الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE DR. YAHIA FARES DE MEDEA

FACULTE DES SCIENCES ET DE LA TECHNOLOGIE

Département du Génie Électrique et de l'Informatique



Projet de Fin d'Etude

Présenté pour l'obtention du Diplôme
de Master en Génie Électrique

Spécialité : Systèmes de Télécommunications

THEME

LA FUSION D'IMAGE PAR LA TECHNIQUE DE DCT

Proposé et dirigé par,

Mr. BAILICHE Mohamed Amine.

Préparé et présenté par,

Melle. SAOUDI Amina.

Melle. LATTER Zineb.

Dédicaces

Tout d'abord je tiens à remercier ***ALLAH*** *le tout puissant de m'avoir donné la santé, la volonté et le courage.*
Ensuite, à mes ***chers parents*** *pour leur soutien et leurs encouragements et qu'aucune dédicace ne pourra compenser leur sacrifice pour mon bien être et mon bonheur.*

Ames chères sœurs ***Ratiba, Asma,*** *et la chouchoute* ***Wiam*** *pour lequel j'ai beaucoup d'estimes.*

A mon frère ***Samir*** *que je lui souhaite une longue vie pleine de joie et de réussite.*

A mes oncles, mes tantes et toute ma famille.

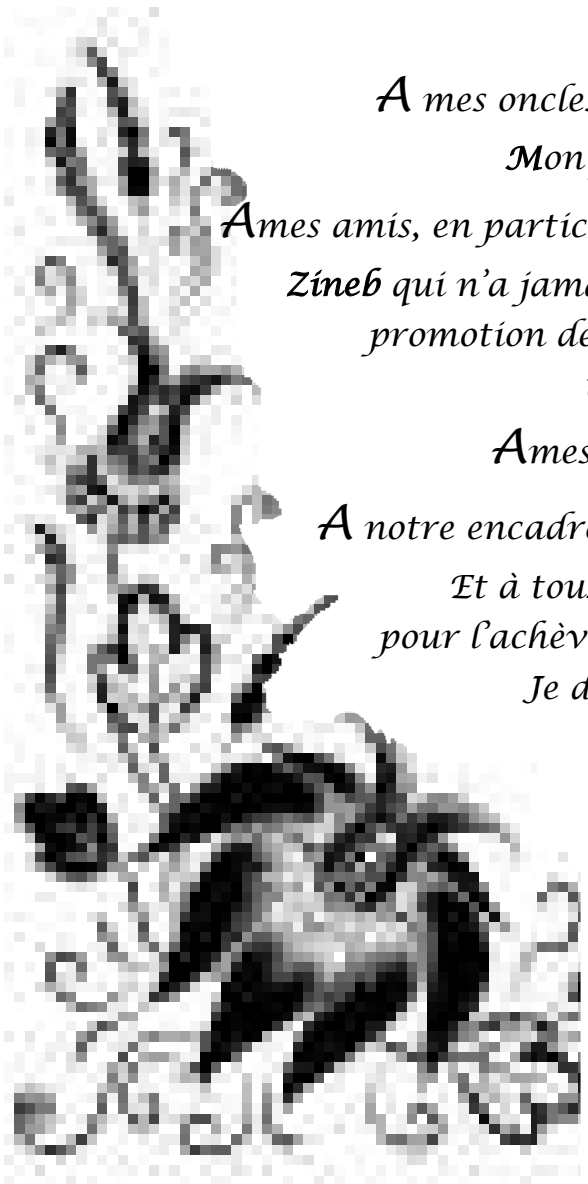
Mon fiancé ***BelkhatireAhmed***

Ames amis, en particulier ma collègue du présent projet ***Latter Zineb*** *qui n'a jamais manqué de travailler et ceux de la promotion de la 2ème année master systèmes de télécommunications.*

Ames amies ***Hakima ,Nassira, Nouda,***

A notre encadreur ***M.BAILICHE Mohamed Amine.***

Et à tous ceux qui nous ont soutenus pour l'achèvement de ce projet avec réussite.
Je dédie ce modeste travail.





Saoudi Amina

Dédicaces

*Merci **ALLAH** de m'avoir donné la capacité d'écrire et de réfléchir, la force d'y croire, la patience d'aller jusqu'au bout du rêve et le bonheur de lever mes mains vers le ciel et de dire "**Ya Kayoum**"*

Je dédie ce modeste travail à celle qui m'a donné la vie, le symbole de tendresse, qui s'est sacrifiée pour mon bonheur et ma réussite,

***A ma très chère mère** …*

***A mon très cher père**, école de mon enfance, qui a veillé tout au long de ma vie à m'encourager, à me donner l'aide.*

*Que **ALLAH** les gardes et les protège.*

*A mon adorable sœur **Hadjer.***

*A mon frère **Khaled**.*

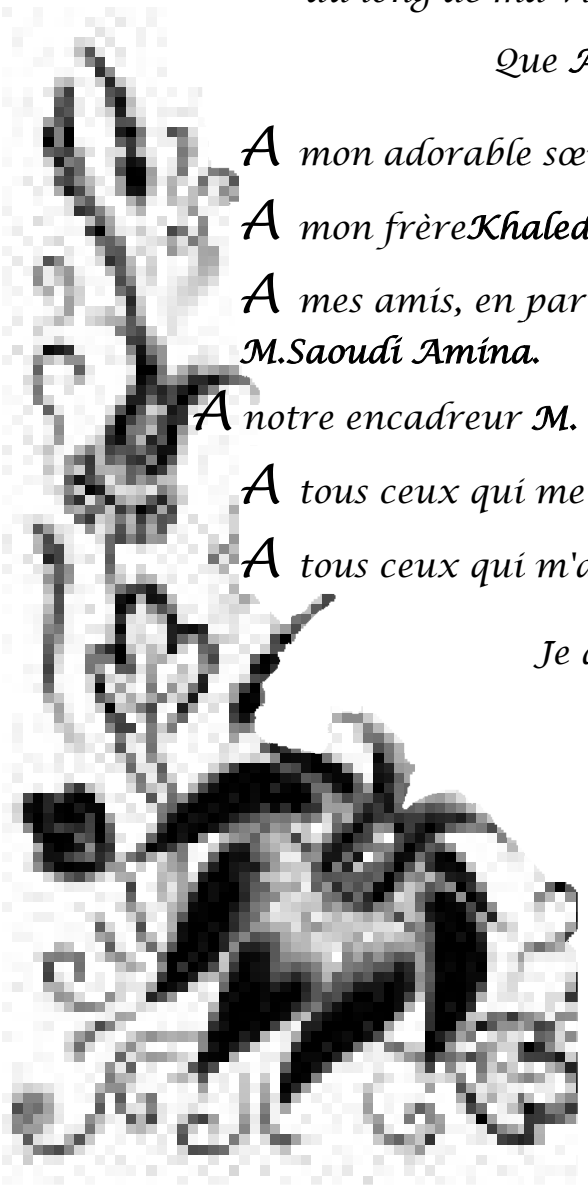
*A mes amis, en particulier mon binôme de ce projet **M.Saoudi Amina.***

*A notre encadreur **M. BALICHE Mohamed Amine.***

A tous ceux qui me sont chères.

A tous ceux qui m'aimentet ceux que j'aime.

Je dédie ce modeste travail.





Latter Zinbe

Remerciements

Nous tenons tout d'abord à remercier ***ALLAH*** *le tout puissant et miséricordieux, qui nous a donné la force et la patience d'accomplir ce Modeste travail.*

En second lieu, nous tenons à remercier tout le corps enseignant qui a contribué à notre formation, plus particulièrement notre encadreur ***M. BAILICHE Mohamed Amine*** *pour son aide et les précieux conseils qu'il a bien voulu nous donner.*

Nos remerciements s'étendent également aux membres du jury pour l'intérêt qu'ils ont porté à notre recherche en acceptant d'examiner notre travail.

On tient à remercier ***M.Bangarmet Mohamed ,M.Softa Billal et Melle .Latter Assia*** *pour son contribution à l'arrangement de ce mémoire, et* ***Melle .Blaife Yesmine*** *pour leur soutien moral et leur information.*

ملخص :

في هذا المشروع الهدف الأساسي هو تجسيد خوارزمية لدمج الصورmultifocus وهذا باستعمال تقنية تحولية التجيب المتقطع(DCT) .الخوارزمية تعمل على تقسيم الصورتان التمهيديتان إلى خانات من 8x8 pixels ثم نقوم بحساب التغير لكل خانة التي تتكون من 8x8ثم نختار التغير الأفضل و الكبير بين الصورتين وإعادة بناء الصورة المدمجة النهائية بواسطة عكس DCT و أخيرا قمنا بحسابQ_{ABF}, PSNR, MSE, SD للتعبير عن جودة النتيجة النهائية كذلك حساسية الصورة المدمجة للضوضاء. .

الكلمات المفتاحية :دمج الصور, multifocus, PSNR, Q_{ABF}, IDCT , DCT

Résumé:

Le but de ce projet est d'implémenter un algorithme qui permet de faire la fusion des images multifocus par la transformée en cosinus discrète DCT.

L'algorithme consiste à diviser deux images d'entrée en bloc de 8x8 pixels puis faire calculer la variance de chaque bloc DCT, le meilleur bloc est le bloc qui a la grande valeur de la variance, une transformée DCT inverse permet de reconstruire l'image finale fusionnée .

Finalement le calcul du Q_{ABF}, PSNR, MSE, SD est fait pour discuter la qualité de la fusion ainsi que la sensibilité des images fusionnées au bruit.

Mots clés:

Fusion des images, multifocus, DCT, IDCT,Q_{ABF}, PSNR.

Abstract:

The purpose of this project is to implement an algorithm that allows the fusion of multifocus images by the discrete cosine transform DCT.

The algorithm is divided into two 8x8 pixel block then calculate the variance of each DCT block images, the best block is the block that has the great value of the variance, an inverse DCT transform can reconstruct the final merged image. Finally the calculation of Q_{ABF}, PSNR, MSE, SD is made to discuss the quality of the merger and the sensitivity to noise of the merged images.

Keywords: Image fusion, multifocus, DCT, IDCT, Q_{ABF}, PSNR.

TABLE DES MATIERES

LISTE DES FIGURES……..I

LISTE DES TABLAUX……..II

LISTE DES ABREVIATION…….....III

INTRODUCTION GENERALE……1

CHAPITRE I : GENERALITE SUR LE TRAITEMENT D'IMAGE

1. Introduction …….....2

2. Définition de l'image……..…2

3. L'image numérique ……..2

4. Format des images…….....3

4.1. Les images Matricielles ……...3
4.2. Les images Vectorielles …….....3

5. Les types des images ……4

5.1. Image binaire …….....4
5.2. Image en niveaux de gris ……4
5.3. Image couleur …….....4

6. Quelques définitions ……5

7. Conversion de la couleur…….....5

8. Les caractéristiques de l'image…….....6
8.1. Le pixel…….....6
8.2. La résolution ……7
8.3. Taille d'une image……7
8.4. Le codage …….....**7**
8.4.1. Codage d'une image en noire et blanc…….....8
8.4.2. Codage d'une image en niveaux de gris …….....8
8.4.3. Codage d'une image en couleur 24 bit ……..8
8.4.4. Codage d'une image en couleurs 8 bit……....9
8.5. Quantification ……...9
8.6. Sous-échantillonnage…….. 9
8.7. Contraste …….....10
8.8. Le filtrage …….....10
8.9. Histogramme …….....10
8.10. Contours et textures.....10
8.11. Bruit ……...11
8.12. Luminance…….. ……..11
8.13. Transparence…….....12
8.14. Amelioration…….....12
8.15. Compression d'images avec pertes et sans pertes……12

9. Définition de traitement d'image……...13

9.1. Domaines d'application du traitement d'image……..13
9.2. Les traitement de l'image binaire …….....13
9.2.1. Binarisation d'une image…….……...….13
9.2.2. Dilatation d'une image…….....14
9.2.3. Erosion des images…….....14
9.3. Architecture d'un système de traitement d'images.....14
9.3.1. Acquisition des données images……...……14
9.3.2. Prétraitement……...……..15
9.3.3. Le traitement ……...……15
9.3.3.1. La segmentation……...…….....15
9.3.3.2. Interprétation…….....15

10. Conclusion…….....16

CHAPITRE II : FUSION D'IMAGE

1. Introduction …….....17

2. Les espaces couleurs utilisé …….....17

2.1. L'espace de couleur RGB …….....17
2.2. Changement d'espace de couleur …….....18

3. Définitions de la fusion …….....19

4. Objectifs de la fusion …….....19

5. Les Types de fusion …….....20

a. Fusion multi-source ……...20
b. Fusion multi-temporelle ...……...……...21
c. Fusion multi-échelle ...…….....21
d. Fusion multi-Focus ...……21

6. Domaines d'application de fusion d'image …….....21

7. Classification des méthodes de fusion ……..……24

8. techniques de fusion d'images …….....29

8.1. Fusion d'image par la transformée en IHS …….....29
8.2. Fusion d'images par les ondelettes …….29
8.3. Fusion d'images par la combinaison de la transformée en ondelettes et IHS ……30
8.4. Fusion d'images par la pyramide morphologique ……..31
8.5. Analyse en composantes principales …….....32
8.6. Fusion d'image par DCT …….....33

9. Conclusion …….....35

CHAPITER III: La FUSION D'IMAGE PAR DCT

1. Introduction ……...…….....36

2. Schéma général de calcule de la DCT ...……...36

3. La transformée en cosinus discret(DCT) ……38

3.1. DCT unidimensionnelle ……38
3.2. DCT bidimensionnelle ……..……40

4. Propriétés de la DCT ……41

4.1. Décorrélation ……..42
4.2. Compactage d'énergie …….....43
4.3. Séparabilité …….....44
4.4. Symétrie ..……....45
4.5. Orthogonalité ……....45

5. Découpage en blocs …..……46

6. Application de la DCT ……..46

6.1. Illustration du calcul de la DCT ……48

7. Spectre DCT…….…….....50

8. Intérêt de cette transformation ……52

9. Conclusion …..…….....52

CHAPITER IV : L'ANALYSE DES RESULTATS

1. Introduction ...…….53

2. Mesure du rendement ...…….53

3. Écart-type(SD) ...…….....54

4. Mise en œuvre les Résultats ……..55

5. Test de résultat ...……60

6. Test du l'imperceptibilité ...……..……60

7. Conclusion ...……64

CONCLUSION GENERALE..……65

BIBLOIGRAPHE ...……...……67

LISTE DES ABREVIATIONS

AC: Alternative Component.

ACP: Analyse en Composantes Principales.

BC: Bleu Cyan.

CCD: Charge Coupled Device.

CIE: Commission Internationale pour l'Eclairage

CT : Computed Tomography.

DC: Direct Component.

DCT: Discret Cosinus Transforme.

DCT-1D: DCT unidimensionnelle.

DCT-2D: DCT bidimensionnelle.

DM : La déviation moyenne.

DPI: Dote Per Inch.

FLIR: Forward Looking Infra Red.

GC : Green Cyan.

IDCT: Inverse Discret Cosinus Transforme

IHS: Intersity Hue Saturation.

JPEG: Joint Photographic Experts Group.

LLTV: Low Light TeleVision.

MSE: Mean Square Error

PC1: Pseudo Canal1

PPP: Point Par Pouce

PSNR: Pic Signal to Noise Rate.

Q_{ABF}: La Quantité relative de l'information de contour.

RC : Rouge Cyan.

RVB: Rouge Vert Bleu.

SD: Standard Deviation.

YCC: Luminance et Chrominance rouge Chrominance bleu.

YUV: Luminance et Chrominance rouge Chrominance bleu.

LISTE DES FIGURES

Figure I.1.*La forme d'image bitmap* ……3

Figure I.2. *La forme d'image vectorielle* …… ... ……4

Figure I.3. *Image de 10x10 pixels*……6

Figure I.4. *Histogramme de couleur*…….....11

Figure I.5. *Système de traitement d'image*……14

Figure II.1. *Cube des Couleurs*……...18

Figure II.2. *a) Image LLTV ;b) Image FLIR*..…….....22

Figure II.3. *a, b) Images satellitaires multi-spectrales*……..22

Figure II.4. *a) MRI ; b) CT*…….....23

Figure II.5.*a, b) Images avec des foyers différents*…….....23

Figure II.6.*a, b, c) Images sismiques multi azimut*…….....24

Figure II.7.*Architectures possibles selon le nombre de sorties*……...25

Figure II.8.*Les niveaux de fusion*…….....27

Figure II.9.*Schéma de fusion d'images par les ondelettes*…….....30

Figure II.10.*Synoptique de fusion d'images par la pyramide morphologique*……..31

Figure II.11.*a).Image KVR-1000 ;b) Image SPOT XS ;c)Image fusionnée par ACP*.....33

Figure II.12.*Processus de fusion DCT pour le canal sélectionné*…….....34

Figure III.1.*Image (a) mise au point à gauche, l'image(b) mise sur au point à droite*……....36

Figure III.2. *Schéma général de ta technique de fusion par DCT*……..……..37

Figure III.3.*Fonctions de base de la DCT-1D*…….. ……39

Figure III.4.*Distribution des fréquences de la DCT*……..40

Figure III.5.*Fonctions de base de la DCT-2D*…… ……..41

Figure III.6.*Image aux niveaux de gris, 'lena.bmp'*……..42

Figure III.7.*Les valeurs de niveau de gris des paires de pixels adjacents*……..42

Figure III.8.*Compactage d'énergie de la DCT, (a) Saturn et sa DCT, (b) Baboon et sa DCT, (c) Child et sa* DCT…….43

Figure III.9.*Calcul de la DCT -2D en utilisant la propriété de séparabilité*…….....44

Figure III.10.*Illustra les calculs de ploc DCT*……49

Figure III.11.*Image d'origine*……..51

Figure III.12.*Spectre de l'image précédent*…….....51

Figure IV.1. *Image en fonction* Q_{ABF} ……..59

Figure IV.2. *Image en fonction SD*…….60

Figure IV.3. *Image fusionnée en fonction PSNR*……63

Figure IV.3. *Image fusionnée en fonction MSE*…….....64

Liste des tableaux

Tableau I.1. *Composantes RVB de quelques couleurs*……..5

Tableau III.1.*Calcul F(1,2) de bloc 4x4*……50

Tableau III.2. *Calcul F(3,1) de bloc 4x4*……...50

Tableau IV.1. *Présente les 21 couples de données images et leur fusion en utilisant l'algorithme proposé expliquer dans ce chapitre en utilisant la couleur modèle de l'espace RVB*……...…55

Tableau IV.2. *Calculs MSE, PSNR et la Différence moyenne pour chaque image fusionné* ……61

INTRODUCTION GENERALE

Le travail présenté dans ce mémoire a pour objectif principal de proposer un système de fusion d'images, qui est un objet de recherche dans le domaine du traitement des images depuis le début des années 80. La problématique de fusion a fait son apparition dans le cadre d'applications en imagerie aérienne et satellitaire ainsi qu'en imagerie médicale. Les raisons de ce développement sont liées à la diversité croissante des techniques d'acquisition d'image et au fait que l'optimisation d'une prise de décision passe en général par l'utilisation conjointe et complémentaire de ces différentes sources d'information.

Plus généralement, la fusion de données est un domaine pour lequel l'ensemble des aspects fondamentaux est encore en cours de développement. Pour cette raison on peut trouver dans la littérature différente termes pour désigner les mêmes concepts. Les substantifs comme : « intégration » ou « mélange » en un exemple ; l'ensemble du domaine, la fusion de données, est également nommé « fusion d'informations» Notre étude basée sur la fusion d'image

Aujourd'hui, il existe plusieurs domaines dans lesquels la fusion d'image est attendue avec impatience, par exemple dans le domaine médical, d'application au contrôle de la distribution des biopsies prostatiques, domaine militaire.

