



## THESIS / THÈSE

### MASTER EN SCIENCES INFORMATIQUES

#### Etude des techniques d'évaluation de la corégistration application au domaine médical

Dury, Sabine

*Award date:*  
1998

[Link to publication](#)

#### **General rights**

Copyright and moral rights for the publications made accessible in the public portal are retained by the authors and/or other copyright owners and it is a condition of accessing publications that users recognise and abide by the legal requirements associated with these rights.

- Users may download and print one copy of any publication from the public portal for the purpose of private study or research.
- You may not further distribute the material or use it for any profit-making activity or commercial gain
- You may freely distribute the URL identifying the publication in the public portal ?

#### **Take down policy**

If you believe that this document breaches copyright please contact us providing details, and we will remove access to the work immediately and investigate your claim.

**FACULTES UNIVERSITAIRES NOTRE-DAME DE LA PAIX,  
NAMUR**

**INSTITUT D'INFORMATIQUE**

**RUE GRANDGAGNAGE, 21, B-5000 NAMUR (BELGIUM)**

**Etude des techniques d'évaluation  
de la corégistration.  
Application au domaine médical**

**Sabine DURY**

Mémoire présenté en vue de l'obtention du grade de  
Licencié en Informatique

Année Académique 1997 - 1998

UBS 7814820  
338257

Facultés Universitaires Notre-Dame de la Paix  
INSTITUT D'INFORMATIQUE  
Rue de Bruxelles 61 - 5000 NAMUR  
Tél. 081/72.41.11 - Telex 59222 Facnam-b - Telefax 081/23.03.91

Etude des techniques d'évaluation de la  
corégistration.  
Application au domaine médical.

DURY Sabine

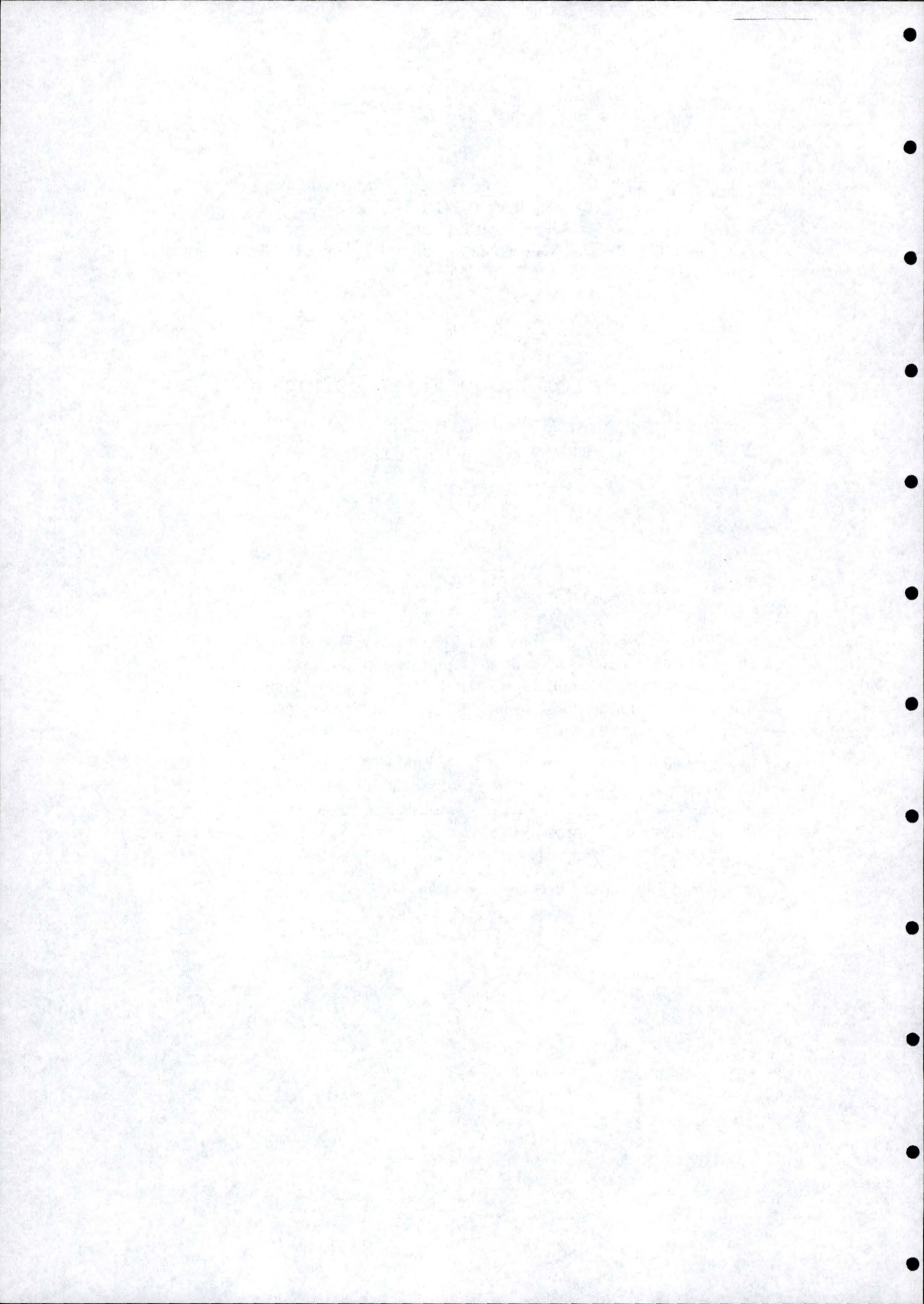
*Résumé*

De nos jours, on recense un grand nombre de techniques d'imagerie médicale, aidant le praticien dans son étude de l'anatomie et du métabolisme du corps humain. Des clichés de modalité différente, acquis à des moments différents ou selon d'autres points de vue ne sont pas comparables directement. Il est donc nécessaire de les corégistrer.

Après avoir défini le terme "corégistration", différentes approches de classification des techniques de combinaison seront abordées. Suivra une évaluation du résultat de tels procédés, et ce tant au niveau qualitatif que quantitatif. Pour terminer, diverses méthodes pour quantifier la précision des techniques de corégistration seront présentées ainsi que deux études comparatives.

Ce travail a été mené dans le contexte de l'imagerie médicale.

Mémoire de licence en Informatique  
Septembre 1998  
Promoteurs : J. Fichet et J.-P. Leclercq



Facultés Universitaires Notre-Dame de la Paix  
INSTITUT D'INFORMATIQUE  
Rue de Bruxelles 61 - 5000 NAMUR  
Tél. 081/72.41.11 - Telex 59222 Facnam-b - Telefax 081/23.03.91

Etude des techniques d'évaluation de la  
corégistration.  
Application au domaine médical.

DURY Sabine

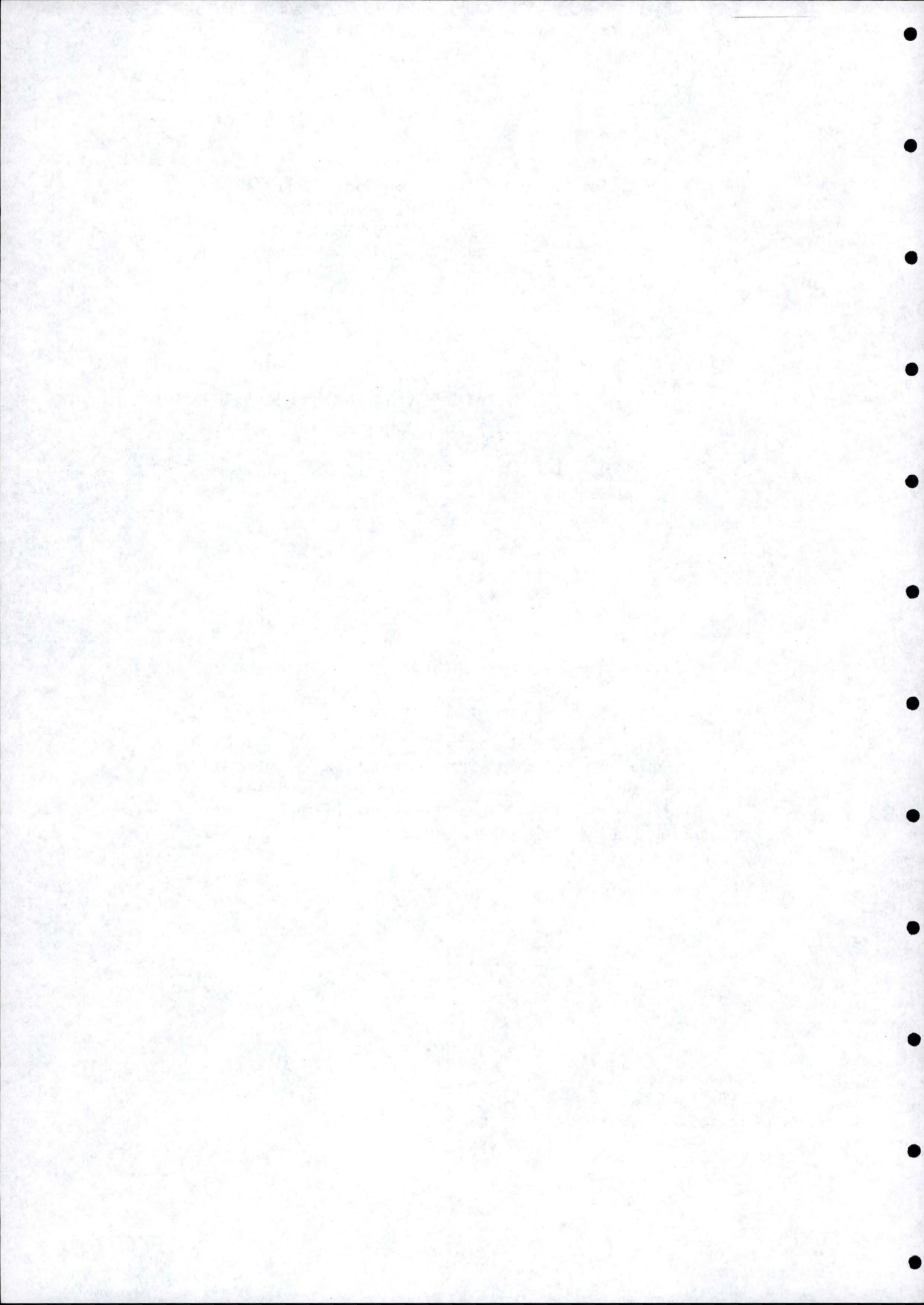
*Abstract*

Nowadays, many medical imaging techniques are known. They help physicians in their studies of human body's anatomy and metabolism. Images of different modalities, acquired at different times or from others points of view are not directly comparable. It so necessary to coregistrate them.

After a definition of what "coregistration" does mean, several classifications of matching techniques will be presented. An evaluation of these techniques will follow, both at qualitative and quantitative level. At the end, some methods to quantify accuracy of registration techniques will be discussed, including two comparative studies.

This has been lead in the medical imagery field.

Mémoire de licence en Informatique  
Septembre 1998  
Promoteurs : J. Fichet et J.-P. Leclercq



## Remerciements

*Un tel travail n'aurait pu aboutir sans aide et soutien.*

*Merci tout d'abord à tous ceux sans qui un tel projet n'aurait pu voir le jour. Plus particulièrement, j'aimerais remercier :*

*le Docteur J. Fichet et le Docteur J.-P. Leclercq pour avoir accepté de promouvoir ce mémoire ainsi que pour leurs conseils et remarques constructives,*

*Monsieur T. Vu Khac pour son dévouement, son aide précieuse et nos enrichissantes discussions,*

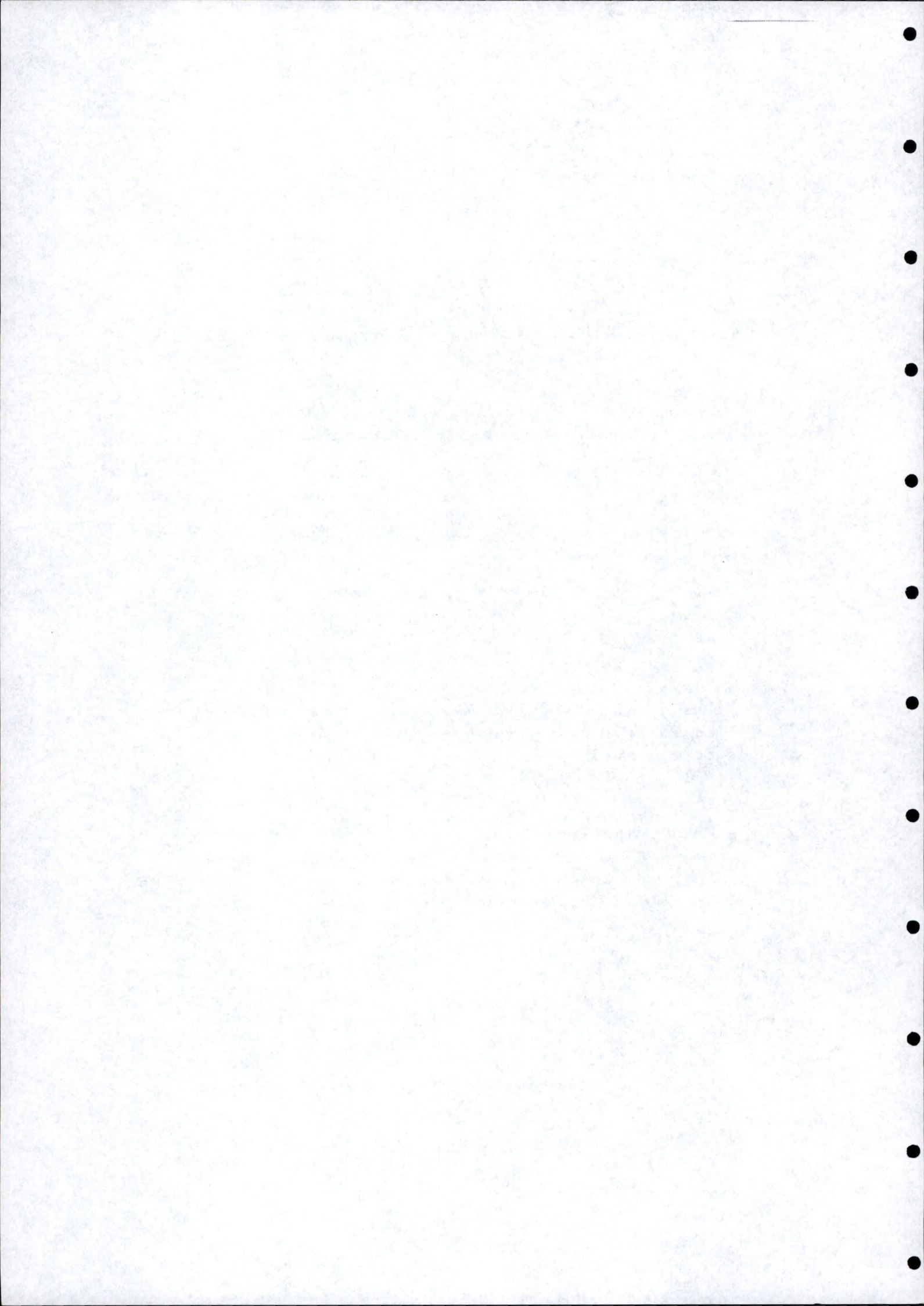
*Monsieur Meurisse, et par son intermédiaire les Cliniques Universitaires UCL de Mont-Godinne, pour leur collaboration,*

*Monsieur S.C. Strother pour avoir répondu à mes nombreuses questions et pour son envoi postal.*

*Merci à toutes les personnes que j'ai eu le plaisir de rencontrer aux Facultés durant ces six années d'études. Je tiens à remercier Olivier pour la fidélité de son amitié et mes compagnons de classe pour leur sourire.*

*Merci à Alain pour son soutien, sa patience, son calme légendaire, pour toutes les choses partagées depuis notre rencontre et celles que l'avenir nous réserve. Merci à toute ma famille et belle-famille pour leurs encouragements mais aussi pour m'avoir supportée. Merci à ma grand-mère d'avoir accepté de rester parmi nous encore quelques années.*

