République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieure et de la Recherche Scientifique

Université Ahmed Draia - Adrar

Faculté des Sciences et de la Technologie

Département des Mathématiques et Informatique

Mémoire de fin d'étude, en vue de l'obtention du diplôme de master en informatique

Option : SITW, SI

Thème

La fusion d'image multifocale

Préparé par

Abdelhamid / KAAZAOUI et Khald / KAAZAOUI

Encadré par

Mr. Abdelwhab OUAHAB

Jury

Pr : Mr. MAMOUNI
Ex : Mr. CHOGUEUR
Ex : Mr. KOHILI

Année Universitaire 2017/2018

Résumé

La fusion d'images au niveau du pixel, qui est largement utilisée en télédétection, imagerie médicale, surveillance et autres, combine directement l'information originale dans les images sources. En tant que méthode au niveau des pixels, la fusion d'images à foyer multiple est conçue pour combiner les images partiellement focalisées en une seule image entièrement fusionnée, ce qui devrait être plus informatif pour la perception humaine ou mécanique. Pour atteindre cet objectif, un algorithme utilisant la mesure de (fréquence spatiale, fréquence maximale, fréquence minimale) et la transformation en ondelettes discrètes (DWT) pour la fusion d'images multifocales est proposé. Dans ce travail, les images sources sont décomposées en composantes basse fréquence et haute fréquence à l'aide de DWT. Ensuite, on calcule la fréquence spatiale des composantes de basse fréquence. La fréquence spatiale est utilisée pour juger les régions focalisées, suivie du filtre morphologique et du filtre médian. La basse fréquence fusionnée peut être obtenue. Et les composants hauts fréquence sont fusionnés selon la méthode traditionnelle. Enfin, l'image fusionnée est obtenue par transformer en ondelettes discrètes inverses (IDWT). Pour faire la comparaison, l'algorithme proposé avec l'image parfaite de manière qualitative et quantitative. Les résultats expérimentaux démontrent que notre méthode peut être compétitive ou même surpasser les méthodes en comparaison.

Mots clés: image fusion, image multifocal, DWT, SF, Max fréquence, Min fréquence

Abstract

Pixel-level image fusion, which is widely used in remote sensing, medical imaging, surveillance and etc., directly combines the original information in the source images. As a pixel-level method, multi-focus image fusion is designed to combine the partially focused images into one fully fused single image, which is expected to be more informative for human or machine perception. To achieve this purpose, an algorithm using (spatial frequency, maximum frequency, minimum frequency) measure and discrete wavelet transform (DWT) for multi-focus image fusion is proposed. In this work, the source images are decomposed into low frequency components and high frequency components by using DWT. Then the spatial frequency of the low frequency components is calculated. The spatial frequency is used to judge the focused regions, followed by the morphological filter and median filter. The fused low frequency can be obtained. And the high frequency components are fused using traditional method. Finally, the fused image is obtained by doing inverse discrete wavelet transform (IDWT). To do the comparison, the proposed algorithm is compared with perfecte image in qualitative and quantitative ways. Experimental results demonstrate that our method can be competitive or even outperforms the methods in comparison.

Key words: image fusion, image multifocal, DWT, SF, Max frequency, Min frequency

Dédicaces

Au meilleur des pères

A ma chère maman

Qu'ils trouvent en moi la source de leur fierté

A qui je dois tout

A mes frères et sœurs

A qui je souhaite un avenir radieux plein de réussite

A mes amis

A tous ceux qui me sont chers

Abdelhamid

Dédicaces

Je dédie ce mémoire

A ma mère et mon père

Pour leur patience, leur amour, leur soutien et leurs encouragements.

A mes frères et mes sœurs,

A toute ma chère famille,

A mes professeurs,

A mes chers amis,

A tous ceux qui m'aiment, A tous ceux que j'aime,

A tous ceux qui m'ont aidé de prés ou de loin,

A vous … Oui vous qui lisez cette dédicace

Je dédie ce travail avec hommage.

Khald

Remerciements

Tout d'abord, nous remercions le Dieu, notre créateur de nos avoir donné les forces, la volonté et le courage afin d'accomplir ce travail modeste.

Nous adressons le grand remerciement à notre encadreur Mr. OUAHAB Abdelwhab qui a proposé le thème de ce mémoire, pour ses conseils et ses dirigés du début à la fin de ce travail.

Nous tenons également à remercier messieurs les membres de jury pour l'honneur qu'ils nous ont fait en acceptant de siéger à notre soutenance

Finalement, nous tenons à exprimer notre profonde gratitude à nos familles qui nous ont toujours soutenues et à tout ce qui participe de réaliser ce mémoire. Ainsi que l'ensemble des enseignants qui ont contribué à notre formation.

TABLE DES MATIERES

Résumé …….. i
Abstract ……. ii
Dédicaces …… iii
Remerciements …….. v
Table des matières…….. vi
Liste des figures…….. viii
Liste des tableaux…….. ix
Liste des abréviations ……... x
Introduction générale …….. 1
Chapitre 1 : Généralité sur le traitement d'images
1.1 Introduction……..….. 4
1.2 Definition d'une image……... 4
1.3 Image numerique (numerisee) ……... 4
1.4 Caracteristiques d'une image numerique……. 4
1.4.1 Pixel ……... 4
1.4.2 La résolution …….. 5
1.4.3 Dimension …….. 6
1.4.4 La texture ……... 6
1.4.5 Bruit ……... 6
1.4.6 La luminance ……. 6
1.4.7 Contours et textures ……... 7
1.4.8 Histogramme ……. 7
1.4.9 Le contraste ……... 7
1.5 Types d'images ……. 8
1.5.1 Images binaires …….. 8
1.5.2 Images à niveaux de gris ……... 9
1.5.3 Images en couleurs ……. 9
1.6 Qualite de l'image numerique ……..... 10
1.7 Images bitmap et images vectorielles ……..... 10
1.8 Systeme de traitement d'image ……..... 10
1.9 Traitement numerique des images ……..... 12
1.9.1 Filtrage numérique ……... 12
1.9.1.1 Filtres linéaires ……... 12
1.9.1.2 Filtres non linéaire ……... 13
1.9.2 Domaines d'application ……... 14
1.10 Conclusion ……... 15
Chapitre 2: Généralité La fusion d'images multifocaux
2.1 Introduction ……..... 17
2.2 Domaines d'application ……..... 18
2.2.1 Imagerie aérienne et satellitaire ……..... 18
2.2.2 Imagerie médicale ……..... 19
2.2.3 Imagerie industrielle ……..... 20
2.3 Le recalage des images ……..... 20
2.3.1 Définition ……..... 20
2.3.2 Différentes méthodes de recalage ……..... 20
2.3.2.1 Transformations ……..... 21
2.3.2.2 Des paramètres de la transformation ……..... 21
2.3.2.3 Mise en correspondance des images ……..... 23

2.4 Differents niveaux d'abstraction de fusion possibles ……. 24
2.4.1 Fusion de données au niveau pixel …….....……..... 24
2.4.1.1 Superposition et combinaison des images ……..... 24
2.4.1.2 Fusion des données au niveau du pixel ……..... 25
2.4.2 Fusion de données au niveau objet …….....……..... 26
2.4.3 Fusion au niveau décision …….....……..... 27
2.4.4 Fusion combinant plusieurs niveaux d'abstraction ……..... 27
2.5 Techniques de fusion d'image …….....……..... 28
2.5.1 Fusion de domaine spatial …….....……..... 28
2.5.1.1 Acp …….....…….....…… 29
2.5.1.2 Méthode de calcul de la moyenne ……..... 29
2.5.1.3 Méthode de fusion IHS …….....……..... 29
2.5.1.4 Méthode brovey …….....……..... 29
2.5.2 Transformer la fusion de domaine …….....……..... 29
2.5.2.1 Tcd …….....…….....……..... 30
2.5.2.2 Fusion transformée de contourlet …….....….. 30
2.5.2.3 Transformée en ondelettes stationnaire ……..... 30
2.5.2.4 Méthode pyramidale …….....……..... 30
2.6 Catégories de fusion d'images …….....……..... 31
2.6.1 Images multimodales …….....…….....……..... 31
2.6.2 Images multifocales …….....……..... 31
2.6.3 Images multi-vues …….....……..... 32
2.6.4 Images multi-temporelles…….....……..... 32
2.7 Fusion d'image basée sur dwt .....……..... 32
2.7.1 Transformation d'onde discrète invariante de décalage 35
2.8 Conclusion 35
Chapitre 3 : Implémentation et résultant
3.1 Introduction ..... ……..... 37
3.2 Le méthode proposé ..... ……..... 37
3.3 Paramètres qualitatifs d'évaluation .....……..... 38
3.3.1 Coefficient de corrélation 38
3.3.2 Moyenne racine normalisée 38
3.4 Expériences et résultats 40
3.5 Conclusion 42
Conclusion générale 43
Bibliographie 44
Annexe 48

LISTE DES FIGURES

Figure 1-1 : *Représentation d'image numérique.* 5

Figure 1-2 : *groupe de pixel formant la lettre A* 5

Figure 1-3 : *Image sans bruit.* 6

Figure 1-4 : *Image avec bruit* 6

Figure 1-5 : *Contour d'une image.* 7

Figure 1-6 : *Image avec histogramme.* 8

Figure 1-7 : *Image binaire.* 8

Figure 1-8 : *Image Monochrome (256 couleurs).* 9

Figure 1-9 : *Image polychrome (65536 couleurs).* 10

Figure 1-10 : *Composition d'un système de traitement numérique.* 12

Figure 1-11 : *Principe du filtre médian.* 13

Figure 1-12 : *Principe du filtre maximum.* 14

Figure 1-13 : *Principe du filtre minimum.* 14

Figure 2-1 : *Exemples de transformations 2D* 22

Figure 2-2 : *Méthode de combinaison multirésolution* 26

Figure 2-3 : *niveaux de décomposition en ondelettes* 33

Figure 2-4 : *Fusion de deux images à l'aide de transformées en ondelettes* 34

Figure 3-1 : *Schéma générale de la fusion d'image multifocal par la méthode proposée* 39

Figure 3-2 : résultat obtenus par chaque méthode D)MinF, E)MaxF, F)SF 40

Figure 3-3 : résultat obtenus par chaque méthode D)MinF, E)MaxF, F)SF 41

Figure 3-4 : résultat obtenus par chaque méthode D)MinF, E)MaxF, F)SF 41

LISTE DES TABLEAUX

Tableaux 3-1: Comparaison entre les résultats de fusion de (MinF, MaxF, SF) avec DWT en utilisant les paramètres CC et NRMSE et la 1ér image 42

Tableaux 3-2: Comparaison entre les résultats de fusion de (MinF, MaxF, SF) avec DWT en utilisant les paramètres CC et NRMSE et la 2éme image 42

Tableaux 3-3: Comparaison entre les résultats de fusion de (MinF, MaxF, SF) avec DWT en utilisant les paramètres CC et NRMSE et la 3éme image 42

LISTE DES ABREVIATIONS

TEP	Tomographie Par Emission De Positons
SPECT	Single Photon Emission Computed Tomography
IRM	Magnetic Resonance Imaging
CAO	Conception Assistée par Ordinateur
ACP	Principal Component Analysis
DME	Décomposition Multi-Échelles
RGB	Red, Green, Blue
DCT	Discrete Cosine Transform
SWT	Stationary Wavelet Transform
DWT	Discrete Wavelet Transform
RMN	Nuclear Magnetic Resonance
PSNR	Peak Signal-To-Noise Ratio
FFT	Fast Fourier Transform
RVB	Rouge, Vert, Bleu
IDCT	Inverse Discrete Cosine Transform
FDWT	Forward Discrete Wavelet Transform
IDWT	Inverse Discrete Wavelet Transform
Cc	Corrélation Coefficient
NRMSE	Normalized Root Mean

INTRODUCTION GENERALE

La présence d'images numériques dans des applications diverses est plus importante de jour en jour. Cela est dû au développement des systèmes d'acquisitions d'images.

La profondeur de focalisation des lentilles optiques dans les dispositifs CCD limitée, donc il est impossible d'obtenir une image contenant tous les objets mis au point. Pour ajouter cette propriété, la technologie de fusion d'images a été développée, plus précisément, la technologie de fusion d'images multi-focus, dans laquelle de multiples images prises avec des longueurs focales diverses sont intégrées pour obtenir une seul image multi-focus [1]. Le but principal de la fusion d'images est que toutes les informations visuelles importantes dans les images d'entrée soient bien préservées dans l'image fusionnée. En particulier, pour la fusion d'images multi-focus consiste à combiner deux ou plusieurs images de la même scène prises avec des réglages de mise au point différents en une seule image (all-in-focus) avec une profondeur de focalisation étendue.

De même, dans le domaine industriel, et plus particulièrement en contrôle non destructif, on recourt de plus en plus, afin d'améliorer la qualité de contrôle d'un même objet ou processus de fabrication, à plusieurs modalités de contrôle qui fournissent des informations complémentaires. Citons par exemple les contrôles par radioscopie X, par échographie ultrasonore, par les courants de Foucault, ou encore par imagerie optique, infrarouge, ou laser. L'opérateur humain est alors confronté à une multiplication des types de données à examiner afin d'évaluer de manière précise et fiable la qualité de la pièce à contrôler.

La fusion de données propose de fournir un outil d'aide à la décision en présence d'informations multiples. Elle est apparue d'abord dans le domaine militaire où on a mis en œuvre des méthodes de décision distribuée dans le cadre de contrôle d'un champ de bataille ou de suivi de cible. Dans le domaine du traitement d'images, elle a d'abord trouvé comme domaine d'application d'imagerie satellitaire, toujours en référence au domaine militaire, et plus récemment en imagerie médicale et industrielle.

Le point important à souligner est que la fusion de données apporte une aide à la décision. Pour cela, elle évalue selon différents formalismes la quantité et la qualité de la connaissance apportée par chaque capteur et elle combine ces informations afin de déterminer la meilleure décision (au sens d'un certain critère) parmi les hypothèses possibles.

Plusieurs formalismes existent pour modéliser l'information issue d'une image ou d'une mesure.

Le but général de ce travail est de proposer une solution de problème de fusion d'images multifocal, quelle que soit l'application visée. Pour cela nous avons utilisé la modélisation de la connaissance par la méthode DWT les méthodes des fusions (Max fréquence et Min fréquence et SF), qui présentent l'avantage de pouvoir modéliser de manière fine l'imprécision et l'incertitude d'une information apportée par les images.

Dans un premier temps, nous décrivons brièvement, dans les chapitres 1 et 2, le concept de fusion de données et son utilisation dans le domaine du traitement de l'image. Les principes de base de la fusion de données ainsi qu'un certain nombre de définitions nécessaires pour la compréhension de la suite de l'exposé sont présentés dans le chapitre 1. Le chapitre 2 montre l'extension qui a été faite pour passer de la fusion de données à la fusion d'images, et en particulier, les prétraitements nécessaires avant la fusion, comme le recalage géométrique des images. Et nous présentons quelques notions de base du domaine de traitement d'image numérique tels que : la définition d'mage, les types d'image, caractéristiques d'image, système de traitement d'image, analyse élémentaire, filtrage, La convolution, segmentation et en fin quelques exemples concrets de traitement d'images.

Dans un deuxième chapitre nous présentons la spécificité de la fusion d'images par rapport à la fusion de données, et montrons par-là les prétraitements souvent nécessaires à réaliser avant même de pouvoir fusionner les images, à savoir essentiellement le recalage géométrique des images entre elles de manière à pouvoir assurer la correspondance précise entre les images. Afin d'expliciter la différence entre la démarche du présent mémoire et la démarche de simple combinaison ou superposition, nous qualifions de fusion au sens strict un processus allant jusqu'à l'étape de décision, alors que nous appelons fusion au sens large une simple combinaison d'images. Nous nous attachons à expliciter les différences entre ces deux démarches.

La fusion d'images est le processus consistant à combiner des informations provenant de multiples images de différentes modalités, focales, vues, capteurs et temps en une seule information. L'image fusionnée contient à la fois des informations complémentaires et redondantes provenant d'images source. L'image fusionnée donne une meilleure description que les images sources et elle a aussi une meilleure qualité. Et la fusion d'images est un mécanisme permettant d'améliorer la qualité des images.

Enfin, Dans le troisième chapitre, nous développons les applications des méthodes de fusion d'images multifocaux étudiées, et distinguons quelques analyses et résultats, par la méthode DWT avec les méthodes des fusions (Max fréquence et Min fréquence et SF).