Le présent document se compose de quatre chapitres ;Dans le premier chapitre, nous faisons un tour d'horizon sur les principales notions du traitement d'image. En premier lieu nous passons en revue la définition d'image. Le second volet concerne les prétraitements applicables sur l'image, à savoir la compression, l'érosion, l'amélioration, l'histogramme, contraste, filtrage, sous-échantillonnage, quantification, contour et texture, luminance, transparence. Nous terminons ce chapitre par une présentation de l'architecture d'un système de traitement d'image. Le deuxième chapitre est dédié à la présentation de la fusion des images où nous développons l'ensemble des types de fusion ainsi que les domaines d'application de cette dernière, ensuite nous abordons la classification des méthodes de fusion et enfin l'ensemble des techniques de fusion d'image. Le troisième chapitre, présente l'organigramme de notre système, suivi des propriétés de l'approche utilisée qui est la fusion d'image par « DCT» transformé en cosinus discrète. Le quatrième chapitre fait l'analyse et la discussion des résultats obtenus .Le document se termine par une conclusion et la proposition de quelques perspectives pour ce travail.

Chapitre I :
Généralité sur le traitement d'image

1. Introduction

Avec la parole, l'image constitue l'un des moyens les plus importants qu'utilise l'homme pour communiquer avec autrui. C'est un moyen de communication universel dont la richesse du contenu permet aux êtres humains de tout âge et de toute culture de se comprendre.

C'est aussi le moyen le plus efficace pour communiquer, chacun peut analyser l'image à sa manière, pour en dégager une impression et d'en extraire des informations précises.

De ce fait, le traitement d'image est l'ensemble des méthodes et techniques opérant sur celles-ci, dans le but de rendre cette opération possible, plus simple, plus efficace et plus agréable, d'améliorer l'aspect visuel de l'image et d'en extraire des informations jugées pertinentes.

2. Définition de l'image

C'est un signal de 2D (bidimensionnel) ou 3D (tridimentionnel) en tenant compte de la profondeur de l'image ou du temps **[1**]. L'image continue est associée à une fonction continue à 2 variables f(x, y), x et y étant des variables d'espace, coordonnées d'un point sur l'écran par exemple.

On s'intéresse aujourd'hui aux images discrètes obtenues par échantillonnage, et représentée par une fonction f(i, j)avec i et j variables d'espace, désignant le pas d'échantillonnage, suivant x et y respectivement.

- **Image naturelle :** Plusieurs moyens d'acquisition caméra, microscope**,** tomographie, infrarouge, satellite, …**[2]**
- **Image artificielle :** Plusieurs outils de représentation synthèse d'images, réalité virtuelle, visualisation scientifique, …

3. L'image numérique

L'image numérique est obtenue à partir de l'échantillonnage. On utilise des caméras CCD (Charge coupled device), des capteurs CMOS, CMOS (Foveon), des scanners ou échantillonneurs spécifiques. La résolution spatiale est le nombre de pixels dans l'image. La densité de résolution est le nombre de pixels par unité de longueur (PPP) **[1].**

4. Formats des images

4.1. *Les images Matricielles*

Les images matricielles (ou image en mode point, en anglais « bitmap » ou « raster ») sont celles que nous utilisons généralement pour restituer des photos numériques **[3].**

Elles reposent sur une grille de plusieurs pixels formant une image avec une définition bien précise. Lorsqu'on les agrandi trop, on perd de la qualité (« pixelisation »).

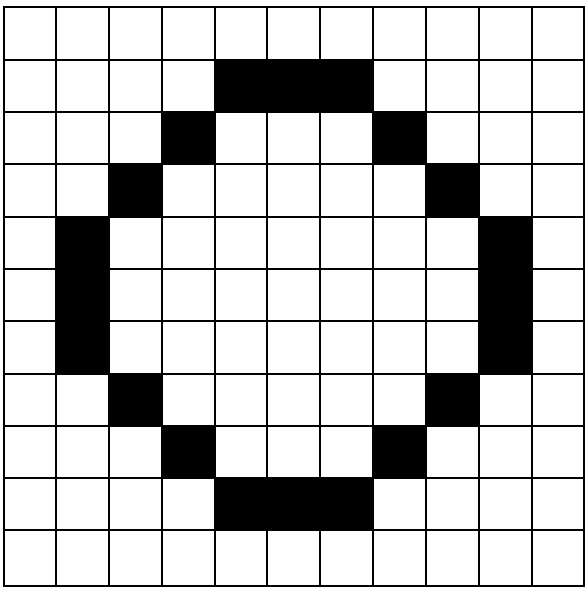


Figure I.1.*La forme d'image bitmap* .

4.2. *Les images Vectorielles*

Ce sont des images dont la particularité est que chaque forme qui la compose est décrite mathématiquement à partir de points et de tangentes. Elle ne peut pas décrire une image trop complexe comme une photographie, mais sont tout à fait adaptées aux rendus typographiques, aux logos et autres formes composées de tracés simples.

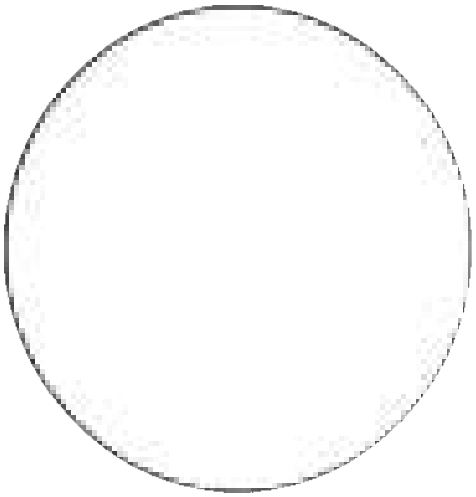


Figure I.2.*La forme d'image vectorielle.*

5. Les types des images

5.1. *Image binaire*

Exemple, images les plus simples, un pixel peut prendre uniquement les valeurs noir ou blanc **[4].** C'est typiquement le type d'image que l'on utilise pour scanner du texte quand Celui-ci est compose d'une seule couleur.

5.2. *Image en niveaux de gris*

En général, les images en niveaux de gris renferment 256 teintes de gris. Image a 256 couleurs, simplement chacune de ces 256 couleurs est définie dans la gamme des gris.

Par convention la valeur zéro représente le noir (intensité lumineuse nulle) et la valeur 255 le blanc (intensité lumineuse maximale).

5.3. *Image couleur*

Une image couleur est la composition de trois (ou plus) images en niveaux de gris sur trois (ou plus) composantes. On définit donc trois plans de niveaux de gris, un Rouge, un

Vert et un Bleu. La couleur finale est obtenue par synthèse additive de ces trois (ou plus) composantes.

6. Quelques définitions

- **La teinte** est le nom de la couleur, c'est-à-dire de la longueur d'onde dominante **[1].** C'est une grandeur qui est repérable : on peut déterminer aisément la longueur d'onde dominante et lui donner un nom en fonction du spectre observé.
- **La saturation** ou indice de pureté représente l'inverse du degré de dilution de la couleur dans la lumière blanche.
- **La luminosité** ou brillance est l'intensité de la lumière achromatique. Elle est mesurable et additive. L'unité de brillance est la candela par mètre carré (cd.m−2) dont l'équivalente unité correspond à 10nits.

7. Conversion de la couleur

La couleur d'un pixel (point lumineux de l'écran) est composée de Rouge, Vert et Bleu. Chaque composante RVB est représentée par un entier compris entre 0 et 255 (codage 8 bits). L'entie 255 correspond à l'intensité maximale et 0 à l'absence de la composante. Ainsi, nous pouvons décrire quelques couleurs dans le tableau suivant :

Tableau I.1.*composantes RVB de quelques couleurs.*

Pixels	Couleur
(255, 0,0)	rouge vif
(100, 0,0)	Rouge sombre
(0, 255,0)	Vert éclatant
(255, 255,255)	Blanc
(0, 0,0)	Noir

Chaque composante d'une couleur peut être codée sur un octet. La couleur d'un pixel est donc donnée par 3 octets soit 24 bits et l'on peut ainsi former environ 16 millions de couleurs

différentes. Une image de taille 800 × 600 (c'est-à-dire 800 et 600 lignes de pixels) en 24 bits occupe 800 × 600 × 3 = 1440000 octets.

8. Les caractéristiques de l'image

8.1. *Le pixel*

Le pixel (**pic**ture **element**) est la taille du plus petit élément de l'image. Il désigne aussi un point de la matrice image. Le pixel peut avoir une dimension. C'est particulièrement vrai dans le cas des images médicales 3D où des mesures de volumes, par exemple, peuvent être effectuées. La taille d'un pixel est reliée au pas d'échantillonnage et au champ de vue. Un pixel possède une valeur qui peut être un scalaire et représenter un niveau de gris ou un vecteur représentant une couleur, ou toute autre chose. Les images dites en "noir et blanc" sont composées de pixels binaires noirs ou blancs (deux valeurs possibles). Les images en niveaux de gris sont composées de pixels de valeurs scalaires représentant la luminosité. Pour donner un ordre de grandeur, si un pixel est codé sur 8bits (1 octet), on dispose de 2^8= 256couleurs ou niveaux de gris. Sous Matlab, le pixel (1,1) est situé en haut à gauche de l'image. Une image est définie par : le nombre de pixels qui la compose en largeur et en hauteur, l'étendu des teintes de gris ou des couleurs que peut prendre chacune de ses pixels (on parle de dynamique de l'image).

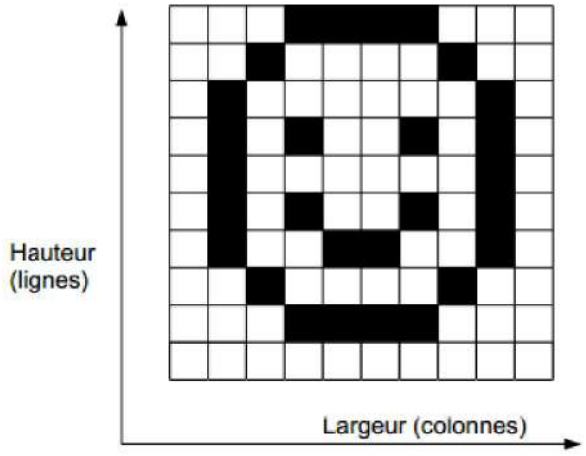


Figure I.3.*Image de 10x10 pixels.*

8.2. *La résolution*

C'est le nombre de points contenu dans une longueur donnée (en pouce) **[3].** Elle est exprimée en points par pouce (PPP). Un pouce mesure 2,54 cm, c'est une unité de mesure britannique. La résolution permet ainsi d'établir le rapport entre la définition en pixels d'une image et la dimension réelle de sa représentation sur un support physique (écran, papier...)

- Résolution spatiale est le plus petit détail discernable **[2].**
- Résolution tonale (de tons de gris) est le plus petit changement discernable.

8.3. *Taille d'une image*

Une image de 1 pouce *1 pouce scannée à 100 dpi aura une taille (x, y) de 100 pixels sur 100 pixels c'est à dire (1*100)*(1*100) = 100 pixels sur 100 pixels = 10.000 pixels2 ou simplement 10.000 pixels **[1].**

Exemple:
1 pouce =2, 54 cm
1 pouce =25, 40 mm = 100 pixels (dans le cas de l'exemple actuel choisi)
1 inch =2, 54 cm =1 pouce
1 ft =12 inch

8.4. *Le codage*

Il correspond à la quantification de l'intensité de chaque pixel en valeur numérique, il se traduit par la décomposition de la luminosité de l'image initiale en 2N plages couramment appelées niveau de gris, N étant le nombre de bits utilisés pour le codage **[5].** Pour l'œil humain pour voir de discrimination, correspond approximativement à 64 niveaux de gris.

Mais afin de ne rien perdre de l'information, on choisit une valeur supérieure. Les systèmes classiques codent les images sur 256 niveaux de gris, c'est-à-dire 8 bits, 0 pour le noir et 255 pour le blanc.

8.4.1. *Codage d'une image en noir et blanc*

Pour ce type de codage, chaque pixel est soit noir, soit blanc. Il faut un bit pour coder un pixel (0 pour noir, 1 pour blanc). L'image de 10000 pixels codée occupe donc 10000 bits en mémoire. Ce type de codage peut convenir pour un plan ou un texte mais on voit ses limites lorsqu'il s'agit d'une photographie.

8.4.2. *Codage d'une image en niveaux de gris*

Si on code chaque pixel sur 2 bits on aura 4 possibilités (noir, gris foncé, gris clair, blanc). L'image codée sera très peu nuancée. En général on code chaque pixel sur 8 bits = 1 octet. On a alors 256 possibilités (on dit 256 niveaux de gris). L'image de 10 000 pixels codée occupe alors 10 000 octets en mémoire.

Exemple d'image en 72 pixels par pouce (environ 30 pixels par cm), codée en 256 niveaux de gris. Cette image de 303 x 303 pixels occupe 303 x 303 = 91809 octets puisque chaque pixel occupe 1 octet en mémoire.

8.4.3. *Codage d'une image en couleurs 24 bits*

Il existe plusieurs modes de codage de la couleur. Le plus utilisé est le codage Rouge, Vert, Bleu (RVB). Chaque couleur est codée sur 1 octet = 8 bits. Chaque pixel sur 3 octets c'est à dire 24 bits : le rouge de 0 à 255, le vert de 0 à 255, le Bleu de 0 à 255.

Le principe repose sur la synthèse additive des couleurs : on peut obtenir une couleur quelconque par addition de ces 3 couleurs primaires en proportions convenables.

On obtient ainsi 256 x 256 x 256 = 16777216 (plus de 16 millions de couleurs différentes).Dans le cas d'une image de 10 cm x 10 cm avec une résolution convenable de 100 pixels par cm (un pixel mesure 0,1 mm), elle est codée sur 1000 x 1000 = 1 000000 pixels.
Elle occupe : en noir et blanc : 1 000000 bits = 125 000 octets en 256 niveaux de gris : 1 million d'octets en couleurs (24bits) : 3 millions d'octets. C'est ce codage de la couleur qui est utilisé par la plupart des écrans d'ordinateurs actuellement.
On constate qu'il est très gourmand en mémoire. Pour faciliter le stockage des images en mémoire on utilise d'autres formes de codage.

8.4.4. *Codage d'une image en couleurs 8 bits*

Dans ce cas on attache une palette de 256 couleurs à l'image.

Ces 256 couleurs sont choisies parmi les 16 millions de couleurs de la palette RVB. Pour chaque image le programme recherche les 256 couleurs les plus pertinentes.

Chaque code (de 0 à 255) désigne une couleur. L'image occupe 3 fois moins de place en mémoire qu'avec un codage 24bits. L'image est moins nuancée : sa qualité est bonne mais moindre.

8.5. *Quantification*

Pour les images, la quantification peut se voir comme le nombre de niveaux de couleurs utilisés.

A partir d'une image de 256 (8 bits) niveaux de gris explorer l'évolution de cette image en réduisant la quantification à 4 bits, 2 bits puis 1 bits (on pourra aussi s'amuser avec une image en couleur sachant que les solutions de quantification peuvent êtres multiples avec des effets qui peuvent devenir psychédéliques !) **[6].** Pour ces opérations on ne perdra pas de temps à comprendre comment labview modifié le format des données pour des profondeurs de 4, 2 ou 1. On restera donc en profondeur 8 (ou 24) et on se contentera de réduire la quantification en limitant les possibilités de niveaux sur un nombre de 8 bits.

8.6. *Sous-échantillonnage*

Pour une image, l'échantillonnage correspond à la « pixellisation » de celle-ci. Cette opération a lieu soit lors de la prise de vue dans un appareil numérique (capteur) soit lors de la numérisation d'une photo ou diapo (scanner).

Les images dont vous disposez sont déjà numérisées et nous allons étudier les effets de l'échantillonnage en réduisant la fréquence spatiale de celui-ci. L'idée est donc d'agrandir artificiellement la taille d'un pixel.

8.7. *Contraste*

C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image, plus précisément entre les régions sombres et les régions claires de cette image **[5].** Le contraste est défini en fonction des luminances de deux zones d'images.

Si L_1 et L_2 sont les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines A_1 et A_2 d'une image, le contraste C est défini par le rapport :

$$\mathbf{C}=\frac{L1-L2}{L1+L2}$$

8.8. *Le filtrage*

Etant donné que l'acquisition des images ne peut atténuer d'éventuels parasites, on fait recours au filtrage qui est l'une des techniques les plus utilisées en traitement d'images. Le but de cette opération est d'améliorer la qualité visuelle de l'image, en éliminant les effets de bruits. Ces derniers sont considérés comme un phénomène, de brusque variation de niveau de gris d'un pixel par rapport à ses voisins. Cependant il est nécessaire d'opérer les transformations ; qui pour chaque pixel de l'image tiennent compte de son voisinage. Ceci est réalisé en balayant l'image par un masque, cette opération est appelée ‹‹convolution››.

8.9. *Histogramme*

L'histogramme des niveaux de gris ou des couleurs d'une image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris (couleur) dans l'image. Il permet de donner un grand nombre d'informations sur la distribution des niveaux de gris et de voir entre quelles bornes est repartie la majorité des niveaux de gris dans une image. Pour diminuer l'erreur de quantification, pour comparer deux images obtenues sous des éclairages différents, ou encore pour mesurer certaines propriétés sur une image, on modifie souvent l'histogramme correspondant.

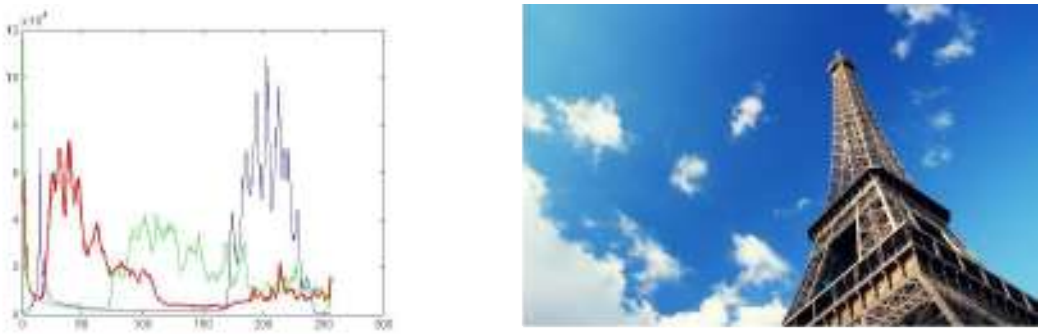


Figure I.4. *Histogramme de couleur.*

8.10. *Contours et textures*

Les contours représentent la frontière entre les objets de l'image, ou la limite entre deux pixels dont les niveaux de gris représentent une différence significative.
Les textures décrivent la structure de ceux-ci. L'extraction de contour consiste à identifier dans l'image les points qui séparent deux textures différentes.

8.11. *Bruit*

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

8.12. *Luminance*

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

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

8.13. *Transparence*

La transparence est une caractéristique permettant de définir le niveau d'opacité des éléments d'une image, c'est-à-dire la possibilité de voir à travers l'image des éléments graphiques située derrière celle-ci.

-Il existe deux modes de transparence :

- La transparence simple s'applique pour une image indexée et consiste à définir parmi la palette de couleurs une des couleurs comme transparence.
- La transparence par couche alpha (ou canal alpha, en anglais alpha channel) consiste à rajouter pour chaque pixel de l'image un octet définissant le niveau de transparence (de 0 à 255). Le processus consistant à ajouter une couche transparente à une image est généralement appelé alpha blinding.

8.14. *Amelioration*

Dans cette approche, chaque niveau de gris est modifié dans le but d'accroître le contraste. Dans le cas du contrôle qualité, où on a un ou plusieurs objets sur un fond continu uniforme, on s'attache à accroître les transitions objet-fond. Ce type de correction est également est concentré dans un faible intervalle sur l'échelle des intensités lumineuses **[7].**

8.15. *Compression d'images avec pertes et sans pertes*

Il est important de comprendre que toute compression apportée à une image n'implique pas forcément une diminution de la qualité d'une image **[8].** En effet, dans le cas d'une compression sans pertes, aucune information n'a subi de détérioration mais présente simplement une réorganisation des données informatiques composant une image. L'exemple le plus parlant est le principe des poupées russes qui prendront moins de place dans une armoire si celles-ci sont toutes ramenées l'une dans l'autre, sans qu'il n'en manque pourtant une seule. A la différence d'une compression d'image sans pertes, la compression avec pertes ou destructive, réglera le sort de bon nombre d'informations jugées inutiles car non perceptible par un œil humain, c'est le cas des images compressée en JPEG par exemple.

