

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
UNIVERSITÉ DE MOULOUZ MAMMERIE DE TIZI-OUZOU



FACULTÉ DE GÉNIE ÉLECTRIQUE ET D'INFORMATIQUE
DÉPARTEMENT D'ÉLECTRONIQUE
Mémoire de fin d'Etudes de MASTER INDUSTRIEL
Domaine : Sciences et technologies
Filière : Génie Électrique
Spécialité : **électronique biomédicale**

Présenté par :
CHARANE NACER
BOUALILI ZAHIR

Thème

**Application d'ACP a la fusion d'image
médicale**

Mémoire soutenu publiquement le 11/07/2017 devant le jury compose de :

Mr : M.LAZRI	Maitres de conférences classe A.	Président
Mr : F.OUALOUCHE	Maitre de conférences classe B,	Encadreur
Mr : DJ.ALOUACHE	Maitre de conférences classe B,	Examineur

Remerciements

Nous remercions le DIEU le tout puissant de nous avoir donné la force et le courage afin d'accomplir ce modeste travail

❖ *Nos remerciements vont à Notre promoteur **M^r Oualouche Fethi. M.C.B** à UMMTO, pour nous avoir orienté et donné de précieux conseils .Nous le prions de bien vouloir Agrée le témoignage de notre plus vive reconnaissance.*

❖ *Nous apportons aussi nos vifs remerciements aux personnels enseignants de l'Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou*

❖ *Nous remercions chaleureusement les membres du jury pour leur regard critique et plus que pertinent sur l'ensemble de notre travail.*

❖ *Nous remercions aussi notre ami Karim Oudai enseignant à l'institut Oued Aissi qui nous a porté de l'aide durant la notre promotion.*

❖ *A toute la promotion de **2016/2017***

Dédicace

A nos pères,

Les plus impressionnants et les plus attentionnés des pères...

A nos mères,

Les plus exquises et les plus ingénieuses des mères...

A nos bienveillants frères et soeurs...

Nous tenons à exprimer toute notre reconnaissance à tous nos amis

Djedjiga, Ouahiba, Razika, Dyhia, Sadak, Malha,...

Charane Nacer et Boualili Zahir

Résumé

Image Fusion est l'un des principaux champs de recherche dans le traitement d'image. Le processus de fusion d'image peut être défini comme l'intégration d'informations à partir d'un certain nombre d'images enregistrées sans introduction de distorsion. Il n'est souvent pas possible d'obtenir une image qui contient tous les objets concernés. Une façon de surmonter ce problème est la fusion d'image, dans laquelle on peut acquérir une série d'images avec différents paramètres de mise au point et les fusionner pour produire une image avec une profondeur de champ étendue. Les techniques de fusion d'images peuvent améliorer la qualité et augmenter l'application de ces données.

L'objectif de ce projet est de proposer une technique de fusion des images en fonction de l'analyse des composants principaux et d'améliorer la visibilité des images en appliquant des techniques existantes pour améliorer le contraste. La technique de fusion ACP adoptée ici améliore la résolution des images. L'algorithme ACP construit une image fusionnée de plusieurs images d'entrée en tant que superposition pondérée de toutes les images d'entrée. Les images résultantes contiennent des informations améliorées par rapport aux images individuelles et appliquent également une technique d'amélioration du contraste pour améliorer la visibilité des détails de l'image sans introduire des apparences visuelles irréalistes et / ou des artefacts indésirables. Il donne également l'étude de comparaison de qualité des images originales avant la fusion, après l'application d'ACP et diverses techniques existantes pour l'amélioration du contraste pour ces images.

Mots clés

Généralités sur traitement d'image, le recalage d'image, la fusion d'image, imagerie médicale, ACP (analyse en composante principale), la transformation de Karhunen-Loève.

Table des matières

Introduction générale.....	13
-----------------------------------	-----------

Chapitre 1 : Généralités sur le traitement d'image

1. Préambule.....	16
2. Définition de l'image.....	16
3. Image numérique.....	17
4. Les différents types d'image numériques.....	18
4.1. Images binaires (en noir et blanc).....	18
4.2. Images à niveaux de gris (Monochromes).....	18
4.3. Images en couleurs.....	19
5. Caractéristiques d'une image numérique.....	19
5.1. Pixel.....	20
5.2. Dimension.....	20
5.3. Bruit.....	21
5.4. Luminance.....	21
5.5. Résolution.....	22
5.5.1. Résolution spatiale.....	22
5.5.2. Résolution tonale.....	23
5.6. Contraste.....	23
5.7. Texture.....	24
5.7.1. Textures structurelles.....	24
5.7.2. Textures aléatoires.....	24
5.7.3. Textures directionnelles.....	24
5.8. Contour.....	25
5.9. Histogramme.....	25
6. Système de traitement d'image.....	27
6.1. Acquisition.....	28
6.2. Prétraitement.....	28
6.3. Le traitement numérique.....	28
6.4. Post-traitement.....	29
6.5. Visualisation, Transmission et Stockage.....	29
7. Rehaussement.....	29

8.	Classification.....	30
9.	Segmentation.....	30
	9.1. Approche contour.....	32
	9.2. Approche région.....	32
	9.3. Approche coopérative.....	32
10.	Notions sur l'imagerie médicale.....	33
11.	Exemple d'imageries médicales.....	33
	11.1. Echographie.....	33
	11.1.1. Principe d'obtention des images	33
	11.1.2. Caractéristiques de l'image échographie.....	34
	11.1.3. Codage de l'image.....	36
	11.2. Scanner.....	36
	11.2.1. Principe d'obtention des images	36
	11.2.2. Caractéristiques un scanner.....	38
	11.2.3. Codage de l'image TDM.....	38
	11.3. Imagerie par résonance magnétique (IRM).....	39
	11.3.1. Principe d'obtention d'image.....	39
	11.3.2. Caractéristiques des images en IRM.....	40
	11.3.3. Codage de l'image IRM.....	40
12.	Discussion.....	41

Chapitre 2: La fusion d'image

1.	Préambule.....	43
2.	Définition de la fusion d'images.....	43
3.	Applications de la fusion d'images	43
	3.1. Imagerie satellite et aérienne.....	44
	3.2. L'imagerie Médical.....	44
	3.3. Imagerie industrielle.....	44
4.	Exemples de fusion d'images.....	44
5.	Le recalage d'images.....	45
6.	Différentes méthodes de recalage.....	46
	6.1. Transformations.....	46
	6.1.1. Transformation rigide.....	46
	6.1.2. Transformation homothétique.....	47
	6.1.3. Transformation élastique.....	47

6.2.	Estimation des paramètres de la transformation.....	48
6.2.1.	Mise en correspondance de paires de points.....	48
6.2.2.	Mise en correspondance de structures.....	48
6.2.3.	Mise en correspondance des moments invariants.....	49
6.3.	Méthodes fondées sur les niveaux de gris.....	49
6.4.	Mise en correspondance des images.....	49
7.	Situation de la fusion d'image.....	49
7.1.	Plusieurs images du même capteur	50
7.2.	Plusieurs images de capteurs différentes	50
7.3.	Plusieurs informations extraites d'une même image.....	50
7.4.	Image et autre source d'information.....	50
8.	Objectifs de la fusion d'image	50
9.	Redondance et complémentarité des images.....	51
10.	Niveau de fusion.....	52
11.	Les différentes méthodes de fusion d'image.....	53
11.1.	Les méthodes de type projection substitution.....	53
11.1.1.	La transformée en IHS.....	53
11.1.2.	L'Analyse en Composantes Principales (ACP).....	53
11.1.3.	La méthode HPF (filtre passe haut).....	54
11.2.	Les méthodes multi-résolutions et directionnelles	55
11.2.1.	La transformée en ondelette	55
11.2.2.	La transformée en contourlettes.....	55
11.2.3.	La transformée en bandelettes	56
12.	Qualité de fusion d'image	56
13.	Discussion.....	57

Chapitre 3 : La fusion d'image par ACP

1.	Préambule.....	59
2.	Analyse en Composante Principale (ACP).....	59
2.1.	Définition de l'ACP	59
2.2.	Les données	59
2.3.	L'espace des individus.....	60
2.3.1.	Le rôle de la métrique.....	60
2.3.2.	L'inertie.....	61
2.4.	L'espace des variables	61

2.4.1.	La métrique des poids.....	62
2.4.2.	Droites d'ajustement.....	62
2.5.	Caractéristiques de la composante principale.....	63
2.6.	Principe de l'ACP.....	64
2.7.	Objectifs de l'ACP.....	65
2.8.	Avantages et inconvénients de l'ACP.....	65
2.8.1.	Avantages.....	65
2.8.1.	Inconvénients	66
3.	ACP et domaine d'application.....	66
4.	Algorithme de l'ACP.....	67
5.	La fusion d'image par l'ACP.....	68
6.	Algorithme de fusion d'image par ACP.....	69
7.	Règle de fusion ACP.....	71
8.	Analyse.....	71
9.	Analyse les paramètres.....	72
9.1.	Écart-type (SD).....	72
9.2.	Entropie (H).....	72
9.3.	Erreur centrale carrée.....	73
9.4.	Rapport signal/ bruit de pointe.....	73
9.5.	La moyenne de l'intensité de pixels ou moyenne.....	74
10.	Résultat.....	74
10.1.	Résultats expérimentaux.....	74
10.2.	Les données(1) utilisé (CT, IRM).....	75
10.3.	Les données(2) utilisé (CT, IRM).....	76
11.	Discussion.....	78
	Conclusion générale.....	82
	Bibliographie	

Listes des figures

Chapitre 1 : Généralités sur le traitement d'image

Figure 1.1 : Image photographique.....	16
Figure 1.2 : Représentation d'image numérique.....	17
Figure 1.3 : image en noir et blanc.....	18
Figure 1.4 : image en niveau de gris.....	19
Figure 1.5 : image en couleurs.....	19
Figure 1.6 : image présentant l'affichage des pixels.....	20
Figure 1.7 : Image sans bruit.....	21
Figure 1.8 : Image Bruitée.....	21
Figure 1.9 : différent résolution spatiale de la même image.....	22
Figure 1.10 : différent résolution tonales de la même image.....	23
Figure 1.11 : Contour d'une image.....	25
Figure 1.12 : image originale et son histogramme.....	26
Figure 1.13 : les schémas de différents types d'histogrammes.....	27
Figure 1.14 : Schéma d'un système de traitement d'image.....	27
Figure 1.15 : Image pour fœtus	34
Figure 1.16 : Image pour cardio vasculaire.....	34
Figure 1.17 : image de résolution axiale.....	34
Figure 1.18 : image de résolution latérale.....	35
Figure 1.19 : image de résolution transversale.....	35
Figure 1.20 : image de résolution en contraste.....	35
Figure 1.21 : l'image échographie.....	36
Figure 1.22 : Principe fonctionnement d'un scanner.....	37
Figure 1.23 : Images obtenu d'un scanner.....	37

Figure 1.24 : Exemple de l'image TDM.....	38
Figure 1.25 : Exemple d'image IRM	39
Figure 1.26 : exemple de l'image IRM.....	41

Chapitre 2 : la fusion d'image

Figure2.1 : Exemple de fusion d'images optiques et radar.....	45
Figure2.2 : Transformation rigide.....	47
Figure 2.3 : transformation homothétie pour le recalage.....	47
Figure2.4 :transformation élastique.....	48
Figure2.5 :les niveaux de traitement de la fusion.....	52

Chapitre 3 : la fusion par ACP

Figure3.1 : Représentation des données pour l'ACP.....	60
Figure3.2 : Opération ACP	69
Figure 3.3 : Processus d'analyse des composants Principe	70
Figure3.4 : les images original CT/IRM de taille(159*159) pxl.....	75
Figure3.5 : Image fusionné par l'ACP.....	75
Figure3.6 : les images original CT/IRM de taille(256*256) pxl.....	76
Figure3.7 :Image fusionné par l'ACP.....	77
Tableau1 : Paramètres d'analyse objective des données1.....	76
Tableau2 : Parametres d'analyse objective des données 2.....	77

Notations

HPF :	la transformée par filtre passe haut
IHS :	la transformée par Intensity-Hue-Saturation
ACP :	Analyse en Composant Principal
PSNR :	Le rapport de bruit de signal de pointe (Peak Signal Noise Ratio)
NCC :	La corrélation croisée normalisée (Normalized Cross Corrélation)
P :	Variable aléatoires
x_{ik} :	La valeur de la variable k pour l'individu i
I :	Désigne à la fois le nombre d'individus et l'ensemble des indices
K :	le Nombre d'Individus et l'Ensemble des Indices
i :	Individu
k :	Variable
M :	Une Matrice Symétrique
T^2 :	La Métrique
I_g :	L'Inertie
z :	Les Données Transformées
$x^{j,k}$:	Le Produit scalaire de deux Variables Centrée
Q_{jk} :	L'angle entre deux Variables Centrées
ΔL :	Axe de l'Espace des Individus
c_i :	Composante Principale
c :	Matrice des Composantes Principales
α :	Indice de Significativité (risque d'erreur)
u :	Forme Linéaire appelée Facteur
$V(c)$:	La Variance de c
$I_f(x, y)$:	Image a Fusionné
X :	Matrice de Tableau de Données
N :	Une Bande
λ_i :	Les Valeurs Propres
ϕ_i :	Le Vecteur de Caractéristique

SD : Écart-type
H : Entropie
RMSE : Erreur moyenne carrée (Root Mean Square Error)
MAX : la Valeur de Pixel Maximale Possible de l'image
MSE : l'Erreur Moyenne Carrée (Mean Square Error)
SC : Contenu Structurel
IRM : Imagerie par Résonance Magnétique
CT : Tomodensitométrie



Introduction générale

Introduction Générale

Le traitement d'images joue un rôle prépondérant dans le domaine médical. En effet, la quantité des données, souvent importante, peut être allégée grâce à une automatisation de l'analyse et de l'interprétation des images.

La présence d'images numériques dans ces applications est plus importante de jour en jour. Cela est dû au développement des systèmes d'acquisitions d'images de plus en plus précis, polyvalents et bon marché. Par exemple, un médecin a à sa disposition pour observer l'état d'un patient un assez grand nombre de modalités d'imagerie (radiographie X conventionnelle, scanner X, échographie,...etc). Chaque modalité d'acquisition présente des caractéristiques différentes, et sert à mettre en évidence des propriétés particulières des tissus. Les examens sont donc complémentaires, mais aussi redondants dans certains cas. Le médecin pose alors un diagnostic en visualisant simultanément ou alternativement les images, et en faisant une synthèse des différents types d'informations.

Plusieurs formalismes existent pour modéliser l'information issue d'une image ou d'une mesure. Depuis le cadre probabiliste, très proche du formalisme mathématique, jusqu'aux avancées les plus récentes en intelligence artificielle, des modèles ont été proposés pour évaluer l'information issue d'un capteur. Le but général de ce travail est de proposer une méthode générique de fusion des images, quelle que soit l'application visée.

Dans le cadre de notre projet de fin d'études, nous nous intéressons à la fusion d'images de deux images médicales de modalités différentes en utilisant la transformée de Karhunen-Loève ACP (analyse en composante principale). La fusion d'informations consiste à combiner des informations issues de plusieurs sources afin d'améliorer la prise de décision [1,2]. Dans le cas de notre application, nous supposons que les couples d'images utilisées sont parfaitement recalées. Toutefois, nous allons présenter le principe du recalage d'images qui permet d'avoir des images parfaitement recalées.

L'ACP fait en réalité partie d'un ensemble de méthodes d'analyse de données, appelées méthodes multifactorielles. De façon générale, celles-ci ont pour but de résumer de la façon la plus fidèle possible un grand ensemble de données, c'est-à-dire d'observations différentes (les variables) pour chaque membre d'une importante population d'étude (les individus). Ce résumé engendre toujours une perte d'information, mais c'est au profit des informations les plus pertinentes et de la lisibilité, donc de la meilleure interprétation.

