

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POLULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE MOULOU D MAMMERI, TIZI-OUZOU



FACULTE DE GENIE ELECTRIQUE ET INFORMATIQUE

DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

Mémoire de fin d'études

En vue de l'obtention

Du Diplôme de Master II en Electronique

Option : Communication et réseaux, Electronique industriel

Thème

**Revue de méthodes de Recalage
d'images texturées : Application à des
images médicales**

Proposé et dirigé par :

M^{me} ARAB. D

Réalisé et présenté par :

OUBAHRI Leila

BELHADJ Karima

Promotion : 2013 / 2014

Remerciements

En premier lieu, nous remercions le Bon Dieu de nous avoir donné la force et le courage pour accomplir ce travail et qui nous a procuré ce succès.

Nous tenons à exprimer nos remerciements à notre promotrice Madame «ARAB» pour ses encouragements et son précieux soutien pour mener à bien notre travail.

Nous remercions également, les membres du jury pour nous avoir fait l'honneur d'évaluer notre travail.

Nous tenons enfin à remercier, toute personne ayant contribué, de près ou de loin, à la réalisation de ce travail.

dédicaces

A la mémoire de mon père.

A ma très chère mère ma raison d'être, qui a toujours été la pour moi, et qui ma donné un magnifique modèle de labeur et de persévérance.

A mes chers frères et sœurs.

A mes anges Karim, Aymen et leurs père Smail.

A mon binôme Leila et sa famille

A tous mes amis et collègues de promotion.

A tous ceux ou celles qui me sont chers et que j'ai amis involontairement de citer.

Je dédie ce modeste travail.

KARIMA



Dédicaces

A la mémoire de mon père.

A ma très chère mère ma raison d'être, qui a toujours été la pour moi, et qui ma donné un magnifique modèle de labeur et de persévérance.

A mes chers frères et sœurs.

A mes anges Karim, Aymen et leurs père Smail.

A mon binôme Leila et sa famille

A tous mes amis et collègues de promotion.

A tous ceux ou celles qui me sont chers et que j'ai amis involontairement de citer.

Je dédie ce modeste travail.

KARIMA BELHADJ

Liste des figures

Figure I.1. Scanner X : Siemens SOMATOM SENSATION.....	5
Figure I.2. A gauge, équipement IRM Toshiba OPART. Adroite, une coupe cérébrale dans le plan axial.....	6
Figure I.3. A gauge, équipement Ultrason : Toshiba ARTIDA. Adroite, une image cardiologique à ultrason.....	7
Figure I.4. A gauge, appareil pour la TEP : Siemens BIOGRAPHTRUEPOINT. Adroite, une image cérébrale enTEP dans les plans transversal, sagittal et coronal.....	8
Figure I.6. Le principe de la correction Gamma dans la production d'une image sur moniteur CRT...9	
Figure I.7. Influence de la correction Gamma sur le rendu des couleurs.....	10
Figure I.8. Principe de l'expansion dynamique.....	11
Figure I.9. Etalement et égalisation d'histogramme.....	11
Figure I.10. (a) Image numérisée distordue-réseau L_u, v (b) Image de référence-réseau L_x, v	14
Figure I.11. Illustration de 4 techniques d'interpolation bidimensionnelles.....	16
Figure I.12. Le problème de la mise en correspondance de deux images.....	17
Figure I.13. Mise en correspondance par triangulation.....	18
Figure I.14. Mise en œuvre du filtre Médian.....	20
Figure I.15. Mise en œuvre du filtre de Nagao.....	20
Figure II.1. Exemple de texture régulière.....	23
Figure II.2. Exemple de texture aléatoire.....	24
Figure II.3. Exemple d'image contenant des objets fractals.....	29
Figure III.1. Image I_2 recalée sur l'image I_1	38
Figure III.2. Modèle direct et inverse :a) Transformation direct b) Transformation inverse...39	
Figure III.3. Procédure de recalage.....	41
Figure III.4. Recalage géométrique d'une image.....	44
Figure III.5. Transformation géométrique.....	46

Figure IV.1. Recalage de l'image chapeau.....	51
Figure IV.2. Résultats du recalage d'une image 3D.....	51
Figure IV.3. Résultats du recalage de la séquence image cameraman-image médicale.....	52
Figure IV.4. Résultats du recalage basé sur le filtrage pour deux images médicales (IRM)...	53
Figure IV.5. Validation visuelle par affichage en damier.....	53
Figure IV.6. Résultats du recalage pour une distorsion nulle.....	57

Sommaire

Sommaire

Liste de figure

Introduction Générale 1

Chapitre I : Généralités

I.1. Introduction.....	3
I.2. Imagerie médicale.....	3
I.2.1. Imagerie anatomique.....	3
a) Radiographie	3
b) Tomodensitométrie(TDM).....	4
c) Imagerie à résonance magnétique(IRM).....	4
d) Echographie	5
I.2.2. Imagerie fonctionnelle	6
a) Tomographie par émission de position(TEP)	6
b) Tomographie par émission monophotonique(TEMP)	7
I.3. Prétraitement d'images	8
I.3.1. Les corrections photométriques	8
a) Les défauts de linéarité	8
b) les défauts d'homogénéité	9
I.3.2. Les manipulations d'histogramme et la fausse couleur	10
a) L'étalement d'histogramme	10
b) L'égalisation d'histogramme	10
c) Les manipulations d'histogramme	13
d) La pseudo-couleur.....	13
I.3.3. Les corrections géométriques	13
I.3.4. La suppression du bruit.....	17

a) Filtrage	17
b) Les filtrages anti-bruit.....	18
I.4. Discussion.....	20

Chapitre II : Analyse de la texture

II.1. Introduction	21
II.2. Notion de texture	21
II.3. Type de la texture	22
II.4. Besoin d'analyse de texture.....	23
II.5. Méthodes d'analyse de texture	24
II.5.1. Méthodes géométriques.....	24
II.5.2. Méthodes issue de traitement du signal.....	25
II.5.3. Méthodes statistiques.....	25
a) Méthode de première ordre	25
b) Méthode de second ordre	25
c) Méthode d'ordre supérieur	26
II.5.4. Méthodes basées sur le modèle	26
II.5.5. Méthodes spatio-fréquentielles.....	27
a) Transformation de Gabor	27
b) Transformée en ondelettes.....	27
II.5.6. Méthodes fractales.....	28
a) Exemple de calcul de la dimension fractale	28
b) Exemple de fractale qui ont des dimensions qui ne sont pas des nombres entières.....	29
II.6. Méthodes de classification	29
II.6.1. Classification par la méthode bayésienne	30
II.6.2. Méthode des K plus proche voisins(KPPV)	31
II.6.3. Méthode SVM	32
II.6.4. Algorithme des K-means	33

II.7. Discussion	35
------------------------	----

Chapitre III : Recalage d'images

III.1. Introduction	36
III.2. Principe du recalage	36
III.3. Classification des méthodes de recalage	39
III.3.1. Dimension	41
III.3.2. Modalité	41
III.3.3. Type d'objets.....	41
III.3.4. Choix des primitives	42
a) Méthodes géométriques.....	42
b) Méthodes iconiques.....	45
c) Recalage hybride	46
III.3.5. Recalage basé sur l'intensité	46
III.3.6. Type de déformation	47
a) Les transformations rigides	47
b) Recalage Non-rigide.....	47
III.4. Discussion	47

Chapitre IV : Tests et résultats

IV.1. Introduction.....	48
IV.2. Recalage d'images	48
IV.3. Recalage géométrique d'images synthétiques	49
IV.4. Recalage d'images basé sur le filtrage.....	51
IV.5. Affichage en damier.....	52
IV.6. Méthode basée sur la corrélation et la corrélation de phase	53
IV.6.1. Recalage par corrélation	53
IV.6.2. Recalage par corrélation de phase.....	54
IV.7. Discussion.....	56

Conclusion général	58
Bibliographie	59
Annexe	60

A decorative border with a repeating geometric pattern of blue and white zig-zags surrounds the entire page.

Introduction

générale

Les examens en imagerie médicale sont aujourd'hui nombreux et variés. Échographie, angiographie, scintigraphie, scanner X (ou CT pour Computerized Tomography), Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) sont autant de techniques susceptibles d'apporter des informations spécifiques et complémentaires. La qualité des images (contraste et résolution en particulier) est alors très variable allant d'un niveau élevé pour l'IRM et le CT à un niveau plus moyen pour les images scintigraphiques. Le développement d'outils pour le traitement de ces images doit donc prendre en compte les caractéristiques propres à chacune d'entre elles, afin d'assurer l'optimalité des traitements.

L'imagerie médicale joue un rôle central, tant en recherche fondamentale que dans l'aide au diagnostic ou à la décision thérapeutique. La quantité croissante de données, souvent volumiques, mise à la disposition du praticien, a motivé la conception de nouvelles méthodes automatiques pour l'analyse et l'interprétation des images. Une des problématiques majeures est de pouvoir analyser et traiter plusieurs images dans un référentiel commun. Ce problème, connu sous le nom de recalage, requiert l'estimation d'une transformation géométrique permettant la superposition spatiale des caractéristiques correspondantes entre les images.

Dans le cadre de l'imagerie médicale, la notion de recalage prend généralement une importance encore plus grande. Si l'analyse psychovisuelle des différentes images permet aux praticiens hospitaliers de préciser le diagnostic de certaines pathologies, la fusion par processus automatique d'informations provenant de séquences d'images recalées, est un atout majeur pour une aide au diagnostic précise et robuste.

Le recalage et la fusion de données constituent une problématique complexe en traitement d'images et touchent de nombreux domaines applicatifs. Les paramètres issus du recalage constituent alors une source de données à part entière dont il est possible d'extraire de précieuses informations permettant, entre autres, de caractériser le mouvement étudié et/ou de mettre en commun les informations d'une ou plusieurs sources à différents instants. Les outils d'analyses développés pour le recalage et la fusion de données sont nombreux, fonctions du type des images traitées et de la structure étudiée.

Notre travail consiste à faire une synthèse des différentes méthodes de recalage d'images et particulièrement le recalage des images médicales, et des différentes méthodes de prétraitements destinées à ce type d'images avec application.

Ce manuscrit est divisé en quatre chapitres :

- Le premier chapitre porte sur des généralités sur l'imagerie médicale et le prétraitement de ce type d'images ;
- La notion et les types de la texture ainsi que les méthodes de classification sont détaillés dans le deuxième chapitre ;
- Le troisième chapitre est consacré aux différentes méthodes du recalage d'images ;
- Le dernier chapitre porte sur les applications effectuées en utilisant différentes méthodes de recalage et les résultats obtenus.

CHAPITRE I

Généralités



I.1 Introduction

Le traitement d'image consiste à améliorer le contenu d'une image pour en extraire de l'information : par exemple identifier une séquence de texte [OCR - Optical Character Recognition] ou un chromosome, éviter un obstacle (robotique), détecter des zones soumises à l'érosion (télé-détection). Traiter une image, c'est lui ajouter du sens par un procédé automatique.

I.2 Imagerie médicale [4]

L'imagerie médicale est un domaine de la médecine qui a connu une grande progression dans les dernières décennies. Evidemment, elle permet au médecin de faire un examen à l'intérieur du corps d'un patient sans avoir recours à l'opération. En effet, elle offre une représentation visuelle de ce qui se passe à l'intérieur d'un corps et permet au médecin de diagnostiquer le patient à partir des images obtenues. De plus, elle permet non seulement d'effectuer un diagnostic mais elle permet aussi actuellement de faire des traitements.

Aujourd'hui, plusieurs techniques d'imagerie existent dans le domaine de la médecine. Généralement, on peut distinguer deux grands types d'imagerie médicale :

- L'imagerie anatomique ;
- L'imagerie fonctionnelle.

I.2.1 Imagerie anatomique

En imagerie anatomique, une image représente la structure anatomique d'un organe. Ainsi, elle permet de caractériser la forme, le volume d'organes ou encore la structure des tissus. Les images réalisées peuvent être de très bonnes résolutions. Elles sont obtenues :

- Soit par la méthode de tomographie. On trouve dans cette catégorie les techniques basées sur le rayon X comme l'angiographie, la tomodensitométrie, la radiographie, ... et la résonance magnétique (IRM),
- Soit par la méthode échographique qui est fondée sur les ultrasons.

a) Radiographie

La radiographie est une technique d'imagerie basée sur l'utilisation de rayon X. Le plus souvent, la radiographie est encore réalisée sur film. Cependant, plusieurs systèmes proposent la numérisation de l'image obtenue. En effet, on peut transformer les rayons X en électrons par l'intermédiaire d'une couche d'iodure de césium. L'image est créée par la différence d'opacité des tissus aux rayons X. Les tissus mous comme la peau et les muscles

sont moins opaques aux rayons X, tandis que les os sont beaucoup plus opaques. Pour des études spécifiques sur certains organes qui n'ont pas d'opacités bien définies, il est indispensable de faire des injections de produits de contraste. Il existe des effets nocifs pour les organismes à cause des rayons X notamment pour les examens répétés.

b) Tomodensitométrie (TDM)

La tomodensitométrie (TDM) est une technique d'imagerie médicale utilisant le scanner à rayons X. Dans un scanner, il existe un émetteur de rayons X et un récepteur.



Figure I.1. Scanner X : Siemens SOMATOM SENSATION

L'émetteur tourne autour du patient, en lançant des rayons X dans le corps, et le récepteur se charge de mesurer l'intensité des rayons après leur passage dans le corps. C'est à partir de ces mesures qu'on construit l'image. Il est parfois nécessaire de faire ressortir certains tissus en injectant des produits de contraste. Il est évident que la tomodensitométrie peut engendrer des dangers surtout pour des expositions répétées.

c) Imagerie à résonance magnétique (IRM)

L'IRM est une technique d'imagerie très efficace, elle peut fournir à la fois des données anatomiques et fonctionnelles. Sur certains cas, elle peut procurer des informations pharmacologiques.

L'IRM est basée sur l'analyse du comportement des protons contenus dans les tissus et soumis d'une part à un champ magnétique et d'autre part à une impulsion de radiofréquence. Lors de l'excitation du proton par l'onde de radiofréquence, il accumule de l'énergie qu'il restitue à l'arrêt de l'impulsion de radiofréquence sous forme d'un signal. C'est ce signal qui est converti en image. L'évolution de la technologie, permet d'avoir des images IRM de bonne résolution.

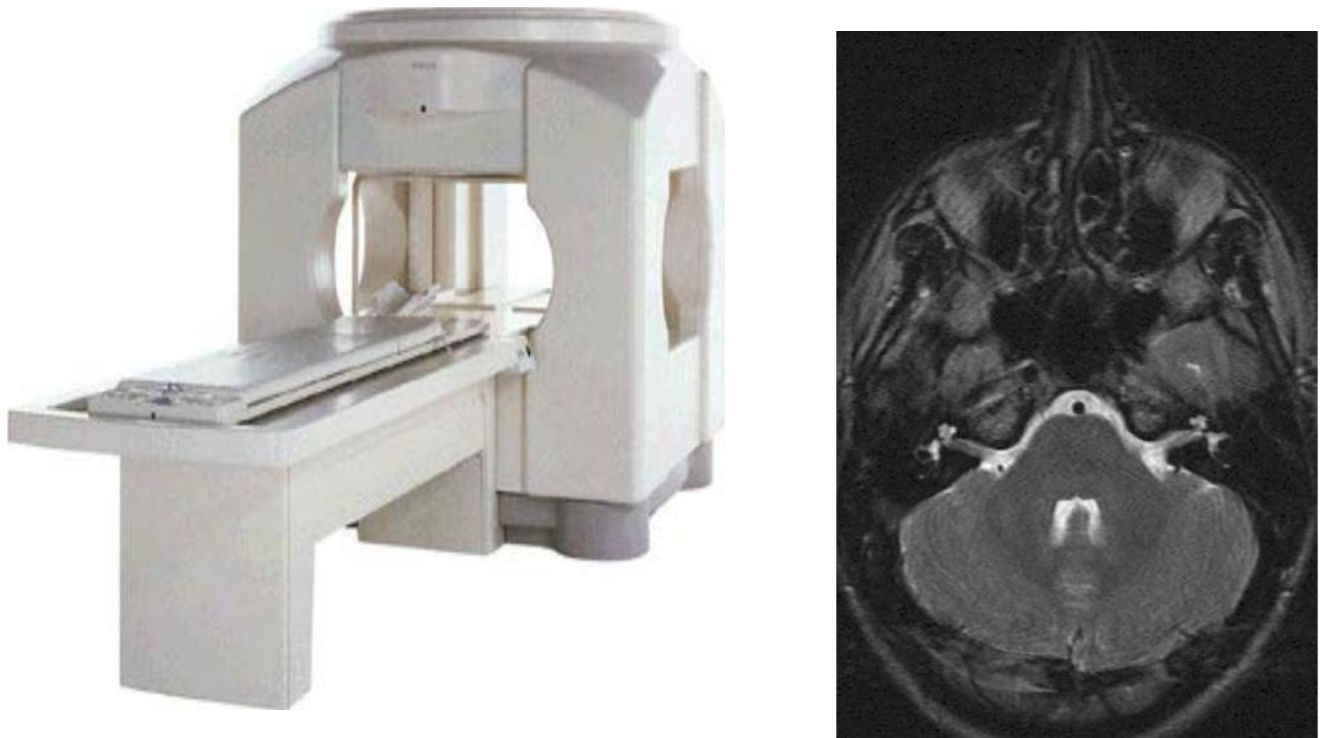


Figure I.2. A gauche, équipement IRM. Toshiba OPART. A droite, une coupe cérébrale dans le plan axial.

d) Echographie

L'échographie est une technique d'imagerie utilisant des ultrasons. L'élément de base de l'échographie est une céramique piézoélectrique. Il fait partie de la sonde, Soumis à des impulsions électriques, la céramique vibre et génère des ultrasons.



Figure I.3. A gauche, équipement Ultrason : Toshiba ARTIDA. A droite, une image cardiologique à ultrason

Les échos sont captés par cette céramique. L'image ultrasonore est reconstituée à partir des informations recueillies par la sonde et transmises à l'appareil. Un dispositif de l'appareil se charge d'amplifier et de traiter ces informations afin de les convertir en signal vidéo.

I.2.2. Imagerie fonctionnelle

L'imagerie fonctionnelle permet d'observer l'activité d'un organe surtout lors de l'exécution d'une tâche spécifique. On peut citer les techniques de médecine nucléaire comme la tomographie par émission de positons (TEP), la tomographie par émission monophotonique (TEMP), et les techniques électrophysiologiques.

a) Tomographie par émission de positons (TEP)

La tomographie par émission de positons permet de visualiser les activités du métabolisme d'un organe. Elle repose sur le principe de la scintigraphie. En effet, la TEP constitue une modalité d'imagerie fonctionnelle reposant sur l'administration au patient d'un traceur légèrement radioactif dont on étudie le métabolisme dans l'organisme.

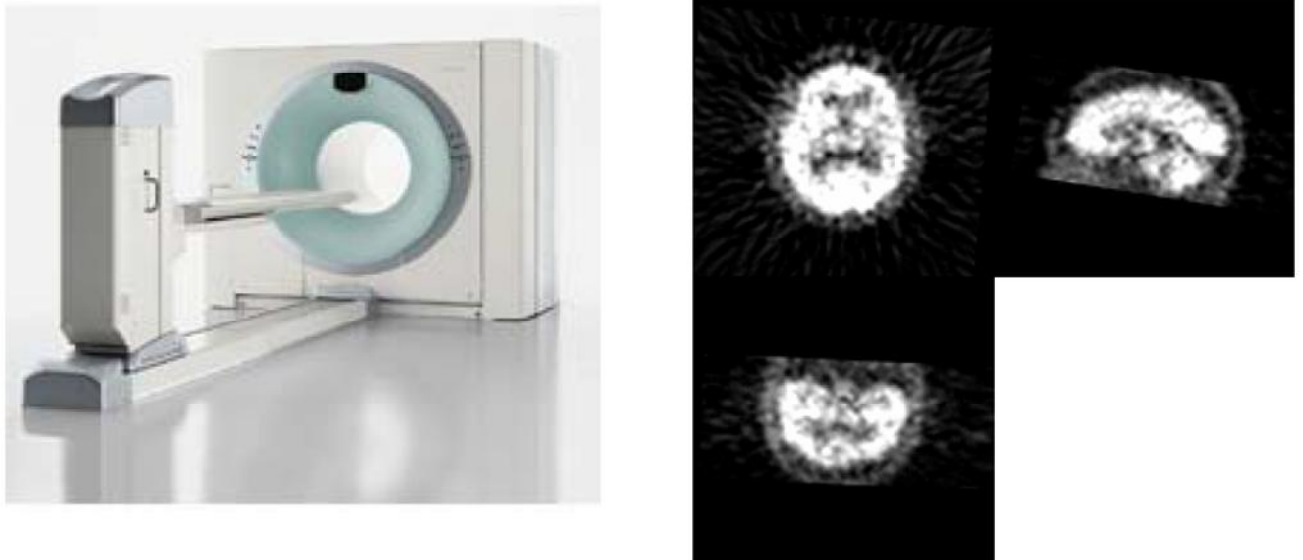


Figure I.4. A gauche, appareil pour la TEP : Siemens BIOGRAPH TRUEPOINT. A droite, une image cérébrale en TEP dans les plans transversal, sagittal et coronal.