9. Définition de traitement d'image

Le traitement d'une image a pour but d'extraire l'information qu'elle contient pour résoudre un problème en éliminant l'information inutile **[9].**

-Le traitement s'effectue en plusieurs étapes:

- Prétraitement pour améliorer la qualité des images (l'histogramme, filtrage)
- Traitement pour simplifier l'image (binarisation, opérateurs morphologiques)
- Décomposition de l'image pour extraire les caractéristiques (Contour, segmentation)

-Il s'effectue sur une image brute, et permet:

- La restauration de l'image en supprimant un certain nombre de défauts tels que le bruit (pixels isolés de valeur erronée) ou le flou de mise au point.
- L'amélioration de l'image, par amélioration de l'aspect visuel ou meilleure adéquation aux besoins par exemple en assombrissant une image trop claire.

9.1. *Domaines d'application du traitement d'image*

- Imagerie aérienne et spatiale (images satellites, cartographie, météorologie ...)
- Techniques biomédicales (scanner, échographie ...)
- Robotique (assemblage, contrôle de qualité ...)
- Astronomie
- Physique nucléaire
- ...

9.2. *Le traitement des Images binaires*

9.2.1. *Binarisation d'une image*

La binarisation est une opération de traitement simple qui consiste à ne conserver dans une image que 2 niveaux de gris (0=noir 1=blanc);

- soit en convertissant en noirs tous les niveaux de gris inférieurs à un seuil et en blanc tous ceux qui dépassent le seuil soit en convertissant en blanc toutes les valeurs comprises entre deux seuils, et en noir tout le reste.

Le choix d'un seuil de binarisation à partir d'un histogramme permet par exemple de différencier des objets (noir) d'un fond (blanc).

9.2.2. *Dilatation d'une image*

Pour chaque pixel d'une fenêtre N*N de l'image, on réalise le OU logique avec tous ses voisins. Si le OU logique entre l'ensemble de ses N^2-1 voisins donne 1, le point central est mis à 1, sinon sa valeur antérieure est conservée. Ce traitement permet de réaliser un épaicissement de l'image, en particulier il élimine les points noirs isolés.

9.2.3. *Erosion des images*

Pour chaque pixel d'une fenêtre N*N de l'image, on réalise le ET logique avec tous ses voisins, si le résultat est 0, le pixel central est mis à 0 sinon sa valeur est conservée. Ce traitement permet d'amincir l'image, en particulier il élimine les points blancs isolés.

9.3. *Architecture d'un système de traitement d'images*

Un système de traitement numérique d'image est composé de :

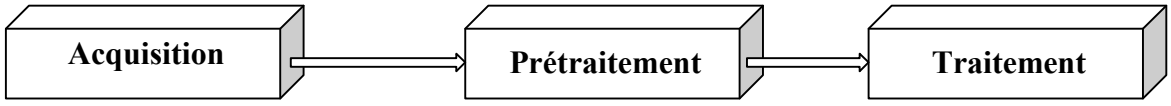


Figure I.5. *Système de traitement d'image.*

9.3.1. *Acquisition des données images*

L'acquisition d'images constitue un des maillons essentiels de toute chaîne de conception et de production d'images. Pour pouvoir manipuler une image sur un système informatique, il est avant tout nécessaire de lui faire subir une transformation qui la rendra lisible et manipulable par ce système. Le passage de cet objet externe (l'image d'origine) à sa représentation interne (dans l'unité de traitement) se fait grâce à une procédure de numérisation. Ces systèmes de saisie, dénommés optiques, peuvent être classés en deux catégories principales : les caméras numériques et les scanners. A ce niveau, notons que le principe utilisé par le scanner est de plus en plus adapté aux domaines professionnels utilisant le traitement de l'image comme la télédétection, les arts graphiques, la médecine, etc.

Le développement technologique a permis l'apparition de nouveaux périphériques d'acquisition appelés cartes d'acquisition, qui fonctionnent à l'instar des caméras vidéo, grâce à un capteur CCD (Charge Coupled Device). La carte d'acquisition reçoit les images de la

camera, de la TV ou du scanner afin de les convertir en informations binaires qui seront stockées dans un fichier.

9.3.2. *Prétraitement*

Le traitement, souvent appelé prétraitement, regroupe toutes les techniques visant à améliorer la qualité d'une image. De ce fait, la donnée de départ est l'image initiale et le résultat est également une image. L'idéal est d'obtenir un résultat sans bruit. La qualité d'une image n'est pas forcément la même pour un ordinateur ou pour un opérateur humain. C'est la raison pour laquelle les techniques ne sont pas les mêmes. La notion de qualité est une notion très subjective, assujettie à la réalisation d'un objectif. La qualité d'une image n'est pas forcément la même pour un ordinateur ou pour un opérateur humain. Les capacités de vision de l'être humain étant limitées, il est indispensable d'adapter la dynamique de l'image à notre vision.

9.3.3. *Le Traitement*

Le traitement représente des fois une étape incontournable la suivante :

9.3.3.1. La segmentation

La segmentation se présente comme étant une technique importante pour l'analyse de l'image. On appelle segmentation, la séparation de divers éléments de l'image en régions connexes, ayant les mêmes propriétés radiométriques. Ces régions peuvent être caractérisées à leurs frontières : c'est la segmentation par l'extraction des contours, ou bien caractérisées par les pixels qui les composent : c'est la segmentation en région homogène **[10].**

9.3.3.2. Interprétation

Suivant la nature de la tâche, cette phase exploite un ou plusieurs types d'informations estimés à partir des données pixels (Niveau de gris, forme, etc.)
Donc l'objectif de l'analyse est de permettre l'exploitation du contenu de l'image à des fins d'interprétation (aide au diagnostic en imagerie aérienne, satellitaire, médicale par exemple), de localisation et de reconnaissance (vidéosurveillance, contrôle robotique) ou de mesure des évolutions (contrôle qualité, suivi thérapeutique, etc.)

10. Conclusion

Nous avons survolé dans ce chapitre les principaux modules qui peuvent constituer une chaîne de traitement d'images, Nous avons aussi indiqué quelques domaines d'application.

Grace au traitement d'image, ces contraintes sont levées ou contournées. En effet, ce domaine cherche à détecter la présence de certaines formes, certains contours ou certaines textures d'un modèle connu, c'est le problème de la détection.

Un autre aspect de traitement d'image concerne l'analyse et la compréhension de l'image dans le but d'en extraire des informations utiles. Il cherche aussi parfois à comprimer l'image, afin de gagner en vitesse lors de la transmission de l'information, et en capacité de stockage, tout en dégradant le moins possible les images considérées. C'est le domaine du codage ou compression d'images.

Chapitre II :

La Fusion d'image

1. Introduction

Fusion de l'image est le processus qui combine des informations à partir de plusieurs images de la même scène. Ces images peuvent être capturées à partir de différents capteurs, acquises à des moments différents, ou ayant des caractéristiques différentes spatiales et spectrales. L'objet de la fusion d'images est de conserver les caractéristiques les plus désirables de chaque image. Avec la disponibilité de données multi-capteurs dans de nombreux domaines, l'image fusion a reçu une attention croissante dans les recherches pour un large éventail d'applications.

2. Les espaces couleurs utilisé

L'espace couleur RGB est le plus connu des espaces de couleur et à partir de trois couleurs primaires dont les trois plus usités sont le rouge, le vert et le bleu on peut produire toutes les couleurs possibles **[11]**. Il existe cependant d'autres méthodes de représentation des couleurs qui ont été développés et d'autres qui sont en cours de développement pour diverses raisons : certains espaces sont liés à des équipements spécifiques (télévision, imprimantes, caméras),

D'autres ont été développés pour des traitements numériques liés à l'imagerie couleur. Parmi les espaces couleurs qui existent dans la littérature, nous avons travaillé avec les espaces couleurs ci-dessous ; afin de répondre à la question 'quelle est l'espace adéquat à notre problème'.

2.1. *L'espace de couleur RGB*

Le système (RC,GC,BC) de la CIE(Commission Internationale pour l'Eclairage), défini en 1931, découle des expériences d'égalisation menées par Wright et Guild qui utilisent les trois primaires, notées respectivement RC, GC et BC , comme les stimuli de couleur monochromatiques rouge, vert et bleu de longueurs d'onde respectives 700,0 nm, 546,1 nm et 435, 8 nm pour reproduire l'ensemble des couleurs du spectre visible**.[12]**

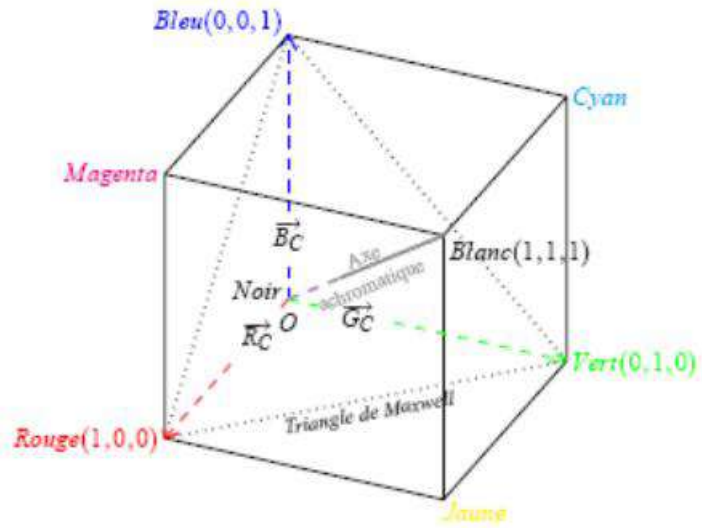


Figure II.1.*Cube des Couleurs*.

2.2. *Changement d'espace de couleur*

Toute longueur d'onde visible peut être visuellement simulée en convolant le signal avec les fonctions de sensibilité des trois différents capteurs rétiniens du système visuel humain dit LMS (Large=565nm dit rouge, Medium=535nm dit vert, Short=430nm dit bleu). Dans le cas d'une compression avec perte, la reconstruction de chaque bande (RVB) risque de ne pas appréhender les structures de l'image de la même façon, engendrant différentes erreurs de reconstruction et par la même, de fausses couleurs visuellement choquantes. On préféra donc un espace de luminance et chrominance rouge et bleu YCrCb (ou YUV) où les primaires sont décarrelées, ce qui offre l'avantage de séparer les informations d'intensité lumineuse et de couleur. Un tel espace permet de gérer les premières avec plus de soin. A titre d'exemple, voici la matrice de passage de l'espace RVB à l'espace YUV :

$$\begin{bmatrix} Y \\ U \\ V \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.144 \\ 0.596 & -0.274 & -0.322 \\ 0.112 & -0.523 & 0.11 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} R \\ V \\ B \end{bmatrix}$$

3. Définitions de la fusion

La fusion de données étant un domaine multidisciplinaire, la formalisation des concepts est d'autant plus nécessaire **[13].** Le cadre formel, qui établit la définition et la terminologie afférentes à la fusion doit conduire à une meilleur comme préhension de propriétés de celle-ci. L'utilisation des mêmes notions, qui décrivent les mêmes outils, méthodologies, connaissances, etc., permet de partager plus facilement des informations pertinentes avec la communauté scientifique concernée par la fusion de données. Ce vocabulaire commun permet aussi une meilleure coopération entre les différents domaines d'application de la fusion.

Malgré le concept général, facile à comprendre, une définition claire englobant tous les aspects essentiels de la fusion s'avère délicate à établir. En particulier, cette définition doit englober l'ensemble des caractéristiques de la fusion de données : les types de sources d'entrée ou de sortie, la modalité d'acquisition, le processus de combinaison, les outils et/ou les méthodes mathématique nécessaires, le critère de qualité permettant l'évaluation des résultats, etc.

Plusieurs scientifiques ont essayé de proposer une définition formelle de la fusion. La plupart d'entre eux ont limité leur définition au cadre restreint de leur domaine d'application.

Du point de vue du traitement de l'image, la fusion est décrite par Pohl et Van Genderen comme « la combinaison de plusieurs images pour former une nouvelle image en employant un certain algorithme **» [14].** Cette définition exprime le concept de la fusion d'images, sans inclure de notion de fiabilité. En plus, elle est limitée aux algorithmes.

Une définition qui intègre la notion de qualité est donnée par Mangolini ; pour cet auteur, la fusion consiste en « un ensemble de méthodes, d'outils et de moyens utilisant des données provenant de diverses sources de nature différente, afin d'augmenter la qualité de l'information demandée. **» [15]** Ici, la fusion de données est synonyme de fusion d'informations. « La fusion d'informations consiste à combiner des informations issues de plusieurs sources afin d'aider à la prise de décision » selon la définition proposée par Bloch en 2003**[16].**

4. Objectifs de la fusion

L'objectif premier de la fusion est d'extraire toutes les caractéristiques pertinentes des sources pour les intégrer dans une seule ou plusieurs sorties. Cette donnée synthétisée conduit

à une interprétation manuelle ou automatique facilitée par rapport à celle effectuée sur les données d'entrée, la fusion augmentant la qualité et réduisant l'ambiguïté du résultat.
Un objectif corollaire est de réduire les redondances contenues dans les informations issues de plusieurs sources ; ainsi, l'espace de stockage des données est diminué.

L'objectif de la fusion est de transformer ces redondances en informations utiles pour une certaine application. La réduction de la quantité de données doit donc permettre une extension du domaine d'observation en temps, espace et/ou fréquence.

En ce qui concerne encore les objectifs, les systèmes de fusion doivent bien entendu être robustes et fiables. Le système doit demeurer opérationnel lorsqu'une des sources est déficiente

5. Les Types de fusion

On distingue quatre types de fusion d'images, les trois premiers sont généralement utilisés pour les images satellitaires : la fusion multi source, la fusion multi temporelle et la fusion multi échelle, le dernier type est pour les images multifocus **[17].**

a. *Fusion multi-source*

Le terme multi source désigne des sources d'acquisition différentes (satellites différents (optique, radar), satellites optiques différents (Spot, Landsat, IRS, IKONOS,…), satellites radars différents (Radarsat, ERS, JERS,…)), ou alors des capteurs auxiliaires tels que, les capteurs des vents, les capteurs des vagues, etc.

Pour réaliser une fusion multi source, les données disponibles doivent être acquises dans un intervalle de temps le plus étroit possible pour considérer uniquement l'apport des sources indépendamment du changement temporel de la région.

En effet, la fusion multi source vise à exploiter la complémentarité de l'information apportée par chaque source pour lever les ambiguïtés et améliorer ainsi, le résultat de la classification mono source.

b. ***Fusion multi-temporelle***

La fusion multi-temporelle concerne la fusion d'images couvrant la même zone d'étude, issues de la même source ou de sources différentes, mais acquises à des dates différentes. En effet, le but de la fusion multi-temporelle est la détection, le suivi et la cartographie des changements de la couverture du sol.

c. ***Fusion multi-échelle***

Dans ce cas, on fusionne des images issues de sources ou de capteurs ayant des caractéristiques différentes, soit dans la résolution spectrale, soit dans la résolution spatiale ou encore dans la résolution temporelle, pour avoir une image ayant une bonne résolution spatiale, spectrale et temporelle.

d. ***Fusion multi-Focus***

Dans ce type de fusion on fusionne des images de la même zone mais et de la même source mais avec des focus différents, dans ce type de fusion on trouve des zone de l'image nette et d'autre zone sont flous.

6. Domaines d'application de fusion d'image

Historiquement, le premier domaine d'application a été le domaine militaire pour des applications comme la détection, l'identification et la poursuite d'une cible, la détection des mines, l'évaluation d'une situation, l'authentification d'une personne, etc

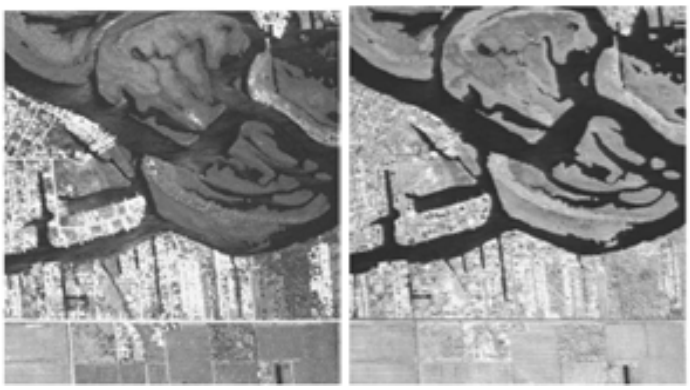
Les aviations civile et militaire, ont employé des techniques de fusion pour faciliter la navigation. Une application classique consiste à fusionner des images issues de capteurs différents pour améliorer la navigation dans des conditions météorologiques défavorables. Par exemple, ce type d'application peut être illustré par la fusion entre les images présentées à la figure II.2a et b, générées par le senseur LLTV (Low Light Tele Vision) et par le senseur FLIR (Forward Looking Infra Red)**[18].**



a) *b)*

Figure II.2. *a) Image LLTV ;b) Image FLIR*. **[19]**

La télédétection est un domaine pour lequel un des objectifs est de fusionner des images aériennes ou satellitaires utilisant des capteurs multiples caractérisés par des résolutions spatiales et/ou fréquentielles différentes. Ce domaine d'application concentre aujourd'hui une bonne partie des travaux de recherche en fusion **[14]**.L'enjeu est la détection de cibles naturelles ou artificielles : les rivières, les rues, les bâtiments, etc. Les figures II.3a et b représentent deux images obtenues par un satellite multi spectral.

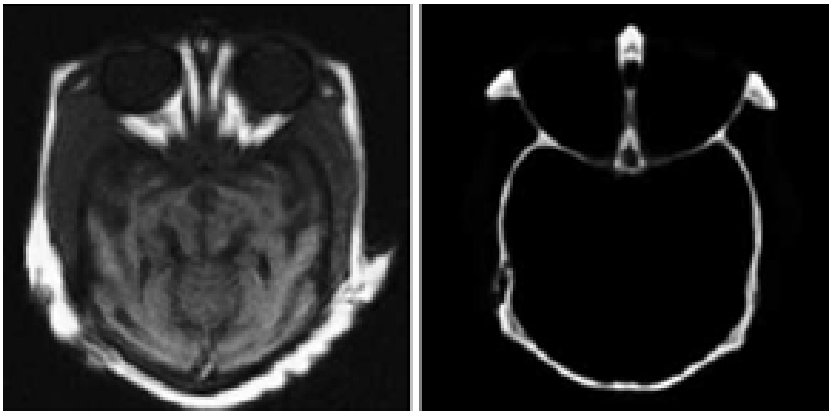


a) ***b)***

Figure II.3. *a, b) Images satellitaires multi-spectrales*. **[19]**

Dans le domaine de l'imagerie médicale, la fusion joue un rôle important dans le diagnostic, le traitement ou la modélisation du corps humain **[20].** En particulier, on retrouve des techniques d'images relativement récentes comme la résonance magnétique (MRI –Magnetic

Resonance Image) ou la tomographie à rayons X (CT- Computed Tomography). Ces techniques permettent la détection de tissus de différentes duretés, et un processus de fusion permet l'intégration de ces informations souvent complémentaires – voir les images II.4 a et b. **[21].**



a) *b)*

Figure II.4.*a) MRI ; b) CT.* **[19]**

D'autres applications possibles comme la surveillance d'une ligne de production, le contrôle de la qualité, l'observation des défauts, ou l'amélioration de la vision par ordinateur s'inscrivent dans la même thématique **[22].** Combiner deux images (Figure. II.5 (a, b) acquises avec des foyers différents pour obtenir une image nette en tout point relève également d'une problématique de fusion.

