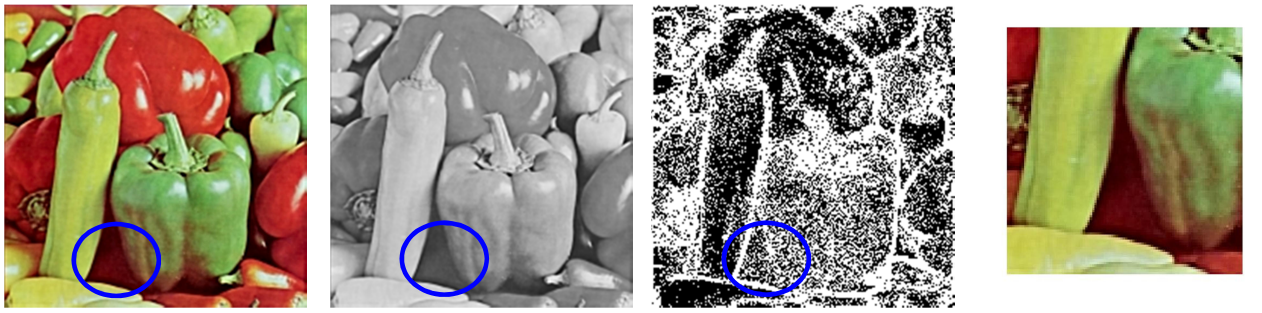
(1) Image rehaussée avec une fenêtre de taille 8x8 (2) Image de luminance rehaussée (3) Carte de visibilité de la luminance après rehaussement 4) Le zoom du cercle bleu de l'image rehaussée d.1

(e) Rehaussement de contraste locale à base de contour (ELCE)



(1) Image rehaussée avec une fenêtre de taille 5x5 (2) Image de luminance rehaussée (3) Carte de visibilité de la luminance après rehaussement 4) Le zoom du cercle bleu de l'image rehaussée e.1

(f) Rehaussement multidirectionnel et multiéchelle du contraste des images (MMCEI)



(1) Image rehaussée (2) Image rouge rehaussée (3) Carte de visibilité de la luminance après rehaussement 4) Le zoom du cercle bleu de l'image rehaussée f.1

Fig.V. 5 Comparaison d'évaluation des performances (suite)

(a) Originale

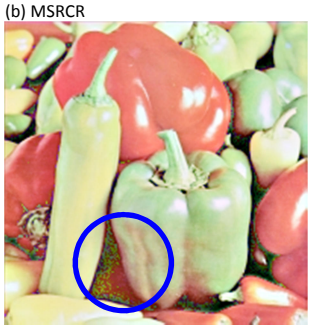

(1) Image originale


(2) Image de luminance originale


(3) Carte de visibilité de la luminance après rehaussement


(4) Le zoom du cercle bleu de l'image originale a.1

(b) MSRCR


(1) Image rehaussée

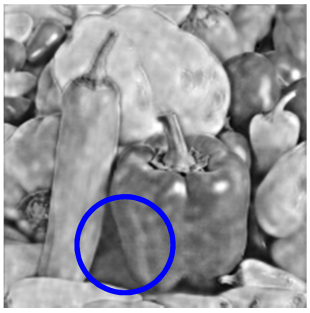

(2) Composante rouge rehaussée


(3) Carte de visibilité de la composante rouge après rehaussement


4) Le zoom du cercle bleu de l'image rehaussée b.1

(c) CUV


(1) Image rehaussée


(2) Composante rouge rehaussée

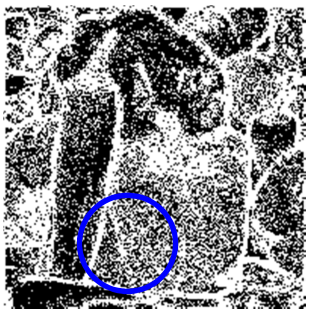

(3) Carte de visibilité de la composante rouge après rehaussement


4) Le zoom du cercle bleu de l'image rehaussée c.1

(d) MMCEI


(1) Image rehaussée


(2) Composante rouge rehaussée


(3) Carte de visibilité de la composante rouge après rehaussement

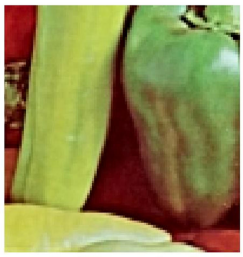

4) Le zoom du cercle bleu de l'image rehaussée d.1

Fig.V. 6 Comparaison d'évaluation des performances (suite)