La plupart du temps, ce traceur est le fluor. Ce traceur est semblable au glucose : il se fixe au niveau des tissus qui consomment de grandes quantités de ce traceur comme les tissus cancéreux, le muscle cardiaque ou encore le cerveau. L'atome radioactif émet des positons dont l'annihilation produit elle-même deux photons. La caméra à positon enregistre les désintégrations de l'isotope injecté au patient et permet ainsi l'acquisition des images. Les images réalisées sont de basses résolutions.

b) Tomographie par émission monophotonique (TEMP)

Tout comme l'imagerie TEP, la tomographie par émission monophotonique (TEMP) consiste à injecter un produit radioactif chez le patient. Le principe ressemble aussi à TEP, mais au lieu de détecter une paire de photons, la TEMP détecte un seul photon. L'acquisition se fait par un ensemble de gamma caméras qui tournent autour du patient.



Figure I.5. Appareil pour la TEMP : Siemens SYMBIA TRUEPOINT

L'imagerie TEMP se distingue de l'imagerie TEP par son moindre coût, mais aussi par une efficacité de détection des photons beaucoup plus faible, ce qui rend impossible d'effectuer une succession de tomographies pendant la durée de réalisation d'un examen, proche d'une trentaine de minutes. Comme la TEP, les images obtenues en TEMP sont de basses résolutions.

I.3. Prétraitement d'images [5]

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.

Les techniques utilisées apparaissent dans le traitement des images pour des applications scientifiques (ou de renseignement), plutôt que pour les applications de divertissement ou de décoration.

Ces prétraitements consistent d'une part à modifier l'apparence d'une image pour qu'un observateur puisse plus facilement en extraire des informations, et d'autre part à supprimer l'information inutile (le bruit) des images pour renforcer l'information utile en vue d'un traitement ultérieur.

I.3.1. Les corrections photométriques [6]

Elles corrigent essentiellement deux types de défauts : d'une part les défauts de linéarité des capteurs, d'autre part les défauts d'homogénéité.

a) Les défauts de linéarité

Ils sont assez facilement corrigés par des tables de transcodage qui sont rapides et peu chères, les valeurs corrigées du signal n'étant pas calculées mais directement recherchées en adressant une mémoire pré-calculée. Les défauts de linéarité nécessitent un calibrage des organes d'analyse qui se fait soit sur une rampe de gris continue, soit sur quelques points fixes choisis.

Le meilleur exemple de ce type de correction est le recalibrage (ou correction) Gamma d'un écran cathodique. En effet, un écran CRT (Cathode Ray Tube) n'est pas un système électronique linéaire, c'est à dire que l'intensité lumineuse reproduite à l'écran n'est pas une fonction linéaire de la tension d'entrée. D'un point de vue strictement physique on pourrait

s'attendre à ce qu'une correction de gamma soit le processus qui suffise à compenser la non-linéarité entre la tension d'entrée et la lumière affichée à l'écran pour obtenir une correcte reproduction de l'intensité lumineuse en un point de l'écran (Figure I.6).

Cependant la perception humaine de la luminosité n'est pas elle même uniforme mais se comporte plutôt comme une fonction puissance de l'intensité. Finalement pour obtenir une bonne correction de gamma, il faut connaître les caractéristiques physiques de l'écran, le comportement de la vision humaine (ceci engage que l'on définira une correction de gamma pour un observateur de référence avec des conditions d'observation standards) et les conditions de prise de vue des images.

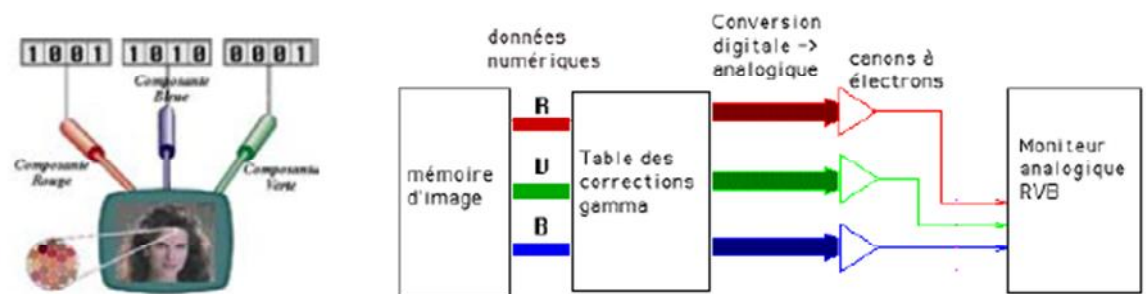


Figure I.6 : Le principe de la correction Gamma dans la production d'une image sur moniteur CRT.

Ce qui est intéressant dans le cas de ce facteur Gamma, est son influence sur le rendu des couleurs [6] (Figure I.7).



Figure I.7 : Influence de la correction Gamma sur le rendu des couleurs

b) Les défauts d'homogénéité

Ils sont dus aux inhomogénéités spatiales des capteurs ou éventuellement aux défauts des optiques ou des éclairages. Leur correction rigoureuse est très coûteuse et donc rarement effectuée. On lui préfère des corrections approximatives, soit par segmentation de l'image en quelques zones quasi-homogènes, soit en appliquant des corrections locales (soustraction d'une moyenne flottante, division par un contraste flottant...), soit en appliquant des corrections globales approchées (approximation par des quadriques par exemple).

L'assurance d'avoir des documents numériques présentant une très bonne homogénéité de la photométrie permet de gagner en temps de calcul dans les étapes ultérieures.

1.3.2 Les manipulations d'histogramme et la fausse couleur [6]

Il ne s'agit pas véritablement de prétraitements, mais ils relèvent d'un type d'opération très voisin des précédents. Ils ont pour objectif de donner à l'utilisateur un document possédant une meilleure lisibilité. Ils utilisent principalement l'information contenue dans l'histogramme et appliquent aux niveaux de gris de l'image une modification indépendante de leurs positions dans cette image.

a) L'étalement d'histogramme

Egalement appelé expansion dynamique. Son but est simplement de donner à une image peu contrastée la dynamique complète qui est autorisée (par exemple 256 niveaux sur 8 bits) par une dilatation artificielle mais linéaire de l'échelle de gris utilisée par l'image. On en retire usuellement un meilleur contraste.

L'algorithme est le suivant :

Soient V_{\min} et V_{\max} les valeurs extrêmes de la dynamique maximale (en général, $V_{\min} = 0$ et $V_{\max} = 255$).

Notons V_0 et V_1 les limites de la zone non nulle de l'histogramme de l'image I.

On calcule les valeurs d et g données par :

$$v \in [V_0, V_1], v \xrightarrow{T} v' \in [V_{\min}, V_{\max}] \text{ avec } v' = g \cdot v + d \quad (\text{I.1})$$

La transformation linéaire T transforme la valeur v d'un pixel en valeur v' :

La figure suivante illustre ce processus :

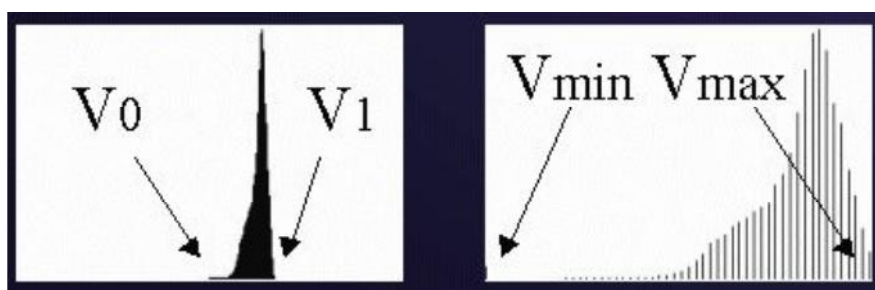


Figure I.8 Principe de l'expansion dynamique

b) L'égalisation d'histogramme

De façon générale, une image monochrome possède un histogramme de niveaux de gris dont les composantes non nulles sont groupées dans la partie basse, médiane ou haute de cet histogramme. Une transformation permettant un étalement de ces niveaux selon des

proportions uniformes le long de la gamme est appelée égalisation. C'est une opération qui est appliquée dans deux buts :

- Etendre le contraste;
- Ramener le document dans une situation où il est aisé de la comparer à un autre.

Le principe est le suivant : on transforme l'histogramme de l'image en un histogramme plat par une table de transcodage que l'on veut strictement monotone afin de préserver l'ordre des contrastes dans l'image.

Dans cette opération, si on reprend l'exemple d'un codage sur 8 bits, la dynamique originale [min,max] est étalée à [0,255]. On cherche à affecter le même nombre de pixels à chaque niveau de gris ; c'est pourquoi on appelle également cette opération transcodage par équipopulation. L'effet obtenu permet de mieux séparer les valeurs les plus représentées dans l'image et de rapprocher les valeurs marginales.

Mise en place d'un algorithme d'égalisation d'histogramme :

- **L'histogramme cumulé :**

Considérons la distribution de niveaux de gris illustrée sur la figure I.8.a. L'aire située sous la courbe est égale à 1, représentant la "proportion globale" des niveaux de gris, représentés ici par la fonction f . Il s'agit de l'équivalent d'une fonction de densité de probabilité (fdp) $h_F(f)$ de la variable aléatoire F des niveaux de gris f , que nous considérerons comme une variable continue à valeurs dans $[0,1]$. On a donc :

$$\int_0^1 h_F(f) df = 1 \quad (I.2)$$

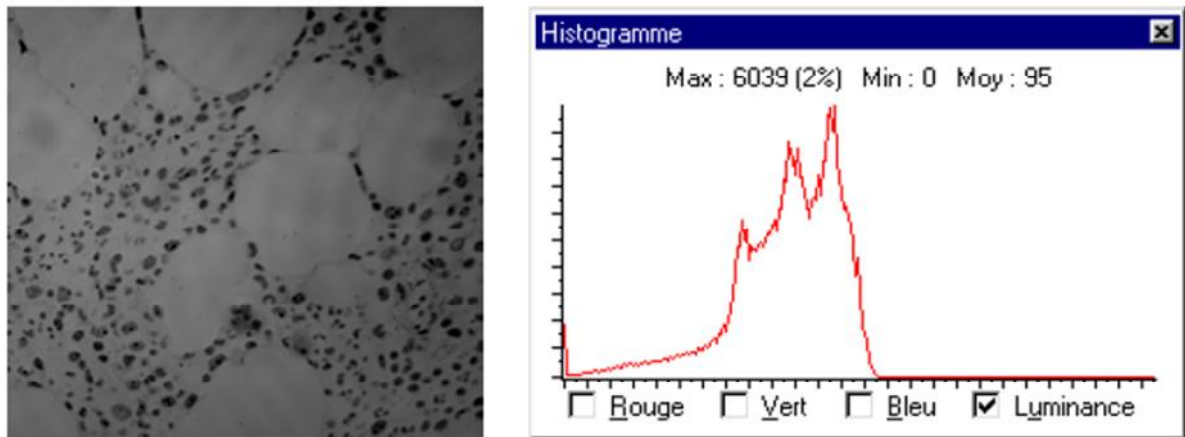
La probabilité cumulée à un niveau de gris f est :

$$\int_0^f h_F(r) dr = H_F(f) = g \quad (I.3)$$

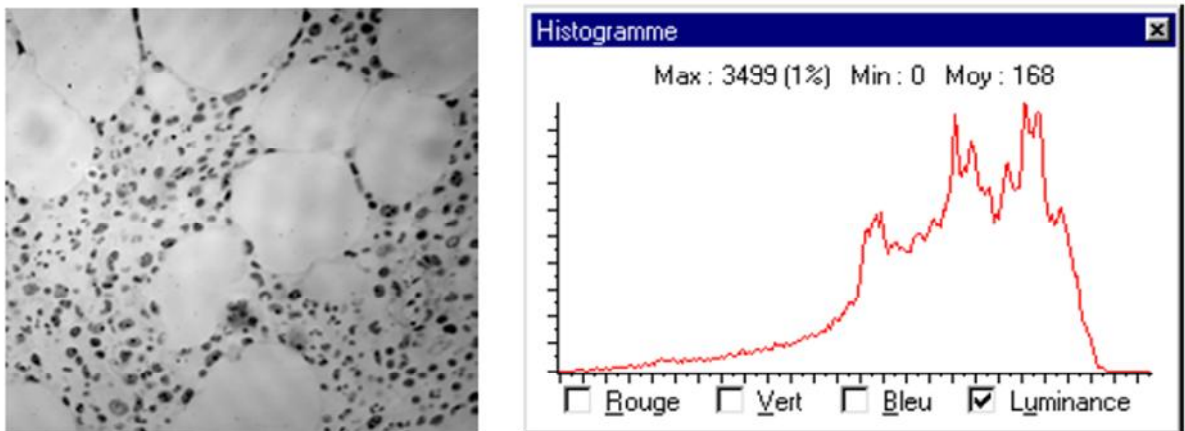
Elle est appelée fonction de distribution cumulative (fdc). Il s'agit bien évidemment d'une fonction strictement monotone à valeurs dans $[0,1]$ que nous allons utiliser comme transformation non-linéaire des niveaux de gris. L'objectif d'une telle transformation est d'obtenir des niveaux de gris g uniformément distribués, c'est à dire de disposer d'une fonction de densité de probabilité $h_G(g)$ constante pour tout g .

L'aspect discret du problème ne permet pas une égalisation rigoureuse, mais les nouveaux niveaux de gris ainsi déterminés seront distribués de façon approximativement

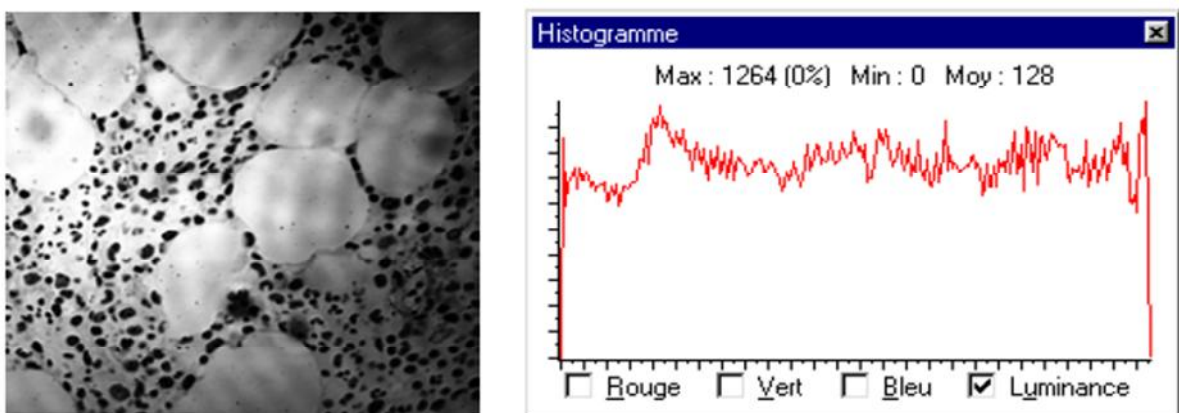
uniforme le long de l'échelle 8 bits. La figure I.8 illustre les deux processus présentés sur un exemple d'image microscopique monochrome.



a : Image et histogramme originaux



b : Etalement d'histogramme



c : Egalisation d'histogramme

Figure I.9 Etalement et égalisation d'histogramme

a) Image et histogramme originaux, b) Etalement d'histogramme, c) Egalisation d'histogramme

D'autres techniques proposent dans un même esprit des hyperbolisations d'histogramme qui renforcent encore les contrastes apparents.

c) Les manipulations d'histogramme

Si l'on ne s'impose plus d'avoir une table de transcodage monotone, on peut obtenir des effets de renversement local d'histogramme ou exploiter des dynamiques localement très dilatées, qui peuvent être une aide à la détection de structures photométriques subtiles. Néanmoins, ces opérations ne peuvent guère être mises en œuvre que de façon interactive par des moyens conversationnels. Leur généralité demeure très réduite.

d) La pseudo-couleur

C'est l'étape ultime de la manipulation des niveaux de gris, où l'on s'accorde d'associer à un signal d'entrée noir et blanc trois tables de fausse couleur, chacune fournissant la valeur R, V ou B d'un signal vidéo envoyé sur un moniteur couleur.

I.3.3. Les corrections géométriques [6]

Au contraire des corrections de linéarité, les corrections géométriques sont évidemment spatialement variantes, et qui limite la généralité des corrections.

Soient (x,y) les coordonnées d'un point dans une image de référence (non échantillonnée) et (u,v) les coordonnées de ce même point après déformation géométrique dans l'image distordue, la correction géométrique se caractérise par la transformation G qui associe le couple (u,v) au couple (x,y) :

$$(x,y) = G(u,v) \quad (I.4)$$

On appelle correction géométrique inverse (il s'agit donc de la déformation) la transformation : G_{inv} qui associe (x,y) à (u,v) :

$$(u,v) = G_{inv}(x,y) \quad (I.5)$$

Dans le cas d'une image continue, la valeur $f(x,y)$ de l'image de référence au point (x,y) est égale après distorsion à la valeur $f'(u,v)$ de l'image distordue au point (u,v) . En traitement numérique, les images sont généralement échantillonnées sur un maillage rectangulaire.

Le signal $f'(u,v)$ de l'image distordue n'est connu que sur un réseau discret Lu,v et on s'intéresse au signal $f(x,y)$ de l'image de référence que sur un réseau discret Lx,y .

Les pixels appartenant au réseau $L_{x,y}$ ne correspondent pas aux pixels appartenant au réseau $L_{u,v}$ (voir figure I.10). Il est donc nécessaire de déterminer les bonnes valeurs par interpolation des pixels environnants. Ceci peut être fait selon deux méthodes différentes :

- Dans la première, partant d'un pixel (x_0, y_0) de $L_{x,y}$, on calcule (u_0, v_0) grâce à l'équation (I.2), puis on détermine la valeur de $f(x_0, y_0)$ en interpolant la valeur équivalente de $f(u_0, v_0)$ à l'aide des valeurs connues de l'image distordue $f(u, v)$ sur le réseau $L_{u,v}$ (figure I.10.a).
- Dans la deuxième, on transforme chaque pixel (u, v) de $L_{u,v}$ par l'équation (I.4). On obtient des pixels corrigés (x, y) extérieurs à $L_{x,y}$, de valeur $f(x, y) = f(u, v)$ connues. Puis, on calcule la valeur $f(x_1, y_1)$ d'un point du réseau $L_{x,y}$ en interpolant les valeurs $f(x, y)$ des points corrigés environnants (Figure I.10.b).

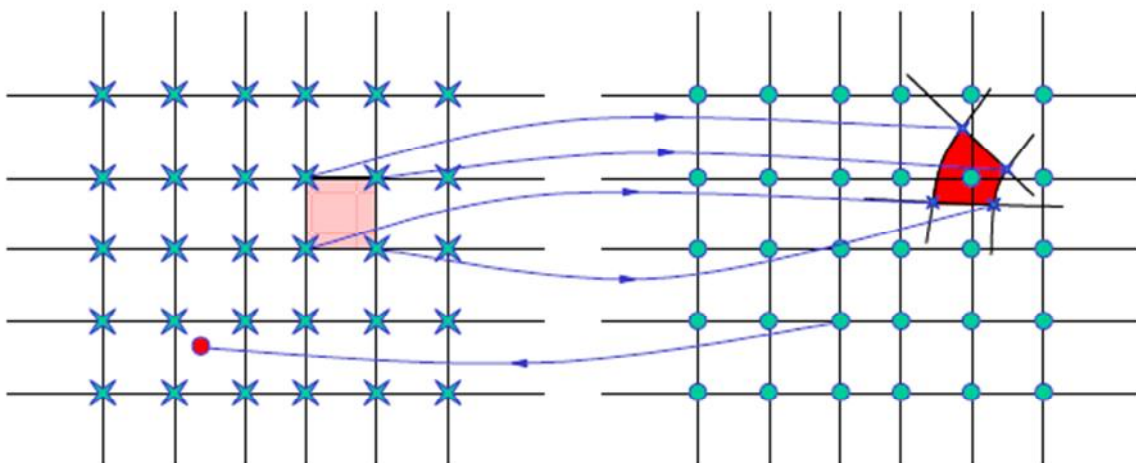


Figure I.10: (a) Image numérisée distordue – réseau $L_{u,v}$ (b) Image de référence – réseau $L_{x,y}$

L'interpolation à deux dimensions peut se faire par diverses méthodes (par ordre de précision) :

- (a) Identification au plus proche voisin
- (b) Interpolation bi-linéaire (combinaison barycentrique avec 4 voisins)
- (c) Interpolation polynomiale à 12 voisins (ou plus)
- (d) Interpolation par fonctions spline (avec des fonctions B-splines cubiques)

La figure I.11 illustre ces différentes approches.