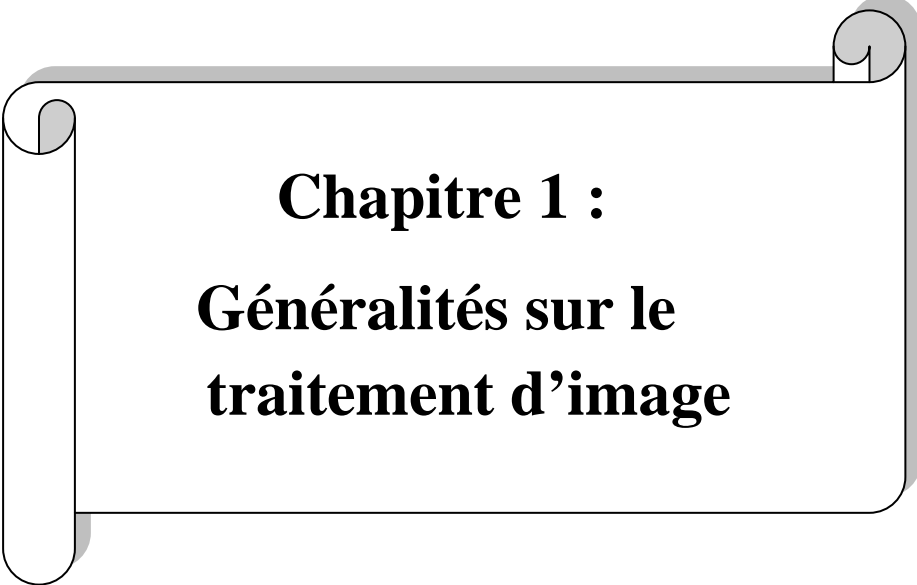
Afin de présenter notre travail, nous avons scindés notre mémoire en trois chapitres. Dans le premier chapitre, on présentera les caractéristiques d'images et son utilisation dans le domaine du traitement de l'image et aussi les principales modalités d'imagerie médicales.

Introduction Générale

Dans le deuxième chapitre, nous présenterons le principe de la fusion d'images et les méthodes les plus utilisées.

Le troisième chapitre est consacré à la présentation de la méthode de la fusion de deux couples d'images en utilisant l'ACP. Des résultats seront présentés ainsi que leur interprétation.

Nous terminons notre mémoire par une conclusion.



Chapitre 1 :
Généralités sur le
traitement d'image

1. Préambule

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

De ce fait, le traitement d'image est l'ensemble des méthodes et techniques permettant d'améliorer facilement et efficacement l'aspect visuel d'une image, pour en extraire des informations précises jugées pertinentes.

Nous voulons au cours de ce chapitre mettre le point sur quelques concepts de base une de domaine de traitement d'image et de la segmentation d'image et on termine par une notions et quelques technique de l'imagerie médicale.

2. Définition de l'image

L'image est une représentation visuelle (peinture, photographie) et un ensemble structuré d'informations qui, après affichage sur l'écran, ont une signification pour l'œil humain. Elle peut être décrite sous la forme d'une fonction $I(x,y)$ de brillance analogique continue, définie dans un domaine borné, Les x et y sont les coordonnées spatiales d'un point de l'image et I est une fonction d'intensité lumineuse et de couleurs. Sous cet aspect, l'image est inexploitable par la machine, ce qui nécessite sa numérisation. [1], [2].



Figure1.1 : Image photographique.

3. Image numérique

Contrairement aux images obtenues à l'aide d'un appareil photo, ou dessinées sur un papier, les images manipulées par un ordinateur sont numériques (représentées par une série de bits). 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 prélevé à l'emplacement correspondant dans l'image réelle, ou calculé à partir d'une description interne de la scène à représenter. 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 2 , où :

x,y : coordonnées cartésiennes d'un point de l'image.

$f(x, y)$: niveau d'intensité.

Pour des raisons de commodité de représentation pour l'affichage et l'adressage, les données images sont généralement rangées sous formes de tableau I de n lignes et p colonnes. [1], [2].

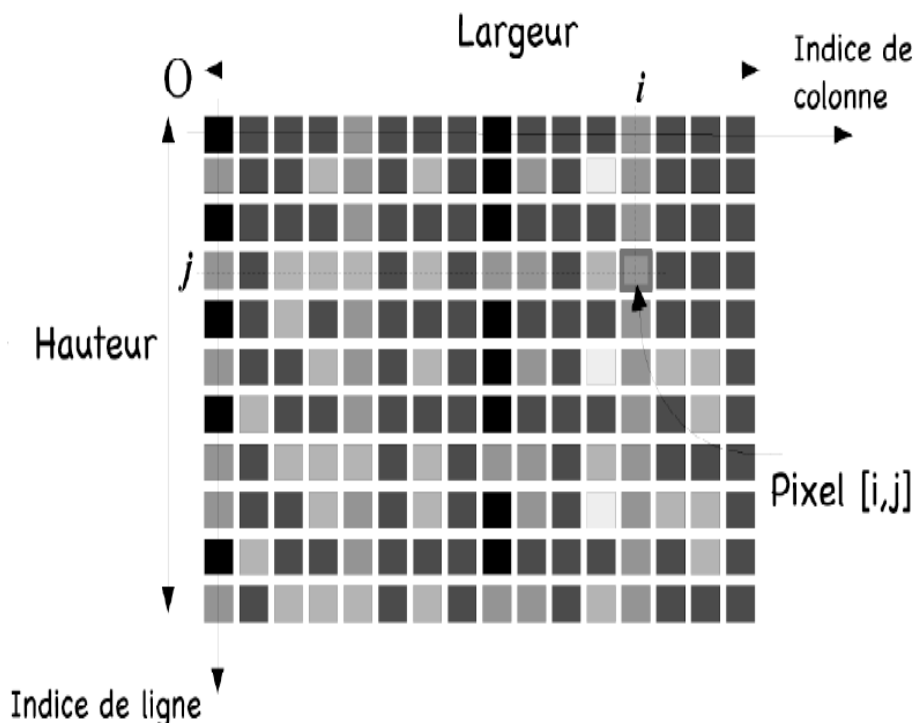


Figure 1.2 : Représentation d'image numérique.

4. Les différents types d'image numériques

Il existe trois types d'image numérique, et ces types d'image sont :

4.1. Images binaires (en noir et blanc)

Les images binaires sont les plus simples, les pixels sont représentés par deux états logiques 0 et 1 ou le niveau 0 représente le noir et le niveau 1 représente le blanc. Le codage de l'image est sur 1 bit. Chaque pixel peut donc avoir 2 couleurs possibles : soit noir ou soit blanc. [1].



Figure 1.3 : image en noir et blanc

4.2. 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**. La valeur zéro représente le noir (intensité lumineuse nulle) et la valeur 255 le blanc (intensité lumineuse maximale). Chaque pixel n'est donc plus représenté par **1 bit**, mais par **1 octet**. [1]



Figure 1.4 : image en niveau de gris

4.3. Images en couleurs

Même s'il est parfois utile de pouvoir représenter des images en noir et blanc, les applications multimédias utilisent le plus souvent des images en couleurs. La représentation des couleurs s'effectue de la même manière que les images monochromes avec cependant quelques particularités. En effet, il faut tout d'abord choisir un modèle de représentation. On peut représenter les couleurs à l'aide de leurs composantes primaires. Les systèmes émettant de la lumière (écrans d'ordinateurs,...) sont basés sur le principe de la synthèse additive : les couleurs sont composées d'un mélange de rouge, vert et bleu (modèle R.V.B.). [1]



Figure 1.5 : image en couleurs

5. Caractéristiques d'une image numérique

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

5.1. Pixel

Contraction de l'expression anglaise "Picture éléments": éléments d'image, le pixel est le plus petit point de l'image, c'est une entité calculable qui peut recevoir une structure et une quantification. 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 d'affichage ou d'impression. La lettre A, par exemple, peut être affichée comme un groupe de pixels dans la figure ci-dessous

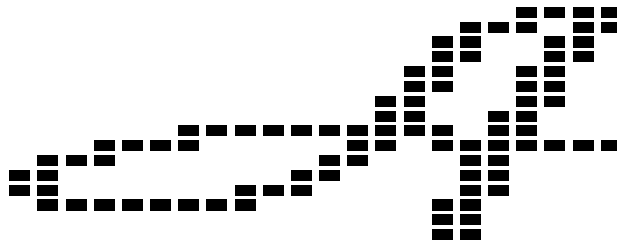


Figure 1.6 : image présentant l'affichage des pixels

La quantité d'information que véhicule chaque pixel donne des nuances entre images monochromes et images couleurs. Dans le cas d'une image monochrome, chaque pixel est codé sur un octet, et la taille mémoire nécessaire pour afficher une telle image est directement liée à la taille de l'image. Dans une image couleur (R.V.B.), un pixel peut être représenté sur trois octets : un octet pour chacune des couleurs. [1], [2].

5.2. 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.

5.3. Bruit

Un bruit 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. [1], [2].



Figure 1.7 : Image sans bruit.



Figure 1.8 : Image Bruitée.

5.4. Luminance

C'est le degré de luminosité des points de l'image. Elle est définie aussi comme étant le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface par l'aire apparente de cette surface. Pour un observateur lointain, le mot luminance est substitué au mot brillance, qui correspond à l'éclat d'un objet. [2].

$$\text{LUM}(\mathbf{I}) = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=0}^{M-1} \cdot \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y)$$

Avec :

- **M**: Nombre de colonnes
- **N**: Nombre de lignes
- **F(x, y)**: La valeur de niveau de gris dans le point (x, y).

5.5. Résolution

C'est la clarté ou la finesse de détails atteinte par une image. il y a deux types de résolution : la résolution spatiale et la résolution tonale. [1]

5.5.1. Résolution spatiale

La résolution spatiale dépend de la surface que représente les pixels. Plus la surface grande la résolution diminue et cette résolution dépend aussi de l'échantillonnage. On trouve dans la **figure 5.4** différentes résolutions spatiales de la même image. [1]

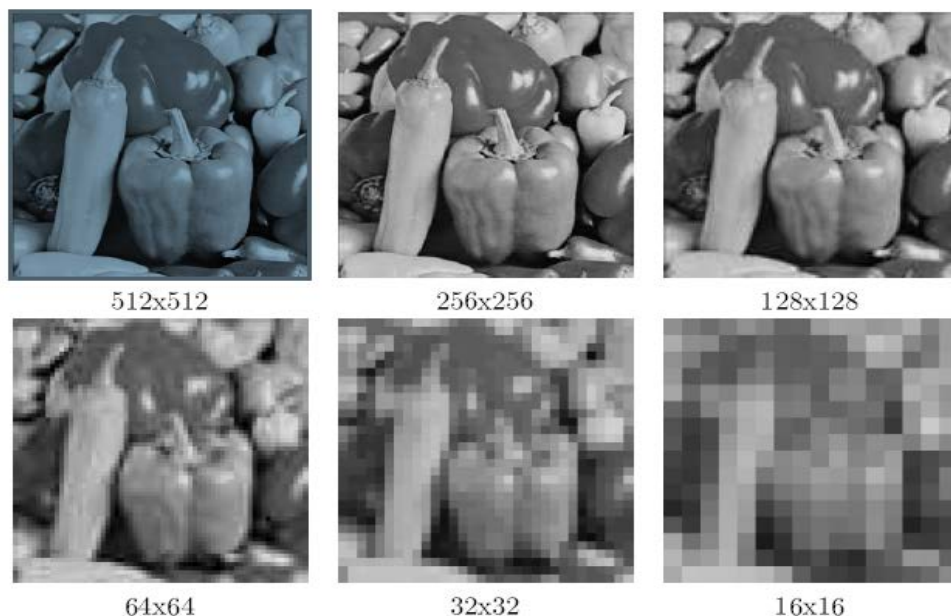


Figure 1.9 : différentes résolutions spatiales de la même image

5.5.2. Résolution tonale

La résolution tonale représente le nombre de niveaux de gris présents dans l'image. Cette résolution dépend de la quantification. On trouve dans la **figure 1.8** différentes résolutions tonales de la même image. [1]

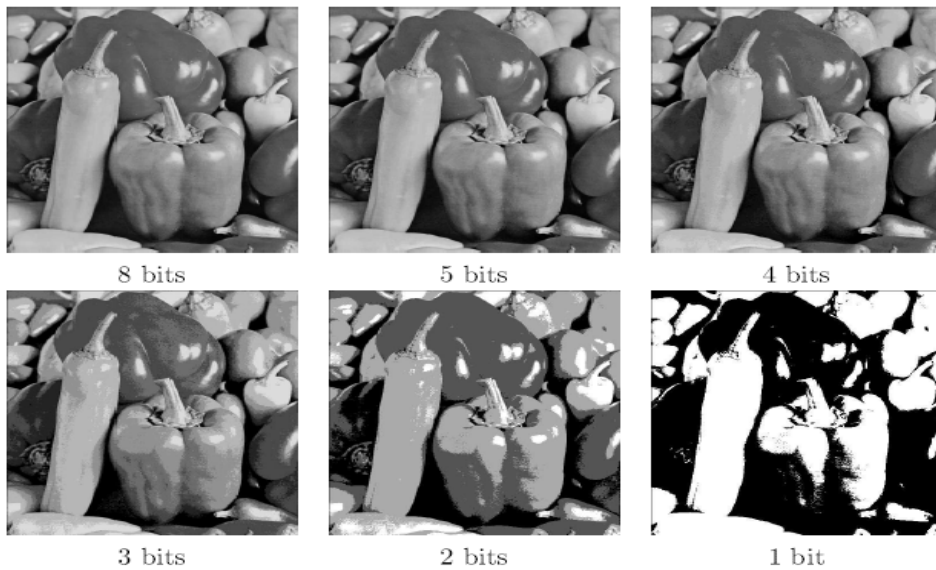


Figure 1.10 : différent résolution tonales de la même image

5.6. 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 :

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

5.7. Texture

La texture est une information obtenue à partir d'un ensemble de mesures locales dans une région (fenêtre de visualisation) d'une image, répétition spatiale d'un même motif dans différentes directions de l'espace. Elle est définie comme étant un phénomène e deux niveaux le premier niveau concerne la description d'élément de base ou primitive(le motif) a partir desquels est formée la texture. Le second niveau est relatif à la description de l'organisation spatiale de ces primitives. La notion de texture est utilisée pour traduire un aspect homogène de la surface d'un objet sur une image.

5.7.1. Textures structurées

Encore appelées macro-textures, elles sont constituées par la répétition spatiale plus ou moins régulière d'un motif de base (appelé primitive ou Texel), dans différentes directions. Les textures périodiques constituent un sous-ensemble des textures structurées. L'exemple du mur de briques illustre bien ce type de texture. [3]

5.7.2. Textures aléatoires

Dans ces textures, aucun motif particulier n'est localisable ou détectable. Elles ont un aspect anarchique et désorganisé, tout en restant homogène et ne répondent à aucune règle d'agencement particulière. La primitive est ramenée au niveau du pixel, ce qui vaut à ces textures le nom de micro-textures (ex: sable, laine tissée, herbe). [3]

5.7.3. Textures directionnelles

Les textures directionnelles ne sont pas totalement aléatoires et ne présentent pas d'éléments structurants de base. Elles se caractérisent essentiellement par certaines orientations. [3]

5.8. Contour

Les contours représentent les frontières entre les objets de l'image, ou la limite entre deux pixels dont les niveaux de gris représentent une différence significative. Ils constituent

en effet des indices riches, au même titre que les points d'intérêts, pour toute interprétation ultérieure de l'image. Les contours dans une image proviennent des:

- Discontinuités de la fonction de réflectance (texture, ombre),
- Discontinuités de profondeur (bords de l'objet), et sont caractérisés par des discontinuités de la fonction d'intensité dans les images. [1]



Figure 1.11 : Contour d'une image.