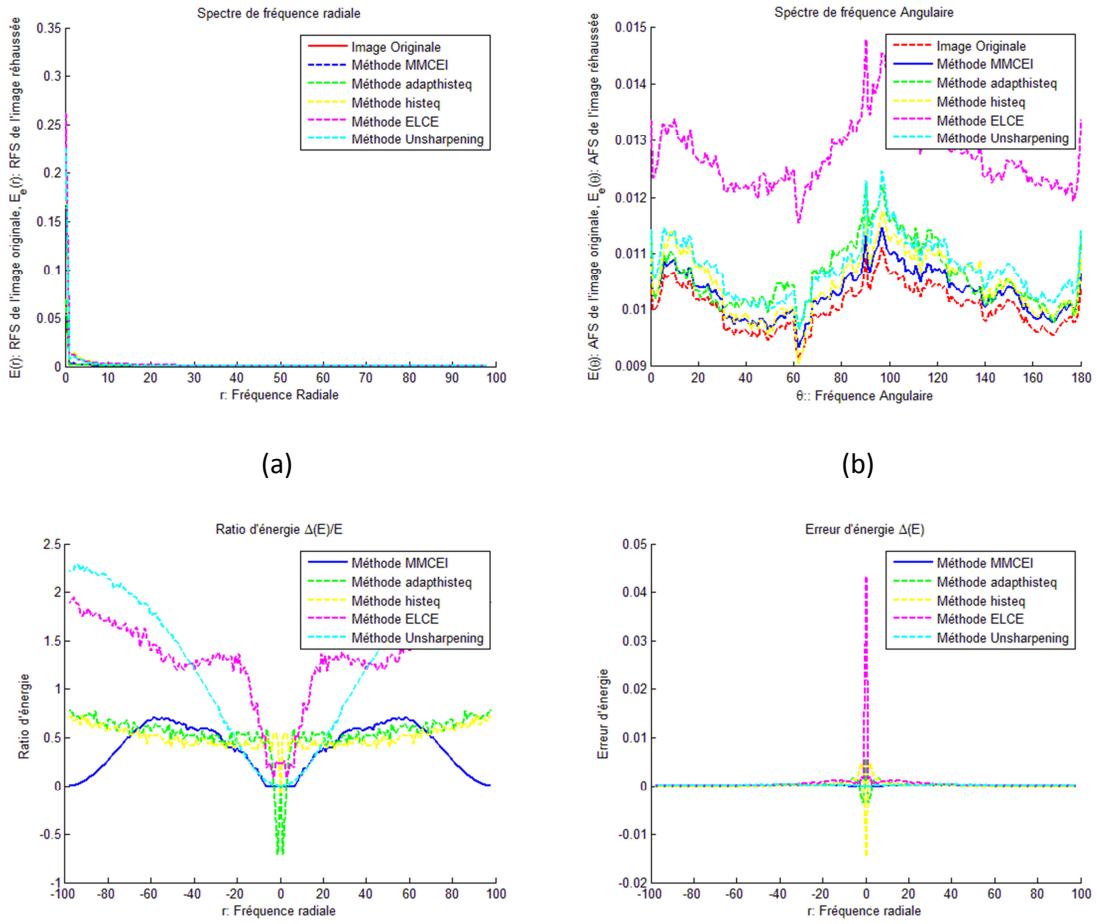


Fig.V. 7 Analyse du spectre d'énergie

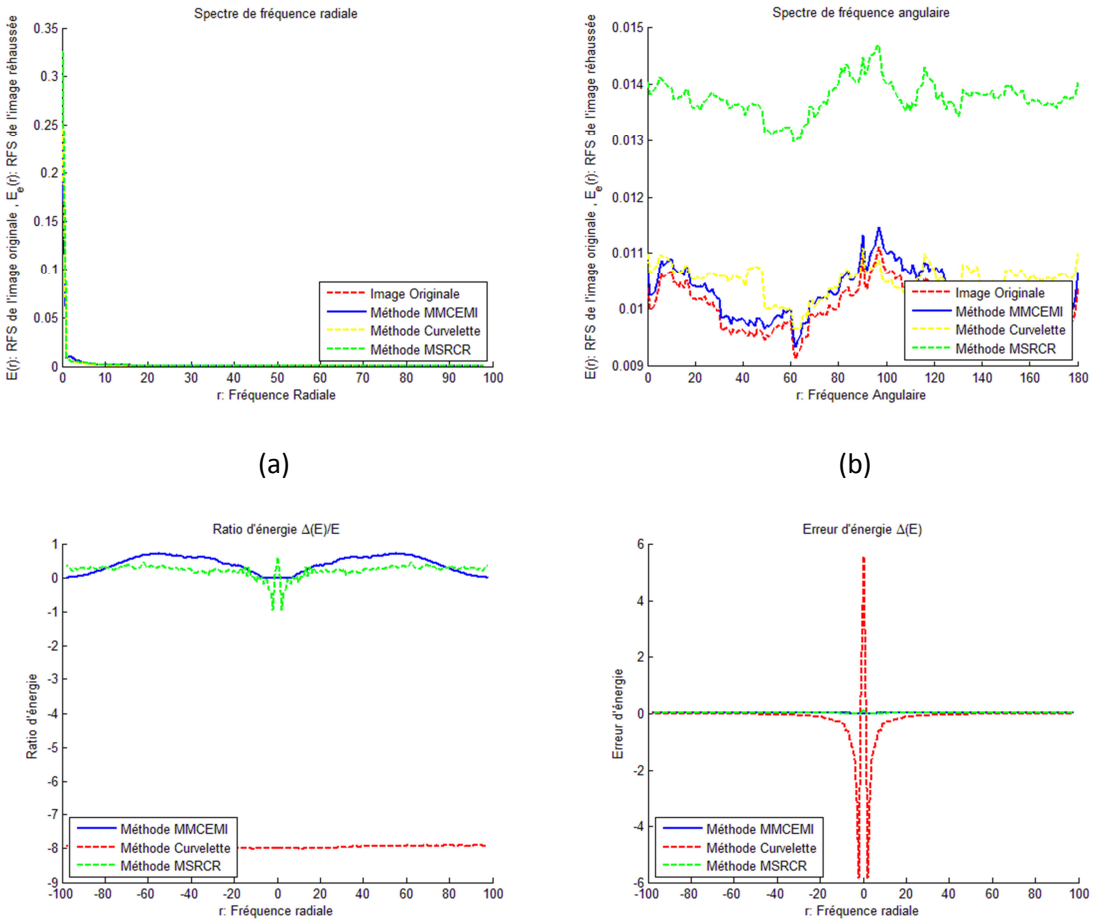


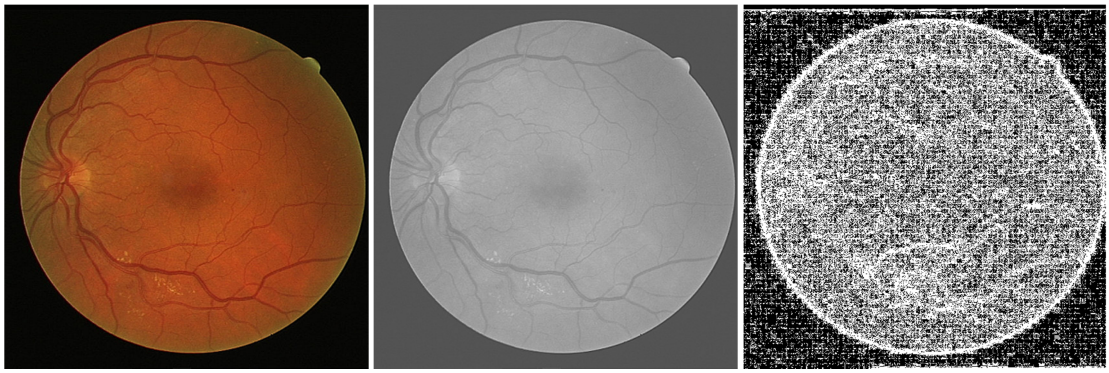
Fig.V. 8 Analyse du spectre d'énergie

(a) Originale



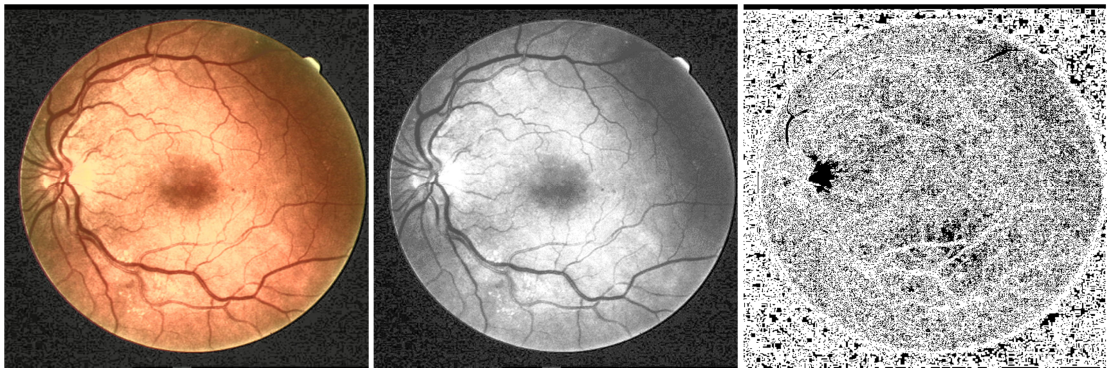
(1) Image originale (im3) (2) Image originale de Luminance (3) Carte de visibilité de l'image de luminance après rehaussement

(b) Unsharpening



(1) Image rehaussée (2) Image de Luminance rehaussée (3) Carte de visibilité de l'image de luminance après rehaussement

(c) Égalisation d'histogramme (histeq)



(1) Image rehaussée (2) Image de Luminance rehaussée (3) Carte de visibilité de l'image de luminance après rehaussement

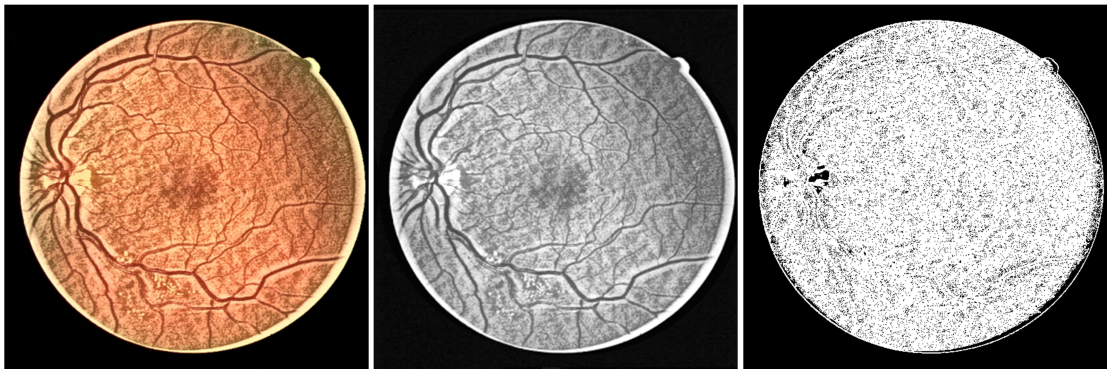
Fig.V. 9 Comparaison d'évaluation des performances des images en couleurs de la rétine

(d) Égalisation d'histogramme adaptative à contraste limitée (CLAHE)



(1) Image rehaussée (2) Image de Luminance rehaussée (3) Carte de visibilité de l'image de luminance après rehaussement

(e) Rehaussement de contraste à base de contour (ELCE)



(1) Image rehaussée (2) Image de Luminance rehaussée (3) Carte de visibilité de l'image de luminance après rehaussement

(f) Rehaussement multidirectionnel et multiéchelle du contraste des images médicales (MMCEMI)



(1) Image rehaussée (2) Image de Luminance rehaussée (3) Carte de visibilité de l'image de luminance après rehaussement

Fig.V. 10 Comparaison d'évaluation des performances des images en couleurs de la rétine (suite)

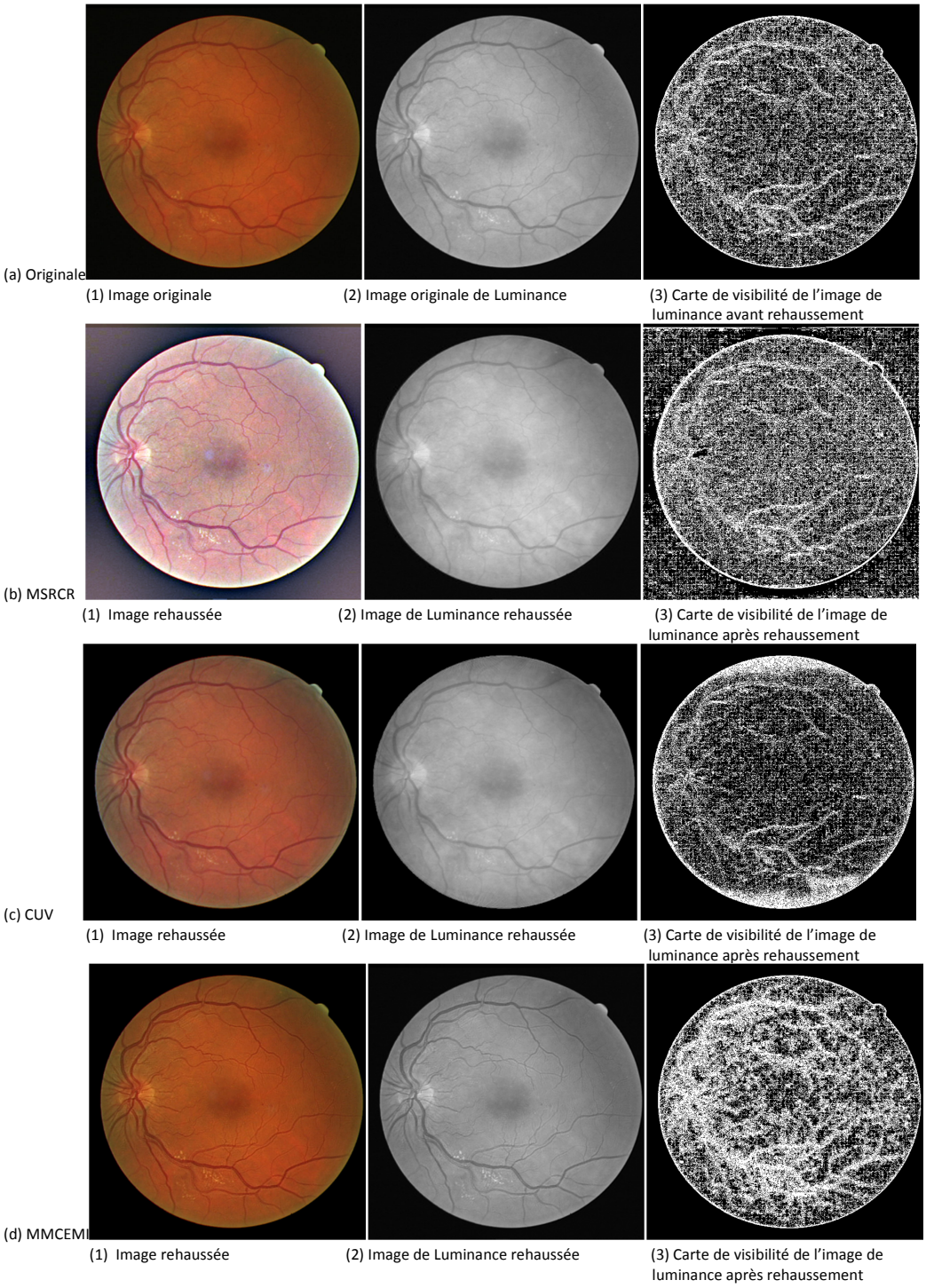


Fig.V. 11 Comparaison d'évaluation des performances des images en couleurs de la rétine (suite)