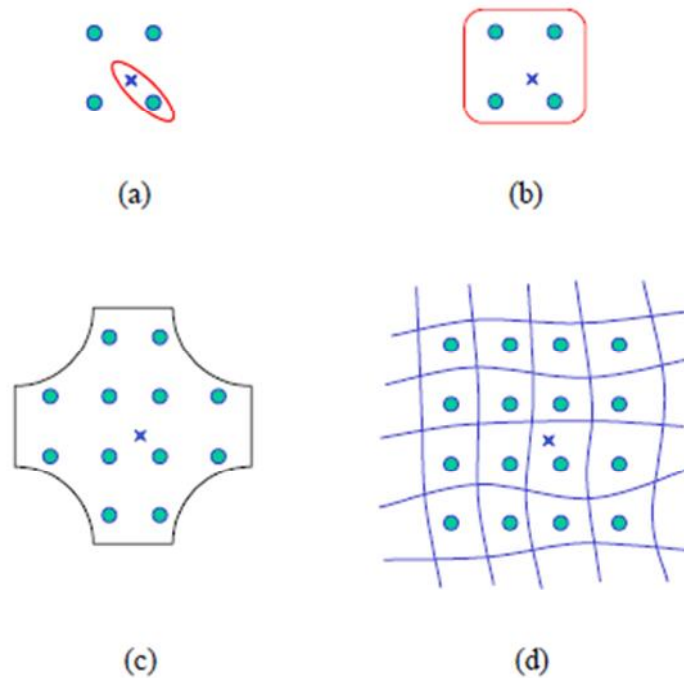


Figure I.11 : Illustration de 4 techniques d'interpolation bidimensionnelles

Les corrections géométriques ont une grande importance pour les photos aériennes ainsi que pour les microphotographies où les aberrations sont notables. L'emploi d'analyseurs à grande ouverture, les perspectives entachées de parallaxe, l'influence des perturbations extérieures pendant la durée de l'exposition constituent quelques unes de ces causes de distorsion géométrique. On peut citer trois corrections présentant une complexité croissante.

1) Les distorsions géométriques des tubes cathodiques (sans compensation électroniques) qu'on peut les mesurer avec des grilles de calibration. Les lignes horizontales et verticales se transforment en hyperboles. Les corrections géométriques correspondantes s'appliquent facilement.

2) Sur les photos aériennes provenant de spectromètres à balayage, l'attitude de l'avion (roulis, tangage,...), Cette correction a une importance considérable car elle modifie chacune des lignes. Pour corriger un tel défaut, il faut connaître tous les décalages. On peut y parvenir par une corrélation mono-dimensionnelle de deux lignes successives, en recherchant la valeur la plus élevée de la corrélation, puis en décalant une ligne par rapport à l'autre.

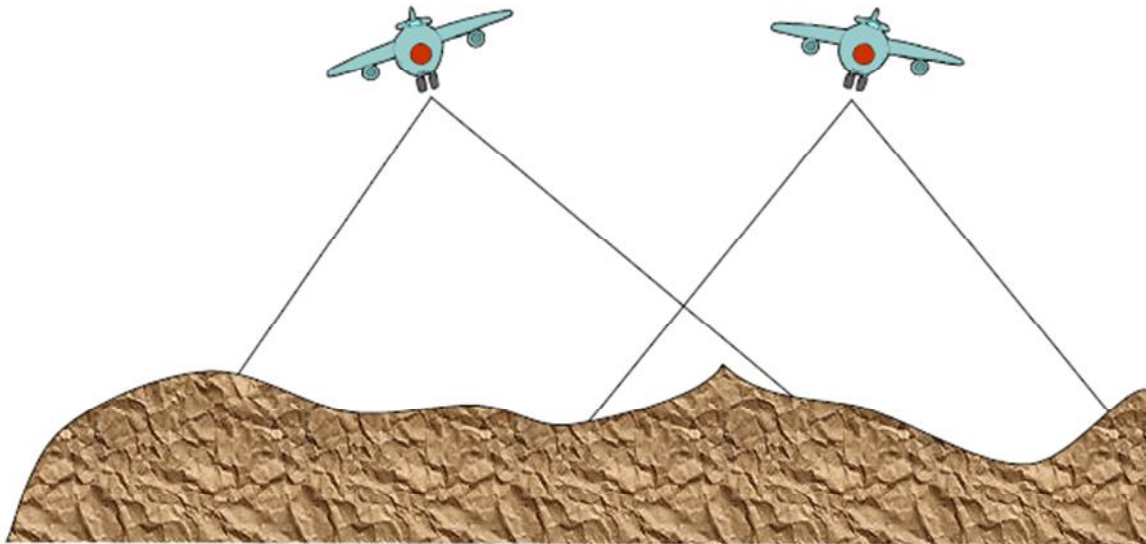


Figure I.12 : Le problème de la mise en correspondance de deux images.

3) L'ultime étape de la correction géométrique est ce qu'on appelle la registration des images. Ce mot est d'ailleurs parfois précisé par des mots tels que congruence ou rectification. C'est le cas par exemple lorsqu'on désire mettre en correspondance deux photos aériennes d'une même région, prise de deux points de vue différents (figure I.11). On doit effectuer des corrections de translation, d'orientation (rotation), d'échelle (homothétie due à la différence d'altitude), mais aussi de différence de perspective; cette différence est très difficile à déterminer et à corriger.

Les différences de translation, d'orientation et d'échelle sont en général compensées à l'aide des paramètres de bord et d'un modèle mathématique des déformations. Les corrections de perspectives sont plus difficiles à mettre en œuvre sur des bases théoriques, car elles demandent une bonne connaissance de la surface du terrain (un modèle numérique du terrain est un échantillonnage de l'altitude en chaque point de ce terrain). On les réalise souvent par morceaux, en extrayant des deux images des points caractéristiques (carrefours, confluent de rivières, orées des bois, fronts de mer, lacs, etc) puis en les mettant en correspondance deux à deux par interconnexion locale, enfin en corrigeant l'une des images par une triangulation basée sur ces points caractéristiques (figure I.13).

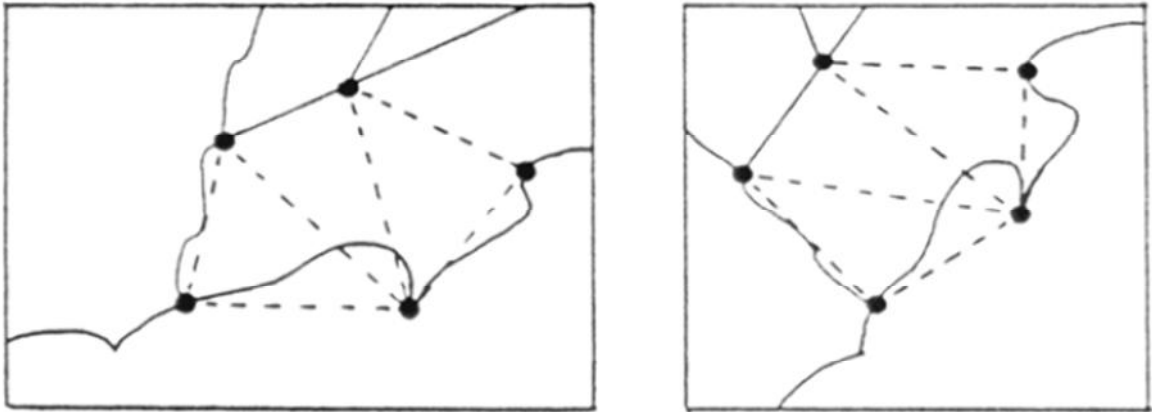


Figure I.13 : Mise en correspondance par triangulation

I.3.4. La suppression du bruit [6]

a) Filtrage

La notion de filtre est empruntée à la physique et aux techniques de traitement du signal. Si un signal (électrique, radio, image, etc.) présente des composantes de fréquences très différentes, il peut être avantageux d'en éliminer certaines ; on parle de filtrage. Par exemple un filtre passe-bas enlève toutes les composantes du spectre de valeurs supérieures à une valeur de fréquence donnée.

Filtrer une image c'est lui appliquer une transformation mathématique qui modifie les valeurs de gris de tout ou partie des pixels. Si cette fonction est linéaire au sens algébrique du terme, on parle de filtrage linéaire. Si la fonction prend en compte les valeurs de gris au voisinage de chaque pixel transformé, on parle de fonction de convolution. Le terme le plus général est celui d'anamorphose, qui signifie "image grotesque donnée par un miroir courbe". Contrairement aux manipulations d'histogrammes, qui sont des opérations ponctuelles sur tous les pixels de l'image, les filtrages sont des produits de convolution qui mettent en jeu l'environnement (voisinage) de chaque pixel.

Un filtre est défini par:

- Une fenêtre carrée de dimension impaire (3 ou 5) qui est déplacée sur l'image
- Une matrice de coefficients de même dimension (3 ou 5)

$$a_{1,1} \ a_{1,2} \ a_{1,3}$$

$$a_{2,1} \ a_{2,2} \ a_{2,3}$$

$$a_{3,1} \ a_{3,2} \ a_{3,3}$$

Une transformation combinant les valeurs recouvertes par la fenêtre et les valeurs de la matrice. Le filtre est linéaire si l'opération est une combinaison linéaire. Si $Ne(x,y)$ est le

niveau d'entrée du pixel de coordonnées x et y , le niveau de sortie de ce pixel sera donné par la combinaison linéaire :

$$\begin{aligned}
 Ns(x,y) = & a1,1. Ne(x-1,y-1) + a1,2. Ne(x-1,y) + a1,3. Ne(x-1,y+1) \\
 & + a2,1. Ne(x,y-1) + a2,2. Ne(x,y) + a2,3. Ne(x,y+1) \\
 & + a3,1. Ne(x+1,y-1) + a3,2. Ne(x+1,y) + a3,3. Ne(x+1,y+1)
 \end{aligned}
 \tag{I.6}$$

L'application du filtre à l'image consiste à déplacer la fenêtre et à remplacer la valeur de chaque pixel par le résultat de l'opération portant sur ses voisins. Une nouvelle image est ainsi générée (un facteur de normalisation permet de conserver un intervalle de valeurs identique en entrée et en sortie).

b) Les filtrages anti-bruit [6]

➤ Le filtre de Moyenne

Le filtrage des bruits blancs conduit à des filtres de moyenne (ou de lissage) qui remplacent le pixel courant par la valeur moyenne des pixels sur une fenêtre 3x3 ou 5x5. Ce filtre est bien compatible du fait que le bruit est caractérisé par d'importantes hautes fréquences. Mais certaines fréquences (assimilées à de fortes variations dans les niveaux de gris) sont définitivement détruites, le lissage agissant comme un filtre passe-bas. L'image est non seulement lissée mais elle est aussi fortement altérée, les contours étant particulièrement dégradés par les filtres de moyenne.

Le filtre de moyenne est une version d'une gamme plus vaste de filtres de lissages dits linéaires. Ici, le masque représentant ce filtre est le suivant :

$$\begin{array}{ccc}
 1 & 1 & 1 \\
 1 & 1 & 1 \\
 1 & 1 & 1
 \end{array}$$

Ce filtre, normalisé par un facteur 1/9 pour le ramener dans les valeurs normales, génère un lissage fort. Un lissage moyen peut être réalisé par le biais du filtre suivant :

$$\begin{array}{ccc}
 1 & 2 & 1 \\
 2 & 4 & 2 \\
 1 & 2 & 1
 \end{array}$$

Le facteur de normalisation est 1/16 et le coefficient plus élevé du pixel central permet d'atténuer l'effet de lissage.

➤ Le filtre Médian

Les inconvénients du filtre de Moyenne induisent une orientation vers le filtre dit Médian, qui préserve les contours. Ce filtre vise à remplacer la valeur du pixel central par la valeur médiane de la répartition (on trie les luminances dans l'ordre croissant) des niveaux de gris des pixels situés à l'intérieur de cette fenêtre (figure I.13)

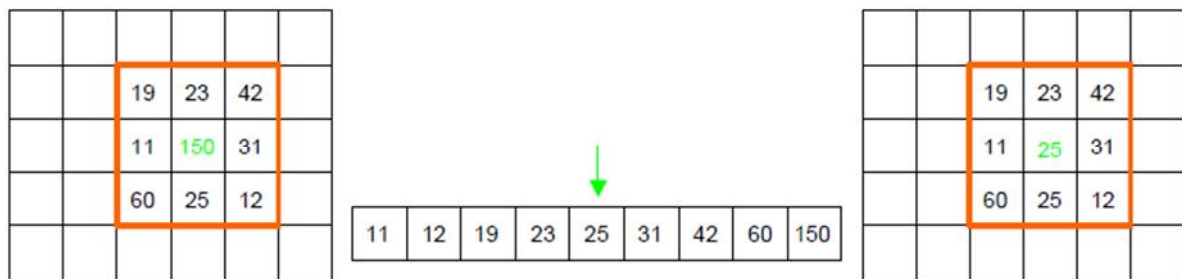


Figure I.14 : Mise en œuvre du filtre Médian

Ce filtre - non linéaire - permet d'éliminer des pixels isolés ou les traînées fines noyées dans des zones assez homogènes.

➤ Le filtre de Nagao

Il s'agit d'un filtre utilisé fréquemment dans les images comportant de très fortes structures artificielles (images aériennes de zones urbaines, vision industrielle, etc). Il découpe une fenêtre 5x5 centrée sur le pixel en 9 fenêtres de 3 pixels chacune et mesure sur chacune de ces fenêtres une valeur de l'*homogénéité* (variance par exemple). Le pixel central est alors remplacé par la valeur de la zone la plus homogène (Figure I.15).

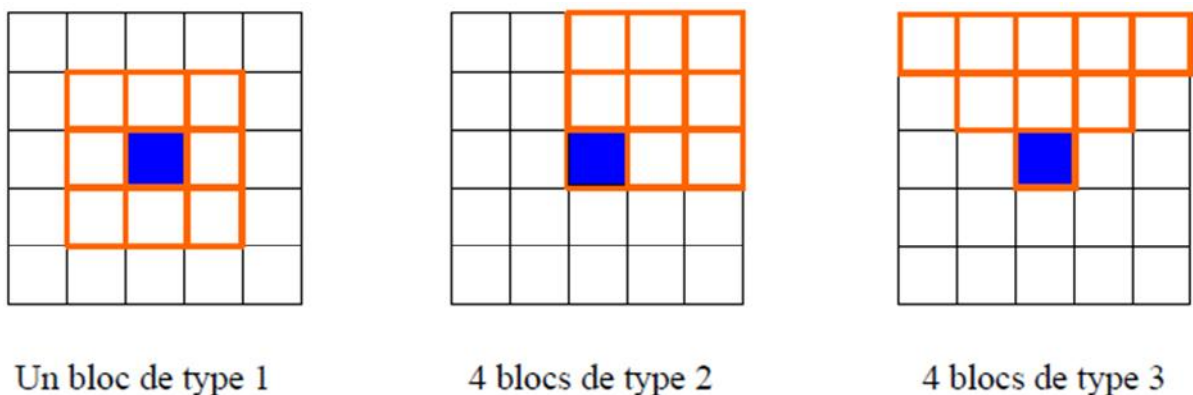


Figure I.15 : Mise en œuvre du filtre de Nagao

Des indicateurs autres que la variance peuvent être utilisés. A titre d'exemple, on peut citer l'écart entre la plus petite et la plus grande valeur des pixels sur cette image, afin de quantifier une homogénéité plus stricte, plus sensible au bruit.

I.4 Discussion

L'évolution de la technologie offre des appareils de plus en plus sophistiqués, ce qui permet d'avoir différents types d'images avec divers procédés d'acquisition, en imagerie médicale. Le pouvoir de faire des comparaisons sur ces images est attrayant. En outre, il est souvent intéressant de fusionner les données issues des différents types d'images pour mieux les traiter, selon les objectifs visés.

Une étape de prétraitement est nécessaire pour pallier aux problèmes de déformations, bruitage, manque d'éclairage..., que subit l'image lors de l'acquisition, qui sont dus aux inhomogénéités spatiales des capteurs ou éventuellement aux défauts des optiques ou des éclairages. Ces prétraitements consistent à améliorer l'apparence d'une image pour qu'un observateur puisse plus facilement en extraire des informations, et à supprimer l'information inutile (bruit) des images pour renforcer l'information utile en vue d'un traitement ultérieur. Il existe plusieurs méthodes de prétraitement qui ont été proposées dans la littérature, Le choix d'une méthode dépend fortement du type d'images traitées et de l'application.

CHAPITRE II

Analyse de la texture



II.1 Introduction [8]

L'analyse de l'image à travers ses attributs (niveaux de gris ou texture) consiste souvent à extraire un certain nombre de propriétés caractéristiques et à les exprimer sous forme paramétriques. Ces derniers permettent de décrire, de caractériser, d'analyser et de segmenter les images en question. Selon le cas, l'analyse peut être globale ou locale, la notion de localité prenant toute son importance avec la complexité de l'image. Toute une gamme de méthodes adaptées à la description de texture en terme quantitatif a été proposée. Dans ce chapitre, nous allons mettre le point sur quelques concepts de base de la texture.

II.2 Notion de texture [8]

La notion de texture a toujours été rattachée à la notion de perception. Elle renvoie à l'apparence et à la consistance d'un objet. Plus précisément, une texture décrit la structure, l'agencement géométrique de celui-ci. Elle se manifeste par une information visuelle, et se décrit par des termes linguistiques qualitatifs comme la finesse, la granularité, la régularité, le contraste... Les chercheurs se sont efforcés de formaliser les différents aspects visuels par des paramètres mathématiques, pour obtenir des descripteurs quantitatifs.

A la lumière de toutes les études menées, il semble clair qu'il n'existe pas de définition universellement admise, qui permette de caractériser la notion de texture au-delà du fait qu'elle restitue l'état de surface. En effet, toutes les définitions proposées sont, soit trop générale et imprécises, soit trop restrictives pour s'adapter à la diversité des cas rencontrés. Cependant nous retrouvons toujours un critère important, en commun. Il représente la notion d'arrangement spatial des pixels dans une image.

La texture est ainsi définie et étudiée de manières différentes, en fonction de la façon dont on la caractérise. Ainsi on trouve dans la littérature des définitions telles que :

- Une texture est une région d'une image pour laquelle il existe une fenêtre de dimension réduite telle qu'une observation au travers de celle-ci, se traduise par une impression visuelle identique pour toutes les positions envisageables par translation à l'intérieur de la région considérée [8]
- La texture peut être décrite comme une structure hiérarchique à deux niveaux. Le premier concerne la description d'éléments de base ou primitives, à partir desquels est construite la texture. Le second niveau est relatif à la description de l'organisation spatiale de ces

primitives, à l'agencement des motifs texturaux entre eux, qui peut satisfaire aussi bien à des lois stochastiques que déterministe [9]

D'après Haralick [9] pour des détails fins (à petite échelle) on observe souvent un objet élémentaire qui constitue la base de la texture, qui peut être régulier ou variable et qui a tendance naturellement à disparaître lorsqu'on observe le champ global de la texture (une haute précision en espace et en fréquence ne peut être atteinte simultanément).

Pour une analyse grossière (à plus grande échelle) la texture apparaît comme une juxtaposition plus au moins régulière de motifs. Cette juxtaposition possède ses propres lois statistiques (corrélation, densité de puissance) qui se combinent à celle de motif de base. Une bonne analyse de texture donnera des informations sur ces deux composantes.