*Mille excuses à tous ceux que j'oublie . . .*



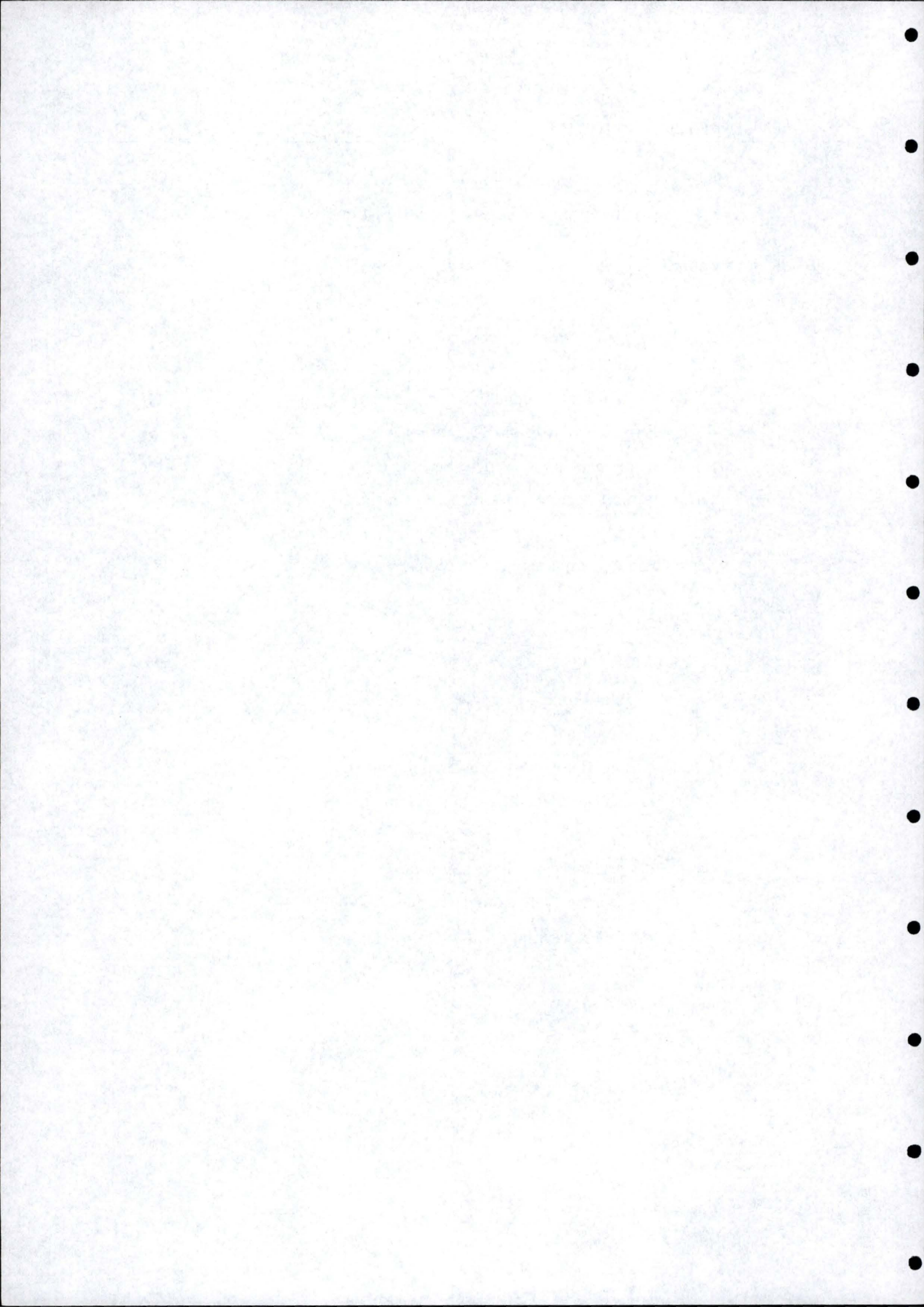
# Table des matières

Résumé	1
Abstract	2
Remerciements	3
Table des matières	4
<b>1 Introduction</b>	<b>9</b>
1.1 Contexte médical . . . . .	9
1.1.1 Corégistration intrasujet, intramodalité . . . . .	10
1.1.2 Corégistration intrasujet, intermodalités . . . . .	10
1.1.3 Corégistration intersujets . . . . .	12
1.2 Evaluation de la corégistration . . . . .	12
<b>2 La corégistration en théorie</b>	<b>15</b>
2.1 Signification du mot <i>image</i> . . . . .	15
2.2 Définition . . . . .	16
2.3 Approches de classification . . . . .	18
2.3.1 Approche basée sur les opérateurs de transformation . . . . .	18
2.3.2 Approche basée sur les points de repères . . . . .	22
2.3.3 Approche basée sur les caractéristiques de l'image . . . . .	24
2.3.4 Approche basée sur le rôle joué par l'utilisateur . . . . .	26

<b>3</b>	<b>Evaluation qualitative de la corégistration</b>	<b>29</b>
3.1	Introduction . . . . .	29
3.2	Méthodes de visualisation . . . . .	29
3.2.1	Méthodes de visualisation globales . . . . .	29
3.2.2	Méthodes de visualisation partielles . . . . .	31
3.3	Evaluation clinique . . . . .	32
3.3.1	Préambule . . . . .	32
3.3.2	Un cycle d'évaluation clinique . . . . .	33
3.3.3	Application du cycle d'évaluation . . . . .	33
<b>4</b>	<b>Evaluation quantitative dynamique de la corégistration</b>	<b>35</b>
4.1	Introduction . . . . .	35
4.2	Caractéristiques des méthodes de corégistration . . . . .	35
4.3	Espace de caractéristiques . . . . .	36
4.4	Métrie de similarité . . . . .	36
4.5	Espace de recherche . . . . .	37
4.6	Stratégie de recherche . . . . .	37
4.6.1	La relaxation . . . . .	38
4.6.2	La programmation dynamique . . . . .	38
<b>5</b>	<b>Evaluation quantitative statique de la corégistration</b>	<b>41</b>
5.1	Introduction . . . . .	41
5.2	Evaluation sur base des pixels . . . . .	42
5.3	Evaluation sur base des points clés . . . . .	44
5.4	Evaluation sur base des régions . . . . .	45
5.4.1	Représentation sous forme de chaîne . . . . .	46
5.4.2	Paramètres descriptifs du contour d'une région . . . . .	48
5.4.3	Paramètres descriptifs de la surface d'une région . . . . .	53
5.4.4	Métries de comparaison des régions . . . . .	60
5.5	Implémentation . . . . .	64

---

5.5.1	Caractérisation des images . . . . .	64
5.5.2	Comparaison sur base des caractéristiques . . . . .	66
<b>6</b>	<b>Evaluation des techniques de corégistration</b>	<b>67</b>
6.1	Introduction . . . . .	67
6.2	Analyse de la précision . . . . .	67
6.2.1	Erreur de corégistration . . . . .	67
6.2.2	Simulations de points . . . . .	68
6.2.3	Expérience utilisant des fantômes . . . . .	69
6.2.4	Combinaison de ces deux techniques . . . . .	69
6.3	Comparaison des techniques de corégistration . . . . .	69
6.3.1	Etude comparative proposée par STROTHER <i>et al.</i> . . . . .	69
6.3.2	Etude comparative proposée par FITZPATRICK <i>et al.</i> . . . . .	70
<b>7</b>	<b>Conclusion</b>	<b>75</b>
<b>8</b>	<b>Annexes</b>	<b>77</b>
8.1	Les techniques d'imagerie médicale . . . . .	77
8.1.1	Le scanner x . . . . .	77
8.1.2	L'imagerie par résonance magnétique . . . . .	78
8.1.3	La scintigraphie ou gammagraphie . . . . .	79
8.2	Les caractéristiques de corégistration . . . . .	80
8.2.1	Les espaces de caractéristiques . . . . .	80
8.2.2	Les métriques de similarité . . . . .	81
8.2.3	Les stratégies de recherche . . . . .	81
	Liste d'abréviations	81
	Table des figures	83
	Bibliographie	87



# Chapitre 1

## Introduction

### 1.1 Contexte médical

En médecine, l'imagerie est désormais partout. Par l'interprétation d'images, elle permet d'effectuer un diagnostic ou de guider un geste thérapeutique. Très longtemps limitée aux rayons x découverts par Röntgen, elle a connu d'importants progrès au cours de ces vingt dernières années, dont l'introduction de nouvelles techniques permettant aux cliniciens d'acquérir d'avantage d'informations sur le corps humain [9]. Parmi ces nouvelles techniques est d'abord apparue l'échographie rendant notamment possible une surveillance régulière des grossesses. La tomodensitométrie, ou scanner, a permis de visualiser pour la première fois l'intérieur du corps humain sous la forme d'images en coupe. Plus récemment, l'imagerie par résonance magnétique a permis d'obtenir, sans utiliser de rayons x, des coupes corporelles dans les trois plans de l'espace.

En fait, il existe essentiellement deux catégories d'images médicales à savoir [24] :

- Les images fonctionnelles qui fournissent des informations sur le processus métabolique, dépeignent le comportement fonctionnel de la zone sous étude.
- Les images anatomiques dans lesquelles il est possible de percevoir les structures anatomiques. Elles sont similaires à ce qu'un chirurgien voit durant une opération et peuvent donc être utilisées pour planifier une procédure médicale.

Ces images sont acquises par différentes techniques. En fin de ce travail, une liste d'abréviations est disponible ainsi qu'un bref descriptif de quelques unes d'entre elles [13] [1] [15].

Pour certaines applications cliniques, il existe une technique bien adaptée, une *modalité* de choix qui fournit toutes les informations nécessaires au diagnostic et à la planification du traitement. Il existe d'autres situations où l'emploi de plusieurs techniques permet l'obtention d'informations complémentaires. Dans de tels cas, le praticien se trouve face à un nombre important d'images de modalités différentes, éventuellement prises à des moments différents ou selon d'autres points de vue, mais aussi face à un problème lorsqu'il s'agit de les comparer. Il est en effet nécessaire d'aligner les images et de détecter leurs différences.

La CORÉGESTION de deux images consiste à déterminer une transformation qui les met en correspondance. Elle permet la résolution de nombreux problèmes se posant dans divers domaines de recherche dont la cosmologie, la géologie et la médecine (domaine d'intérêt dans le cadre de ce travail). Elle permet notamment :

- d'intégrer les informations issues de différents capteurs (de différentes modalités) ;
- de trouver les changements dans des images prises à des moments différents ou sous d'autres conditions ;
- de déduire des informations tridimensionnelles d'images dans lesquelles soit la caméra soit des objets de la scène ont bougé ;
- de reconnaître des objets sur base d'un modèle.

Dans le domaine médical, il est intéressant de combiner des images de même ou de différentes modalités. On parle alors de corégistration *intra* ou *intermodalités*. Ces images peuvent être acquises sur un ou plusieurs patients. Il s'agit de corégistration *intra* ou *intersujets* [29].

### 1.1.1 Corégistration intrasujet, intramodalité

De telles méthodes permettent d'observer les différences entre deux prises d'images. Il est ainsi possible d'observer la progression d'une maladie, les effets d'un traitement, les changements de comportement fonctionnel. Les différences de positionnement, dues aux mouvements du patient quand plusieurs images sont acquises lors d'une session ou suite à un remplacement imprécis du sujet entre deux sessions peuvent également être corrigées par ce type de combinaison.

### 1.1.2 Corégistration intrasujet, intermodalités

Le but de la corégistration intermodalités est de combiner différents types d'information pour obtenir une compréhension plus complète des fonctions, des struc-

tures, ...

La figure 1.1 illustre ce principe. L'image de gauche est une image anatomique de type MR<sup>1</sup> de la tête d'un patient. Il est possible d'y discerner les structures anatomiques. Mais elle donne peu d'indications fonctionnelles. L'image de droite, image fonctionnelle de type PET, nous montre la même région du patient. Celle-ci contient relativement peu de renseignements anatomiques, rendant plus difficile la détection d'éventuelles lésions. Il n'est pas possible de simplement superposer ces deux images étant donnée la différence de capteurs utilisés pour leur acquisition (différences dans les résolutions, les niveaux de gris, les points de vue, les échelles, ...). Cependant, en les corégistrant, il est possible de localiser structurellement les informations métaboliques, tirées de l'image PET, et ce en utilisant des renseignements anatomiques de l'analyse MR.

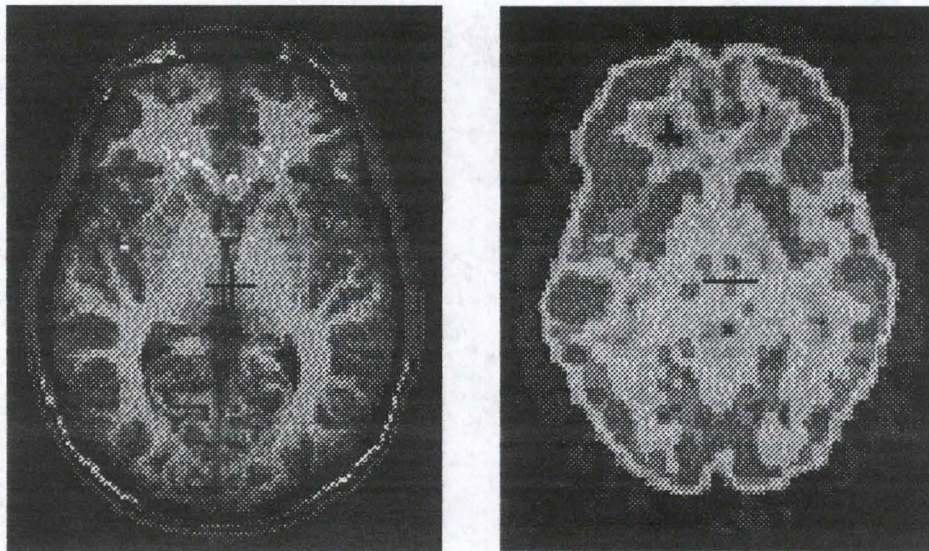


Figure 1.1: *L'image de gauche est une image anatomique de type MR de la tête d'un patient. Celle de droite montre la même région du patient mais il s'agit d'une image fonctionnelle de type PET (d'après Image Tool for Windows).*

Il s'agit là d'un progrès considérable dans le traitement de cancers. En effet, lorsqu'une tumeur maligne est détectée, il est important d'établir son étendue.

---

<sup>1</sup>Voir liste d'abréviations 83

Cependant, les modalités anatomiques sont souvent insensibles aux tissus cancéreux. Les images fonctionnelles, quant à elles, mettent en évidence les régions de haute activité métabolique ou de synthèse de protéines, qui sont le signe de tissus cancéreux. Pour préciser la gravité de la maladie, il est nécessaire d'établir l'étendue anatomique de ces anomalies fonctionnelles, chose possible en combinant des images de différentes modalités.

Pour préparer une opération chirurgicale ou une radiothérapie <sup>2</sup>, il est nécessaire de localiser précisément la lésion à traiter et aussi de comprendre la relation existant entre cette lésion et les structures adjacentes. Toute erreur à ce niveau peut donner lieu à un traitement incomplet de la lésion ou causer la mort suite à l'endommagement de tissus sensibles. Dans l'élaboration de traitements compliqués, l'emploi de plusieurs modalités est courant et il peut être difficile de mettre en relation les différentes caractéristiques observables. La corégistration va permettre d'interpréter les images dans un système de coordonnées unique et permettre de visualiser toutes les informations pertinentes en même temps.

### 1.1.3 Corégistration intersujets

Les buts de la corégistration intersujets sont relativement divers. En groupant des images de même modalité, il est possible d'améliorer le rapport signal-bruit. Cela permet également de comprendre les différences fonctionnelles entre les individus une fois les divergences anatomiques considérées. De telles techniques peuvent aussi être utilisées comme un outil pour quantifier les variétés anatomiques et fonctionnelles présentes au sein de l'espèce humaine et ce, sous la forme d'un atlas.

Le second chapitre de ce travail s'intéressera tout particulièrement aux concepts d'image et de corégistration. Plusieurs approches de classification des techniques de combinaison y seront présentées.

## 1.2 Evaluation de la corégistration

L'évaluation de la corégistration est une étape essentielle de tout processus de mise en correspondance et ce pour plusieurs raisons.