5.9. Histogramme

L'histogramme d'une image est une fonction discrète. Elle représente le nombre de pixels en fonction du niveau de gris (la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris). Il permet de donner un grand nombre d'information sur la distribution des niveaux de gris (couleur) et de voir entre quelles bornes est répartie la majorité des niveaux de gris (couleur) dans le cas d'une image trop claire ou d'une image trop foncée. Il peut être utilisé pour améliorer la qualité d'une image (Rehaussement d'image) en introduisant quelques modifications, pour pouvoir extraire les informations utiles de celle-ci. Pour diminuer l'erreur de quantification, pour comparer deux images obtenues sous des éclairages différents, ou encore pour mesurer certaines propriétés sur une image, on Modifie souvent l'histogramme correspondant.[2]

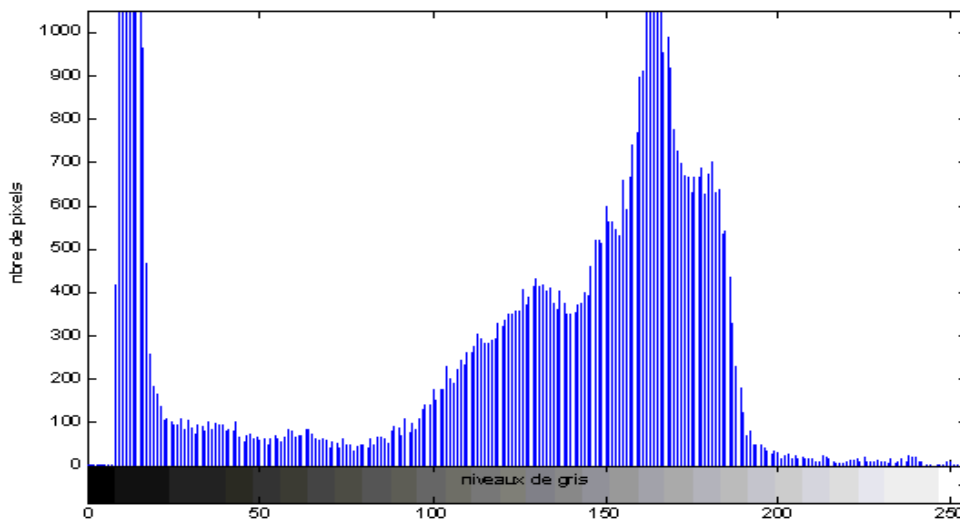


Figure 1.12: image originale et son histogramme

On peut distinguer trois types d'histogramme d'image :

- **Histogramme uni modal** : Ce type d'histogramme n'a qu'un seul pic, il présente soit un objet soit un fond.
- **Histogramme bimodal** : Il est formé de deux modes bien séparés (deux pics séparés par une vallée) et l'on déduit ainsi qu'il existe un objet sur un fond.
- **Histogramme multimodal** : Il est formé de plusieurs modes séparés (plusieurs pics séparés par plusieurs vallées). Qui nous renseigne sur la présence de plusieurs objets.

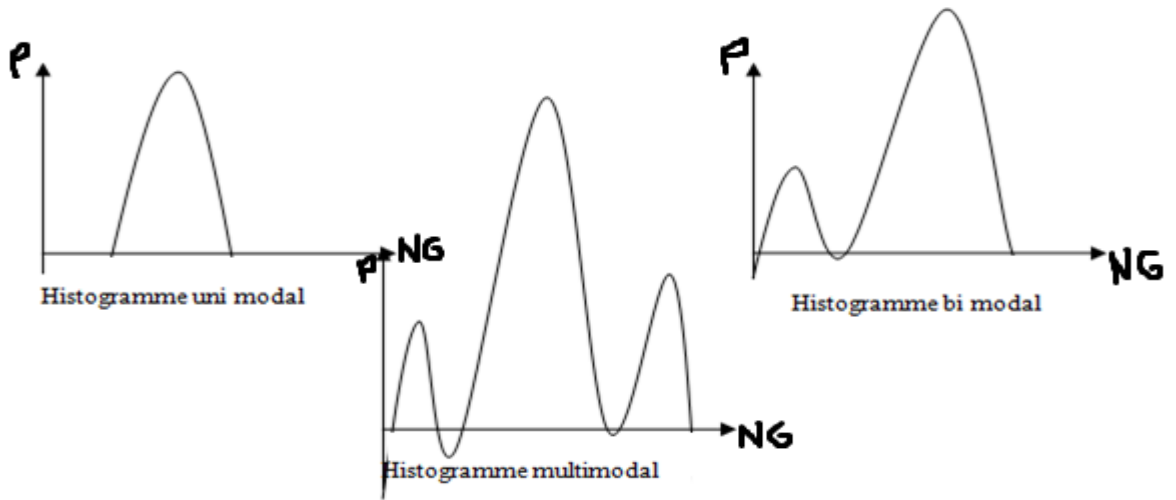


Figure 1.13 : les schémas de différents types d'histogrammes

6. Système de traitement d'image

Un système de traitement numérique d'image est composé de : [2]

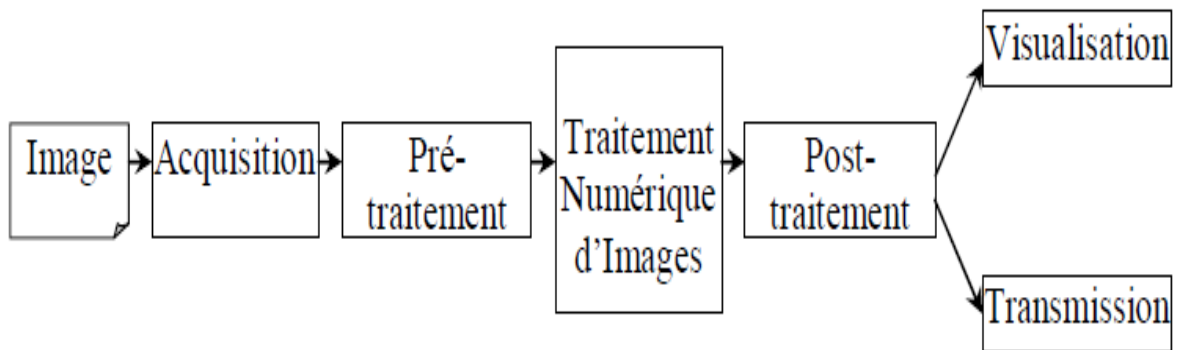


Figure 1.14 : Schéma d'un système de traitement d'image.

6.1. Acquisition

L'acquisition d'une image est l'opération qui permet le passage de l'information réelle à une représentation numérique. Elle est réalisée en 3 étapes :

- La transformation du signal optique en un signal analogique (électrique).
- L'échantillonnage dans le but d'avoir des échantillons du signal.
- La quantification qui est une traduction des échantillons en valeurs numériques selon une règle de codage.

6.2. Prétraitement

Le prétraitement d'images est l'ensemble des opérations effectuées sur une image, soit pour l'améliorer, soit pour la restaurer, c'est-à-dire pour restituer aussi fidèlement que possible le signal d'origine. D'une manière générale, les méthodes de prétraitement visent soit à renforcer la ressemblance des pixels d'une même région, soit au contraire à accentuer les différences de pixels provenant de régions différentes.

6.3. Le traitement numérique

Le traitement d'image est l'ensemble des méthodes qui permettent de décrire quantitativement le contenu d'une image. On a deux types de traitement :

- les traitements de bas niveau : l'image est décrite de manière numérique (structurelle), il n'y a pas de liens avec la réalité qu'elle représente. Ou les données de nature numérique.
- les traitements de haut niveau : entité de nature symbolique associée à une représentation de la réalité extraite de l'image. Cette distinction est liée au contenu sémantique des entités traitées et extraites de l'image.

6.4. Post-traitement

Le traitement numérique n'est pas en général parfait, le post-traitement est censé donc à améliorer le résultat.

- Dans tous les cas, les frontières ne font partie d'aucune région. Il est possible de les affecter à une région proche selon un critère, par exemple la différence de couleur.
- Dans le cas de sur-segmentation, les petites régions peuvent être regroupées à d'autres.
- Il serait aussi possible d'utiliser plusieurs méthodes de segmentation et de les unir afin d'obtenir un résultat plus satisfaisant.

6.5. Visualisation, Transmission et Stockage

Tout système de traitement d'image est doté d'un dispositif de visualisation qui permet l'affichage des images. La transformation du signal numérique qui est la matrice image en un signal analogique visible par l'œil de l'observateur. Les images doivent être transmises vers une station d'archivage ou de traitement. Les images sont stockées dans des disques durs destinés à cet effet.

7. Rehaussement

Le processus d'amélioration d'image consiste à améliorer l'aspect visuel d'une image ou pour convertir l'image en une forme mieux adaptée à l'analyse par un humain ou une machine. On applique le rehaussement des images afin de faciliter l'interprétation visuelle et la compréhension des images. Les images numériques ont l'avantage de nous permettre de manipuler assez facilement les valeurs enregistrées pour chaque pixel. Comme la qualité visuelle d'une image est une notion subjective, Le processus permet ainsi à l'analyse, par essai et erreur, de transformer les images afin d'adapter leur contenu en fonction de ses propres critères de qualité visuelle. [1]

8. Classification

La classification d'une manière générale, permis de partitionner un ensemble d'observations en différentes classes, en regroupent dans une même classe les observations présentant les même caractéristique. On parle de classification des images lorsque les observations correspondent a des images ou chaque image eut être caractériser par un ensemble d'attributs tels que les attributs de texture ou de couleur. La classification des images intervient comme une étape très importante dans des applications de reconnaissance des formes telles que l'identification des images de bois, la reconnaissance des visages, de la parole, etc.....les méthodes de classification pouvant être devisé en deux catégorie selon l'information disponible a priori sur les observations. [2]

- **Supervisée** : lorsque les différentes classes des observations sont connues au préalable.
- **Non supervisée** : dans le cas ou l'on n'a aucune connaissances a priori sur l'appartenance des observations aux classes.

9. Segmentation

La segmentation d'image est une procédé utilise dans le traitement d'image, c'est une opération qui a pour objectif la description de l'information contenue dans l'image en donnant une présentation plus condensée et facilement exploitable. Elle consiste à rassembler des pixels entre eux suivent des critères prédéfinis, critère appelée aussi classe, regroupe un certain nombre de pixels qui formerons à leur tours ce qu'on appelle les régions. Deux manière de segmentations sont exploitables, on a d'une part la segmentation d'image au niveau de gris, d'autre part la segmentation d'image couleur, cette dernière est la plus utiliser, en raison de sa faculté e différencie les couleurs, contrairement à la segmentation d'image en niveau de gris qui elle fait apparaitre dans plusieurs application d'une façon homogène des régions de couleur différentes. La finalité de segmentation est de partitionner l'image en sous ensemble de telle façon à avoir des régions homogènes qui seront facilement exploitable pour différentes application. [2]

Soit I une image composée de T pixels p_i , P un prédicat définie sur tout sous-ensembles de pixels connexes de I . Segmenter I en région revient à réaliser une partition de I en N sous-ensembles de pixels R_1, R_2, \dots, R_n , appeler région, tel que :

$$1) \bigcup_{i=1}^n R_i = I$$

2) $R_i \cap R_j$, les sous-ensembles $R_i, i = 1, \dots, n$ sont connexes.

3) Il existe un prédicat P tel que $P(R_i) = \text{vrais}, \forall i = 1, \dots, n$

4) $P(R_i \cup R_j) = \text{faux}, \forall (i, j), i \neq j$ et R_i, R_j sont contigües.

Où P désigne un prédicat définie sur l'ensemble des points de R_i et \emptyset un ensemble vide.

- a) la première condition implique que chaque pixel de l'image doit apparaître à une région R_i et l'union de toutes les régions correspond à l'image entière.
- b) la deuxième condition est relative à la structure des régions. Elle définit une région comme un ensemble de pixels qui doivent être connexes.
- c) la troisième et la quatrième condition expriment respectivement que chaque région doit respecter un prédicat d'uniformité, et que la non réalisation de ce même prédicat pour la réunion de deux régions adjacentes.

Remarquons qu'un bon choix du prédicat P est indispensable pour avoir le résultat recherché d'une segmentation.

Les techniques de segmentations existantes sont nombreuses, mais elles sont généralement regroupées en trois principales approches qui sont l'approche contour, l'approche région et l'approche coopérative. [2]

9.1. Approche contour

Un contour est un ensemble des points d'une image numérique qui correspond à un changement brutal de l'intensité lumineuse. Dans l'approche "contour", on considère que les primitives à extraire sont les lignes de contrastes séparant des régions de niveaux de gris différents et relativement homogènes, ou bien des régions de texture différentes. En pratique, il s'agit de reconnaître les zones de transition et de localiser au mieux la frontière entre les régions.

9.2. Approche région

Contrairement à la segmentation par contours dont le principe est la recherche des points essentiels qui donnent la forme des objets composant l'image, la segmentation en régions consiste à décomposer l'image en des régions homogènes. Une région est composée de l'ensemble des pixels connexes possédant les mêmes propriétés au sens d'un prédicat d'homogénéité donné.

9.3. Approche coopérative

L'approche contour et l'approche région sont en fait des approches duales. On peut les combiner afin d'aboutir à une segmentation plus efficace. Comme, il est possible de combiner plusieurs techniques d'une même approche. La segmentation par coopération région-contour suscite un grand intérêt. Elle combine les deux techniques de segmentation (basées régions, basées contours), prend avantage de la nature complémentaire de l'information sur la région et sur le contour. Ainsi, une segmentation par coopération régions-contours peut être exprimée comme une entraide entre ces deux concepts afin d'améliorer le résultat final de segmentation.

10. Notions sur l'imagerie médicale

Spécialité médicale consistant à produire des images du corps humain vivant et à les interpréter à des fins diagnostiques, thérapeutiques (imagerie interventionnelle) ou de surveillance de l'évolution des pathologies (Larousse-Médical 2013). L'imagerie médicale est assurément une discipline qui s'est copieusement améliorée ces dernières années. La première image médicale est une image radiographique qui date de 1895 en utilisant des rayons X. Elle a été rejointe par d'autres technologies tout au long du XXe siècle, telles l'échographie, le scanner ...etc. L'objectif de l'utilisation des images médicales est de créer une représentation visuelle intelligible des os, des tissus et des organes de façon toujours plus précise et moins

invasive. Aujourd'hui, l'imagerie médicale offre une vue imprenable sur ces mêmes organes en pleine action et permet de visualiser jusqu'au métabolisme cellulaire.

11. Quelques modalités utilisées dans le domaine médical

11.1. Echographie

C'est une technique d'imagerie médicale qui utilise le phénomène de réflexion des ondes ultrasonores. Elle permet de visualiser de façon non-invasive les organes pleins de l'abdomen, le cœur et tous les organes non masqués par le squelette (globe oculaire, cerveau chez le nouveau-né) ou par les gaz. L'échographie est utile à l'observation du fonctionnement des organes comme l'appréciation de la vitalité et de la morphologie du fœtus lors de la grossesse. [8]

11.1.1. Principe d'obtention des images

Avant qu'on place une sonde sur la région à examiner on appliquera sur la peau un gel. Et ce dernier permet de supprimer la présence de l'air entre la sonde et la peau car il 'empêche la transmission des ultrasons. La sonde émet des ultrasons qui traverse les tissus, et lorsque y'aura des changements dans la nature ou la densité des tissus une partie des ultrasons sera réfléchi appelé écho. Ces échos sont captés par la sonde et seront transformé à un signal électrique et ce signal sera transmis vers un ordinateur qui va les traduits en images, et à la fin on obtiendra des coupes de l'organe dans des différents plans. [8]

Exemple d'image échographie :



Figure 1.15 : Image pour fœtus



Figure 1.16 : Image pour cardio vasculaire

11.1.2. Caractéristiques de l'image échographique

Les caractéristiques de qualité de l'image échographique reposent en premier lieu sur la résolution spatiale, c'est à dire la capacité à identifier et séparer des cibles réfléchissantes de petites dimensions. Cette résolution doit être évaluée dans les trois dimensions de l'espace, car elle n'est pas homogène :

- **Résolution axiale** : c'est la capacité de visualiser deux structures placées dans l'axe du faisceau ultrasonore.

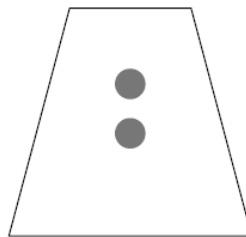


Figure 1.17 : image de résolution axiale

- **Résolution latérale** : c'est la capacité de visualiser deux structures dans le plan horizontal de l'image.

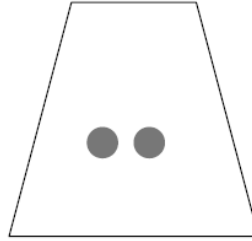


Figure 1.18 : image de résolution latérale

- **Résolution transverse** : C'est la capacité de détecter deux structures dans le plan de l'épaisseur de la coupe.