II.3 Types de la texture [8]

Nous pouvons distinguer trois modèles de textures, entre lesquels se positionnent un peu toutes les textures qu'elles soient synthétiques ou naturelles :

- **Les textures régulières** : dans lesquelles la répétition spatiale d'un motif de base appelé « texton » est évidente, dans différentes directions (figure II.1). la répétition spatiale de ces motifs obéit à des règles de direction et de placement. Ainsi, une région texturée est constituée par un réseau bidimensionnel répétant le motif original selon une direction et une période particulière. La description du motif élémentaire, les dimensions du réseau et l'orientation du motif suffisent alors pour décrire complètement la texture (Atlas. 1998), cette famille sera bien décrite par des approches fréquentielles ou structurelles.



Figure II.1 : Exemples de textures régulières

- **Les textures aléatoires** : pour lesquelles nous pouvons ne déceler aucun motif de base particulier. La distribution des intensités n'est alors l'objet d'aucune régularité apparente d'où le rôle spécifique que joue l'aléatoire dans ce type de texture (figure II.2). elle sera décrite par des lois statistiques, des moments, une description spectrale en termes de densité de puissance, des propriétés de corrélation ou d'isotropie.

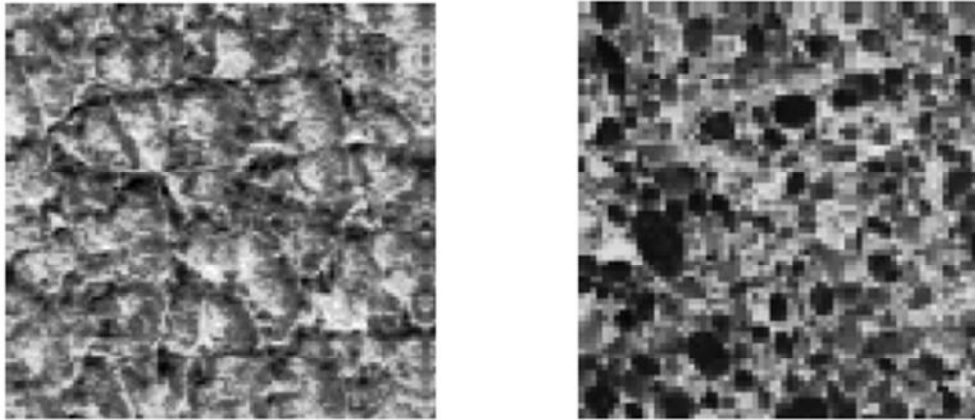


Figure II.2 : Exemples de textures aléatoires

Nous pouvons facilement voir à partir de ces catégories de textures, qu'il est difficile de donner une définition précise de la texture. Nous avons d'un côté une information structurale et constructive, et d'un autre côté une information désordonnée et plus difficile à décrire.

II.4 Besoin d'analyse de texture [8]

L'analyse de texture d'une image donnée, peut être essentielle pour plus d'une raison. Nous pouvons avoir besoin de trouver différentes régions dans une image, qui sont séparées par leurs textures distinctives. Une telle sorte de segmentation de texture est importante dans l'analyse des images aériennes et des images obtenues par satellite. On peut utiliser l'analyse de texture pour déterminer si une texture particulière, connue à priori, est présente ou non dans une image donnée. Ceci est connu comme la classification de texture. Une telle classification a des applications où il y a souvent besoin d'égaliser ou de comparer deux textures différentes et d'identifier le degré de similarité, comme pour la biométrie où l'identification de texture est utilisée dans la reconnaissance biométrique utilisant l'iris, Les visages, les empreintes, etc. un autre usage de la classification de texture est dans l'analyse d'images médicales, où le critère de classification aura pour objectif de différencier entre la texture du tissu normal et la structure du tissu anormal.

Une autre application peut être l'extraction ou la construction de surface 3D à partir des variations dans les propriétés texturales d'une image. Une telle application nous aide à recréer la surface 3D, dont la projection sur une image 2D est la texture donnée. Comme la texture ne peut être complètement décrite en une définition particulière, nous ne pouvons pas non plus trouver juste une seule manière qui nous permettra de caractériser complètement une texture donnée et d'extraire ses traits caractéristiques avec succès pour toutes les différentes applications. En conséquence il y a différentes approches pour analyser la texture, selon le genre d'application et le type de texture qui doit être analysée.

II.5 Méthodes d'analyse de textures [8]

Classiquement, nous distinguons quatre grandes familles d'extraction de caractéristiques de texture :

II.5.1. Méthodes géométriques

Les méthodes géométriques considèrent la texture comme un ensemble d'éléments de base (primitives géométriques) dont la disposition est organisée grâce à des règles de placement. Elles cherchent donc, à reconnaître ces primitives géométriques ayant permis de générer les textures ainsi l'extraction de règles de positionnement des différents motifs de la texture. La méthode d'autocorrélation reste l'approche la plus utilisée.

La fonction d'autocorrélation est un attribut qui donne des renseignements sur la taille des primitives de base constituant une texture. Elle peut être utilisée afin d'évaluer le taux de régularité comme la finesse de la texture présenté dans l'image. Une telle fonction est définie comme suit :

$$R(x, y) = \frac{\sum_{u=0}^{NL} \sum_{v=0}^{NC} I(u,v)I(u+x,v+y)}{\sum_{u=0}^{NL} \sum_{v=0}^{NC} I^2(u,v)} \tag{II.1}$$

Où : NL et NC sont respectivement le nombre de lignes et le nombre de colonnes de l'image.

Cette fonction définit une moyenne de similarité entre pixels pour une distance (x, y) donnée. L'évaluation des moyennes de similarité en fonction des distances (x, y) permet de mesurer la régularité de la texture (elle évolue les relations spatiales entre les primitives de la texture).

-Si la fonction croit et décroît périodiquement avec la distance, alors les primitives sont périodiques.

-Pour des textures régulières, la fonction d'autocorrélation présente des pics et des vallées.

-Pour de grandes primitives, la fonction varie lentement lorsque la distance grandit.

-Pour de petites primitives, la fonction varie rapidement lorsque la distance grandit.

II.5.2. Méthodes issues du traitement du signal

Certaines méthodes d'analyse de la texture cherchent à caractériser les différentes fréquences qui la composent. Ces méthodes font généralement appel à des outils ou techniques de traitement du signal et utilisent des bancs de filtre sélectifs en fréquence, en orientation ou en échelle tels que les bancs de filtre de Gabor et les ondelettes.

II.5.3. Méthodes statistiques

Les méthodes statistiques se fondent la plupart du temps sur les niveaux de gris des pixels et sur la description statistique de leur arrangement. Elles consistent à extraire à l'aide des outils statistiques, des paramètres texturaux. Selon l'ordre de la méthode qui est donnée par le nombre de pixels mis en jeu dans le calcul de paramètres, nous pouvons citer :

a) Méthodes de premier ordre

L'analyse de texture par les méthodes de premier ordre se fait au niveau de pixels individuels d'une région de l'image à traiter. Les paramètres tels que la moyenne, la variance, l'entropie, etc.... sont calculés à partir de l'histogramme des intensités voir annexe1.

b) Méthodes de second ordre

Ce type de méthodes prend en considération les interactions entre les niveaux de gris de deux pixels. Parmi elles, nous retiendrons en particulier, la méthode des matrices de cooccurrence [1]. Celle-ci sert de référence à toute nouvelle méthode de caractérisation de textures.

Pour une translation t , la matrice de cooccurrence MC_t d'une image I est définie pour tout couple de niveau de gris (i, j) par :

$$MC_t(i, j) = \text{card}\{(s, s + t) \in R^2 \mid I(s) = i, I(s + t) = j\} \quad (II. 2)$$

$MC_t(i, j)$ est donc le nombre de couples de pixels $(s, s+t)$ de la région considérée, séparée par le vecteur de translation t et tel que s a pour niveau de gris i et $s+t$ a pour niveau de gris j . pour une image I , quantifiée sur N_g niveau de gris, la matrice $MC_t(i, j)$ est une matrice de taille $(N_g \times N_g)$.

Les matrices de cooccurrences contiennent une masse d'informations trop importante. Quatorze descriptifs des textures prenant en compte l'ensemble de la matrice de MC_t ont été définis par Haralick [9].

c) Méthodes d'ordre supérieur

Elles étudient les interactions entre plusieurs pixels. Comme dans le cas des méthodes de second ordre, l'information est extraite à partir des voisinages locaux des pixels de l'image. Les matrices des longueurs de plage constituent un exemple de ce type de méthodes.

Une plage de niveau de gris (ou iso segment) est un ensemble de pixels consécutif, dans une direction donnée, ayant la même valeur de niveau de gris. La longueur d'une plage est le nombre de pixels appartenant à cette plage. A chaque direction, nous pouvons associer une matrice de longueurs de plage $P_{\theta} = (P_{\theta}(i, j))$ de dimension $(N_g \times N_{\theta})$. N_g est le nombre de niveau de gris dans l'image et N_{θ} est la longueur de la corde maximale de direction θ dans la région. L'élément $P_{\theta}(i, j)$ de cette matrice représente le nombre de plages de longueur j (dans la direction θ) constituées de pixels de niveau de gris i .

Cette méthode permet de déterminer l'ensemble des plages présentes dans l'image et effectue des statistiques sur leurs longueurs. Il s'agit donc de rechercher le nombre maximum de pixels adjacents ayant le même niveau de gris dans une direction. Nous définissons alors des primitives qui ont pour caractéristiques un niveau de gris, une longueur et une direction.

II.5.4. Méthodes basées sur le modèle

Ces méthodes consistent à choisir un modèle pour représenter le signal. Ce modèle est défini par un certain nombre de paramètres qui caractérisent la texture. Dans la littérature on retrouve très souvent les mêmes modèles. Les méthodes diffèrent par la manière dont sont estimés les paramètres ainsi que par les algorithmes de segmentation, et de classification utilisés par la suite. Parmi ces modèles, nous pouvons citer : les modèles Markoviens, et les modèles ARMA. Certains de ces modèles ont permis d'obtenir d'excellents résultats en synthèse de textures. Néanmoins l'inconvénient majeur des méthodes fondées sur modèles reste la complexité des algorithmes d'estimation des paramètres d'autant plus qu'ils nécessitent des connaissances a priori sur le contenu déterministe de la texture.

II.5.5. Méthodes spatio-fréquentielles [7]**a) Transformation de Gabor**

La transformation de Fourier d'une image permet de mettre en évidence les régularités de la texture en examinant le domaine fréquentiel. Le problème posé par cette opération qui agit globalement sur l'image, est qu'elle ne tient pas en compte de la localisation spatiale.

La solution est d'utiliser une transformation alternative appelée transformation de Fourier à fenêtre glissante, où le principe est d'appliquer la transformation de Fourier dans une fenêtre d'observation de dimensions fixes qui se déplace dans l'image. Le choix de la taille de la fenêtre et du pas de déplacement dépend plus exactement des caractéristiques spatiales des textures à analyser.

Il existe différentes Fenêtres d'observation, quand la fenêtre de Gauss est utilisée, on parle alors de la transformation de Gabor.

L'inconvénient principal de cette méthode est le réglage des paramètres des filtres. De plus, pour caractériser certaines textures. Il est nécessaire d'avoir une fenêtre d'analyse assez grande, ce qui peut impliquer un temps de calcul assez élevé.

b) Transformée en ondelettes

La transformation de Gabor se base sur une fenêtre d'observation de dimensions fixe, ce qui peut être un handicap car certaines textures peuvent être caractérisées selon différentes échelles. Pour pallier cette limite, on a recours à la transformée en ondelettes qui se base sur une analyse multi-échelles de l'image, dans le sens où des fenêtres d'analyse de différentes tailles sont utilisées.

L'avantage de cette transformée est qu'elle permet une caractérisation multi-échelles de la texture en considérant à la fois les informations globales et locales contenues dans l'image. De plus, comme pour les autres attributs extraits des méthodes spatio-fréquentiels, les attributs extraits des ondelettes se rapprochent du processus de la vision humaine qui opère en une décomposition fréquentielle systématique des images lorsque celle-ci parviennent sur la rétine.

Finalement, la favorisation des attributs extraits des ondelettes est diverse selon les auteurs. Certains auteurs suggèrent que ces attributs ne sont pas toujours les plus adéquats pour caractériser les textures, les autres, montrent que ces attributs sont plus efficaces quand ils sont judicieusement exploités.

II.5.6. Méthodes fractales [1]

Elles permettent de synthétiser des images très proches de la réalité. En analyse de texture, la dimension fractale, qui est une mesure du degré d'irrégularité d'un objet, décrit une certaine propriété de la texture. Le modèle fractal est basé essentiellement sur l'estimation par des méthodes spatiales de la dimension fractale, de la surface représentant les niveaux de gris de l'image.

- Formes géométriques obtenues par fragmentation régulière à l'infini d'une figure donnée.

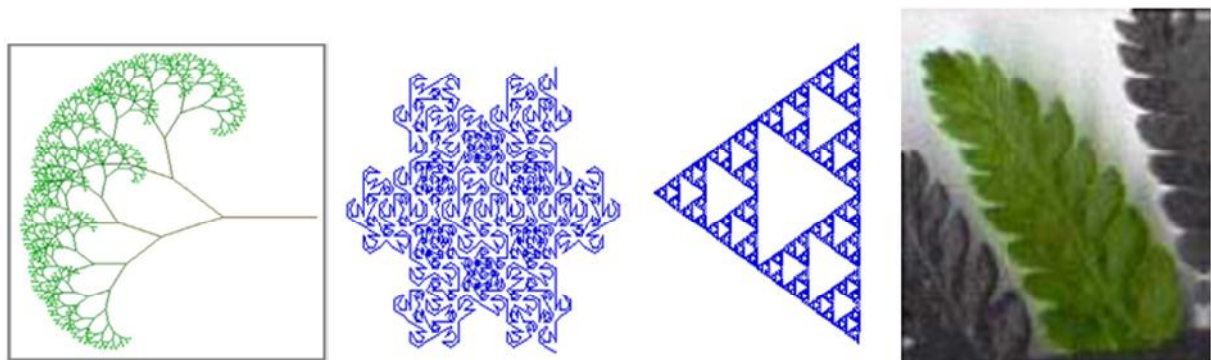


Figure. II.3 Exemple d'images contenant des objets fractals

a) Exemple de calcul de la dimension fractale

La dimension fractale est une mesure de la façon dont la fractale occupe l'espace.

- Un segment a pour dimension $D=1$
- Un carré a pour dimension $D=2$
- Un cube a pour dimension $D=3$

Si l'on agrandit un segment de longueur l trois fois (échelle $k=3$), on obtient un nouveau segment de longueur $3l$, qui contient donc $n=3$ fois le segment de départ. La dimension se calcule ainsi :

$$D = \log k (n) = \log (n) / \log (k) = \log (3) / \log (3) = 1$$

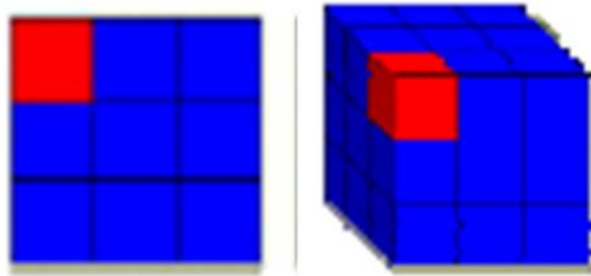
Ce qui revient à écrire $n = k^d = 3^1 = 3$

Même principe : à l'échelle $k=3$, le carré obtenu contient $n=9$ fois le carré initial, soit :

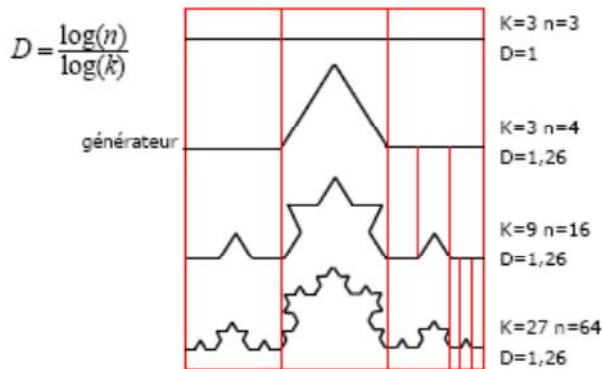
$$D = \log (9) / \log (3) = \log (3^2) / \log (3) = 2 \times \log (3) / \log (3) = 2 \quad \text{ou } n = 3^2 = 9$$

A l'échelle $k=3$, le cube contient 27 petits cubes initiaux :

$$D = \log (27) / \log (3) = \log (3^3) / \log (3) = 3 \quad \text{ou } n = 3^3 = 27$$



b) Exemple de Fractales qui ont des dimensions qui ne sont pas des nombres entiers



II.6 Méthodes de classification [8]

La classification, d’une manière générale, permet de partitionner un ensemble d’observations en différentes classes, en regroupant dans une même classe les observations présentant les mêmes caractéristiques. On parle de classification des images lorsque les observations correspondent à des images et où chaque image peut être caractérisée par un ensemble d’attributs tels que les attributs de texture ou couleur. La classification des images intervient comme une étape très importante dans des applications de reconnaissance des visages, de la parole, des empreintes, etc.... Les méthodes de classification peuvent être divisées en deux catégories selon l’information disponible à priori sur les observations. Lorsque les différentes classes des observations sont connues au préalable, la classification est dite supervisée. Cette catégorie de méthodes est préférable pour la classification des images. En revanche, dans le cas où l’on n’a aucune connaissance a priori sur l’appartenance des observations aux classes, on parle de classification non-supervisée ou “clustering“, celle-ci est plus adaptée pour la segmentation des images. Dans un contexte supervisé, on dispose d’échantillons (ensemble d’observation) où chaque observation est caractérisée par un ensemble d’attributs. L’appartenance de chaque observation de cet échantillon à une classe est connue a priori. Dans ce cas ces observations sont appelées prototype de la classe. La classification a pour but de définir à partir des prototypes des modèles mathématiques pour

chaque classe. Ces modèles peuvent être un simple centre de gravité, une fonction de densité de probabilité ou une surface de séparation entre des classes. Les étapes de caractérisation et de classification des observations prototype des classes constituent ce qu'on appelle la phase d'apprentissage. Celle-ci se distingue de la phase de décision qui consiste à affecter une nouvelle observation à l'une des classes définie lors de la phase d'apprentissage. Il existe une multitude de méthodes de classification supervisée. Les plus classiques sont la classification optimale de Bayes, la règle des K plus proches voisins (KPPV) et les séparateurs à vaste marge (SVM).

II.6.1. Classification par la méthode bayesienne

Cette méthode de nature statistique, suppose que l'échantillon à analyser est composé de N observations tirées, indépendamment, de k classes C_k où $K= 1, 2, \dots, k$.

Selon les lois de probabilité conditionnelles $P(X/C_k)$ connues. Par application du théorème de Bayes, il est possible de déterminer la probabilité pour qu'une observation X_q appartienne à la classe C_k . Cette probabilité, appelée aussi probabilité *a posteriori* de la classe C_k est donnée par la relation :

$$P(C_k/X_q) = \frac{P\left(\frac{X_q}{C_k}\right)P(C_k)}{P(X_q)} \tag{II.3}$$

Où $p(X_q)$ désigne la valeur de la fonction de densité sous-jacente à la distribution des observations provenant de l'échantillon au point X_q , et $P(C_k)$ désigne la probabilité a priori de la classe C_k de telle sorte que :

$$\sum_{k=1}^k P(C_k) = 1 \tag{II.4}$$

$P(X_q/C_k)$ désigne la probabilité conditionnelle de la classe C_k , c'est-à-dire, la fonction de densité de probabilité sous-jacente à la distribution des observations provenant de la classe C_k .

Le problème de classification d'une observation X_q peut être résolu en adoptant la règle de décision suivante :

$$\text{Décider } C_s \text{ si : } P(C_s/X_q) > P(C_k/X_q), \forall k = 1, 2, \dots, k, (k \neq s) \tag{II.5}$$

L'application de la règle de Bayes revient à trouver des fonctions de décision $d_k(X_q)$,

$K= 1, 2, \dots, K$, telles que l'observation X_q soit affectée à la classe C_s si et seulement si :

$$d_s(X_q) > d_k(X_q) \quad \forall k = 1, 2, \dots, k, s \neq k \tag{II.6}$$

$$\text{Où } d_s(X_q) = P(X_q \in C_k)P(C_k) \quad (\text{II.7})$$

Dans la plus part des cas, la probabilité conditionnelle de la classe C_k est de type gaussienne telle que :

$$P(X_q \in C_k) = \frac{\exp(-\frac{1}{2}(X_q - \mu_k)^T \Sigma_k^{-1}(X_q - \mu_k))}{(2\pi)^{\frac{N}{2}} |\Sigma_k|^{\frac{1}{2}}} \quad (\text{II.8})$$

Dans cette expression, μ_k est le vecteur moyenne de la classe C_k et Σ_k la matrice de covariance de la classe C_k .