Il est en effet important de savoir avec quelle précision les images ont été coréregistrées avant de les utiliser en médecine. Une telle estimation fournit au personnel médical une base pour interpréter les analyses et permet de dimin-

---

<sup>2</sup>Cette thérapie consiste en la destruction de tissus indésirables, telles que des tumeurs, au moyen de radiations ionisantes.

uer le risque d'émission de conclusions erronées dues à une sur-interprétation de l'information extraite.

De plus, pour combiner des images, on a recours à un processus itératif. Il est intéressant de savoir quand suspendre un tel mécanisme. Les procédures d'évaluation sont utiles pour déterminer le moment optimal de l'interruption.

Les méthodes d'évaluation peuvent être qualifiées de *qualitatives* ou de *quantitatives*. Les méthodes qualitatives sont basées sur les techniques de visualisation de mise en correspondance d'images. Le chapitre 3 leur sera consacré. L'évaluation quantitative permet de déterminer la précision et la complexité des méthodes de corégistration. Elles sont habituellement fondées sur des calculs statistiques (calculs de maximum, de minimum, de déviations standards). Elle peut être de deux types, à savoir *dynamique* ou *statique*, suivant que celles-ci sont respectivement appliquées pendant ou après le processus de mise en correspondance. Une étude complète sera réalisée aux chapitres 4 et 5.

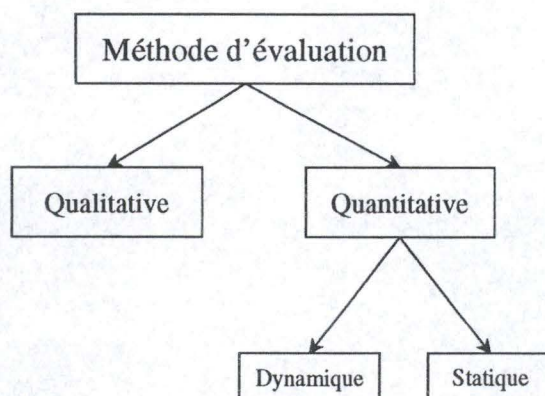
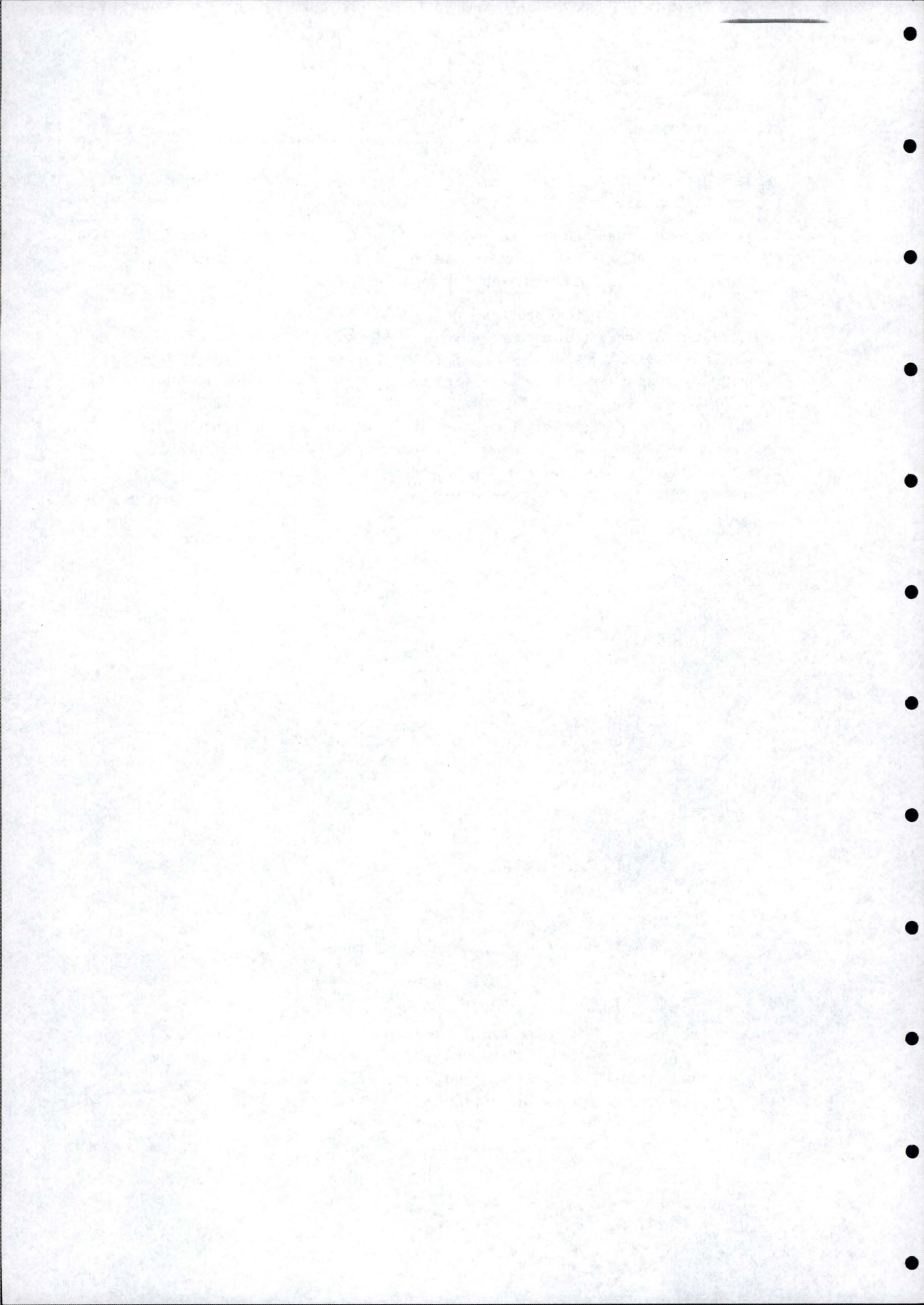


Figure 1.2: Approche de classification des méthodes d'évaluation

Outre évaluer le résultat d'une corégistration, il est important d'évaluer la technique elle-même. Il est ainsi possible de choisir, parmi un large éventail de méthodes, la plus adaptée à la résolution d'un problème clinique particulier, lequel nécessite une certaine précision. La dernière partie de ce travail développera le sujet, en parcourant la littérature s'y rapportant.



## Chapitre 2

# La corégistration en théorie

### 2.1 Signification du mot *image*

En traitement d'images, de nombreux auteurs associent au mot *image* une fonction bidimensionnelle de l'intensité lumineuse  $I(x, y)$ , où  $x$  et  $y$  représentent les coordonnées spatiales d'un point de l'image. La valeur de la fonction  $I$  en  $(x, y)$  est proportionnelle à la luminosité de l'image en ce point [9].

Une *image digitale* est une image  $I(x, y)$  dont les deux dimensions spatiales et la luminosité ont été discrétisées. Elle peut être représentée par une matrice dont les indices de ligne et de colonne identifient un point de l'image. La valeur d'un élément de la matrice correspond à l'intensité en ce point. Celle-ci a été discrétisée, chacune de ses valeurs étant représentée par un niveau de gris. Les éléments d'un tel tableau sont appelés *pixels*, abréviation souvent utilisée pour "picture elements" [8].

Cependant, une telle formalisation n'est pas suffisante. En effet, une image radiologique peut être bidimensionnelle (deux dimensions spatiales), ou tridimensionnelle (trois dimensions spatiales ou deux spatiales et une temporelle), voire même posséder quatre dimensions (trois dimensions spatiales plus le temps). Dans de tels cas, un vecteur multidimensionnel à composantes scalaires ou vectorielles devra être associé à l'image [9].

Les images possédant trois dimensions spatiales sont souvent constituées d'une succession de coupes fines. On appelle *voxel* le volume élémentaire correspondant dans la coupe au pixel de l'image. En général, ceux-ci ne sont pas cubiques étant donnée la technique d'acquisition employée. Leurs dimensions dans une coupe (le plan  $x$ - $y$ ) sont presque toujours plus petites que celles en dehors (dans la direction  $z$ ). Il s'agit d'une conséquence de la géométrie d'acquisition de l'image. L'épaisseur de la tranche n'est cependant pas la même chose que la dimension  $z$

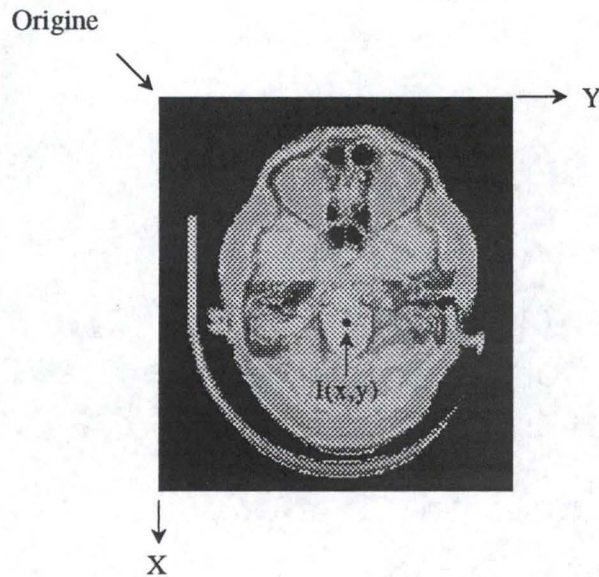


Figure 2.1: Convention utilisée pour la représentation d'une image digitale (d'après Image Tool for Windows).

des voxels de l'image. Elle est liée à la sensibilité de l'appareil d'imagerie dans cette direction. Il y a souvent un trou supplémentaire entre la fin d'une tranche et le commencement de la suivante. La dimension  $z$  des voxels est donc la somme de l'épaisseur de la tranche et celle de ce trou. Cette somme s'appelle aussi *l'espace de tranche*. Il se mesure de milieu à milieu entre deux tranches successives [9].

## 2.2 Définition

La corégistration de deux images peut être définie comme leur mise en correspondance aussi bien au niveau spatial qu'en ce qui concerne leur intensité. Mathématiquement, cela peut s'exprimer comme suit [4]:

$$I_2(x', y', z') = g(I_1(f(x, y, z)))$$

où :

- $I_1(x, y, z)$  et  $I_2(x', y', z')$  représentent deux images tridimensionnelles de taille fixée;

- $f$  est une transformation 3D des coordonnées, c'est-à-dire que  $f$  est une transformation permettant de passer d'anciennes coordonnées  $(x, y, z)$  à de nouvelles  $(x', y', z')$ :

$$(x', y', z') = f(x, y, z)$$

- $g$  est une transformation unidimensionnelle de l'intensité.

Le principe inverse se formalise par la formule suivante :

$$I_1(x, y, z) = g^{-1}(I_2(f^{-1}(x', y', z')))$$

avec  $f^{-1}$  et  $g^{-1}$  représentant respectivement les transformations inverses de  $f$  et  $g$  définies précédemment.

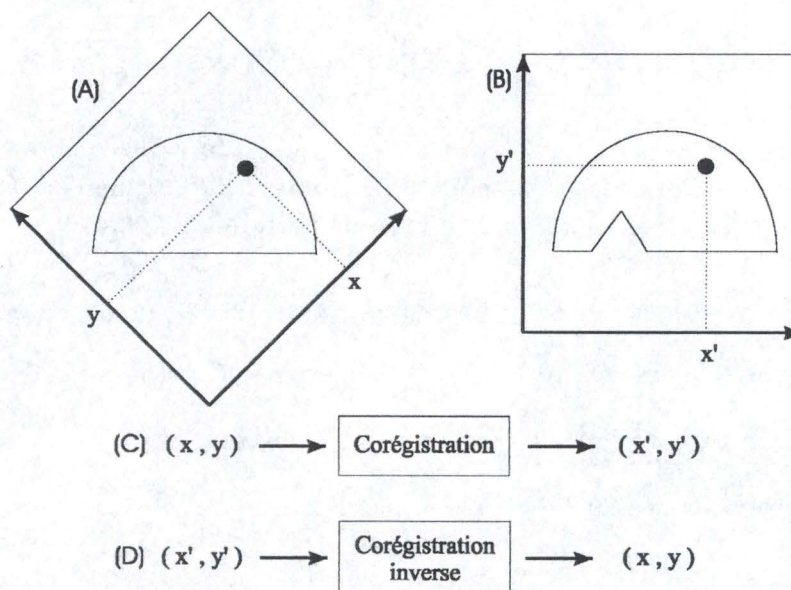


Figure 2.2: Illustration du principe de la corégistration et de la corégistration inverse dans le cas d'images 2D: 1A: Une image d'un objet. 1B: Une seconde image du même objet acquise avec une orientation différente. Elle révèle qu'une partie de l'objet a disparu entre les acquisitions. 1C: Illustration schématique du processus de corégistration dans un espace bidimensionnel. 1D: Illustration du processus inverse de 1C (d'après Fitzpatrick).

Le problème de la corégistration est de trouver les transformations spatiale et d'intensité optimales. La transformation d'intensité n'est pas toujours nécessaire.

Elle est utilisée dans le cas où il y a une modification du type de capteur, quand les objets de la scène sont fort réfléchissants ou quand il y a un changement de point de vue ou d'orientation de la surface par rapport à la source de lumière. Dans ces exemples, les variations d'intensité sont dues à des changements au niveau de l'acquisition des images. De telles fluctuations pourraient également trouver leur origine dans des changements intrinsèques de la scène tels que des mouvements ou des différences relatives de profondeurs. Trouver les paramètres de la transformation spatiale ou géométrique optimale est la clé de tout problème de corégistration. Ce dernier est fréquemment exprimé paramétriquement comme suit :

$$I_2(x', y', z') = I_1(f_x(x, y, z), f_y(x, y, z), f_z(x, y, z))$$

où  $f_x$ ,  $f_y$  et  $f_z$  sont trois fonctions simplement valuées.

## 2.3 Approches de classification

De nombreuses méthodes de corégistration ont été conçues pour résoudre des problèmes spécifiques issus de nombreux domaines de recherche. Ces techniques peuvent être classées <sup>1</sup>selon quatre approches différentes [24] :

- approche basée sur les opérateurs de transformations ;
- approche basée sur les points de repères ;
- approche basée sur les caractéristiques de l'image ;
- approche basée sur le rôle joué par l'utilisateur.

### 2.3.1 Approche basée sur les opérateurs de transformation

Selon Lisa Brown [4], le type de transformations utilisées pour corégistrer des images est une des meilleures façons de qualifier la méthodologie.

Par transformation, on entend l'opération qui met en correspondance le système de coordonnées d'une image avec celui d'une autre [22]. Elle peut être soit globale soit locale. Une transformation est dite *globale* quand un changement

---

<sup>1</sup>Cette classification est limitée aux méthodes qui corégistent les données APRÈS acquisition. L'alignement du patient avant acquisition n'est pas pris en compte.

dans un des paramètres de mise en correspondance influence la transformation de l'image dans son entièreté. Dans le cas *local*, une modification de paramètres influence seulement une partie de l'image.

La transformation d'appariement peut être rigide, affine, projective ou courbe. Ces catégories expriment le degré d'élasticité de la transformation.

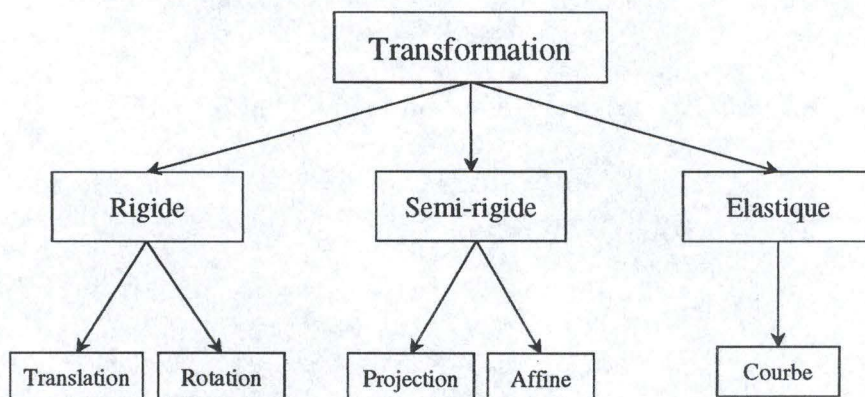


Figure 2.3: Approche de classification basée sur les transformations (d'après Tri Vu Khac).

### Transformation rigide

Une transformation est dite *rigide* si la distance entre deux points dans une image est conservée après mise en correspondance de cette image avec une autre.