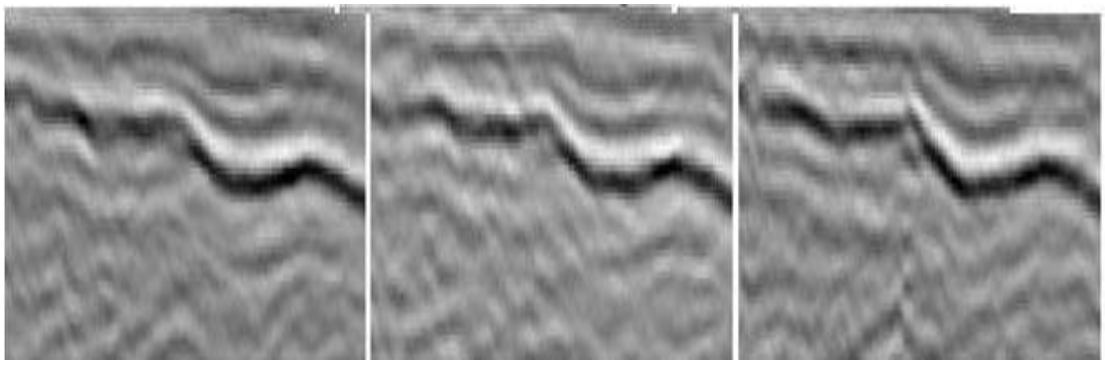


a) *b)*

Figure II.5. *a, b) Images avec des foyers différents.* **[19]**

D'autres domaines comme la robotique, les prévisions météorologiques ou la sismique azimutale sont à l'origine d'applications spécifiques de fusion **[23]**.

En particulier, dans ce document, nous présentons un nouveau modèle de fusion qui, au travers d'une adaptation particulière au cas 3D, sera utilisé dans le cas spécifique de la sismique azimutale. La sismique azimutale consiste en l'acquisition selon différents azimuts (i.e. orientation utilisée lors de la phase d'acquisition) des informations sismiques du même volume souterrain. Les informations spécifiques à chaque azimut permettent d'obtenir des blocs sismiques 3D apportant de l'information sur la structure du sous-sol ; la combinaison de ces blocs doit faire, par la suite, l'objet d'une procédure de fusion. Les figures II.6 a, b, c montrent trois sections 2D issues de trois blocs recalés spatialement obtenus selon différents azimuts au cours de la même campagne d'acquisition. Les blocs réels sont fournis par notre partenaire industriel, la compagnie pétrolière TOTAL.

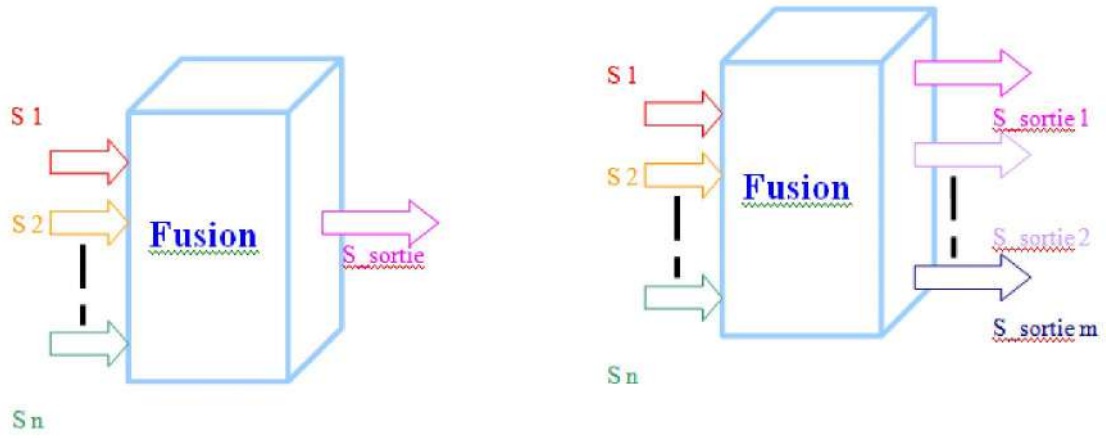


a) *b)* *c)*

Figure II.6. *a, b, c) Images sismiques multi azimut.* **[19]**

7. Classification des méthodes de fusion

La fusion de données se traduit par « la combinaison » de plusieurs sources dans le but de produire une sortie. Ainsi, la fusion peut se réduire à une architecture avec des multiples entrées et une seule sortie (Figure II.7.a.). Néanmoins, nous pouvons également imaginer une architecture avec de multiples sorties (Figure II.7.b.), conduisant à un type unique ou différents types d'informations **[24]**.



a) *b)*

Figure II.7. *Architectures possibles selon le nombre de sorties*.

Dans cette approche de type « boîte noire », une sortie est obtenue par la fusion de toutes les sources d'entrée ou d'une partie d'entre elles. En général, ces sources d'entrée sont fortement redondantes, mais elles peuvent aussi être complémentaires.

Les sources peuvent être le résultat produit par différents capteurs, mais il est aussi possible qu'un seul capteur génère les sources à fusionner.

Cette deuxième variante est réalisable si un senseur surveille un objet (scène – dans le cas des images) et produit un signal (image) à différents instants. En plus de cette variance temporelle, la présence d'une variance spatiale est également possible ; Les données d'entrée peuvent également provenir d'un capteur qui fonctionne selon différentes fréquences comme dans le cas de l'imagerie satellitaire. Selon le cas, différents types de fusion peuvent donc être rencontrés : la fusion temporelle, la fusion spatiale ou la fusion spectrale.

La fusion de données peut prendre différents noms qui dépendent du type des données fusionnées, du domaine d'application ou de la technique appliquée, etc. Mais, la classification la plus fréquente est celle qui tient compte du niveau de fusion. Ainsi, la division en trois niveaux est largement acceptée: la fusion de haut niveau, la fusion de niveau intermédiaire et celle de bas niveau. Ces niveaux sont différenciés par leur contenu sémantique, qui est parfois délicat à déterminer.

Le haut niveau est un niveau possédant un contenu sémantique élevé, et la fusion à ce niveau est également nommée « fusion de décisions ou d'objets » (Figure II.8 – en bas). La fusion s'applique entre les objets (ou les décisions) qui sont au préalable extraits et caractérisés (Object recognition). Une opération d'extraction des attributs est réalisée pour chaque capteur (source). Des connaissances a priori peuvent être injectées pour améliorer encore la décision finale.

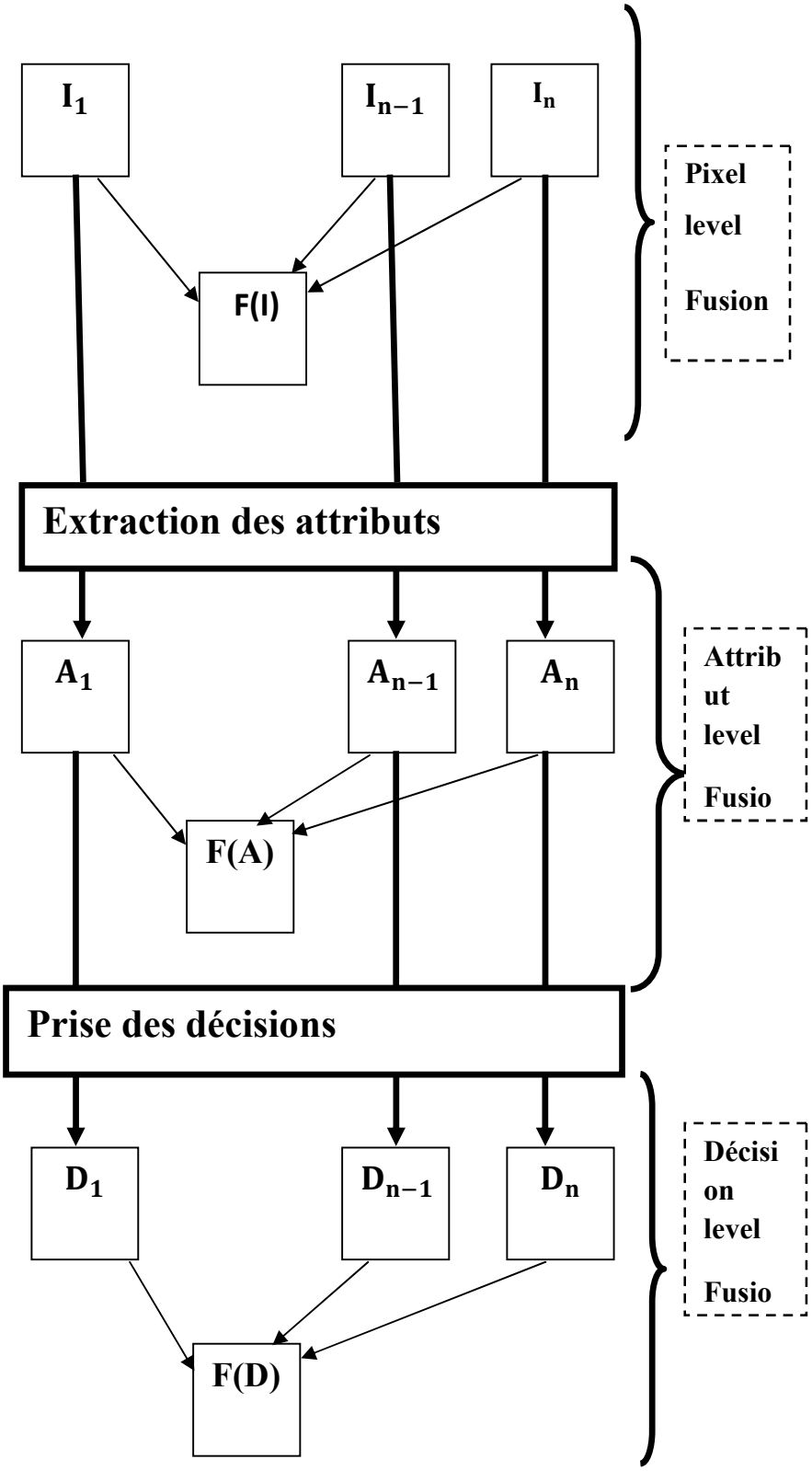


Figure II.8. *Les niveaux de fusion.*

Par exemple, un système automatique de prise de décision peut utiliser le schéma de fusion de haut niveau. Dans le cas de la fusion d'images, les attributs extraits, comme les contours, les lignes droites, les coins ou les autres formes, la texture, etc., peuvent générer des objets (décisions) ayant un contenu sémantique plus élevé. Dans la figure II.8, à chaque attribut est associée une décision dans une étape de « prise de décision », mais d'autres configurations sont possibles : un attribut peut générer plusieurs décisions ou plusieurs attributs peuvent générer une seule décision. Pour prendre la décision finale, ces objets sont fusionnés par certaines méthodes mathématiques comme les méthodes de vote, les méthodes statistiques, les méthodes probabilistes, les méthodes basées sur la théorie des fonctions de croyance ou encore celles basées sur la théorie de la logique floue. Il est possible aussi d'employer des systèmes experts inspirés des réseaux de neurones.

Fusion de niveau intermédiaire est appliquée sur les caractéristiques extraites de capteurs. Ensuite, un seul attribut est généré (Figure II.8. deuxième étage). En se fondant uniquement sur cet attribut -F(A)- des experts ou des systèmes automatiques peuvent prendre une décision finale. Cette fusion porte le nom de « facture fusion ». Les techniques de fusion de haut niveau sont utilisées aussi dans ce niveau intermédiaire.

Dans le cas d'une fusion de bas niveau, les deux dernières étapes d'extraction des attributs et de prise de décision peuvent manquer. Habituellement, les données fusionnées sont transmises, pour être interprétées, à des experts. C'est un cas fréquent en fusion d'images, où les images fusionnées peuvent directement être interprétées par les spécialistes.

Un autre résultat indiquant le degré de confiance dans le résultat de la fusion, peut être généré et améliorer ainsi le système. Cette idée est applicable pour tous les niveaux de fusion.

A part certaines techniques de haut niveau, des procédures, pour la plupart mathématiques, sont utilisées spécifiquement pour ce niveau : l'ACP (Analyse en composantes principales), différentes transformations en fréquence, des méthodes issues de la théorie des ondelettes, d'autres approches fondées sur des schémas de décomposition multiniveaux (pyramides)… etc. Dans les sections suivantes, nous détaillerons un nombre de ces méthodes pour la fusion d'images.

La fusion basse niveau (au niveau des pixels), considérée comme le niveau le plus faible d'abstraction, est la fusion la plus répandue. Cette fusion est intéressante parce qu'elle utilise les données originelles, sans aucun traitement supplémentaire (mis à part les recalages éventuels). De plus, les algorithmes sont rapides et faciles à implanter. Mais, le choix du niveau de fusion dépend aussi de l'application, des outils, du type des données, etc.

8. Techniques de fusion d'images

Dans le processus de fusion d'images, les données à combiner doivent représenter la même zone géographique. Avant d'appliquer le processus de fusion, il est nécessaire de faire un prétraitement des données. Ce prétraitement consiste en correction radiométrique et géométrique. Une fois la correction est faite, nous applique la technique de fusion. Dans cette partie, nous présentons le principe des quelques méthodes de fusion en utilisant les outils présentes précédemment **[25].**

8.1. *Fusion d'image par la transformée en IHS*

Le processus de fusion par la transformée en IHS est résumé dans les étapes suivantes :

- Reéchantillonnage des images multi-spectrales à la taille de l'image haute résolution
- Application de la transformée IHS sur les images multi-spectrales ;
- Spécification de l'histogramme de l'image haute résolution par rapport à celui de l'image d'intensité et remplace l'image intensité par l'image de haute résolution ;
- Application de la transformée en IHS inverse.

Cette méthode présent l'avantage d'introduire l'information spatiale, mais l'inconvénient de cette méthode de fusion réside dans la limitation du nombre d'images à fusion. Pour cela, nous présentons une autre méthode de fusion d'images basée sur les ondelettes.

8.2. *Fusion d'images par les ondelettes*

Le schéma de la figure II.9 montre le concept de processus de fusion par les ondelettes. La fusion d'images par cette méthode s'effectue en respectant les étapes suivantes :

- Spécification de l'histogramme de l'image haute résolution spatial au celui des images multi-spectrales ;

- Décomposer de l'image panchromatique en une image d'approximation et trois coefficients d'ondelettes.

- Remplacer chacune approximation de l'image panchromatique par l'image multi-spectrale.

- La transformée en ondelettes inverse permet de synthétiser les images multi-spectrale à haute résolution spatiale.

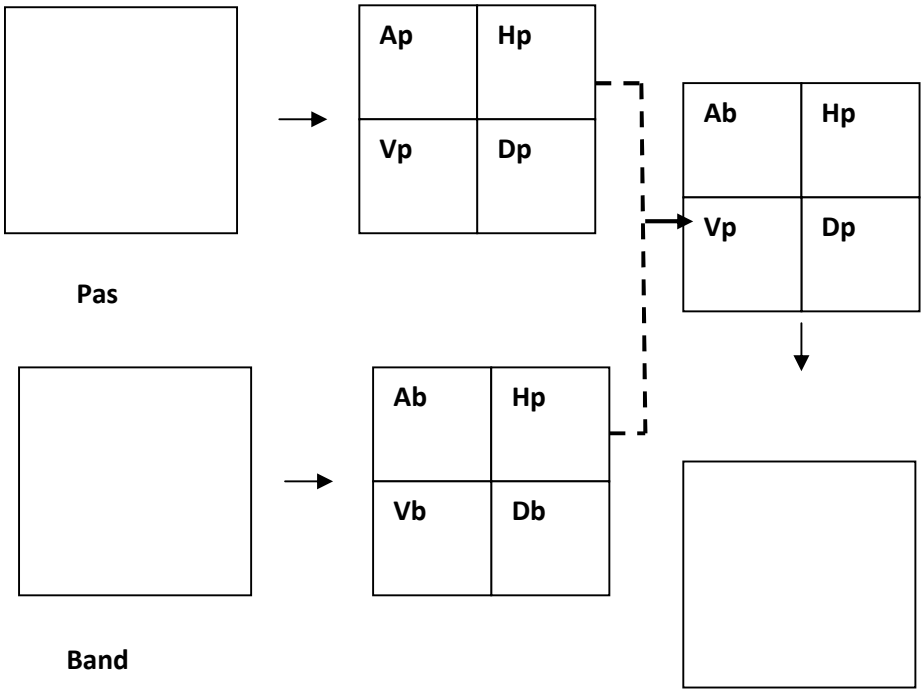


Figure II.9.*Schéma de fusion d'images par les ondelettes.*

L'exploitation de la transformée en IHS et l'analyse multi-résolution associé aux ondelettes permet de donner une nouvelle méthode de fusion d'images. Cette méthode consiste à combiner les deux outils. Le principe de fusion d'images par cette combinaison est évoqué dans la partie suivante.

8.3. Fusion d'images par la combinaison de la transformée en ondelettes et IHS

Le processus de fusion par cette méthode est résumé dans les points suivants :

- Reéchantillonnage des images multi-spectrales à la taille de l'image de haute résolution spatiale.

- Application de la transformée en IHS sur les images multi-spectrales.

- Application de l'analyse multi-résolution associée aux ondelettes sur les images de haute résolution.

- Application de la transformée en ondelettes inverse sur l'approximation de l'image intensité et les coefficients d'ondelettes de l'image panchromatique.

8.4. Fusion d'images par la pyramide morphologique

Pour étudier et mettre en œuvre les algorithmes de fusion d'images par la pyramide Morphologique. Le principe de cette méthode est schématisé par la figure (8).Le principe de cette méthode consiste à appliquer le processus de décomposition sur l'image haute résolution spatiale pour séparer les hautes fréquences qui représentent les images de détails des différents niveaux de la pyramide des basses fréquences représentées par les approximations de l'image d'entrée Figure II.10 Synoptique de fusion d'images par la pyramide morphologique Image haute résolution spatiale Image basse résolution calculée par la pyramide Décomposition par la pyramide Calcule des détails Image fusionnée

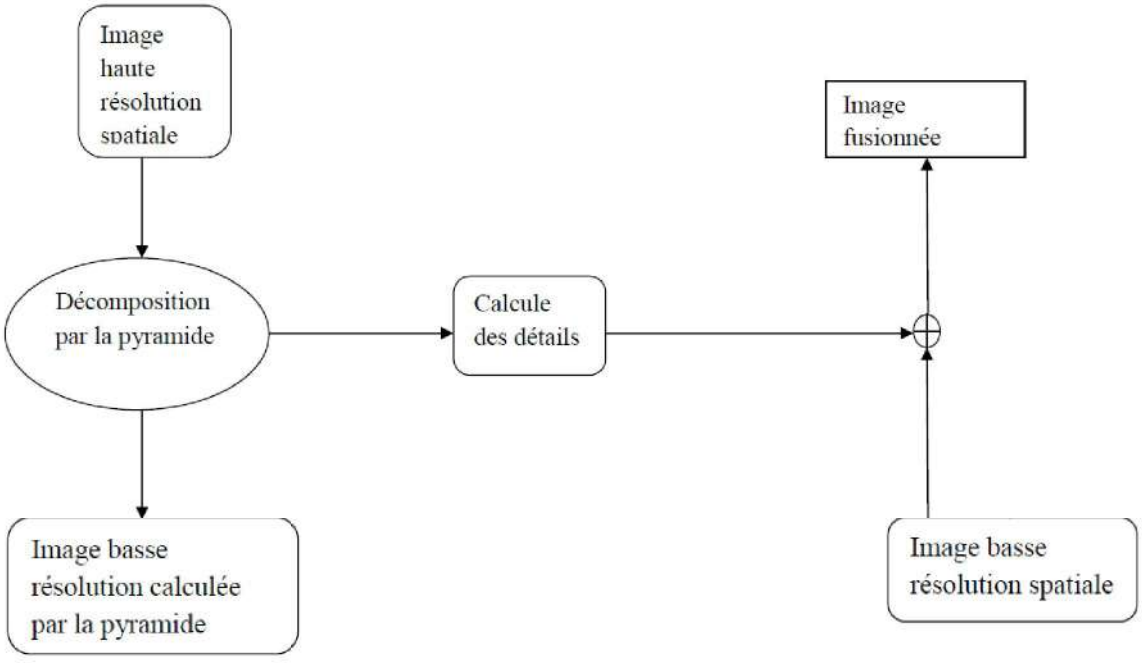


Figure II.10. *Synoptique de fusion d'images par la pyramide morphologique.*

Le processus de décomposition de l'image haute résolution spatiale est défini par une itération de filtrage (filtre morphologique) et d'un algorithme de sous échantillonnage. Le nombre de niveaux de la pyramide morphologique est donné par le rapport des résolutions

entre l'image haute résolution spatiale et l'image de basse résolution ainsi que le pas de sous échantillonnage.