Chapitre 1:

Généralité sur le traitement d'images

1.1 Introduction

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

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

1.2 Définition d'une image :

L'image est une représentation d'une personne ou d'un objet par la peinture, le dessin, la photographie, le film, etc… c'est aussi un ensemble structuré d'informations qui, après affichage sur l'écran, ont une signification pour l'œil humain. Elle peut être décrite sous la forme d'une fonction i(x, y) analogique continue, définie dans un domaine borné, tel que x et y sont les coordonnées spatiales d'un point de l'image et i est une fonction d'intensité lumineuse et de couleur. Sous cet aspect, l'image est inexploitable par la machine, ce qui nécessite sa numérisation.[5]

1.3 Image numerique (numerisee) :

L'image numérique est l'image dont la surface est divisée en éléments de taille fixe appelés cellules ou pixels, ayant chacun comme caractéristique un niveau de gris ou de couleurs.[5]

La numérisation d'une image est la conversion de celle-ci de son état analogique en une image numérique représentée par une matrice bidimensionnelle de valeurs numériques f(x,y), comme la montre la figure 1-1 où : x,y: coordonnées cartésiennes d'un point de l'image. F(x, y) : niveau d'intensité

La valeur en chaque point exprime la mesure d'intensité lumineuse perçue par le capteur.

1.4 Caractéristiques d'une image numérique :

Comme nous l'avons vu, l'image est un ensemble structuré d'informations parmi ses caractéristiques nous pouvons citer les paramètres suivants :

1.4.1 Pixel :

Contraction de l'expression anglaise " picture eléments ": éléments d'image, le pixel est le plus petit point de l'image, c'est une valeur numérique représentative des intensités lumineuses.

Si le bit est la plus petite unité d'information que peut traiter un ordinateur, le pixel est le plus petit élément que peuvent manipuler les matériels et logiciels sur l'image. La lettre a, par exemple, peut être affichée comme un groupe de pixels dans la figure ci-dessous.[8]

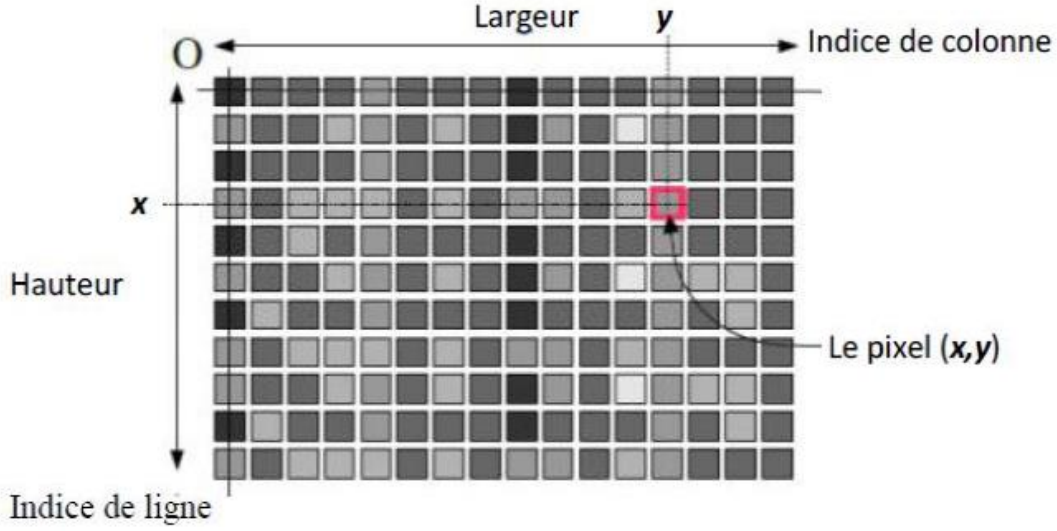


figure 1-1 : *représentation d'image numérique.*

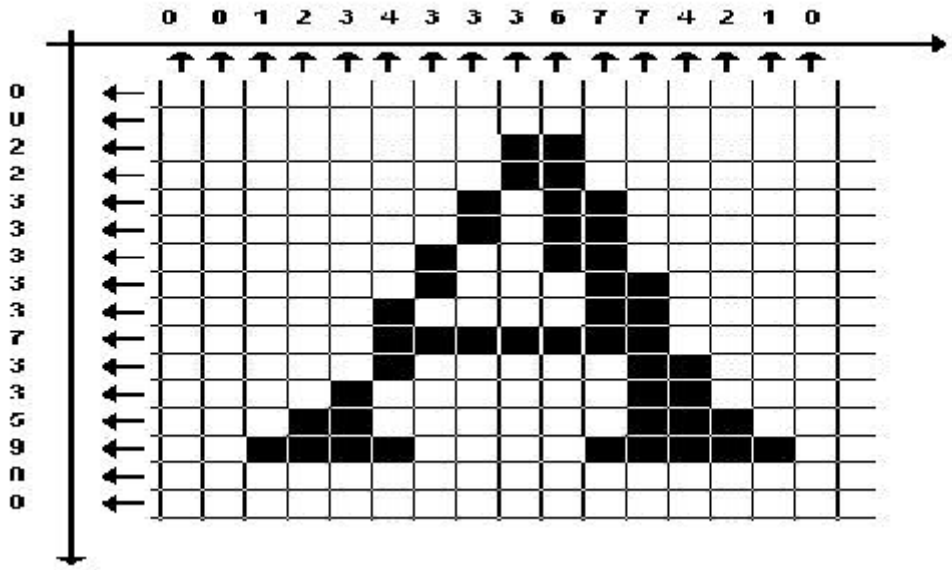


Figure 1-2 : *groupe de pixel formant la lettre a.*

1.4.2 La résolution

La résolution d'une image correspond au niveau de détail qui va être représenté sur cette image. C'est le nombre de pixels par unité de longueur dans l'image à numériser. Elle est en dpi (dots per inch) ou en ppp (points par pouce).

Plus le nombre de pixels est élevé par unité de longueur de l'image à numériser, plus la quantité d'inflation qui décrit l'image est importante et plus la résolution est élevée.[4]

1.4.3 Dimension

C'est la taille de l'image. Cette dernière se présente sous forme de matrice dont les éléments sont des valeurs numériques représentatives des intensités lumineuses (pixels). Le nombre de lignes de cette matrice multiplié par le nombre de colonnes nous donne le nombre total de pixels dans une image.[4]

1.4.4 La texture

Une texture est une région dans une image numérique qui a des caractéristiques homogènes. Ces caractéristiques sont par exemple un motif basique qui se répète .la texture est composée de texel, l'équivalent des pixels.[6]

1.4.5 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.[3]

Figure 1-3 : *image sans bruit.*

Figure 1-4 : *image avec bruit.*

1.4.6 La 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, 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.[2]

1.4.7 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.[6]

Figure 1-5 : *contour d'une image.*

1.4.8 Histogramme

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

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

La figure (1-6) montre une image avec son histogramme.[4]

1.4.9 Le contraste :

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

si l1 et l2 sont les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines a1 et a2 d'une image, le contraste c est défini par le rapport : [3]

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

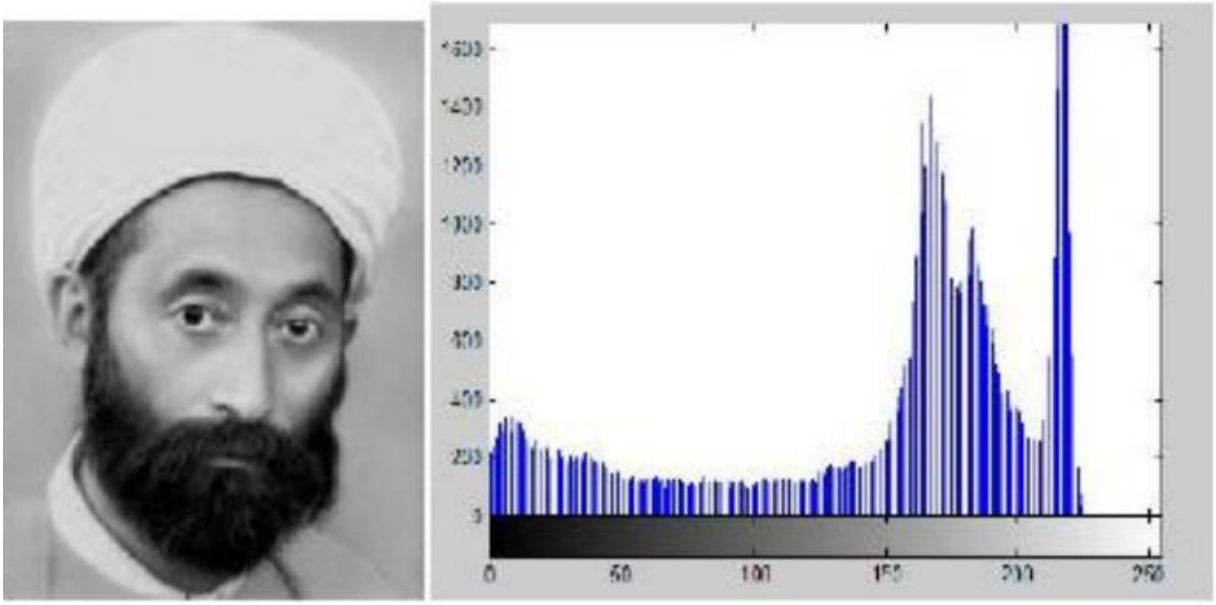


Figure 1-6 : *image avec histogramme.*

1.5 Types d'images on distingue trois types d'images :

- ✓ Binaire : 2 couleurs (arrière-plan et avant-plan).
- ✓ Monochrome : variations d'une même teinte.
- ✓ Polychrome : '' vraies'' couleurs. [5]

1.5.1 Images binaires (en noir et blanc)

Les images binaires sont les plus simples. Bichromes (dont les pixels ne peuvent avoir que les valeurs 0 et 1). Le 0 correspond à un pixel noir et 1 à un pixel blanc. Le niveau de gris est donc codé sur un seul bit.

Figure 1-7 : *image binaire.*

1.5.2 Images à niveaux de gris (monochromes)

Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. La couleur du pixel peut prendre des valeurs allant du noir au blanc en passant par un nombre fini de niveaux intermédiaires. Donc pour représenter les images à niveaux de gris, on peut attribuer à chaque pixel de l'image une valeur correspondant à la quantité de lumière renvoyée. Cette valeur peut être comprise par exemple entre ***0 et 255***. Chaque pixel n'est donc plus représenté par ***1 bit***, mais par ***1 octet***. Pour cela, il faut que le matériel utilisé pour afficher l'image, soit capable de produire les différents niveaux de gris correspondant.

Le nombre de niveaux de gris dépend du nombre de bits utilisés pour décrire la " couleur " de chaque pixel de l'image. Plus ce nombre est important, plus les niveaux possibles sont nombreux.[5]

Figure 1-8 *: image monochrome (256 couleurs).*

1.3.3 Images en couleurs (polychromes)

Elle est obtenue par la combinaison de trois couleurs dites primaires : rouge, vert et bleu(rvb) .chaque couleur est codée comme une image à niveaux de gris, avec des valeurs allants de 0 à 255 .pour r=v=b=0 nous auront un noir pur, et pour r=v=b=255 nous auront un blanc pur. La représentation des images couleurs se fait donc soit par une image dont la valeur du pixel est une combinaison linéaire des valeurs des trois composantes couleurs, soit par trois images distinctes représentant chacune une composante couleur, on distingue généralement deux types d'images : [3]

- ✓ Images 24 bits ;
- ✓ Images à palettes ;

Figure 1-9 : *image polychrome (65536 couleurs).*

1.6 Qualité de l'image numérique

Elle dépend, d'une part, de la qualité des images d'origine et, d'autre part, des moyens mis en œuvre pour convertir un signal analogique en signal numérique. Elle dépend aussi de :

- ✓ La qualité des périphériques de numérisation de l'image, du nombre de niveaux de gris ou de couleurs enregistrées, etc.
- ✓ La qualité de l'affichage à l'écran : définition de l'écran, nombre de teintes disponibles.[7]

Les critères d'appréciation de la qualité d'une image, tels que cités succinctement ci-dessus, dépendent largement de la structure même de l'image réaliste ou conceptuelle et de son mode de représentation (bitmap ou vectorielle).[5]

1.7 Images bitmap et images vectorielles

Les images appartiennent à deux grandes familles : bitmap (image-bit) et vectorielle. Alors qu'une image vectorielle est décrite à l'aide de courbes et d'équations mathématiques, une image bitmap est constituée de pixels et se réduit donc à une matrice de points. Si les images vectorielles peuvent être manipulées avec beaucoup de facilité, les modifications de taille, par exemple, apportées à une image bitmap ne sont pas sans incidence.

1.8 Système de traitement d'image

Un système de traitement d'image est généralement composé des unités suivantes :

- ✓ Un système d'acquisition et de numérisation qui permet d'effectuer l'échantillonnage et la quantification d'une image.
- ✓ Une mémoire de masse pour stocker les images numérisées.
- ✓ Un système de visualisation.
- ✓ Une unité centrale permettant d'effectuer les différentes opérations de traitement d'images.[2]

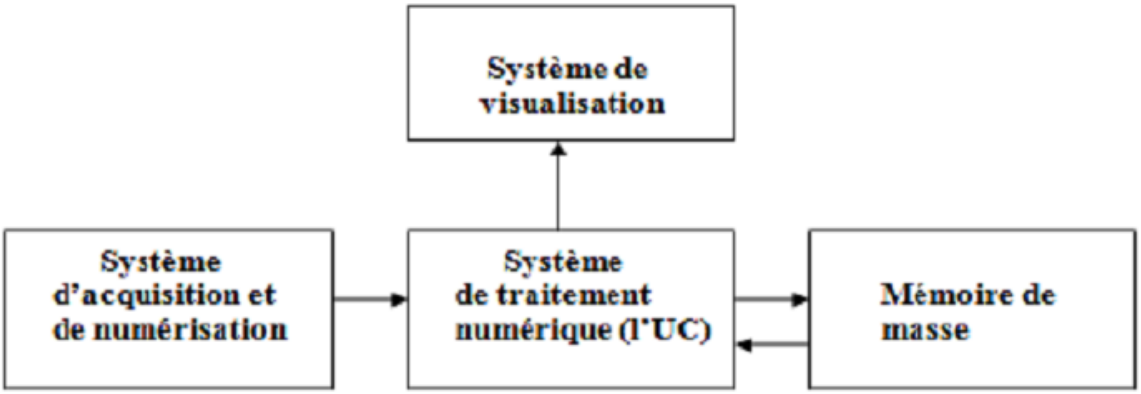


Figure 1-10 : *composition d'un système de traitement numérique.*

❖ Acquisition et numérisation :

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.

❖ Visualisation

Tout système de traitement d'image est doté d'un dispositif de visualisation qui permet l'affichage des images. L'utilisation de différents types de restituteurs permet de transformer le signal numérique qu'est la matrice image en un signal analogique visible par l'œil de l'observateur. Pour cela, différents types de supports peuvent être employés : moniteur vidéo, clichés photographiques, impression sur papier. Dans tous les cas et pour chaque échantillon de l'image numérique, on recrée un nouvel élément d'image ou un nouveau pixel dont on choisit la forme de façon à reconstituer une image analogique qui soit la plus proche possible de l'image avant numérisation compte tenu des erreurs introduites lors de l'acquisition, de la numérisation et de la transmission .[7]

1.9 Traitement numérique des images

Les techniques de traitement sont destinées à l'exploitation des informations contenues dans les images, ceci dans le but d'améliorer la qualité des images et de les rendre plus facilement interprétables, en d'autre termes elles permettent d'augmenter la qualité visuelle de l'image.

1.9.1 Filtrage numérique

Les images numériques telles qu'elles sont acquises, sont très souvent inexploitables pour le traitement d'images. Elles contiennent des signaux bruités. Pour remédier cela, différents prétraitements pour l'amélioration ou la correction sont effectués.[3]

On peut scinder les filtres en deux grandes catégories :

1.9.1.1 Filtres linéaires

Les filtres linéaires transforment un ensemble de données d'entrée en un ensemble de données de sortie par une convolution bidimensionnelle qui est une opération mathématique. Ils permettent de supprimer le bruit dans l'image. Chaque filtre a une taille n x n avec n impair.[3]

Les filtres linéaires les plus connus sont les filtres passe-bas, passe-haut.