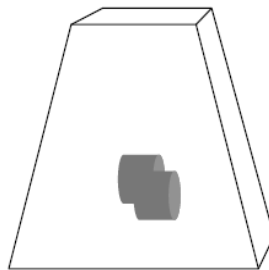


Figure 1.19 : image de résolution transversale

- **Résolution en contraste** : c'est la capacité de différencier deux points d'échogénicité différente.

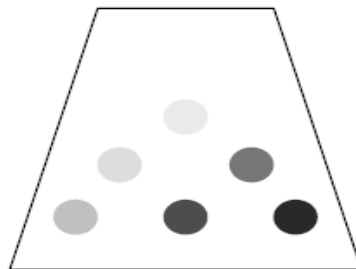


Figure 1.20 : image de résolution en contraste

11.1.3. Codage de l'image

Les images de l'échographie sont généralement en gris, noir et blanc :

- le noir correspond aux ondes réfléchies de plus faibles amplitudes.
- le blanc correspond aux ondes réfléchies de plus grandes amplitudes.
- le gris correspond aux ondes réfléchies d'amplitudes intermédiaires.

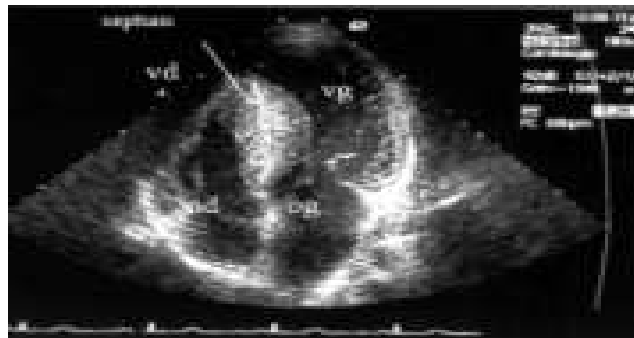


Figure 1.21 : l'image échographie

11.2. Scanner

Un scanner (appelé aussi tomodensitométrie ou TDM) est une technique d'examen qui permet d'obtenir des images tridimensionnelles pour des organes ou des tissus (os, muscles ou vaisseaux) sous forme de coupes en utilisant des rayons X. Il se base sur des techniques informatiques de reconstruction. Il permet de visualiser les infections, hémorragies, tumeur... Il permet aussi de suivre la réponse à la chimiothérapie en cancérologie. [6]

11.2.1. Principe d'obtention des images

Un scanner nécessite d'utiliser un émetteur de rayons X dont le faisceau se propage selon un axe dit (axe de détection), et un détecteur électronique qui mesure l'intensité de départ du faisceau des rayons émis par le tube à rayons X. Ensuite il balaye point par point la

tranche du corps à examiner en effectuant une rotation complète degré par degré. Une partie des rayons incidents sont absorbés par les tissus traversés. Le rayonnement émergent est capté par un autre détecteur électronique (le capteur violet C_1 quand la source est en S_1 et le capteur violet C_2 quand la source est en S_2 sur le schéma ci-dessus) qui va mesurer l'intensité résiduelle du faisceau qui a traversé le corps. Le détecteur tourne en même temps que le tube, de façon synchrone. Pendant ce temps, les rayons X incidents et émergents captés sont comparés et transformés en signaux électriques qui seront convertis en informations numériques ensuite exploitables par les programmes de l'ordinateur. Et à la fin on aura plus de 2 millions de données qui sont enregistrés en quelques secondes par l'ordinateur, et Les résultats sont stockés en mémoire. [6]

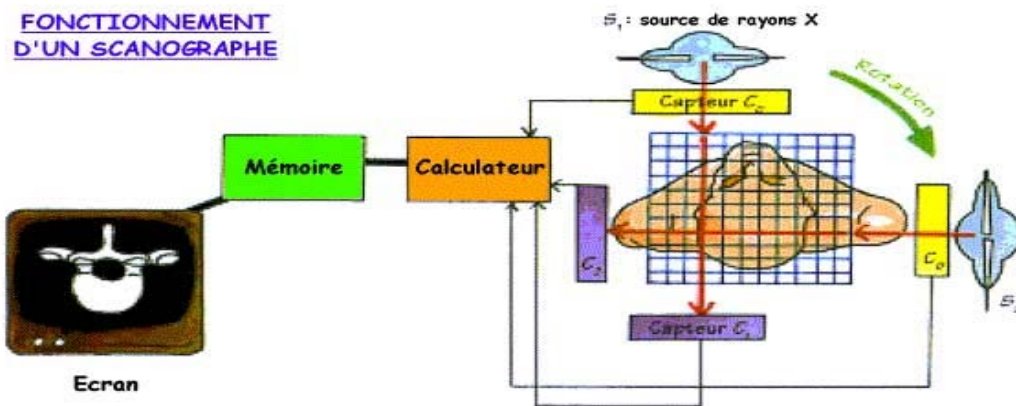


Figure 1.22 : Principe fonctionnement d'un scanner

On utilise des techniques informatiques complexes, on obtient sur l'écran d'un ordinateur l'image reconstituée d'une coupe axiale. Cette image plane numérique traduit les variations d'absorption des tissus traversés auxquelles sont associées des variations de nuances (noir, gris, blanc)

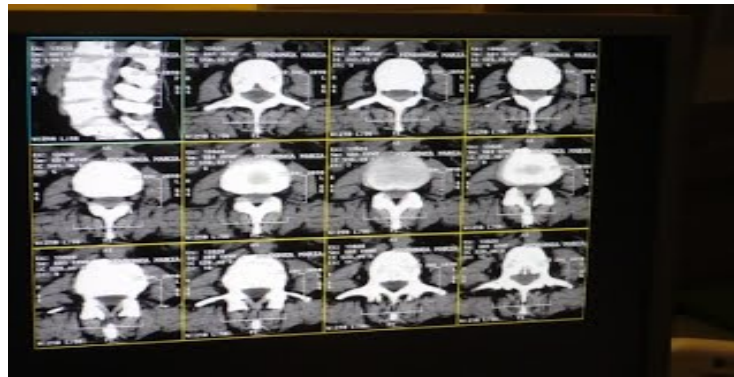


Figure 1.23 : Images obtenu d'un scanner

11.2.2. Caractéristiques un scanner

➤ **Résolution spatiale** : La résolution est la distance au-dessous dans laquelle la TMD ne peut pas séparer deux points. Et est définie par la taille de voxel. En mode de résolution « standard » la taille de voxel est de 0,625 x 0,625 mm dans le plan axial la troisième dimension étant l'épaisseur de coupe reconstruite (0.7 à 1 mm par l'analyse fine du parenchyme pulmonaire). Plus la coupe est fine, plus l'épaisseur du voxel est petite. [6]

➤ **Résolution en contraste** : C'est la capacité à différencier deux structures dont la densité est proche. Elle altère par le bruit d'image, qui se traduit visuellement par un granité sur l'image.

11.2.3. Codage de l'image TDM

L'image de la tomodensitométrie est codée se forme d'un tableau de point (codage bitmap). Les bitmaps existent sous différents formats, selon le nombre de couleurs possibles pour un pixel. Et dans la TDM on utilise le codage bitmap 16 couleur ou 16 niveaux de gris. [4]



Figure 1.24 : Exemple de l'image TDM

11.3. Imagerie par résonance magnétique (IRM)

Imagerie par résonance magnétique est une technique de diagnostic médical puissante qui fournit des images tridimensionnelles en coupe dans tous les plans de l'espace, et avec une grande précision anatomique (inférieure au mm). Il permet de visualiser différentes structures (cerveau, moelle épinière, viscères, muscles et tendons). Il permet aussi de bannir les interventions d'arthroscopie diagnostique, lors desquelles on incisait pour voir les dysfonctionnements d'une articulation. [7]

11.3.1. Principe d'obtention d'image

Un champ magnétique règne autour d'un patient dans un mini-tunnel. Les noyaux d'hydrogène du corps du patient vont être positionnés par l'émission d'onde radio dans un état particulier appelé résonance. Le retour de ces noyaux d'hydrogène à leur état d'équilibre va engendrer la formation d'un signal dans une antenne réceptrice. Au moment de déroulement de l'examen IRM, c'est l'analyse de ce signal par un ordinateur en utilisant des manipulations mathématiques de données (comme le cas pour la tomodensitométrie), qui permet d'obtenir les images des différentes parties du corps humain. [5]

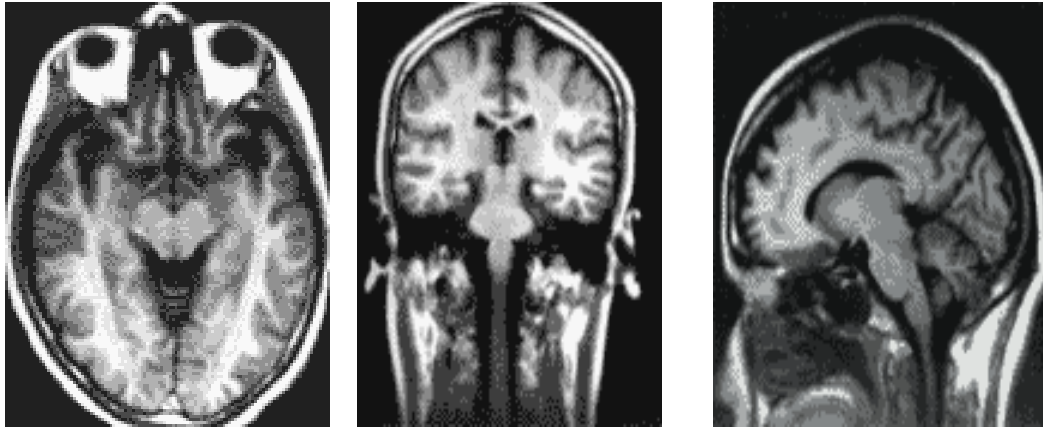


Figure 1.25 : Exemple d'image IRM

11.3.2. Caractéristiques des images en IRM

- **Résolution Spatiale:** C'est la capacité de séparer spatialement deux structures proches. Elle dépend :
 - ❖ du voxel = (pixel) x (épaisseurs de coupe)
 - ❖ du rapport entre FOV et matrice.
 - Pour un FOV fixe : plus la matrice augmente, plus RS augmente.
 - Pour une matrice fixe : plus FOV diminue, plus RS augmente.
 - Pour matrice et FOV fixes : plus l'épaisseur de coupe diminue, plus RS augmente.

- **Contraste :** C'est la différence d'intensité du signal entre 2 structures dans une image Il dépend :
 - ❖ des paramètres tissulaires : T1, T2, densité protonique, propriétés magnétiques locales, mouvements moléculaires.
 - ❖ paramètres d'acquisition : TR, TE, angle de bascule.

- **Rapport Signal/Bruit :** Il dépend sur le rapport entre l'intensité du signal étudié et l'écart type du bruit. Plus le rapport (Signal/Bruit) augmente, la qualité d'image sera meilleure.

11.3.3. Codage de l'image IRM

L'image de 'IRM est représenté en niveaux de gris, allant de noir vers le blanc en passant par toutes les nuances de gris, comme l'exemple de l'image suivante :

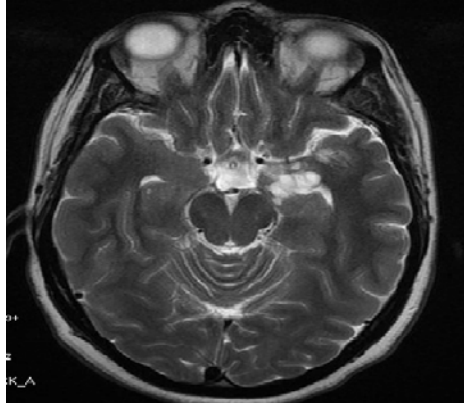


Figure 1.26 : exemple de l'image IRM

- Un tissu qui procure beaucoup de signal est représenté en blanc.
- Un tissu qui ne procure pas beaucoup de signal est représenté en noir.
- Un tissu qui procure moyennement de signal est représenté en gris.

12. Discussion

Le traitement d'image est né des nouveaux besoins qu'ont engendrés les nouvelles technologies, et s'est grandement appuyé sur ces mêmes nouvelles technologies pour se développer très rapidement.

Dans ce chapitre, nous avons présenté les notions de l'image numérique et ses différentes Caractéristiques (pixel, dimension,...etc.), et les étapes de prétraitement et traitement d'une image. Nous avons défini la notion de segmentation et ses différentes techniques, ainsi que la notion de classification. Nous avons parlé sur la notion de l'imagerie médicale et ses différentes modalités et leur principe de fonctionnement avec les caractéristiques de leurs images.



Chapitre 2 :
La fusion d'image

1. Préambule

La fusion consiste à produire une nouvelle image qui conserve les informations utiles contenues dans chacune des images originales.

Nous présentons dans ce chapitre la spécificité de la fusion d'images, et nous 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 spatiale entre les images. 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 une simple combinaison des 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.

2. Définition de la fusion d'images :

On définit la fusion d'images comme la combinaison de deux ou de plusieurs images différentes pour former une nouvelle image. [11]

La fusion d'images est l'utilisation conjointe d'images hétérogènes pour l'aide à la prise de décision. D'après ces définitions nous constatons que le but de la fusion d'images est d'intégrer une information complémentaire à partir d'une multitude d'images pour créer une image fortement instructive, qui serait plus appropriée à la perception visuelle humaine et aux tâches de traitement par ordinateur. [10]

3. Applications de la fusion d'images :

Le domaine d'application de la fusion d'images est très vaste. Les premières réalisations de la fusion d'images ont été sur les images satellite et aérienne [10] ensuite sur les images dans le domaine biomédical et industriel.

3.1. Imagerie satellite et aérienne

La fusion d'images a été appliquée pour la première fois dans ce domaine. La fusion a été développée pour permettre de faire la reconnaissance d'objets. En effet, grâce à la fusion d'images un pilote peut voler dans de mauvaises conditions de visibilité grâce aux différents capteurs d'imagerie (un capteur de lumière basse et un capteur infrarouge pour les images thermiques) qui peuvent être consultés par le pilote. La fusion dans ce cas a pour but de combiner d'une manière rapide et sûre les informations des deux capteurs pour offrir une seule image qui va aider la pilote à la prise de décision.

3.2. L'imagerie Médical

Dans le domaine médical, les médecins ont à leurs disposition un nombre croissant d'images issues de différentes modalités (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.

3.3. Imagerie industrielle

Au 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. Des méthodes de fusion sont mises en place pour détecter en temps réel les défauts de ces pièces.