Toute transformation rigide peut être décomposée en une translation, une rotation et une réflexion. En 3D, le point  $(x, y, z)$  est transformé en un point  $(x', y', z')$  suivant la formule :

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{pmatrix} = \mathcal{R}_\alpha \mathcal{R}_\beta \mathcal{R}_\theta \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{pmatrix}$$

où

- $\mathcal{R}_\alpha$  est la matrice de rotation d'un angle  $\alpha$  autour de l'axe x :

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \alpha & \sin \alpha \\ 0 & -\sin \alpha & \cos \alpha \end{pmatrix}$$

- $\mathcal{R}_\beta$  est la matrice de rotation d'un angle  $\beta$  autour de l'axe y :

$$\begin{pmatrix} \cos \beta & 0 & -\sin \beta \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin \beta & 0 & \cos \beta \end{pmatrix}$$

- $\mathcal{R}_\theta$  est la matrice de rotation d'un angle  $\theta$  autour de l'axe z :

$$\begin{pmatrix} \cos \theta & \sin \theta & 0 \\ -\sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

- $\begin{pmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{pmatrix}$  le vecteur de translation.

Une transformation rigide est habituellement appliquée à des objets relativement stables, peu déformables, tels que la tête d'un patient.

### Transformation semi-rigide

Il existe deux types de transformation semi-rigide : affine et projective.

Une transformation est dite *affine* quand une droite d'une image peut être mise en relation avec une droite de l'autre image concernée par la transformation, le parallélisme étant préservé.

Les transformations affines peuvent être décomposées en une transformation linéaire et une translation, ce qui en 3D se formalise comme suit :

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{pmatrix}$$

où  $\begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{pmatrix}$  est une matrice dont les éléments sont des réels.

De telles transformations sont bien adaptées aux objets stables dont l'échelle de représentation est inconnue ou incertaine.

Une transformation *projective* met en correspondance des droites provenant de deux images différentes. En général, le parallélisme entre ces lignes n'est pas préservé. Une telle opération se formalise comme suit en 3D:

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} s/w \\ u/w \\ v/w \end{pmatrix}$$

avec :

$$\begin{pmatrix} s \\ u \\ v \\ w \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & a_{14} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & a_{24} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & a_{34} \\ a_{41} & a_{42} & a_{43} & a_{44} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{pmatrix}$$

où  $w$  représente la coordonnée homogène.

Les transformations projectives sont presque exclusivement utilisées pour corégistrer des images projectives (rayons x) à des images tomographiques 3D.

### Transformation élastique

Dans la catégorie élastique, on retrouve la transformation *courbe*. Elle permet de mettre en correspondance une droite avec une courbe. En 3D, cela peut se formuler comme suit :

$$(x', y', z') = F(x, y, z)$$

où  $F$  est une fonction mettant en correspondance les coordonnées de la première image avec celles de la seconde.

Une classe bien connue de transformations courbes contient les transformations de type polynomial. En 3D, une fonction polynomiale peut s'écrire comme suit :

$$x' = a_{000} + a_{100}x + a_{010}y + a_{001}z + a_{200}x^2 + a_{020}y^2 + a_{002}z^2 + a_{110}xy + a_{101}xz + a_{011}yz + \dots$$

$$y' = b_{000} + b_{100}x + b_{010}y + b_{001}z + b_{200}x^2 + b_{020}y^2 + b_{002}z^2 + b_{110}xy + b_{101}xz + b_{011}yz + \dots$$

$$z' = c_{000} + c_{100}x + c_{010}y + c_{001}z + c_{200}x^2 + c_{020}y^2 + c_{002}z^2 + c_{110}xy + c_{101}xz + c_{011}yz + \dots$$

De telles transformations peuvent être utilisées quand une des images doit être déformée pour l'ajuster avec l'autre, comme dans la mise en correspondance des données d'un patient avec celles d'un atlas ou dans l'appariement d'objets qui changent de forme entre les examens (c'est notamment ce qui se passe dans les études abdominales).

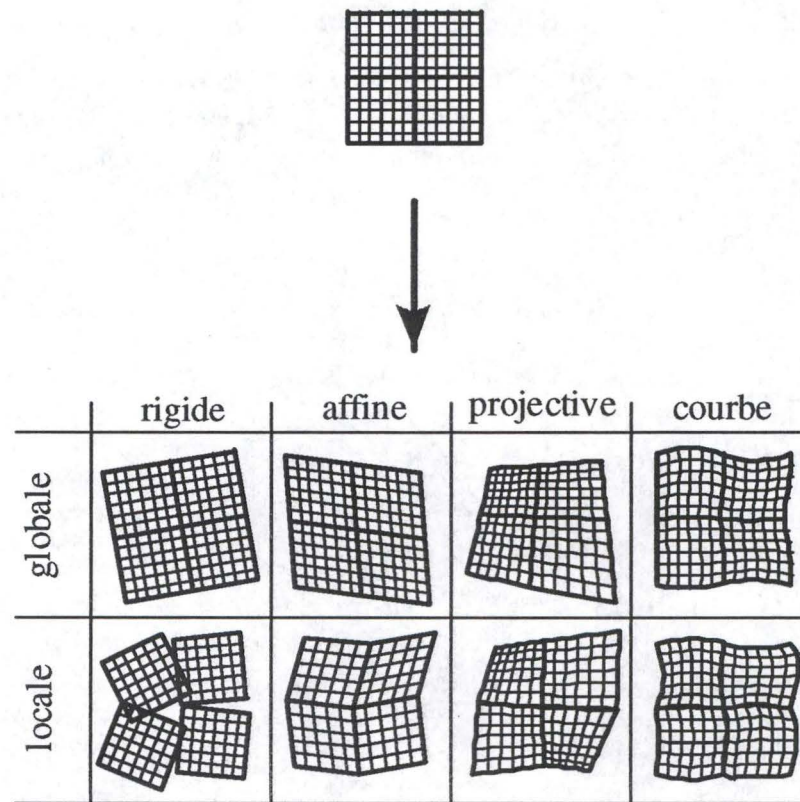


Figure 2.4: Aperçu des diverses transformations abordées en 2D (d'après van den Elsen).

### 2.3.2 Approche basée sur les points de repères

Selon cette approche, les méthodes de corégistration peuvent utiliser :

- soit des propriétés *extrinsèques* de l'image, c'est-à-dire induites par des objets artificiels qui sont "ajoutés" au patient ;
- soit des propriétés *intrinsèques* de l'image, c'est-à-dire liées aux patients.

#### Emploi de repères artificiels ou extrinsèques

Avant toute prise d'images, on attache au patient :

- soit un repère stéréotactique, douloureux et cher ;

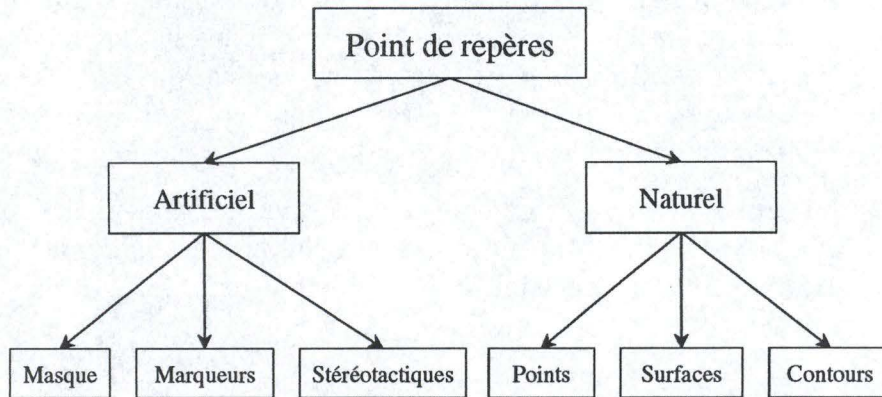


Figure 2.5: Approche de classification basée sur les points de repères (d'après Tri Vu Khac).

- soit des marqueurs ;
- soit un masque.

Le patient devra porter ces accessoires pendant et entre chaque examen de manière à ce qu'ils définissent le même système de coordonnées sur les images à corégistrer. Pour faciliter le processus d'appariement, qui est essentiellement une déformation et une modification des échelles de ces volumes, ces marqueurs doivent être visibles et reconnaissables lors de la visualisation des images. La transformation consiste en la déformation et au changement d'échelle de ces images, opération basée sur la localisation des marqueurs attachés au patient.

L'utilisation de telles méthodes est restreinte. Celles-ci ne conviennent pas pour la réalisation d'une corégistration rétrospective. Cependant, il s'agit de méthodes relativement puissantes pour appairer des images ne contenant pas d'objets déformables. En imagerie médicale, elles sont utilisées pour la corégistration d'images d'une tête acquises dans différentes modalités.

### Emploi de repères anatomiques ou intrinsèques

De telles méthodes utilisent, pour corégistrer, des propriétés intrinsèques de l'image, comme des points clés, des contours. Aucune préparation du patient, coûteuse et astreignante, n'est nécessaire avant la prise d'images. Cependant, ces techniques nécessitent l'extraction des caractéristiques identiques dans chaque image à évaluer. Il ne s'agit pas d'une tâche aisée, notamment dans le cas d'images porteuses d'informations complémentaires ou dans des cas pathologiques.

Ces procédures permettent de corégistrer rétrospectivement des images et ce sans aucune précondition. Malheureusement, elles pèchent par leur temps de calcul important (variant de 10 minutes à plusieurs heures) [24].

### 2.3.3 Approche basée sur les caractéristiques de l'image

L'approche précédente se focalisait sur la nature des points de repère utilisés. L'approche traitée dans cette section s'intéresse aux méthodes de corégistration en terme de leur *complexité*. Cet examen montre que les méthodes de corégistration peuvent être réparties en trois grandes familles.

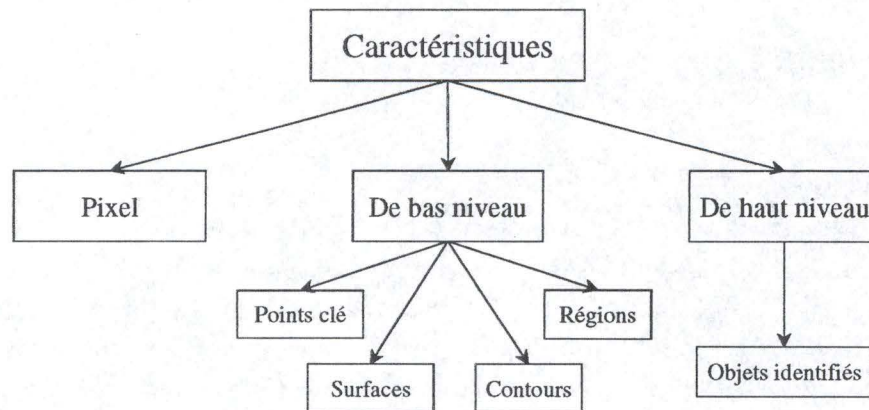


Figure 2.6: Approche de classification basée sur les caractéristiques de l'image (d'après Tri Vu Khac).

### Méthodes basées sur les pixels

De telles méthodes furent les premières proposées et elles sont toujours utilisées. Elles mettent en correspondance deux images en comparant pixel par pixel les valeurs de niveaux de gris. En général il n'est pas nécessaire de pré-traiter. En effet, ces techniques ne nécessitent ni l'extraction des caractéristiques des images, ni la reconnaissance d'objets. Malheureusement elles sont fort sensibles à la valeur des pixels.

Ces procédures pourraient être appliquées pour la corégistration d'images de même modalité où les images gradient sont assez semblables. Dans le cas d'un appariement multimodal, les images sont différentes non seulement au niveau des valeurs de pixels mais aussi au niveau de la signification de l'image. Il s'ensuit un taux de succès relativement faible lors de la mise en correspondance. De plus, si l'image présente des distorsions ou des objets déformables ou mobiles, ces méthodes pourraient produire des déformations supplémentaires.

### Méthodes basées sur des caractéristiques de bas niveau

Dans un premier temps, une procédure basée sur des caractéristiques de bas niveau détecte les particularités de contrôle dans les deux images à corégistrer. Ensuite, elle établit l'ensemble des propriétés de l'appariement afin de calculer les meilleurs paramètres possibles. Les attributs habituellement employés à cet effet sont les points clé, les arêtes, les surfaces, les régions segmentées. De tels éléments peuvent être extraits de la plupart des images médicales, condition nécessaire pour que l'appariement soit réalisable.

Dans de nombreuses images, la machine sera incapable de détecter des caractéristiques d'appariement ou le fera avec difficulté et parfois même de manière incorrecte. Des méthodes semi-automatiques peuvent être appliquées pour éviter ces inconvénients. Elles demandent à l'utilisateur d'interagir pour déterminer les attributs existant dans les deux images.

Un des avantages des méthodes "bas niveau" est qu'elles sont généralement plus stables que celles de l'approche fondée sur les pixels. De plus, une fois les caractéristiques de l'image extraites, le temps de calcul peut devenir plus faible que dans le cas de comparaison pixel par pixel. Une de leur faiblesse majeure est que l'appariement est réalisé sans aucune compréhension des objets. Il en résulte que deux objets relativement différents peuvent être mis en correspondance.

### Méthodes basées sur des caractéristiques de haut niveau

Dans un premier temps, ces méthodes détectent les caractéristiques de base des images à apparier. Il s'agit souvent de contours ou de régions segmentées. Ensuite, ces particularités sont comparées avec celles d'objets standardisés et contenus dans une base de données. Cette confrontation permet de reconstruire et de reconnaître les objets dans les images sous étude. Ce processus est souvent relativement complexe, nécessitant des opérateurs de transformations élastiques ou localement rigides et de bonnes méthodes de correction d'images. Cependant il s'agit d'une étape nécessaire pour exécuter correctement la corégistration. Dans diverses circonstances, un objet pourrait être représenté différemment. Par exemple, une image SPECT d'un patient n'est pas forcément identique à une autre, prise à un autre moment. Cela met en évidence l'importance de disposer d'une base de données complète, flexible et extensible.

#### 2.3.4 Approche basée sur le rôle joué par l'utilisateur

Le degré d'interaction requis par une certaine méthode est quelque chose de difficile à mesurer objectivement. Mais il s'agit d'un facteur important, permettant de juger l'applicabilité d'une méthode en milieu clinique.

Une classification relativement rigoureuse du degré d'interaction en trois catégories peut être établie : interactive, semi-automatique et automatique.

Les méthodes interactives ont besoin que l'utilisateur humain choisisse qualitativement la transformation à accomplir. Dans les méthodes semi-automatiques, un ordinateur détermine la transformation. L'utilisateur est chargé de sélectionner les caractéristiques de l'image devant être utilisées pour la corégistration, de débiter, guider et arrêter le processus. Les méthodes automatiques ne requièrent aucune intervention humaine.

Une conséquence de ce schéma de classification est qu'une grande partie des méthodes de corégistration sont classées en tant que semi-automatiques, malgré la grande gamme de degré d'interaction qu'elles présentent. Mais une augmentation du nombre de catégories pourrait résulter en une perte d'objectivité [22].

Comme mentionné précédemment, le degré d'interaction requise par une méthode affecte son utilisation. Mais l'interaction avec l'utilisateur ne doit pas toujours être considérée comme négative. Sa présence, même limitée, peut permettre de simplifier, accélérer le processus d'appariement ou encore augmenter son efficacité.