Le processus de recomposition permet de synthétiser l'image multispectrale à haute résolution spatiale, nous appliquons une interpolation de l'image basse résolution (multi-spectrale) et un ajout de détails calculés lors de la décomposition de l'image haute résolution.

Une fois les images multi-spectrales sont synthétisées à la haute résolution spatiale disponible.

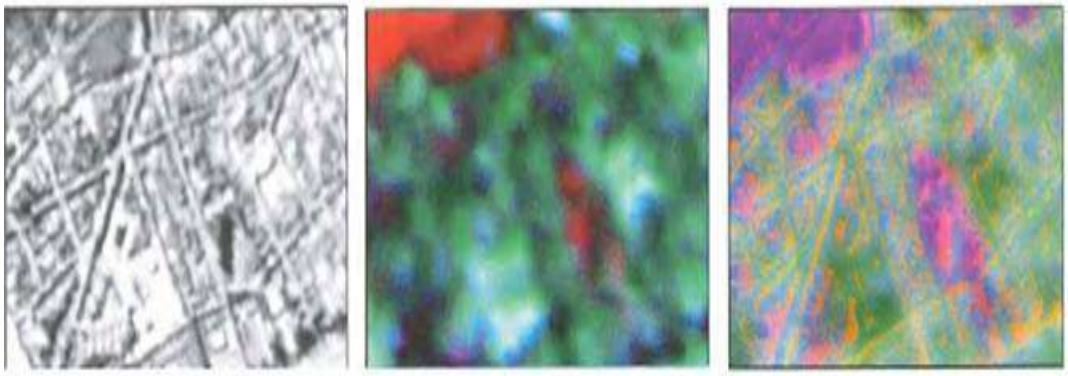
8.5. Analyse en composantes principales

L'analyse en composantes principales (ACP) est utilisée dans de multiples applications de la télédétection, parmi lesquelles la fusion d'images **[26]**. Il s'agit d'une méthode statistique qui consiste à transformer un ensemble de variables inter corrélées en un nouvel ensemble de variables non corrélées obtenues par combinaisons linéaires des variables originales. La transformation est réversible, ce qui signifie qu'il est possible de retourner dans l'espace des variables originales au départ des composantes principales sélectionnées.

La fusion sur base de l'ACP peut être envisagée suivant deux approches. La première approche consiste à calculer les composantes principales de l'image multi-spectrale à faible résolution spatiale et de substituer l'image à haute résolution à la première composante (PC1) avant de réaliser la transformation inverse. Comme dans toute substitution, il est recommandé d'ajuster la variance et la moyenne du canal à haute résolution à celles de la première composante avant d'effectuer le remplacement. La substitution se justifie car le pseudo-canal PC1 rassemble l'information commune à toutes les bandes initiales, contrairement aux autres composantes traduisant des informations de plus en plus spécifiques. En lui substituant l'image à haute résolution avant la transformation inverse, on est certain d'affecter toutes les images à faible résolution. On réalise ainsi, en une seule opération, la fusion de l'image à haute résolution dans tous les canaux de l'image à faible résolution.

La seconde approche consiste à calculer l'ACP à partir de toutes les images intervenant dans la fusion, quelle que soit leur résolution. Une composition colorée RVB peut alors être réalisée en combinant les trois premières composantes rassemblant le maximum de

l'information. On trouve dans la littérature de nombreuses applications, tant de la première approche (par exemple Yésou et al, 1993), que de la seconde (notamment Richards, 1984).



a) *b)* *c)*

Figure II.11. *a)Image KVR-1000 ; b) Image SPOT XS ;c) Image fusionnée par ACP* **[27]**

8.6. *Fusion d'image par DCT*

La méthode utilisée:

La technique de fusion des images multi-focus dans le domaine DCT basée sur le calcul de la variance; la zone mise au point est plus informative **[26].**Cette information est derrière les détails précis de cette région qui est correspond à la variance élevée. La valeur de la variance est généralement supposée en tant que mesure de contraste dans les applications de traitement d'image. Le calcul de la valeur de la variance dans domaine DCT est très utile pour obtenir le meilleur lieu de l'information dans les images. Par conséquent, nous pouvons utiliser la valeur de la variance comme mesure du niveau d'activité des blocs de 8X8pixels de la matrice DCT calculée à partir des deux images source.

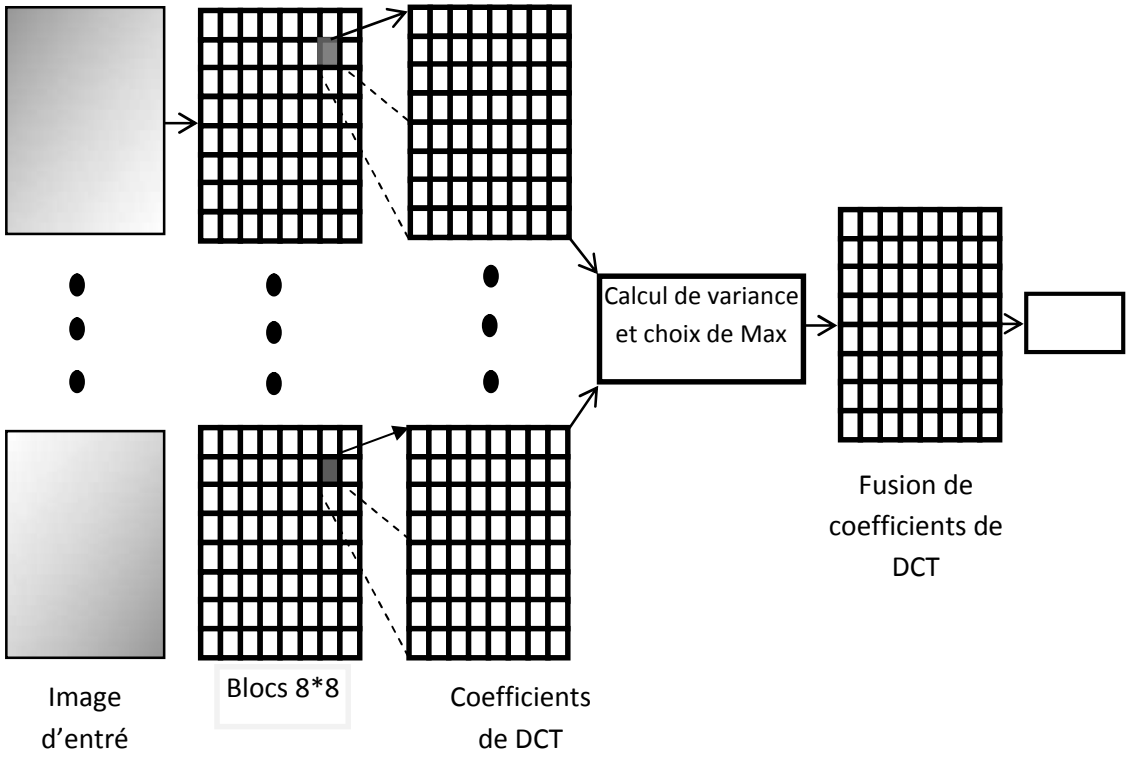


Figure II.12.processus de fusion DCT pour le canal sélectionné.

La figure II .12 illustre le schéma général d'un codeur d'image combinant avec la fusion d'images pour les blocs de sélection de haute variance. Ici, on considère seulement le traitement de deux images sources1 et 2.De plus, on suppose que les images sources sont préalablement alignées avec certaines méthodes de recalage.

Comme la figure II.12 montre, après avoir divisé les images source en blocs de8 x8pixelsetle calcul des coefficients DCT pour chaque bloc, l'algorithme de fusion est effectué. Les valeurs de la variance des blocs correspondants aux images sources sont calculées pour chaque bloc de 8 x 8 pixels.

Ensuite, le bloc avec le niveau d'activité le plus élevé (la plus grande valeur de la variance) est sélectionné comme bloc de sortie de l'image fusionnée. Enfin, la présentation DCT de l'image fusionnée est constituée de blocs avec les variances plus importants qui sont l'image de la source, soit de1 ou 2.

L'étape suivante est effectuée en construisant l'image fusionnée à l'aide des deux matrices DCT.

Enfin, l'image fusionnée est obtenu en appliquant une transformée en cosinus discrète inverse IDCT de la matrice DCT fusionnée.

9. Conclusion

La fusion de données est employée aussi bien dans la vie quotidienne que dans les technologies les plus récentes, il existe plusieurs topologies et niveaux de fusion dont le choix dépende de la nature des sources et de l'information. De nombreux travaux sur la fusion de donnés dans les applications réelles montrent que la fusion améliore nettement les performances du système par rapport à chacune des sources prises isolément.

Plusieurs méthodes de fusion ont été développées pour l'amélioration de la résolution spatiale des images multi-spectrales.

Chapitre III :

La fusion d'image par DCT

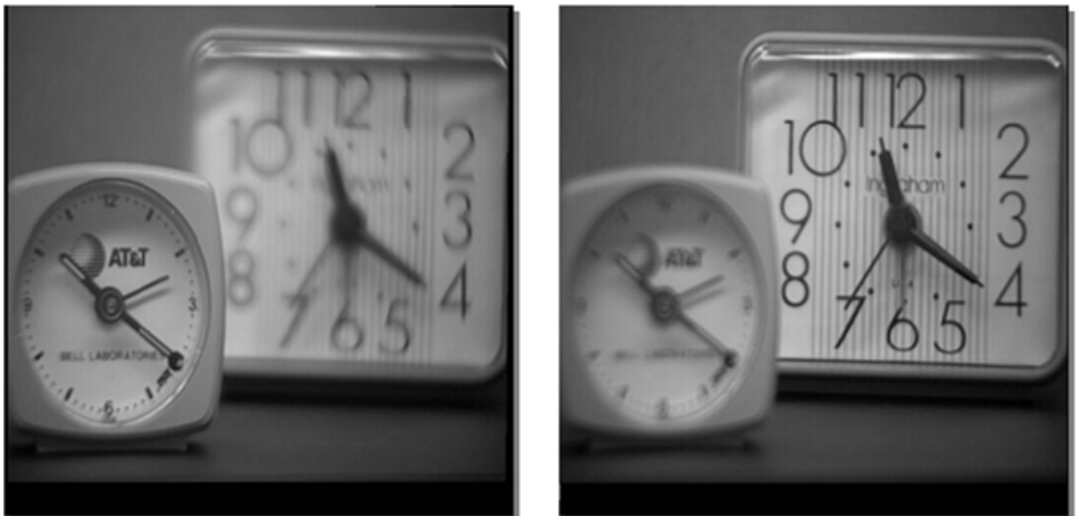
1. Introduction

Dans ce chapitre, les méthodes et les techniques qui ont été appliquées pour atteindre les objectifs de l'étude ont été présentés. En outre, les images de test qui ont été utilisées pour l'étude sont ainsi introduites.

Dans cette recherche, la nouvelle technique de fusion a été développée. Cette basée sur la transformée en cosinus discrète(DCT), c'est une technique basée sur domaine fréquentiel d'une image Multi-focus.

Les approches basées sur la transformée en en cosinus discrète qui sont devenus le domaine de la fusion le plus pertinent dans les dernières années.

Ce chapitre décrit les nouvelles spécifications de la technique, la mise en œuvre et présente l'utilisation d'images de test dans l'expérience.



(a) *(b)*

Figure III.1.*Image* ***(a)****mise au point à gauche, l'image****(b)*** *mise au point à droite.*

2. schéma général de calcule de la DCT

Le schéma général de la technique basée sur la transformée en cosinus discrète étudié pour la fusion d'image peut être résumé dans la figure suivante :

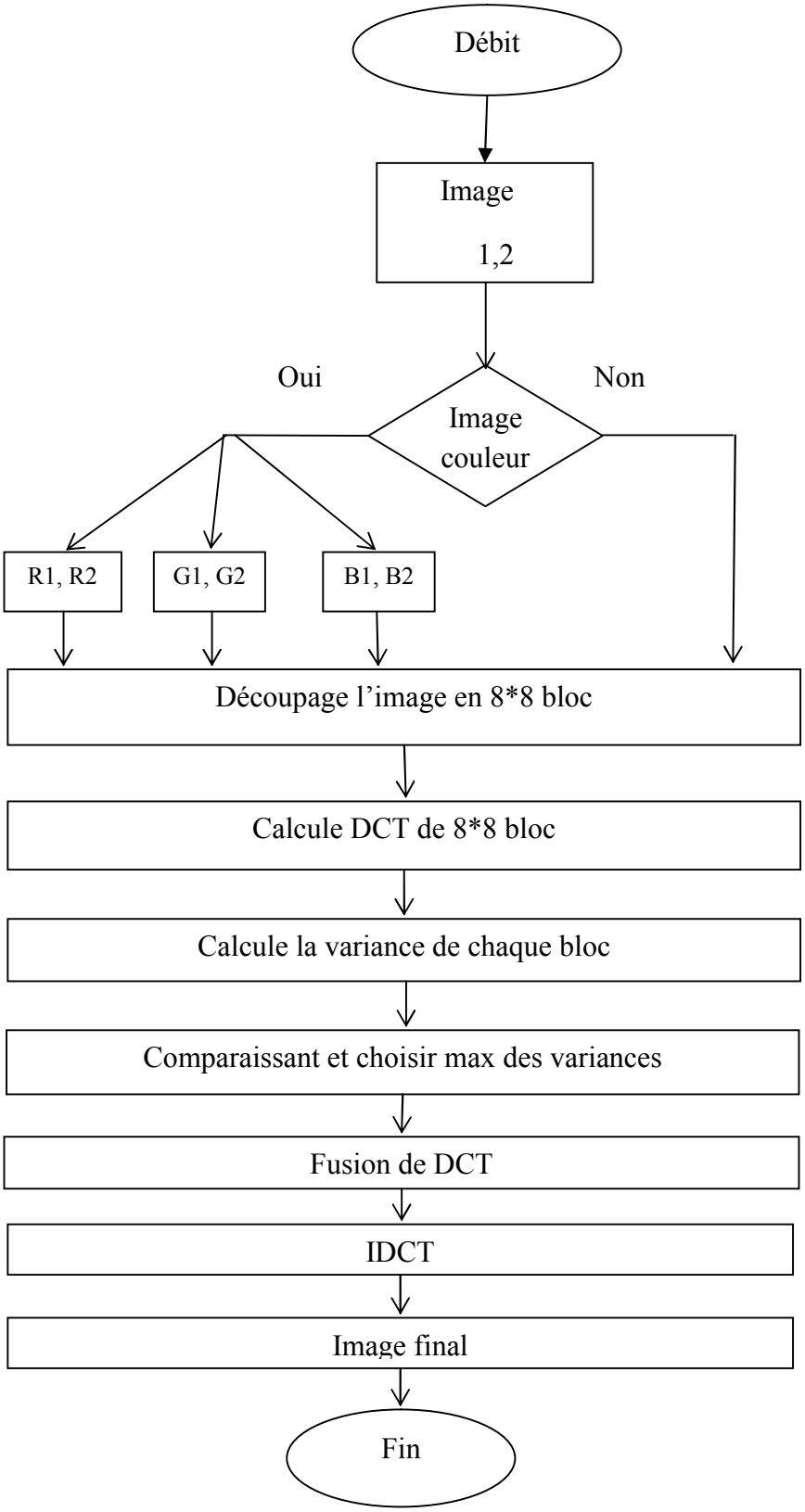


Figure III.2.*schéma général de ta technique de fusion par DCT.*

Comme début nous allons entrer deux images multifocus.
D'abord on test l'espace couleur de l'image, si l'image est en couleur on extraire les trois sous matrice de cette images, la composante rouge R, la composante verte G et la composante bleu B, sinon on passe à l'étape suivante.

Ensuite en découpe chaque sous matrice en bloc de 8*8et on calcul la DCT de chaque bloc.

Puis on calcul la variance de chaque bloc, et en fait la comparais on entre chaque deux valeurs de la variance et en fait le choix du maximum entre les deux variances qui représentent les deux blocs.

A la fin à partir de choix de max entre les deux images, en fusion les valeurs de DCT, et on applique la DCT inverse, et on obtient l'image finale fusionnée.

3. La transformée en cosinus discret(DCT)

Cette transformation a été inventée par Ahmed, Nataraja et Rao en **1974**dans son article appelé "Traitement d'Image et La transformation cosinus discrète". La transformée en cosinus est une variante de la transformée de Fourier discrète. C'est une transformation mathématique qui transforme un ensemble de données d'un domaine spatial en un spectre de fréquence et inversement par l'**IDCT** (Inverse Discret Cosine Transforme). La norme de compression connue JPEG est l'utilisé dans son implémentation et devient une norme de compression aimée actuellement **[29]**.

3.1. *DCT unidimensionnelle*

La DCT unidimensionnelle (DCT-1D) F(k) d'une séquence f(i) de N échantillons est donnée par l'équation (III.1):

$$\mathbf{F(k) = \alpha(k) \sum_{i=0}^{N-1} f(i) \cos\left[\frac{\pi(2i+1)k}{2N}\right]} \qquad \textbf{(III.1)}$$

Avec k=0, 1,2,…, N-1, et α(k) est définit comme :

$$\mathbf{\alpha(k) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}} \text{ pour } k = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}} \text{ pour } k \neq 0 \end{cases}} \qquad \textbf{(III.2)}$$

La transformée inverse de la DCT-1D a pour équation :

$$\mathbf{f(i)} = \sum_{\mathbf{K=0}}^{\mathbf{N-1}} \boldsymbol{\alpha}(\mathbf{k})\mathbf{F(k)}\cos\left[\frac{\boldsymbol{\pi}(\mathbf{2i+1})\mathbf{k}}{\mathbf{2N}}\right] \mathbf{(III.3)}$$

Il est clair d'après (III.1) et (III.2) que pour k=0 ;

$$\mathbf{F(k=0)} = \sqrt{\frac{\mathbf{1}}{\mathbf{N}}}\sum_{\mathbf{i=0}}^{\mathbf{N-1}} \mathbf{f(i)} \text{(III.4)}$$

Ainsi, le premier coefficient de la transformée est la valeur moyenne de la séquence d'échantillons (pixels). Dans la littérature, cette valeur est désignée sous le nom du coefficient DC (pour Direct Component) ou coefficient continu. Tous les autres coefficients de la transformée sont nommés les coefficients AC (Alternative Component) qui représentent les amplitudes des fréquences spatiales.

Le dessin de $\sum_{i=0}^{N-1} \cos\left[\frac{\pi(2i+1)k}{2N}\right]$ pour N=8et variant la valeur de i est montré sur la figure (III. 3). Selon l'observation précédente, la première forme d'onde au dessus-gauche (k=0) rend une valeur constante (DC), tandis que, toutes les autres formes d'onde (k = 1.2…,7) ont des fréquences progressivement croissantes **[30].**

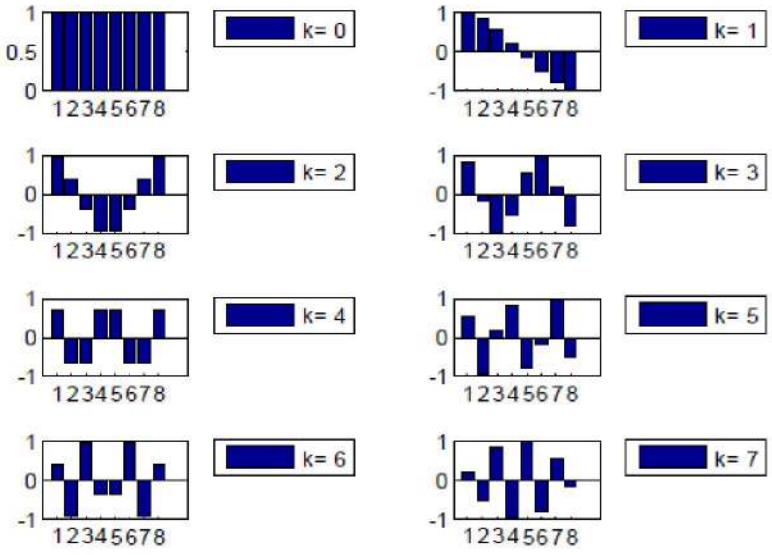


Figure III.3. *Fonctions de base de la DCT-1D.*

3.2. *DCT bidimensionnelle*

La DCT-1D est utilisée en traitement des signaux unidimensionnels tels que les signaux de la parole. Pour l'analyse d'un signal bidimensionnel (2D) comme les images, on a besoin d'une version 2D de la DCT.