4. Exemples de fusion d'images :

➤ **Cas des images optiques et radar :** La disponibilité des images de la Terre, provenant de nombreux capteurs optiques (visible et infrarouge) et radar, permet d'étendre nos connaissances du milieu et de mieux appréhender nos décisions sur le paysage terrestre

étudié. En effet, la complémentarité des sources d'informations offre une meilleure interprétation de la zone d'étude considérée. Ainsi, les capteurs optiques sont sensibles à la signature spectrale des objets et fournissent des images qui renseignent sur la végétation et l'occupation du sol, tandis que le capteur radar est sensible à la géométrie des cibles et fournit une image qui renseigne sur la topographie, la rugosité et le contenu en humidité du sol. Cette complémentarité d'informations a conduit la communauté scientifique au développement de méthodes de fusion permettant d'injecter l'information radar dans les images optiques. Nous pouvons distinguer pour cela deux principales approches. La première consiste à fusionner des images multi spectrales avec l'image radar et repose sur l'utilisation de l'espace des couleurs. Par contre, la deuxième approche concerne la fusion des images panchromatiques et radar, et repose sur l'utilisation du filtre passe-haut (a) Image MS (a) Image Pan .L'objectif principal d'une telle application est la détection d'une information qui n'est pas extractible en considérant seulement une des deux modalités. Les points lumineux introduits dans la figure .c correspondent à des dispositifs synthétiques : maison métallique, voiture, antenne... [10]

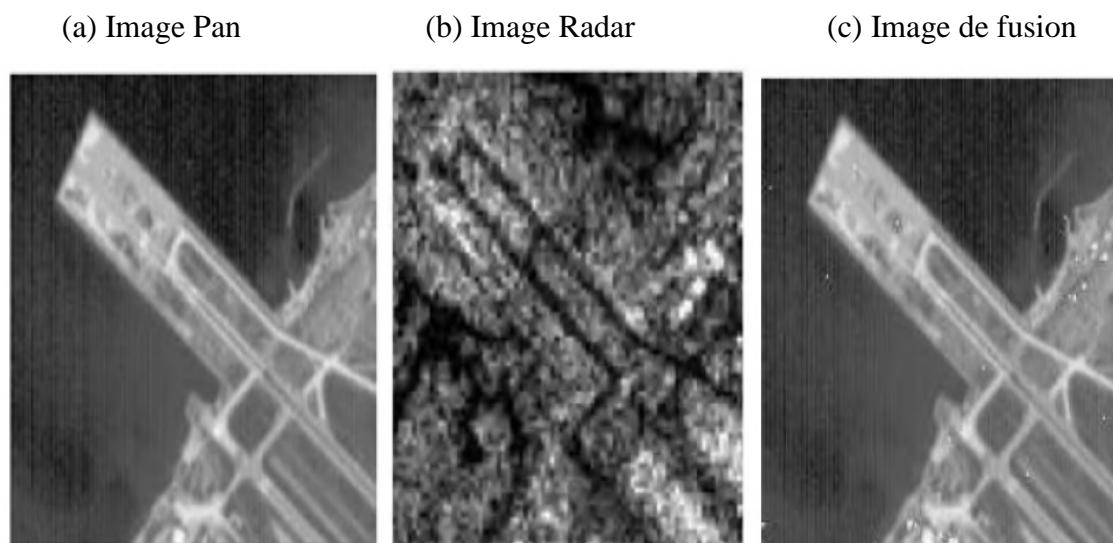


Figure2.1: Exemple de fusion d'images optiques et radar

5. Le recalage d'images

Soit des images (I, J) représentant le même objet pris sous des angles différents et/ou à des moments différents et/ou avec des appareils différents. Recaler des images entre elle 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. 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. [14]

6. Différentes méthodes de recalage [14]

6.1. Transformations

On peut classer les différentes méthodes de recalage selon le type de la transformation. On distingue 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.

6.1.1. Transformation rigide

C'est la méthode la plus simple et la plus classique, elle combine une rotation, et une translation, et éventuellement une symétrie. 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, elle 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.

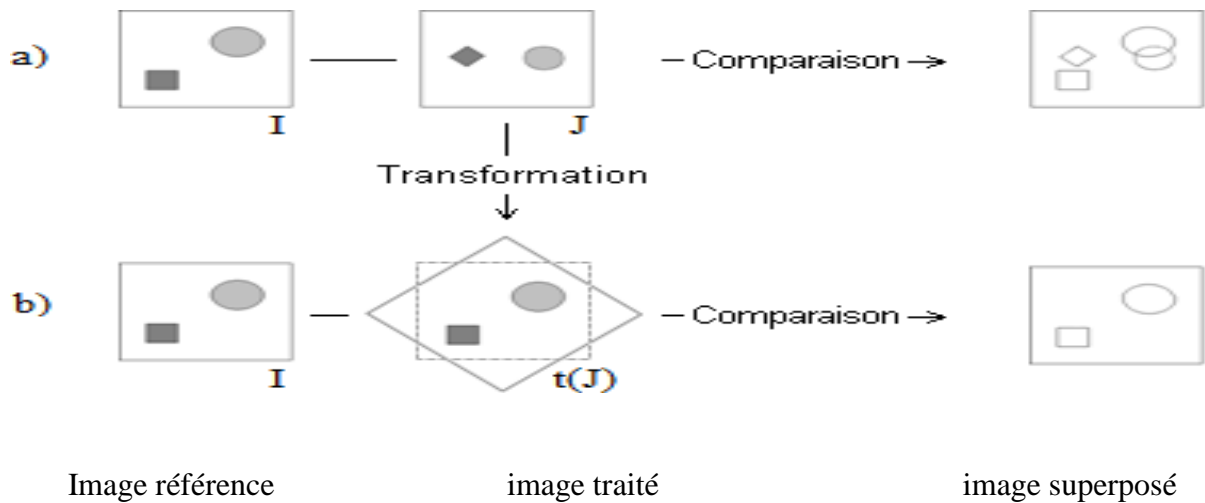


Figure 2.2: Transformation rigide

6.1.2. Transformation homothétique

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

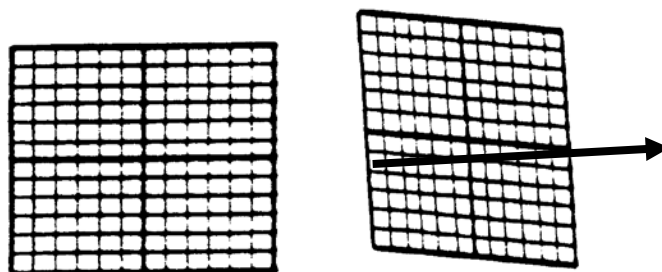


Figure 2.3: transformation homothétique pour le recalage

6.1.3. 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. La figure illustre les effets de la transformation élastique sur une image.

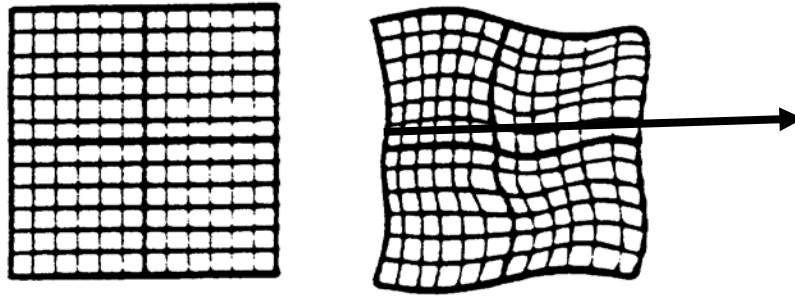


Figure 2.4: transformation élastique

6.2. Estimation 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.

6.2.1. 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.

6.2.2. 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. 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.

6.2.3. 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, 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.

6.3. 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.

6.4. 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 coïncidentes 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.

7. Situation de la fusion d'image : [9] [15]

Selon les applications, les problèmes de fusion peuvent se produire dans des situations différentes, dans lesquelles les types d'informations ne sont pas les mêmes. Les principales situations de fusion en traitement d'images sont les suivantes :

7.1. Plusieurs images du même capteur

Il s'agit par exemple de plusieurs canaux du même satellite. Les données sont alors relativement homogènes car elles correspondent à des mesures physiques similaires.

7.2. Plusieurs images de capteurs différentes

C'est le cas le plus fréquent où les principes physiques différents des capteurs permettent d'avoir des points de vue complémentaires sur la scène (l'image satellite et radar).

7.3. Plusieurs informations extraites d'une même image

Il s'agit de situation dans lesquelles on extrait divers types d'informations d'une image à l'aide de plusieurs détecteurs, opérateurs, classifieurs, ...etc.

7.4. Image et autre source d'information:

Par autre source d'information, on entend par exemple un modèle, qui peut être soit particulier comme une carte, soit générique comme un atlas anatomique, des bases de connaissances, des règles, des informations issues d'experts, etc. Les informations sont à nouveau de types très différents à la fois dans leur nature et dans leur représentation initiale.

8. Objectifs de la fusion d'images :

La fusion est devenue un aspect important de traitement de l'information dans plusieurs domaines très différents elle peut présenter plusieurs intérêts :

- Améliorer la fiabilité (par informations redondantes).
- Améliorer la capacité (par l'information complémentaire).
- Améliorer la résolution spatiale.
- Combiner l'information diachronique ou la réduction du nombre d'image à traité.
- Améliorer la correction géométrique nécessaire d'enregistrement dans l'image.

9. Redondance et complémentarité des images

On utilisant l'approche proposée par Shannon qui repose sur les notions d'information et d'entropie [12], [13]. À partir de la probabilité jointe des l premières images $p(I_1, \dots, I_l)$ (estimée le plus souvent par dénombrement, par exemple à partir de l'histogramme multidimensionnel des niveaux de gris des images), on définit l'entropie (ou information moyenne par pixel) des (L) premières images par :

$$H(I_1, \dots, I_l) = -\sum p(I_1, \dots, I_l) \log p(I_1, \dots, I_l). \quad (2.1)$$

et l'entropie apportée par la $(l + 1)$ ème image s'exprime, soit en fonction des entropies, soit en fonction des probabilités par :

$$H(I_{l+1} | I_1, \dots, I_l) = H(I_1, \dots, I_{l+1}) - H(I_1, \dots, I_l) = -\sum p(I_1, \dots, I_{l+1}) \log p(I_{l+1} | I_1, \dots, I_l) \quad (2.2)$$

Pour deux images, on définit ainsi la redondance entre elles par :

$$R(I_1, I_2) = H(I_1) + H(I_2) - H(I_1, I_2) \quad (2.3)$$

La complémentarité de l'image I_2 par rapport à l'image I_1 , c'est-à-dire la quantité moyenne d'information qu'il faut ajouter à I_2 pour retrouver I_1 :

$$C(I_1 | I_2) = H(I_1 | I_2) \quad (2.4)$$

Ce qui conduit à la relation :

$$H(I_1) = R(I_1, I_2) + C(I_1 | I_2) \quad (2.5)$$

En fusion d'images, on utilisera des images fortement redondantes pour confirmer une décision incertaine et des images complémentaires pour élargir le champ des décisions. Des images complémentaires peuvent conduire soit à des décisions conflictuelles soit à des décisions consensuelles. [15]

10. Niveau de fusion

Les différents niveaux de fusion [19] sont également très discutés dans leur terminologie et dans leur nombre. B.V a proposé trois niveaux de fusion qui sont :

➤ **La fusion de données** (ou fusion de bas niveau) : correspond à la fusion d'informations directement en sortie du capteur ou de la source. La donnée est donc par exemple un coefficient d'un signal à une fréquence donnée, ou encore un pixel si le signal a été reconstruit sous forme d'image.

➤ **La fusion de caractéristiques** (ou fusion de moyen niveau) : c'est la fusion d'informations extraites des données issues directement de la source. Les caractéristiques sont donc par exemple, les caractéristiques phonétiques de la voix déterminées par un procédé quelconque à partir du signal, ou encore les paramètres de texture d'une image.

➤ **la fusion de décisions** (ou fusion de haut niveau) : est relative à la fusion d'informations correspondant à la formulation d'hypothèses issues d'un expert ou d'un système (par exemple un classifieur). Ces trois niveaux ont été souvent repris.

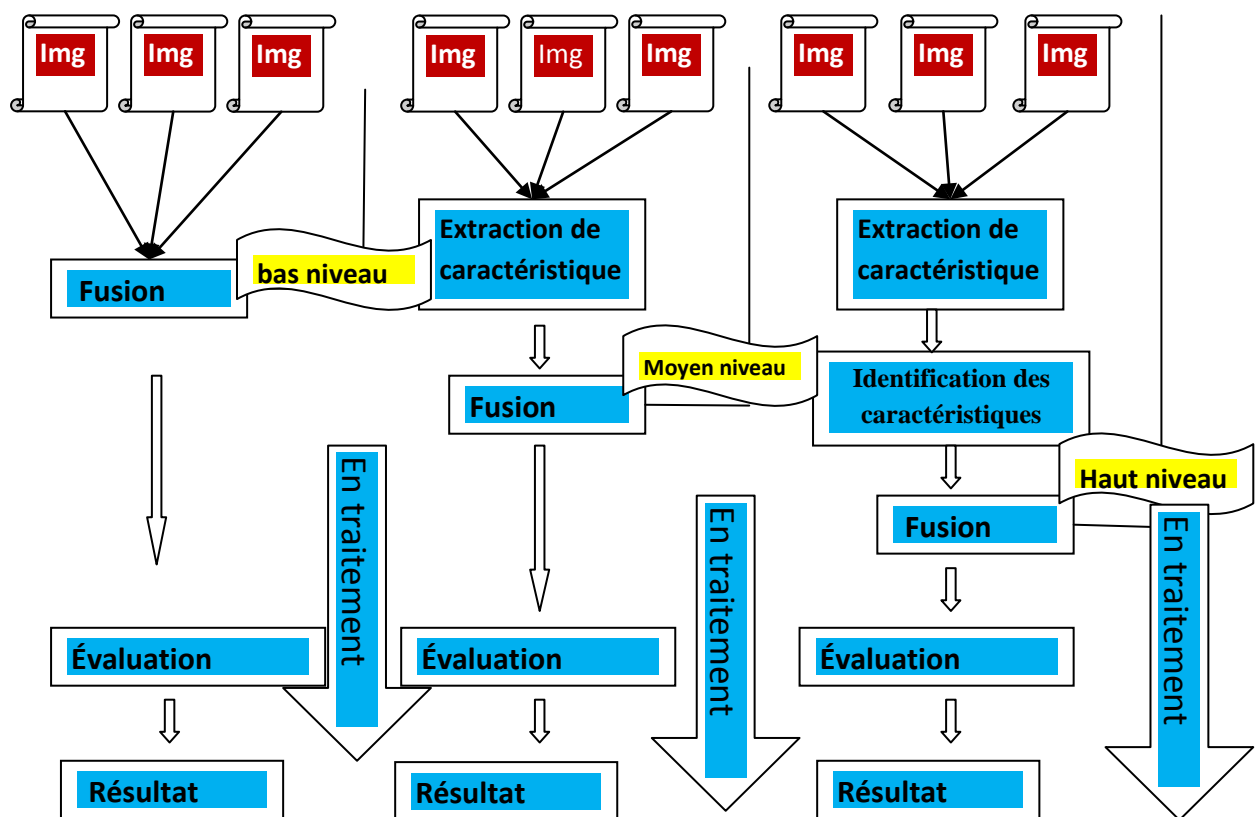


Figure 2.5: les niveaux de traitement de la fusion

11. Les différentes méthodes de fusion d'images

11.1. Les méthodes de type projection substitution

11.1.1. La transformée en IHS

La méthode de fusion d'image utilisant des modèles de couleur de l'IHS (Intensity-Hue-Saturation) a d'abord été utilisée par Hydan en 1982. Depuis lors, elle a été la méthode la plus commune. La méthode IHS fusion applique la transformation IHS à trois images basse résolution existant sur des modèles de couleurs RVB et crée des images d'intensité, des images de teintes et des images de saturation (Jensen, 1996). [17]

$$I = \frac{1}{3}(R + G + B) \quad (2.6)$$

$$S = 1 - \frac{3}{(R+G+B)} [\min(R, G, B)] \quad (2.7)$$

$$H = \cos^{-1} \left(\frac{\frac{1}{2}[(R-G)+(R-B)]}{\sqrt{(R-B)(G-B)+(R-G)^2}} \right) \quad (2.8)$$

Alors que les images d'intensité (image grise) comprennent des informations relatives aux résolutions spatiales des images à faible résolution et des images de nuances et des images de saturation contiennent des données relatives aux résolutions spectrales. Ainsi, lorsque les images d'intensité sont remplacées par des images haute résolution avec de bonnes résolutions spatiales, les résolutions spectrales des images à basse résolution et les résolutions spatiales des images haute résolution sont combinées. Ces images deviennent des images fusionnées de haute résolution contenant beaucoup de spectral Résolutions de faible résolution via une transformation RVB. La méthode de transformation IHS est facile à appliquer, mais ne permet d'appliquer que trois bandes.

11.1.2. L'Analyse en Composantes Principales (ACP)

ACP connue aussi sous le nom de la technique de Karhunen-Loeve, est un outil mathématique qui peut s'appliquer sur un nombre N quelconque de modalités. Par rapport à IHS, cette transformée est donc particulièrement bien appropriée en imagerie multi- ou hyper

spectrale. Elle applique une transformation linéaire de l'espace multi spectral vers l'espace des vecteurs propres des données considérées. Les N composantes ACP obtenues sont orthogonales, ce qui signifie qu'aucune composante n'est linéairement corrélée avec une autre. La variance totale des N images originales est répartie entre les N composantes ACP de telle sorte que la première composante possède la plus grosse part de cette variance, puis que la variance décroît en passant d'une composante à la suivante.