A. **Filtre passe-bas (lissage) :**

Ce filtre n'affecte pas les composantes de basse fréquence dans les données d'une image, mais doit atténuer les composantes de haute fréquence l'opération de lissage est souvent utilisée pour atténuer le bruit et les irrégularités de l'image. Elle peut être répétée plusieurs fois, ce qui crée un effet de flou. En pratique, il faut choisir un compromis entre l'atténuation du bruit et la conservation des détails et contours significatifs.[2]

1/9*

1	1	1
1	1	1
1	1	1

Masque du filtre

B. **Filtre passe-haut (accentuation) :**

Le renfoncement des contours et leur extraction s'obtiennent dans le domaine fréquentiel par l'application d'un filtre passe-haut. Le filtre digital passe-haut a les

caractéristiques inverses du filtre passe-bas .ce filtre n'affecte pas les composantes de haute fréquence d'un signal, mais doit atténuer les composantes de basse fréquence.[2]

H=

-1	**-1**	**-1**
-1	**9**	**-1**
-1	**-1**	**-1**

Masque de filtre

1.9.1.2 Filtres non linéaire

Ils sont conçus pour régler les problèmes des filtres linéaires, leur principe est le même que celui des filtres linéaires, il s'agit toujours de remplacer la valeur de chaque pixel par la valeur d'une fonction calculée dans son voisinage. La différence majeure, est que cette fonction n'est plus linéaire mais une fonction quelconque (elle peut inclure des opérateurs de comparaisons ou de classification). Les filtres non linéaires les plus connu sont : [2]

A. Filtre médian

Ce filtre est très utilisé pour éliminer le bruit sur une image qui peut être de différentes origines (poussières, petits nuages, baisse momentanée de l'intensité électrique sur lescapteurs, ...). L'avantage de ce filtre réside dans le fait qu'il conserve les contours alors que les autres types de filtres ont tendance à les adoucir.[2]

L'algorithme de filtre médian est le suivant :

- ✓ Trier les valeurs par ordre croissant.
- ✓ Remplacer la valeur du pixel centrale par la valeur située au milieu de la triée.
- ✓ Répéter cette opération pour tous les pixels de l'image.

19	**30**	**12**
15	**30**	**11**
26	**16**	**14**

19	**30**	**12**
15	**16**	**11**
26	**16**	**14**

30	**26**	**19**	**18**	**16**	**15**	**14**	**11**	**12**

Figure 1-11 : *principe du filtre médian.*

B. Filtre maximum

On applique le même traitement que celui du filtre médian mais la valeur du pixel du centre comme la montre la figure 1-12, va être changée par le maximum.

19	30	12
15	18	11
26	16	14

19	30	12
15	30	11
26	16	14

30	26	19	18	16	15	14	12	11

Figure 1-12 : *principe du filtre maximum.*

C. Filtre minimum

On applique le même traitement que celui du filtre maximum mais, cette fois, la valeur du pixel du centre comme la montre la figure va être remplacée par le minimum.[2]

Centre comme la montre la figure 1-12, va être changée par le maximum.

19	30	12
15	18	11
26	16	14

19	30	12
15	11	11
26	16	14

30	26	19	18	16	15	14	12	11

Figure 1-13: *principe du filtre minimum.*

1.9.2 Domaines d'application

Le traitement d'images possède l'aspect multidisciplinaire. On trouve ses applications dans des domaines très variés tels que les télécommunications (t.v., vidéo, publicité,...), la médecine (radiographie, ultrasons,...), biologie, astronomie, géologie, l'industrie (robotique, sécurité), la météorologie, l'architecture, l'imprimerie, l'armement (application militaire). De nouvelle applications pratiques sont possibles aujourd'hui et touchent tous les domaines d'activités, tels que : métiers du spectacle, de la radio, créations artistiques.[6]

1.10 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons vu une brève introduction aux concepts liés au domaine du traitement d'images. Les différentes définitions qui y sont développées sont celles des connaissances élémentaires de cette discipline, mais combien même elles sont essentielles pour l'initiation aux traitements approfondis des images.

Nous allons aborder au prochain chapitre les techniques de la fusion d'image.

Chapitre 2:

Généralités sur la fusion d'images multifocale

2.1 Introduction

Il faut noter tout d'abord que le terme « fusion d'images » a été utilisé parfois comme un synonyme de combinaison ou de superposition des images. En effet, le terme « fusion » qualifie souvent à une simple combinaison des images, sans aller jusqu'à l'étape de prise de décision. Afin d'expliciter la différence entre la démarche du présent mémoire et la démarche de simple combinaison ou superposition, nous qualifions de fusion au sens strict un processus allant jusqu'à l'étape de décision, alors que nous appelons fusion au sens large une simple combinaison d'images. Nous nous attachons à expliciter les différences entre ces deux démarches.

La fusion d'images est le processus consistant à combiner des informations provenant de multiples images de différentes modalités, focales, vues, capteurs et temps en une seule information. L'image fusionnée contient à la fois des informations complémentaires et redondantes provenant d'images source. L'image fusionnée donne une meilleure description que les images sources et elle a aussi une meilleure qualité.

Un bon processus de fusion devrait inclure l'information redondante mais en même temps ne devrait pas surcharger l'image fusionnée. Il ne doit pas non plus introduire d'artefacts ou de bruit dans l'image. Avec des avancées technologiques rapides, il est désormais possible d'obtenir des informations provenant d'images multi-sources pour produire une image fusionnée de haute qualité avec des informations spatiales et spectrales.[50]

La fusion d'images est un mécanisme permettant d'améliorer la qualité des images.

Les applications importantes de la fusion d'images incluent l'imagerie médicale, l'imagerie microscopique, la télédétection, la vision par ordinateur, les robots intelligents et les systèmes de surveillance. La fusion d'images fournit un moyen efficace de réduire ce volume croissant d'informations tout en extrayant toutes les informations utiles des images sources. Les données multi-capteurs présentent souvent des informations complémentaires sur la région étudiée, de sorte que la fusion d'images fournit une méthode efficace pour permettre la comparaison et l'analyse de ces données. Outre la réduction de la quantité de données, l'objectif de la fusion d'images est de créer de nouvelles images plus adaptées à la perception humaine / machine et à d'autres tâches de traitement d'image telles que la segmentation, la détection d'objets ou la reconnaissance de cibles, télédétection et imagerie médicale. Par exemple, les images à bande visible et infrarouge peuvent être fusionnées pour aider les pilotes à atterrir dans une mauvaise visibilité. Les images multi-capteurs ont souvent des représentations

géométriques différentes, qui doivent être transformées en une représentation commune pour la fusion. Cette représentation doit conserver la meilleure résolution de chaque capteur.

L'alignement des images multi-capteurs est une condition préalable à la réussite de la fusion d'images.[51]

Nous présentons dans ce chapitre la spécificité de la fusion d'images par rapport à la fusion de données, et montrons par-là les prétraitements souvent nécessaires à réaliser avant même de pouvoir fusionner les images, à savoir essentiellement le recalage géométrique des images entre elles de manière à pouvoir assurer la correspondance précise entre les images.et nous avons persistant à la technique de fusion basée sur les ondelettes et ses mérites et démérites pour la fusion d'images multimodale. Dans d'autres sections, les méthodes et les catégories de fusion d'images sont expliquées.

2.2 Domaines d'application

La fusion d'images trouve sa place dès lors que plusieurs acquisitions du même «objet » (au sens large) sont effectuées et sont à analyser. Les premiers essais de fusion d'images ont été réalisés à partir d'images satellitaires et aériennes, puis pour des images dites «naturelles », en lumière visible, dans le milieu biomédical et industriel.

2.2.1 Imagerie aérienne et satellitaire.

C'est le premier domaine où les méthodes de fusion numérique d'images ont été mises en place. Les premières applications furent militaires [09]. La fusion a été développée pour permettre la reconnaissance d'objets, la poursuite de cibles ou encore la surveillance du champ de bataille [10]. Le commandant en chef dispose de nombreuses sources d'informations (radar, laser, infra-rouge, visible...) Le but de la fusion est de combiner de manière rapide et sûre toutes ces informations de manière à offrir au stratège une aide à la décision [11]. D'autres applications de la fusion d'images ont vu récemment le jour du fait du développement des techniques d'imagerie par satellite et par avion. Ces images sont souvent multispectrales, c'est-à-dire que le satellite est capable de fournir des images de la même zone géographique, mais acquises dans des conditions différentes avec des capteurs différents.

Citons par exemple les canaux XS1, XS2, et XS3 du satellite SPOT qui permet d'accéder de manière assez simple à des images susceptibles d'être fusionnées. Les applications de la fusion en imagerie satellitaire et aérienne permettent d'automatiser un certain nombre de tâches en climatologie, en prédiction des récoltes.... [12]. La plupart des techniques de fusion de données ont été d'abord appliquées à l'imagerie satellite avant d'être portées vers d'autres domaines d'application. En effet, la réalité du terrain est souvent connue, et les problèmes de

recalage sont bien moins difficiles à résoudre que dans le cas de l'imagerie médicale par exemple.

2.2.2 Imagerie médicale

Dans le domaine médical, le médecin a à sa disposition un nombre croissant d'images issues de modalités d'imagerie différentes (imagerie par rayons X, par ultrasons, par résonance magnétique, par émission de positons, ou encore imagerie nucléaire). Il s'agit pour lui de synthétiser toutes ces informations afin d'établir un diagnostic le plus fiable, le plus précis et le plus exact possible. En général, il les compare et les intègre mentalement pour se forger une représentation mentale de l'organe étudié afin de prendre sa décision. Pourtant, les conditions de comparaison de ces images sont souvent difficiles, car ces images n'ont pas forcément la même taille, ni la même résolution spatiale, ni le même contraste, et ne représentent pas forcément l'organe sous le même point de vue. De plus, de part la nature physique de ces imagerie, les structures visualisées dans les images peuvent avoir des représentations bien différentes. Par exemple, une radiographie par rayons X représente une projection de l'organe dans un plan, alors qu'une échographie met en évidence les interfaces entre les tissus au niveau d'une coupe. Dans tous les cas, il est important, voire indispensable, de recaler toutes les données dans un même référentiel afin de pouvoir réaliser la comparaison ou l'intégration des informations. Ce n'est pas toujours facile. Nous détaillons ci-après les principales méthodes de recalage. D'une manière générale, le recalage permet déjà une bien meilleure comparaison des images, car il les place toutes dans un même repère. Dans le domaine médical, on trouve une littérature importante concernant la mise en correspondance de ces images. Ces travaux sont quelquefois qualifiés de fusion de données. En fait, la publication des premiers résultats de recherche sur la fusion de données avec intégration des concepts de gestion de l'imprécision et de l'incertitude et modélisation de la connaissance sont relativement récents. En imagerie médicale, deux organes ont été particulièrement étudiés dans le cadre de la fusion de données ou de la mise en correspondance. Il s'agit du cerveau [13] et du cœur [14]. Ceci peut s'expliquer par l'importance vitale de ces deux organes, et par le développement de nombreuses techniques d'imagerie adaptées à ces organes. Il est à noter néanmoins que les travaux sur le cerveau sont beaucoup plus nombreux.

Le recalage géométrique des images y est nettement plus facile et on possède déjà des méthodes robustes pour le recalage des images du cerveau. L'étude du mouvement du cœur et la mise en correspondance de séquences multimodales cardiaques est encore du domaine de la recherche.

Citons enfin le domaine de l'imagerie des vaisseaux, qui offre des modes d'acquisitions complémentaires, et qui ouvre des perspectives intéressantes pour la fusion de données.

2.2.3 Imagerie industrielle

Dans le domaine de l'imagerie industrielle, et plus particulièrement en contrôle non destructif, on commence de plus en plus à utiliser différents types de modes de contrôle pour détecter de manière systématique les défauts. L'opérateur se retrouve alors dans la même situation que le médecin, avec souvent une contrainte de temps réel supplémentaire. La plupart des applications consiste à détecter des défauts dans des pièces métalliques, et les imageries utilisées sont le plus souvent la radiographie sur film, la radioscopie numérique, les ultrasons et le contrôle par courants de Foucault. Les méthodes de fusion sont mises en place pour des pièces très précises dont il faut améliorer la fiabilité et la rapidité de contrôle. [16].

2.3 Le recalage des images : un pre-requis souventnecessaire

2.3.1 Définition

Recaler des images entre elles consiste à trouver la meilleure transformation géométrique possible de manière à mettre en correspondance des structures issues de ces images. Ceci permet de représenter les informations issues des images dans un même référentiel, afin de pouvoir les comparer ou les fusionner. Cette étape, bien que ne faisant pas partie de l'étape de fusion proprement dite, est un prérequis souvent nécessaire avant la fusion. Le recalage permet qu'un même pixel dans les deux images corresponde à un même point physique de l'objet. On peut classer les différentes méthodes de recalage selon différents critères. Dans [17], a été proposée une revue des différentes méthodes classées selon la transformation utilisée ou selon le degré d'interactivité de la méthode. De manière générale, on peut décomposer un processus de recalage en plusieurs étapes. Dans un premier temps, il est nécessaire de repérer, de manière interactif, semi-automatique ou complètement automatique, les caractéristiques communes aux images à recaler et de les apparier. Ensuite, grâce à ces caractéristiques, on détermine la transformation (dont on aura au préalable défini la nature), qui fait correspondre au mieux les images entre elles. Enfin, une fois que la transformation est déterminée, il reste à l'appliquer à l'image que nous souhaitons transformer pour la recaler sur l'image que nous choisissons comme image de référence.

2.3.2 Différentes méthodes de recalage

Nous faisons dans ce paragraphe la revue des différentes méthodes de recalage, en donnant des exemples d'application de ces méthodes dans diverses problématiques.

2.3.2.1 Transformations

Tout d'abord, nous pouvons classer les différentes méthodes de recalage selon le type de la transformation. On différencie les transformations globales, où toute l'image à recaler est transformée selon les mêmes équations, et les méthodes locales, où les différentes régions de l'image ne seront pas traitées de la même façon. On distingue également les transformations 2D et 3D, selon la nature des images à recaler [18]. Nous décrivons brièvement ci-dessous un inventaire des transformations possibles.

A. Transformation rigide

La méthode la plus simple et la plus classique est une simple transformation rigide. Elle combine une rotation, et une translation, et éventuellement une symétrie [19]. On se place dans un cadre purement mécanique, et on suppose que les objets à recaler sont rigides, et d'autre part, que les images à recaler ont la même résolution spatiale. Cette transformation conserve les distances entre les points de l'objet. Cette méthode est relativement simple à mettre en place, mais le domaine où elle est valide est relativement peu étendu. Cela peut être le cas en contrôle non destructif où les objets ne subissent pas de déformation, et où les images possèdent la même résolution spatiale. [20]

B. **Transformation homothétique**

Celles-ci combinent à la fois une homothétie, une rotation et une translation. Ces transformations sont dites affines, c'est-à-dire qu'elles conservent le parallélisme des droites. Ensuite viennent les transformations projectives, qui conservent les lignes droites [21].

C. **Transformation élastique**

Les transformations élastiques sont les plus générales, et sont définies souvent par un polynôme de degré supérieur à 2. Le nombre de leurs paramètres est donc plus important.

Cependant, ces méthodes de transformations sont bien adaptées au cas d'objets souples ou déformables, comme beaucoup d'organes du corps humain [22]. La figure 2-1 illustre les effets des différentes transformations sur une image.

2.3.2.2 Des paramètres de la transformation

Les paramètres des transformations sont basés sur ce que nous appellerons des amers (en référence au vocabulaire maritime où un amer est un point de repère pour les navigateurs).

Ces amers sont des structures correspondantes extraites des images à recaler et qui permettent de déterminer les paramètres de la transformation. Ces structures similaires peuvent être sélectionnées de manière automatique, semi-automatique ou complètement interactive. Nous détaillons dans le paragraphe suivant les différentes natures que peuvent prendre ces amers.