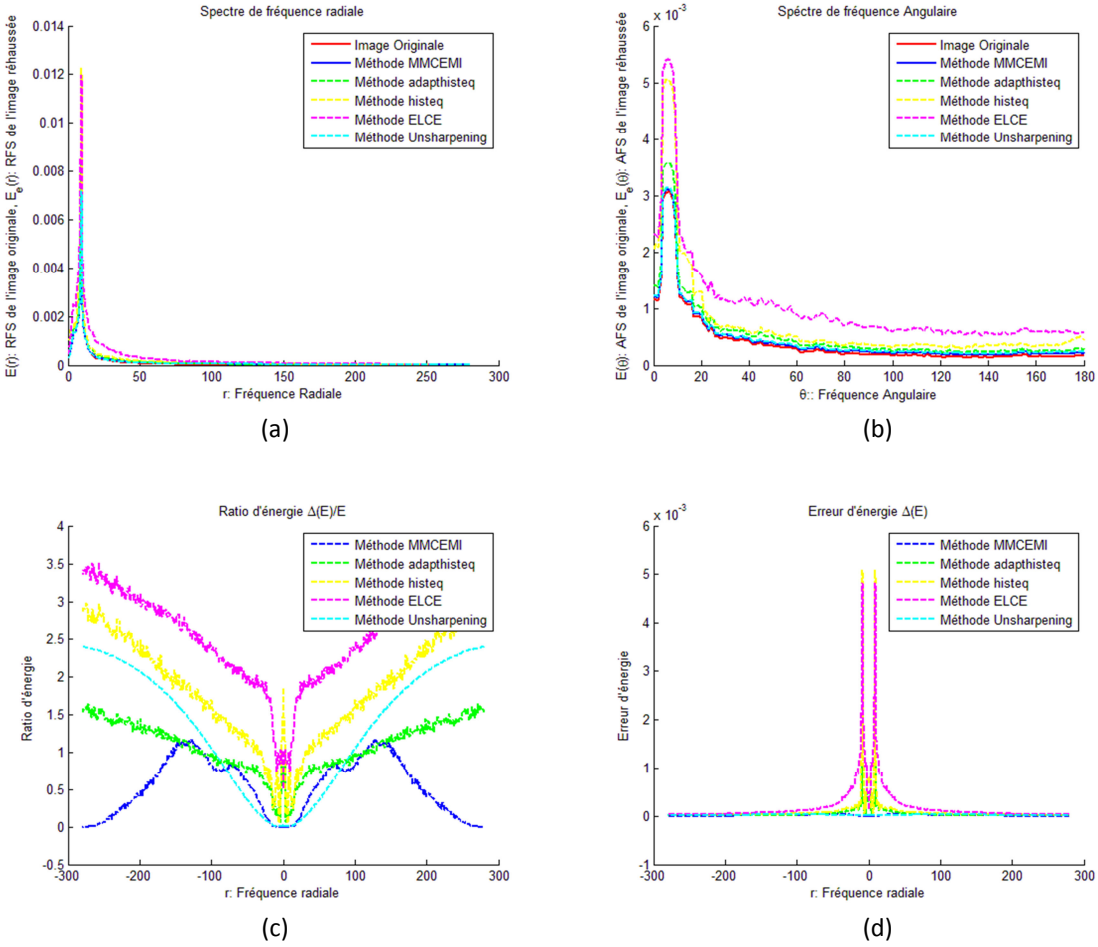


Fig.V. 12 Analyse du spectre d'énergie

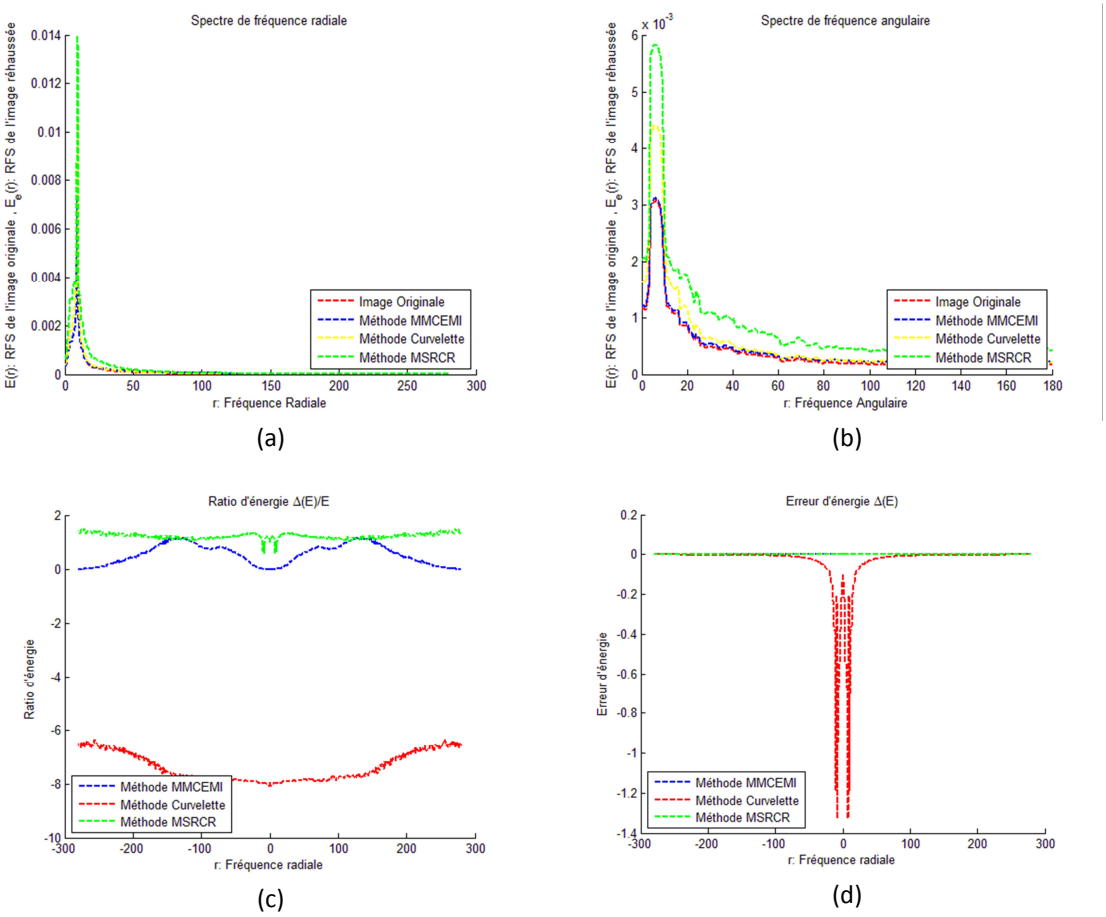
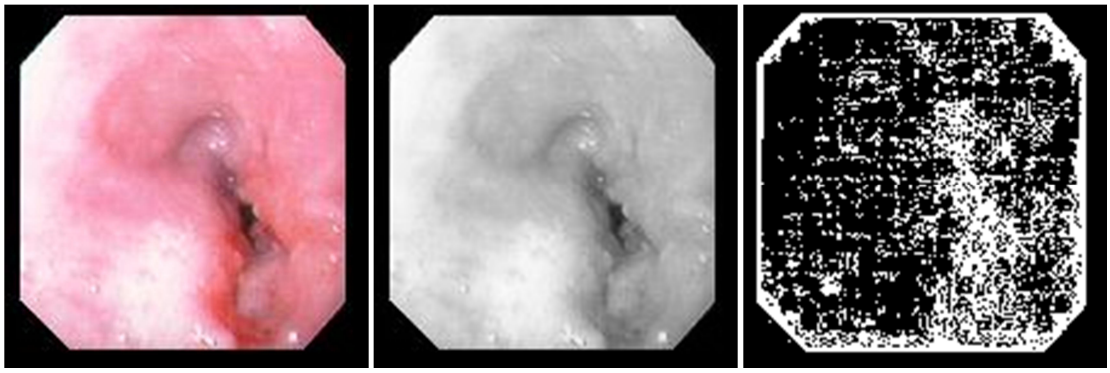


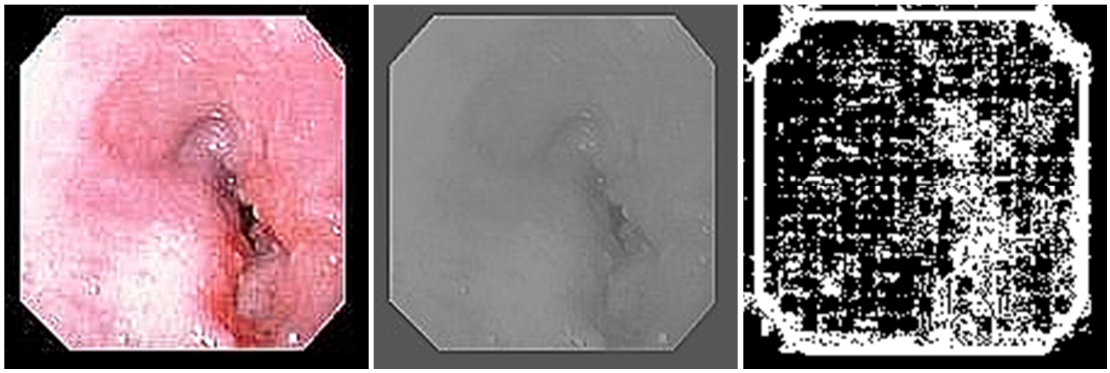
Fig.V. 13 Analyse du spectre d'énergie

(a) Originale



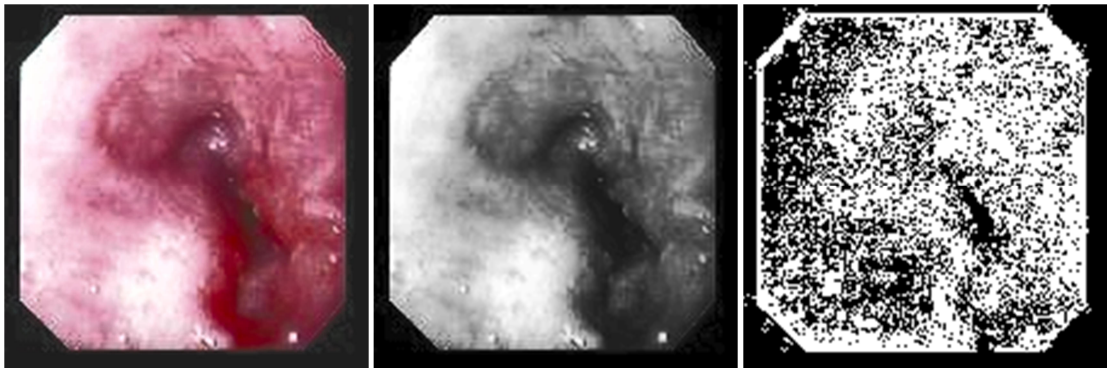
(1) Image originale (im1) (2) Image originale de Luminance (3) Carte de visibilité de l'image de luminance avant rehaussement

(b) Unsharpening



(1) Image rehaussée (2) Image de Luminance rehaussée (3) Carte de visibilité de l'image de luminance après rehaussement

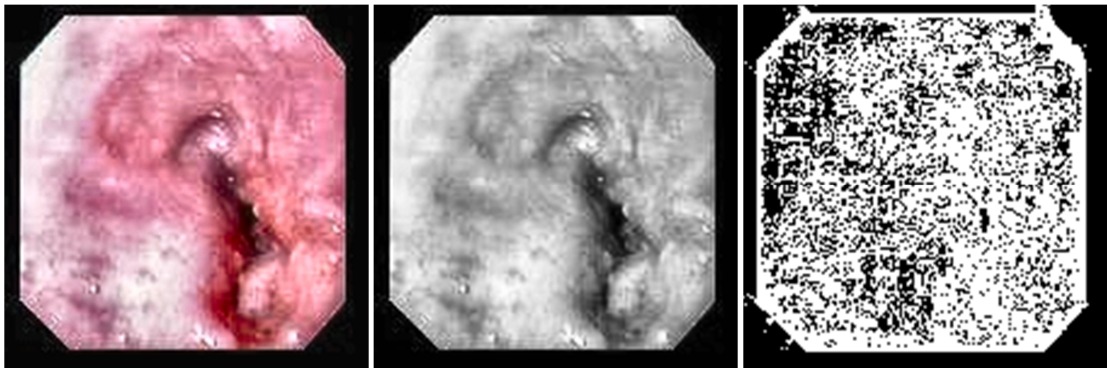
(c) Égalisation d'histogramme (histeq)



(1) Image rehaussée (2) Image de Luminance rehaussée (3) Carte de visibilité de l'image de luminance après rehaussement

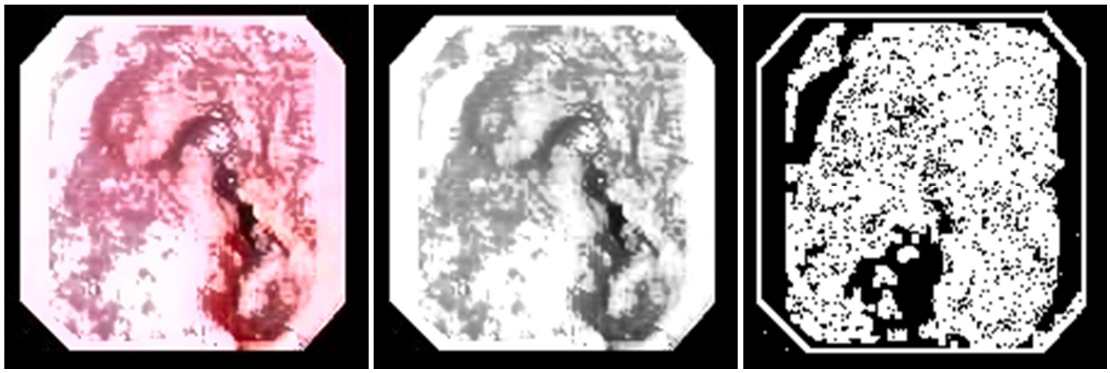
Fig.V. 14 Comparaison d'évaluation des performances des images en couleurs d'endoscopie de l'œsophage

(d) Égalisation d'histogramme adaptative à contraste limitée (CLAHE)