Ainsi, les fonctions de décision d_k peuvent être écrites sous la forme :

$$d_k(X_q) = -\frac{1}{2} \log |\Sigma_k| - \frac{1}{2} (X_q - \mu_k)^T \Sigma_k^{-1} (X_q - \mu_k) + \log[P(C_k)] \quad (\text{II.9})$$

Les probabilités $P(C_k)$ peuvent être estimées par :

$$P(C_k) = \frac{N_{C_k}}{N} \quad (\text{II.10})$$

Où N_{C_k} est le nombre d'observations appartenant à la classe C_k et N le nombre d'observations totales. μ_k et Σ_k sont estimés par la moyenne et la variance empirique à partir des prototypes de la classe C_k .

II.6.2. Méthode des k plus proches voisins (KPPV)

Egalement connue sous le nom de K-Nearest Neighbor (K-NN), dans cette méthode, contrairement à la méthode précédente où la probabilité conditionnelle de la classe C_k est choisie à priori (généralement gaussienne), cette probabilité est supposée inconnue, elle est alors estimée de la manière suivante :

Un volume $V(X_q)$ centré sur chaque point X_q des échantillons est déterminé de façon à ce qu'il englobe k observations de l'ensemble d'apprentissage. On dénombre alors le nombre k_i de voisins de X_q appartenant à chaque classe C_k . la densité de probabilité de classe C_k contenant N_{C_k} points prototypes est alors estimée comme suit :

$$\hat{P}(X_q \in C_k) = \frac{k_i}{N_{C_k} V(X_q)} \quad (\text{II.11})$$

En remplaçant $P(C_k)$ par $\frac{N_{C_k}}{N}$ et $P(X_q/C_k)$ par $\hat{P}(X_q/C_k)$ dans la règle de Bayes (Eq. II.5), on aboutit à la règle suivante :

$$X_q \in C_k \text{ si } P(C_k/X_q) = \max_{i=1, \dots, k} (k_i) \quad k = \underset{i=1}{\overset{k}{\arg \max}} k_i \quad (\text{II.12})$$

Cette règle peut être énoncée comme suit : si les k plus proches voisins d'un point X_q appartiennent en majorité à la classe C_k , alors X_q appartiendra à la classe C_k .

Notons que dans cette méthode, la notion de probabilité est superflue et qu'elle diffère des autres méthodes de classification supervisée car aucun modèle n'est induit à partir des observations, les données restent simplement en mémoire. C'est la raison pour laquelle, on l'appelle règle de décision KPPV.

II.6.3. Méthode SVM

La méthode SVM ou Machines à Vecteur Supports (support Vector Machine) a été proposée en 1995 par Vapnik (Cortes, Vapnik. 1995). Depuis, elle est très activement utilisée dans beaucoup d'applications. Son but est de rechercher une surface capable de séparer au mieux les prototypes de deux classes issus de la base d'apprentissage.

Considérons le cas où l'ensemble d'apprentissage $(X_a, Y_a) = (x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)$ sont linéairement séparables en deux classes C_1 et C_2 telles que $x_i \in R^d$ représente la i ème observation caractérisée par un vecteur de d attributs et $y_i \in \{+1, -1\}$, $y_i = 1$ si $x_i \in C_1$ et $y_i = -1$ si $x_i \in C_2$.

La méthode SVM consiste à chercher un hyperplan qui sépare les données des deux classes. Les points situés sur cet hyperplan satisfont l'équation $w^T x + b = 0$ où $w = [w_1, w_2, \dots, w_d]$ est le vecteur perpendiculaire à l'hyperplan et b un scalaire appelé bias. Dans le cas où les observations sont séparables, la méthode SVM consiste à maximiser la marge représentant la distance entre un hyperplan H_1 défini par l'équation $w^T x + b = 1$. Ceci constitue un problème d'optimisation avec contrainte :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{minimiser } f(x) = \frac{1}{2} w^T w \\ \text{sujet à } g_i(x) = y_i (w^T x_i + b) - 1 \leq 0 \quad i = 1, \dots, N \end{array} \right. \quad (\text{II.13})$$

En introduisant les multiplicateurs $\lambda_i \geq 0$ de Lagrange, ce problème devient :

$$\left\{ \begin{array}{l} \max_{\lambda} -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^p \lambda_i \lambda_j y_i y_j x_i x_j + \sum_{i=1}^p \lambda_i \quad \text{avec les constantes } \lambda_i \geq 0 \quad i = 1, \dots, N \\ \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i = 0 \end{array} \right. \quad (\text{II.14})$$

Dont la résolution fournit les valeurs $\bar{\lambda}_l$ et par conséquent l'hyperplan optimal défini par la paire (\bar{w}, \bar{b}) telles que :

$$\bar{w} = \sum_{i=1}^p \bar{\lambda}_l x_i y_i \quad \text{et} \quad \bar{b} = y_j - \sum_{i=1}^p \bar{\lambda}_l x_i y_i x_j \quad (\text{II.15})$$

Une nouvelle observation x_k est alors affectée une classe selon la règle suivante :

$$\text{Class}(x_k) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^M \bar{\lambda}_l x_i y_i x_k + \bar{b} \right) \quad (\text{II.16})$$

Où M est le nombre de vecteurs support correspondant au nombre d'observations dont les valeurs $\bar{\lambda}_l \geq 0$.

Lorsque les classes sont non linéairement séparables, les observations x_i subissent la transformation non linéaire $\phi(x_i)$ et le problème SVM est posé comme suit :

$$\left\{ \begin{array}{l} \max_{\lambda} -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \lambda_i \lambda_j y_i y_j K(x_i, x_j) + \sum_{i=1}^p \lambda_i \quad \text{avec les constantes } 0 \leq \lambda_i \leq C, i = 1, \dots, N \\ \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i = 0 \end{array} \right.$$

(II.17)

Où C est un paramètre de pénalisation, $K(x_i, x_j) = \langle \phi(x_i), \phi(x_j) \rangle$ est une fonction noyau définie par exemple par :

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (\text{II.18})$$

L'affectation d'une nouvelle observation est donnée par:

$$\text{Class}(x_k) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^M \bar{\lambda}_l y_i K(x_i, x_k) + \bar{b} \right) \quad (\text{II.19})$$

II.6.4. Algorithme des K-means [3]

La méthode K-means fait partie d'un ensemble de techniques métriques de partition dont le principe consiste à choisir initialement K représentants $R_1, R_2, \dots, R_k, \dots, R_k$ de K classes $C_1, C_2, \dots, C_k, \dots, C_k$, définissant ainsi une représentation $R = \{R_1, R_2, \dots, R_k, \dots, R_k\}$ et une partition $C = \{C_1, C_2, \dots, C_k, \dots, C_k\}$. Chacune des observations à classer est affectée à l'une des C_k selon

une mesure de similarité entre chaque représentant R_k et l'observation considérée. La partition C ainsi obtenue est utilisée pour redéfinir une nouvelle représentation R . Ce processus itératif, qui inclut les deux phases de définition de la partition C et la réactualisation de la représentation R , prend fin lorsqu'un critère mesurant l'adéquation entre la représentation R et la partition C est optimisé.

La méthode des K-means, connue sous le nom de procédure de minimisation de l'erreur quadratique, fonctionne suivant l'algorithme 1. La représentation R_k de chaque classe C_k est définie par son centre \bar{X}_k . La mesure de similarité utilisée est la distance euclidienne

$d_k(X_q) = d(X_q, \bar{X}_k)$ de chacune des observations X_q aux différents centres \bar{X}_k choisis initialement. Le critère à optimiser est défini par :

$$J(C) = \sum_{k=1}^k \sum_{q=1}^{Q_k} d(X_q, \bar{X}_k)^2 = \sum_{k=1}^k J_k(C) \quad (II.20)$$

où Q_k représente le nombre d'observations de la classe C_k .

La partition C^* qui optimise ce critère est définie par :

$$J(C^*) = \min_C J(C) \quad (II.21)$$

Dans cet algorithme, les fonctions de décision d_k permettant l'affectation des observations aux différentes classes sont définies par :

$$d_k(X_q) = \frac{Q_k}{Q_k - 1} \|X_q - \bar{X}_k\|^2, k = s \text{ et } d_s(X_q) = \frac{Q_s}{Q_s - 1} \|X_q - \bar{X}_s\|^2, k = s \quad (II.22)$$

L'algorithme K-means nécessite, dans sa version de base, la spécification de nombreux paramètres, tels que le nombre de classe K et les partitions de départ. Les performances de cette procédure dépendent fortement des valeurs de ces paramètres prédéfinies par l'opérateur. En ce qui nous concerne, nous avons utilisé cette technique dans une version simplifiée de classe constituant chacun une texture. Les K centres sont générés d'une manière aléatoire.

Etape 1 : Initialisation

1. Lire la taille de la fenêtre de voisinage (w).
2. Lire le nombre de classes de texture (n_c).
3. Calculer les attributs de texture pour chaque pixel (analyse local).

Etape 2 : Initialisation des centres de classes

Initialiser au hasard (n_c) centre de gravité qui correspond à (n_c) classe.

Etape 3 : affectation

1. Affecter chaque observation X_q à une classe C_k , dont le centre est \bar{X}_k . L'observation X_k appartient à la classe C_k du centre \bar{X}_k si et seulement si $\|X_q - \bar{X}_k\|$ est minimum pour tout $k=1,2,\dots,n_c$
2. Mettre à jour le centre de gravité \bar{X}_k .

$$\bar{X}_{k'} = \frac{1}{N_k} \sum_{i \in C_k} T_{ij}$$
 où N_k le nombre de pixel de la classe C_k .
3. Répéter à chaque fois l'étape 3 si les nouveaux centres ont changés.

Algorithme 1: Algorithme K-means

II.7 Discussion

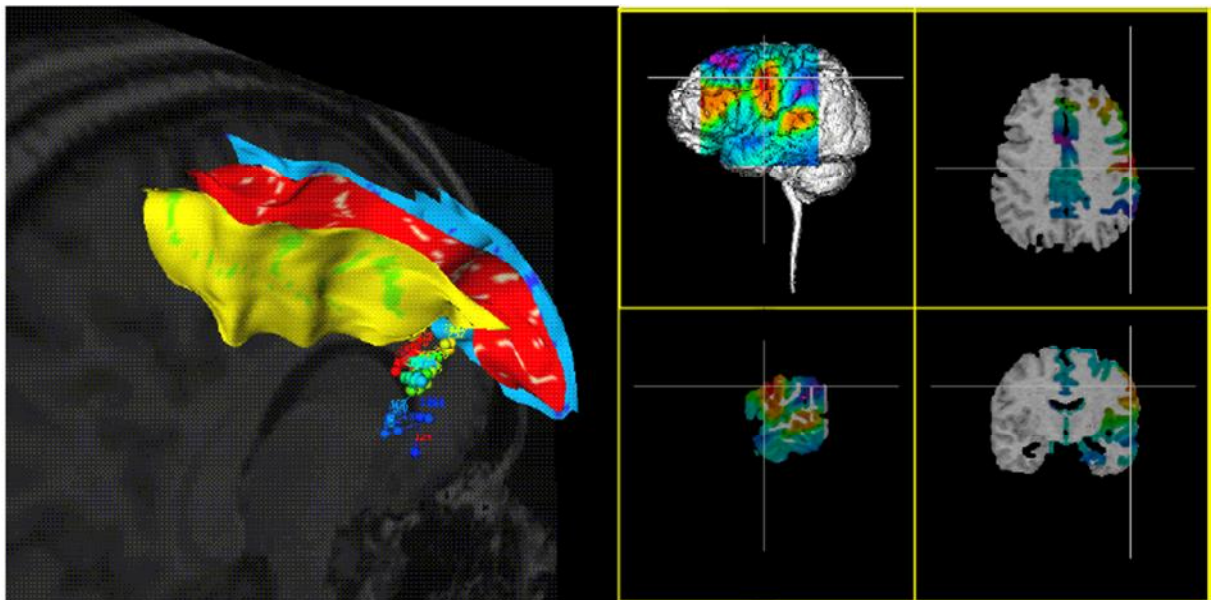
Toutes les méthodes de caractérisations de texture que nous avons décrites dans ce chapitre sont les plus couramment utilisées. Il existe cependant d'autres méthodes et attributs moins fréquemment usuels. Le choix de la méthode à utiliser est un point très délicat, il dépend de plusieurs facteurs comme la régularité de la texture, le temps de réponse...

Le domaine de l'analyse de texture fait état d'un grand nombre d'approches et de méthodes existantes dans la littérature. Ceci est témoin d'un besoin croissant de connaissances plus approfondies sur la notion même de texture et sur le mécanisme humain de perception des textures. Au vu de cette synthèse, il apparaît que la profusion des approches et des méthodes traitant de l'analyse de textures rend difficile le choix d'une méthode particulière pour une application donnée et, plus généralement, le besoin d'une hiérarchisation, au sens des résultats obtenus, se fait sentir.

En ce qui concerne les applications aux images médicales, les méthodes statistiques, en particulier la méthode des matrices de cooccurrences est celle de référence. Mais, d'autres approches, comme les bancs de filtres linéaires, donnent de bons résultats sur des images échocardiographiques, par exemple.

CHAPITRE III

Recalage d'images



III.1 Introduction [18]

La notion de recalage est associée à la définition d'une correspondance point par point entre les coordonnées d'un point dans un espace à celle d'un autre point dans un autre espace (appelé aussi référentiel). Dans le domaine médical, cette notion se trouve renforcée par le fait que ces points correspondent tous à un point anatomique.

Dés lors, un certain nombre de questions viennent à l'esprit : quelles informations utiliser pour guider le recalage ? Comment déformer une image ? Comment définir la ressemblance entre deux images ? Comment trouver la meilleure transformation ?

De ce fait, qu'elle s'inscrive dans le cadre d'une application interactive ou automatique, une procédure de recalage suit généralement le même schéma et réclame la définition de certains critères à savoir :

- Extraction des structures homologues (appelées aussi attributs ou primitives) : Ce sont les caractéristiques, extraites des images, qui permettent de guider le recalage.
- Modèle de transformation : Il conditionne la manière dont l'image est géométriquement modifiée.
- Critère de similarité : Il définit une certaine distance entre les attributs des images afin de quantifier la notion de ressemblance.
- Stratégie d'optimisation : Elle permet de déterminer la meilleure transformation au sens d'un certain critère de similarité dans l'espace de recherche défini par le modèle de transformation.

III.2 Principe du Recalage [2]

Dans ce chapitre nous cernons la définition de l'opération de recalage, nous aborderons par la suite les différentes voies explorées dans le cadre du recalage en général puis du recalage d'images médicales en particulier, afin de mettre en lumière les possibilités et les limites de ce type de traitement. Les méthodes existantes étant presque aussi nombreuses que les applications imaginables, nous mettrons en avant les différentes catégories de méthodes et leurs spécificités.

Soit un couple d'images (I,J) représentant le même objet pris sous des angles différents et/ou à des moments différents et/ou avec des appareils différents. Le recalage est un traitement numérique qui consiste à "transformer" l'image J pour superposer chaque structure qui la compose avec celles de l'image I. Par "transformer" on entend différents traitements visant à supprimer les différences de luminosité, de cadrage, d'orientation, ou encore les déformations dues à des contraintes mécaniques que l'objet observé aurait pu subir.

La superposition fait correspondre les entités communes présentes sur les deux clichés. Cette opération offre de multiples possibilités telles que la comparaison automatique de deux images ou encore la création d'une mosaïque formée de plusieurs images contiguës pour constituer un panorama. [14]

Le recalage d'images est donc un processus visant à déterminer quelle est la meilleure transformation qui permet d'aligner deux prises de vues. La figure III.1 illustre le cas de deux images I_1 et I_2 de taille et angle différents où l'on cherche à recaler l'image I_2 sur l'image I_1 prise comme image de référence.

Ainsi, d'une manière générale, le problème du recalage se pose comme suit : on dispose de deux ensembles de données (images I_1 et I_2) qui ont été obtenus à partir d'une même scène 3D mais dans des conditions différentes à savoir, des modes d'acquisition différents, des prises de vue faites depuis différents points et à des instants différents. La scène est considérée comme ayant subi des modifications mineures entre les deux acquisitions, de sorte qu'une grande partie des éléments de la scène existe dans les deux ensembles images I_1 et I_2 .

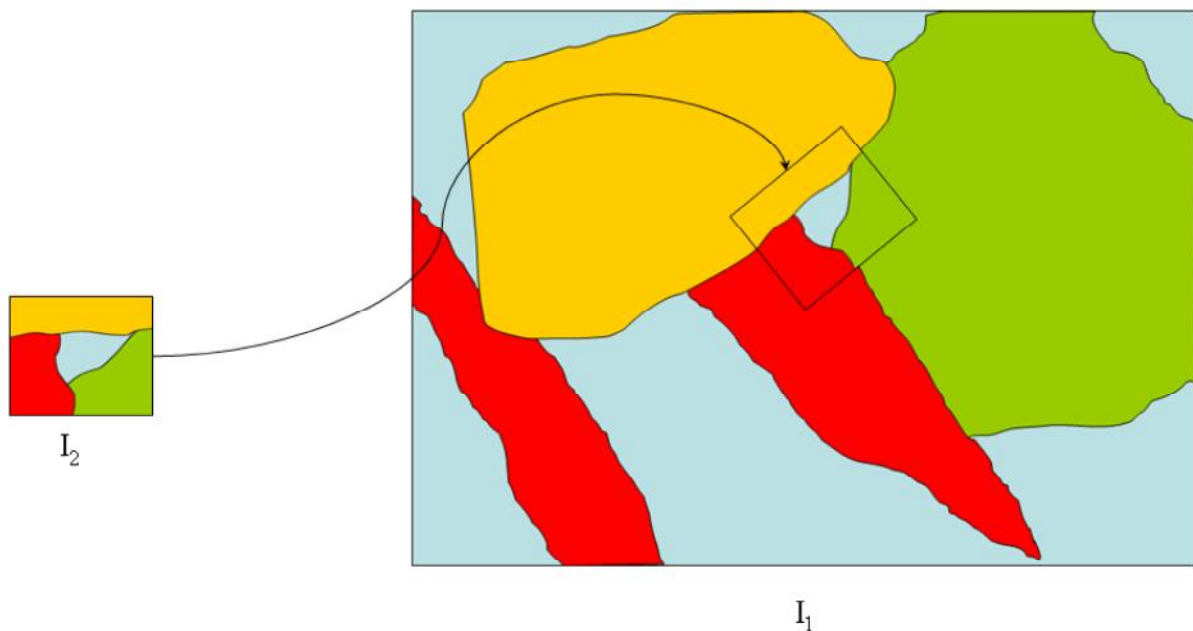


Figure.III.1 Image I_2 recalée sur l'image I_1 [15]

Le recalage consiste donc à trouver une transformation issue d'un modèle particulier et qui permet de placer, sur un même point du plan, deux projections qui se rapportent aux mêmes éléments de la scène.

Dans le cadre de l'imagerie médicale, l'outil informatique permet une aide au diagnostic fondée sur l'analyse d'une ou plusieurs images. Pour qu'une telle analyse conjointe puisse être rendue automatique et repose sur des mesures quantitatives, les différents éléments constituant l'image doivent avoir la même position sur les différents clichés. A cette fin, il est souvent nécessaire d'effectuer un recalage des images.

La diversité des domaines d'application possibles, et la variété des déformations, font du recalage un problème très ouvert dans le domaine de la recherche et donc étudié sous différents points de vue.

Cette transformation superpose les pixels de l'une des deux images aux pixels de l'autre image dès que ceux-ci se rapportent aux mêmes éléments de la scène restés identiques. L'image dont les pixels ont subi la transformation est appelée « image esclave », image d'entrée ou « image brute » tandis que l'autre image est appelée « image maîtresse », « image de référence » ou « image de base ». Le problème étant symétrique pour deux images, ce choix est peu important, à priori, à ce niveau on parle de modèle de déformation directe et inverse (fig.III.2).