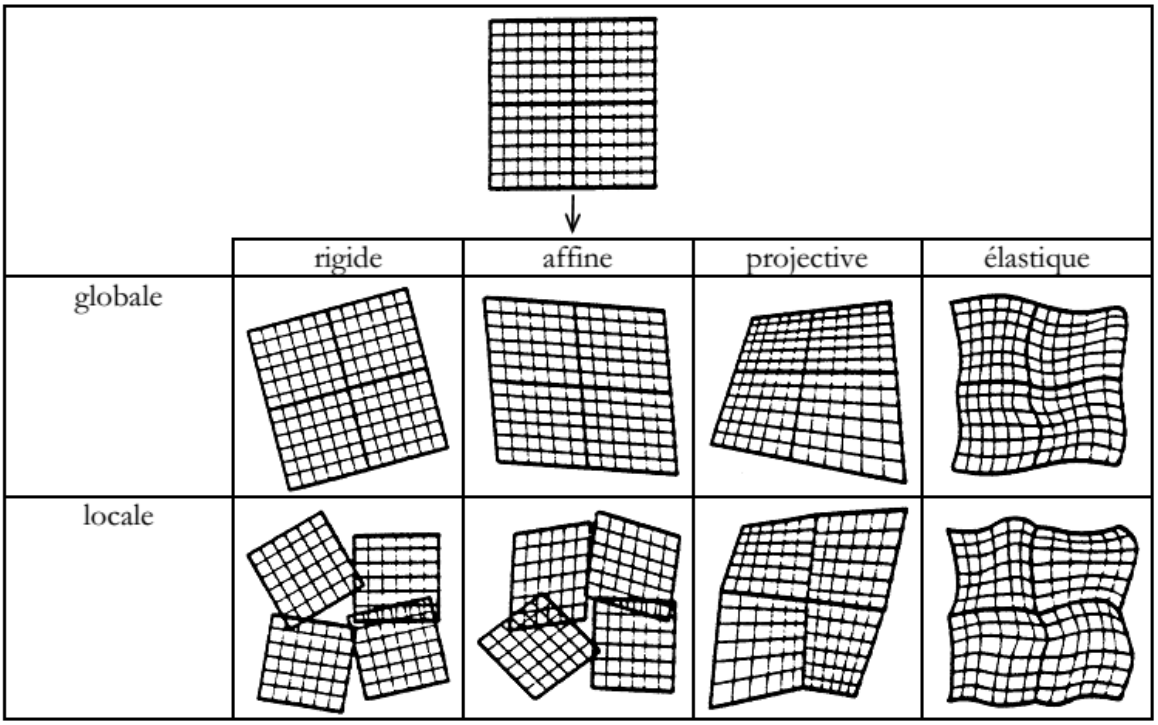


Figure 2-1 : *Exemples de transformations 2D*

A. Mise en correspondance de paires de points

C'est la technique la plus simple. On cherche à mettre en correspondance des points particuliers reconnaissables dans les images. Ces points sont souvent déterminés de manière interactive ou semi-automatique. Les points de contrôle peuvent être de nature intrinsèque ou extrinsèque au système étudié. En imagerie médicale, les points de contrôle intrinsèques correspondent à des points anatomiques saillants, comme l'intersection de deux contours ou comme des points dont la position géométrique est significative. Cependant, il est parfois plus simple et plus fiable de disposer autour du système à étudier un repère externe, dont on connaît parfaitement la géométrie et la position de manière absolue. Ces repères externes peuvent être des casques stéréotaxiques, des marqueurs sur la peau ou bien des points sources placés de chaque côté du patient lors de l'acquisition dynamique d'images scintigraphies [23].

B. Mise en correspondance de structures

Dans ce cas, une première extraction des structures intéressantes est effectuée, et on utilise toutes les informations structurelles pour la mise en correspondance. On utilise un modèle physique de l'objet étudié et des systèmes d'imagerie [16]. La mise en correspondance consiste à ajuster les paramètres des modèles au mieux. On évalue la qualité du recalage par un critère de distance entre l'image de référence et l'image recalée. La méthode de « Head And Hat » [25], développée pour des images tomographiques de la tête reprend ce principe. Nous trouvons également dans la littérature des modélisations des contours par des contours actifs comme des

Bsplines ou des snakes [26]. Nous pouvons aussi ajouter à ces techniques de correspondance de paramètres, toutes les méthodes basées sur le calcul de champs de vecteur déplacement entre les contours de deux structures. Citons par exemple [27]. Ce dernier type conduit essentiellement à des transformations élastiques.

C. Mise en correspondance des moments invariants

Dans cette technique, nous cherchons à superposer les centres d'inertie et à aligner les axes principaux d'inertie des formes extraites des deux images à recaler [28], les axes principaux ayant la propriété d'être invariants par rapport aux translations, rotations et homothéties. Cette technique est bien adaptée lorsque l'on cherche une transformation affine.

D. Méthodes fondées sur les niveaux de gris

Un grand nombre de méthodes de recalage utilisent comme caractéristiques communes les niveaux de gris dans les images. Cela présente l'intérêt de ne pas nécessiter de prétraitements sur les images avant recalage, mais impose que les images ne soient pas trop différentes en termes de contraste. Cette technique est donc bien adaptée au cas de recalage de deux images de la même modalité. La plupart des méthodes de recalage basées sur les niveaux de gris utilisent la corrélation entre les images. Junck et al. [29], et Hajnal et al. [30] proposent une transformation dont les paramètres sont calculés de manière interactive grâce à la corrélation de deux images fonctionnelles du cerveau. De Castro applique quant à lui une corrélation en croix sur les images ayant subi préalablement une transformation orthogonale, de Fourier par exemple [31]. Cette corrélation lui permet de définir la rotation et la translation adaptées aux images. Nous pouvons encore citer l'approche multirésolution [32] qui permet de définir de manière multiéchelle la transformation entre les deux images, par leur représentation à plusieurs résolutions. Cette technique permet de s'approcher rapidement de la transformation optimale par une approche « coarse-to-fine ».

2.3.2.3 Mise en correspondance des images

Une fois les paramètres de la transformation déterminés, il reste à appliquer celle-ci sur une des deux images, de manière à obtenir deux images dont les structures coïncident géométriquement. La plupart du temps, il est nécessaire d'utiliser une interpolation, qui peut introduire des artefacts dans l'image recalée. De plus il faut gérer les éventuels recouvrements et zones extérieures à l'image. Il n'existe pas de méthodes génériques pour l'application de la transformée, et il faut souvent voir au cas par cas la meilleure méthode pour appliquer la transformation.

2.4 Différents niveaux d'abstraction de fusion possibles

2.4.1 Fusion de données au niveau pixel

2.4.1.1 Superposition et combinaison des images

Dans le domaine de la fusion au sens large, la technique la plus simple et qui a été employée la première est la technique de superposition. Une fois l'étape de recalage réalisée, les pixels des différents capteurs se correspondent précisément spatialement. L'idée sous-jacente de la superposition consiste à représenter sur une 3eme image composite toutes les informations provenant des différentes images. Cela s'effectue souvent par un codage coloré, où on affecte à chaque image d'entrée un canal vidéo (Rouge, Vert, Bleu ou Gris) et la combinaison des différentes images se fait par l'intermédiaire de la vision colorée. Cette approche a été souvent utilisée en imagerie médicale, où il s'agit de mettre en relation des informations complémentaires concernant l'état d'un patient. Par exemple, cette technique de visualisation colorée est devenue une technique de référence dans l'étude des relations entre une image fonctionnelle (décrivant le métabolisme d'un organe, son activité) et une image anatomique. C'est le cas en imagerie cérébrale, pour représenter conjointement des résultats de Tomographie par Emission de Positons (TEP) ou de Tomographie par Emission Simple de photon (SPECT), ou encore de l'Imagerie par Résonance Magnétique fonctionnelle (IRMf) représentant l'activation du cerveau, avec des images décrivant avec une bonne résolution spatiale l'anatomie de l'organe (IRM anatomique, Tomographie par Rayons X). De nombreuses références présentent des résultats sous cette forme [25]. Une présentation générale de ces techniques de superposition est rapportée dans [34], en se basant sur le modèle de superposition des images SPECT et Tomographie à Rayons X du cerveau. Une méthode un peu plus élaborée consiste à faire de la combinaison de pixels, en utilisant des opérateurs de combinaison arithmétique ou logique. On propose par exemple de faire la moyenne (arithmétique ou géométrique) pixel à pixel des deux images, ou bien de prendre le maximum pixel à pixel des deux images, ou encore d'effectuer une opération logique entre les deux images. Cela permet de renforcer le contraste de l'image résultat, ou bien de diminuer le bruit général. Ce modèle est surtout appliqué à des images visibles ou en infra-rouge, combinées avec des images de télémètre laser, dans un cadre militaire par exemple [11]. Cette méthode combine de manière satisfaisante des images en grande partie redondante, mais où des informations manquent dans un ou plusieurs capteurs. Par exemple, cette méthode est bien adaptée lorsqu'il y a des occlusions d'objets sur certains capteurs, qui restent visibles sur d'autres. C'est pourquoi cette méthode est employée aussi bien pour des images visibles que des images satellitaires ou

aériennes. Les conditions météorologiques peuvent perturber différemment les canaux et, par voie de conséquence, des zones de l'image peuvent être visibles sur certains capteurs et non sur d'autres. Pour cela, l'approche par combinaison de pixels peut fournir des résultats intéressants de manière à représenter sur une image composite toutes les zones d'intérêt de la scène. Une variante de cette méthode a été souvent utilisée, en particulier en imagerie visible et infra-rouge [27], en imagerie satellitaire [12] et en imagerie médicale [36]. La démarche est similaire à celle présentée précédemment, mais la combinaison des valeurs ne s'opère pas sur les images originales, mais sur les paramètres d'une transformation appliquée aux images originales. En ce qui concerne la transformation multi résolution, on trouve dans la littérature à peu près toutes les transformations multi échelles classiques. La transformée en ondelettes [37] permet de tenir compte des différences de résolution spatiale entre les différentes images initiales, mais on trouve aussi des décompositions pyramidales plus classiques à base de filtrage linéaire ou morphologique [36].

Le résultat de cette combinaison sera constitué d'une image composite, formée à partir des composantes transformées des deux images. Nous n'obtenons toujours pas une image segmentée, mais une image où certaines caractéristiques sont mises en évidence (Par exemple, les composantes verticales, ou les hautes fréquences, en fonction de la transformation choisie). Ensuite, il faut procéder à une étape de segmentation classique de cette image composite. Sur la figure 2-2, est présentée une approche multirésolution de manière synthétique. En général, la même transformation est appliquée à toutes les images originales. La combinaison s'effectue dans l'espace transformé, et l'image résultat est alors obtenue par transformation inverse.

2.4.1.2 Fusion de données au niveau du pixel

Nous n'étions pas encore complètement dans le domaine de la fusion d'images à proprement parler si l'on respecte la définition donnée au chapitre précédent. En effet, jusqu'ici, nous n'avons pas modélisé de manière explicite la connaissance disponible et surtout l'étape de fusion n'intégrait pas de prise de décision, donc de segmentation des images. Le résultat de la fusion aboutissait à une image composite, non segmentée. Or, nous avons vu que la fusion au sens strict comprenait toujours une étape de décision.

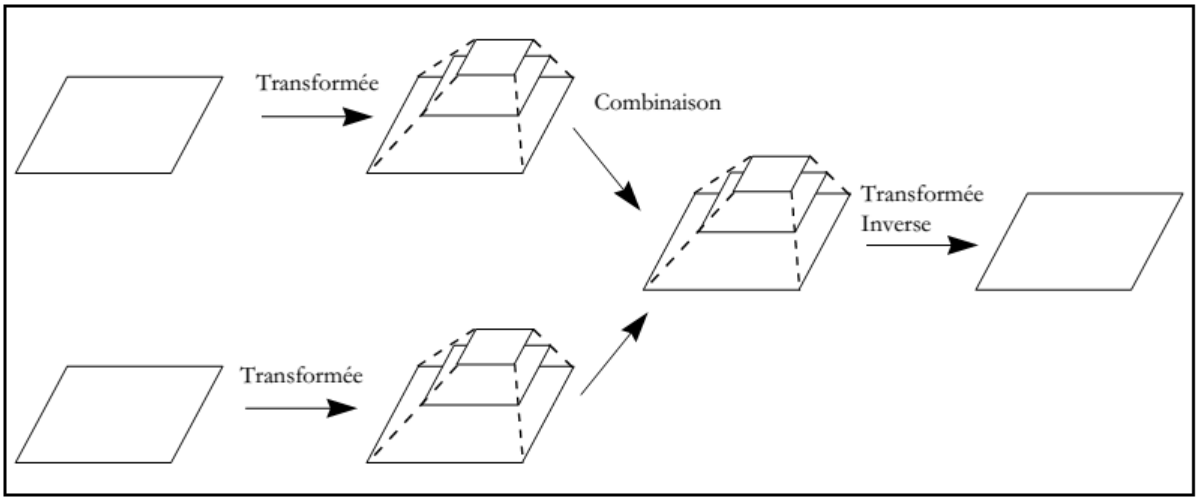


Figure 2-2 : *Méthode de combinaison multirésolution*

Nous présentons dans ce paragraphe les modes de fusion au sens strict au niveau du pixel que l'on peut trouver dans la littérature. Pour ce qui est de la fusion au niveau pixel, il faut arriver à évaluer la connaissance apportée par un pixel pour le problème considéré. Il faut donc précisément définir les différentes hypothèses et poser le problème de la segmentation recherchée. Ensuite, il faut modéliser la connaissance (ou le manque de connaissance) apportée par un pixel. Nous choisissons alors une modélisation issue d'un des formalismes permettant de gérer l'imprécision et/ou l'incertitude qui ont été présentés au chapitre précédent. En général, l'information utilisée le plus souvent par les modes de fusion au niveau du pixel est le niveau de gris de ce pixel. De ce niveau de gris, on peut tirer des informations sur l'appartenance du pixel à telle ou telle classe, et ce en fonction de la définition des classes. Cette modélisation peut être basée sur la théorie bayésienne de la décision [30], la théorie de l'évidence [39], ou bien la théorie des possibilités [40].

Des modes de modélisations plus complexes peuvent aussi intégrer dans le processus de fusion une information basée sur le contexte spatial en utilisant une modélisation du voisinage adéquate. Par exemple, Bracker et al. [41] proposent de modéliser le contexte spatial d'une image de télédétection par un champ aléatoire markovien. Ce contexte spatial amène une autre information qui, elle-même est modélisée dans le même formalisme (ici, la théorie de l'évidence).

2.4.2 Fusion de données au niveau objet

Les images ont été segmentées avec une méthode quelconque de traitement d'images. On travaille donc maintenant sur des objets possédant des attributs, dérivés du traitement d'images

classique. Ces attributs peuvent être plus ou moins sûrs, donc intégrer de l'imprécision comme de l'incertitude. La fusion cherche dans ce cas à améliorer la connaissance sur ces attributs et à classifier l'objet en différentes classes. Il faut ici aussi un référentiel commun de manière à pouvoir évaluer les attributs dans une même référence. Cette étape de recalage est beaucoup moins contraignante que pour la fusion au niveau pixel, car il suffit de connaître un référentiel commun et de mettre en correspondance non plus les pixels similaires, mais uniquement les objets. La précision demandée pour le recalage est en général moins grande. Nous pouvons citer quelques exemples de fusion au niveau objet. Houzelle a proposé dans sa thèse une méthode de fusion d'informations extraites d'images satellites en vue de classifier automatiquement des objets de nature cartographique [42]. La fusion au niveau objet est aussi utilisée dans le domaine du contrôle non destructif, où il s'agit de déterminer précisément un certain nombre d'attributs avec la meilleure fiabilité possible, le plus souvent à partir de capteurs différents [43].

2.4.3 Fusion au niveau décision

C'est ce que les spécialistes de théorie de la décision appellent la décision répartie [44]. Chaque capteur (donc chaque image) propose une décision vis-à-vis d'un système complexe, telle qu'une action à envisager parmi un ensemble possible. Le traitement individuel est donc très poussé et ce n'est qu'à la fin du processus que les décisions de chaque image sont mises en commun [37]. Il s'agit essentiellement de systèmes à bases de règles à partir des résultats de traitements des images, intégrant ou non des notions d'incertitude ou d'imprécision (systèmes à base de règles) [30]. Un exemple de cette méthode est donné dans [46], où un système à base de connaissances est utilisé pour agréger des résultats issus de classifieurs individuels dans le but de reconnaître automatiquement l'écriture manuscrite.

2.4.4 Fusion combinant plusieurs niveaux d'abstraction

Il est souvent intéressant, lorsque l'on dispose d'un modèle quelconque de l'objet à étudier, de chercher à combiner les informations provenant réellement de ou des images à étudier et de comparer ces informations avec celles provenant du modèle. Nous cherchons donc à combiner à la fois des informations symboliques et numériques. Il faut alors définir un cadre commun à ces deux types d'informations. Le plus souvent, on réalise une opération de segmentation destinée à transformer l'information numérique en symbolique, et ensuite on raisonne au niveau symbolique, en utilisant les méthodes de l'intelligence artificielle. Ceci peut avoir comme application la recherche de défauts, si le modèle et l'image sont en désaccord (dans ce cas, on accorde plus de confiance au modèle qu'à l'image). Ce genre d'approches est très souvent utilisé en contrôle non destructif, où on compare une pièce avec son modèle en

CAO [47]. Ceci est également valable en imagerie médicale lorsqu'on utilise un atlas numérique représentant un modèle de l'organe, afin de détecter d'éventuelles anomalies [48]. On peut aussi utiliser cette approche pour déceler si le modèle a besoin d'être adapté, et ceci en particulier pour des mises à jour de base de données cartographiques à partir d'images aériennes ou satellitaires [49].