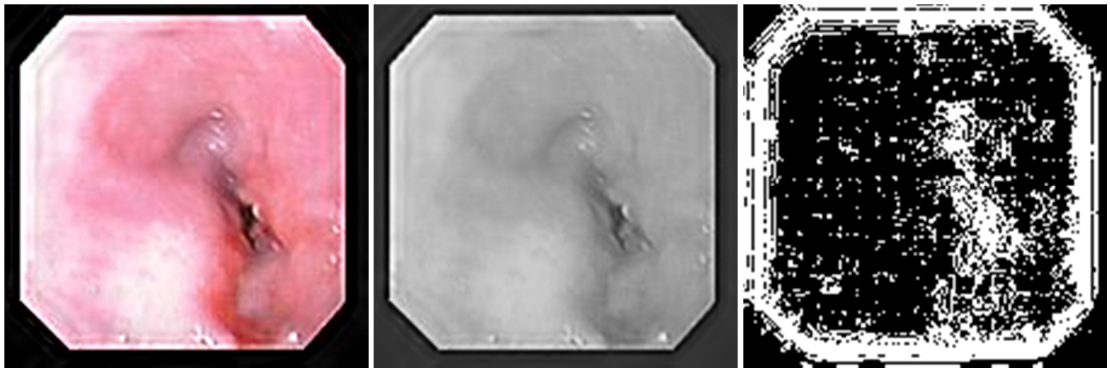
(1) Image rehaussée (2) Image de Luminance rehaussée (3) Carte de visibilité de l'image de luminance après rehaussement

(e) Rehaussement de contraste à base de contour (ELCE)



(1) Image rehaussée (2) Image de Luminance rehaussée (3) Carte de visibilité de l'image de luminance après rehaussement

(f) Rehaussement multidirectionnel et multiéchelle du contraste des images médicales (MMCEMI)



(1) Image rehaussée (2) Image de Luminance rehaussée (3) Carte de visibilité de l'image de luminance après rehaussement

Fig.V. 15 Comparaison d'évaluation des performances des images en couleurs d'endoscopie de l'œsophage (suite)

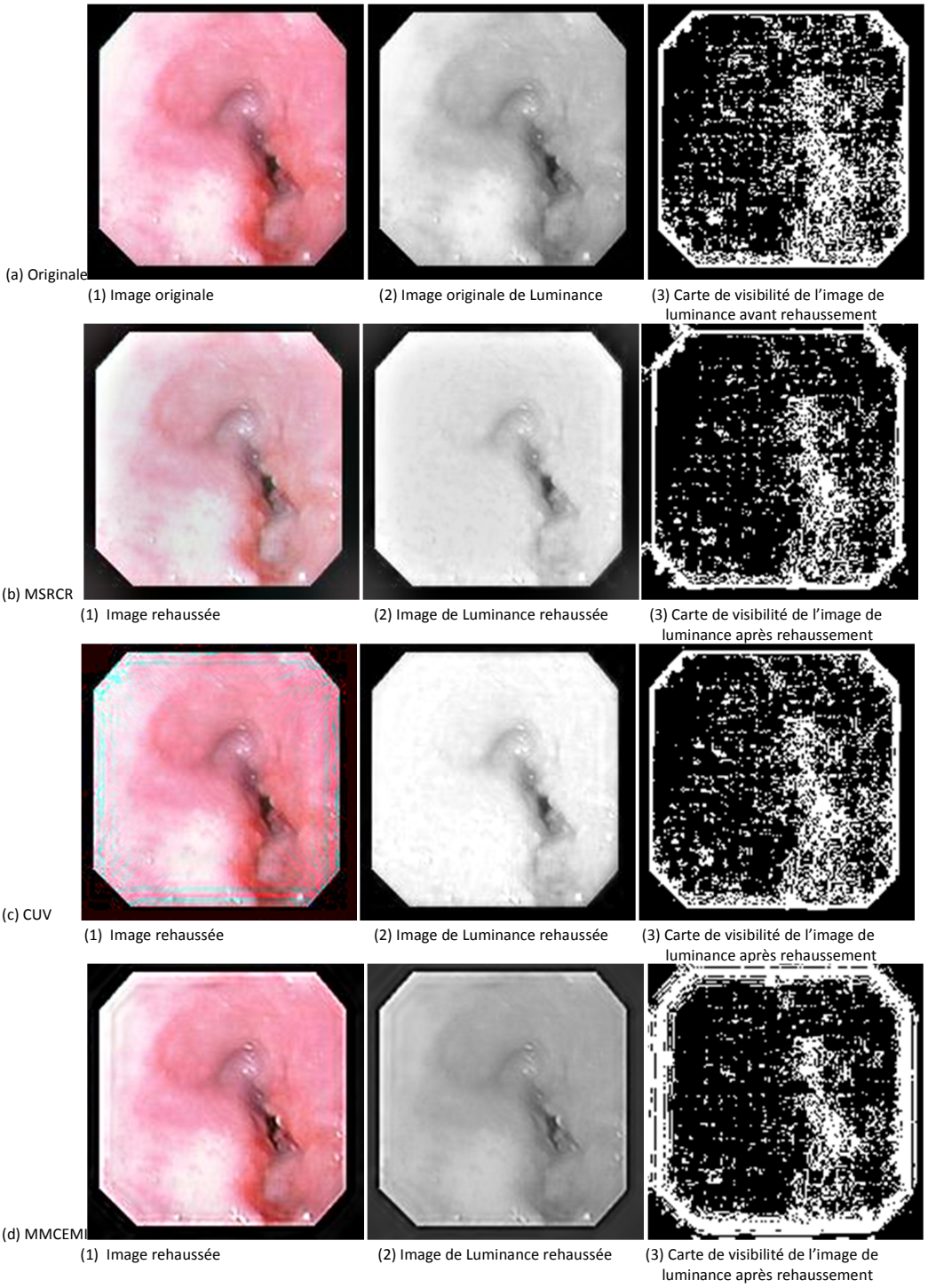


Fig.V. 16 Comparaison d'évaluation des performances des images en couleurs d'endoscopie de l'œsophage (suite)

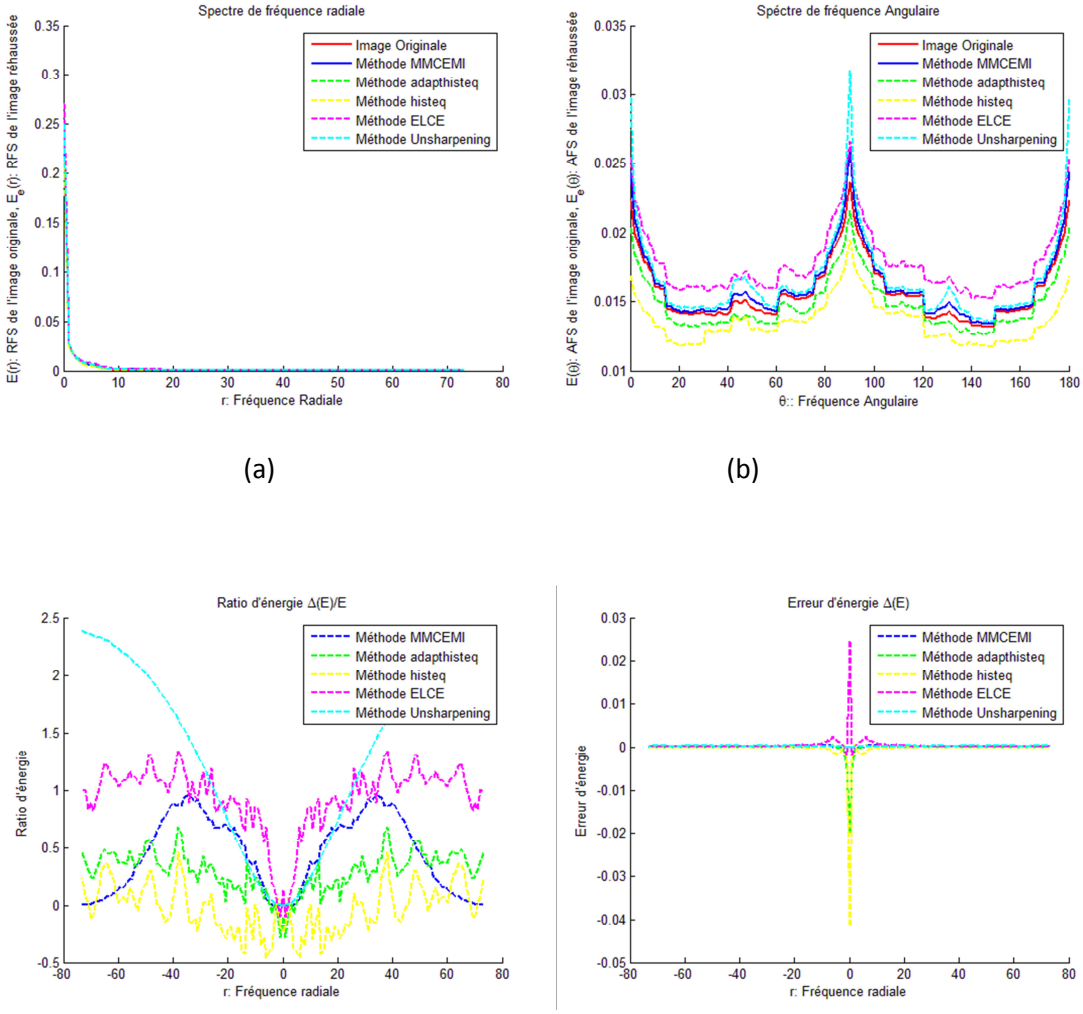


Fig.V. 17 Analyse du spectre d'énergie

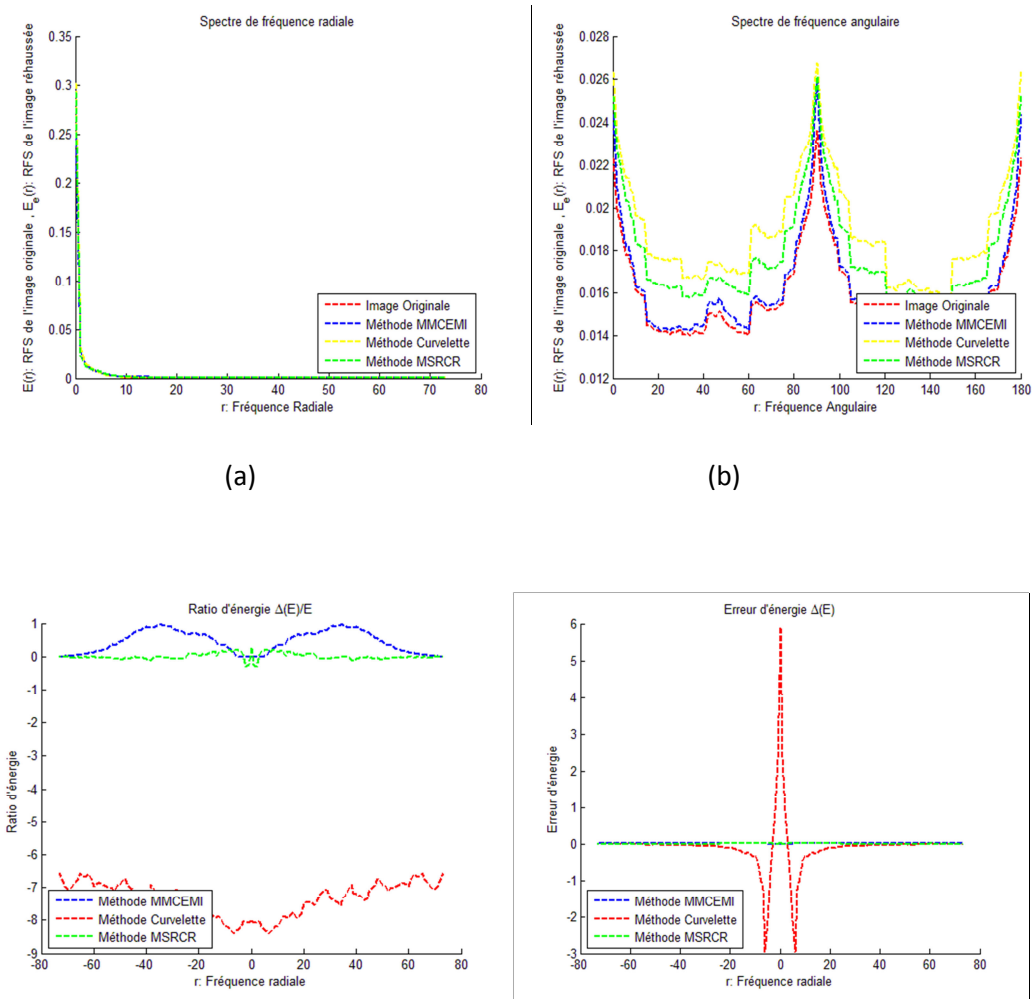


Fig.V. 18 Analyse du spectre d'énergie

V.6. Test subjectif des différentes méthodes de rehaussement pour différents types d'image

Afin de valider les performances des méthodes de rehaussement que nous proposons dans ce manuscrit, nous les avons comparées aux différentes méthodes de rehaussement existantes dans la littérature. Cette comparaison est un test subjectif qui consiste à demander à un nombre limité d'observateurs expert et/ou amateur d'observer et noter les images.