Dans les procédures interactives ou semi-automatiques, on suppose que l'opérateur est qualifié pour exécuter la tâche, qu'il a des connaissances médicales

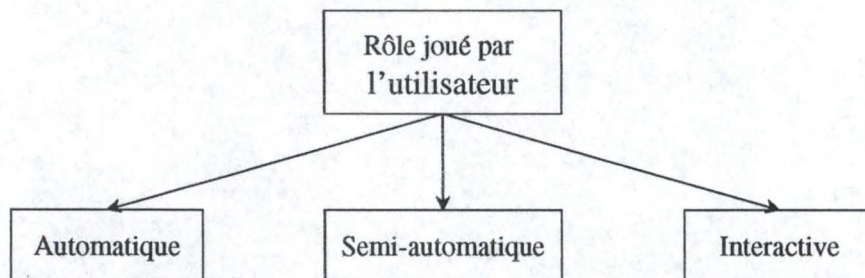
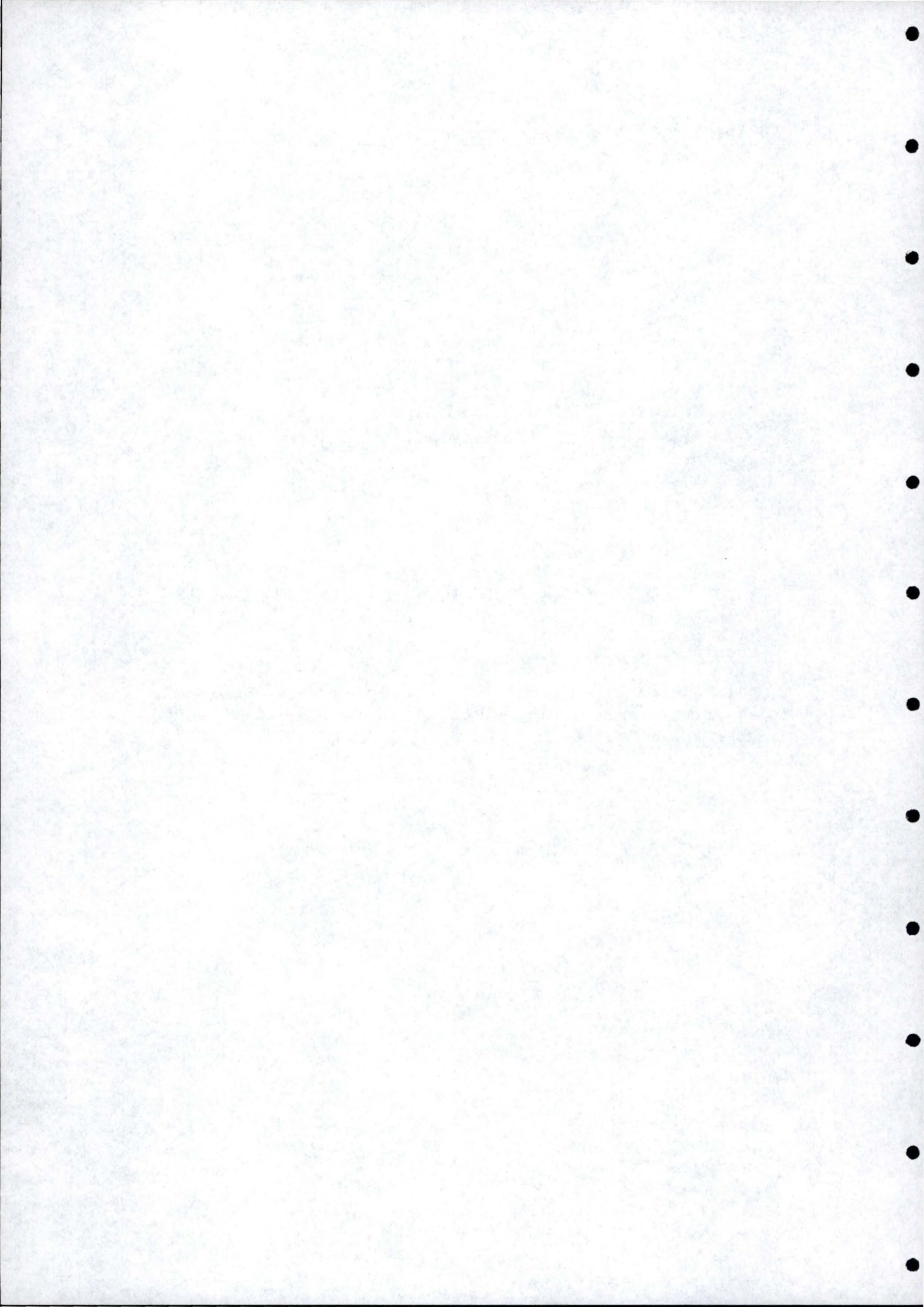


Figure 2.7: Approche de classification basée sur le rôle joué par l'utilisateur (d'après Tri Vu Khac).

ou mathématiques suffisantes, qu'il est capable de raisonner en 3D. Le résultat fourni par des méthodes interactives de corégistration peut cependant souffrir de la subjectivité de l'utilisateur.



## Chapitre 3

# Evaluation qualitative de la corégistration

### 3.1 Introduction

L'information extraite d'images médicales est habituellement présentée aux praticiens sous forme visuelle et non sous l'apparence de paramètres numériques. Conventionnellement les images sont photographiées et visualisées sur une boîte lumineuse. Cependant cette technique ne permet pas d'observer l'information issue d'images multimodales ayant été coréregistrées. Il est en effet impossible de réduire ces renseignements à une simple distribution d'intensité. C'est pour cette raison que des techniques de visualisation par ordinateur sont utilisées. Après l'exposé d'une classification de telles méthodes, une évaluation clinique en sera proposée.

### 3.2 Méthodes de visualisation

Les techniques de visualisation permettent donc de représenter le résultat de la corégistration sous forme d'images. Elles peuvent être réparties en deux familles: les méthodes de visualisation *globales* ou *partielles*.

#### 3.2.1 Méthodes de visualisation globales

Selon la démarche globale, l'image appariée et sa référence sont affichées pixel par pixel dans leur entièreté. Cela peut se faire en utilisant deux fenêtres graphiques. Un curseur sous forme de ligne droite aide l'observateur pour mettre en relation les structures correspondantes entre les deux clichés. Il s'agit là d'une méthode simple

et rapide de visualisation <sup>1</sup>, permettant de conserver toutes les informations issues de la combinaison sans aucune interférence.

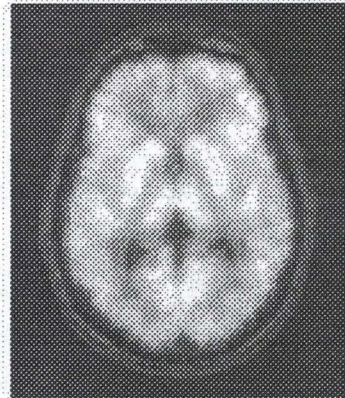


Figure 3.1: *Méthode de visualisation globale dans une fenêtre graphique (d'après Tri Vu Khac).*

Cependant, pour calculer le résultat de la mise en correspondance, il est plus facile de procéder à la fusion de l'image appariée et de sa référence dans une fenêtre graphique. Il est dès lors nécessaire de maximiser la visibilité des informations fournies.

Un premier procédé consiste à calculer la valeur du pixel combiné à partir des valeurs des pixels des images. Mathématiquement, cela peut s'exprimer comme suit :

$$x_f = \beta * x_r + (1 - \beta) * x_a$$

où :

- $x_f$ , la valeur du pixel de l'image fusionnée ;
- $x_r$ , la valeur du pixel  $x$  de l'image de référence ;
- $x_a$ , la valeur du pixel correspondant dans l'image appariée ;
- $\beta \in \mathbb{R} \subset [0, 1]$ .

---

<sup>1</sup>Une étude plus approfondie de ce sujet a été développée dans [23].

Malheureusement cette technique peut amener des distorsions supplémentaires mais aussi détruire des informations substantielles.

Une seconde approche, permettant d'éviter les problèmes mentionnés ci-dessus, réalise la fusion au moyen de la méthode dite *d'intercalage de pixel* avec des échelles de couleurs indépendantes.

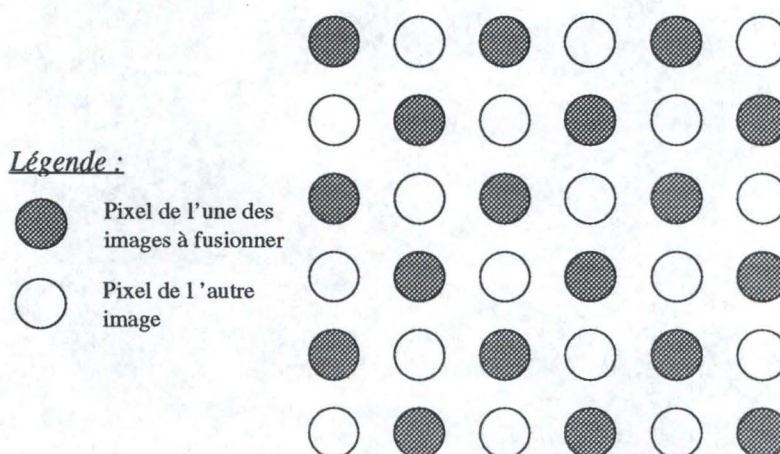


Figure 3.2: Illustration de la méthode dite *d'intercalage de pixel* (d'après Tri Vu Khac).

Ces deux techniques de représentation sont celles adoptées par les médecins pour les diagnostics et les traitements. Mais elles ne sont pas appropriées pour corriger les erreurs de corégistration et ne permettent pas de découvrir la nature de ces erreurs, le procédé de mise en correspondance n'ayant aucun effet sur celui de visualisation.

### 3.2.2 Méthodes de visualisation partielles

Dans de tels procédés, seules les propriétés issues de la mise en correspondance de deux images sont affichées et ce dans une ou deux fenêtres graphiques. Il s'agit de techniques très utiles pour détecter les causes d'erreur de corégistration, mais difficilement utilisables pour les diagnostics et les traitements médicaux.

Ces méthodes sont plus aisées et rapides que les méthodes globales car il suffit

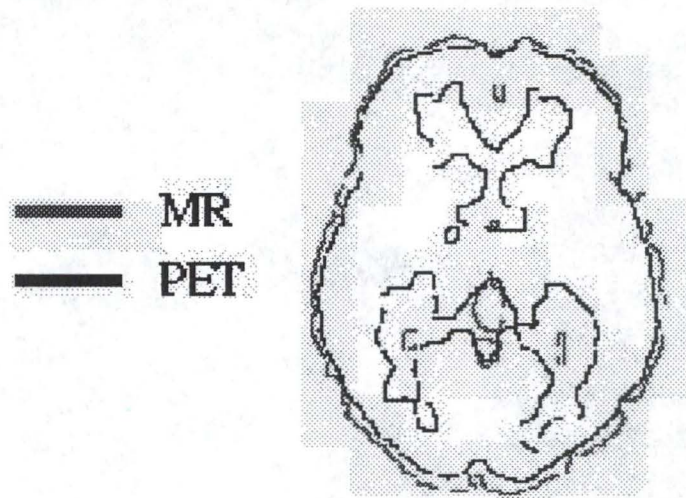


Figure 3.3: *Méthode de visualisation partielle dans une fenêtre graphique (d'après Tri Vu Khac).*

de combiner les propriétés issues de l'appariement. Cependant, la manière de procéder dépend fortement du processus de corégistration employé.

### 3.3 Evaluation clinique

#### 3.3.1 Préambule

Les résultats présentés dans la plupart des publications rapportant le développement d'un algorithme de corégistration proviennent d'études effectuées sur un très petit nombre de patients. Rares sont les articles relatant des essais cliniques à grandes échelles montrant l'apport considérable des techniques de combinaison d'images. Selon D.K. HILL [9], deux justifications sont possibles à un tel manque :

- soit ces algorithmes tombent en désuétude à cause des difficultés logistiques de les introduire en milieu hospitalier ;
- soit ils sont utilisés cliniquement dans les centres où ils ont été mis au point sans aucune évaluation préalable.

### 3.3.2 Un cycle d'évaluation clinique

L'évaluation clinique peut contribuer de façon importante au développement de méthodologies. En effet, elle fournit un feedback sur l'utilité des techniques existantes et peut aider à la spécification de futures inventions.

Ce type d'évaluation est une démarche multidisciplinaire. En effet, les développeurs de techniques de traitement d'images médicales connaissent en général peu les besoins cliniques. Réciproquement les médecins, chirurgiens et radiologues ont une vague idée des possibilités de tels traitements. C'est pourquoi, un cycle de développement en cinq étapes a été conçu [9] :

1. démonstration des possibilités techniques : il est nécessaire de montrer au médecin ce qui est réalisable en traitement d'images. Ainsi il sera à même de proposer des utilisations éventuelles de telles méthodes dans son domaine ;
2. spécification du problème technique à résoudre ;
3. développement de l'algorithme ;
4. démonstration des outils de traitement d'images ;
5. évaluation clinique avec feedback pour améliorer la spécification.

### 3.3.3 Application du cycle d'évaluation

Après avoir développé le cycle d'évaluation, D.K. HILL [9] l'a appliqué sur des images, combinées rétrospectivement <sup>2</sup>, de type MR et CT provenant de huit patients atteints de lésions cérébrales. Les images, combinées en utilisant une technique globale de visualisation telle que celle d'intercalage, sont présentées sur un film radiographique.

Dans le cadre de cette étude il a été demandé à trois médecins de répondre à une série de questions typiques telles que l'étendue de la lésion ou encore la meilleure approche chirurgicale et ce en observant de manière conventionnelle les images de différentes modalités.

Ensuite les images fusionnées leur ont été proposées. Il leur a été demandé si la vue d'une telle combinaison, et donc d'informations supplémentaires, augmentaient leur confiance dans les réponses qu'ils avaient fournies. Pour comparer objectivement les réponses des trois assesseurs, on répartit les informations additionnelles en trois catégories :

---

<sup>2</sup>Le cycle s'applique de manière similaire aux techniques de corégistration prospectives.

- (A) les informations anatomiques ;
- (E) les informations au sujet de l'étendue de la lésion ;
- (M) les informations concernant le traitement prescrit au patient.

L'utilité de ces renseignements fut également scindée en trois classes. Il peut s'agir d'éléments qui :

- (0) ne modifient ni la confiance placée dans les réponses faites précédemment ni les réponses elles-mêmes ;
- (1) confirment les observations antérieures et donc augmentent l'assurance mise en elles ;
- (2) résultent en un changement clinique significatif par rapport au verdict émis auparavant.

Il est vrai que les images combinées permettent aux chirurgiens de se construire une représentation mentale du patient qui est à la fois plus claire et plus précise que lors de l'observation des images de manière conventionnelle. Mais tous les manques ne sont pas comblés pour autant. L'enquête présentée met en évidence le fait que les images combinées laissent sans réponse d'importantes questions comme les relations existantes entre la lésion étudiée et les vaisseaux sanguins environnants. Il pourrait être dès lors intéressant d'ajouter aux images combinées des informations vasculaires, provenant par exemple d'images de type MR. Sans la réalisation d'une telle enquête des concepteurs de méthodes de combinaison et de visualisation au près de médecins, ce manque n'aurait probablement jamais été découvert, ce qui montre l'importance de l'interdisciplinarité dans ce domaine pointu.

# Chapitre 4

## Evaluation quantitative dynamique de la corégistration

### 4.1 Introduction

L'évaluation dynamique de la corégistration est réalisée durant le processus de mise en correspondance, après chaque application d'une transformation géométrique. Une telle procédure dépend habituellement des caractéristiques choisies pour la mise en correspondance. Ces particularités influencent fortement la complexité des algorithmes d'appréciation. Dans beaucoup de cas, l'expertise résultera en de coûteux et inévitables calculs.

### 4.2 Caractéristiques des méthodes de corégistration

Toute méthode de corégistration est caractérisée par quatre attributs [4] :

- un espace de caractéristiques : il s'agit de la représentation des particularités des images, information qui sera utilisée pour l'appariement ;
- une métrique de similarité : cette mesure permet de déterminer le mérite relatif d'une transformation ;
- un espace de recherche : ce terme désigne la catégorie de transformations capable d'aligner les images ;
- une stratégie de recherche : elle donne des règles pour le choix de la transformation et pour tester s'il s'agit de la transformation optimale.

La recherche se poursuit en accord avec la stratégie de recherche jusqu'à ce qu'une transformation soit trouvée pour laquelle la mesure de similarité est satisfaite.

Dans ce qui suit, une description plus complète de chacun des composants de la corégistration est proposée.

### 4.3 Espace de caractéristiques

Lors de la corégistration d'images il faut tout d'abord extraire l'information qui sera utilisée pour l'appariement. Il peut s'agir des valeurs de pixels, c'est-à-dire de leur intensité, mais aussi de contours, surfaces, intersections de lignes, ... (cfr 2.3.3).

C'est un aspect important des techniques de combinaison qui influence :

- les propriétés du capteur et de la scène auxquelles sont sensibles les données ;
- les propriétés de l'image qui seront égalées ;
- le temps de calcul.