2.5 Techniques de fusion d'image

Les techniques de fusion d'images peuvent généralement être classées en techniques spatiales et basées sur un domaine de transformation.

Les techniques basées sur le domaine spatial couramment utilisées sont la saturation de teinte d'intensité, l'analyse en composantes principales (ACP), les combinaisons arithmétiques et la méthode Brovey. Ces techniques sont simples à utiliser et fournissent une meilleure orientation spatiale dans l'image fusionnée Spatial Domain Fusion est l'une des méthodes les plus simples. Il effectue directement sur l'image source, c'est-à-dire qui n'a pas besoin de transformation et de décomposition sur une image originale. Cette méthode réduit le rapport signal sur bruit de l'image résultante pour les applications en temps réel avec une moyenne simple en elle-même mais elles souffrent de dégradation spectrale. Pour surmonter les inconvénients des techniques basées sur le domaine spatial, des techniques basées sur la transformation ont été proposées.

Dans la transformation de la fusion de domaine, une transformation est appliquée aux images enregistrées pour identifier les détails vitaux de l'image. L'image d'entrée est décomposée en coefficients de transformation. Ensuite, la règle de fusion est appliquée sur les coefficients de transformation et la carte de décision de fusion est obtenue. La transformation inverse est appliquée sur la carte de décision pour produire l'image fusionnée. Cette image fusionnée aura tous les détails des images sources et réduit la distorsion spatiale. Les techniques basées sur le domaine de transformation peuvent également être appelées techniques de décomposition multi-échelles (DME). Les techniques de DME impliquent la transformation des images sources en différentes échelles avant l'application des règles de fusion. Les techniques DME couramment utilisées sont les transformées pyramidale, ondelette, contourline et Curvelet. Ce chapitre est persistant pour les techniques de fusion basées sur les ondelettes et ses variations pour la fusion d'images multimodales

2.5.1 La Fusion en domaine spatial

Ce type de fusion est directement appliqué aux images d'entrée qui diminuent le rapport signal sur bruit de l'image fusionnée finale avec la moyenne simple.

2.5.1.1 ACP (analyse en composantes principales)

L'analyse en composantes principales est une technique statistique qui transforme des données multivariées avec des variables corrélées en une variable non corrélée. Ces nouvelles variables sont obtenues en combinant les variables originales.[52]

La ACP ne dispose pas d'un ensemble fixe de vecteurs de base tels que FFT, DCT et ondelettes, etc. et ses vecteurs de base dépendent de l'ensemble de données.

2.5.1.2 Méthode de calcul de la moyenne

Méthode de moyennage travaillant en faisant la moyenne de chaque pixel correspondant des images d'entrée pour obtenir l'image fusionnée résultante :

$$f(x,y) = \frac{A(x,y)+B(x,y)}{2} \quad \ldots\ldots\ldots(1)$$

Dans l'équation (1) ci-dessus, F (x, y) est l'image fusionnée finale, A (x, y) et B (x, y) sont deux images d'entrée.

2.5.1.3 Méthode de fusion IHS (Intensity Hue Saturation)

IHS explique la popularité de l'espace chromatique perceptuel et surpasse la limitation de l'espace colorimétrique RVB communément utilisé qui ne se rapporte pas intuitivement à l'attribut de la perception des couleurs humaines. Intensité signifie la quantité totale de lumière qui atteint l'œil. Teinte peut être définie comme la longueur d'onde prédominante d'une couleur et la saturation peut être définie comme la pureté de la quantité totale de lumière blanche d'une couleur.[52]

2.5.1.4 Méthode Brovey

La méthode Brovey est également connue sous le nom de transformée de normalisation des couleurs. Elle contient donc une méthode de transformation des couleurs rouge-vert-bleu (RGB). La transformation de Brovey a été développée pour éviter les inconvénients de la méthode multiplicative. C'est la méthode la plus simple pour combiner des données de différents capteurs. Cette méthode est utilisée comme une combinaison d'opérations arithmétiques et utilise également des bandes spectrales qui sont normalisées avant d'être multipliées avec l'image panchromatique.[52]

2.5.2 Transformer la fusion de domaine

Dans, transformer la fusion de domaine, les images d'entrée sont décomposées sur la base de coefficients de transformation. Après cela, la technique de fusion est appliquée et la carte de décision de fusion est obtenue. Enfin, la transformation inverse s'applique à cette carte de décision qui produit une image fusionnée.

2.5.2.1 TCD (transformée en cosinus discrète)

Dans cette méthode, les images d'entrée sont divisées en blocs non chevauchants ayant la taille NxN. Les coefficients DCT sont calculés pour chaque bloc et des règles de fusion sont appliquées pour obtenir des coefficients DCT fusionnés. Enfin, IDCT a appliqué les coefficients fusionnés pour produire l'image fusionnée finale.[55]

2.5.2.2 Fusion Transformée de Contourlet

Contourlet Transform apporte la douceur dans une image fusionnée avec deux modalités différentes d'images. Cette transformation basée sur une région est mise en œuvre en deux étapes. Dans la première étape, un schéma de banque à double filtre est appliqué pour la transformation et dans l'étape suivante, la décomposition est effectuée avec des règles de fusion. Enfin, l'image fusionnée est récupérée en utilisant la procédure de reconstruction. [53]

2.5.2.3 Transformée en ondelettes stationnaire

La transformée en ondelettes stationnaire (SWT) est similaire à la transformée en ondelettes discrètes (DWT), mais le seul processus de sous-échantillonnage est supprimé, ce qui signifie que la SWT est invariante par translation.

2.5.2.4 Méthode pyramidale

La méthode pyramide consiste en un ensemble de copie passe-bas ou passe-bande d'une image. Chaque copie d'une image représente les informations de modèle d'une échelle différente. Cependant, dans la méthode pyramidale, chaque niveau est un facteur de deux plus petit que son prédécesseur, et un niveau supérieur se concentre sur les fréquences partielles inférieures. Cette pyramide ne contient pas toutes les informations concernant la reconstruction de l'image originale [54].

Le but de la fusion d'image est de générer une image composite à partir de plusieurs entrées. L'image fusionnée peut fournir des informations plus complètes sur la scène que n'importe quelle image individuelle. La fusion d'images multi-sources peut également être mise en œuvre aux trois niveaux mentionnés ci-dessous et le processus de fusion dépend de l'application spécifique. Il y a trois niveaux principaux de la fusion

1. La fusion au niveau de pixel
2. La fusion au niveau de fonctionnalité
3. La fusion au niveau de décision

A. La fusion d'image au niveau de pixel : La fusion au niveau de pixel est la combinaison des données brutes de plusieurs images source en une seule image. Dans la fusion au niveau du pixel, le pixel fusionné est dérivé d'un ensemble de pixels dans les différentes entrées. Le principal avantage de la fusion au niveau du pixel est que les quantités mesurées originales sont directement impliquées dans le processus de fusion [56]
B. Fusion d'images au niveau des caractéristiques : La fusion au niveau des caractéristiques traite de la fusion de caractéristiques telles que les bords ou la texture tandis que la fusion au niveau décisionnel correspond à la combinaison des décisions de plusieurs experts. En d'autres termes, la fusion de niveau de fonctionnalité nécessite l'extraction de différentes caractéristiques à partir des données source avant la fusion des entités. [56]
C. La fusion d'images au niveau de la décision : La fusion au niveau de la décision implique la fusion de l'information du capteur qui est déterminée au préalable par les capteurs. Comme exemples de méthodes de la fusion Les méthodes de fusion comprennent les méthodes de décision pondérées, l'inférence classique, l'inférence bayésienne et la méthode Dumpster-Shafer. Dans la fusion au niveau de la décision, les résultats de plusieurs algorithmes sont combinés pour obtenir une décision fusionnée finale. [56]

2.6 Catégories de la fusion d'images

Les méthodes de fusion d'images sont classées en fonction des données entrées pour la fusion et en fonction du but de la fusion. Les images d'entrée peuvent provenir de l'une des catégories suivantes :

2.6.1 Images multimodales :

La fusion multimodale d'images est appliquée à des images provenant de différentes modalités comme le visible et l'infrarouge, la tomodensitométrie et la RMN, ou les images satellitaires panchromatiques et multispectrales. Le but du système de fusion d'image multimodal est de diminuer la quantité de données et de mettre l'accent sur les informations spécifiques à la bande.

2.6.2 Images multifocales :

Dans les applications d'appareils photo numériques, lorsqu'un objectif se concentre sur un sujet à une certaine distance, tous les sujets situés à cette distance ne sont pas très nets. Un moyen possible de résoudre ce problème est la fusion d'images, dans laquelle on peut acquérir une série d'images avec différents réglages de mise au point et les fusionner pour produire une

image unique avec une profondeur de champ étendue. Le but de ce type de fusion est d'obtenir une seule image tout en focus.

2.6.3 Images multi-vues :

Dans la fusion d'images multi-vues, un ensemble d'images de la même scène est pris par le même capteur mais à partir de différents points de vue ou plusieurs ions d'acquisition 3D du même spécimen sont fusionnés pour obtenir une image avec une résolution plus élevée. Le but de ce type de la fusion est de fournir des informations complémentaires à partir de différents points de vue.

2.6.4 Images multi-temporelles :

Dans la fusion d'images multi-temporelles, les images prises à différents moments (secondes à années) afin de détecter les changements entre elles sont fusionnées pour obtenir une seule image.

2.7 La fusion d'image basée sur dwt

Une transformée multirésolution populaire est la transformée discrète en ondelettes (DWT) (Mallat, 1998). (1995) ont d'abord utilisé DWT pour la fusion d'images. Au cours des dernières années, de nombreux algorithmes de la fusion d'image au niveau du pixel utilisant des transformées MR sont proposés et appliqués avec succès pour la fusion.[55]

La transformée discrète en ondelettes (DWT) est un outil puissant pour l'analyse multirésolution [55]. En cela, l'image d'entrée est décomposée en un ensemble de niveaux de décomposition en ondelettes. Dans la fusion d'images utilisant une transformée en ondelettes discrète, les DWT de chaque image source sont d'abord calculés. Pour deux images sources I1 et I2, un algorithme de fusion d'images basé sur DWT peut être décrit par :

$$F = \omega^{-1}(\varphi\omega(I_1), \omega(I_2)) \quad \ldots\ldots.(2)$$

Où ω est le DWT, ω -1 le DWT inverse, φ les règles de fusion, et F les Ondelettes de l'image fusionnée sont des fonctions oscillatoires de durée finie avec une valeur moyenne nulle. Ils ont une énergie finie. Ils sont adaptés à l'analyse du signal transitoire. La transformation discrète en ondelettes (DWT) convertit l'image du domaine spatial en domaine fréquentiel. L'image est divisée par des lignes verticales et horizontales et représente le premier ordre de DWT, et l'image peut être séparée en quatre parties : LL, LH, HL et HH. La transformée en ondelettes décompose l'image en bas-haut, haut-bas. Les bandes de fréquences spatiales basses

et hautes à différentes échelles et la bande basse-basse à l'échelle la plus grossière illustrée à la figure 1. La bande LL contient les informations d'image moyennes alors que les autres bandes contiennent des informations directionnelles dues à l'orientation spatiale. Les valeurs absolues plus élevées des coefficients d'ondelettes dans les bandes hautes correspondent à des caractéristiques saillantes telles que des arêtes ou des lignes.

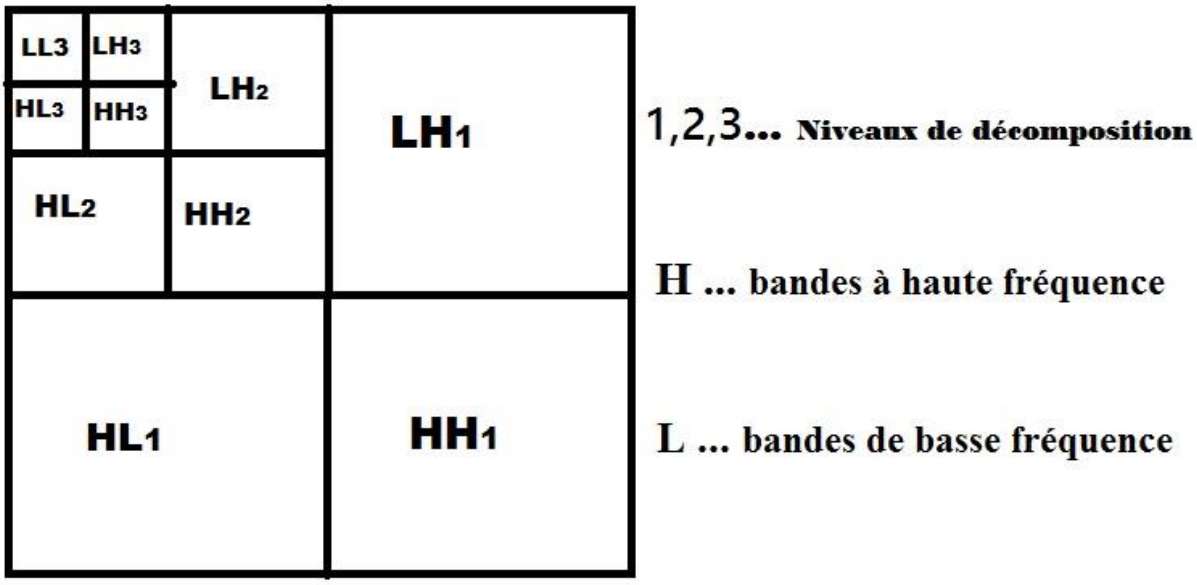


Figure 2-3 : *niveaux de décomposition en ondelettes*

Les transformées en ondelettes fournissent un cadre dans lequel une image est décomposée, chaque niveau correspondant à une bande de résolution plus grossière. Les images aiguisées en ondelettes ont une très bonne qualité spectrale. La figure 2 montre le modèle de fusion générale en utilisant DWT. La transformée en ondelettes est d'abord effectuée sur chaque image source, puis une carte de décision de fusion est générée sur la base d'un ensemble de règles de fusion. La carte des coefficients d'ondelettes fusionnés peut être construite à partir des coefficients d'ondelettes des images sources selon la carte de décision de fusion. Enfin, l'image fusionnée est obtenue en effectuant la transformée en ondelettes inverse.[57]

DWT peut être utilisé pour fusionner la composante basse fréquence d'une image multispectrale et ses images à plus haute résolution spatiale au moyen de règles. En raison de la demande pour une précision de classification plus élevée et de la nécessité d'améliorer la précision du positionnement, il est toujours nécessaire d'améliorer la résolution spectrale et spatiale de l'imagerie de télédétection. En DWT les différentes parties de l'image après décomposition, différentes règles de fusion sont adoptées. L'intensité de l'information haute fréquence est fusionnée avec la basse fréquence

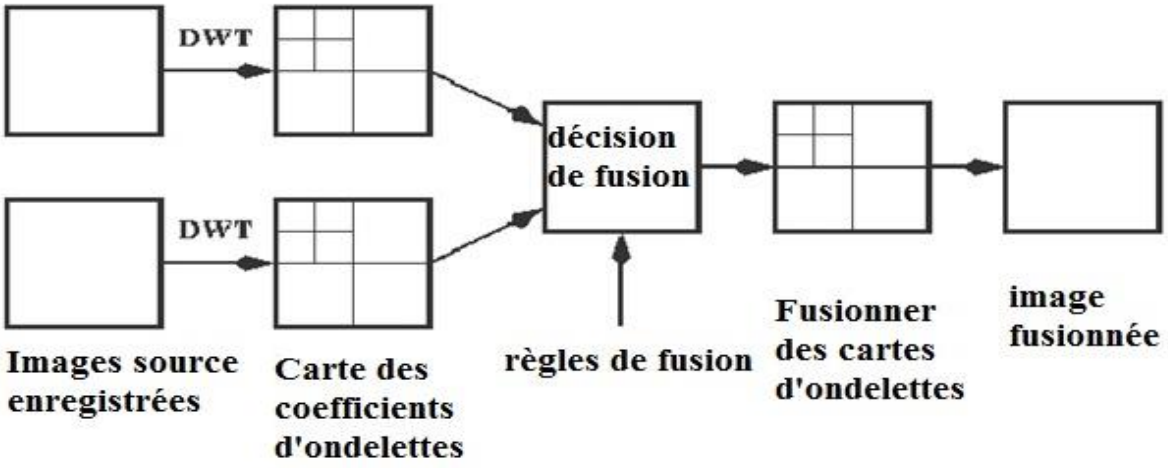


Figure 2-4 : *Fusion de deux images à l'aide de transformées en ondelettes*

En DWT, les différentes parties de l'image après décomposition, des impératifs de fusion dissemblables sont supposés. L'intensité de l'information de haute fréquence est fusionnée avec l'information de basse fréquence pour correspondre à la composante d'intensité pour obtenir la méthode réalisable et efficace pour la fusion d'image. Puisque les images fusionnées [59] sont utilisées pour améliorer l'information visuelle pour les utilisateurs humains, l'évaluation de la performance de la fusion d'images doit d'abord être jugée par les utilisateurs, en fonction de la mission des applications spécifiques. Dans les situations où il est difficile de prendre une décision sur la qualité de l'image fusionnée, des mesures objectives sont calculées. Les mesures quantitatives comme le PSNR, l'erreur quadratique moyenne entropique, etc. Ne devraient servir que d'outil utile pour aider les utilisateurs humains à porter des jugements difficiles.