Nous avons procédé de la façon suivante pour les différents types d'image.

- Une base d'images test se compose d'un nombre fixe d'images.
- Un groupe d'observateurs comporte 15 personnes.
- 6-7 méthodes de rehaussement sont appliquées.
- La pièce du test est sans fenêtre avec des murs, plafond et plancher gris neutre.
- Le test est effectué sur un écran PC LED ASUS VG27AH 27" FHD, offrant un large angle de vision de 178° et passant instantanément de la 2D à la 3D.
- Le moniteur est calibré sRGB avec 40% luminance et une résolution FullHD (1080p, soit1920x1080 pixels).
- Le protocole est celui du test double stimulus expliqué au-dessus §.V.2.2.2
- L'observateur est positionné à 80% de la taille du moniteur
- Chaque image est observée pendant 40 s
- Les images sont présentées aux observateurs de façon aléatoire

Avant chaque test, nous expliquons à l'observateur le déroulement du test avec un ou plusieurs exemples pour s'assurer de sa bonne compréhension du protocole.

Nous demandons à chaque observateur de quantifier la meilleure qualité visuelle entre une image originale et sa version rehaussée. La table V.2 du chapitre II présente une échelle utilisée par ce type de test.

Il existe différentes bases d'images de référence IVC[6], LIVE[7] et TID[8], créées spécifiquement pour valider les mesures de qualité. Elles contiennent généralement un nombre fixe d'image de références avec l'application de différents types de dégradation à chaque image, ainsi que les notes données par les observateurs.

Dans le cadre de notre test, nous ne pouvons malheureusement pas utiliser ces bases d'images, mais nous avons utilisé leurs images de références pour construire notre propre base d'images, en appliquant à chacune des images de référence 6 à 7 méthodes de rehaussement.

Les différentes méthodes de rehaussements appliquées aux 10 images de références sont les méthodes classiques de référence, notre méthode proposée, les méthodes multirésolution utilisées dans le chapitre 3. Les méthodes utilisées sont donc :

1. L'égalisation d'histogramme [Hummel 1977],
2. L'égalisation d'histogramme adaptive de contraste limité CLAHE [Reza 2008],

[6] Le Callet and F. Autrusseau. Subjective quality assessment IRCCyN/IVC database. http://www2.irccyn.ec-nantes.fr/Ivcdb/

[7] H.R. Sheikh, Z. Wang, L. Cormack and A.C. Bovik. LIVE Image Quality Assessment Database. http://live.ece.utexas.edu/research/quality/live_multidistortedimage.html.

[8] N. Ponomarenko, V. Lukin, A. Zelensky, K. Egiazarian, M. Carli and F. Battisti. TID2008 - A Database for Evaluation of Full-Reference Visual Quality Assessment Metrics. Advances of Modern Radioelectronics, Vol. 10, pp. 30-45, 2009.

3. Le rehaussement du contraste local basé sur les contours ELCE [Beghdadi et Le Négrate, 1989]
4. Le Unsharpening [Cheikh 1998]
5. La méthode de rehaussement de contraste basée sur les curvelettes [Starck 2003]
6. La méthode MSRCR, appliquée seulement pour les images en couleur [Jobson et al. 1997]
7. Notre méthode.

V.6.1. Images du test subjectif

Nous avons utilisé en tout, 13 images naturelles monochromes de la base IVC de taille 512x512, voir Fig.V.17

.

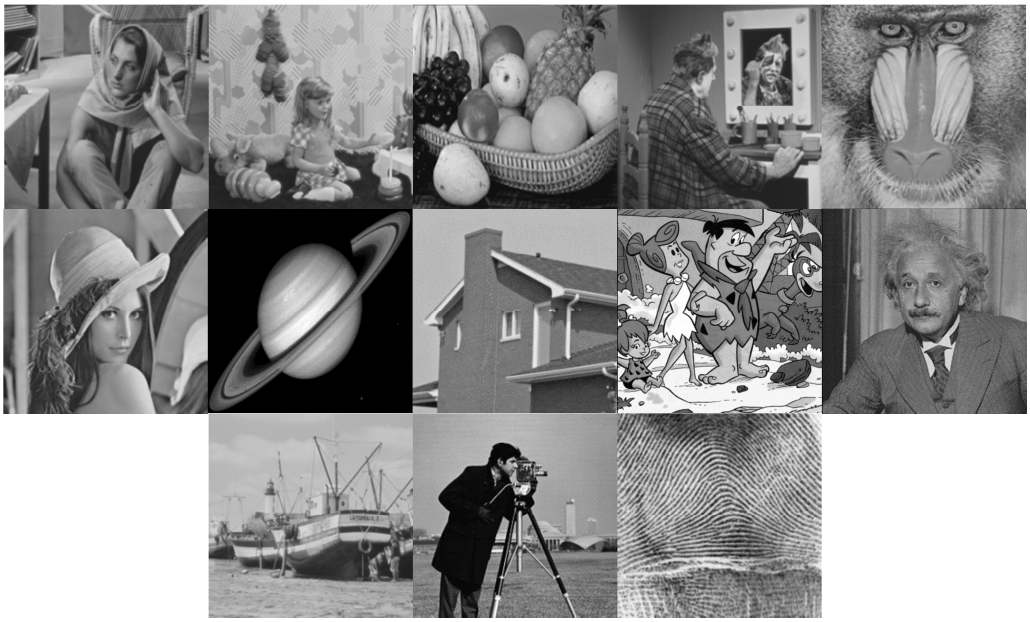


Fig.V. 19 Les images en niveaux de gris du test subjectif

Nous avons aussi utilisé 13 images autres que médicales en couleurs de la base Live de taille 512x512 et l'image im_kodaek utilisée dans le chapitre.II, voir Fig.V.18.



Fig.V. 20 Les images couleurs du test subjectif

V.7. Analyse des tests subjectifs

La Fig.V.19 montre le mean opinion score des 6 méthodes de rehaussement appliquées aux images naturelles monochromes. Les observateurs ont classé ces méthodes selon leur qualité visuelle et ils ont classé la méthode ELCE en dernier et notre méthode TPO en premier, non loin de la méthode d'unsharpening. Ce test subjectif confirme nos résultats d'évaluations du chapitre IV, dont les cartes de visibilités sont en accord avec le résultat de ce test.

La Fig.V.20 montre le mean opinion score des 7 méthodes de rehaussement appliquées aux images naturelles en couleurs. On remarque aussi que les observateurs ont mis en avant notre méthode de rehaussement confirmant aussi les cartes de visibilités et les graphes des spectres d'énergie radiale et angulaire proposés dans le chapitre précédent.

En résumé, les résultats expérimentaux obtenus confirment que l'approche de rehaussement de contraste d'image proposée est tout à fait adaptée aux images autres que médicales, étant donné qu'elle met en valeur les détails de ce type d'images.

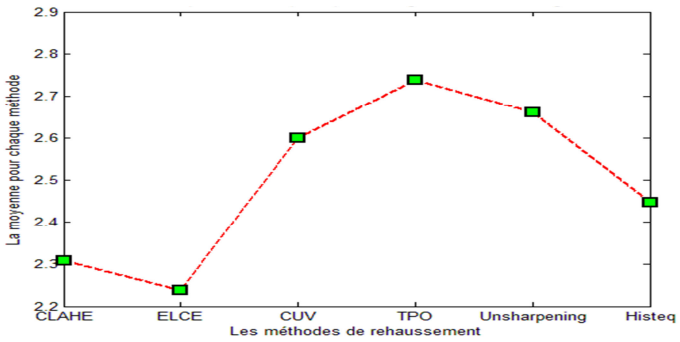


Fig.V. 21 Mean opinion score des méthodes de rehaussement appliquées aux images en niveaux de gris

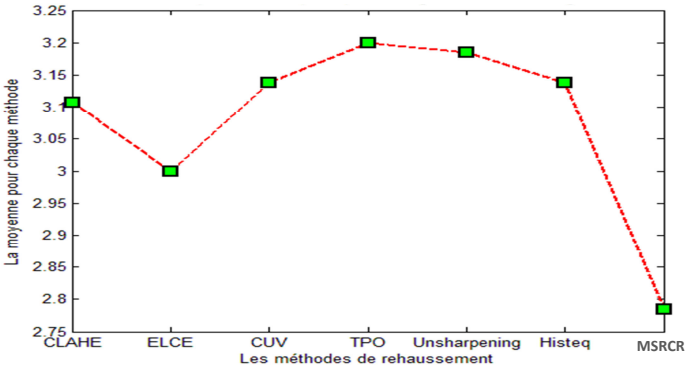


Fig.V. 22 Mean opiniun score des méthodes de rehaussement appliquées aux images en couleur

V.8. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons commencé par revoir les limites des méthodes d'évaluation de la qualité du rehaussement de contraste des images cité au chapitre II, § II.3 pour proposer par la suite des nouvelles mesures de la qualité visuelle du rehaussement de contraste des images médicales et autre que médicale, monochromes ou en couleurs.

La première, objective, est basée sur l'analyse du spectre de fréquence tel le spectre de fréquence angulaire (SFA), le spectre de fréquence radiale (SFR), le rapport d'énergie (RE) et la différence d'énergie (DE). La deuxième, subjective, est basée sur l'analyse de la carte de visibilité avant et après rehaussement des images. Ensuite, différents résultats de ces mesures comparant les méthodes proposées et les méthodes présentées dans la littérature scientifique sont montrés et discutés.

À la fin, nous avons réalisé des tests subjectifs des différentes méthodes de rehaussement y compris nos méthodes proposées MMCEI et MMCEMI. Par manque de bases de données de qualité d'image subjective dédiées aux rehaussements d'image, nous avons effectué les tests sur une base de données d'images naturelles, les bases de données LIVE et IVC.

La validation de notre méthode de rehaussement de contraste a été faite sur un nombre significatif d'image de ces deux bases par comparaison à d'autres méthodes de rehaussement en effectuant un test subjectif. La note subjective finale de MOS à partir de la moyenne des notes des observateurs montre l'intérêt et la fiabilité de notre méthode de rehaussement de contraste d'image par rapport aux autres méthodes.

Conclusion générale

Dans le cadre de cette thèse, nous nous sommes intéressés aux problèmes liés à la qualité visuelle des images de tout type, monochromes ou en couleurs, et en particulier les images médicales qui nécessitent un effort d'autant plus important que l'enjeu est vital pour le patient, dont la vie peut dépendre du bon diagnostic établi par le médecin radiologiste. De ce fait, il est très important de développer des méthodes de rehaussement de contraste propres pour chaque type d'image et de remédier aux faiblesses des méthodes existantes.