En choisissant un "bon" espace de caractéristiques, il est possible de significativement améliorer la corégistration. Ces particularités peuvent être extraites de chaque image au cours d'un pré-traitement. Il s'ensuit une réduction de la quantité de données à mettre en correspondance. Il est souvent possible de choisir cet espace de manière à éliminer les variations de l'image capables de faire échouer le processus de combinaison.

### 4.4 Métrique de similarité

La deuxième phase de conception d'une méthode de corégistration consiste à choisir une métrique de similarité. Cette étape est très proche de la sélection des caractéristiques à mettre en correspondance puisqu'elle mesure la ressemblance entre ces particularités. Des mesures typiques sont la corrélation, la somme de différences absolues, des propriétés d'invariance de Fourier, la somme des carrés des différences entre points voisins, ...

Le choix d'une telle mesure est un des éléments les plus importants de ceux qui déterminent la transformation résultant du processus de corégistration. L'espace de recherche connu, cette notion peut être utilisée pour trouver les paramètres de la solution. Pour la somme de différences absolues, la transformation se trouve à la

valeur maximale de ces mesures. Similairement, cette valeur extrême définit la meilleure mise en correspondance entre points de contrôle dans le cas de méthodes d'appariement pixel par pixel. C'est pourquoi les diverses mises en correspondance de ces points sont utilisées pour trouver la transformation optimale.

Les mesures de similarité, tout comme l'espace des caractéristiques, déterminent ce qui a été mis en correspondance et ce qui ne l'a pas été. Tout d'abord, l'espace des caractéristiques extrait l'information de chaque image qui sera employée pour l'appariement. Ensuite la métrique évalue cette information entre les deux images.

La capacité d'une méthode d'ignorer certaines variations au sein des images dépend de l'espace des caractéristiques mais aussi de la mesure choisie. Si les valeurs de gris sont utilisées au lieu de caractéristiques, une mesure plus tolérante au bruit sera sélectionnée, ce dernier n'ayant pas été pris en compte au préalable.

## 4.5 Espace de recherche

L'espace de recherche est généralement la classe de transformations qui sera utilisée pour trouver la transformation optimale, permettant l'alignement des images. Par exemple, si l'on suppose que, pour corégister une paire d'images, une translation doit être réalisée, alors l'espace de recherche est constitué de l'ensemble de toutes les translations dans une gamme de déplacements raisonnables.

La taille et la complexité de l'espace de recherche sont directement influencées par le caractère local ou global des transformations qui le constituent.

## 4.6 Stratégie de recherche

La dernière étape dans la construction d'une méthode de corégistration consiste à sélectionner la meilleure stratégie de recherche. Cette stratégie est importante étant donné les coûts de calcul élevés associés aux caractéristiques et aux mesures de similarités. Il est en effet possible d'évaluer chaque transformation candidate en utilisant la métrique sur les particularités pré-sélectionnées. Cependant, dans beaucoup de cas, et notamment lors de l'utilisation de la corrélation comme mesure, il est important de diminuer le nombre de fois qu'un tel calcul sera effectué. Cette exigence est d'autant plus stricte que la complexité du non-alignement entre les images est importante.

Il est difficile de donner une taxonomie des stratégies de recherche. En effet chacune a ses avantages et ses inconvénients et les variantes en sont nombreuses.

L'utilisation concurrentielle de certaines est également possible.

Ce sont en grande partie les spécificités de l'espace de recherche (dont le type de transformation et les contraintes à satisfaire) et la difficulté pour trouver l'optimum qui déterminent le choix de la stratégie. Par exemple s'il faut satisfaire des inégalités linéaires alors la programmation linéaire est envisageable.

Lors d'un tel choix, de nombreux éléments sont à prendre en considération :

- Comment la stratégie réagit-elle en cas de manque d'information ?
- Peut-elle être implémentée en parallèle ?
- Existe-il des conditions à son utilisation ?
- Quels sont les coûts typiques de calcul et de stockage ?

Deux stratégies fréquemment utilisées sont :

- la relaxation, utilisée lorsqu'une transformation globale est nécessaire ;
- la programmation dynamique employée lors du besoin d'une transformation locale.

#### 4.6.1 La relaxation

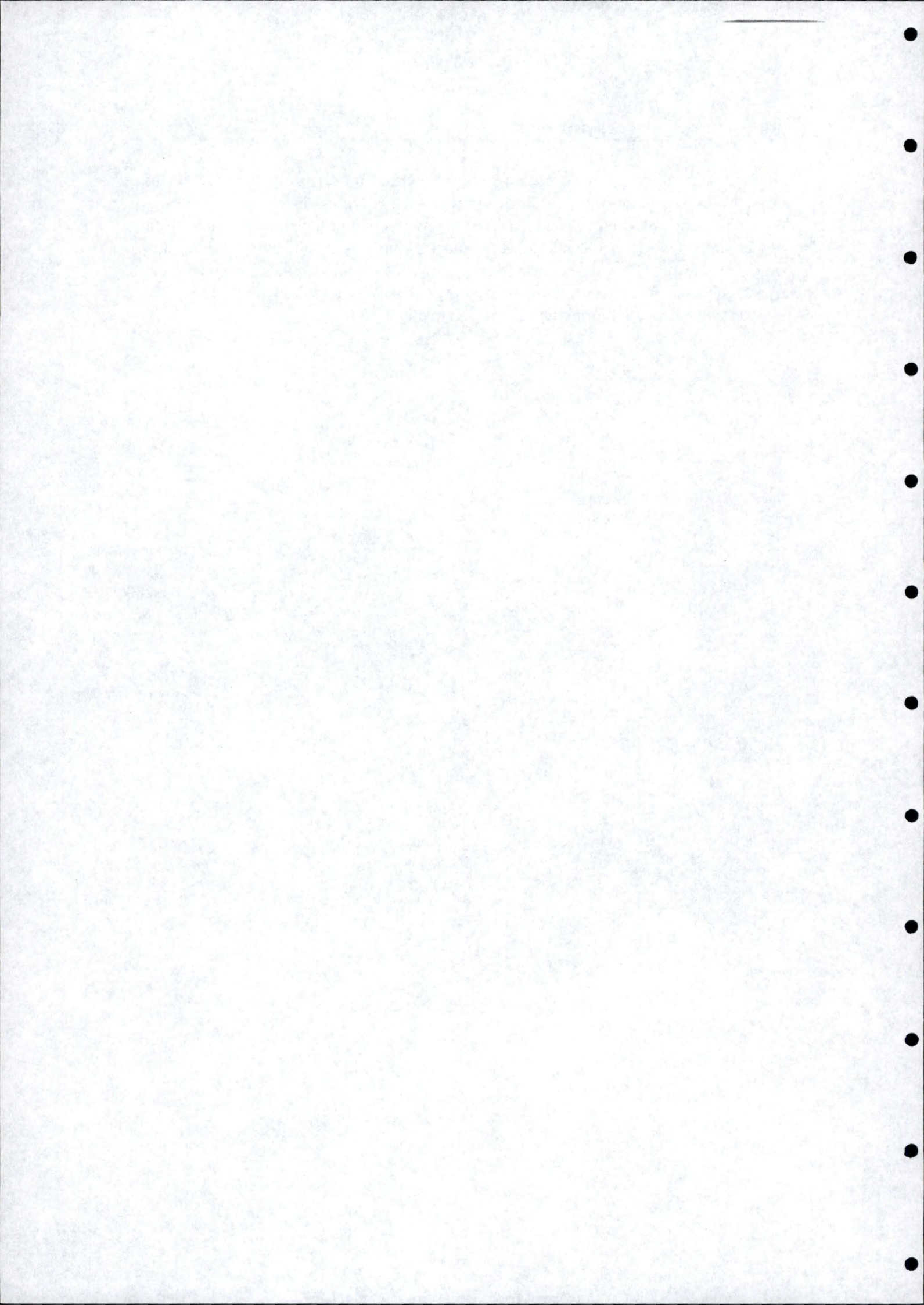
Il s'agit d'une stratégie de recherche "bottom-up", utilisant des indices (de similarité) locaux dont la valeur dépend de celles des voisins. Ces cotes sont mises à jour itérativement jusqu'à convergence ou jusqu'à ce qu'une bonne mise en correspondance soit trouvée.

L'avantage d'une telle méthode est sa tolérance envers des distortions géométriques locales, ce qui en fait une technique de choix pour l'appariement basé sur l'emploi de région. Des mesures de similarité locales sont utilisées. Il est ainsi possible d'assigner à chaque position une valeur d'indice qui sera revue à chaque itération.

#### 4.6.2 La programmation dynamique

Une autre stratégie communément utilisée pour la corégistration d'images est la programmation dynamique. Il s'agit d'une approche algorithmique de résolution de problèmes. Le résultat est obtenu en combinant les meilleures solutions de sous-problèmes. Des calculs redondants sont ainsi évités et la recherche élaguée.

Cette tactique peut seulement s'appliquer quand un ordre intrinsèque sur les données ou le problème existe. Par exemple, dans le cas de la mise en correspondance de forme, les données peuvent être exprimées selon un ordre linéaire et ce en employant une séquence cyclique des segments convexes et concaves des contours de chaque forme. Lors de la combinaison de telles structures, la programmation dynamique sert à trouver la correspondance entre les points dans les images, plus exactement entre les segments des arrangements.



# Chapitre 5

## Evaluation quantitative statique de la corégistration

### 5.1 Introduction

Dans le chapitre précédent, les moyens utilisés pour analyser la précision de la corégistration en cours de processus ont été présentés. Maintenant, nous allons nous attacher au développement de méthodes permettant d'évaluer la corégistration une fois l'appariement effectué. L'idée est de réaliser un calcul totalement indépendant de la manière dont les images ont été appariées. De telles procédures, appliquées à un nombre important d'images, permettraient de comparer les divers algorithmes d'alignement existants <sup>1</sup>.

Les méthodes abordées dans ce qui suit sont classées en fonction des particularités de l'image sur lesquelles elles se basent. Les méthodes de corégistration ont également fait l'objet d'une catégorisation de ce type (cfr 2.3.3). La figure 5.1 illustre ces deux classifications. Volontairement, nous les avons différenciées. Seuls les types de caractéristiques abordés pour analyser la précision dans la suite du travail figurent dans le schéma ayant trait aux méthodes d'évaluation.

Avant d'entrer dans le vif du sujet, nous tenons à préciser que cette étude a été menée dans le cadre d'images bidimensionnelles, mais peut être étendue au cas tridimensionnel.

---

<sup>1</sup>Le chapitre 6 aborde deux études publiées à ce sujet.

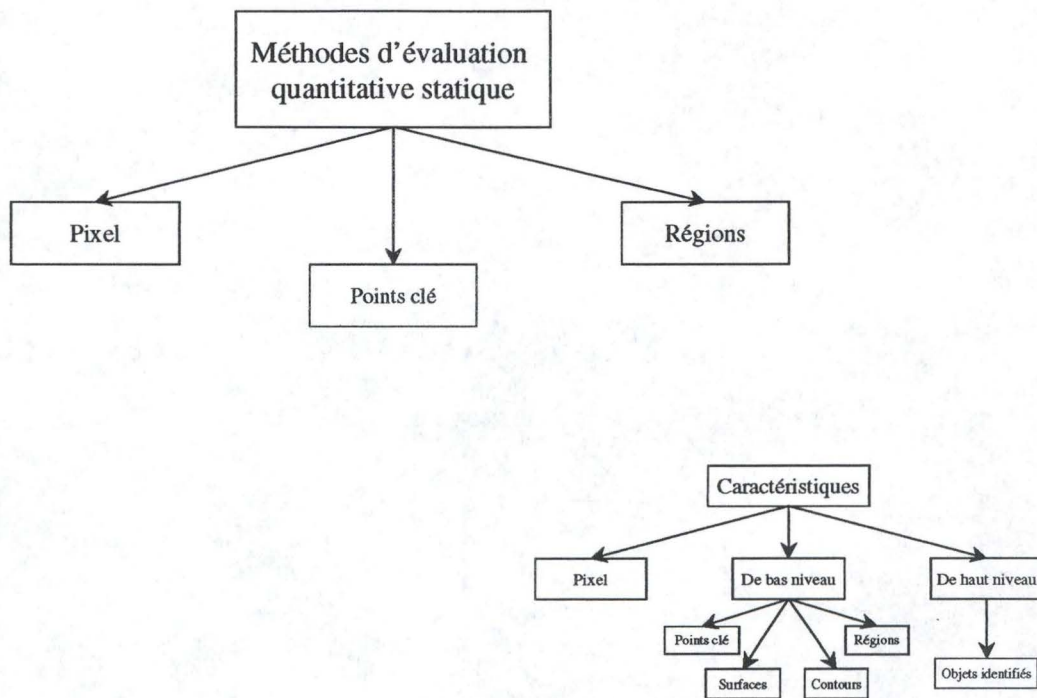


Figure 5.1: Approche de classification des méthodes d'évaluation quantitative statique de la corégistration.

## 5.2 Evaluation sur base des pixels

Un pixel, outre ses coordonnées, est caractérisé par une valeur de gris. Pour comparer deux images sur cette base, nous avons choisi de calculer point par point la différence entre les niveaux de gris correspondants. Cette image différence est ensuite analysée à l'aide de divers outils statistiques dont le calcul des différences minimum, moyenne, maximum et de la variance (en anglais, *standard deviation*). Pour déterminer ces valeurs, on peut utiliser le pseudo-code (non optimisé) ci-dessous :

```

VAR min = 0 ; /* variable qui contiendra la différence minimum */
VAR moy = 0 ; /* variable qui contiendra la différence moyenne */
VAR max = 0 ; /* variable qui contiendra la différence maximum */
VAR StD = 0 ; /* variable qui contiendra la variance */
  
```

```

POUR chaque pixel de l'image FAIRE
  /* p désigne le niveau de gris du pixel courant */
  SI  $p < \min$  ALORS  $\min \leftarrow p$ ;
  SI  $p > \max$  ALORS  $\max \leftarrow p$ ;
  moy = moy + p;

```

```

moy = moy / nombre de pixels;

```

```

POUR chaque pixel de l'image FAIRE
  /* p désigne le niveau de gris du pixel courant */
  StD = StD + (p - moy)2;

```

```

StD = StD / nombre de pixels;

```

De tels calculs peuvent également être réalisés à partir de l'histogramme de l'image.

Nous avons implémenté une autre méthode de comparaison d'images sur base des pixels. Elle repose sur l'hypothèse suivante émise par Roger P. WOODS :

*"[...] if two image sets are accurately aligned, then the value of the corresponding pixel in the other image set by a single multiplicative factor,  $R$ . If the image sets are misaligned, this multiplicative factor is no longer constant but varies from pixel to pixel throughout the image. [...]" [27]*

Plus concrètement, dans un premier temps, le rapport  $r_i = a_i/b_i$  est calculé pour chaque pixel,  $a_i$  désignant la valeur du pixel  $i$  dans une image et  $b_i$  celle du correspondant dans l'autre image. Par hypothèse, le quotient  $r_i$  présente un maximum d'uniformité lorsque les deux études ont été précisément coréregistrées. La valeur de  $\sigma_r/r_{moy}$  donne une indication de cette uniformité,  $\sigma_r$  étant la variance et  $r_{moy}$  la valeur moyenne de  $r_i$ . Il s'agit de la mesure de précision que nous avons adoptée.

Dans le cas d'images assez semblables, on pourrait s'attendre à une intensité proche de zéro dans le cas de l'image différence ou un rapport proche de un dans le cas du calcul de quotient. Ces méthodes sont peu efficaces lors de la comparaison d'images de diverses modalités (cfr figure 5.2). Ces clichés sont très différents non seulement en terme de pixels mais aussi au niveau de leur contenu informationnel. Ce problème peut être résolu en normalisant les intensités des pixels, en comparant les images gradient ou encore en utilisant pour la comparaison les images segmentées ou enfin en optant pour une méthode d'évaluation de plus haut niveau.