La DCT-2D est effectuée sur une matrice carrée N×N de pixels et donne une matrice carrée N×N de coefficients fréquentiels. Comme pour la DCT-1D, l'élément (0,0) est appelé la composante DC et les autres éléments sont les composantes AC.

Par convention, les 64 valeurs transformées (de chaque bloc de 8×8) sont positionnées d'une certaine manière, ainsi la valeur moyenne de tous ces coefficients est placée en haut à gauche de ce bloc. Plus on s'éloigne des coefficients continus plus leurs grandeurs tendent à diminuer, ce qui signifie que la DCT concentre l'énergie d'image en haut à gauche de la matrice transformée, les coefficients en bas et à droite de cette matrice contiennent moins d'information utile.

On peut représenter la distribution des fréquences de la DCT d'une matrice de 8×8 éléments par la figure (III.4).

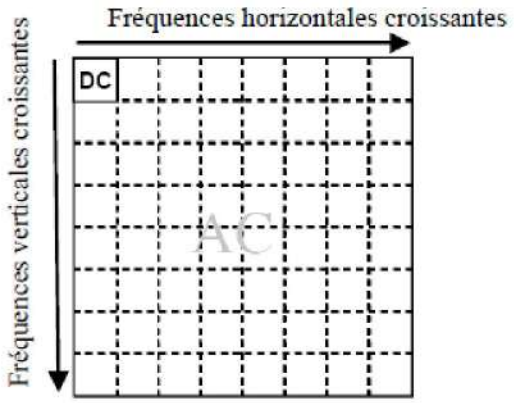


Figure III.4.*Distribution des fréquences de la DCT.*

Les deux équations qui suivent donnent, respectivement, la DCT-2D directe et inverse **[23] :**

$$\boldsymbol{F(k,m) = \alpha(k)\alpha(m)\sum_{i=0}^{N-1}\sum_{j=0}^{N-1} f(i,j)\cos\left[\frac{\pi(2i+1)k}{2N}\right]\cos\left[\frac{\pi(2j+1)m}{2N}\right]} \qquad \textbf{(III.5)}$$

Où $k, m = 0,1,2,3, \ldots., N-1$sont des indices des fréquences spatiales dans la direction horizontale et verticale de l'image, et $\alpha(k)$ et$\alpha(m)$ sont donnés par (III.2).

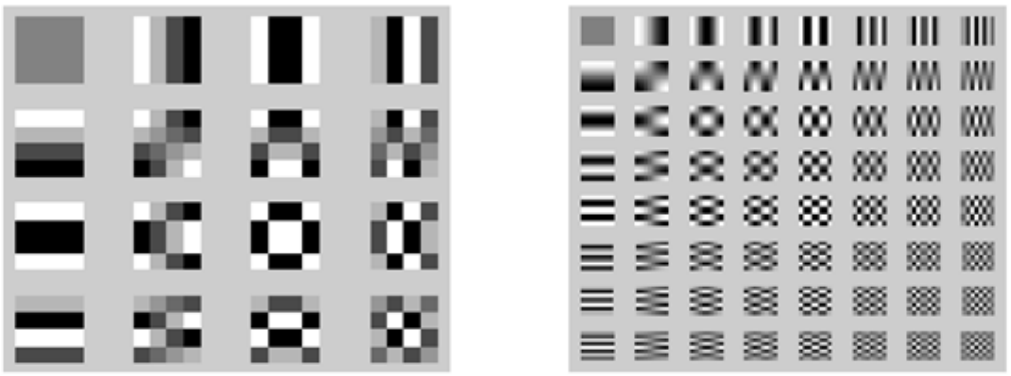
- $f(i,j)$ représente la valeur d'un pixel de l'image initiale pour i et j donné.
- $F(k,m)$ représente les coefficients de la DCT.
- N représente la taille du bloc.

La transformée en inverse est donnée comme :

$$\mathbf{f(i,j) = \sum_{k=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{N-1} \alpha(k)\alpha(m)F(k,m) \cos\left[\frac{\pi(2i+1)k}{2N}\right] \cos\left[\frac{\pi(2j+1)m}{2N}\right]} \quad \textbf{(III.6)}$$

où $i,j = 0,1,2,\ldots.N-1$.

Dans le cas d'un bloc de taille 4×4 et 8×8 les différentes fonctions de bases qui représentent l'espace transformé sont, respectivement, au nombre de 16 et 64. Ces fonctions sont représentées sur la figure (III.5) Les fonctions situées en haut à gauche représentent les basses fréquences de la transformée, les fréquences spatiales augmentent au fur et à mesure que l'on se déplace vers le coin inférieur droit du bloc.



(a) *(b)*

Figure III.5. *Fonctions de base de la DCT-2D.*

(a): Pour N=4

(b): Pour N=8

4. *Propriétés de la DCT*

Dans la section précédente, nous avons développé la base mathématique de la DCT. Cette section expose (avec des exemples) quelques propriétés de la DCT qui sont particulièrement importantes aux applications de traitement d'image.

4.1. Décorrélation

Comme on a discuté précédemment, l'avantage principal de la transformation d'image est la réduction de redondance entre ces pixels voisins. Ceci mène à des coefficients transformés non-corrélés qui peuvent être codés indépendamment.

La figure (III.6) montre une image typique aux niveaux de gris. L'image est de taille 256×256 avec chaque pixel a un niveau de gris codé sur 8 bits pour une gamme de [0255]. Même avec un grand degré de détail dans beaucoup de régions, la valeur du niveau de gris de n'importe quel pixel indiqué tend à être semblable à ses pixels voisins. Pour illustrer ce rapport, on a tracé les valeurs de niveau de gris des paires de pixels adjacents avant et après l'application de la DCT, comme montre la figure(III.7).



Figure III.6.*Image aux niveaux de gris, 'lena.bmp'.*

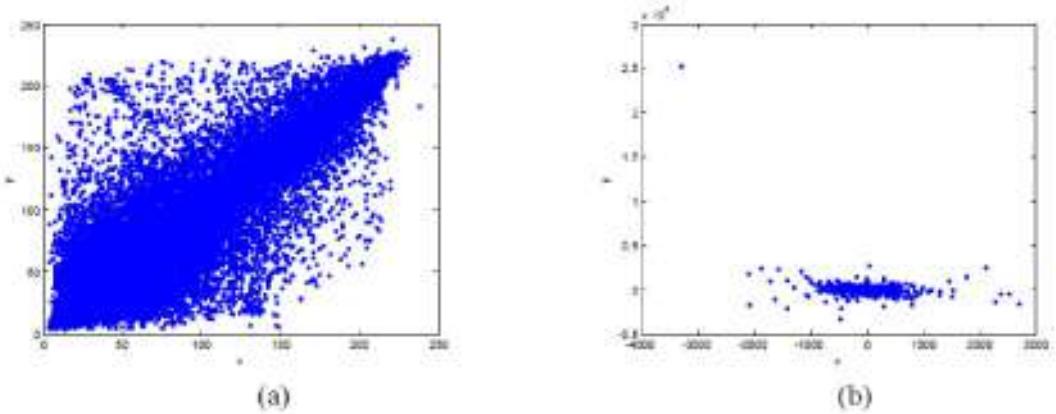


Figure III.7.*Les valeurs de niveau de gris des paires de pixels adjacents.*

(a) : Avant la DCT

(b) : Après la DCT

Chaque point représente un pixel dans l'image, avec la coordonnée **'x'** présente son niveau de gris et la coordonnée 'y' présente le niveau de gris de son voisin droit. La relation diagonale forte pour la ligne x=y (figure (III.7. (a))) montre clairement la corrélation forte entre les pixels voisins et lorsqu'on applique la transformation DCT sur l'image entière, le résultat est montré sur la figure (III.7.(b)), les deux pixels sont décorrélés, i.e. savoir la valeur du premier pixel n'aide pas l'estimation de la valeur du second. Par conséquent, la DCT présente une excellente propriété de décorrélation.

4.2. *Compactage d'énergie*

L'efficacité d'une transformation peut être directement mesurée par sa capacité de compactage d'énergie des données d'entrée dans des coefficients le faible possible. Ceci permet au quantificateur de jeter les coefficients avec des amplitudes relativement petites sans présenter la déformation visuelle dans l'image reconstruite.



(a)



(b)



(c)

Figure III.8.*Compactage d'énergie de la DCT, (a) Saturn et sa DCT, (b) Baboon et sa DCT, (c) Child et sa DCT.*

L'application de la DCT sur ces images fournit un compactage très bon d'énergie dans la région de basse fréquence de l'image transformée. Par conséquent, d'après les images précédentes, on peut remarquer que la DCT rend un excellent compactage d'énergie pour des images corrélées.

4.3. *Séparabilité*

L'équation (III.5) de la DCT peut être exprimée comme **[30]** :

$$\mathbf{F(k,m) = \alpha(k)\alpha(m) \sum_{i=0}^{N-1} \cos\left[\frac{\pi(2i+1)k}{2N}\right] \sum_{j=0}^{N-1} f(i,j) \cos\left[\frac{\pi(2j+1)m}{2N}\right]} \quad \textbf{(III.7)}$$

$$\mathbf{F(k,m) = \alpha(k) \sum_{i=0}^{N-1} G(i,m) \cos\left[\frac{\pi(2i+1)k}{2N}\right]} \quad \textbf{(III.8)}$$

$$\mathbf{G(i,m) = \alpha(m) \sum_{j=0}^{N-1} f(i,j) \cos\left[\frac{\pi(2i+1)m}{2N}\right]} \quad \textbf{(III.9)}$$

Où k, m = 0, 1, 2,…, N-1, et α(k) et α(m) sont donnés par l'équation (III.2). Cette propriété connue par la séparabilité, a l'avantage principal où F(k,m) peut être calculé dans deux étapes par les opérations successives unidimensionnelles (1D) sur les lignes et les colonnes d'image.

Cette idée est illustrée graphiquement sur la figure (III.8). Les arguments présentés peuvent être identiquement appliqués pour le calcul inverse de la DCT.

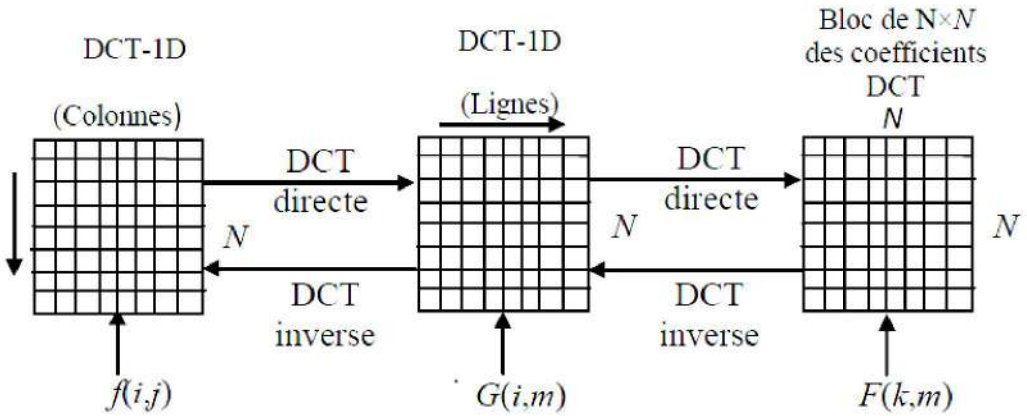


Figure III.9.*Calcul de la DCT -2D en utilisant la propriété de séparabilité.*

4.4. Symétrie

Un autre regard sur l'équation (III.5) indique que la multiplication d'une matrice par la DCT nécessite les mêmes opérations pour les lignes que pour les colonnes, une telle transformation s'appelle une transformation symétrique. Une transformation séparable et symétrique peut être exprimée sous la forme :

$$\mathbf{F} = \mathbf{T_N} \times \mathbf{f} \times \mathbf{T_N^t} \qquad \textbf{(III.10)}$$

Où **F** est la matrice transformée, **f** est la matrice d'image originale et $\mathbf{T}_N$ est la matrice de la transformée de taille N× N avec des éléments $\mathbf{T_N(i,j)}$ donné par l'équation (III.11).

$$\mathbf{T_N(i,j)} = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{N}} & \textbf{si} \quad \mathbf{i = 0} \\ \sqrt{\frac{2}{N}} \cos\left[\frac{(2j+1)i\pi}{2N}\right] & \textbf{si} \quad \mathbf{i} > 0 \end{cases} \qquad \textbf{(III.11)}$$

$\mathbf{T_N^t}$ est la matrice transposée de $\mathbf{T_N}$.

C'est une propriété extrêmement utile puisqu'elle implique que la matrice transformée peut être pré-calculée et s'est appliquée alors à l'image, fournissant de ce fait une amélioration d'efficacité de calcul.

4.5. *Orthogonalité*

La matrice $\mathbf{T}_N$ de la DCT est orthogonale par ce qu'elle vérifie **[31] :**

$$\mathbf{T_N \cdot T_N = I_N} \qquad \textbf{(III.12)}$$

Où $\mathbf{I_N}$ représente la matrice d'identité de taille $\times N$. cette propriété peut être vérifiée directement par :

$$\mathbf{v_i v_j^t} = \sum_{\mathbf{i=0}}^{\mathbf{N-1}} \mathbf{v_{ik} v_{kj}} = \mathbf{0} \qquad \forall \mathbf{i \neq j}, \quad \mathbf{i, j = 0, 1, \ldots, N-1} \qquad \textbf{(III.13)}$$

Où

V*i* et Vj sont les vecteurs de base de $\mathbf{T}_N$. Ainsi, la matrice inverse de $\mathbf{T}_N$ est égale à sa transposée, i.e. $\mathbf{T_N^{-1} = T_N^t}$. Par conséquent, et en plus de ses caractéristiques de décorrélation cette propriété fournie une certaine réduction dans la complexité de pré-calcul.

En exploitant l'orthogonalité de $\mathbf{T}_N$, l'inverse de la transformation donnée par l'équation(III.10) est donnée par:

$$\mathbf{f} = \mathbf{T}_\mathbf{N}^\mathbf{t} \times \mathbf{F} \times \mathbf{T}_\mathbf{N} \qquad \textbf{(III.14)}$$

5. Découpage en blocs

L'étape suivante consiste à diviser l'image en blocs de 8×8 sur lesquels vont s'appliquer indépendamment les étapes suivantes. Si la largeur et la longueur de l'image ne sont pas des multiples de 8, on rajoute des colonnes en répétant la dernière jusqu'à atteindre un multiple de8 (même traitement pour les lignes). Les raisons de ce découpage sont:

❖ L'application de la DCT à tous N×N pixels d'une image produit une meilleure compression mais comporte également beaucoup d'opérations arithmétiques et donc lente; et l'application de la DCT aux unités de données réduit le taux de la compression mais plus rapide.

❖ L'expérience montre que, dans une image, les corrélations entre les pixels sont de gamme courte. Un pixel dans une telle image a une valeur (composant de couleur ou niveau de gris) qui proche de ses voisins, mais n'a rien pour faire avec les valeurs des voisins lointains.

6. Application de la DCT

Le concept général de la transformée est discuté dans la section (III.4). La norme JPEG applique la DCT pas à l'image entière mais aux unités de données (blocs) de 8×8 pixels.

$$\mathbf{F(k,m)} = \frac{\mathbf{1}}{\mathbf{4}}\boldsymbol{\alpha}\mathbf{(k)}\boldsymbol{\alpha}\mathbf{(m)}\sum_{\mathbf{i=0}}^{\mathbf{7}}\sum_{\mathbf{j=0}}^{\mathbf{7}}\mathbf{f(i,j)}\cos\left[\frac{\boldsymbol{\pi}\mathbf{(2i+1)k}}{\mathbf{16}}\right]\cos\left[\frac{\boldsymbol{\pi}\mathbf{(2j+1)m}}{\mathbf{16}}\right] \qquad \textbf{(III.15)}$$

$$\boldsymbol{\alpha}(\boldsymbol{i}) = \begin{cases} \frac{\mathbf{1}}{\sqrt{\mathbf{2}}} & \boldsymbol{pour\ k = 0} \\ \mathbf{1} & \boldsymbol{pour\ k \neq 0} \end{cases} \boldsymbol{et\ 0 \leq i = (k,m) \leq 7} \qquad \textbf{(III.16)}$$

La matrice de la DCT pour *N*=8 est donnée d'après l'équation (III.11) par :

$$T_8 = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{8}}\frac{1}{\sqrt{8}}\frac{1}{\sqrt{8}}\frac{1}{\sqrt{8}}\frac{1}{\sqrt{8}}\frac{1}{\sqrt{8}}\frac{1}{\sqrt{8}}\frac{1}{\sqrt{8}} \\ \frac{1}{2}\cos\frac{1}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{3}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{5}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{7}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{9}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{11}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{13}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{15}{16}\pi \\ \frac{1}{2}\cos\frac{2}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{6}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{10}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{14}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{18}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{22}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{26}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{30}{16}\pi \\ \frac{1}{2}\cos\frac{3}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{9}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{15}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{21}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{27}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{33}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{39}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{45}{16}\pi \\ \frac{1}{2}\cos\frac{4}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{12}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{20}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{28}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{36}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{44}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{52}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{60}{16}\pi \\ \frac{1}{2}\cos\frac{5}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{15}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{25}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{35}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{45}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{55}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{65}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{75}{16}\pi \\ \frac{1}{2}\cos\frac{6}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{18}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{30}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{42}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{54}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{66}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{78}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{90}{16}\pi \\ \frac{1}{2}\cos\frac{7}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{21}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{35}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{49}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{63}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{77}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{91}{16}\pi\frac{1}{2}\cos\frac{105}{16}\pi \end{bmatrix}$$

Pour calculer la transformée d'une image, ion fait varier k et m entre 0 et N-1 et on calcule la formule qui elle-même fait varier i et j pour parcourir l'image. Cette équation d'apparence compliquée peut se comprendre ainsi :

$$\boldsymbol{F(k,m) = \frac{2}{N}\sum_{i=0}^{N-1}\sum_{j=0}^{N-1} G(x;i)G(y;j)f(i;j)} \qquad \boldsymbol{avec\ G(ij;km) = \alpha(k;m)\cos\left(\frac{(2ij+1)\pi km}{2N}\right)}$$

Rappel $\alpha(0) = \frac{1}{\sqrt{2}}\ et\ \alpha(>0) = 1$

Avec cette écriture, le calcul consiste simplement en une combinaison linéaire des pixels avec descoefficients : pour un coefficient F (k, m) à calculer, on multiplie chaque pixel (i, j) du bloc par unevaleur G(i)*G(j) dépendant de la position du pixel et de ket m, et on fait la somme du tout ; on répète cela pour chaque position (k, m) de la transformée à calculer **[32].**

Par exemple, soit une DCT 4x4 à faire. On doit calculer F(0,0), F(1,0)... F(2,3), F(3,3).Par exemple :

$$\mathbf{F(2;1) = \frac{2}{N}\sum_{i=0}^{N-1}\sum_{j=0}^{N-1} G(x;2)G(y;1)f(i;j)}$$

$$\boldsymbol{avec \quad G(i;2) = \alpha(2)\cos\left(\frac{(2i+1)\pi 2}{2N}\right) = \left(\frac{(2i+1)\pi}{4}\right)\ \ et\ G(1;j) = \alpha(1)\cos\left(\frac{(2j+1)\pi 1}{2N}\right) = \cos\left(\frac{(2j+1)\pi}{8}\right)}$$

Ca donne les calculs suivants, partiellement factorisés pour simplifier :

$$\text{ligne}_0 = \cos\left(\frac{\pi}{8}\right)\left(\cos\left(\frac{\pi}{4}\right)f(0;0) + \cos\left(\frac{3\pi}{4}\right)f(1;0) + \cos\left(\frac{5\pi}{4}\right)f(2;0) + \cos\left(\frac{7\pi}{4}\right)f(3;0)\right)$$

$\text{ligne}_1 = \cos\left(\frac{\pi}{8}\right)\left(\cos\left(\frac{\pi}{4}\right)\text{f}(0;1) + \cos\left(\frac{3\pi}{4}\right)\text{f}(1;1) + \cos\left(\frac{5\pi}{4}\right)\text{f}(2;1) + \cos\left(\frac{7\pi}{4}\right)\text{f}(3;1)\right)$

$\text{ligne}_2 = \cos\left(\frac{\pi}{8}\right)\left(\cos\left(\frac{\pi}{4}\right)\text{f}(0;2) + \cos\left(\frac{3\pi}{4}\right)\text{f}(1;2) + \cos\left(\frac{5\pi}{4}\right)\text{f}(2;2) + \cos\left(\frac{7\pi}{4}\right)\text{f}(3;2)\right)$

$\text{ligne}_3 = \cos\left(\frac{\pi}{8}\right)\left(\cos\left(\frac{\pi}{4}\right)\text{f}(0;3) + \cos\left(\frac{3\pi}{4}\right)\text{f}(1;3) + \cos\left(\frac{5\pi}{4}\right)\text{f}(2;3) + \cos\left(\frac{7\pi}{4}\right)\text{f}(3;3)\right)$

Pour finir, $\text{F}(2;1) = \frac{2}{\text{N}}(\text{ligne}_0 + \text{ligne}_1 + \text{ligne}_2 + \text{ligne}_3)$

Les calculs peuvent paraître impressionnants mais il existe une simplification algorithmique tout aussi impressionnante : le calcul sur ordinateur n'est pas en O(n2) mais en O(n.log2(n)). C'est à dire qu'au lieu de faire 8x8 calculs de cosinus par exemple, on en fait seulement 8*3... Ceci grâce aux propriétés de la fonction cosinus qui permettent de trouver des factorisations. Pour autant, il ne faut pas en profiter pour faire des DCT à tout bout de champ, ça reste un calcul lourd.