Dans un premier temps, nous nous sommes intéressés aux rehaussements de contraste des images autre que médicale monochromes ou en couleurs de façon à mettre en avant les détails les plus subtils sans pour autant amplifier le bruit. Pour cela, nous avons revu les transformées existant dans la littérature et analysé les inconvénients et les avantages de chacune d'elles. Nous nous sommes intéressés plus précisément à la transformée en pyramide orientée qui présente des avantages les plus adéquats à notre travail de rehaussement de contraste. Ainsi nous bénéficions de sa redondance et des possibilités de rotation et de translation à l'inverse de la transformée en ondelettes. Nous avons aussi mis en avant le principe de base du système visuel humain en particulier sa capacité à pouvoir sélectionner l'information la plus importante et la plus pertinente.

L'espace couleur *rgb* utilisé dans la majorité des images en couleurs n'est pas le plus approprié pour un éventuel traitement de base comme le rehaussement. Ainsi, nous avons étudié les différents espaces couleur utilisés dans le rehaussement du contraste des images en couleurs pour retenir finalement l'espace couleur *Lab* qui est le plus adapté au système visuel humain. L'exploitation de toutes les composantes du système *Lab* n'est pas nécessaire, car il suffit d'utiliser la luminance pour effectuer une procédure de rehaussement.

En associant tous ces facteurs, nous avons fourni une méthode de rehaussement de contraste multi-échelle et multidirectionnelle avec une fonction d'amplification appliquée aux seules composantes de fréquence passe-bande, en utilisant un gain en fonction de l'amplitude maximale de chacune des composantes. Cette méthode est par la suite améliorée pour l'adapter aux rehaussements des images médicales telles celles de la rétine et l'endoscopie.

Une autre méthode de rehaussement de contraste correspondant aux caractéristiques floues des images médicales a été présentée. Nous avons remarqué que les images médicales représentent une qualité encore plus dégradée que celle des images naturelles. Ceci est particulièrement vrai quand il s'agit d'images de mammographie qui manquent énormément de contraste par rapport aux images de radio du thorax ou à l'IRM, en raison du manque d'objet solide dans l'anatomie du sein pouvant absorber les rayons X. De plus, les informations recueillies dans une image de mammographie sont superposées et ambigües à cause de la compression du sein lors de la prise du cliché. Ceci, nous a encouragés à exploiter la théorie des ensembles flous pour pouvoir se rapprocher le plus possible de la structure des images de mammographie. Ainsi, une approche de rehaussement associée à une méthode de segmentation basée sur la perception et la logique floue a été présentée. Cette méthode est récursive avec une condition d'arrêt en fonction de nombre de zones obtenues à chaque phase de segmentation. Les performances de cette approche sont subjectivement évaluées en visualisant la carte JND des images avant et après rehaussement.

Par la suite, nous avons proposé des méthodes d'évaluation de la qualité visuelle, de l'apparence des couleurs et de la distribution de l'énergie des images avant et après un traitement de rehaussement de contraste. Une nouvelle méthode

objective d'évaluation basée sur la transformée de Fourier a été proposée. Le spectre d'énergie radiale et angulaire de l'image à différentes échelles et orientation de la pyramide est calculé avant et après rehaussement de contraste. Une carte de visibilité est aussi proposée pour pouvoir visualiser deux classes visible et non visible à la fois dans l'image rehaussée et dans sa version originale.

Les résultats obtenus à chaque étape de ce travail de thèse sont comparés à plusieurs méthodes de rehaussement de contraste classiques et multi-échelle. Une évaluation objective est appliquée à chacune de ses méthodes avant et après rehaussement de contraste des images de tout type monochromes ou en couleurs.

Nous avons aussi procédé à un test subjectif MOS des différentes méthodes de rehaussement ainsi que celles que nous proposons. Les résultats ont démontré que les approches que nous avons proposées présentent de meilleures performances que les autres approches testées.

Au terme de ce travail, les perspectives envisagées dans le cadre de travaux futurs sont :

- Accorder une attention spécifique à la fonction non-linéaire et en déduire l'indice de rehaussement de l'image à partir de la carte de visibilité et de l'analyse du spectre d'énergie.
- Définir une métrique objective de qualité des images de mammographie en corrélation avec l'évaluation subjective de radiologues et de médecin.
- Étendre les méthodes de rehaussement de contraste proposées au filtrage du bruit.
- Adapter les approches proposées à d'autres types d'images et à des images médicales 3D, IRM 3D en particulier, qui sont souvent difficiles à analyser.

Bibliographie

[Aboul ella 2003] A. Hassanien and A. Bader, “A comparative study on digital mammography Enhancement algorithms based on Fuzzy Theory,” *International Journal of Studies in Informatics and Control, SIC*, vol. 12 no. 1, pp. 21-31, 2003.

[Agaian 2000] Sos S. Agaian, Karen P. Lentz, and Artyom M. Grigoryan, “A New Measure of Image Enhancement,” in *IASTED International Conference on Signal Processing & Communication*, 19-22 Sept. 2000, Marbella, Spain.

[Agaian 2001] S. S. Agaian, k. Panetta and A.M. Grigoryan, "Transform-based image enhancement algorithms with performance measure," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 10, no. 3, pp. 367-382, 2001

[Agaian 2010] S. Agaian and S. A. McClendon, “Novel medical image enhancement algorithms,” *Proc. Of SPIE-IS&T Elect. Imag.*, vol. 7532, pp. 75320W-1-75320W-12, 2010

[Bauer 1996] P. Bauer, U. Boden Hofer, and E. Klement. “A Fuzzy System for Image Pixel Classification and its Genetic Optimization,” *In proceedings of European Meeting on Cybernetics and Systems Research*, pp. 285-290. 1996.

[Belkacem-Boussaid 2000] K. Belkacem-Boussaîd, and A. Beghdadi, "A New Image Smoothing Method Based on a Simple Model of Spatial Processing in Early Stages of Human Vision," *IEEE Trans on Img Process*, vol 9, pp. 220-226, 2000

[Belkacem-Boussaid 1996] K. Belkacem-Boussaid, A. Beghdadi and H. Dupoisot, “Edge detection using Holladay’s principle,” *Proceeding of the IEEE International conference on Image Processing*, ICIP’96, Vol. I, pp. 833-836, Lausanne September, 1996

[Beghdadi et Le Négrate 1989] A. Beghdadi, A. Le Négrate, “Contrast enhancement technique based on the local detection of edges”, *Computer vision graphics and image processing*, vol. 46, pp. 162-174, 1989.

[Bjurstam 1996] N. Bjurstam. “Radiologisk diagnostic,” Zeneca AB Sweden, 1996

[Brooks 2006] A.C. Brooks and T.N. Pappaas. “Structural similarity quality metrics in a coding context : exploring the space of realistic distortions.” SPIE, Human Vision and Electronic Imaging XI, vol. 6057, pp. 299-310, 2006.

[Burt, 1984] P.J. Burt, “The pyramid as a structure for efficient computation. In mulriresolution image processing and analysis,” *A. Rosenfeld, Ed. Springer-Verlag, Berlin*, pp.6-35, 1984

[Buzuloiu 2001] V. Buzuloiu, M. Ciuc, R. M. Rangayyan and C. Vertan, "Adaptive neighborhood histogram equalization of color images," *International Journal of Electron Image*, vol. 10, no. 2, pp. 445-450, 2001

[Carlson 1997] S. Carlson. “Personal contact with radiologist Stina Carlson at University Hospital of Northern Sweden,” during the period februrary-july 1997

[Castleman 1979] K. R. “Castleman Digital Image Processing,” (Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall), 1979

[Chang 1998] Dah-Chung Chang and Wen-Rong Wu, “Image Contrast Enhancement Based on a Histogram Transformation of Local Standard Deviation,” *IEEE transactions on medical imaging*, Vol. 17, No. 4, August 1998

[Chatterji 1997] B.N. Chatterji, R. N, Murthy, "Adaptive contrast enhancement for color images," *IEEE Proc. ICICS. Joint Intl. Conf., Information, Communications and Signal Processing, Singapore*, vol. 3, pp. 1537-1541, Sep. 9-12, 1997

[Cheikh 1998] F. A. Cheikh, L. Khriji and M. Gabbouj,"Unsharp Masking-Based Approach for Color Image Processing,” *Proc. of the IX European Signal Processing Conference EUSIPCO-98*, vol.2, pp. 1033-1036, Island of Rhodes,Greece, September 8-11, 1998

[Chen 2009] S. Chen, A. Beghdadi, “Natural Rendering of Color Image Based on Retinex”, IEEE-ICIP 2009, November 7-11, 2009, Cairo, Egypt

[Chen 2010] S. Chen, A. Beghdadi, « Natural Enhancement of Color Image », Eurasip Journal on Image and Video Processing, Volume 2010 (2010), Article ID 175203, 19 pages,doi:10.1155/2010/175203

[Cherifi 2008] D. Cherifi, A. Beghdadi, A. H. Belbachir, "A Multiscale And Multi-Orientation Contrast Enhancement Method For Digital Mammography," *IEEE Proc. 3th ISCCSP, Joint Int'l. Sym. on com., control and signal proc., St Julians, Malta*, pp. 312-315, March, 12-14, 2008

[Choi 2007] D. H. Choi, I. H. Jang, M. H. Kim, N. C. Kim, "Color Image Enhancement Based on Single-Scale Retinex with a JND-Based Nonlinear Filter," *IEEE Proc. ISCAS. Joint Int'l. Symposium Circuits and Systems, New Orleans, USA*, pp. 3948-3951, May, 27-30, 2007

[Chou 1995] C. H. Chou and Y. C. Li, “A perceptually tuned sub-band image coder based on the measure of just-noticeable-distortion profile”, *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Techno.*, vol. 5, 467-476, 1995.

[Craig 1992] M. Craig, M. Schneider, *“*On the usc of fuzzy sets in histogram equalization,”*Fuzzy* Sets *and System,* vol. 49, pp. 211.278, 1992.

[Cvetkovic 2007] Cvetkovic, S.D. Schirris, J. de With, H.N. Peter, “Locally-Adaptive Image Contrast Enhancement without Noise and Ringing Artifacts,” ICIP07, vol. 3, pp. 557-560, 2007

[Daly 1993] S. Daly. “The visible differences predictor: an algorithm for the assessment of image fidelity.” *Digital images and human vision, MIT Press*, 1993.

[Dash 1991] L. Dash and B. N. Chatterji, "Adaptive contrast enhancement and deenhancement," *Pattern Recognition*, vol. 24, no. 4, pp. 289-302, 1991

[De Valois 1990] R. L. De Valois and K. K. De valois; *"*Spatial vision,*" Oxford university press,* 1990.

[Freeman 1991] W. T. Freeman and E.H. Adelson, "The Design and Use of Steerable Filters", *IEEE Trans, Pattern Anal, Machine Intell*, vol. 13, pp. 891-906, 1991

[Frei 1977] W. Frei, C.-C. Chen, "Fast boundary detection: A generalization and a new algorithm," IEEE Trans. Comput, vol. C-26, pp. 988-998, 1977

[Frei 1977] W. Frei, "Image enhancement by histogram hyperbolization," *Computer Graphics and Image Processing 6*, pp. 286-294, 1977

[Gath 1989] I. Gath and A.B. Geva,"Unsupervised optimal fuzzy clustering," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell*, vol. 11, no. 7, pp. 773-781, 1989

[Gershon 1970] J. Gershon-Cohen. "Atlas of mammography," *Springer-Verlag Berlin*, 1970

[Gonzalez 1992] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, "Digital image processing," *1st ed. Reading, MA: Addision-Wesley*, 1992.