Notons que l'utilisation de la transformée ACP peut constituer la première étape pour une transformation de l'espace des N modalités MS initiales ($N > 3$) vers un espace des couleurs nécessitant seulement trois modalités. En effet, en sélectionnant les trois premières composantes, l'ACP permet de réduire la quantité d'information et d'en extraire les trois canaux les plus représentatifs en termes de variance de ces images. [9], [17]

11.1.3. La méthode HPF (filtre passe haut)

La méthode HPF (High Pass Filter) consiste à extraire le signal haute fréquence complémentaire contenu dans l'image haute résolution et l'injection par addition dans l'image multi-spectrales, préalablement ré-échantillonnée à la résolution de l'image haute résolution ces filtres se sont des filtres spatiaux.

Cette méthode conserve un pourcentage élevé de la caractéristique spectrale puisque l'information spectrale est associée à la faible fréquence spatiale de l'image multi-spectrale.

La résolution spatiale des données est extraite par filtrage passe-haut de la bande mono-spectrale. [17]

Les étapes de la méthode sont comme suites :

- Extraction de la composante haute fréquence au moyen d'un filtre passe haut(HPF).
- L'injection de la composante haute fréquence : cette injection est réalisée en ajoutant cette image de la composante des hautes fréquences spatiales à l'image base résolution.
- L'utilisation de domaine fréquentiel est très pratique pour la conception du filtre et permet un calcul plus rapide pour des images à grande taille.

11.2. Les méthodes multi-résolutions et directionnelles

11.2.1. La transformée en ondelette

Cette méthode utilise l'information spatiale de la bande Pan pour simuler des images MS. La simulation des images MS se fait grâce à l'utilisation de la transformée en ondelettes et de l'analyse multi-résolution. Cet outil mathématique permet de calculer des approximations successives d'une même image à des résolutions spatiales de plus en plus grossières. Les bases d'ondelettes sont construites par dilatations et translations d'une fonction unique, appelée ondelette-mère. Le signal, ou l'image, est décomposé dans cette base et une représentation temps-fréquence (pour un signal) ou espace-échelle (pour une image) est obtenue.

L'application des ondelettes et de la fonction d'échelle s'effectue pour les images de manière séparable en lignes puis en colonnes. La dilatation de l'ondelette et de la fonction d'échelle est obtenue par sous-échantillonnage de l'image originale. Les approximations successives de l'image originale sont appelées image de contexte. La première approximation contient toutes les échelles dont la taille est supérieure à la moitié de celle de l'image d'origine. [16]

11.2.2. La transformée en contourlettes

La transformée en contourlettes telle qu'elle a été introduite par Minho BO et Martin Vetterli est un schéma de décomposition d'images, qui fournit une représentation éparse des données aussi bien aux résolutions spatiales que fréquentielles. Elle peut donner une représentation optimale asymptotique des bords et des contours dans l'image. [17]

La fusion d'image par la transformée en contourlettes se fait en trois étapes :

- Décomposition les deux images avec des paramètres spécifiques (les filtres pyramidaux, les filtres directionnels).
- Fusionner les coefficients d'approximation et de détails de deux images en utilisant une règle de fusion.
- Appliquer la transformée en contourlettes inverse aux nouveaux coefficients d'approximation et de détails pour reconstruire l'image fusionnée.

11.2.3. La transformée en bandelettes

La transformée en bandelettes repose sur un modèle géométrique explicite de l'image pour effectuer une analyse orientée le long des contours. Une première approche consiste à représenter les contours par des courbes paramétriques le long desquelles une ondelette séparable est déformée. Une seconde approche considère un champ d'orientations plutôt qu'un nombre restreint de courbes. Ce champ, représenté sous forme de quad-tree, indique l'orientation locale à l'intérieur de blocs de l'image. La complexité principale de cette transformée réside dans la recherche du champ d'orientation et l'optimisation débit-distorsion pour répartir le débit entre les différentes informations. [10]

12. Qualité de fusion d'images :

L'hypothèse de base sur laquelle reposent les méthodes de fusion est la similitude de l'état de la réalité mesuré dans les deux types d'images à fusionner.

D'un point de vue théorique, les deux images doivent rendre compte de la même portion d'espace, à un même moment et pour un même domaine spectral. Si la première condition est une évidence relativement aisée à satisfaire les deux autres restreignent considérablement le champ d'application.

Dans la pratique, on doit admettre une certaine flexibilité face à ces deux contraintes sévères. Sauf dans le cas d'images produites simultanément par deux systèmes de détection installées sur la même plate-forme il est impossible de garantir la simultanéité des prises de vue. On admettra donc que la situation de fusion est favorable d'un point de vue temporel si l'état des objets au sol et les conditions atmosphériques et d'illumination sont suffisamment stables entre les deux dates. Il s'agit enfin de garantir que les valeurs de luminance de l'image mono bande injectée correspondent au domaine spectral mesuré dans l'image multi-spectrale. Une correspondance parfaite est rarement possible, mais il faudra garantir que cette injection ne se substitue pas à la luminance mesurée dans chacune des bandes spectrales. Dans ce cas, les effets de dégradation de l'information spectrale pourraient être démesurés par rapport à l'ajout du détail spatial produit. La sensibilité à cet égard varie d'une méthode de fusion à l'autre.

L'utilisateur veut naturellement produire une image de bonne qualité. Cependant, la notion de qualité des produits de fusion est difficile à appréhender puisque chaque acteur possède sa propre vision de la définition d'une image fusionnée de bonne qualité. Par exemple, un utilisateur qui souhaite procéder à un post-traitement de type classification ou segmentation,

n'aura pas les mêmes critères d'évaluation du produit fusionné qu'un autre utilisateur appliquant un algorithme de détection de cible. Ceci-dit, pour la fusion au niveau pixel dans lequel nous nous plaçons, il existe quelques conditions génériques qui peuvent être imposées dans les résultats de fusion :

- L'image fusionnée doit préserver toutes les informations pertinentes contenues dans les images source aussi étroitement que possible.

- Le processus de fusion ainsi qu'aucune autre étape ultérieure de traitement d'images ne doivent introduire des objets indésirables ou artefacts, qui peuvent tromper l'observateur humain.

- Dans l'image fusionnée, les caractéristiques non pertinentes et les bruits doivent être supprimés à un degré maximum. La qualité de fusion se rapporte à la qualité spatiale et spectrale des images.

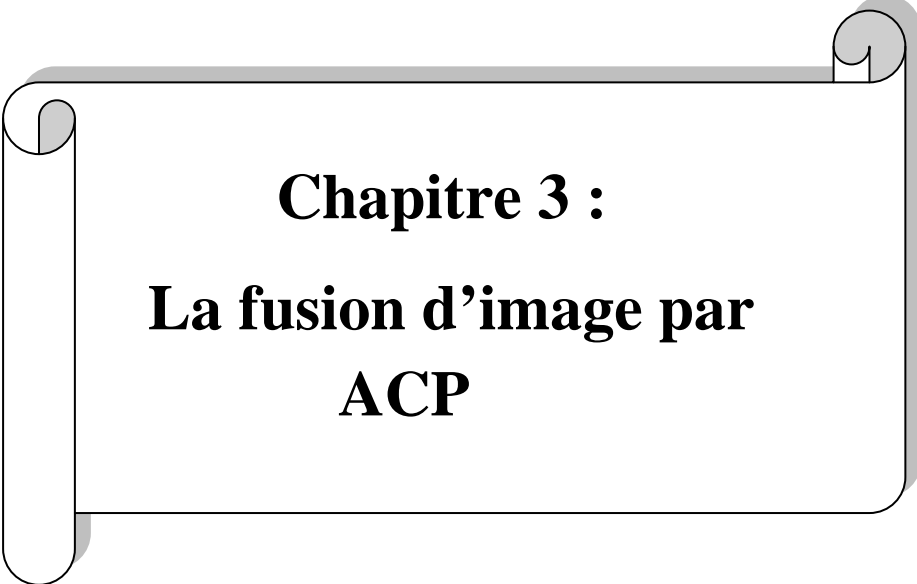
Les méthodes de fusion d'image visent à augmenter la résolution spatiale des images

Multi-spectrales tout en préservant leur contenu spectral original. Le contenu spectral est très important pour la photo-interprétation et la classification des objets.

14. Discussion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les spécificités de la fusion d'images par rapport à la fusion de données en général, et nous avons cité certaines différentes formes de fusion pouvant être appliquées à des images. Nous avons aussi cité les différences entre les niveaux de fusion et les méthodes de fusion en utilisant le recalage, les approches de la fusion d'image ainsi leur objectif et leur domaine d'application.

Nous nous intéressons sur le domaine médical où la fusion d'image est un grand progrès dans l'imagerie médicale car elle permet d'assister considérablement le médecin dans son diagnostic.



Chapitre 3 :
La fusion d'image par
ACP

1. Préambule

La fusion d'images est un processus consistant à combiner les informations pertinentes d'un ensemble d'images d'une même scène, en une seule image, dans laquelle l'image fusionnée résultante sera plus informative et complète que toutes les images d'entrée.

Nous proposons ici l'étude d'une technique de fusion des images basée sur ACP (analyse en composantes principale) qui est la plus simple parmi toutes les autres techniques pour améliorer la résolution des images dans lesquelles deux images à fusionner sont d'abord décomposées en sous-images avec une fréquence différente, puis la fusion de l'information est effectuée et finalement Ces sous-images sont reconstruites dans une image de résultat avec des informations abondantes.

2. Analyse en Composante Principale (ACP)

L'analyse en composantes principale (ACP) fait partie du groupe des méthodes descriptives multidimensionnelles appelées méthode factorielles, qui consiste à transformer des variables liées entre elles (dites « corrélées » en statique) en nouvelles variables décorréelées les unes des autres. ces nouvelles sont nommées « composantes principale », ou axes principaux. Elle permet au praticien de réduire le nombre de variables et de rendre l'information moins redondante. Il s'agit d'une approche à la fois géométrique (les variables étant représentées dans un nouvel espace, selon directions d'inertie maximale) et statistique (la recherche portant des axes indépendantes expliquant au mieux la variabilité (la variance) des données). Lorsqu'on veut compresser un ensemble de p variable aléatoires, les q premiers axes de l'analyse en composantes principale sont un meilleur choix, du point de vue de l'inertie ou de la variance. L'ACP permet d'explorer les liaisons entre variable et les ressemblances entre individus. [20]

2.2. Les données

Les données pour l'ACP sont généralement présentées sous la forme du tableau que nous représentant dans la figure suivante (3.1). Ainsi les données sont constituées d'individus et des variables qui dans le cas de l'ACP doivent être quantitatives, continues, elles peuvent être homogènes ou non et sont *a priori* corrélées entre elles. Rappelons que nous notons x_{ik} la

valeur de la variable k pour l'individu i , I désigne à la fois le nombre d'individus et l'ensemble des indices $I = \{1, \dots, i, \dots, I\}$ et K désigne à la fois le nombre d'individus et l'ensemble des indices

$$K = \{1, \dots, k, \dots, K\}. [21]$$

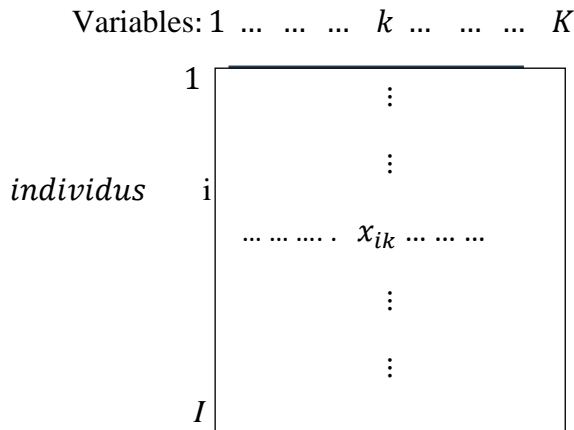


Figure3.1: Représentation des données pour l'ACP.

2.3. L'espace des individus

Chaque individu est un point de \mathbf{R}^p , l'ensemble des individus est alors un "nuage" de point dans \mathbf{R}^p et gen est le centre de gravité. [24]

2.3.1. Le rôle de la métrique

La distance la plus classique entre les individus est la distance euclidienne :

$$d^2(x_l, x_k) = \sum_{i=1}^p ((x_{li} - x_{ki})^2) \tag{3.1}$$

Cette distance n'est pas forcément la meilleure en statistique, surtout qu'elle dépend des unités choisies pour les variables. On utilisera donc la formulation générale :

$$d^2(x_l, x_k) = (x_l - x_k)^T M (x_l - x_k) \tag{3.2}$$

Où M est une matrice symétrique de taille p définie positive. En théorie le choix de la matrice M dépend de l'utilisateur, en pratique les métriques les plus utilisées sont $M = I$, ce qui revient à utiliser la matrice de variance-covariance des individus ou $M = T^2$ ce qui revient à utiliser la matrice des corrélations. Ainsi

$$d^2(x_l, x_k) = (T(x_l - x_k))^T T(x_l - x_k) = (z_l - z_k)^T (z_l - z_k) \quad (3.3)$$

Avec: $z = T x$, ainsi travailler avec la métrique T^2 revient à travailler avec la distance euclidienne classique sur les données transformées z .

2.3.2. L'inertie

On appelle inertie totale du nuage de points la moyenne pondérée des carrés des distances des points au centre de gravité :

$$I_g = \sum_{i=1}^n p_i (x_i - g)^T M (x_i - g) = \text{trace}(D Y M Y^T) = \text{trace}(T V T) = \text{trace}(T^2 V) \quad (3.4)$$

Ainsi si $M = I$, l'inertie est égale à la somme des variances. Si $M = T^2$, l'inertie est égale à p . On remarquera aussi que maximiser la trace de $T V T$ est équivalent à maximiser la trace de $T^2 V$.

2.4. l'espace des variables

Chaque variable x^j est un point de R^n [24], on peut donc observer un nuage de p points-variables.

$$(x^j)^T D x^k = \sum_{i=1}^n p_i x_i^j x_i^k = \text{Cov}(x^j, x^k) := S_{jk} \quad (3.5)$$

2.4.1. La métrique des poids

Pour étudier la proximité des variables entre elles, il faut munir cet espace d'une métrique, c'est-à-dire trouver une matrice d'ordre n définie positive. Ici la matrice D s'impose d'elle même :

- Le produit scalaire de deux variables centrées x^j et x^k vaudra :

$$(x^j)^T D x^k = \sum_{i=1}^n p_i x_i^j x_i^k = Cov(x^j, x^k) = S_{jk} \quad (3.6)$$

Le norme d'une variable est alors $\|x^j\|_D = \sqrt{S_j^2}$. La longueur d'une variable est son écart-type.

- L'angle Q_{jk} entre deux variables centrées est donné par :

$$\cos Q_{jk} = \frac{(x^j, x^k)_D}{\|x^j\|_D \|x^k\|_D} = \frac{S_{jk}}{S_j S_k} \quad (3.7)$$

Le cosinus de l'angle entre deux variables centrées n'est autre que leur coefficient de corrélation linéaire.

2.4.2. Droites d'ajustement

Considérons un axe Δ de l'espace des individus engendré par un vecteur unitaire a pour la métrique M , i.e. $a^T M a = 1 = 1$ et projetons les individus sur cet axe (projection M orthogonale). La liste des coordonnées c_i des individus sur Δ forme une nouvelle variable ou composante c .

Ainsi :

$$c_i = a^T M x_i = x_i^T M a = x_i^T u \quad (3.8)$$

en posant :

$$u = M^{-1} a = a.$$

$$c = \begin{pmatrix} c_1 \\ \vdots \\ c_3 \end{pmatrix} = X M a = X u = \sum_{j=1}^p x^j u_j \quad (3.9)$$

A la variable c sont donc associés trois êtres mathématiques :

- un axe Δ de vecteur unitaire a .
- un vecteur c de l'espace des variables.
- une forme linéaire u appelée facteur.

L'ensemble des variables c que l'on peut engendrer par combinaison linéaire des vecteurs-colonnes de X forme un sous-espace vectoriel de l'espace des variables de dimension égale ou inférieure à p .