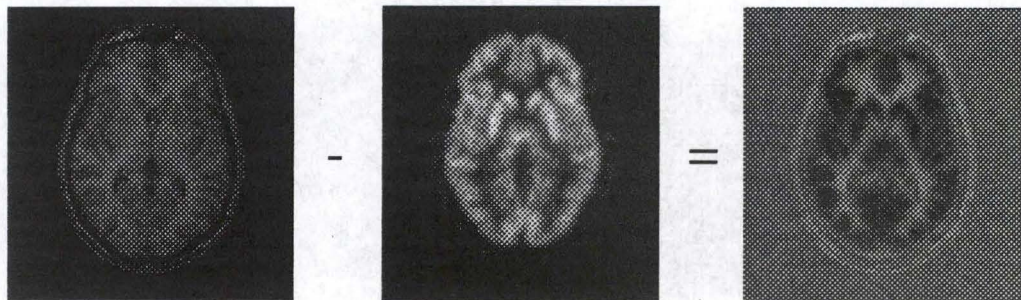


Figure 5.2: *Calcul d'une image différence par soustraction d'une image MR et d'une image PET (d'après Tri Vu Khac).*

### 5.3 Evaluation sur base des points clés

Les points clé d'une image sont des points qui décrivent des caractéristiques de base de celle-ci. Il s'agit généralement de coins, de l'intersection de deux lignes, ... [24]

Un algorithme de corégistration basé sur ces caractéristiques détermine tout d'abord une liste de points clé dans chacune des images à mettre en correspondance. Ces points sont appariés d'une image à l'autre d'après les distances qui les séparent au sein d'une même image. Il existe un grand nombre de métriques utilisables dans ce but dont notamment [8]:

<p><i>Distance euclidienne <math>D_e</math></i></p> $D_e((x, y), (s, t)) = [(x - s)^2 + (y - t)^2]^{\frac{1}{2}}$	<p>Les pixels a une distance <math>\leq</math> à <math>r</math> du pixel <math>(x, y)</math> sont ceux situés dans un cercle de rayon <math>r</math> centré en <math>(x, y)</math>.</p>
<p><i>Distance <math>D_4</math></i></p> $D_4((x, y), (s, t)) =  x - s  +  y - t $	<p>Les pixels a une distance <math>\leq</math> à <math>r</math> du pixel <math>(x, y)</math> forment un diamant centré en <math>(x, y)</math>.</p>
<p><i>Distance <math>D_8</math></i></p> $D_8((x, y), (s, t)) = \max( x - s ,  y - t )$	<p>Les pixels a une distance <math>\leq</math> à <math>r</math> du pixel <math>(x, y)</math> forment un carré centré en <math>(x, y)</math>.</p>

En outre, l'intensité des points ainsi qu'une interaction avec l'utilisateur peuvent améliorer les appariements.

Il se peut que le nombre de points clé ne soit pas identique dans les deux images. Dans ce cas, des points n'auront pas de correspondant. La transformation à appliquer à une des deux images est calculée à partir des appariements entre points clé.

Pour évaluer la corégistration, on compare d'une part les coordonnées <sup>2</sup>des points clé déterminées sur l'image de départ et qui ont subi la transformation avec, d'autre part, les coordonnées des points clé directement déterminées sur l'image corégré.

Cette comparaison s'effectue soit en déterminant les différences entre les deux ensembles de coordonnées, soit en mesurant à l'intérieur de chaque ensemble les distances entre les points deux à deux. Ces données sont ensuite analysées à l'aide d'outils statistiques, déjà décrits précédemment (cfr 5.2).

Dans ce travail, nous avons préféré nous intéresser aux méthodes d'évaluation basées sur les régions plutôt qu'à celles sur les points clé.

## 5.4 Evaluation sur base des régions

Après segmentation d'une image en régions, l'ensemble des pixels segmentés est habituellement décrit dans une forme bien adaptée à des traitements informatiques ultérieurs. On peut essentiellement représenter une région de deux manières [8] :

<sup>2</sup>Ces coordonnées sont fournies par l'algorithme.

- soit en terme de ses caractéristiques *externes* (sa frontière) ;
- soit en terme de ses caractéristiques *internes* (l'ensemble des pixels qui la constitue).

Mais le choix d'un schéma de représentation n'est qu'une partie de la tâche rendant les données utilisables par un ordinateur. Il faut ensuite *décrire* la région sur base de la représentation choisie. Par exemple, une région peut être décrite par son contour, lui-même caractérisé par sa longueur, ...

Généralement, une représentation externe est choisie lorsque l'on désire caractériser la forme. Une représentation interne est sélectionnée quand on s'intéresse notamment à la texture de la région <sup>3</sup>.

Nous allons tout d'abord décrire la technique que nous avons employée pour représenter une région en terme de contour. Ensuite divers paramètres en permettant la caractérisation seront abordés. Ceux-ci sont classés en fonction du type de représentation adopté. Enfin, quelques mesures de similitude seront discutées permettant la comparaison de régions en fonction des valeurs de leurs attributs signalétiques.

#### 5.4.1 Représentation sous forme de chaîne

Les codes de chaîne <sup>4</sup>sont utilisés pour représenter une frontière par une séquence connectée de segments de ligne droite de longueur et de direction spécifiée. Typiquement, cette représentation est basée sur les connexions avec les 4 ou 8 plus proches voisins. La direction et le sens de chaque segment sont codés en utilisant un schéma numérique comme ceux illustrés à la figure 5.3.

Pour générer une chaîne, il suffit de suivre la frontière de la région étudiée dans un sens, par exemple celui des aiguilles d'une montre, et d'assigner un chiffre qui correspond à la direction et au sens des segments connectant chaque paire de pixels. L'ensemble de ces chiffres forme la chaîne.

Il est clair que le code de chaîne d'un contour dépend du point de départ. Ce n'est pas un problème, parce qu'un tel code, dans le cas d'une limite fermée, peut être considéré comme une séquence circulaire de nombres renseignant le sens. Si l'unicité est nécessaire pour les applications de reconnaissance d'un objet, le point de départ et la séquence de nombres sont redéfinis par décalage circulaire de la

---

<sup>3</sup>Ce type de représentation est donc peu intéressant lorsque tous les pixels de la région ont la même intensité.

<sup>4</sup>Un autre moyen de représenter une image sur base de ses caractéristiques externes est de l'approximer par un polygone.

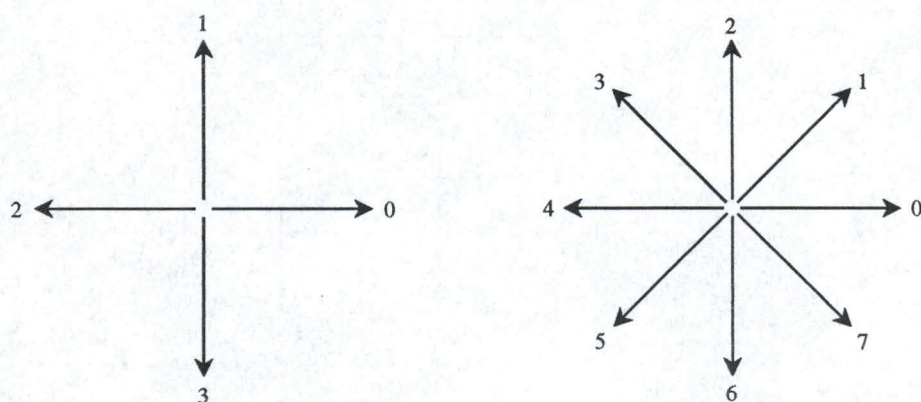


Figure 5.3: Directions pour des codes de chaîne à 4 ou 8 directions (d'après Pitas).

liste de départ jusqu'à l'obtention d'un entier de magnitude minimum (d'après [7]).

L'implémentation de ce type de représentation a été réalisée dans le cadre de clichés binaires. Pour obtenir de telles images, nous avons employé une technique de segmentation par seuillage. Pour coder sous forme de chaîne le contour d'un objet, nous avons eu recours à un algorithme similaire à celui de la *tortue* développé par PAPERT en 1973 [17]. Il considère pour chaque pixel ses quatre plus proches voisins. Nous ferons de même dans ce qui suit. Le principe, illustré à la figure 5.5, est le suivant : la *tortue* commence en un point de la frontière. Si la valeur du pixel courant est 255 (blanc), valeur identique à l'intensité au sein de la région, la tortue tourne à gauche. Si, par contre, la valeur courante est 0 (noir), à savoir l'intensité du fond, elle tourne à droite. Ensuite, elle avance d'une case. La procédure se termine une fois la tortue revenue à son point de départ. Les sauts se produisant lors du parcours de la frontière sont supprimés par traitement de la chaîne obtenue.

Ce type de représentation va nous être d'un grand secours pour calculer un ensemble de paramètres descriptifs du contour ainsi codé<sup>5</sup>. Aucune comparaison directe entre chaînes n'a été réalisée pour tester si elles décrivent le même objet. Nous considérons ce codage uniquement comme un moyen pratique de calcul.

<sup>5</sup>Pour certains calculs, la représentation polygonale est mieux adaptée.

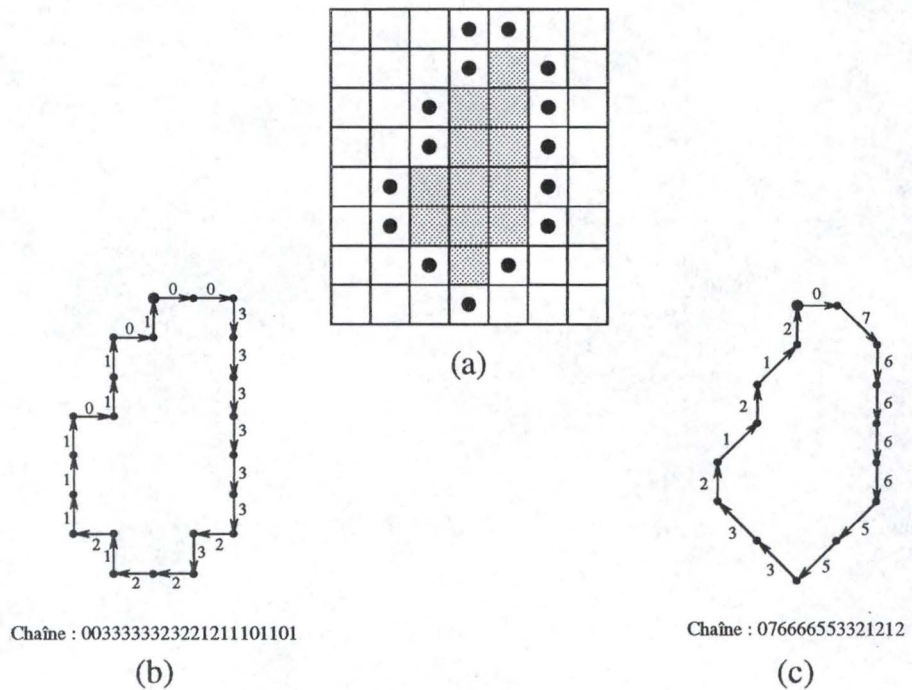


Figure 5.4: (a) Une image digitale possédant une région dont la frontière est mise en évidence; (b) Code de chaîne à 4 directions; (c) Code de chaîne à 8 directions (d'après Pitas).

## 5.4.2 Paramètres descriptifs du contour d'une région

### Quelques descripteurs simples

Donner la *longueur* ou le *périmètre* d'un contour est une manière très simple de le décrire. Il s'agit aussi d'un paramètre facilement calculable dans le cas d'une représentation sous forme de chaîne. Le périmètre d'une frontière vaut  $N$  si la chaîne le décrivant est de longueur  $N$ .

Du mode de représentation adopté, nous pouvons aussi aisément déterminer la largeur  $w$  et la hauteur  $h$  de l'objet contourné :

$$w = \sum_{i=1}^N w_i$$

$$h = \sum_{i=1}^N h_i$$

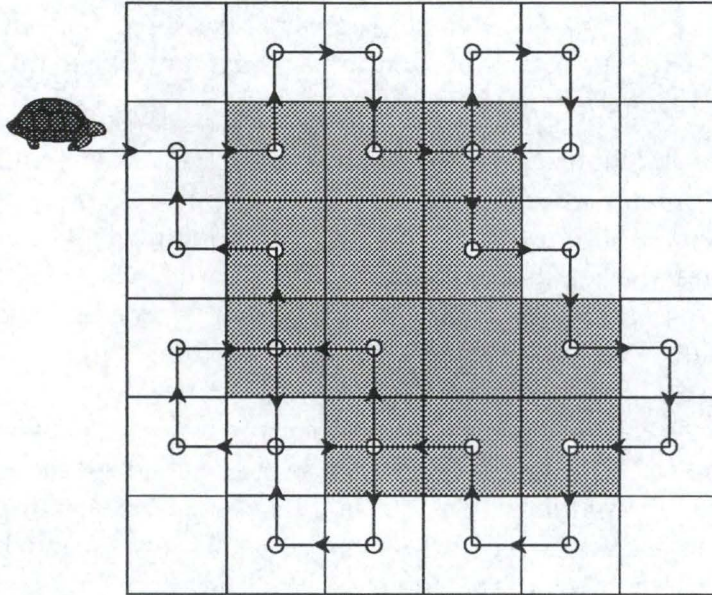


Figure 5.5: Principe de l'algorithme de la "tortue" (d'après Pitas).

avec :

$$w_i = \begin{cases} 0 & \text{si } x_i = 1, 2, 3 \\ 1 & \text{si } x_i = 0 \end{cases}$$

$$h_i = \begin{cases} 0 & \text{si } x_i = 0, 2, 3 \\ 1 & \text{si } x_i = 1 \end{cases}$$

Le *diamètre* d'une limite  $B$  est défini comme

$$\text{Diam}(B) = \max_{i,j} [D(p_i, p_j)]$$

où :

- $D$  est une mesure de distance (trois métriques différentes ont été citées en 5.3);
- $p_i$  et  $p_j$  sont deux points sur la frontière.

L'axe *principal* ou *majeur* d'un contour est le segment de droite qui joint les deux points de la frontière les plus éloignés l'un de l'autre. Sa longueur est donc le diamètre. L'axe *minimal* ou *mineur* est perpendiculaire au principal. Sa longueur est choisie pour qu'il soit possible de dessiner un rectangle entourant le contour appelé *rectangle de base*. Le rapport entre l'axe majeur et l'axe mineur est appelé *excentricité* ou *élongation* de la frontière.

La *courbure* est définie comme le taux de changement de la pente d'une courbe. En général en obtenir des mesures fiables en un point d'un contour digital est difficile parce que celui-ci peut être localement endommagé. Cependant, en utilisant comme descripteur de courbure la différence de pente entre les segments adjacents, qui représentent la frontière, la détermination en est facilitée. Dans le cas d'un parcours horlogique de la limite, on dit qu'un sommet  $p$  fait partie d'un segment *convexe* si le changement d'inclinaison en  $p$  est positif. Sinon, on dit que  $p$  appartient à un segment *concave*. La description de la courbure en un point peut être affinée en utilisant des intervalles de changements d'inclinaison. Par exemple,  $p$  sera décrit comme faisant partie d'un segment de droite si la différence d'obliquité est inférieure à 10 ou comme un coin si l'écart excède 90. Il faut noter que ces descripteurs doivent être employés avec soin. En effet, leur interprétation dépend du rapport existant entre la longueur des segments individuels et celle du contour. Ayant adopté une description de la frontière sous forme de chaîne, le calcul de ce paramètre n'a pas été implémenté étant donné son manque de signification.

### Descripteurs de Fourier

La figure 5.6 illustre une frontière digitale de  $N$  points dans le plan  $x$ - $y$ . Débutant au point arbitraire  $(x_0, y_0)$ , les paires de coordonnées  $(x_0, y_0), (x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_{N-1}, y_{N-1})$  sont rencontrées en parcourant le contour dans le sens des aiguilles d'une montre. Ces coordonnées peuvent être exprimées sous la forme  $x(k) = x_k$  et  $y(k) = y_k$ . Avec cette notation, la limite elle-même peut être représentée comme la séquence des coordonnées  $s(k) = [x(k), y(k)]$ , pour  $k = 0, 1, 2, \dots, N - 1$ . De plus, chaque paire de coordonnées peut être traitée comme un nombre complexe tel que :

$$s(k) = x(k) + iy(k)$$

pour  $k = 0, 1, 2, \dots, N - 1$ . L'axe  $x$  est traité comme l'axe réel et l'axe  $y$  comme l'axe imaginaire d'une séquence de nombres complexes. Bien que l'interprétation de la séquence a été remaniée, la nature du contour lui-même n'a pas changé. Bien sur, cette représentation a un grand avantage : un problème bidimensionnel est ramené à un problème unidimensionnel.