[Gordon 1984] R. Gordon and R. M. Rangayan, "Feature enhancement of film mammograms using fixed and adaptive neighborhood," *Journal of the Optical Society of America*, vol. 23, pp. 560-564, 1984

[Gupta 1996] A. Gupta and B. Chanda, "A hue preserving enhancement scheme for a class of color images", Pattern Recognition Letters, vol. 17, pp. 109-114, 1996

[Hashemi 2010] S. Hashemi, S. Kiani, N. Noroozi and M. E. Moghaddam, "An image contrast enhancement method based on genetic algorithm, *Pattern Recognition Letters*," vol. 31, no. 13, pp. 1816-1824, 2010

[Hassanien 2003] A. E. Hassanien, A. Bader, “A comparative study on digital mammography enhancement algorithms based on fuzzy theory, ” *Studies in informatics and control*, vol. 12, no. 1, pp. 21-31, March 2003

[Heinlein 2003] P. Heinlein, J. Drexl and W. Schneider, “Integrated wavelet for enhancement of microcalcifications in digital mammography,” *IEE Trans. On Med. Imag.*, vol. 22, no. 3, pp. 402-413, March 2003

[Heric 2006] D. Heric and B. Potocnik, “Image enhancement by using directional wavelet transform,” *Jour. Of Computing and Inf. Tech. CIT 14*, vol. 4, pp. 299-305, 2006

[Huang 2004] K. Huang, Q. Wang and Z. Wu, "Color image enhancement and evaluation algorithm based on human visual system," *IEEE Proc. ICASSP, Joint Int'l. Conf., Acoustics, Speech, and Signal Processing, Montreal, Canada*, pp. 721-724, May 17-21, 2004

[Hummel 1977] R. Hummel, "Image Enhancement by Histogram Transformation," *Computer Vision. Graphics and Ima. Proc.*, vol. 6, no. 2, pp. 184-195, 1977

[Iordache 2001] R. Iordache, A. Beghdadi and P. Viaris de Lesegno, "Pyramidal perceptual filtering using Moon and Spencer contrast," *in the Int. Conf. on Image Processing ICIP'2001*, Thessaloniki, Greece, Oct. 2001

[Jafar 2007] I. Jafar and H. Ying, “A new method for image contrast enhancement based on automatic specification of local histograms,” *International Journal of Computer Science and Network Security*, vol. 7, no. 7,pp. 1-10, 2007

[Jayant 1993] N. Jayant, J. Johnston, R. Safranek, Signal compression based on models of human perception, in: Proceedings of the IEEE, pp. 1385-1422, Oct. 1993. [19] C. H.

[Jobson 1997] D. J. Jobson, Z. Rahman and G. A. Woodell, "Properties and performance of a center/surround retinex," *IEEE Trans. on Image Proc.*, vol. 6, no. 3, pp. 451-462, Mar 1997

[Jobson 1997] D. J. Jobson, Z. Rahman, and G. A. Woodell, "A multi-scale Retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes," *IEEE Transactions on Image Processing: Special Issue on Color Processing 6*, pp. 965-976,July 1997

[Jolion 1994] J-M. Jolion, “Analyse multirésolution du contraste dans les images numériques, “ *Traitement du Signal*, vol. 11, pp. 245-255, 1994

[Kang 2004] H. K. Kang, N. N. Thanh, S. M. Kim, and Y. M. Ro, “Robust contrast enhancement for microcalcification in mammography,” ICCSA’04, LNCS 3045, pp. 602-610, 2004

[Karasaridis 1996] A. Karasaridis and E. Simoncelli," A filter design technique for steerable pyramid image transforms," *Proc. IEEE ICASSP*, vol. 4, May, pp. 2387-2390, 1996

[Kim 1997] J.K. Kim, J.M. Park, K.S. Song and H.W. Park, “Adaptive mammographic image enhancement using first derivative and local statistics,” *IEEE Trans. Med. Imaging*. vol. 16, no. 5, pp. 495–502, 1997

[Kim 1998] J.K. Kim, J.M. Park, S.S. Song and H.W. Park, “Detection of clustered microcalcications on mammograms using surrounding region dependence method and artificial neural network,” *J. VLSI Signal Process.* vol. 18, no. 251–262, 1998

[Kim 1999] J.K. Kim and H.W. Park, “Statistical textural features for detection of microcalcifications in digitized mammograms,” *IEEE Trans. Med. Imag.* vol. 18, no. 3, pp. 231–238, 1999

[Koschan 2008] A. Koschan, M. Abidi, Digital Color Image Processing, *Wiley Ed*., 2008.

[Laine 2000] A. Laine, and W . Huda "Enhancement by Multiscale Nonlinear Operators," Handbook of Medicale Image, vol. 23, pp. Acad. Press, 2000

[Laine 1993] A. Laine, S. Song, and J. Fan, "Adaptive Multiscale Processing for Contrast Enhancement," Proc. of SPIE vol. 1905, pp. 521-532, 1993

[Laine 1994] A. Laine, S. Schuler, J. Fan and W. Huda "Mammographic feature enhancement by multiscale analysis," *IEEE Trans. Med. Imaging,* vol. 13**,** pp. 725–740, 1994

[Laine 1995a] A.F. Laine, J. Fan and W. Yang, "Wavelets for contrast enhancement of digital mammography," *IEEE Eng. Med. Biol. Magazine*, vol. 14, pp. 536-550, 1995

[Laine 1995b] A. Laine, W. Huda, B.G. Steinbach and J.C. Honeyman "Mammographic image processing using wavelet," *proc. Tech*. *Eur. Radiol.,* vol. 5, pp. 518–523, 1995b

[Land 1964] E. Land, The Retinex, American Scientist, 52, pp. 247-264, 1964.

[Li 1989] H. Li and H. S. Yang, "Fast and reliable image enhancement using fuzzy relaxation technique," IEEE Trans. on Sys., Man and Cybernetics, vol. 19, pp. 1276-1281, 1989.

[Li 1996] H. Li, K.J.R. Liu and S.C.B. Lo, "Fractal modeling of mammogram and enhancement of microcalcifications," *IEEE Nuclear Science Symposium & Medical Imaging Conference*, vol. 3, pp. 1850–1854, 1996

[Li 1997] H. Li, K.J. Ray Liu and S.C.B. Lo, "Fractal modeling and segmentation for the enhancement of microcalcifications in digital mammograms," *IEEE Trans. Med. Imag.* vol. 16, no. 6,pp. 785–798, 1997

[Lim 1990] Y.W. Lim and S.U. Lee "On The Color Image segmentation Algorithm Based on Thresholding and Fuzzy C-Means Techniques," *Pat. Rec.*, vol. 23(9), pp. 935-952, 1990.

[Lu 1994] J. Lu and D. M. Heally, "Contrast enhancement of medical images using multiscale edge representation," *Opt. Eng.*, vol. 33**,** pp. 2151–2161, 1994

[Lubin 1995] J. Lubin. "A visual Discrimination model for imaging system design and evaluation. Vision model for target detection and recognition," *Eli Peli, Editor, World Scientific*, pp. 245-283, 1995.

[Lyon 2004] Lyon, J., Nikitenko, D., Wirth, M.A., "Fuzzy enhancement for density-typed mammograms", in North American Fuzzy Information Processing Society Conference, 2004, pp.480-485.

[Lyon 2004] J. Lyon, D. Nikitenko and M. Wirth, "A Fuzzy Enhancement Schema for Density-Typed Mammograms", Proc. of the 17th IEEE Sym. on comp.-based med. sys., vol. 1, pp. 480-485, 27-30 June 2004.

[Mallat 1992] S, Mallat, and W.L, Hwang, "Singularity detection and processing with wavelets," Information Theory, IEEE Trans., vol. 38, pp. 617-643, 1992

[Mallat 1998] S. Mallat "*A Wavelet Tour of Signal Processing",* (London: Academic), 1998

[Mannos 1974] J.L. Mannos and D.J. Sakrison. "The effects of a visual fidelity criterion on the encoding of images." *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 4, pp. 525-536, 1974.

[Mencattini 2008] A. Mencattini, M. Salmeri, R. Lojacono, M. Frigerio and F. Caselli, "Mammographic images enhancement and denoising for breast cancer detection using dyadic wavelet processing," *IEEE Trans. On Inst. and*

Measur., vol. 57, no. 7, pp. 1422-1430, July 2008

[Menotti, 2007] D. Menotti, L. Najman, J. Facon and Arnaldo de A. Araujo, "Multi-histogram equalization methods for contrast enhancement and brightness preserving," *IEEE Trans. Consumer Electronics*, vol. 53, no. 3, pp. 1186-1194, 2007

[Meylan 2006] L. Meylan and S. Süsstrunk, "High dynamic range image rendering with a Retinex-based adaptive filter," *IEEE Trans. Image Process.* 15, 2820-2830, 2006

[Meylan 2007] L. Meylan, D. Alleysson and S. Süsstrunk, "A Model of Retinal Local Adaptation for the Tone Mapping of Color Filter Array Images," *Journal of the Optical Society of America A (JOSA A),* vol. 24, no. 9, pp. 2807-2816, 2007

[Michelson 1927] A. Michelson, "Studies in Optic." *Chicago Press*, 1927.

[Montrucchio 2002] B. Montrucchio, F. Lamberti, A. Sanna , and P. Montuschi, "Measuring isotropic local contrast: a circular mask based approach," *WSCG'02 The 10-th International Conference in Central Europe on Computer Graphics, Visualization and Interactive Digital Media'2002, Short Communication Papers*. pp.83-90, 2002

[Moon 1943] P. Moon and D. E. Spencer, "The specification of foveal adaptation," *Journal of the Optical Society of America*, vol. 33, pp. 444-456, 1943

[Moon 1944] P. Moon and D. E. Spencer, 'Visual data applied to lighting design," *Journal of the Optical Society of America,* vol. 34, pp. 230-240, 1944

[Moon 1945] P. Moon and D.E. Spencer, "The Visual Effect of Nonuniform Surrounds," *Journal of the Optical Society of America*, vol. 35, pp. 233-248, 1945

[Morrow 1992] W.M. Morrow, R.B. Paranjape, R.M. Rangayyan and J.E.L. Desautels, “Region-based contrast enhancement of mammograms,” *IEEE Trans. Med. Imag*. Vol. 11, no. 3, pp. 392–406, 1992

[Naik 2003] S. K. Naik, and C. A. Murthy, "Hue-preserving color image enhancement without gamut problem", *IEEE Trans. on Image Proc.*, vol. 12, no. 12, pp. 1591-1598, December 2003

[Niblack 1986] W. Niblack, An Introduction to Digital Image Processing, *Prentice Hall, 2nd ed.*, 1986

[Pal 1981] S.K. Pal and R.A. King, “Image enhancement using smoothing with fuzzy set”1EEE *Tranroctions on System, Man and Cybemeticr,* pp. 494-501, 1981.

[Panetta 2008] K. Panetta, E. Wharton and Sos S. Agaian, “Human visual system based image enhancement and logarithmic contrast measure”, *IEEE Trans. Syst. Man Cybernet.B* , vol. 38, no. 1, pp. 174-188, Feb 2008.

[Peli 1990] E. Peli, "Contrast in complex image", *J. Opt. Soc. Am. A*, vol. 7, no. 10, pp. 2032-2040, 1990.