Remarquons que si a appartient à l'espace des individus, u appartient à son dual et que si a est M -normé à 1, u est M^{-1} normé à 1 :

$$a^T M a = (M^{-1}u)^T M M^{-1}u = u^T M^{-1}u = 1 \quad (3.10)$$

La variance de c sera :

$$V(c) = (Yu)^T D(Yu) = u^T Y^T D Y u = u^T V u = a^T M V M a \quad (3.11)$$

2.5. Caractéristiques de la composante principale

➤ La première composante extraite dans une analyse de composante principale représente une quantité maximale de variance totale dans les variables observées. Dans des conditions typiques, cela signifie que le premier composant sera corrélé avec au moins certains des variables observées. Il peut être corrélé avec beaucoup. La deuxième composante extraite aura deux caractéristiques importantes. Tout d'abord, cette composante représentera une quantité maximale de variance dans l'ensemble de données qui n'a pas été prise en compte par la première composante. Encore sous typique conditions, cela signifie que la deuxième composante sera corrélée avec certaines des variables observées qui n'ont pas affiché de fortes corrélations avec la première composante.

➤ La deuxième caractéristique du deuxième composant c'est qu'il ne sera pas corrélé avec la première composante. Littéralement, si vous deviez calculer la corrélation entre les composantes 1 et 2, cette corrélation sera nulle. Le reste des composantes qui sont extraits dans l'analyse présentent les mêmes deux caractéristiques: chaque composante représente une

quantité maximale de variance dans les variables observées qui n'a pas été comptabilisée par les composantes précédentes, et n'est pas corrélé avec toutes les composantes précédentes. Une analyse de composante principale se déroule de cette manière, chaque nouvelle composante comptabilisant progressivement des quantités de variance plus petites aux plus petites (c'est pourquoi seulement les premiers éléments sont généralement conservés et interprétés). Lorsque l'analyse est terminée, les composantes résultantes afficheront différents degrés de corrélation avec les variables observées, mais ne sont totalement pas corrélées entre elles.

2.6. Principe de l'ACP

ACP est largement utilisée dans le traitement d'image appelé la transformée de Karhunen-Leove. Analyse des composantes principaux ACP est une Procédure statistique qui permet de trouver un nombre réduit de dimension qui tiennent compte de la maximum possible quantité de variance dans la matrice de données. Les vecteurs de base ACP sont des vecteurs propres de la matrice de covariance de l'entrée des données. Ceci est utile pour l'analyse exploratoire des données multivariées à des nouvelles dimensions appelées composantes principales CP. Une dimension réduite peut être formée en choisissant les CP associés aux valeurs propres les plus élevées. Afin que nous puissions Considérez ACP comme une transformation unique qui décore ses intrants. Le calcul d'une analyse de composante principale est relativement simple et dépend de certaines caractéristiques associées aux valeurs propres et aux vecteurs propres des matrices. Au calcul de l'ACP, nous estimons d'abord la matrice de corrélation ou la matrice de covariance du tableau d'images. L'étape suivante consiste à calculez les valeurs propres de la matrice. Chaque valeur propre peut être interprétée comme la variance associée à un seul vecteur. L'étape suivante consiste à calculer les vecteurs propres associés à chaque valeur propre. Chaque vecteur propre représente le Charge du facteur associé à une valeur propre spécifique. En multipliant le vecteur propre par la racine carrée de la valeur propre. Ce sont toutes les informations dont nous avons besoin pour commencer à appliquer l'ACP. Enfin, nous devons sélectionner le nombre des vecteurs propres qu'ils doivent expliquer la majorité des données de l'image. Nous sélectionnons simplement les vecteurs propres associés aux valeurs propres les plus importants pour représenter une quantité suffisante de données d'image. [23]

2.7. Objectifs de l'ACP

Il existe plusieurs approches différentes de l'ACP, mais toutes s'accordent sur les conditions de son application et son objectif général.

Cette méthode s'applique aux ensembles de données quantitatives d'au moins deux variables. Puisqu'il s'agit d'une méthode d'analyse de données multifactorielle, son but est de résumer cet ensemble de données [22]. Ceci se fait selon les modalités suivantes :

- fournir des outils simples et lisibles de représentation des informations traitées, permettant de faire ressortir des données brutes les éventuels liens existant entre les variables (en terme de corrélation).

- donner des indications sur la nature, la force et la pertinence de ces liens, afin de faciliter leur interprétation et découvrir quelles sont les tendances dominantes de l'ensemble de données.

- réduire efficacement le nombre de dimensions étudiées (et ainsi simplifier l'analyse), en cherchant à exprimer le plus fidèlement possible l'ensemble original de données grâce aux relations détectées entre les variables.

- Dans le traitement d'image : analyse des données représentées par des pixels sur les images.

- Dans la pratique: on peut être confronté à des dimensionnalités élevées. L'ACP permet de réduire cette dimensionnalité en ne gardant que les attributs décorrélés.

2.8. Avantages et inconvénients de l'ACP

2.8.1. Avantages

- **Simplicité mathématique:** L'ACP est une méthode factorielle car la réduction du nombre des caractères ne se fait pas par une simple sélection de certains d'entre eux, mais par la construction de nouveaux caractères synthétiques obtenus en combinant les caractères initiaux au moyen des "facteurs". Cependant, il s'agit seulement de combinaisons linéaires. Les seuls véritables outils mathématiques utilisés dans l'ACP sont le calcul des

valeurs/vecteurs propres d'une matrice, et les changements de base. Sur le plan mathématique, l'ACP est donc une méthode simple à mettre en œuvre.

- **Simplicité des résultats** : Grâce aux graphiques qu'elle fournit, l'ACP permet d'appréhender une grande partie de ses résultats d'un simple coup d'œil.

- **Puissance** : L'ACP a beau être simple, elle n'en est pas moins puissante. Elle offre, en quelques opérations seulement, un résumé et une vue complète des relations existant entre les variables quantitatives d'une population d'étude, résultats qui n'auraient pas pu être obtenus autrement, ou bien uniquement au prix de manipulations fastidieuses.

- **Flexibilité** : L'ACP est une méthode très souple, puisqu'elle s'applique sur un ensemble de données de contenu et de taille quelconques, pour peu qu'il s'agisse de données quantitatives organisées sous forme individus/variables. Cette souplesse d'utilisation se traduit surtout par la diversité des applications de l'ACP, qui touche tous les domaines, comme exposé dans la partie précédente.

2.8.1. Inconvénients

En tant que méthode d'analyse de données, l'ACP n'a pas réellement d'inconvénients en soi. Elle s'applique simplement sur des cas précis et pour générer un type de résultat particulier. Ca n'aurait donc aucun sens de dire que c'est un inconvénient de l'ACP qu'elle ne s'applique pas en dehors de ce contexte. De même, étant donné qu'il s'agit avant tout d'une technique de résumé de données, la perte d'information forcément engendrée n'est pas un inconvénient, mais plutôt une condition d'obtention du résultat, même si elle occulte parfois des caractéristiques pourtant représentatives dans certains cas particuliers.

3. ACP et domaine d'application

La nature des données que l'ACP peut traiter, sont des applications très nombreuses [21]. Il y a en fait deux façons d'utiliser l'ACP :

- Soit pour l'étude d'une population donnée en cherchant à déterminer la typologie des individus et des variables. Par exemple, dans la biométrie, l'étude des mensurations sur certains organes peut faire apparaître des caractéristiques liées à des pathologies, ou encore en économie, l'étude des dépenses des exploitations par l'ACP peut permettre des économies de gestion.
- Soit pour réduire les dimensions des données sans perte importante d'information, par exemple en traitement du signal et des images, où l'ACP intervient souvent en prétraitement pour réduire la quantité de données issues de traitements analogiques.

4. Algorithme de l'ACP

L'algorithme de l'ACP est traité par les étapes suivantes [24]:

- **Étape 1** : normalisation des données.
-
- **Étape 2** : calculer la matrice de corrélation, la matrice de la covariance car les données sont normalisées.

$$\text{cov}((a^k)a^k) = (a^k) = 1. \quad (3.12)$$

$$\sum_{k=1}^p \text{var}(a^k) = \sum_{k=1}^p \lambda_i \quad (3.13)$$

- **Étape 3**: Calculer les valeurs propres et les vecteurs propres de la matrice de covariance.
- **Étape 4**: projeter sur les axes orthogonaux.
- **Étape 5** : réduire la dimension de P.

$$\sum_{k=1}^P \text{var}(a^k) = \sum \lambda_i \quad (3.14)$$

5. La fusion d'image par l'ACP

La méthode de fusion basée sur l'analyse des composants principaux est un moyen simple de construire une image fusionnée en tant que superposition pondérée de plusieurs images d'entrée. Les coefficients de pondération optimale, par rapport au contenu de l'information, peuvent être déterminés par une analyse de composante principale de toutes les intensités d'entrée. En effectuant un ACP de la matrice de covariance des intensités d'entrée, les pondérations pour chaque image d'entrée sont obtenues à partir du vecteur propre correspondant à la plus grande valeur propre. La figure (3.3) montre le schéma de fusion basique, où deux images sont fusionnées pour obtenir une image résultante obtenue par l'équation 3.1, avec les coefficients de pondération.

Le diagramme de flux d'information de l'algorithme de fusion d'image basé sur ACP est illustré à la figure (3.3). Les images d'entrée (images à fusionner) $I_1(x, y)$ et $I_2(x, y)$ sont disposées dans deux vecteurs de colonne et leurs moyens empiriques sont soustraits. Le vecteur résultant a une dimension de $n \times 2$, où n est la longueur de chaque vecteur d'image.[26]

Les valeurs propres et les vecteurs propres pour ce vecteur résultant sont calculés, et les vecteurs propres correspondant à la grande valeur propre sont obtenus. Les composantes normalisés P_1 et P_2 (i, e, $P_1 + P_2 = 1$) sont calculés à partir du vecteur propre obtenu. L'image fusionnée est:

$$I_f(x, y) = P_1 I_1(x, y) + P_2 I_2(x, y) \quad (3.15)$$

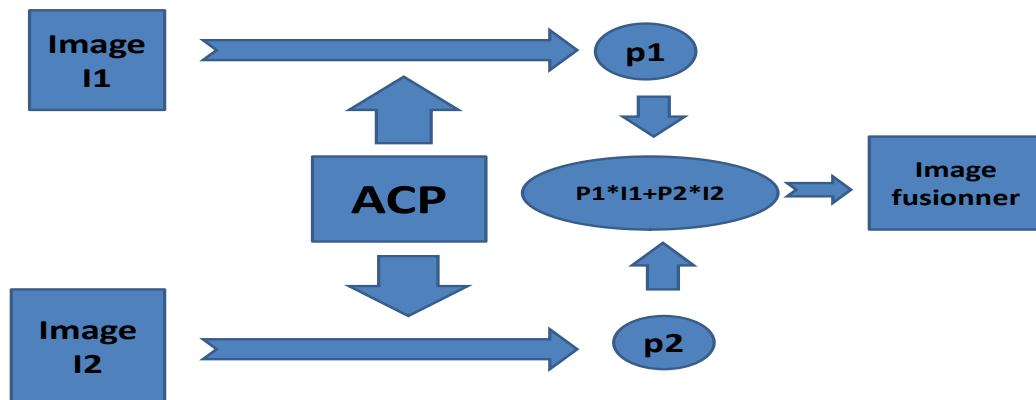


Figure 3.2: Opération ACP

6. Algorithme de fusion d'image par ACP

Les poids pour chaque image source sont obtenus à partir du vecteur propre correspondant à la plus grande valeur propre des matrices de covariance de chaque source. Organiser des images source dans un vecteur à deux colonnes. [27]

1. Organisez les données dans un vecteur de colonne. Soit S le vecteur de colonne résultant de la dimension $(1 * n)$.
2. Calculez le moyen empirique le long de chaque colonne. Le vecteur moyen empirique Me à une dimension $(1 * 2)$.
3. Soustrayez Me de chaque colonne de S . La matrice résultante X est de dimension $(2 * n)$.
4. Trouver la matrice de covariance C de la matrice X c'est-à-dire $C = XX^T$ moyenne d'attente = $con(x)$
5. Calculez les vecteurs propres V et la valeur propre D de C et triez-les en diminuant la valeur propre. V et D sont de dimension $(2 * 2)$.
6. Considérons la première colonne de V qui correspond à une valeur propre plus grande pour calculer la composante normalisée $P1$ et $P2$.

$$P1 = \frac{V(1)}{\Sigma V} \text{ et } P2 = \frac{V(2)}{\Sigma V} \quad (3.16)$$

7. L'image fusionnée $I_f = (x, y)$ est calculée ci-dessous si les images d'entrée sont :

$$I1 = (x, y) \text{ et } I2 = (x, y)$$

$$I_f = (x, y) = P1I1 = (x, y) + P2I2 = (x, y) \quad (3.17)$$

Par conséquent, Image Fusion est réalisée en utilisant ACP.

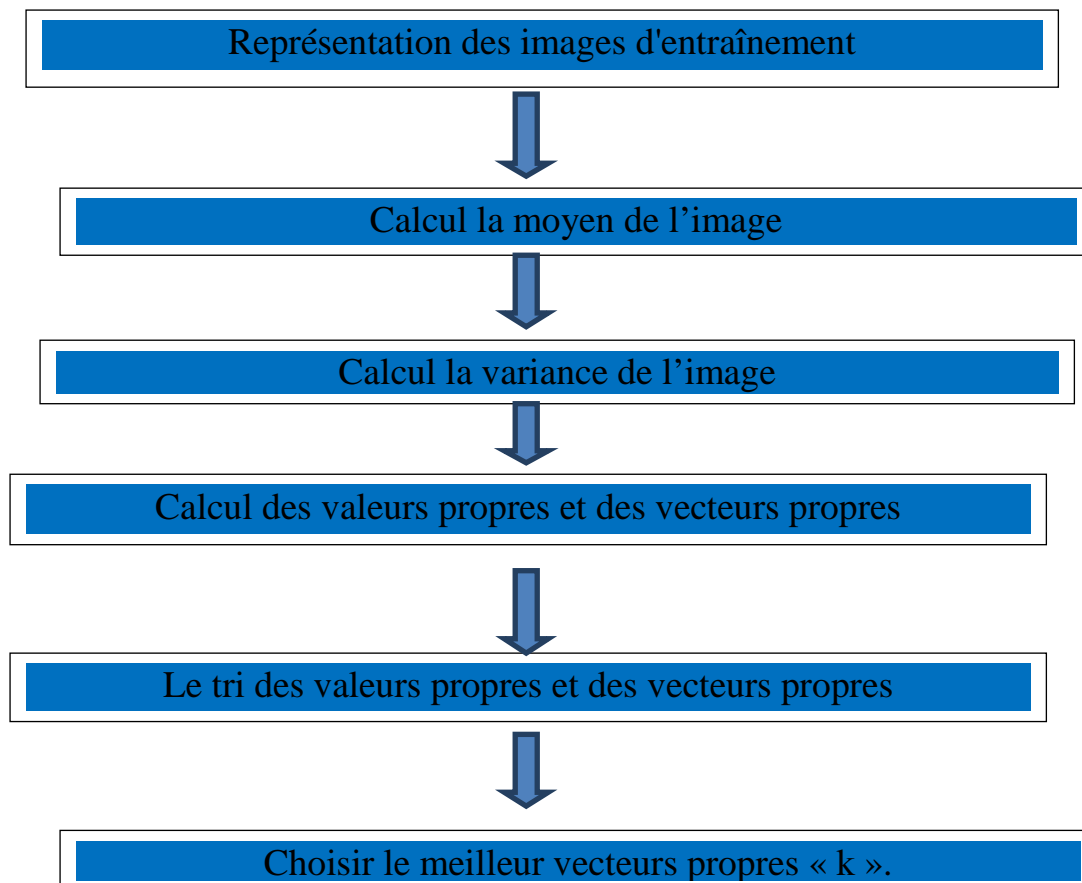


Figure3.3: Processus d'analyse des composants Principe

7. Règle de fusion d'image par ACP

La méthode de fusion par la transformée ACP, peut être décrite comme suite. Les images (1) et (2) considérées comme composante d'entrée sont utilisées pour l'analyse des composantes principales, puis réalisent l'adaptation de l'histogramme à l'image I avec la première composante principale de l'image, elle a donc la même moyenne et la même variance que les premiers composantes principaux. La première composante de la haute résolution après étirement est remplacée par le premier composant du graphique. Les nouvelles données obtenues à partir de données de résolution spatiale élevée et de données de haute résolution spectrale contiennent la haute résolution spectrale de l'image source, qui conserve les informations haute fréquence de l'image originale. De cette façon, les détails cibles dans l'image de fusion sont plus clairs et l'information spectrale est plus abondante [28],

8. Analyse

Il existe un besoin croissant d'outils d'évaluation de performance ou de qualité afin de comparer les résultats obtenus avec différentes techniques d'amélioration du contraste appliquées sur l'image fusionnée de l'ACP. Cette analyse peut être utilisée pour sélectionner une technique spécifique d'amélioration du contraste qui peut être utilisée pour réduire, compresser ou simplifier un ensemble de données. ACP est la plus simple parmi toutes les techniques de fusion disponibles. L'ACP et différentes techniques d'amélioration du contraste sont comparés, en termes d'exactitude à d'autres méthodes d'amélioration telles que l'étirement linéaire, l'égalisation des histogrammes. [25]

➤ **Analyse de qualité quantitative:** nous effectuons l'analyse de qualité quantitative des techniques d'amélioration du contraste pour les images fusionnées ACP en utilisant le rapport de bruit de signal de pointe PSNR (Peak Signal Noise Ratio), l'erreur carrée moyenne MSE (Mean Square Error), la corrélation croisée normalisée NCC (Normalized Cross Correlation).