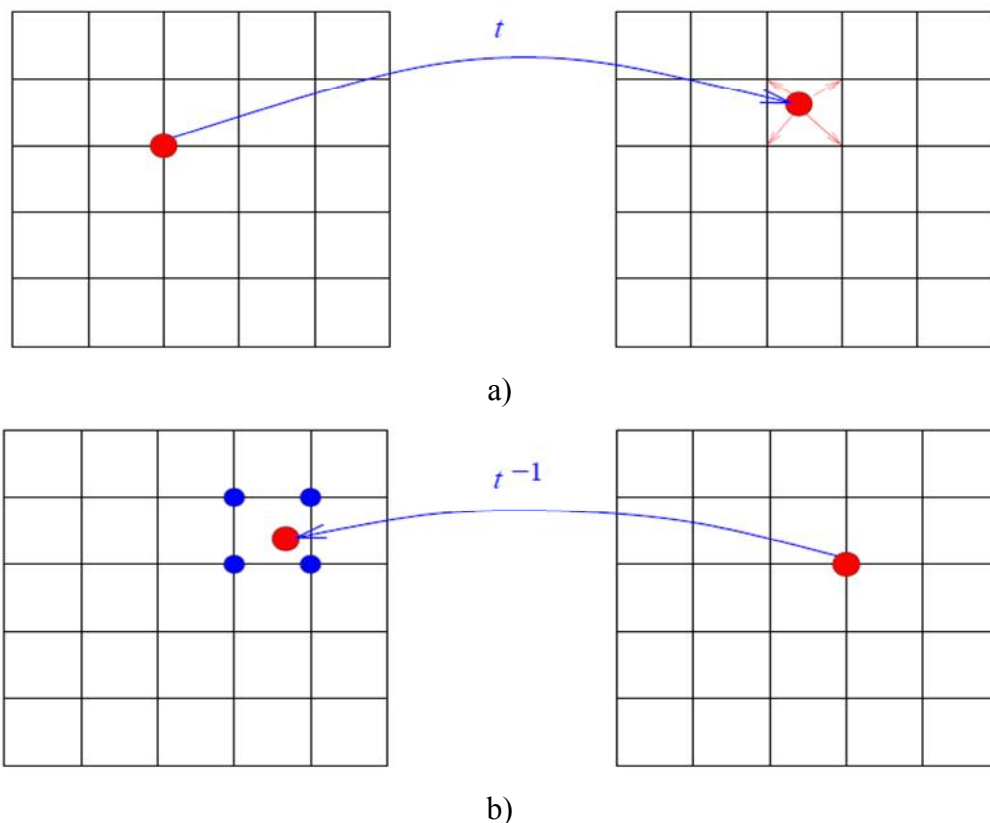


Figure.III.2. Modèles direct et inverse : a) Transformation directe et b) Transformation inverse [10].

L'expression des deux modèles peut être une paire de polynômes d'un certain degré. Le modèle direct donne l'expression (x, y) de la référence en fonction des coordonnées (l, p) des

pixels de l'image brute. Dans le cas du modèle inverse, les coordonnées de l'image brute (l, p) sont exprimées en fonction des coordonnées de la référence (x, y). Les expressions mathématiques habituellement utilisées sont :

$$\begin{aligned} x &= \sum_{i=0}^n \sum_{j=i}^n a_{ij} \cdot l^i \cdot p^{j-i} & l &= \sum_{i=0}^n \sum_{j=i}^n c_{ij} \cdot X^i \cdot Y^{j-i} \\ y &= \sum_{i=0}^n \sum_{j=i}^n b_{ij} \cdot l^i \cdot p^{j-i} & p &= \sum_{i=0}^n \sum_{j=i}^n d_{ij} \cdot X^i \cdot Y^{j-i} \end{aligned} \quad \text{et} \quad \text{(III.1)}$$

Où x et y sont les coordonnées planes du pixel et a_{ij} , b_{ij} , c_{ij} , d_{ij} , les coefficients des polynômes. La résolution de ces deux systèmes d'équations nous permet de déterminer les coefficients des polynômes direct et inverse.

III.3 Classification des méthodes de recalage

Le recalage d'images est un terme très générique qui indique une méthode de mise en correspondance de deux images. La définition générale du recalage d'image pourrait être « méthode visant à trouver la transformation géométrique qui aligne au mieux les pixels physiquement homologues de deux images ». Néanmoins sous cette définition, paraissant simple, une multitude d'approches et de méthodes ont vu le jour. Chaque méthode correspond à la résolution d'une problématique donnée : recalage intra modal d'image, recalage multi modal, recalage temporel...

Les méthodes de recalage cherchent à déterminer la meilleure transformation au sens d'un critère de similarité. Cette transformation appartient à un ensemble de transformations caractérisé par différents types que Maintz et Viergever (1998) énumèrent : [15]

- **Rigide** : uniquement translation et rotation.
- **Affine** : transforme des lignes parallèles en lignes parallèles.
- **Projective** : met en correspondance des lignes non parallèles.
- **Élastique** : transforme des lignes droites en courbes.

De plus, les modèles de transformation peuvent être appliqués à toute l'image ou à une partie de l'image. On parle alors respectivement de modèles globaux ou locaux.

La diversité des images à recalcr, la variabilité des déformations pouvant relier deux images, ainsi que le bruit présent sur les images, font qu'il est impossible de concevoir une

méthode de recalage universelle. Chaque méthode doit prendre en compte le type de déformation présumé ainsi que le bruit présent et enfin la précision nécessaire à une comparaison des images ou à l'application qui en sera faite [15].

Les domaines applicatifs pouvant profiter des avantages d'une étape de recalage, dans le but d'effectuer une analyse conjointe d'images de manière automatisée, sont très nombreux. Le nombre croissant de publications sur ces problématiques, depuis plus de 10 ans, témoigne de l'utilité et l'intérêt portés à ces méthodes. Bien que les applications soient très variées, les solutions de recalage élaborées reposent sur une procédure commune (figure III.3). Ce modèle est ensuite adapté au cadre applicatif en jouant sur certains paramètres.

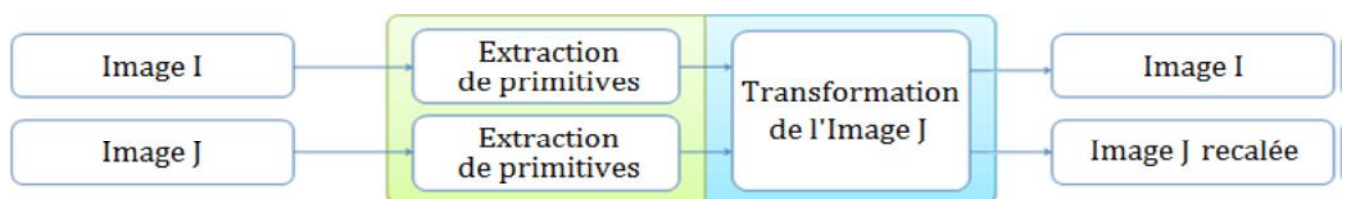


Figure III.3 – Procédure de recalage [14]

Dans les états de l'art de référence dressés à ce jour, les méthodes sont classifiées selon différents critères [14] :

- la dimension (1D, 2D, 3D et dimension temporelle),
- la modalité des images (monomodales, multimodales),
- l'objet recalé (tissu vivant sur une image médicale, bâtiments sur une image satellite...),
- la relation existant entre les objets (inter-sujets, intra-sujet, atlas),
- les primitives permettant d'évaluer la transformation nécessaire (extrinsèques, intrinsèques),
- le niveau d'automatisation (automatique, semi-automatique ou manuel),
- le type de déformation (rigides, non-rigides),
- l'échelle des déformations (locales, globales, multiples),
- la procédure d'optimisation (méthode permettant de converger vers le meilleur résultat).

Les primitives choisies vont par exemple dépendre de la dimension et de la modalité des images ; le type de déformation dépend du type d'objet recalé, etc. Les relations de dépendances naturelles qui existent entre ces critères ont débouché sur l'élaboration de méthodes spécifiques à certaines combinaisons de critères.

Le premier critère qui guide le recalage repose sur les caractéristiques des images traitées ainsi que sur le type de relations qui existent entre les signaux. Ce critère conditionne le type de traitement qui permettra de superposer les éléments à recalcr.

III.3.1. Dimension [14]

Une procédure de recalage peut s'effectuer entre des signaux de différentes dimensionnalités. Les comparaisons s'effectuent dans la majorité des cas entre deux signaux de même nature : deux sons, deux images, ou deux volumes. Bien que des problématiques telles que le recalage d'une bande sonore sur une vidéo existent (recalage d'un signal 1D sur un signal 2D+t). La mise en relation d'une image avec un volume est possible et principalement pratiquée dans le domaine médical. La dimension temporelle peut être incluse dans la problématique.

III.3.2. Modalité [14]

Les images peuvent être issues d'une même modalité (captées avec le même type d'appareil) ou multimodales. Dans le premier cas, les images représentent un même objet à différents moments (suite temporelle) ou suivant différents angles (analyse multiposition).

L'analyse temporelle permet la détection de mouvement dans un cadre de télésurveillance, ou encore la mise en évidence de l'évolution d'une tumeur dans un cadre médical.

L'analyse multiposition permet de reconstituer des objets en 3D à partir d'images 2D (plusieurs vues d'un même objet) ou de construire une mosaïque d'images, afin de créer une image plus grande, que ce qu'on puisse capter.

Les images issues de différentes modalités permettent, quand à elles, de fusionner différents types d'informations. Dans un premier temps, le recalage était effectué à partir de la détection de points spécifiques. Woods [20] a, par la suite, ouvert la voie de l'analyse fondée sur les intensités des images. Cette approche est fondée sur l'observation qu'il existe une relation entre les intensités lumineuses, même si cette dernière est plus complexe que dans le cas monomodal. La relation qui existe entre différents signaux peut être caractérisée, par exemple, par un histogramme joint. La mesure la plus utilisée est l'information mutuelle.

III.3.3. Type d'objets [14]

Les paramètres du recalage varient selon le type d'objet à recalcr et également selon la relation qui existe entre les objets. Des clichés inter-objets présentent une similarité différente des clichés intra-objet. En effet, même lorsque les objets sont vus sous des angles différents, la comparaison de deux objets identiques offre plus de similarités que la comparaison de deux objets différents même s'ils font partie d'une même classe. Par ailleurs une image peut être recalée sur un atlas, l'image traitée est structurée en recalant chacune des entités qui la

composent aux positions indiquées sur le modèle. Les atlas sont utilisés dans le cadre de l'imagerie médicale où ils sont alors appelés atlas anatomiques.

III.3.4. Choix des primitives [14]

Dans toute méthode de recalage, le choix des primitives extraites (également appelées *amers* ou *landmarks* en anglais) est un des critères déterminants du succès.

Selon la nature des primitives choisies, deux approches se distinguent: les méthodes géométriques (détection et appariement de points de repère épars), et les méthodes iconiques (ou denses, analysant l'ensemble des intensités lumineuses de l'image).

a) Méthodes géométriques

Ce type de recalage est basé sur l'extraction des primitives géométriques des deux images à recaler et leur mise en correspondance pour déterminer la meilleure transformation à appliquer. La première étape de cette technique consiste à extraire un type de primitives géométriques : points d'intérêt, contours ou surface sur les deux images objet d'études. Ensuite, un processus d'identification des paires de primitives qui peuvent se correspondre est mis en place. Ce processus est appelé mise en correspondance ou appariement des primitives. La transformation est par la suite calculée en se basant sur l'ensemble des couples appariés. Il est à noter que l'étape d'extraction des primitives est considérée discriminante pour la précision de la transformation recherchée. Donc, le manque de précision des primitives conduit obligatoirement à une transformation aberrante qui peut parfois compliquer le problème de comparaison d'images plus que le simplifier. C'est pourquoi, une validation des algorithmes de recalage en routine clinique est toujours demandée pour raffiner les algorithmes proposés.

Cette transformation est, au final, la fonction qui superpose géométriquement les pixels de chacune des deux images dont il est possible de décider s'ils se rapportent aux mêmes groupes d'éléments de la scène. Les paramètres de cette transformation sont évalués à partir des résultats obtenus à l'aide de l'étape d'appariement. En effet, l'appariement permet d'identifier puis d'apparier les projections dans les images d'éléments de la scène qui sont restés les mêmes.

Les méthodes géométriques débutent par la détection et la caractérisation d'entités distinctives issues des deux images (primitives). Leur caractérisation est nécessaire afin de superposer deux points représentant la même entité. Ces repères peuvent être intrinsèques au milieu observé (faisant partie de l'objet) ou extrinsèques (marqueurs, cadres stéréotaxiques...). Cette détection peut être effectuée manuellement par un expert ou par un algorithme. Ce choix fixe le degré d'automatisation de la méthode. Le choix de ces primitives

doit être guidé par certaines propriétés comme la robustesse de leur extraction (détection et position), leur répartition dans l'image, et le temps de calcul. La précision du résultat obtenu augmente avec le nombre de points de repère et avec l'homogénéité de leur répartition. Toute erreur de localisation ou une mauvaise répartition dégrade la précision du recalage. L'impact de la précision de l'extraction des primitives sur le recalage est le point faible des méthodes géométriques. La moindre erreur de caractérisation de points de repère impacte très fortement le résultat. Cette sensibilité rend l'automatisation du recalage délicate si le processus de marquage n'est pas précis et robuste. Le choix des primitives doit être guidé par un certain nombre de propriétés : une détection facile et précise, une répartition des primitives sur l'ensemble de l'image, la robustesse au bruit, aux artefacts, et aux différents changements liés à l'acquisition.

Après extraction des primitives, les images sont superposées en minimisant la distance entre primitives appariées. Des méthodes telles que celle des moindres carrés peuvent être utilisées, comme dans l'algorithme « Iterative Closest Point (ICP) » [17]. Une autre possibilité est d'utiliser des détecteurs spécifiques donnant des primitives étiquetées et donc déjà mises en correspondance. Pour cela il faut que leurs descripteurs soient totalement indépendants les uns des autres. Il est également possible de définir un descripteur pour analyser le voisinage d'un point afin de le décrire et de l'apparier avec le point qui lui correspond le mieux dans l'autre image.

Les opérations géométriques ont pour but de modifier la position des informations contenues dans l'image sans modifier le niveau de gris. Ces opérations peuvent s'appliquer à la totalité des points d'une image (les pixels), un objet particulier de l'image, voire à certains points spécifiques (recalage de points caractéristiques). [16]

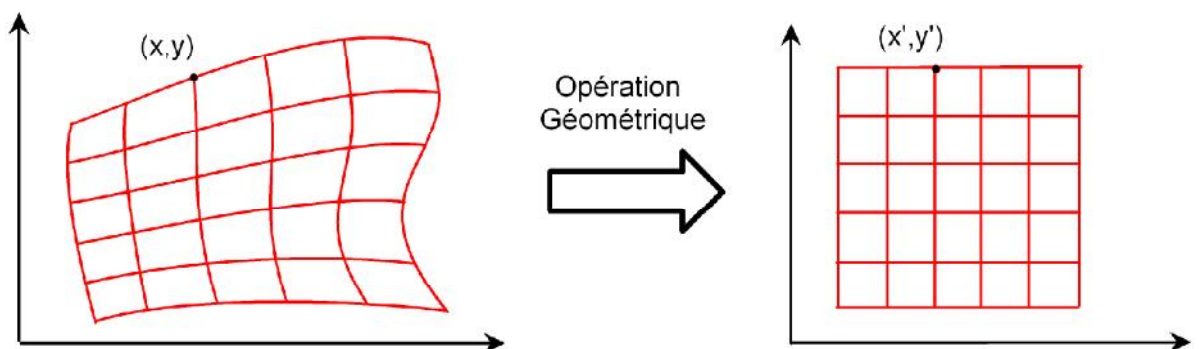


Figure III.4 - Recalage géométrique d'une image [16]

Ces opérations présentent un intérêt dans de nombreuses applications:

- Correction des *distorsions* géométriques liées au matériel optique. La distorsion la plus fréquente est celle introduite par l'objectif lui-même (effet de "tonneau" ou de "barillet").
- Correction de la perspective d'une scène 3D projetée sur un capteur 2D. Pour envisager des mesures précises des objets présents dans la scène, il peut être utile de restituer une image corrigée par une opération géométrique adaptée.
- Compensation du mouvement de la caméra pour un système embarqué pour ramener l'image dans un repère de représentation fixe.
- Mise en correspondance d'images prises dans des conditions différentes (prises de vue satellitaires, radiographie, tomographie). Si l'objectif est de comparer l'évolution des images entre deux vues prises à des intervalles très éloignés (un an par exemple), les conditions ne seront jamais les mêmes; la première étape sera donc un recalage géométrique de la nouvelle vue sur la première prise comme référence, pour une stricte mise en correspondance des deux vues.

➤ **Notion d'opération géométrique [16]**

Les opérations géométriques de base sont la translation, la rotation, l'homothétie ou la symétrie. Pour chacune de ces opérations, on peut considérer que l'opération est une transformation de coordonnées.

Soient $X = (x, y)$ les anciennes coordonnées et $X' = (x', y')$ les nouvelles coordonnées.

Une opération géométrique Φ est une correspondance fonctionnelle entre les anciennes et les nouvelles coordonnées : $(x', y') = \Phi(x, y)$

L'opération Φ peut présenter des propriétés spécifiques telles que:

- La linéarité par rapport à (x, y) ou la loi affine ;
- L'inversibilité (possibilité de retrouver (x, y) à partir de (x', y')).

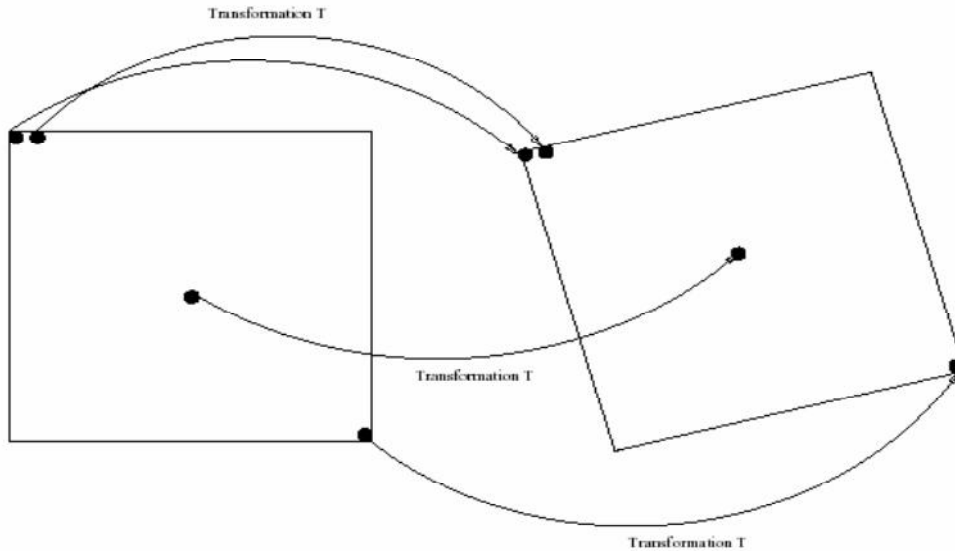


Figure III.5 Transformation géométrique

b) Méthodes iconiques [13]

Les méthodes géométriques peuvent être considérées comme des approches haut-niveau et les méthodes iconiques sont des approches bas-niveau. Contrairement aux premières, celles-ci ne nécessitent aucune segmentation préalable des images et s'appuie directement sur les intensités des images à recalcr. Elles consistent essentiellement à optimiser un critère de ressemblance ou mesure de similarité fondé uniquement sur des comparaisons locales d'intensités. Dans ce cas les primitives guidant le recalage sont les données brutes c'est-à-dire des vecteurs 4D contenant la position et l'intensité des voxels. Pour faire un parallèle avec la vision naturelle nous on peut dire que les primitives iconiques sont de l'ordre de la sensation alors que les primitives géométriques sont de l'ordre de la perception voir de la cognition dans le cas de primitives structurées comme les graphes relationnels.