Les coefficients k correspondent à un ensemble de fonctions orthogonales (c'est à dire : indépendantes entre elles mais "couvrant" tout l'espace) qui donnent le nom à la transformée (cosinus). On peut noter que la fonction k s'écrit aussi

$G(\text{i};\text{k}) = \alpha(\text{k})\cos\left(\left(\text{x} + \frac{1}{2}\right)\text{k}\frac{\pi}{\text{N}}\right)$ qui fait apparaître plus clairement le cosinus sur plusieurs (k) fractions de tour (π/N) avec une sorte de déphasage d'une fraction de tour en i.

6.1 *Illustration du calcul de la DCT*

Le calcul de la DCT consiste comme on vient de le voir à multiplier les pixels f(i; j) par des nombres $\text{G}_{\text{k;m}}(\text{i};\text{j})$valant $\text{G}(\text{i};\text{k})\text{G}(\text{j};\text{m})$ et à faire la somme de tous ces produits. Ces nombres $\text{G}_{\text{k;m}}(\text{i};\text{j})$ varient selon lecoefficient F(k,m) qu'on veut calculer. Par exemple, quand on veut calculer F(0,0), on fait la somme des produits :$\sum_{\text{i}=0}^{\text{N}-1}\sum_{\text{j}=0}^{\text{N}-1}\text{k}_{0;0}(\text{i};\text{j})\text{f}(\text{i};\text{j})$quand on veut calculer F(2,3), on calcule cette somme :
$\sum_{\text{i}=0}^{\text{N}-1}\sum_{\text{j}=0}^{\text{N}-1}\text{G}_{\text{k;m}}(\text{i};\text{j})\text{f}(\text{i};\text{j})$, et ainsi de suite. Et on a vu que, les nombres α(k) et α(m) valent 1 sauf en 0 où ils valent $\frac{1}{\sqrt{2}}$.

C'est comme une sorte de produit entre deux images : on multiplie les pixels de l'une par ceux de l'autre et on fait la somme des valeurs obtenues. Pour obtenir tous les coefficients F(k,m), on doit refaire tous ces calculs pour chaque couple (k,m), parce que les valeurs G(i,k)*k(j,m) changent selon k et m.

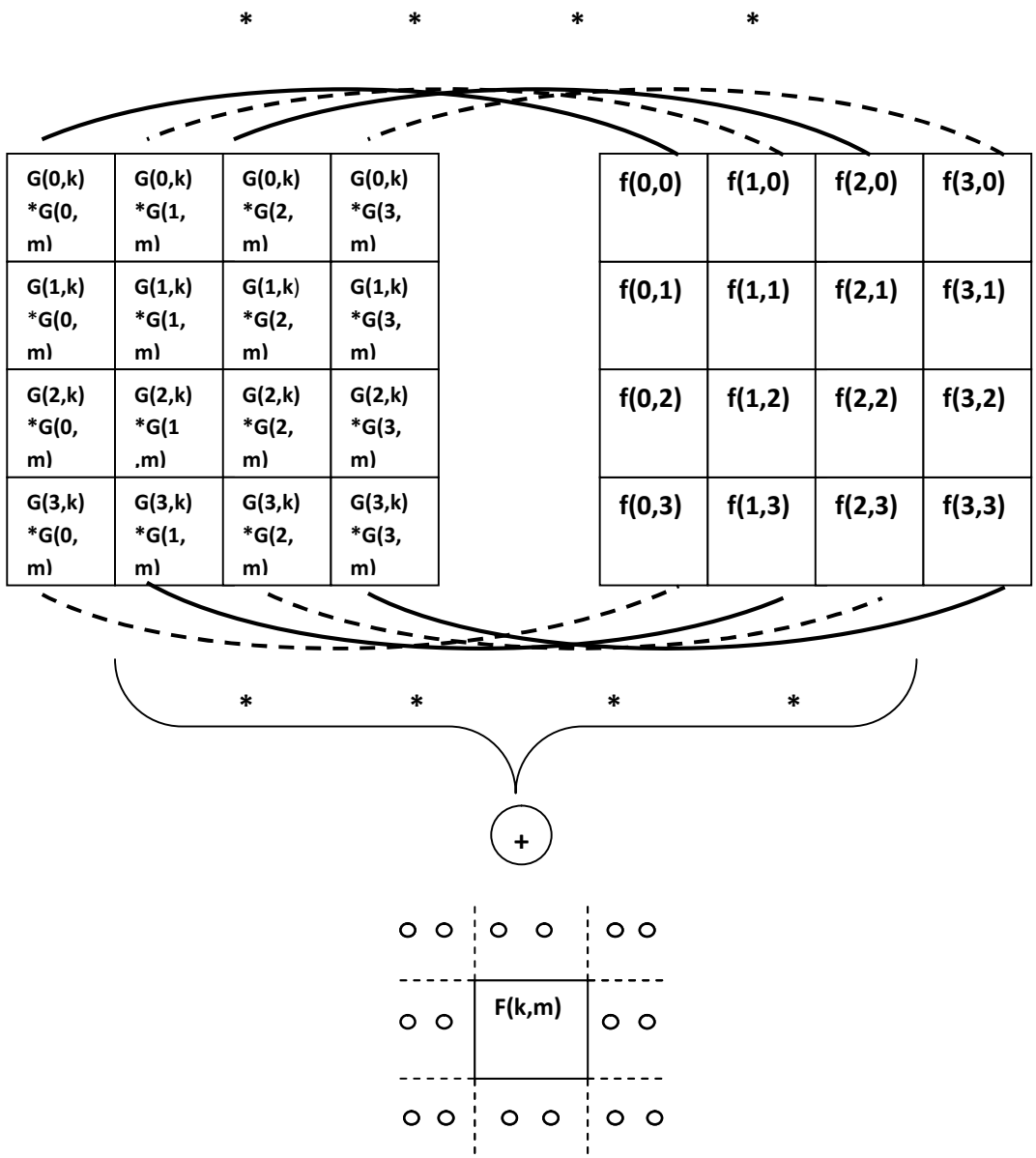


Figure III.10.*Illustra les calculs de bloc DCT.*

Par exemple, voici pour k=1, m=2 en dimension 4x4 les valeurs G(i,1)*G(j,2) (les colonnes sont les i, les lignes sont les j) :

Tableau III.1.*Calcul F(1,2) de bloc 4x4.*

	0	1	2	3
0	0,65	0,27	-0,27	-0,65
1	-0,65	-0,27	0,27	0,65
2	-0,65	-0,27	0,27	0,65
3	0,65	0,27	0,27	-0,65

Voici les valeurs pour k=3, m=1 :

Tableau III.2. *Calcul F(3,1) de bloc 4x4.*

	0	1	2	3
0	0,35	-0,85	0,85	-0,35
1	0,15	-0,35	0,35	-0,15
2	-0,15	0,35	-0,35	0,15
3	-0,35	0,85	-0,85	0,35

7.Spectre DCT

La DCT extrait le spectre d'amplitude d'un signal 2D : c'est à dire qu'elle représente une image comme une superposition de motifs de fréquences différentes. Les valeurs du spectre sont appelées coefficients DCT. Bien se souvenir qu'on travaille avec les plans Y, Cr et Cb séparément, donc ce sont finalement des images en niveaux de gris qu'on traite.

Exemple de spectre (le gris moyen représente un coefficient nul, le gris sombre est un coefficient négatif et le gris clair un coefficient positif) :



Figure III.11.image d'origine.

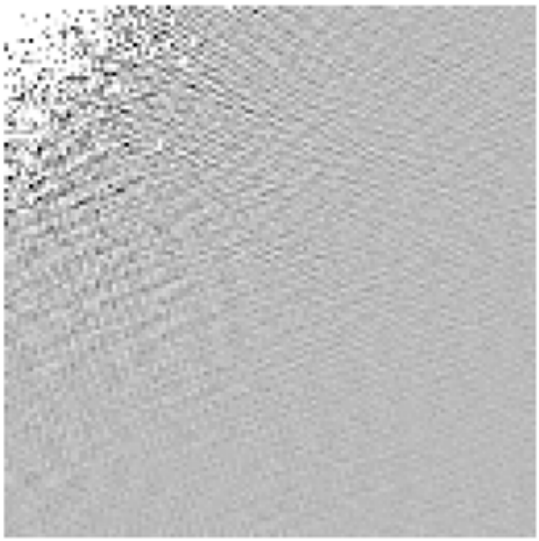


Figure III.12.spectre de l'image précédent.

Les spectres DCT sont toujours similaires à celui-ci : le coefficient situé en haut et à gauche représente la valeur moyenne des pixels de l'image initiale. Ensuite, autour de ce coin, on trouve les coefficients de basse fréquence spatiale, c'est à dire l'importance des ondulations de grande taille dans l'image initiale. Quand l'image contient de nombreux petits détails très marqués, on trouve plutôt des coefficients élevés dans les zones droites et basses, selon que c'est en i ou en j ou les deux à la fois.

8. Intérêt de cette transformation

La transformée cosinus discret est une opération transforme la représentation spatiale de la matrice $N \times N$ des pixels en une représentation spectrale sous la forme d'une matrice $N \times N$ de coefficients de fréquences.

Il ne s'agit aucunement d'une étape de compression. Le résultat pouvant même prendre plus de place que la matrice initiale **[33].** L'objectif est en fait d'améliorer la codification des informations visuelles.

Il est, de plus très intéressant de remarquer que, lorsque les lignes et les colonnes s'éloignent de l'origine, les coefficients de la matrice transformée commencent à représenter des fréquences plus élevées, avec les plus hautes fréquences en position $N - 1$ de la matrice. Or les images graphiques sur nos écrans d'ordinateur sont composées d'information basse fréquence qui se situent donc vers l'origine de la matrice. De ce fait, les composantes trouvées en ligne et colonne 0 (les composantes continues) transportent une information sur l'image plus utile que les composantes hautes fréquences. Comme on peut s'en rendre compte après l'application de la DCT, plus l'on s'éloigne des composantes continues de l'image, plus les coefficients ont tendance à avoir des valeurs faibles, preuve qu'ils deviennent moins importants pour la description de l'image.

La principal caractéristique de la DCT est quelle identifie les parties de l'image qui pourront être effectivement supprimées sans trop affecter la qualité de l'image.

9. Conclusion

Dans ce chapitre on constate que la DCT exploite les redondances interpixels pour produire une excellente décorrélation. En outre, la DCT compacte l'énergie dans la région des basses fréquences. Par conséquent, une partie du contenu à hautes fréquences peut être négligée sans dégradation significative de qualité.

Chapitre IV :
L'analyse des résultats

1. Introduction

Ce chapitre traite les résultats de la technique de fusion d'images proposée dans le chapitre précédent pour vérifier l'efficacité de cette méthode. Deux mesures de la performance sont appliquées aux images fusionnées afin de déterminer l'efficacité de la technique.

Tous les calculs sont faits sous le logiciel de calcul scientifique Matlab.

Il existe deux types de mesure qui sont Q_{ABF} et SD dans le but d'évaluer les performances de la technique proposée dans la fusion d'images multifocus, utilisant l'espace de couleur RGB ; et le calcul de $PSNR$ (le rapport signal sur bruit), MSE (l'erreur quadratique moyenne), DM(la déviation moyenne) pour mesurer la sensibilité des images fusionnent au bruit.

2. Mesure du rendement

Bien qu'il y ait eu de nombreuses tentatives, aucun critère universellement acceptée n'a encore émergé pour évaluer objectivement les performances de fusion d'images. Ce problème est partiellement situé dans la difficulté de définir une image idéale condensée. En plus de l'évaluation subjective, afin d'avoir une comparaison quantitative des méthodes de fusion, on adopte la mesure de qualité Petrovic métrique (QAB /F) mesure la quantité relative de l'information de contour qui est transférée à partir des images sources (A et B) dans l'image fusionnée (F).

Le schéma de Q_{ABF}associe une information visuelle importante avec les données de gradient et évalue la fusion par l'évaluation du succès de la tuile de transfert de l'information de gradient à partir des entrées de l'image fusionnée. Les algorithmes de fusion qui transfèrent de plus amples renseignements gradient d'entrée dans l'image fusionnée avec plus de précision sont dits de meilleurs résultats. En particulier, en supposant que deux images d'entrée A et B et une image fusionnée résultante F un opérateur de contour de Sobel est appliqué pour obtenir la force et l'orientation α g, les informations pour chaque entrée et chaque pixel de l'image remplie. L'utilisation de ces paramètres la force et l'orientation relative "changement" facteurs G et A. entre chaque entrée et l'image fusionnée sont dérivés, par exemple

$$G_{n,m}^{AF} = \begin{cases} \frac{g_{n,m}^{F}}{g_{n,m}^{A}} \\ \frac{g_{n,m}^{A}}{g_{n,m}^{F}} \end{cases} , if\ g_{n,m}^{A} > g_{n,m}^{F} \quad \textbf{(IV.1)}$$

$$\mathbf{G_{n,m}^{AF} = 2\pi^{-1}\left|\left|\alpha_{n,m}^{A} - \alpha_{n,m}^{F}\right| - \frac{\pi}{2}\right|} \quad \textbf{(IV.2)}$$

Ces facteurs sont à la base de l'information bord préservation mesure QAF obtenue par cartographie sigmoïde de force et de facteurs de changement d'orientation. Ce modèle de la quantité de la perte de perception de l'information d'entrée dans l'image fusionnée et constantes τ, Kg, σg, Ka détermine la forme exacte des mappages sigmoïde:

$$\mathbf{Q_{n,m}^{AF} = \left(1 + e^{K_g\left(G_{n,m}^{AF} - \sigma_g\right)}\right)^{-1}} \quad \textbf{(IV.3)}$$

La performance totale de fusion CAQ/F est évaluée comme la somme pondérée des valeurs de conservation d'information pour les deux images d'entrée QAF et QBF où les poids facteurs WA et WB représentent importance perceptuelle de chaque image d'entrée pixel. La plage est de 0≤CAQ/F≤ 1.où 0 signifie une perte complète de l'information d'entrée a eu lieu et CAQ/F= 1 indique "fusion idéale" sans perte d'informations d'entrée. Dans leur forme la plus simple, les poids perceptifs WA et WB prendre les valeurs de la force de gradient correspondant paramètres gA et gB,

$$\mathbf{Q_F^{AB} = \frac{\sum_{\forall n,m} Q_{n,m}^{AF} W_{n,m}^{A} + Q_{n,m}^{A} W_{n,m}^{B}}{\sum_{\forall n,m} W_{n,m}^{A} + W_{n,m}^{B}}} \quad \textbf{(IV.4)}$$

3. Écart-type(SD)

Il mesure le contraste dans l'image fusionnée. Image fusionnée avec un contraste élevé aurait un écart-type élevé. L'écart type est calculé comme suit:[33]

$$\mathbf{SD = \sqrt{\frac{1}{MN}\sum_{y=0}^{N-1}\sum_{x=0}^{M-1}\left(I_f(x,y) - \mu_{I_f}\right)^2}} \quad \textbf{(IV.5)}$$

Lorsque la moyenne est notée

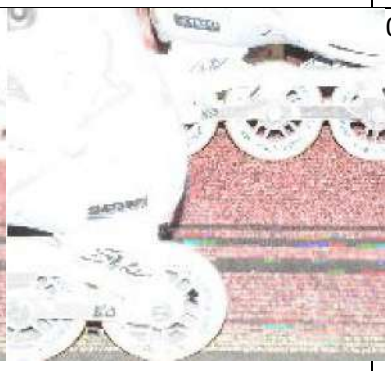
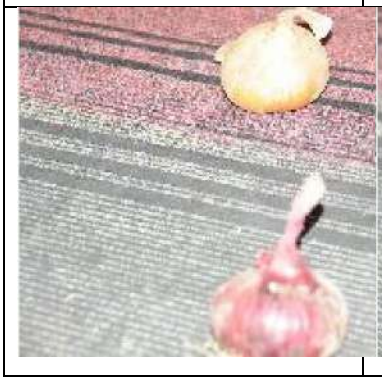
$$\mu_{I_f} = \frac{1}{MN}\sum_{y=0}^{N-1}\sum_{x=0}^{M-1}|I_f(x,y)| \quad \textbf{(IV.6)}$$

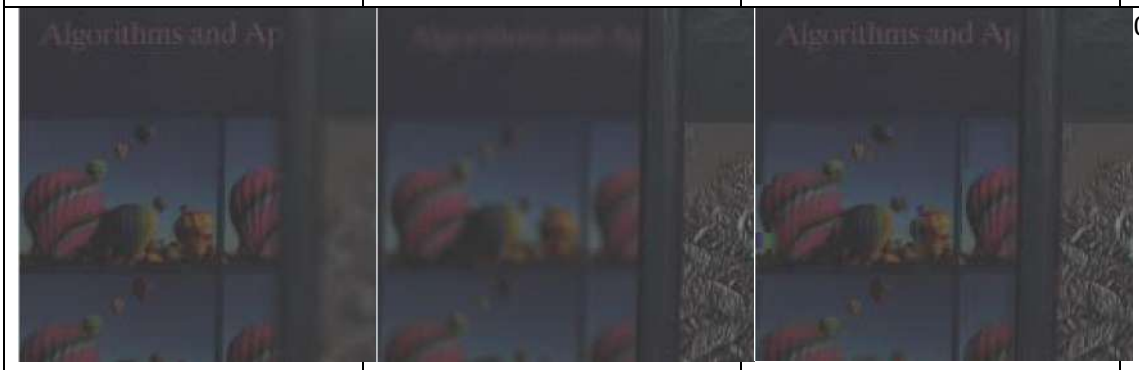
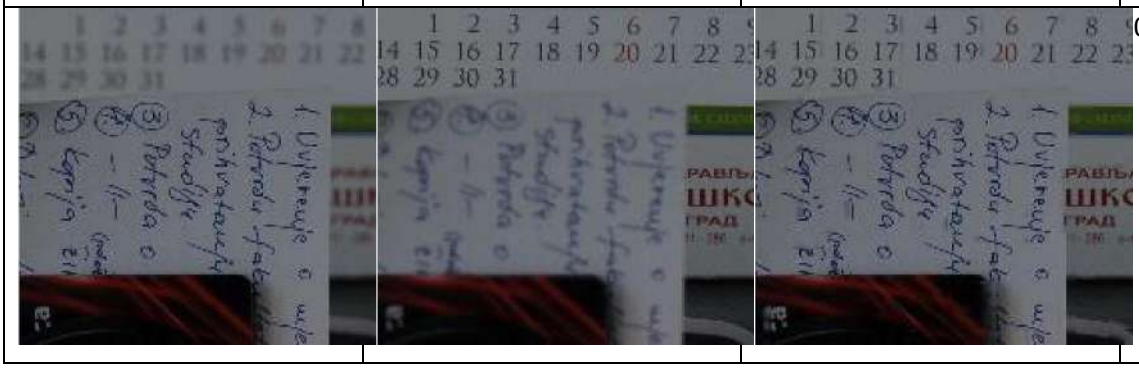
4. Mise en œuvre les Résultats

Initialement, on a appliqué notre technique sur vingt-et-un (21) paires d'images multifocus, y compris 16 paires d'images couleur RGB et cinq (05) paires d'images en niveau de gris comme il est indiqué dans le tableau IV.1.