➤ **Analyse de la qualité subjective:** nous effectuons l'analyse subjective des techniques d'amélioration du contraste pour les algorithmes de fusion ACP.

9. Analyse les paramètres

L'analyse des paramètres est une méthode de capture du contenu visuel des images pour l'indexation ainsi que pour la récupération. L'analyse des paramètres est utilisée pour désigner une information qui est pertinente pour résoudre la tâche de calcul liée à certains systèmes d'application. Après la segmentation, un ensemble de fonctions est requis pour chaque image. Dans cette étape, chaque image reçoit un vecteur caractéristique qui est utilisé pour l'identifier et pour distinguer l'image. Les caractéristiques extraites servent de base au processus de classification. Ces fonctions sont utilisées pour élaborer des règles de diagnostic et pour détecter le nodule cancéreux.

Les paramètres tels que l'erreur moyenne carrée, le rapport signal sur bruit, la moyenne de l'intensité de pixels ou moyenne, l'écart type et l'entropie sont utiles pour améliorer la classification et pour améliorer le processus de diagnostic du médecin.

9.1. Écart-type (SD)

C'est la racine carrée de la variance. Cela reflète la diffusion dans les données. On sait que l'écart-type est composé des parties du signal et du bruit. Cette mesure serait plus efficace en l'absence de bruit. Une image avec une forte diffusion des données aurait un écart-type élevé.[29]

$$SD = \sqrt{\frac{\sum_i \sum_j (f(i,j) - F)^2}{m*n}} \quad (3.18)$$

9.2. Entropie (H)

C'est un index pour évaluer la quantité d'informations dans une image. Il sert à mesurer le contenu d'information d'une image. Il est sensible au bruit et à d'autres fluctuations rapides indésirables. [36], Entropie est formulée comme :

$$H = -\sum_{i=0}^{L-1} P_i \log_2 P_i \quad (3.19)$$

Où :

- L : est le nombre de niveaux de gris,
- P_i : est le rapport entre le nombre de pixels dont la valeur de gris est i ($0 \leq i \leq L-1$) et le nombre total de pixels contenus dans l'image ou P_i est la probabilité normalisée d'occurrence de chaque niveau de gris

9.3. Erreur moyenne carrée

Il est calculé comme l'erreur carrée moyenne (RMSE) des pixels correspondants dans l'image de référence I_r et l'image fusionnée I_f . Ce sera presque nul lorsque la référence et les images fusionnées ressemblent et cela augmentera lorsque la dissimilarité augmentera. [30]

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{(M * N)} [\sum_x \sum_y (I_{true}(x, y) - I_{fused}(x, y))^2]} \quad (3.20)$$

9.4. Rapport signal/ bruit de pointe

Pour évaluer la performance de tout rapport de signal / bruit de crête du système de fusion est un paramètre de mesure courant. Plus haut, la valeur du PSNR indique une meilleure sortie [30]. Il est exprimé en dB et peut être donné sous la forme suivante :

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{MAX^2}{MSE} \right) \quad (3.21)$$

MAX : est la valeur de pixel maximale possible de l'image.

MSE : est l'erreur moyenne carrée qui représenté comme suit :

$$MSE = \frac{1}{m n} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i, j) - K(i, j)]^2 \quad (3.22)$$

9.5. La moyenne de l'intensité de pixels ou moyenne

Le contenu structurel conserve les pixels similaires de l'image et montre que combien de similarité est la nouvelle image de l'image source [30]. Cela peut être formulé comme :

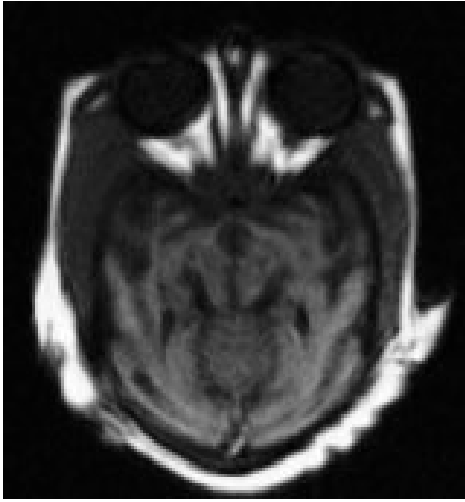
$$SC = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (Y(i,j))^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (X(i,j))^2} \quad (3.23)$$

10. Résultats

Des analyses qualitatives et quantitatives ont été effectuées. Cette section donne les résultats des expériences effectuées sur les données d'images multimodales établies avec l'analyse de la méthode ACP sur l'ensemble de données d'images médicales.

10.1. Résultats expérimentaux

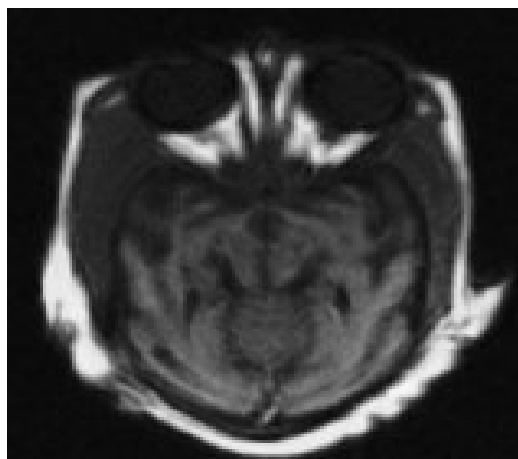
Les données à analyser consistent un ensemble d'images cérébrales où chaque ensemble de données contient deux images scannées par tomodensitométrie et deux images IRM de dimension (159*159) pour les images de la figure 3.5, et la dimension (256*256) pour les images de la figure 3.7. De cette façon, cinq ensembles de données subiront un processus de fusion d'image basé sur ACP. Dans ce chapitre, nous avons cinq paramètres pour diagnostiquer la maladie. Ces paramètres sont présentés ci-dessous dans les tableaux suivant (1 et 2).

10.2. Les données utilisées (1) (CT, IRM)

a) image originale de l'IRM



b) image originale de CT

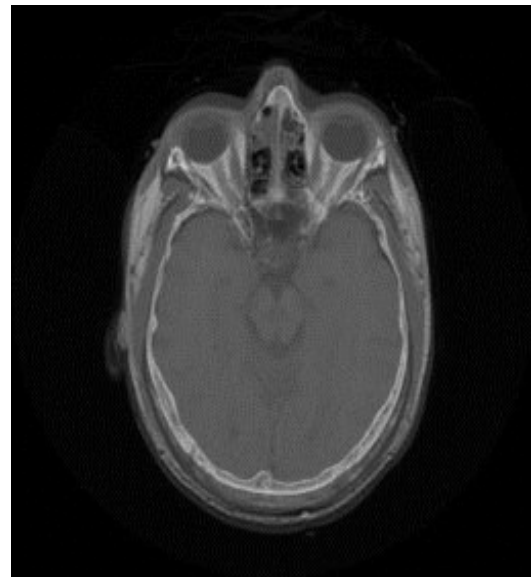
Figure 3.4 : les images originales CT/IRM de taille(159*159) pixel**➤ Analyse subjective :****Figure 3.5:** Image fusionnée par l'ACP

➤ Analyse objective

	Image CT	Image IRM	Fusion d'image ACP
PSNR	37.9963	38.0452	38.4417
Entropie	2.1468	6.6088	6.6088
Ecart-type (SD)	36.4544	56.6044	53.6042
API or M	10.0882	54.7369	54.7469
MSE	4242.35	35515.28	34315.14

Tableau 1 : Parametres d'analyses objectives des données 1**10.3. Les données utilisé (2) (CT, IRM)**

a) image originale de CT



b) image originale de l'IRM

Figure 3.6: les images originales CT/IRM de taille(256*256) pixel

➤ **Analyse subjective :**



Figure 3.7 : Image fusionnée par l'ACP

➤ **Analyse objective**

	Image CT	Image IRM	Fusion d'image ACP
PSNR	37.9706	38.1412	37.8940
Entropie	5.2724	4.4593	5.3555
Ecart-type (SD)	51.9549	44.3850	45.3016
API or M	42.4172	31.2890	37.4427
MSE	54520.41	40987.61	48041.36

Tableau 2 : Parametres d'analyses objectives des données 2

11. Discussion

Nous avons mis en œuvre notre méthode proposée sur différents ensembles de données. La méthode proposée présente de bons résultats avec les cinq paramètres d'évaluation objectifs. Elle présente des résultats améliorés par rapport aux images originaux. Une amélioration supplémentaire peut être observée lorsque on a utilisé la fusion par l'ACP. Augmentation notable de l'entropie et de la moyenne, l'écart type, et nous remarquons aussi que le résultat de rapport de signal/bruit et l'erreur moyenne carrée est entre les paramètres de deux images originales. Elle ne dépasse pas la note supérieure des deux paramètres de l'image originale et la note inférieure des deux paramètres de l'image originale.

Nous pouvons donc dire que la méthode proposée apparaît comme un avancement ou une amélioration par rapport aux méthodes existantes respectives. On peut l'utiliser pour la fusion des images médicale dans le but d'aider le médecin à diagnostiquer et identifier les nodules de suspects de la maladie telles que le cancer du cerveau. Cette méthode augmente la sensibilité, la spécificité, la précision et l'efficacité du diagnostic.



Conclusion générale

Conclusion Générale

L'analyse en composantes principales (ACP) fournit un outil puissant pour l'analyse des données et la reconnaissance des motifs qui sont souvent utilisées dans le traitement du signal et de l'image. L'ACP est basée sur les études statistiques d'une variable aléatoire. Cela implique différents calculs tels que celui de la valeur propre, la décomposition d'une matrice de covariance de données ou celui de la décomposition de valeur singulière d'une matrice de données. Ces différentes opérations sont, généralement, effectuées après avoir centré les données pour chaque caractéristique. L'application de cette méthode permet de révéler la structure interne des données d'une manière qui explique le mieux la variance dans les données.

Les images médicales sont, souvent, bruitées ; ce qui est considéré comme le problème principal dans le domaine de l'imagerie médicale. Il est donc nécessaire de désamorcer, de classer et d'extraire les fonctionnalités des images médicales pour un meilleur diagnostic.

Dans ce travail, nous avons décrit les étapes à suivre pour appliquer la fusion de 2 couples d'images médicales en utilisant l'Analyse en Composantes Principales. A cet effet, nous avons calculés l'ACP pour les deux images de départ. Puis à l'aide du critère de fusion choisi, nous avons construit une image résultat. Afin de quantifier la qualité de la méthode utilisée, nous avons fait appel à une analyse subjective et objective des paramètres statistiques. Les résultats obtenus ont montré l'efficacité de la méthode appliquée.

Parmi les perspectives ouvertes par notre travail, nous pouvons citer l'utilisation d'un traitement parallèle sur plusieurs groupements d'images et étendre le nombre d'images fusionnées par groupement.



Bibliographie

Bibliographie

[1] Sandeli M, 2014 : Traitement d'images par des approches bio-inspirées Application à la segmentation d'images. Thèse de Magister en informatique, Constantine.

[2] Arar Ch, Kheroubi Gh, 2011 : Traitement d'image médicale : application à la segmentation. Mémoire de master en électronique biomédicale. UMMTO.

[3] Saliha G, 2013 : décomposition modale empirique : application à l'analyse de la texture. Thèse de Magister en automatique. UMMTO

[4] Jean-Baptiste Mosset: Développement d'un module de détection phoswichLSO / LuYAP pour le prototype de caméra à positrons ClearPET.

[5] Mourta BENAZZOUZ analyse intelligente des images médicales : application aux images microscopiques de cytologie

[6] Sites.google.com/site/imagerie_medicale/scanner/fonctionnement.

[7] Info-radiologie.ch : 2005-2016

[8] Fiche technique imagerie médicale (échographie) pdf.

[9] Bloch, H. Maître Les méthodes de raisonnement dans les images par Isabelle. Télécom PARIS école nationale supérieure de télécommunication département TSI.

[10] Ghanima djaouher: 2014-2015 : Comparatif de méthodes avancées pour la fusion d'images satellites. Université de Oran.

[11] P. Verlinde: A Contribution to Multi-Modal Identity Veri_cation using Decision Fusion. Thèse de doctorat, École Nationale Supérieure des Télécommunications, Paris, France, 1999.

[12] H. Maître : Entropie, information (et image), Partie I, Rapport Télécom Paris 93D009, mai 1993.

[13] S. Kullback: Information Theory and Statistics, Wiley, New York, 1959.

[14] Anne Dromigny-Badin, 1998 : fusion d'images par la théorie de l'évidence en vue d'applications médicales et industrielles.

[15] I. Bloch, H. Maitre : Fusion de données en traitement d'images modèles d'information et décisions.

[16] Mallat, S.G, 1989: A Theory for Multi-resolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation, IEEE Trans, *Pattern Anal, Machine Intelligence*, Vol.II, No.7, pp.674-693.

[17] S.H Hana, J.M Kangb: image fusion of landsat and Korean satellite kompsat

[18] Meriama. B, 2015: fusion des images médicales par ondelettes, mémoire de master université UMMTO.

[19] Boul.B, 2012-2013 : fusion des images médicales, mémoire de master d'Université Aboubakr belkaid de Tlemcen.

[20] Fusion de la DCT-PCA et la DCT-RLDA pour la Reconnaissance de Visages Université Saad Dahlab de Blida Laboratoire Traitement de signal et d'imagerie.

[21] Arnaud MARTIN : L'analyse de données, Polycopié de cours, ENSIETA - Réf. : 1463, Septembre 2004.

[22] Analyse des données, 16 décembre 2016

[23] DJEDI Sara: Etude comparative de PCA et KPCA associées au SVM en biométrie.08 Juin 2012.

[24] M. Masthanaiah, P. Janardhan Sai Kumar: Development of Image Fusion Algorithms by Integrating PCA, Wavelet and Curvelet Transforms, Vol.2, Special Issue 4, September 2014.

[25] Dr. S. S. Bedi, RatiKhandelwal: CONTRAST ENHANCEMENT FOR PCA FUSION OF MEDICAL IMAGES, Volume 4, No. 3, March 2013

[26] Vinit anil patil-Vijaykumar Vilas Kulkarni: Image fusion using parincipal component analysis method. SENSE, VIT University, Vellore, India. 2013 (vinit.anilalini2013@vit.ac.in)

[27] Deepali Sale, Pallavi Sonare2, Dr.M.A.Joshi: PCA Based Image Fusion for Multispectral Palm Enhancement.

[28] Cuifeng Li, Huajie Ye, Jianbo Ye: Image Fusion Based on Curvelet Transform and Principal Component Analysis, Rev. Téc. Ing. Univ. Zulia. Vol. 39, N° 1, 392 - 396, 2016.

[29] Sweeti, ManpreetKaur, BirmohanSingh and Snehanand : A Novel Method for Medical Image Fusion and Comparative Analysis, Accepted 02 November 2013, Available online 01 December 2013, Vol.3, No.5 (December 2013)

[30] Minal Rahate, Rohit Atyal: image Fusion to Enhance the Disease Diagnosis, *IOSR Journal of Computer Engineering (IOSR-JCE)* e-ISSN: 2278-0661, p-ISSN: 2278-8727 PP 61-64(www.iosrjournals.org)