La méthode de fusion basée sur les ondelettes offre plusieurs avantages par rapport à l'approche par fusion d'images basée sur un pixel. Le principal inconvénient de l'approche basée sur les pixels est que cette méthode ne donne pas la garantie d'avoir des objets clairs à partir de l'ensemble des images. Cela est dû aux variations de focalisation sur les images avec différents niveaux d'intensités en niveaux de gris. Le deuxième problème concerne le flou de l'image fusionnée. Signifie que l'image fusionnée générée peut avoir un effet de flou. Pour ces raisons, cette méthode ne peut pas être utilisée lorsque la clarté et la reconnaissance d'un objet sont la principale préoccupation. Cette méthode n'a pas un bon rapport entre le bruit et le bruit que les images générées par l'approche basée sur les ondelettes. Ces problèmes d'une approche basée sur les pixels peuvent être résolus avec l'utilisation de l'approche basée sur les ondelettes. Approche basée sur les ondelettes fournit un meilleur rapport signal sur bruit que l'approche

par pixel. L'ondelette fournit des informations directionnelles. Aucune conséquence de blocage ne se produit dans la région où les images d'entrée sont très dissemblables.

2.7.1 Transformation d'onde discrète invariante de décalage

La fusion traditionnelle DWT rencontre un certain nombre de lacunes lorsque des fusions de séquences d'images sont envisagées. Ils ne sont pas des invariants de décalage et par conséquent les méthodes de fusion utilisant DWT conduisent à des résultats instables et scintillants. Dans le cas de séquences d'images, le processus de fusion ne doit pas dépendre de la localisation d'un objet dans l'image et la sortie de fusion doit être stable et cohérente avec la séquence d'entrée originale. Pour rendre invariant le décalage DWT, un certain nombre d'approches ont été suggérées.[58]

2.8 Conclusion

Dans ce chapitre, l'importance de la fusion dans l'imagerie multimodale est introduite. Dans ce chapitre, nous avons présenté un travail connexe sur les différentes techniques de fusion d'images. Selon la littérature, DWT joue un rôle essentiel que les autres méthodes de la fusion de domaine de transformation. Dans le chapitre suivant, nous allons discuter les transformées discrètes en ondelettes en détail avec leur procédure et leur représentation schématique.

Chapitre 3:

Implementation et resultants

3.1 Introduction

Dans les applications d'appareils photo numériques, lorsqu'un objectif se concentre sur un sujet à une certaine distance, tous les sujets situés à cette distance sont très concentrés. Les objets qui ne sont pas à la même distance sont flous et ne sont pas théoriquement nets. La fusion d'image multifocale se compose de deux étapes critiques. La première consiste à identifier la région focalisée et non ciblée dans les images source et la deuxième consiste à extraire la région focalisée des images source et les combiner pour former toute l'image focalisée. Par conséquent, nous proposent d'utiliser la méthode DWT avec l'une de méthodes (fréquence maximale, fréquence minimale, fréquences spatiales) pour obtenir une image claire.

3.2 La méthode proposée

Le problème à résoudre ici est le suivant: Étant donné deux (ou plus) images d'une caméra stationnaire, il est nécessaire de combiner les images en une seule qui a tous les objets en focus sans produire des détails qui sont inexistants dans les images. Bien que l'algorithme de fusion puisse être étendu directement pour gérer plus de deux images source, nous considérons seulement la fusion de deux images source pour plus de simplicité. L'algorithme comprend les étapes suivantes:

- **Diviser chaque image en blocs:** Dans cette phase, nous divisons les images en blocs (m x m).
- **DWT:** Dans cette phase, on applique dans chaque bloc la méthode DWT (voir chapitre 3)
- **Fusion par Max ou Min ou SF:** Dans cette phase, fusionnons les blocs de même position en utilisant les paramètres de fusion (fréquence maximale, fréquence minimale, fréquences spatiales).
    - ✓ **Max fréquence:** Dans cette méthode, nous comparons entre deux blocs (bloc A', bloc B') position par position et choisissons la plus grande fréquence
    - ✓ **Min fréquence :** Dans ce méthode, nous comparons entre deux blocs (bloc A', bloc B) position par position et choisissons la plus petite fréquence.
    - ✓ **La fréquence spatiale (SF):** La fréquence spatiale [59] mesure le niveau d'activité global dans une image. Pour un bloc d'image(F) $M \times N$, avec la valeur de niveau de gris F (m, n) à la position (m, n), la fréquence spatiale est

définie comme:

$$SF = \sqrt{RF^2 + CF^2}$$

$$RF = \sqrt{\frac{1}{MN}\sum_{m=1}^{M}\sum_{n=2}^{N}[F(m,n) - F(m,n-1)]^2}$$

$$CF = \sqrt{\frac{1}{MN}\sum_{n=1}^{N}\sum_{m=2}^{M}[F(m,n) - F(m-1,n)]^2}$$

Dans cette méthode, nous calculons la fréquence des blocs correspondants dans différentes images et prenons le bloc de plus grande fréquence

- **IDWT** (l'inverse de FDWT)**:**on applique la méthode IDWT sur le bloc AB' et nous obtenons le bloc fusionnée finale
- On applique les étapes précédant sur tous les blocs des images (A, B).
- Construire une image fusionnée à partir des blocs fusionnée.

3.3 Paramètres qualitatifs

Pour évaluer la qualité des images fusionnées, plusieurs paramètres qualitatifs sont utilisés.

3.3.1 Coefficient de corrélation (C_C)

Le coefficient de corrélation [59] est l'un des paramètres utilisés dans l'analyse des méthodes de pan-affûtage d'image. Il est utilisé pour déterminer la quantité de préservation du contenu spectral dans deux images. Le coefficient de corrélation plus élevé indique plus de préservation du contenu spectral. Pour deux images, le coefficient de corrélation $\boldsymbol{C_C}$ est donné comme:

$$\boldsymbol{C_C} = \frac{\boldsymbol{\Sigma_{i=1}^{n}(x_i - \overline{x})(y_i - \overline{y})}}{\sqrt{\boldsymbol{\Sigma_{i=1}^{n}(x_i - \overline{x})^2}}\sqrt{\boldsymbol{\Sigma_{i=1}^{n}(y_i - \overline{y})^2}}}$$

Où $\boldsymbol{x_i}$, $\boldsymbol{y_i}$sont les valeurs de gris de l'image synthétisée par pixel homologue et de l'image réelle à haute résolution.

3.3.2 Moyenne racine normalisée (Normalized Root Mean)

La racine de normalisation signifie l’erreur quadratique utilisée pour accéder aux effets de changement d'information pour l'image fusionnée. Lorsque le niveau de perte

d'information peut être exprimé en fonction du pixel d'image multispectral original $\mathbf{M_k}$ et du pixel d'image fusionné $\mathbf{F_k}$, Lorsque le niveau de perte d'information peut être exprimé en

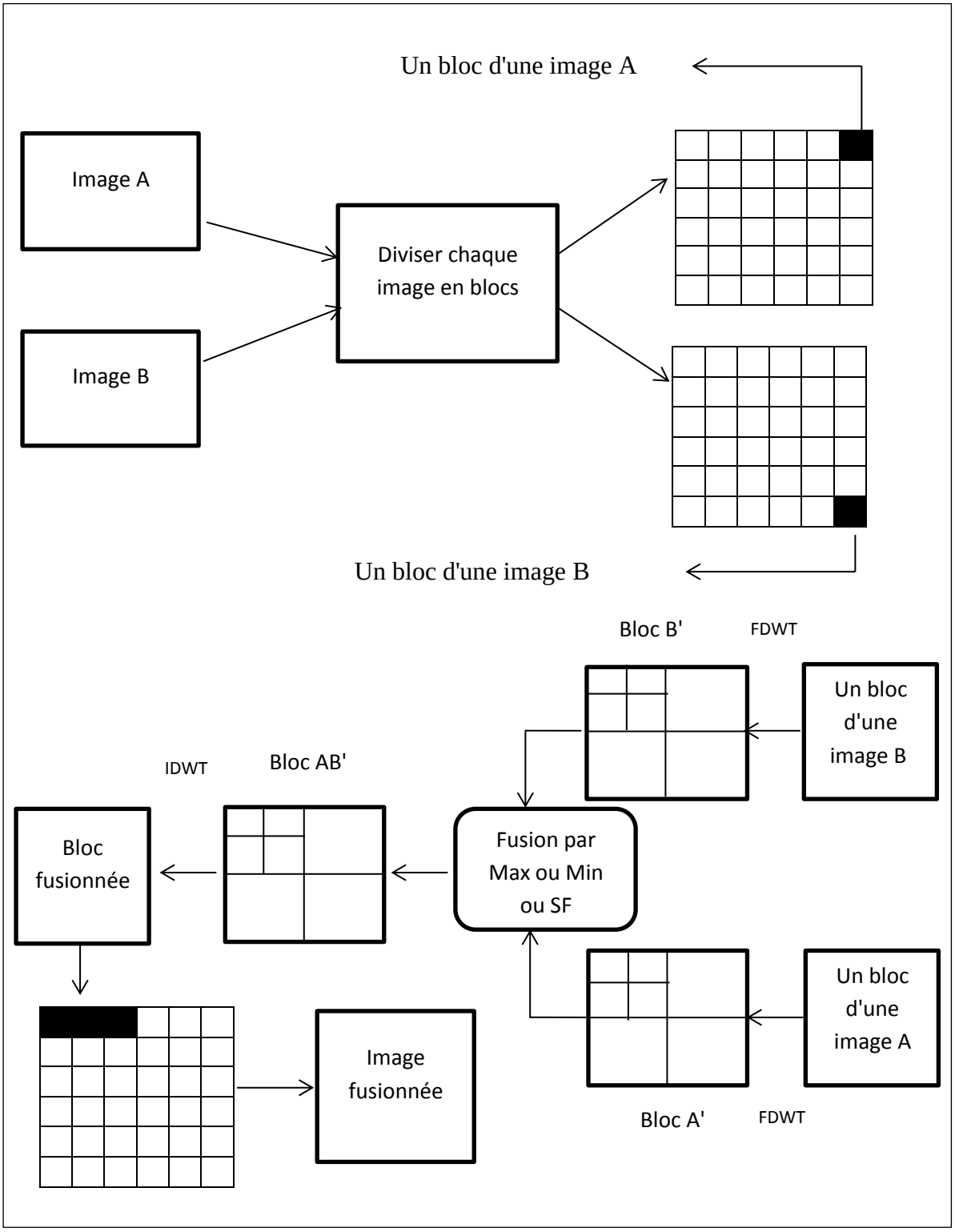


Figure 3-1: Schéma générale de fusion d'image multifocal de méthode proposé

fonction du pixel d'image multispectral original $\mathbf{M_k}$ et du pixel del' 'image fusionné $\mathbf{F_k}$, En utilisant une erreur quadratique moyenne normalisée entre l'image $\mathbf{M_k}$ et $\mathbf{F_k}$ dans la bande k. L'erreur quadratique moyenne normalisée $\mathbf{NRMSE_K}$ entre $\mathbf{F_k}$ et $\mathbf{M_k}$ est une analyse ponctuelle dans l'espace multispectral représentant la quantité de changement dans le pixel multispectral original et le pixel de sortie correspondant en utilisant l'équation suivante. **[59]**

$$\boldsymbol{NRMSE_K = \sqrt{\frac{1}{n * m}\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{m}(F_K(i,j) - M_K(i,j))^2}}$$

3.4 Expériences et résultats

Nous avons appliqué la méthode proposée sur trois images telle que il existe dans chaque type d'images trois types d'images (image multifocal (**A)** et image multifocal (**B)** et image référence (**C**)) puis nous avons comparé les résultats obtenu pour chaque critère par une image référence (MinF (**D**), MaxF(**E**), SF(**F**)).