Tableau IV.1.*Présente les 21 couples des données images et leur fusion en utilisant l'algorithme proposé expliquer dans ce chapitre en utilisant la couleur modèle de l'espace RVB.*

Image1	Image2	Image fusionne	Q_{ABF}	SD
			0.70	6.21
			0.81	5.93
			0.72	5.58

			0.69	7.06
			0.69	6.17
			0.73	6.36
			0.67	6.92
			0.65	5.73

			0.67	6.30
			0.69	5.09
			0.76	3.81
			0.71	7.09
			0.67	7.06

			0.63	6.34
			0.61	5.48
			0.62	5.45
			0.63	6.16
			0.76	7.13

			0.83	5.52
			0.74	4.95
			0.78	6.36

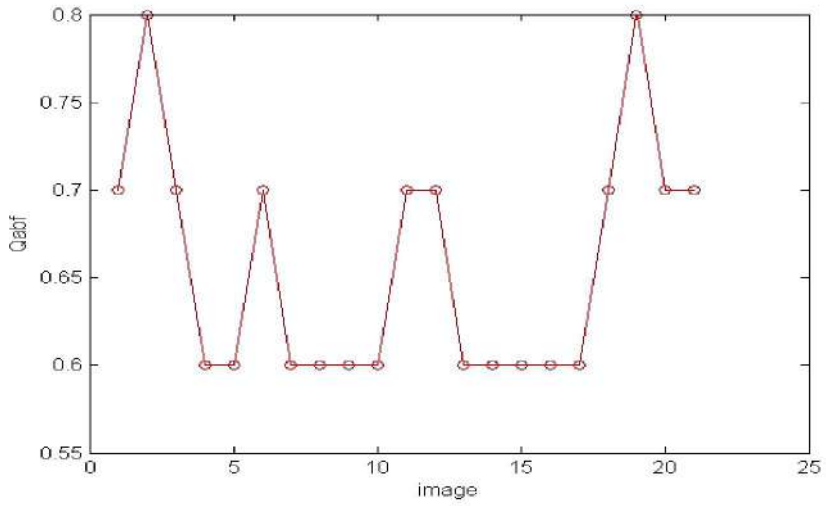


Figure IV.1. *Image en fonction Q_{ABF}*

Q_{ABF} prend une meilleure valeur de 0,8 pour les paires de test 2 et 19, par ailleurs sa valeur entre 0,6 et 0,7. Qui sont des valeurs acceptables et assurer la robustesse de l'algorithme étudié.

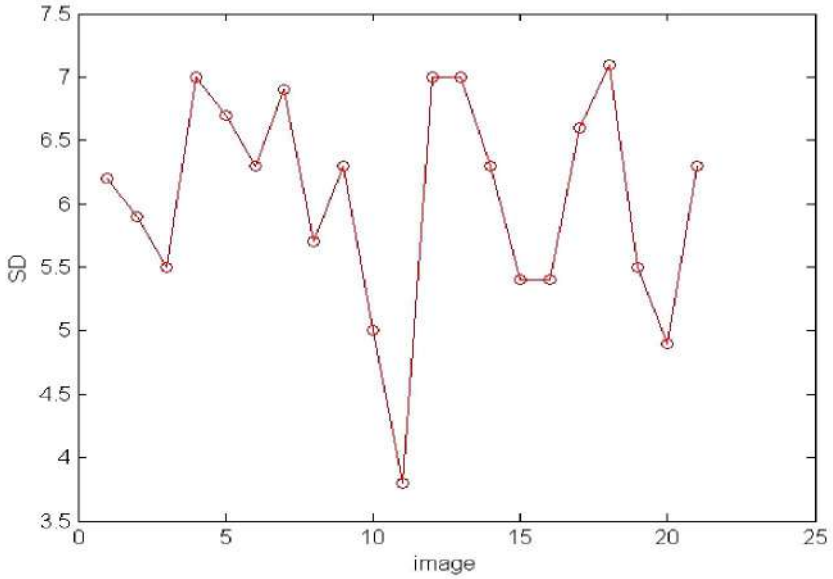


Figure IV.2.*Image en fonction SD.*

Rappelons que l'écart type (SD) nous donne une information sur le contraste des images résultats; d'après le graphe les paires d'image 4, 12, 13 et 18 ont les meilleurs contrastes et la paire d'image n11 au plus mauvais contraste

5. Test de résultat

Les résultats expérimentaux pour le test d'imperceptibilité et les tests de robustesse seront discutés dans cette section pour vérifier la réalisation des objectifs de cette recherche.

6. Test du l'imperceptibilité

Le PSNR est principalement utilisé pour l'évaluation de la qualité de l'image fusionnée. Le résultat du test d'imperceptibilité est une valeur à l'échelle des décibels. L'équation de calcul PSNR comme suit:

$$\mathbf{PSNR} = \mathbf{10}\log_{\mathbf{10}}\left(\frac{\mathbf{MAX^2}}{\mathbf{MSE}}\right) \qquad (\mathbf{IV.7})$$

MAX est la valeur maximale possible du pixel de l'image. L'équation montre que la valeur du MAX est 255 dans le cas où les pixels sont codés sur 8 bits.

$$\mathbf{MAX = 2^8 - 1 = 255} \qquad (\mathbf{IV.8})$$

MSE est l'erreur quadratique moyenne pour les images en niveau de gris I et K, qui est défini par:

$$\mathbf{MSE = \frac{1}{m \times n} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} \left[(I_{ij} - K_{ij}) \right]^2} \qquad \mathbf{(IV.9)}$$

où

mxn=Taille de l'image originale d'accueil et de l'image bruitée.

Iij=valeur de pixel image originale.

Kij=valeur de pixel de l'image bruitée.

Une grande valeur de PSNR indique une qualité de l'image bruitée. Normalement, la valeur PSNR doit dépasser 30.

Cette section présente le résultat de PSNR de toutes les images de test bruitées avec un bruit gaussien de valeur moyenne 0 et de variance de 0,001 ; comme indiqué dans le tableau IV.2

En se basent sur les résultats obtenus, la valeur de PSNR diminue lorsque la valeur de la variance du bruit est diminuer est en augmentation. Le filigrane caché devient plus visible que la force du filigrane ou valeur alpha augmente.

Tableau IV.2. *Calculs MSE, PSNR et la Différence moyenne pour chaque image fusionné.*

	MSE	**PSNR**	**Différence moyenne**
1	28.9070	33.5208	-0.0543
2	29.3639	33.4527	-0.0486
3	28.5126	33.5126	-0.0250
4	24.6450	34.2135	1.0342
5	27.1265	33.7969	0.4028
6	27.136	33.7961	0.4143

7	24.8849	34.1714	1.2413
8	28.6730	33.556	0.1752
9	27.9095	33.6733	0.2876
10	29.0636	33.4973	0.2566
11	29.3305	33.4576	-0.0682
12	28.6906	33.5588	-0.1822
13	28.6267	33.3636	-0.0731
14	29.2414	33.4708	0.0153
15	29.2565	33.4686	-0.0225
16	29.0508	33.4992	-0.0142
17	28.7842	33.5393	0.1367
18	29.1426	33.4855	-0.0293
19	28.945	33.5201	0.0197
20	27.6597	33.7123	-0.1646
21	27.9360	33.6692	-0.2433

Voice le graphe qui représente la valeur de PSNR en fonction des images:

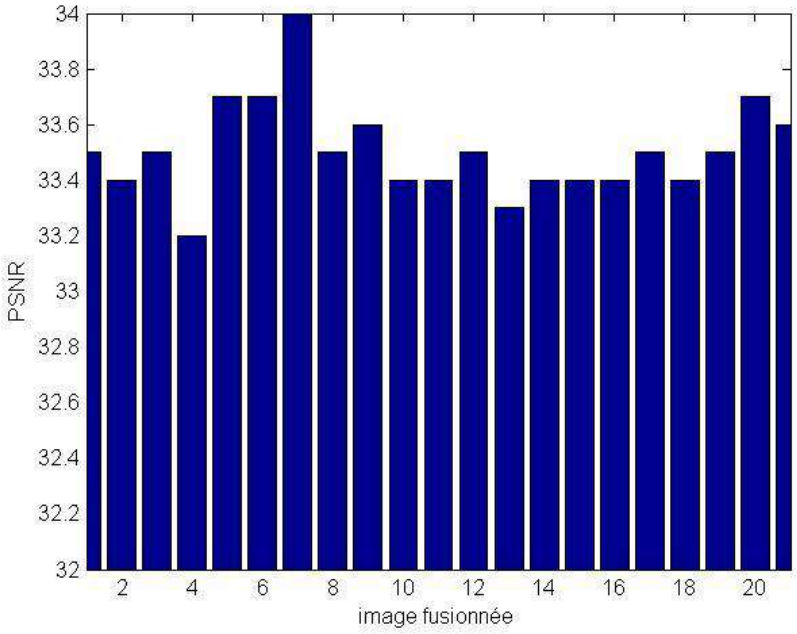


Figure IV.3. *Image fusionnée en fonction PSNR.*

.

L'image qui à un meilleur résultat et qui est de 34.1769 dB, sinon pour le reste des images on a atteint des valeurs supérieures a 30 dB**.**

Et le graphe qui représente l'erreur quadratique moyenne en fonction des images fusionnée

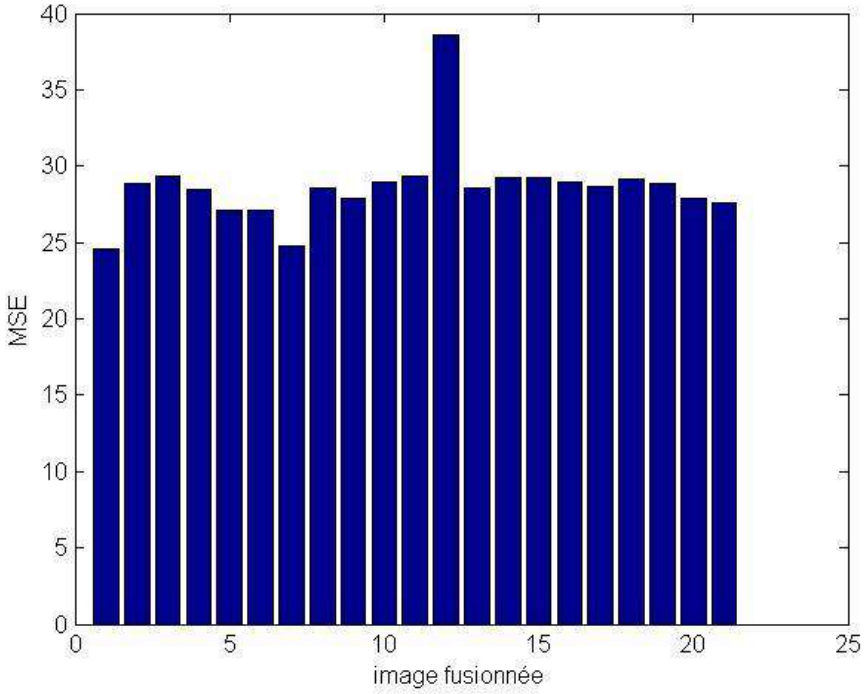


Figure IV.3. *Image fusionnée en fonction MSE.*

7. Conclusion

D'après les résultats expérimentaux obtenus et qui ont été très encourageants dont le $PSNR$ étaient a 30dB en prenant en considération le Q_{ABF} qui est le coefficient du transfert de l'information à partir de deux images source vers l'image fusionnée et qui doit être égale à 1 dans le cas idéal par contre pour nos testes c'étais des valeur qui se rapprocher de la valeur 1 aussi le deuxième paramètre de performance l'écart type qui doit être une image signifient imager nette .

Alors à partir des résultats obtenus on peut dire que nos objectifs ont été attends pour la conception d'un bon système de fusion d'image multifocus donc la méthode utilisé a prouvé son efficacité et sa robustesse contre les bruits.

CONCLUSION GENERALE

Dans le cas de notre étude, nous nous sommes intéressés au traitement d'image dans le but de contribuer à ce domaine de recherche si passionnant, et pouvoir participer à l'évolution des recherches. Dans ce sens, nous avons proposé un système basé sur l'approche de la fusion des images.

Au début de notre parcours nous nous somme confronter a un problème qui est la base d'images qui été collectée anarchiquement, une étude a été faite sur cette base afin d'obtenir le maximum d'images acceptables pour la fusion multifocus.

Nous avons proposé un processus qui prend en entrée deux images redimensionnées a une même taille l'une est mise en point à droite, l'autre à gauche. Ensuite on découpe chacune d'entre elles en deux parties, partie nette et partie floue afin de prendre les parties nette afin de reconstruire une image fusionnée visible en utilisant la transformé en cosinus discrète et aussi l'inverse de DCT.

Connus pour leur puissance et leur fiabilité, les PSNR ont été souvent utilisés dans le domaine de la fusion des images. D'après les résultats obtenus jugés très encourageants du PSNR et qui ont étaient supérieurs a 30 dB, on peut dire que nos objectifs ont été atteints pour la conception d'un système de fusion d'images multi focus robuste contre les attaques donc la méthode utilisé a prouvé son efficacité, ce qui a confirmé notre choix de les utiliser pour l'évaluation de notre système.

Durant notre étude, un temps considérable a été consacré aux recherches faites dans ce domaine.

Bibliographie

[1] Yaovi.Gagou, “Cours de Traitement d’Image”, Université de Picardie Jules Verne Licence de Physique S6, 2007-2008.

[2] Antoine .Mazanera, “Cours de Traitement d'images”. ENSTA (France).

[3] Raphaël.Isdant, “Traitement numérique de l'image”, 2009.

[4] R.C.Gonzales, P.Wintz, “Digital Image Processing”, Addison, Wessley, 1977

[5] R.M.Gray, “Vector Quantization ” -IEEE ASSP magazine -, Avril 1984.

[6] Hadrien Mayaffre, Erik Kerstel, ‘Traitement d’images’ Master 1 « Physique » et « Physique et EEA »Electronique, Signaux et Systèmes, Travaux Pratiques.

[7]W. Pratt, " Digital Image Processing ", Willey Interscience Publications, 1991.

[8] Roach.Johm “Les formats d’images” [En ligne] Disponible:http:/www.unil.ch/guichel/la_compession_ image. Consulté le 18 octobre 2010.

[9] Stéphane PIGNOL,“ cours traitement des images ;Initiation au traitement d’images ”, IUT-2eme Année option automatisme et système- Novembre 2004.

[10] M. Djeradi Zakaria, M. Marawi Abdelkader, “Application d’une technique de seuillage à la segmentation d’images numériques ”, PFE Institut National d’Informatique, Juin 2008.

[11]Nicolas. Vandenbroucke, “Segmentation d’images couleur par classification de pixels dans des espaces d’attributs colorimétriques adaptés. Application à l’analyse d’images de football”, Thèse de doctorat de l'Université de Lille,France,Discipline : Automatique et Informatique Industrielle, 2000.

[12]Jon Yngve. Hardeberg, “ Acquisition et reproduction d'images couleur : approches colorimétrique et multispectrale ”, thèse de doctorat de l’Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications Spécialité : Signal et Images 1999.

[13]L. Wald, “Definitions and terms of reference in data fusion”, IAPRS

International Archives of Photogrammetry & Remote Sensing, Vol. 32, Part 7-4-3 W6, Valladolid, Spain, pp. 2-6, 1999.

[14]C. Pohl, J. van Genderen, "Multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and applications", International Journal of Remote Sensing , vol.19 (5) pp.823–854, 1998.

[15] M. Mangolini, "Apport de la fusion d'images satellitaires multicapteurs au niveau pixel en télédétection et photo-interprétation", Thèse de Doctorat , Université Nice - Sophia Antipolis, France, 174 p., 1994.

[16]I. Bloch - "Fusion d'informations en traitement du signal et des images" ,Lavoisier, Hermes Science Publication, 2003.

[17] Samia, "Etude comparative des méthodes de fusion d'image satellitaire", Université des sciènes et technologie Houri Boumediene, 11-2009.

[18] A. Toet, E.M. Franken – "Perceptuale valuation of different image fusion schemes", Displays, vol.24, pp. 25–37, 2003.

[**19**] oliver. rockinger "solutions beyond the pictures" . [En ligne].

Disponible:http://www.metapix.de/fusion.htm , [Consulté le 30 septembre 1999].

[20] F. Laliberté, L. Gagnon, Y. Sheng - "Registration and Fusion of Retinal Images: A Comparative Study", International Conference on Pattern Recognition ICPR'02, pp. 11-15, Quebec, 11-15 Aug 2002.

[21]Z.Wang, Y.Ma – "Medical image fusion using m-PCNN", Information Fusion, available online 14 April 2007.

[22] H. Li, B.S. Manjunath, S.K. Mitra – "Multisensor image fusion using the wavelet transform", Graphical Models and Image Processing, vol.57, pp.235–245, 1995.

[23] R.S. Blum–"On multisensor image fusion performance limits from an estimation theory perspective", Information Fusion, vol.7(3), pp. 250-263, 2006.

[24] Jocelyn.Chanussot, Ioan.Nafornita, "Modèles de fusion et diffusion par équations aux dérivées partielles : application àla sismique azimutale",thèse présentée à l'Université Bordeaux I, Spécialité : Automatique, Productique, Signal et Images,2008.

[25]Radja. Khadem, "contribution au développement de méthodologie de fusion : classification contextuelles d'images satellitaire multi source" Université des sciènes et technologie Houri Boumediene, 2-2008.

[26] Fabrice. Muller, Stanislas. Béthune**, "** La fusion d'images", Bulletin de la Société Géographique de Liège, 38, 2000/1, 79-94.

[27] Fabrice. Muller, Stanislas De Béthune, " La Fusion D'image", Bulletin de la Société Géographique de Liège, 38, 2000/1, 79-94 ES

[28]J. Yang, Y. Ma, W. Yao, W. T. Lu, "A Spatial Domain and Frequency Domain Integrated Approach to Fusion Multifokus Images", The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. Vol. XXXVII. Part B7. Beijing 2008

[29]N.Ahmed, T.Natarajan, K.R.Rao, "Discret cosine transform", IEEE Transaction On Computers, pp.90-93, January, 1974.

[30]S.A.Khyam, "The discrete cosine transform (DCT) : theory and application", Department of Electrical & Computer Enginoring, Michigan State University, March, 2003.

[31]J.Miano, Compressed image file formats JPEG, PNG, GIF, XBM, BMP, Your guide to graphics files on the Web. USA : CM Press, ISBN 0-201-60443-4-,1999.

[32]Pierre.Nerzic, "Codage et compression d'images et de vidéo", 2007-2012.

[33]A.Mazari, "compression JPEG des images fixes", PFE, Ingénieur d'Etat spécialité Electronique en Instrumentation, Université Yahia Farès de Médéa, 2005-2006.