On reconnaît une méthode iconique à deux propriétés essentielles. D'une part le choix des primitives est complètement arbitraire : tous les voxels sont a priori des candidats valables. D'autre part les primitives ne sont pas des entités géométriques ; elles appartiennent à un espace figuratif différent du monde réel. Ainsi le critère utilisé pour comparer ces primitives est une mesure de similarité reflétant indirectement une distance géométrique. Il est possible d'enrichir l'information d'intensité par des informations différentielles d'ordre supérieur (par exemple le gradient). De telles approches permettent de « simuler » un recalage géométrique fondé sur des appariements de contours mais elles restent des méthodes purement iconiques. En revanche rien n'empêche de choisir des primitives de types différents

dans les images à recaler notamment des primitives iconiques dans l'une et géométriques dans l'autre (Montagnat, 1999). Les méthodes de ce type peuvent être qualifiées d'hybrides.

c) Recalage hybride [18]

Le recalage hybride est une méthode s'appuyant sur une combinaison des deux méthodes précédentes. Ces familles sont en fait liées aux différentes évolutions du recalage au cours de ces dernières décennies des plus simples au plus compliquées, portant sur les différents aspects du recalage d'image. Dans sa mise en œuvre, on est passé d'approches nécessitant un prétraitement des images à recaler (primitives segmentées), à des approches sans prétraitement, présentant une complexité algorithmique accrue et des critères permettant d'évaluer la qualité du recalage (méthode utilisant le critère de Woods, les histogrammes conjoints...).

Pour faire face aux problèmes liés à l'utilisation des primitives ou à l'intensité pour assurer le recalage d'images médicales, des auteurs de quelques travaux, ont introduit une nouvelle catégorie d'approches hybrides, utilisent une combinaison temporaire, spatiale ou bien simultanée des deux approches précédentes. Pour la combinaison spatiale ou simultanée des deux algorithmes de recalage, la précision est toujours dépendante de la précision d'extraction des primitives ce qui peut être un inconvénient lié à l'utilisation de ce type de combinaison. Alors que pour une combinaison temporaire, il y aura toujours une possibilité de raffinement des résultats car les primitives ne sont utilisées que pour une estimation grossière pour initialiser les paramètres de l'algorithme.

III.3.5. Recalage basé sur l'intensité [18]

Pour beaucoup de travaux rencontrés dans la littérature, l'étape d'extraction des primitives a été éliminée et la mesure de la similarité est appliquée directement sur l'intensité des voxels. Au contraire du recalage basé sur les primitives, ce recalage utilise l'information fournie par l'intensité de l'image toute entière. L'étape cruciale de ce recalage est donc la mesure de similarité adoptée et le processus d'optimisation choisi. En fait, une mesure de similarité est calculée pour évaluer la ressemblance entre les pixels qui doivent se correspondre après avoir appliqué une transformation initiale.

III.3.6 type de déformations

a) Les transformations rigides [4]

Le recalage rigide consiste à rechercher la transformation géométrique qui permet d'aligner globalement les structures. Les transformations rigides sur une image sont des transformations qui s'effectuent sur toutes les coordonnées d'une image en suivant la même modalité, Les coordonnées de chaque point subiront des translations et des rotations. On peut ainsi translater une image en lui effectuant des rotations. Le recalage rigide est surtout utilisé pour des objets rigides. Mais son utilisation ne se limite pas à ce type d'objets, car on peut l'utiliser pour pouvoir comparer globalement des objets déformables.

Une méthode de recalage rigide se diffère notamment par la transformation choisie. Plusieurs transformations peuvent être énumérées dont la transformation rigide, la transformation affine, la transformation projective et la transformation utilisant un quaternion.

b) Recalage Non-rigide [17]

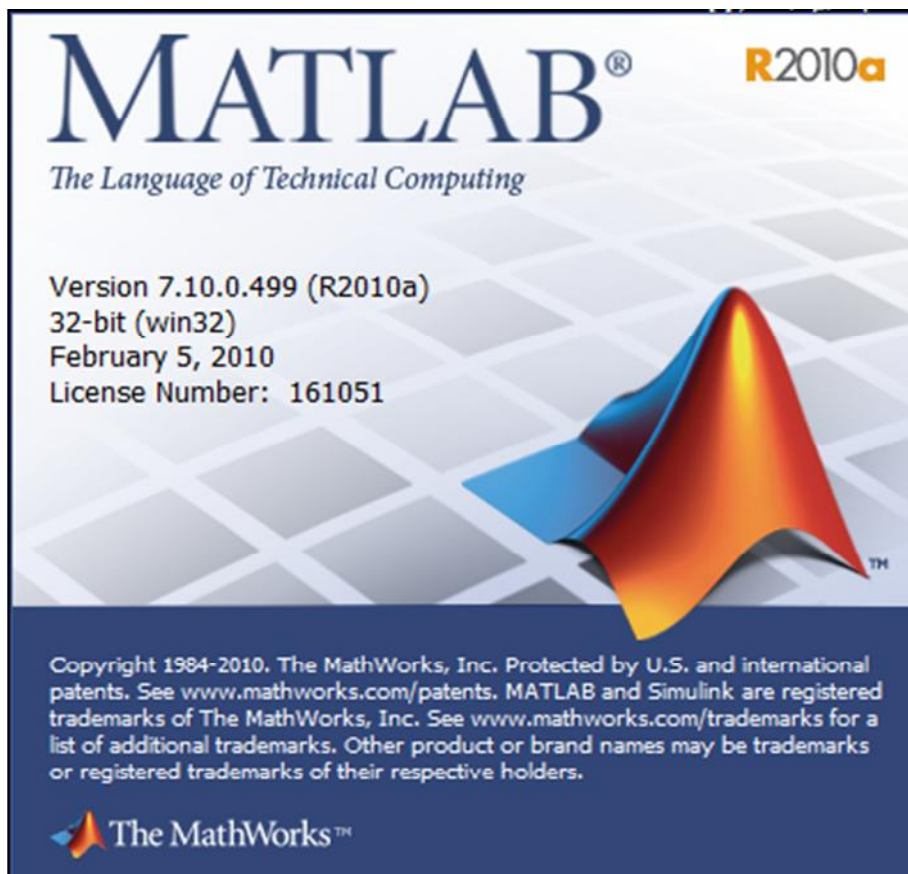
Le recalage non-rigide est la mise en correspondance de deux jeux de données qui contiennent des données similaires, mais non semblables, même à une transformation rigide près. L'application d'une déformation non-rigide des données la fait correspondre au modèle. Il existe deux types de transformations non rigides : les globales qui appliquent une déformation au modèle complet et les locales qui ne transforment qu'une partie de celui-ci.

III.4 Discussion

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés aux principes de base de recalage d'images plutôt appliquées en imagerie médicale. A travers le nombre de travaux effectués en recalage d'images, on constate que ce domaine est très vaste en termes d'applications et de méthodes utilisées. Beaucoup d'autres domaines et particulièrement celui de la médecine restent un champ d'application en plein expansion. Quelques applications de ce type de traitement feront l'objet du chapitre qui suit.

CHAPITRE IV

Tests et resultats



IV.1 Introduction

Nous allons présenter dans ce chapitre les résultats du recalage d'images médicales obtenues à partir de quelques méthodes les plus utilisées et que nous avons décrit dans le chapitre précédent, à savoir, les méthodes géométriques, les méthodes statistiques et les méthodes basées sur le filtrage.

La programmation des différents algorithmes que nous avons élaborés ont été fait sous Matlab 7.1. Ce logiciel dispose d'un langage de programmation basé essentiellement sur le calcul matriciel, avec des fonctions mathématiques et graphiques étendues. Il propose des facilités de programmation et de visualisation, ainsi qu'un grand nombre de fonctions réalisant diverses méthodes numériques.

Afin de mieux illustrer le principe du recalage, les différents algorithmes ont été testé sur des images synthétiques et à des images médicales.

VI.2 Recalage d'images

Le but de ce traitement est de pouvoir analyser les images dans un objectif bien précis. Dans le domaine médical, comparer deux images d'un même patient à des moments différents ou superposer deux images de deux patients sont des tâches quotidiennes. Pour pouvoir suivre l'évolution d'une pathologie d'un patient, on a besoin de comparer différentes images acquises à des instants différents. Toutefois, une technique très pratique est la comparaison d'une image d'un patient par rapport à celle des autres patients ou par rapport à une référence comme l'atlas anatomique ou fonctionnel.

Une des approches la plus courante est de fusionner des images acquises avec des modalités différentes. Cependant cette opération n'est pas aussi simple à procéder. En effet, la fusion de deux images ne peut pas se faire que si elles sont dans le même repère géométrique. De plus, on peut trouver des distorsions ou des déformations à l'intérieur des images pour rendre la difficulté de comparaison.

De plus en plus des modalités d'acquisition différentes sont utilisées. Chacune présente ses avantages et ses défauts. Chacune d'elles apporte son lot d'informations pertinentes et une difficulté que l'on rencontre, est l'interprétation de ces données.

L'image subit lors de son acquisition des déformations (bruitage, manque d'éclairage...), qui proviennent des capteurs, ou des défauts d'éclairages. Une étape de prétraitement est donc

nécessaire pour pallier à ces problèmes pour améliorer l'apparence d'une image et faciliter l'extraction des informations.

IV.3 Recalage géométrique d'images synthétiques

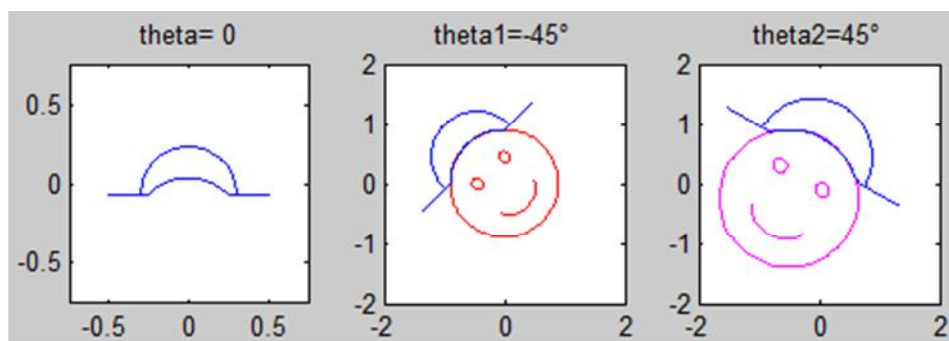
Dans cette section nous avons effectué un recalage utilisant une transformation géométrique pour deux images synthétiques 2D et 3D. Les différentes étapes de traitements suivies peuvent être énumérées comme suit :

- ✓ Construction de l'image chapeau ;
- ✓ Détermination des paramètres pour guider l'étape de recalage ;
- ✓ Recalage ;
- ✓ Extraction de quatre paramètres de sortie (position, L'angle de rotation (θ), le facteur d'échelle λ et la translation T (T_x, T_y) et affichage des résultats.

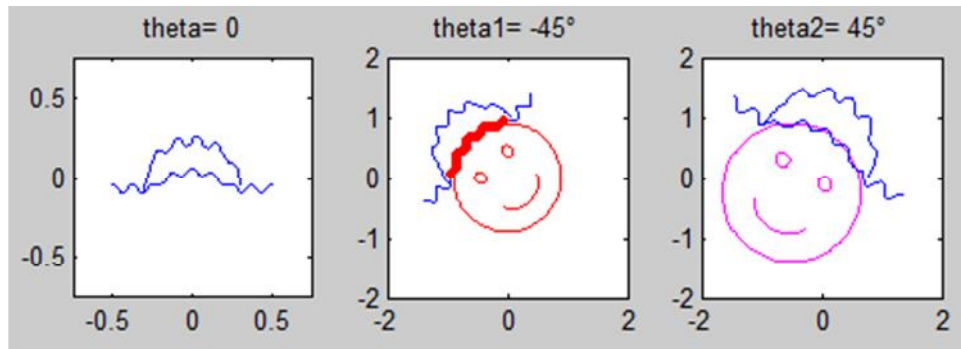
Les résultats sont présentés en figure (IV.1.a). Les paramètres qui ont été retenus pour cette image sont :

- $\theta_1 = -45^\circ$ et $\theta_2 = 45^\circ$
- $\lambda_1 = 2.5456$ et $\lambda_2 = 3.2527$
- $T_1 = [-0.5717, 0.5717]$ et $T_2 = [0.0166, 0.6447]$

La figure (IV.1.b) montre le résultat de recalage de cette même image à laquelle a été rajouté du bruit et pour les mêmes paramètres. Ces résultats montrent que la forme du chapeau a été bien ressortie.



(a) image non bruitée



(b) image bruitée

Figure(IV.1) recalage de l'image chapeau : (a) image non bruitée (b) image bruitée

La figure IV.2 montre le résultat de recalage d'une image 3D. Les paramètres retenus pour cette deuxième image sont :

L'angle de rotation (θ) autour de \vec{i} , l'angle de rotation (φ) autour de \vec{j} , Le facteur d'échelle (λ), La translation $T(t_x, t_y, t_z)$.

- $\varphi_1 = 30^\circ$ et $\varphi_2 = -30^\circ$
- $\lambda_1 = 1,0582$ et $\lambda_2 = 1,0582$
- $\theta_1 = 60^\circ$ et $\theta_2 = 45^\circ$
- $T_1 = [-2,3581e-16, -2,6145e-15, 4,1772e-16]$ et
- $T_2 = [-2,3581e-16, -2,6145e-15, 4,1772e-16]$.

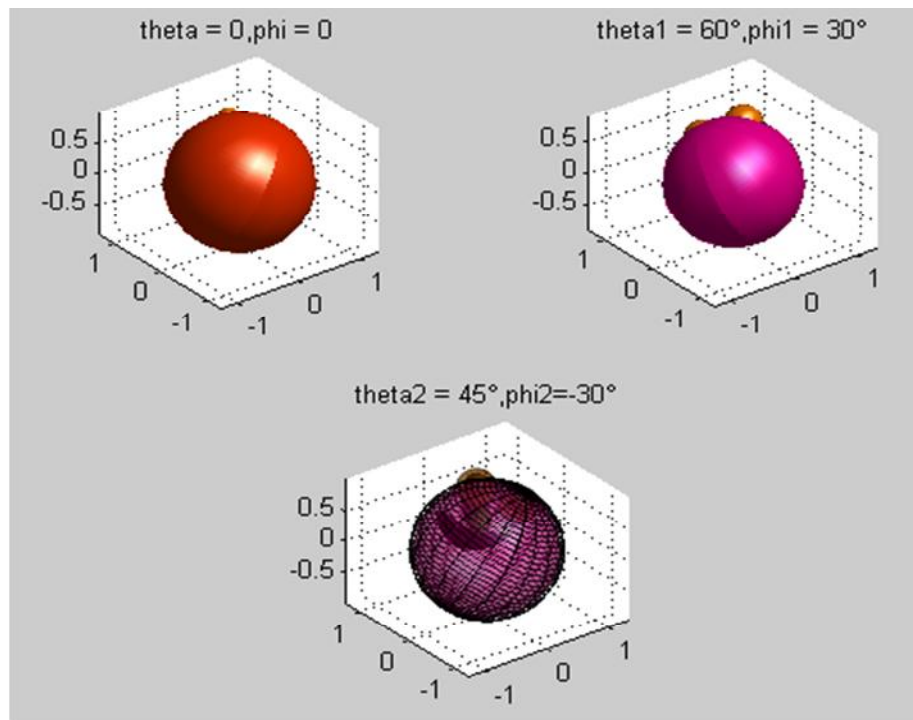


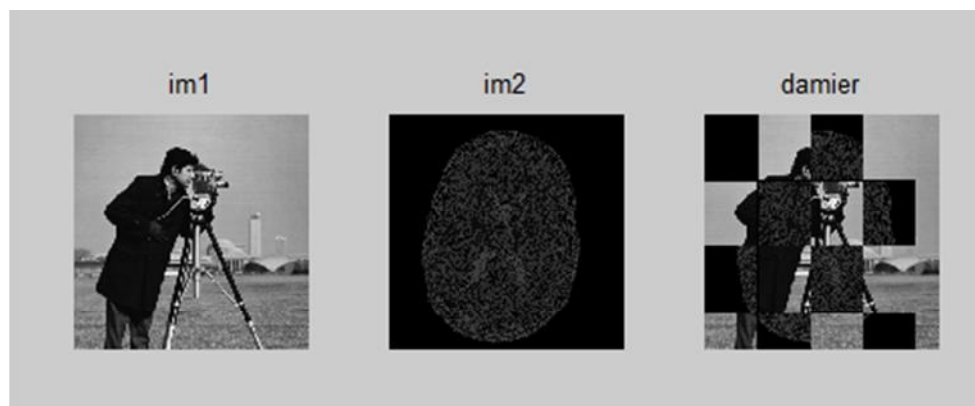
Figure (IV.2) Résultats du recalage d'une image 3D.

IV.4 Recalage d'images basé sur le filtrage

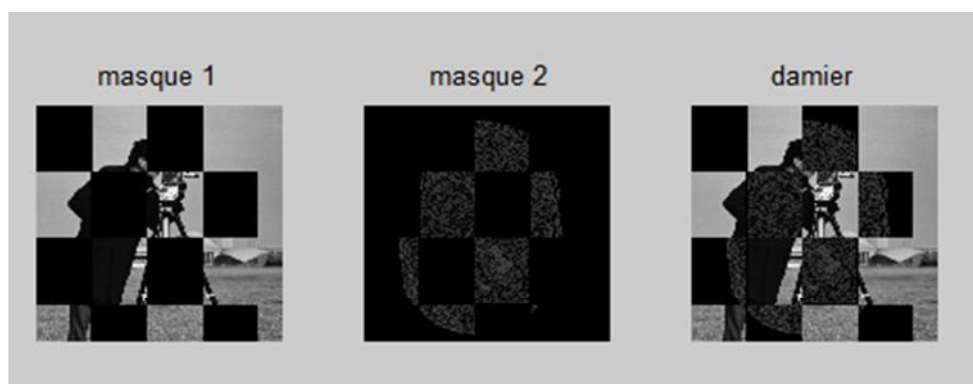
Les différentes étapes suivies, pour ce traitement, sont résumées comme suit :

- ✓ Calcul de deux masques ;
- ✓ Filtrage d'une séquence de deux images I et J, à l'aide de ces deux masques ;
- ✓ Fusion des deux images ;
- ✓ Affichage en damier.

Cet algorithme a été appliqué à une séquence deux images composée d'une image naturelle et une image médicale, cela juste pour montrer le principe, puis à une séquence de deux images médicales acquises avec des modalités différentes. Les résultats sont présentés à la figure IV.3.



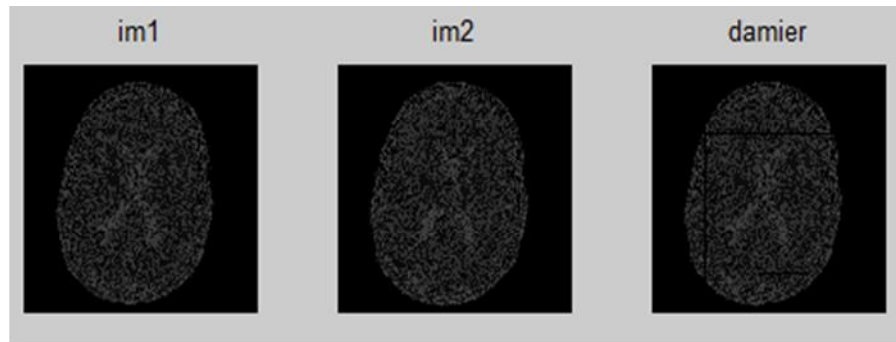
a) Résultat du recalage



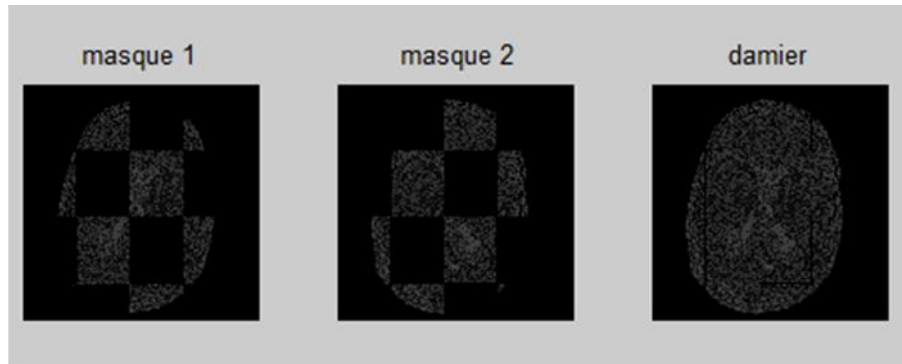
b) Masquage

Figure IV.3 Résultat du recalage da la séquence image cameraman-image médicale

(a) Résultat du recalage, (b) Masquage



a) Résultats du recalage



b) masquage

Figure IV.4 Résultats du recalage basé sur le filtrage pour deux images médicale (IRM)

a) Résultats du recalage, b) masquage

- La taille des masques est de : $287 \times 256 \times 3$.