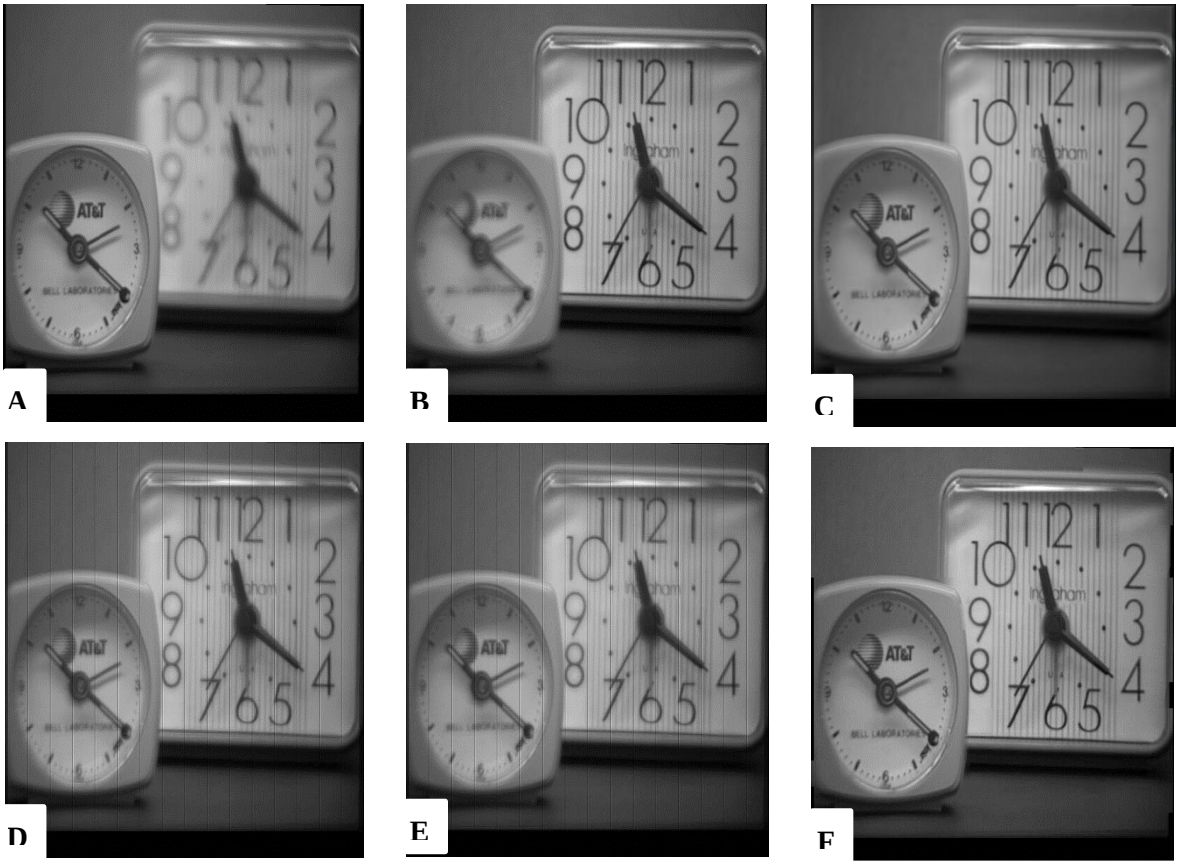


Figure 3-2: résultat obtenus par chaque méthode D)MinF, E)MaxF, F)SF

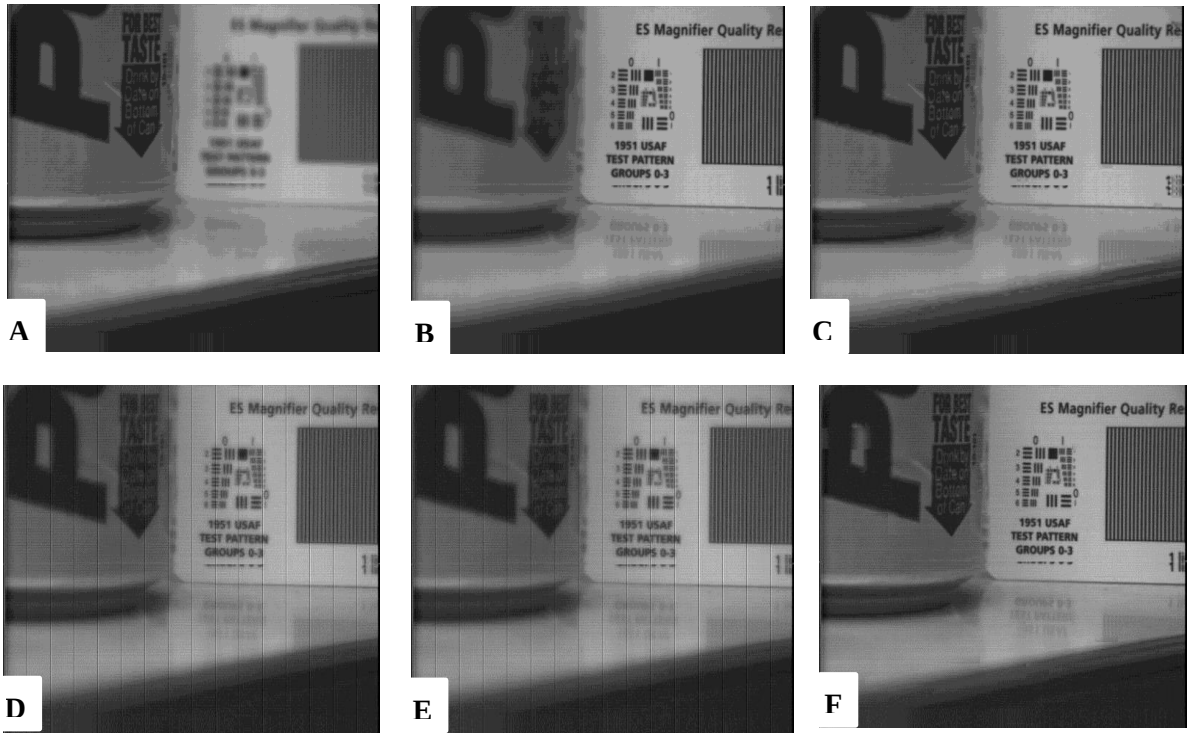


Figure 3-3: résultat obtenus par chaque méthode D)MinF, E)MaxF, F)SF

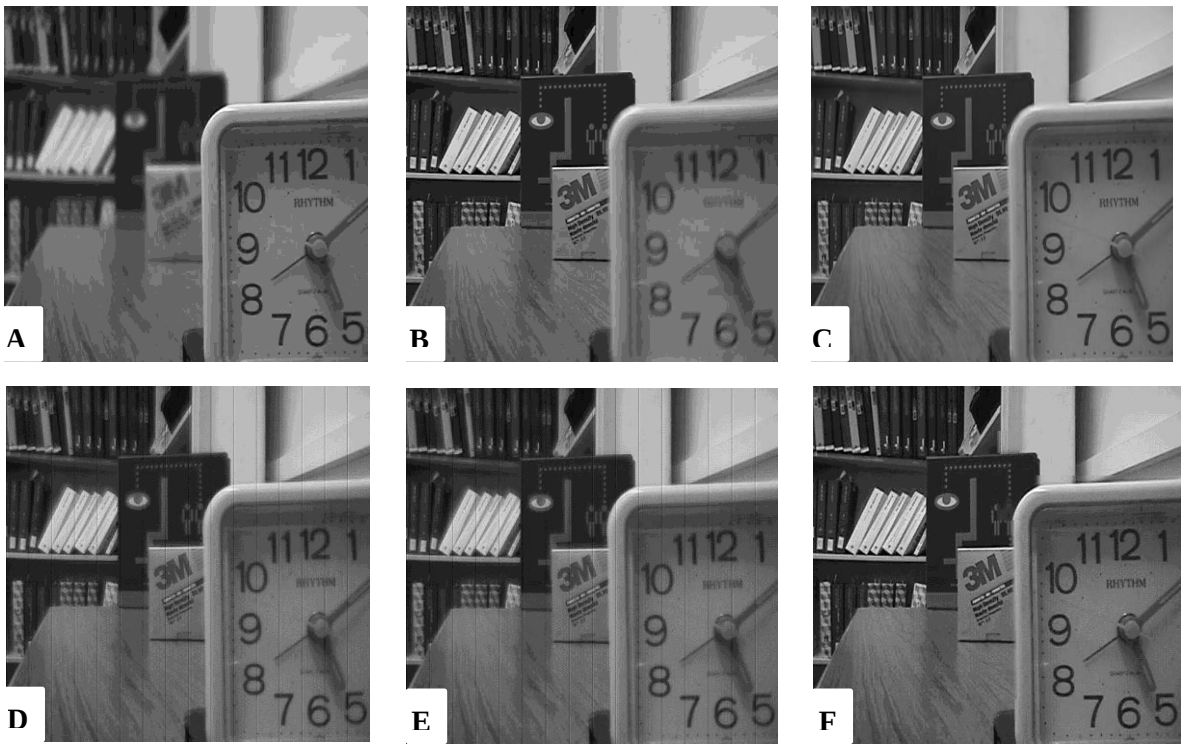


Figure 3-4: résultat obtenus par chaque méthode D)MinF, E)MaxF, F)SF

De l'observation visuelle des résultats, nous observons la similitude entre l'image fusionnée (F) et l'image idéale en termes de clarté et la différence entre les images fusionnées (D, E) et l'image référence

	CC	NRMSE
MinF	0.994911	11.2279
MaxF	0.99514	10.982
SF	0.998447	6.49867

Tableaux 3-1 : Comparaison entre les résultats de fusion de (MinF, MaxF, SF) avec DWT en utilisant les paramètres CC et NRMSE et la 1^{ér} image.

	CC	NRMSE
MinF	0.995371	10.7607
MaxF	0.99557	10.5554
SF	0.99946	3.54039

Tableaux 3-2 : Comparaison entre les résultats de fusion de (MinF, MaxF, SF) avec DWT en utilisant les paramètres CC et NRMSE et la 2^{éme} image.

	CC	NRMSE
MinF	0.993884	12.9896
MaxF	0.994013	12.8811
SF	0.999144	4.55792

Tableaux 3-3 : Comparaison entre les résultats de fusion de (MinF, MaxF, SF) avec DWT en utilisant les paramètres CC et NRMSE et la 3^{éme} image.

On remarque que le CC, NRMSE obtenue par la méthode SF est le meilleur dans les résultats obtenus dans les trois tableaux.

Ces résultats confirment les résultats visuels précédents.

3.5 Conclusion

Après l'utilisation de la méthode DWT avec les opérations de fusion (Max fréquence, Min fréquence, SF) sur des images focus. On peut déduire que la méthode DWT avec l'opération de fusion (SF) a une bonne résolution par rapport à la résolution de fusion par Max fréquence et Min fréquence et peut l'utiliser comme un moyen de fusion des images focales.

Conclusion général

Ce mémoire a présenté un travail connexe sur les différentes techniques de fusion d'images. DWT joue un rôle essentiel que les autres méthodes de fusion de domaine de transformation. Dans cette perspective seulement, les transformées discrètes en ondelettes sont discutées en détail avec leur procédure et leur représentation schématique. En considérant l'objectif principal de la fusion d'images multifocal et la signification physique des coefficients d'ondelettes, un algorithme basé sur DWT simple mais efficace pour la fusion d'image multifocal est présenté. La contribution principale de ce travail est que nous avons proposé la méthode avec des critères de fusions (Max fréquence, Min fréquence, SF).

Après l'application des méthodes proposées, nous avons conclu que nous pouvions compter sur elles comme méthode de fusion pour l'image focale, mais avec une précision de fusion faible dans la méthode (Max fréquence, Min fréquence) et dans la méthode de fusion (SF), nous avons obtenu une image haute résolution.

BLIOGRAPHIE

[1] Y. Liu, S. Liu, and Z. Wang, “ Multi-focus image fusion with dense SIFT,” Inf. Fusion 23, 139 (2015)

[2] M .T.Chikh, amélioration des images par un modèle de réseau de neurones (comparaison avec les filtres de base), université abou-bakr belkaid tlemcen.2011

[3] C.Houassine, segmentation d’images par une approche biomimétique hybride. université universite m’hamed bougara- boumerdes. 2012.

[4] T.Mohamed ,D.Djafar, la découverte des concepts sémantiques cachés avec plusieurs niveaux d’abstraction pour la recherche d’images,universite kasdi merbah ouargla.2013

[5] M Sandeli, traitement d'images par des approches bio-inspirées application à la segmentation d’images, université constantine 2. 2014.

[6] N MERABET,M MAHLIA, recherche d’images par le contenu, université aboubakr belkaid– tlemcen.2011

[7] K. Aounallah, les approches de segmentation d’image par coopération régions contours, 2010.

[8] A.Medjaoui , f.fares , segmentation des images par contours actifs : application sur les Images Satellitaires à Haute Résolutions, Université Abou Bakr Belkaid– tlemcen.2012

[**09]** Waltz E.L., Buede D.M., Data fusion and decision support for command and control, *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics*, 1986, Vol. 16, No. 6, pp 865-879.

[10] Appriou A., Formulation et traitement de l’incertain en analyse multi-senseurs., *14° colloque GRETSI sur le traitement du signal et des images*, Juan les Pins, sept 1993, pp 951-954.

[11] Mitiche A., Aggarwal J.K., Multiple sensor integration/fusion through image processing : a review, Mars 1986, *Optical Engineering*, Vol. 25, No. 3, pp 380-386

[12] Garguet-Duport B., Chassery J.M., Apport d’une représentaion multirésolution par ondelettes pour la fusion d’images SPOT multispectrales et d’une image panchromatique, *Colloque Temps-Fréquence, Ondelettes et Multirésolution*, Lyon, 1994, pp 40.1-40.4.

[13] Hawkes D.J., Hill D.L.G., Bracey E.C.M.L., Multi-modal data fusion to combine anatomical and physiological information in the head and in the heart : SPECT : new developments, *Developments in Cardiovascular Medicine*, 1992, Vol. 128, pp 113-130.

[14] Sinha S., Sinha U., Czernin J., Porenta G., Schelbert H.R., Non invasive Assessment of Myocardial Perfuion and Metabolism : Feasibility of Registering Gated MR and PET images, *American Journal of Radiology*, February 1995, Vol. 164, pp 301-307.

[15] Leclerc V., Recalage élastique d’images angiographiques, *Thèse de doctorat : ENST Paris -87E 024*. Octobre 1987, 112 pages.

[16] Georgel B., Lavayssière B., Fusion de données ; un nouveau concept en CND, *6e Conf. Européenne sur le Contrôle Non Destructif*, Nice, 24-28 octobre 1994.

[17] Van den Elsen P., Evert-Jan D., Viergever M., Medical image matching : a review with classification, *IEEE Trans. on Medicine and Biology*, Mars 1993, Vol. 12, No. 1, pp 26- 39.

[18] Zubal I.G., Tagare H., Zhang L., Duncan J., 3D registration of intermodality medical images, *Proc. Ann. Int. Conf. IEEE Engineeing in Med. and Biol. Soc.*, 1991, Vol. 13, pp 293-294.

[19] Malandin G., Fernandez-Vidal S., Rocchisani J.M., Mise en correspondance d'objets 3D par une approche mécanique : application aux images médicales multimodales, *Traitement du Signal*, 1994, Vol. 11, No. 6, pp 541.

[20] Wahl R.L., Quint L.E., Cieslak R.D., Aisen A.M., Koeppe R.A., Meyer C.R., « Anatometabolic » Tumor Imaging : Fusion of FDG PET with CT or MRI to localize foci of increased activity, *Journal of Nuclear Medicine*, 1993, Vol. 34, No. 7, pp 1190-1197.

[21] Meyer C.R., Leichtman G.S., Brunberg J.A., Wahl R.L., Quint L.E., Simultaneous usage of homologous points, lines and planes for optimal 3D linear registration of multimodality imaging data, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, mars 1995, Vol. 14, No. 1, pp 1-11.

[22] Hill D.L.G., Hawkes D.J., Harrison N.A., Ruff C.F., A strategy for Automates Multimodality Image Registration Incorporating Anatomical Knowledge and Imager Characteristics, *Lectures Notes in Comp. Science Information Processing in Medical Imaging*, HH. Barret, AF Gmitro , Eds Springer Verlag, 1993, Vol. 687, pp 182-195.

[23] Fleming J.S., A technique for motion correction in dynamic scintigraphy, *European Journal of Nuclear Medicine*, 1984, Vol. 9, pp. 397-402

[24] Van den Elsen P., Maintz J.B.A., Pol E.J.D., Viergever M.A., Automatic Registration of CT and MR Brain Images using correlation of Geometrical Features, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, juin 1995, Vol. 14, No. 2, pp 396

[25] Pelizzari C.A., Chen G.T.Y, Spelbring D.R., Weichselbaum R.R., Chen C.T., Accurate 3D Registration of CT, PET and/or MR images of the brain, *Journal of Computed Assisted Tomography*, janvier 1989, Vol. 13, No. 1, pp 26.

[26] Wasserman R., Acharya R., Sibata C., Shin K.H., A Data fusion approach to tumor delineation, *ICIP 95*, Washington DC, 23-26 oct 1995, Vol II, pp 476-479.

[27] Moshfeghi M., Elastic matching of multimodality medical images, *CGVIP : Computer, Graphics Vision, and Image Processing*, 1991, Vol. 53, No. 3, pp. 271.

[28] Alpert N.M., Bradshaw J.F., Kennedy D., Correia J.A**.,** The principal axes transformation : a method for registration, *Journal of Nuclear Medicine*, 1990, Vol. 31, No 10, pp 1717.

[29] Junck L., Moen J.G.,Hutchins G.D., Brown M.B., Kuhl D.E., Correlation methods for the Centering, Rotation, and Alignment of Functional Brain Images, *Journal of Nuclear Medicine*, Juillet 1990, Vol. 31, No. 7, pp 1220.

[30] Hajnal J.V., Myers R., Oatridge A., Schwieso J.E., Young I.R., Bydder G.M**.,** Artifacts due to stimulus correlated motion in functional imaging of the brain, *Magnetic Resonance in Medicine*, 1994, Vol. 31, pp 283.

[31] De Castro E., Morandi C, Registration of translated and rotated images using finite Fourier transform, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,* 1987, Vol.9, No. 5, pp 700.

[32] Thevenaz P., Ruttimann V.E., Unser M**.,** Iterative Multiscale registration without landmarks, *ICIP 95*, Washington DC, 23-26 oct 1995, Vol. III, p 228.

[33] Santago P., Gage H.D., Quantification of MR Brain Images by Mixture Density and Partial Volume Modelling, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Septembre 1993Vol. 12, No. 3, pp 565

[34] Swayne L.C., Kaplan I.L., Image fusion in medicine : an overview using, the CTSPECT model, *Journal of Nuclear Medicine Technology*, 1989, Vol. 17, No. 1, pp 31-35.

[35] Toet A, Hierachical image fusion, *Machine Vision and Applications,*. Springer Verlag, 1990, pp 8.

[36] Matsopoulos G.K., Marshall S., Brunt J.N.H**.,** Multiresolution morphological fusion of MR and CT images of the human brain, *Proc. of IEE : Vision, Image and Signal Processing*, June 1994, Vol. 141, No. 3, pp 142.

[37] Huntberger T., Jawerth B., Wavelet based sensor fusion, *Proc. SPIE : Sensor Fusion VI*, 1993, Vol. 2059, p. 488.

[38] Chu C.C., Aggarwal J.K., Image Interpretation using Multiple Sensing modalities, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, Vol. 14, No. 8, August pp 847.

[39] Bloch I., Some aspects of Dempster-Shafer evidence theory for classification of multimodality medical imaging taking partial volume effect into account, *Pattern Recognition Letters*, July 1996, Vol. 17, No. 8, , pp 905.

[40] Hernandez A., Fusion d'images radiographiques et ultrasonores, Visualisation stéréoscopique : Application aux pathologies du sein, *Thèse de l'INSA - Lyon*. Décembre 1997, pp 174 .

[41] Bracker H., Hillion A., Mouchot M.-C., Classification multisources en télédétection par la théorie de l'évidence avec l'intégration du contexte spatial, *15° colloque GRETSI*, Juan les Pins, Septembre 1995, pp 937.

[42] Houzelle S., Extraction automatique d'objets cartographiques par fusion d'informations extraites d'images satellites, *Thèse de Doctorat, ENST Paris, n° 93E001*. Janvier 1993, pp175

[43] Johannsen K., Heine S., Nockermann C., New Data Fusion Techniques for the Reliability Enhancement of NDT, *6e Conf. Européenne sur le CND*, Nice, 24-28 octobre 1994, pp 361.