[Pitas 1996] I. Pitas and P. Kiniklis, "Multichannel techniques in color image enhancement and modeling," *IEEE Trans. on Image Proc.*, vol. 5, pp. 168-171, 1996

[Pizer 1987] S. M. Pizer, E. P. Amburn, J. D. Austin, R. Cromartie, A. Geselowitz, T. Greer, B. T. Romeny and J. B. Zimmerman

[Ponomarenko 2008] N. Ponomarenko, M. Carli, V. Lukin, K. Egiazarian, J. Astola, and F. Battisti. “Color image database for evaluation of image quality metrics.” *International Workshop on Multimedia Signal Processing*, pp. 403–408,

2008

[Porat 1988] M. Porat and Y. Y. Zeevi, "The generalized Gabor scheme of image representation in biological and machine vision," *IEEE Trans. Pattern Analysis Mach*, Intel., vol. 10, no. 4, pp. 452-467, 1988

[Pratt 2001] William K. Pratt, "Digital Image Processing," *John Wiley & Sons*, 3rd edition, 2001.

[Qian 1995] W. Qian, L.P Clarke, and B. Zheng, "Computer assisted diagnosis for digital mammography," Engineering in Medicine and Biology Magazine, IEEE, vol. 14, pp. 561-569, 1995

[Rahman 1996] Z. Rahman, D. Jobson, and G. A. Woodell, "Multiscale retinex for color image enhancement," *in Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing*, 1996.

[Renbin Peng 2008] A. Renbin Peng, K. Pramod Varshney, Hao Chen and H. James. Michels, "Digital Mammogram Enhancement Based on ROI Enhancement and Background Suppression," Medical Imaging 2008: Image Processing, edited by Joseph M. Reinhardt, Josien P. W. Pluim, Proc. of SPIE Vol. 6914, 69141D, (2008)

[Reza 2008] A. M. Reza, "Realization of the Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) for Real-Time Image Enhancement," *Journal of VLSI Signal Processing Systems*, vol. 38, pp. 35-44, 2008

[Rizzi 2004] A. Rizzi, T. Algeri, G. Medeghini, and D. Marini, "A proposal for contrast measure in digital images," *In CGIV 2004 – Second European Conference on Color in Graphics, Imaging and Vision*, 2004.

[Rizzi 2008] A. Rizzi, G. Simone, R. Cordone, "A modified algorithm for perceived contrast in digital images," *In CGIV 2008 - Fourth European Conference on*

Color in Graphics, Imaging and Vision, Terrassa, Spain, IS&T, June 2008, pp. 249–252 (2008).

[Sakellaropoulos 2002] P. Sakellaropoulos, L. Costaridou and G. Panayiotakis "An adaptive wavelet-based method for mammographic image enhancement," *DSP 2002*, pp. 453-456, 2002

[Sakellaropoulos 2003] P. Sakellaropoulos, L. Costaridou and G. Panayiotakis "A wavelet-based spatially adaptive method for mammographic contrast enhancement," *Phys. Med. Biol.*, vol. 48, pp. 787-803, 2003

[Sanz 1988] L. Sanz, D. Petkovic, "Machine vision algorithms for automated inspection of thin-film disk heads", vol. 10, pp. 830-848, 1988

[Simoncelli 1992] E. P. Simoncelli and W.T. Freeman, E.H. Adelson, and D.J. Heeger, "Shiftable multiscale transform," *IEEE Tran, Information theory*, , vol. 38, no. 2, pp. 587-607, 1992

[Simoncelli 1995] E. P. Simoncelli and W. T. Freeman, "The steerable pyramid: A flexible architecture for multi-scale derivative computation," *in Second Int'l Conf on Image Proc*, , Washington, DC, vol. 3, pp. 444-447, Oct 1995

[Singh 2000] S. Singh and R. Al-Mansoori, "*Identification of regions of interest in digital mammograms*," J. Intelligent Syst., vol. 10, no. 2, 183-210, 2000.

[Singh 2000] S. Singh and R. Al-Mansoori, "Identification of regions of interest in digital mammograms," *J. Intelligent Syst.*, vol. 10, no. 2, pp. 183-210, 2000

[Singh 2005] S. Singh and K. Bovis, "An evaluation of contrast enhancement techniques for mammographic breast masses," *IEEE Trans. On Inf. Tech. in Biom.*, vol. 9, no. 1, pp. 109-119, March 2005

[Sos 2010] Sos Agaian, Stephen A. McClendon, "Novel medical image enhancement

algorithms," Proc. SPIE 7532, Image Processing: Algorithms and Systems VIII, February 08, 2010

[Srinivasan, 2006] S. Srinivasan and N. Balram, "Adaptive contrast enhancement using local region stretching," *Proc. Of the 9th Asian Symposium on Information Display*, pp. 152-155, 2006

[Starck 2003] J. L. Starck, F. Murtagh, E.J. Candes and D.L. Donoho, "Gray and color image enhancement using the curvelet transform", *IEEE transactions on image processing*, vol. 12, no. 6, 2003, pp.706-717

[Strickland 1987] R. N. Strickland, C. S. Kim, and W. F. McDonnell, "Digital color image enhancement based on the saturation component", Opt. Eng., vol. 26, pp. 609-616, July 1987

[Tabar 1991] L. Tabar. "Diagnosis and in-depth differential diagnosis of breast cancer," Teaching material, School of Medecine. University of Uppsala of Medecine, Sweden, 1991

[Tang 2003] J. Tang, E. Peli and S. Acton, "Image enhancement using a contrast measure in the compressed domain," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 10, no. 10, pp. 289-292, October 2003.

[Tizhoosh 1997] H.R. Tizhoosh, G.K rell, B. Michaelis, *"*On Fuzzy image Enhancement of Migavoltage Imagcs in Radiation Therapy," *Proceedings of* the *6th* IEEE *Intemotional Conference* on *Fuzzy System,* Barcelona, Spain, 1997.

[Toet 1992] A. Toet, "Multiscale color image enhancement," *Pattern Recognition Letters*, vol. 13, no. 3, pp. 167-174, March 1992

[Tolhurst 2000] D.J. Tolhurst and Y. Tadmor, *"*Discrimination of spectrally-blended natural images: Optimisation of the human visual system for encoding natural

images,*" Perception*, 29, 1087-1100, 2000.

[Trahanias 1992] P.E. Trahanias and A.N. Venetsanopoulos, "Color image enhancement through 3-D histogram equalization," *IEEE Proc. 11th IAPR. Joint Intl. Conf. Pattern Recognition, Hague, Netherlands*, pp.545-548, Aug. 1992

[Van 1998] Van den Branden Lambrecht, C.J. (ed.),"Special Issue on Image Quality Assessment," *Signal Processing*, vol 70, 1998.

[Wadud 2007] A. A. Wadud, M. Kabir, M. H. Dewan and M. C. Oksam, "A dynamic histogram equalization for image contrast enhancement", *IEEE Trans. Consumer Electronic*, vol. 53, no. 2, pp. 593-600, 2007

[Wang 2008] W. Wang, J. Zheng, S. Xian and J. Wang, "A fast multi-scale retinex algorithm for color image enhancement", *IEEE proc., Int. Conf. on Wav. and Pattern Recognition, Hong Kong*, pp. 80-85, 30-31 Aug. 2008

[Wharton 2006] E. Wharton, Sos S. Agaian and K. Panetta, "A logarithmic measure of image enhancement," 2006.

[Wirth 2004] M. Wirth, M. Fraschini and J. Lyon, "Contrast enhancement of microcalcifications in mammograms using morphological enhancement and non-flat structuring elements," CBMS'04, 134-139, 2004

[Wirth 2005] M. A. Wirth, D. Nikitenko, "Applications of fuzzy morphology to contrast enhancement," *Proc. Annual Meeting of the North American Fuzzy Information Processing Society*, pp. 355-360; June 2005

[Wu 1998] Q. Wu, M. A. Schulze and K. R. Castleman, "Steerable pyramid filters for selective image enhancement application," IEEE ISCAS'98, Joint Int'l. Sym. on circuits and systeme, Monterey, California, vol. 5, pp. 325-328. , May 31-June 3, 1998

[Xianghong 2007] W. Xianghong, Y. Shi-e and X. Xinsheng, "An E®ective Method to Colour Medical Image Enhancement," *IEEE Proc. CME. Joint Int'l Conf., Complex Medical Engineering, Beijing*, pp. 874-877, May 23-27, 2007

[Xiao 2007] D. Xiao and J. Ohya, "contrast enhancement of color images based on wavelet transform and human visual system," *Proceeding of the IASTED International Conference*, pp. 58-63, January 3-5, 2007

[Zadeh 1972] L.A. Zadeh. “A Fuzzy-Set-Theoretic Intepretation af Linguistic Hedges.” L . I *Joumd of Cybemetics,* vol. 2, pp. 4-34, 1972.

[Zadeh 1965] L.1. Zadeh. “Fazzy logic and its application,” *Academic press*, New York, 1965.

[Zeyun 2004] Y. Zeyun and B. Chandrajit, “A fast adaptive method for image contrast enhancement,” ICIP’04, pp. 1001-1004, 2004

RÉSUMÉ

Dans le cadre de cette thèse nous nous sommes intéressés à l'amélioration de la qualité visuelle des images, en rehaussant le contraste des images. Nous avons proposé, tout d'abord, une méthode de rehaussement simple et efficace s'inspirant du système visuel humain. Cette méthode est efficace, quand elle est appliquée aux images naturelles en couleur, ou monochromes. La méthode proposée est ensuite améliorée pour pouvoir rehausser d'autre type d'image comme les images médicale, telles que les images de rétine et l'endoscopie. Par la suite, nous nous sommes aussi intéressés aux rehaussements des images médicales et en particulier aux images de mammographie et nous avons donc proposé une méthode de rehaussement de contraste qui leur est spécifiquement dédiée. Au final, nous nous sommes intéressés à l'évaluation des méthodes de rehaussement proposées et aux différentes approches existantes dans la littérature. La méthode d'évaluation proposée s'appuie sur l'analyse radiale et angulaire du spectre d'énergie de Fourier. La validation de notre méthode de rehaussement de contraste a été faite en utilisant des échantillons d'images de 2 bases et en utilisant un test subjectif pour la comparer à d'autres méthodes de rehaussement. La note subjective finale de MOS, obtenue par la moyenne des notes des observateurs, montre la fiabilité de notre méthode de rehaussement de contraste et son intérêt par comparaison aux autres méthodes classiques.

TITLE: Enhancement and evaluation of image quality

ABSTRACT

The aim of this thesis is to propose new methods for image enhancement based on oriented and multi-scale transforms using some perceptual criteria. The first part of the thesis is devoted to the development of a simple and efficient contrast enhancement method inspired from the human visual system. This method is evaluated on a set of natural color and monochrome images. The obtained results are evaluated subjectively and by using objective measures based on energy spectrum analysis and perceptual criteria. The enhancement technique is also extended to some medical images, such as mammography and endoscopy images. A special contrast enhancement method adapted to mammography is then proposed. It is based on a segmentation process using a priori information on the mammography images. The last part of the thesis is devoted to image enhancement evaluation. A critical literature survey of image enhancement evaluation methods is provided. The evaluation method proposed in this thesis is based on the radial and angular analysis of the Fourier power spectrum. Another perceptual approach is proposed to evaluate the output. This method is based on the analysis of the visibility map computed by using a pyramidal contrast. The evaluation is performed on some samples taken from two databases. Both subjective and objective evaluations demonstrate the efficiency of the proposed image enhancement methods.

DISCIPLINE : Réseaux et technologies de l'information

MOTS-CLÉS : Rehaussement, contraste des images, segmentation, évaluation, image couleur, image médicale, image de mammographie

UNIVERSITÉ PARIS 13 - INSTITUT GALILÉE

Laboratoire de Traitement et Transport de l'Information

99, Avenue Jean-Baptiste Clément 93430 Villetaneuse