IV.5 Affichage en damier

L'image résultante est similaire à un damier où les cases blanches contiendraient les pixels de l'image I et les cases noires les pixels de l'image J (Figure IV.5). Un tel procédé d'affichage permet d'une manière statique (sur une seule image de la série de coupes) d'estimer la continuité entre les structures de l'image I et celles de l'image J au niveau des frontières des cases.



Figure IV.5 Validation visuelle par affichage en damier.

VI.6 Méthode basée sur la corrélation et la corrélation de phase

On considère deux images I et J de 128x128 pixels, où J est une version décalée de I.

Le problème consiste à déterminer automatiquement le décalage entre ces deux images. Mathématiquement, ceci s'exprime par :

$$J(x, y) = I(x + t_x, y + t_y) + \text{bruit}(x, y) \quad (\text{IV.1})$$

Où le bruit rend compte des différences de capteurs, de légères différences de points de vue, des effets de bord, etc.

Le problème est de déterminer t_x et t_y . Nous présentons deux méthodes permettant de déterminer le recalage : la corrélation et la corrélation de phase. Il sera utile de passer dans le domaine fréquentiel. En négligeant le bruit, et notamment les effets de bord (ce qui est possible si le décalage est faible par rapport à la taille des images), on peut écrire la relation suivante entre les transformées de Fourier :

$$J(u, v) = I(u, v) e^{j2\pi(\frac{ut_x}{N} + \frac{vt_y}{M})} \quad (\text{IV.2})$$

Cette formule se démontre très facilement en utilisant les propriétés de la transformée de Fourier discrète.

VI.6.1 Recalage par corrélation

La fonction d'intercorrélation entre I et J peut être calculée rapidement en passant par la transformée de Fourier (TFD⁻¹ désigne la transformée de Fourier inverse) :

$$C_{IJ}(x, y) = \text{TFD}^{-1}[I(u, v)J^*(u, v)] \quad (\text{IV.3})$$

On effectue :

$$\begin{aligned} C_{IJ}(x, y) &= \text{TFD}^{-1}[I(u, v)J^*(u, v)] \\ &= (I \otimes \tilde{J})(x, y) \text{ avec } \tilde{J}(a, b) = J^*(-a, -b) \\ &= \sum_{a, b} I(a, b) \tilde{J}(x - a, y - b) \\ &= \sum_{a, b} I(a, b) J(a - x, b - y) \end{aligned} \quad (\text{IV.4})$$

D'autre part on peut écrire :

$$C_{IJ}(x, y) = I(x, y) J(x, y)$$

$$|I(u, v)|^2 e^{-j2\pi(\frac{ut_x}{N} + \frac{vt_y}{M})} \text{ (en négligeant le bruit)} \quad (\text{IV.5})$$

En utilisant les propriétés de la transformée de Fourier, on en déduit :

$$C_{IJ}(x, y) = C_{IJ}(x - t_x, y - t_y) \quad (\text{IV.6})$$

C'est donc la fonction d'autocorrélation de I, centrée en (t_x, t_y) . En général, la fonction d'autocorrélation d'une image a la forme d'un pic, et on peut donc déterminer (t_x, t_y) en cherchant la position du maximum de $C_{IJ}(x, y)$.

La figure (IV.6) montre les résultats obtenus pour le recalage par corrélation.

VI.6.2 Recalage par corrélation de phase

La corrélation de phase consiste à calculer l'expression suivante :

$$R_{IJ}(x, y) = TFD^{-1} \left(\frac{I(u, v)}{J(u, v)} \right) \quad (\text{IV.7})$$

et à chercher la position de son maximum. La fonction $R_{IJ}(x, y)$ présente en général un pic très net en (t_x, t_y) . En effet, on a :

$$R_{IJ}(x, y) = \frac{I(u, v)}{J(u, v)} e^{-j2\pi(\frac{ut_x}{N} + \frac{vt_y}{M})} \text{ (en négligeant le bruit)} \quad (\text{IV.8})$$

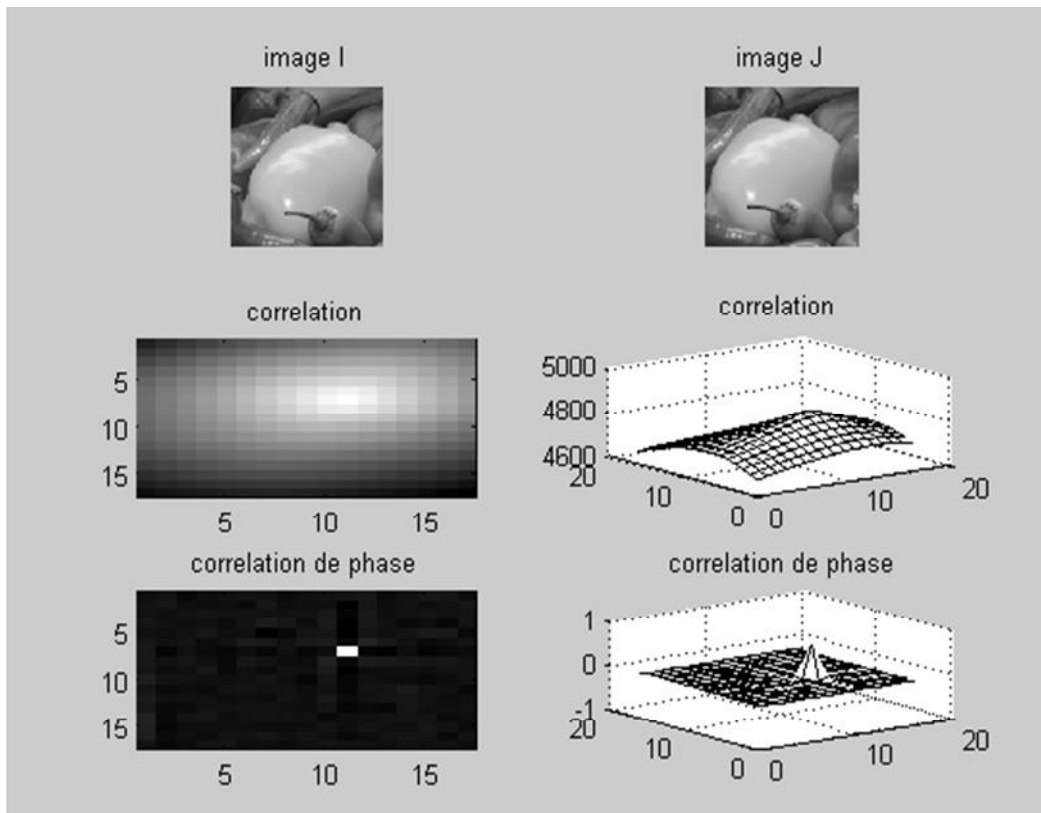
D'où :

$$R_{IJ}(x, y) = \delta(x - t_x, y - t_y) \quad (\text{IV.9})$$

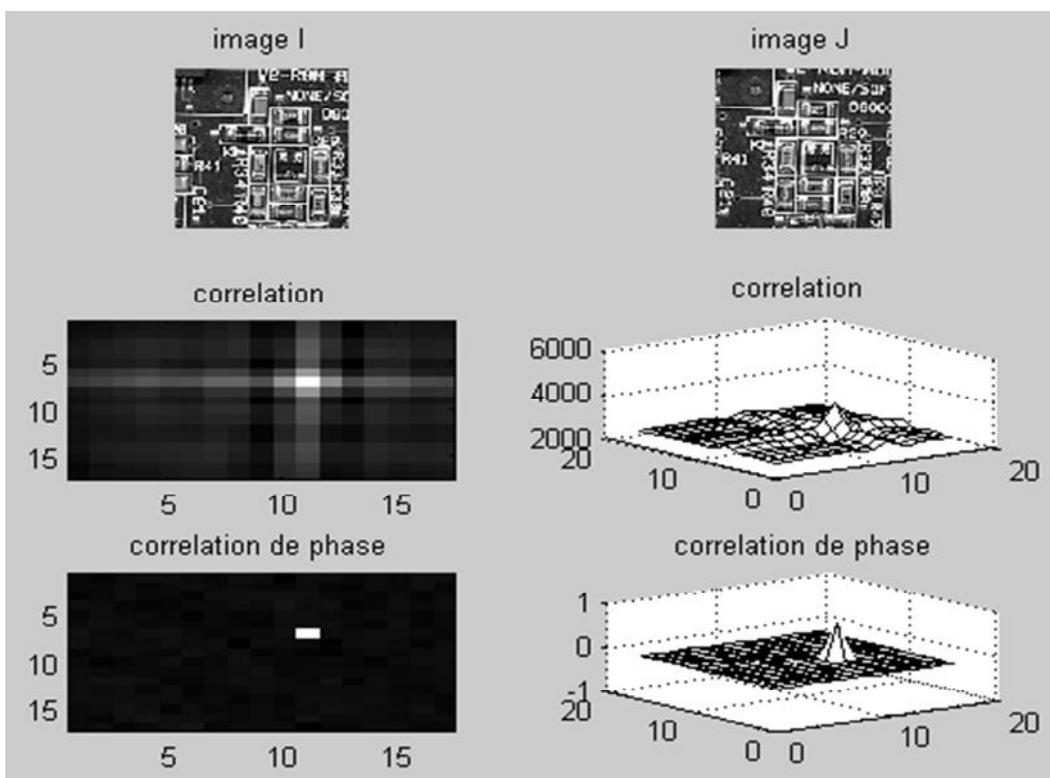
On a donc affaire à une fonction Dirac placée en (t_x, t_y) .

La méthode par corrélation de phase donne généralement un pic beaucoup plus marqué que la méthode par corrélation. Cependant, s'il y a une distorsion entre les deux images, cette méthode peut échouer totalement alors que la méthode par corrélation donnerait toujours des résultats acceptables. Il est donc important de connaître les deux méthodes et de choisir la meilleure en fonction de l'application à traiter.

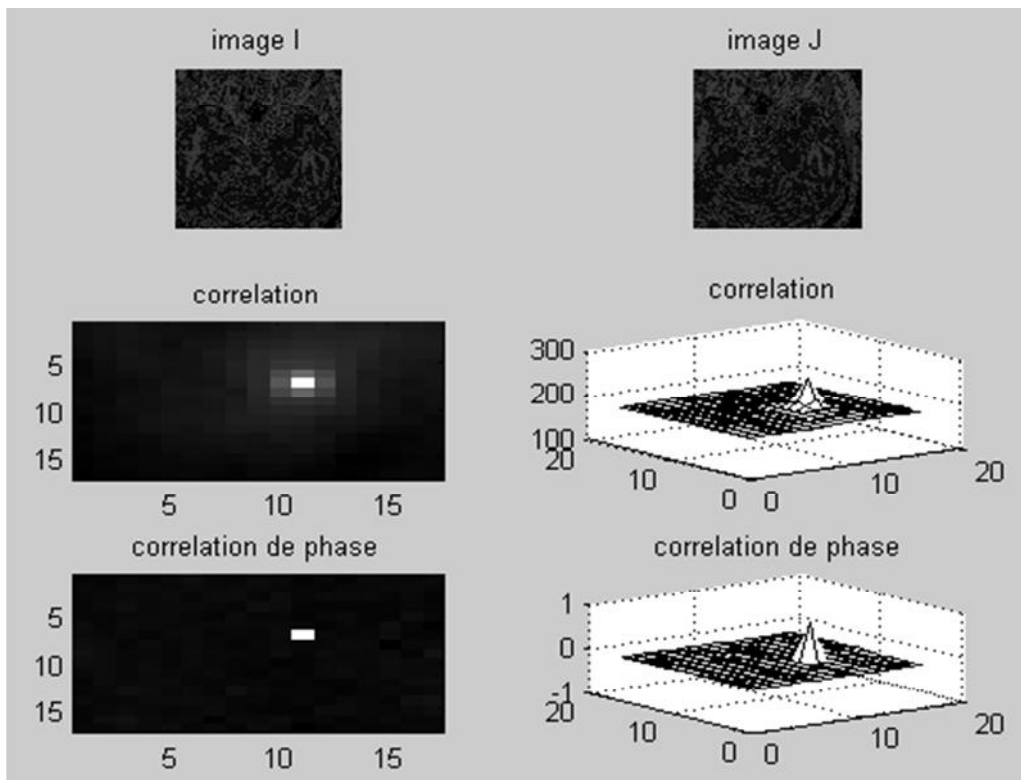
Les résultats obtenus par cette méthode sont illustrés sur la même figure(IV.6).



a) Application à une image RGB naturelle



b) Application à une image synthétique (Circuit électronique)



c) Application à une image médicale (IRM)

Figure IV.6 Résultats de recalage pour une distorsion nulle :

- a) Application à une image RGB naturelle, b) Application à une image synthétique (Circuit électronique), c) Application à une image médicale (IRM).

La figure (IV.6) montre que lorsqu'il n'y a pas de distorsion entre les deux images, la méthode de corrélation de phase est extrêmement efficace : elle fournit un pic de corrélation très net. On avait une translation (6, 10) entre les deux images. En cherchant le maximum de corrélation, les deux méthodes donnent une estimation exacte de la translation. En effet, bien que le pic fourni par la méthode de corrélation simple soit moins net, le maximum est quand même atteint en (6, 10). On prendra garde au fait que Matlab gradue les images de corrélation avec un décalage de 1 : le maximum est donc en (7, 11).

VI.7 Discussion

Afin d'enrichir l'état de l'art effectué dans le chapitre précédent, nous avons développé plusieurs méthodes de recalage, qui ont été présentées et appliquées à différents types d'images. Pour tous les algorithmes mis au point l'étape de paramétrisation est une étape primordiale. En effet elle conditionne la qualité des résultats. Ainsi le bon choix de ces derniers a permis d'avoir des résultats satisfaisants pour la majorité des images traitées.

Il est rare, en effet, qu'une méthode soit meilleure qu'une autre en toutes circonstances, et les méthodes de recalage n'échappent pas à cette règle. Nous devons savoir choisir la méthode adéquate en fonction des caractéristiques de l'application.



Conclusion

générale

Le présent mémoire porte sur le recalage d'images, et particulièrement sur le recalage des images médicales. Cette étude nous a permis de découvrir ce domaine de recherche aux multiples applications, et impliquant un vaste nombre de technique d'imagerie numérique.

Le recalage d'images fait référence à la procédure ayant pour but de trouver une transformation spatiale reliant deux ou plusieurs images. Au final, le but est de situer les images dans un même repère géométrique. Plusieurs méthodes ont été proposées dans la littérature. Cette multiplicité provient essentiellement de la notion assez générale de lien entre images. Les méthodes de recalage interviennent en fait à chaque fois qu'une correspondance spatiale entre images est requise. Il n'existe pas de méthode universelle qui s'adapte à tous types d'images, de plus aucune n'est meilleure qu'une autre. Le choix d'une méthode dépend fortement de l'application et du type d'images à traiter.

Le travail qui nous a été confié a consisté essentiellement en un état de l'art dans le domaine du recalage de l'imagerie médicale. Une synthèse des différentes méthodes de prétraitements destinées et appliquées à ce type d'images a été également faite. Une analyse des différentes méthodes proposées dans le domaine a été établie en se référant sur les travaux les plus récents qui étaient à notre disposition et lesquels nous avons pu consulté, ce qui nous a permis de faire une mise à jour et une classification de ces différentes approches. Cette étude était nécessaire afin de situer les problématiques posées et de maîtriser les différents paramètres pouvant influencer ce type de traitement.

A fin d'enrichir notre étude, nous avons développé plusieurs méthodes de recalage, que nous avons appliquées à différents types d'images et à des séquences d'images (Images synthétiques et Images médicales). Les différents tests effectués ont permis le choix de bons paramètres qui ont conduit à avoir des résultats satisfaisants. Cette étape reste difficile car ces réglages sont propres à chaque type d'image et nécessite beaucoup d'essais. En effet, il n'existe à l'heure actuelle aucune méthode complètement automatisée qui pourrait prendre en charge la grande variété d'images.

A decorative border with a repeating geometric pattern of blue and white zig-zags surrounds the entire page.

Bibliographie

Bibliographie

- [1] Gilles BUREL, « Introduction au traitement d'images », Edition 'Germes', Paris, 2001.
- [2] A.DIAF, F.BELKACHE, « Recalage d'images », Mémoire d'ingénieur, UMMTO 2010.
- [3] Z.HALICHE, « Classification et segmentation d'images texturées basée sur la théorie des ensembles », Mémoire de Magister. UMMTO 2010.
- [4] F.T.ANDRIAMANAMPISOA, « Recalage Multimodal 3D utilisant le modèle élastique, la méthode des éléments finis et l'information mutuelle dans un environnement parallèle », thèse de doctorat en Informatique, L'université Toulouse III- Paul Sabatier, 2008.
- [5] Sophia ANTIPOLIS, Option de Traitement d'images, Licence de science et Technologies, Université de NICE, 2007.
- [6] Sophia ANTIPOLIS, « Prétraitement d'images », Option de Traitement d'images, Université de NICE, 2011.
- [7] N.RABIA, « Revue des méthodes de segmentation d'images texturées : Cas des images couleur », Mémoire de Magister, UMMTO 2011.
- [8] M.LEHAMEL, « Segmentation d'images texturées à partir des attributs fractals », Mémoire de Magister. UMMTO, 2011.
- [9] R. HARALICK, « Statistical and structural approaches to texture », Proceeding of the IEEE, Vol.67, N° 5, 1979.
- [10] I. BLOCH, «Recalage d'images 2D et 3D », Article, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications. Paris-France, 2013.
- [11] F.BRUNET, « Découverte automatique de la région d'intérêt en recalage d'images direct », Université d'Auvergne Clermont-Ferrand, France,2010.
- [12] A. COCKX et F. DELUZET, « Travaux pratiques de programmation Matlab », INSA Toulouse Département STPI PO ICBE, cours, 2007-2008.
- [13]: A.ROCHE « Recalage d'Images Médicales par Inférence statistique », Thèse de doctorat, L'Université de NICE - SOPHIA ANTIPOLIS, 2001.
- [14] A.BOUCHER, « Recalage et analyse d'un couple d'images : application aux mammographies », Thèse de doctorat, L'Université PARIS DESCARTES, 2013.

- [15] C. Rominger, A. Martin, « Recalage et fusion d'images sonar multivues : utilisation du Conflit », Article, ENSIET, France, 2010.
- [16] P. BONNET, « Opération Géométrique 2D », Cours de Traitement d'Image, USTL, 2012.
- [17] G.MARTI, « Segmentation Fémorale Par Modèle Déformable Et Programmation Dynamique », Thèse de Doctorat, École Polytechnique Fédérale De Lausanne, 2007.
- [18] A.KHARRAT, M.BOUSSELMI, M.ABID, « Recalage automatique rigide d'images médicales : IRM / IRM », Article, Ecole Nationale des Ingénieurs de Sfax, TUNISIA, 2010.
- [19] A.BOUCHER, F.CLOPET, N. VINCENT, « Mammogram CAD, hybrid registration and iconic analysis», Article, L'Université PARIS DESCARTES, 2013.
- [20] RP. WOODS, SR. CHERRY, JC MAZZIOTA, « Rapid Automated Algorithm for Aligning and Reslicing PET Images», Journal of computer Assisted Tomography, Vol 16(4), 1992.
- [21] F.BRUNET, « Recalage direct d'images sans région d'intérêt », Université d'Auvergne Clermont-Ferrand, France, 2010.

Annexe

$$\text{Moy} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} g(i,j) \quad (\text{II.1})$$

$$\text{VAR} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} (g(i,j) - \text{Moy})^2 \quad (\text{II.2})$$

$$\text{SHEW} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} (g(i,j) - \text{Moy})^3 \quad (\text{II.3})$$

$$\text{KURT} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} (g(i,j) - \text{Moy})^4 \quad (\text{II.4})$$

La deuxième équation, calcul la variance. Elle correspond au moment d'ordre 2. Elle mesure la répartition des niveaux de gris autour de la valeur moyenne.

La troisième équation, correspond au moment d'ordre 3 centré autour de la moyenne (le skewness). Ce paramètre mesure la déviation de la distribution des niveaux de gris par rapport à une distribution symétrique. Pour une déviation par les valeurs élevées, le skewness est positif, alors que pour une déviation vers les basses valeurs, il est négatif.

La dernière équation, correspond au moment de l'histogramme : plus le kurtosis est faible et plus le sommet de l'histogramme est arrondi.