[44] Thomopoulos S.C.A., Viswanathan R., Bougoulias D.C., Optimal Decision Fusion in Multiple Sensor Systems, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, September 1987Vol. 23, No. 5, pp 644.

[45] Li H., Deklerck R., DeCuyper B., Hermanus A., Nyssen E., Cornelis J., Object recognition in brain CT-scans : knowledge-based fusion of data from multiple feature extractors, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, June 1995, Vol. 14, No. 2, pp 212.

[46] Huang H.S., Suen C.Y, A method of combining Multiple Experts for the Recognition of Unconstrained Handwritten Numerals, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, January 1995, Vol. 17, No. 1,pp 92.

[47] Dessendre M., Thévenot F., Liot A., Tretout H., Exmelin A., Fusion de données et automatisation du diagnostic pour le contrôle par microscopie acoustique de soudure SPFDB de Titane, *Congrès COFREND sur les essais non destructifs*., Nantes, 22-26 septembre 1997, pp 733.

[48] Jensch P., Kohler L., Rilinger N., Reil G.H., Niemann H., Multi-modal data fusion and an associated atlas for combined anatomical and functional information of the left ventricle., *IEEE Proceedings Computers in Cardiology*, Venice, Italy, 23/26 September 1991, pp 617.

[49] Bordes G., Giraudon G., Jamet O., Interprétation aérienne guidée par une base de données cartographique, *Séminaire CNRS GdR 134 : Fusion en imagerie aérienne et satellitaire*, Nice, Février 1994, pp 6-7.

[50] S. G. Nikolov, "Image fusion: A survey of methods, applications, systems and interfaces." University of Bristol, Technical report, Jul. 1999

[51] G. Simone and A. Farina et al., "Image fusion techniques for remote sensing applications," Inform. Fusion, vol. 3,no. 1, pp. 3–15, Mar. 2002

[52] C. Pohl and J. L. Van Genderen, "Multisensory image fusion in remote sensing: concepts, methods and applications," International Journal of Remote Sensing, vol. 19, no. 5, pp. 823–854,1998.[Online].Available:http://dx.doi.org/10.1080/01431169821548

[53] RajaKumari K1, Anu Priya S, Survey on contourlet based fusion techniques for multimodality image fusion,International Journal of Computer Engineering and Applications, Volume IX, Issue III, March 15 www.ijcea.comISSN 2321

[54] P.T. Burt and E.H. Andelson, "The Laplacian pyramid as a compact Image code," IEEE Transactions on Communications, vol. 31, pp. 532, 1983.

[55] R.C.Gonzalez, R.E.Woods, Digital Image Processing, 2nd ed., Prentice Hall

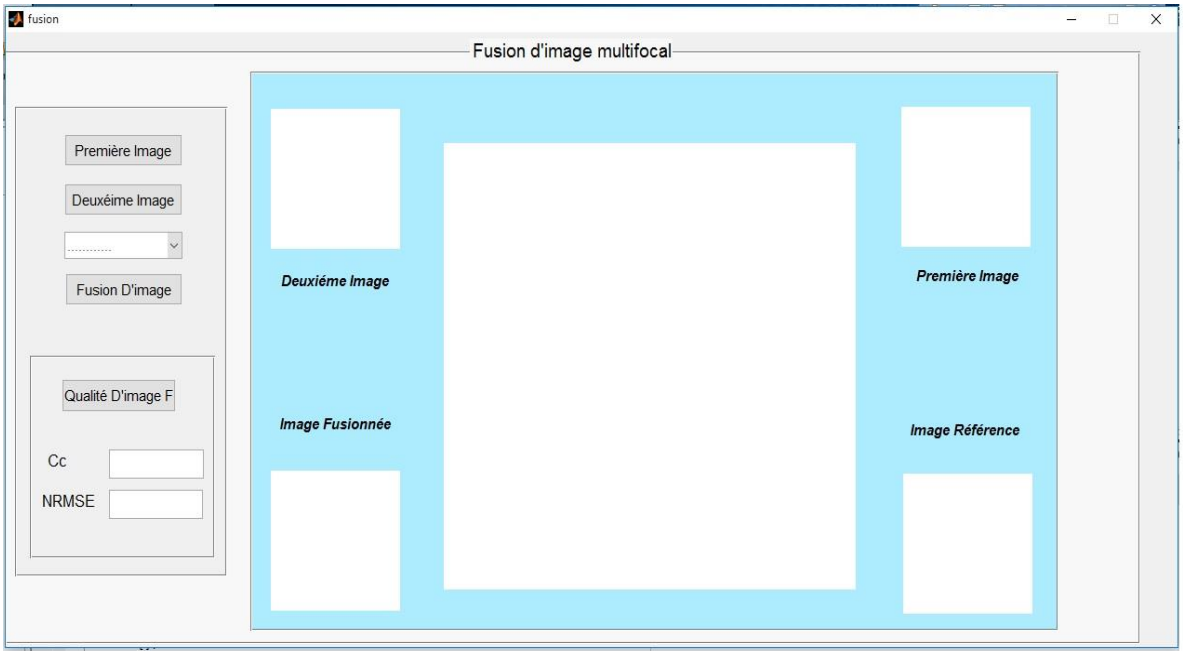
[56] Y. Zeng, J. Zhang, and J. Van Genderen, "Comparison and analysis of remote sensing data fusion techniques at feature and decision levels," vol. XXXVI. Enschede, the Netherlands: ISPRS, Mar. 2006. [Online].Available:http: //www.isprs.org/proceedings/XXXVI/part7/PDF/014.pdf.

[57] Chun-Lin, A Tutorial of the Wavelet Transform Liu February 23, 2010

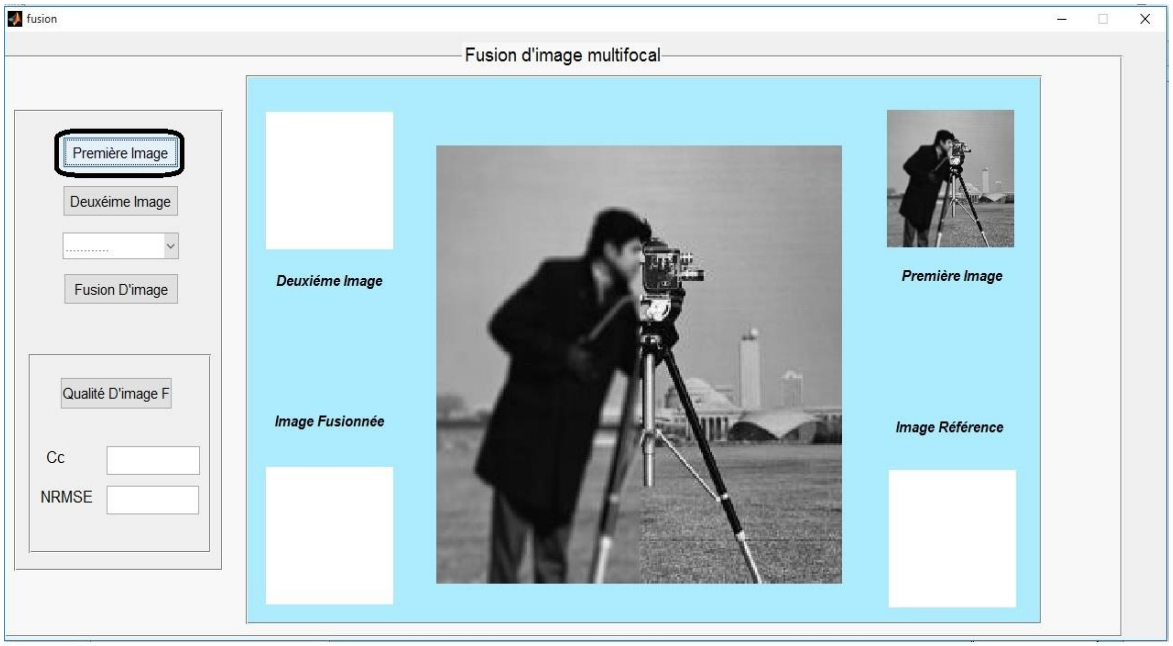
[58] Andrew P. Bradley, "Shift-invariance in the Discrete Wavelet Transform"' Proc. VIIth Digital Image Computing: Techniques and Applications, Sun C., Talbot H., Ourselin S. and Adriaansen T. (Eds.), 10 Dec.2003, Sydney.

[59] Yun Zhang ―Methods for Image fusion Quality Assessment –A Review , Comparison and Analysis‖ The international achieves of the photogrammetry , Remote sensing information sciences vol. XXXXVII Part b7 Beijing 2008, pp 1101 -1102

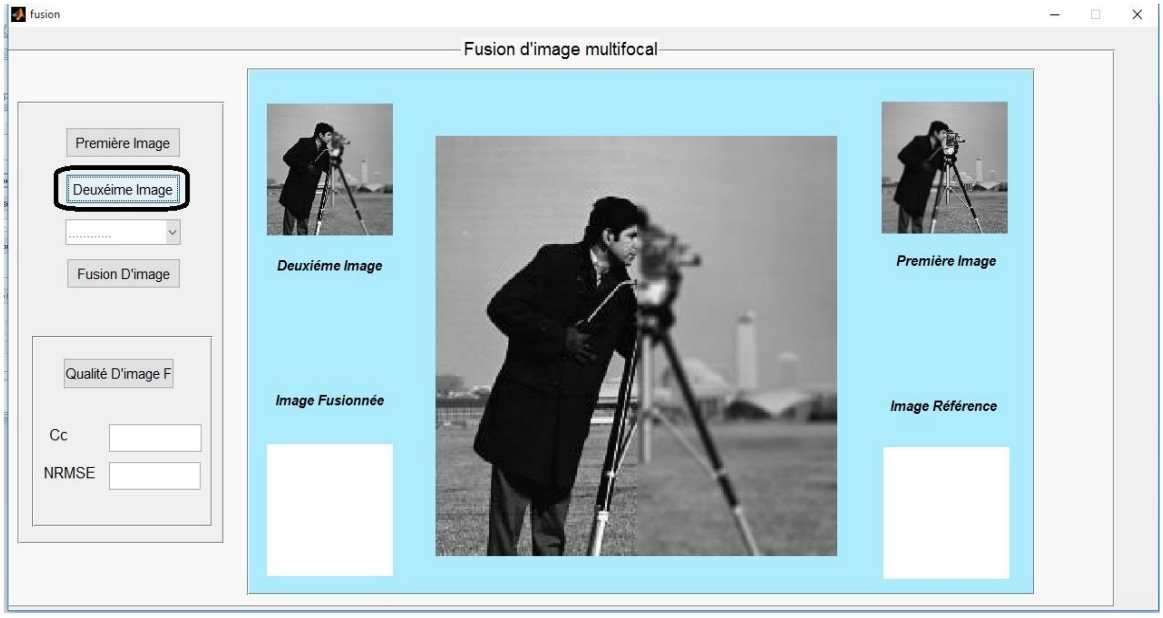
Annexes



Cette interface est la page principale du programme que nous utilisons.



Ce bouton (première image) pour rechercher l'emplacement du fichier et choisissez le l'image première multifocale et afficher l'image dans l'interface.



Ce bouton (deuxième image) pour rechercher l'emplacement du fichier et choisissez le l'image deuxième multifocale et afficher l'image dans l'interface.

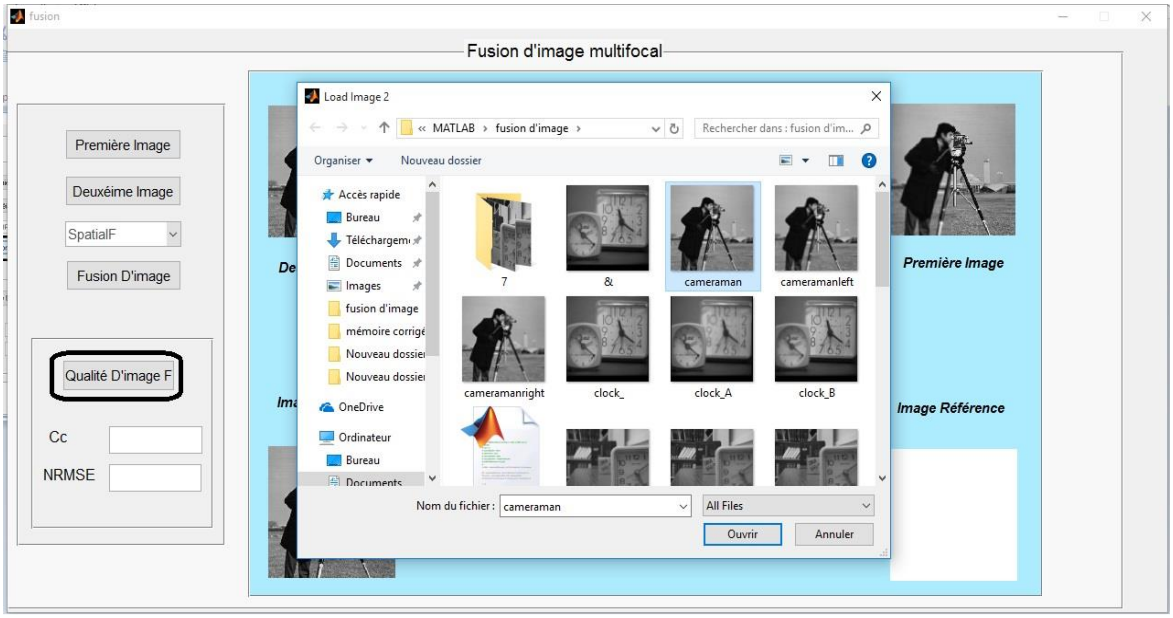
Avant l'opération de fusion, nous avons croisée la méthode de fusion:

MinF: Max fréquence.

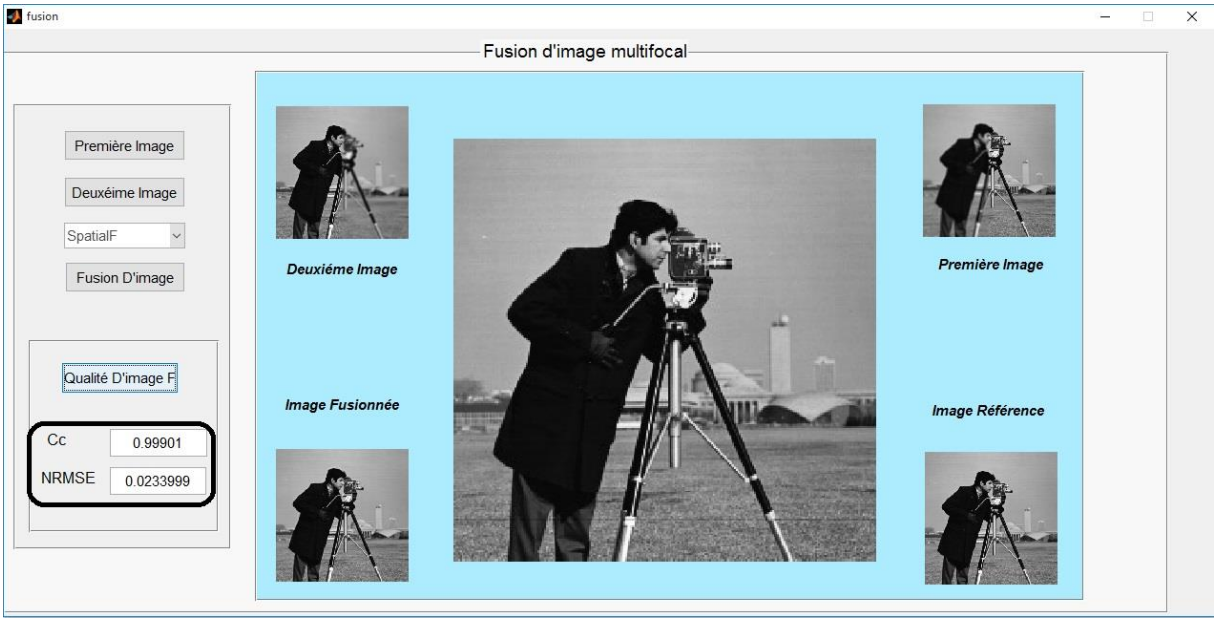
MaxF: Max fréquence.

SpatialF: Spatiale fréquence.

Ce bouton (fusion d'image) fonctionne pour fusion les deux images multifocale et enregistrer l'image fusionnée dans même l'emplacement des images d'entrés et afficher l'image fusionnée dans l'interface.



Ce bouton (qualité d'image F) pour rechercher l'emplacement du fichier et choisissez les deux images (image fusionnée et image référence) pour calculer la qualité et afficher l'image référence dans l'interface.



Le résultant des comparaisons entre l'image fusionnée et l'image référence par Cc NRMSE.