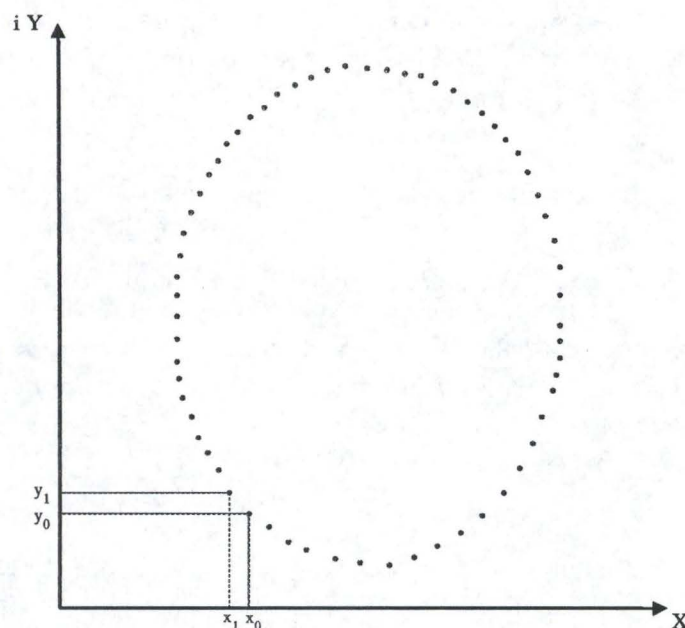


Figure 5.6: Un contour digital et sa représentation comme une séquence complexe. Les points  $(x_0, y_0)$  et  $(x_1, y_1)$  sont (arbitrairement) les deux premiers points de la séquence.

La transformée de Fourier discrète (DFT) de  $s(k)$  est

$$a(u) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} s(k) \exp[-2\pi i \frac{uk}{N}]$$

pour  $u = 0, 1, 2, \dots, N-1$ . Les coefficients complexes  $a(u)$  sont appelés les *descripteurs de Fourier* de la frontière. La transformée de Fourier inverse des  $a(u)$  restitue les  $s(k)$ . Elle s'exprime comme suit :

$$s(k) = \sum_{u=0}^{N-1} a(u) \exp[2\pi i \frac{uk}{N}]$$

pour  $k = 0, 1, 2, \dots, N-1$ . Supposons, cependant, qu'au lieu de tous les  $a(u)$ , seuls les  $M$  premiers coefficients sont utilisés. Il en résulte l'approximation suivante de  $s(k)$  :

$$\hat{s}(k) = \sum_{u=0}^{M-1} a(u) \exp[2\pi i \frac{uk}{N}]$$

pour  $k = 0, 1, 2, \dots, N - 1$ . Le même nombre  $N$  de points constitue la frontière approximée, mais tous les termes ne sont pas utilisés pour la reconstruction de chaque point (utilisation de  $M$  coefficients au lieu de  $N$ ). Plus  $M$  est petit, plus grande sera la quantité de détails perdue sur la limite. Cela provient du fait que les composants de haute fréquence de la transformée de Fourier concernent les petits détails.

Pour montrer l'efficacité de cette technique, nous avons construit une frontière carrée composée de 64 points. L'algorithme utilisé pour implémenter la transformée de Fourier a été écrit par N.M. BRENNER [19]. Plusieurs reconstructions de ce contour, en utilisant différentes valeurs de  $M$ , sont proposées en 5.7. C'est à partir de valeurs de  $M$  supérieures à 8 que le contour reconstruit commence à ressembler plus à un carré qu'à un cercle. Les coins proprement dit ne font leur apparition que pour  $M = 56$ . Pour  $M = 62$ , la frontière reconstruite est une réplique presque parfaite du contour original.

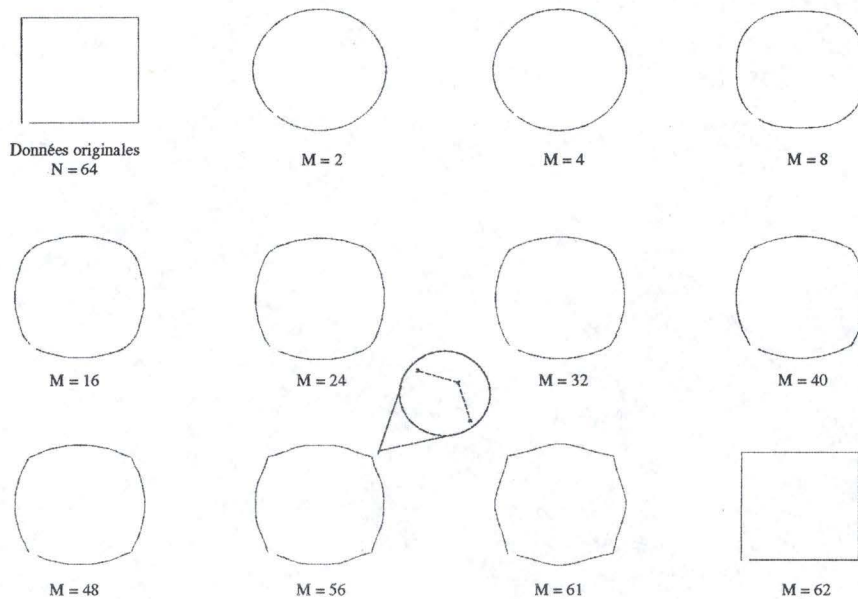


Figure 5.7: Exemples de reconstruction de descripteurs de Fourier pour différentes valeurs de  $M$ .

Comme montré dans l'illustration précédente, quelques descripteurs de Fourier peuvent être utilisés pour extraire l'essence d'un contour. Cette propriété est précieuse, parce que ces coefficients contiennent des informations sur la forme.

Donc ils peuvent être utilisés comme base pour différencier des silhouettes différentes.

Les algorithmes de transformé de Fourier rapide, particulièrement efficaces, ne s'appliquent qu'à un nombre de points égal à une puissance de 2. Pour un contour qui ne satisfait pas cette condition, il est indispensable d'ajouter le nombre de points nécessaires pour atteindre la puissance de 2 supérieure.

De plus, le contour doit être parcouru dans l'ordre, pour ne pas introduire du bruit (voir 5.8) dans la transformée de Fourier. On comprend qu'un contour parcouru dans le désordre correspond à un contour différent.

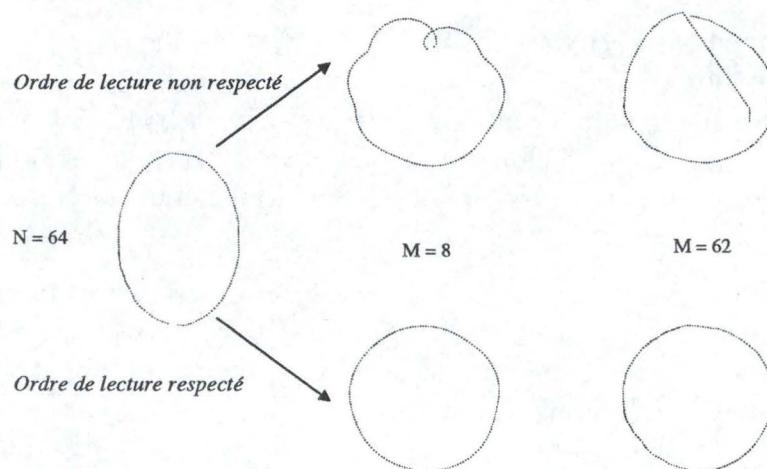


Figure 5.8: Problèmes induits par un parcours non ordonné du contour.

### 5.4.3 Paramètres descriptifs de la surface d'une région

#### Quelques descripteurs simples

La *surface* d'une région est définie comme le nombre de pixels contenu dans sa frontière. Le *périmètre* est la longueur de sa limite. Bien que surface et périmètre

sont parfois utilisés comme descripteurs <sup>6</sup>, ils s'appliquent essentiellement dans des situations où la taille des objets d'intérêt est invariable. Plus fréquemment, ils sont employés pour préciser le caractère compact d'une région, lequel se définit comme :

$$\gamma = \frac{(\text{périmètre})^2}{4\pi \text{ surface}}$$

La *compacité*  $\gamma$  est une quantité sans dimension (et donc insensible aux changements d'échelle) et est minimale pour une zone en forme de disque ( $\gamma = 1$ ).

D'autres mesures simples utilisées pour décrire une région sont la moyenne et la médiane des niveaux de gris, les valeurs minimum et maximum des niveaux de gris et le nombre de pixels ayant des valeurs au-dessus et en dessous de la moyenne.

### Descripteurs topologiques

Les propriétés topologiques nous donnent des informations globales au sujet de la région sous étude. Par définition, la *topologie* est l'étude des propriétés d'une figure qui ne sont pas affectées lors de déformations, pour autant qu'il n'y ait ni déchirure ni union au sein de la figure.

Le nombre de trous  $H$ , ainsi que le nombre de composantes connexes  $C$  peuvent être utilisés pour décrire une zone (cfr figure 5.9). Par composante connexe d'un ensemble, nous entendons un sous-ensemble de taille maximale tel que deux de ces points puissent être joints par une courbe entièrement contenue dans le sous-ensemble.

Connaissant les nombres  $H$  et  $C$ , le *nombre d'Euler*  $E$  peut être défini :

$$E = C - H$$

Ce nombre est un descripteur topologique important, nécessitant la connaissance de  $C$  et de  $H$  pour son calcul. Pour détecter les composantes connexes d'une image binaire, nous avons utilisé le principe connu sous le nom de "*grassfire*". Selon ce principe, l'image est parcourue ligne par ligne jusqu'à ce que le premier pixel d'un objet soit rencontré. Le feu est mis à ce pixel. L'incendie allumé se propage aux 8 plus proches voisins du pixel courant. La propagation se poursuit de pixels en pixels jusqu'à ce que tous les pixels de l'objet aient brûlé et donc devenus non distinguables du fond de l'image. Tout combustible ayant disparu, le feu s'éteint. Cette procédure est alors répétée récursivement jusqu'à ce que tous

<sup>6</sup>La manière de calculer le périmètre a été présentée en 5.4.2 dans le cas d'une représentation sous forme de chaîne.

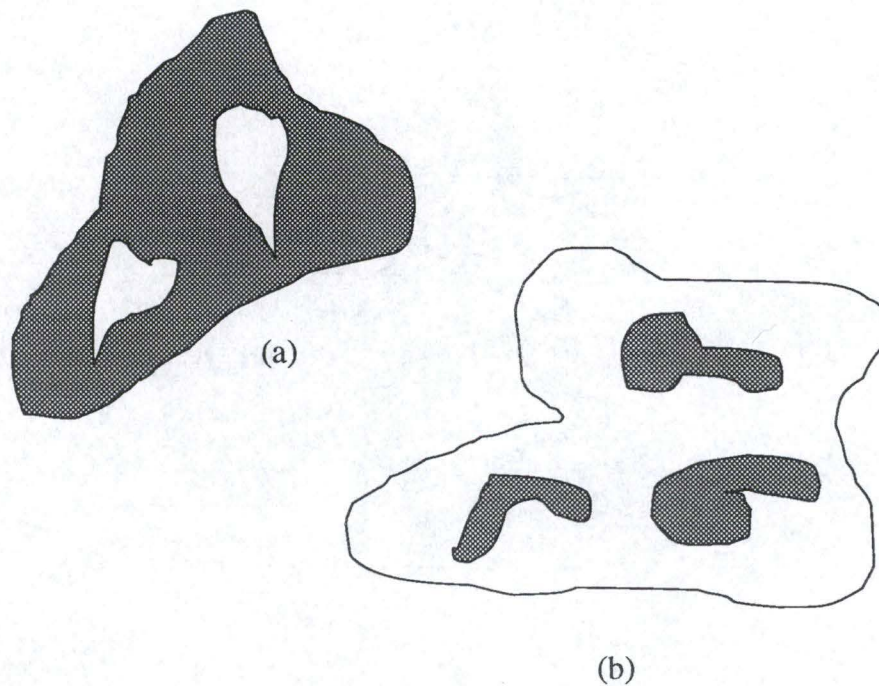


Figure 5.9: (a) Une région avec deux trous ; (b) Une région avec trois composantes connexes (d'après Gonzalez).

les objets de l'image aient été comptés. Pour compter le nombre de trous, le même algorithme est appliqué individuellement à chaque objet.

Les régions représentées par des segments de droite (approximées par un polygone) ont une interprétation particulièrement simple en terme de nombre d'Euler. Notant  $W$  le nombre de sommet,  $Q$  le nombre de côtés et  $F$  le nombre de faces, il est possible d'écrire la *formule d'Euler* :

$$W - Q + F = C - H = E$$

La figure 5.10 comporte 7 sommets, 11 côtés, 2 faces, 1 région connectée et 3 trous ; donc :

$$7 - 11 + 2 = 1 - 3 = -2$$

Il est à noter que la classification en trous ou en faces est arbitraire et ne modifie en rien la formule d'Euler.

La détermination du nombre de composantes connexes et de trous avec un algorithme tel que celui présenté ci-dessus nécessite de parcourir toute l'image.

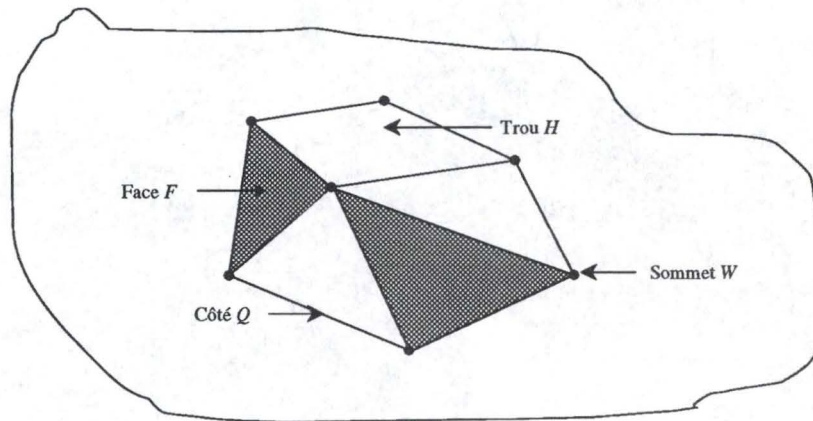


Figure 5.10: Une région représentée par des segments de droite (d'après Gonzalez).

Par contre, lorsqu'on dispose d'une approximation polygonale, il est facile de déterminer le nombre de côtés, le nombre de sommets ainsi que le nombre de trous et de faces <sup>7</sup>.

Bien que ces concepts soient assez généraux, ils fournissent une description supplémentaire, souvent utile pour la caractérisation des régions au sein d'une image.

### Texture

Une approche importante pour la description de régions consiste à quantifier les éléments de sa texture. Bien qu'aucune définition formelle du mot *texture* n'existe, intuitivement ce descripteur fournit des mesures de propriétés telles que la régularité ou la rugosité de surfaces.

Une manière très simple de décrire la texture est d'utiliser les moments de

<sup>7</sup>La somme de ces deux nombres suffit puisque cette classification est arbitraire pour la formule.

l'histogramme d'une région ou d'une image.

Soit :

- $z$ , une variable aléatoire symbolisant l'intensité d'une image ;
- $p(z_i)$ , l'histogramme correspondant ( $i = 1, 2, \dots, L$ ) ;
- $L$ , le nombre de valeurs distinctes de l'intensité ;

alors le  $n$ -ème <sup>8</sup>moment de  $z$  autour de la moyenne est :

$$\mu_n(z) = \sum_{i=1}^L (z_i - m)^n p(z_i)$$

où  $m$  est la valeur moyenne de  $z$  :

$$m = \sum_{i=1}^L z_i p(z_i)$$

Elle donne une estimation de l'intensité moyenne au sein de la région.

Le deuxième moment (aussi appelé la *variance* et dénoté  $\sigma^2(z)$ ) est particulièrement important dans la description de texture. C'est une mesure de la dispersion de l'intensité de la région. Elle peut être utilisée pour élaborer des descripteurs relatifs à la régularité. Par exemple, la mesure

$$R = 1 - \frac{1}{1 + \sigma^2(z)}$$

est nulle pour les surfaces d'intensité constante ( $\sigma^2(z) = 0$  si tous les  $z_i$  ont la même valeur) et approche 1 pour de grandes valeurs de  $\sigma^2(z)$ .

Le troisième moment, connu sous le nom de *skewness*, est une mesure de la symétrie de l'histogramme. Cela montre le pourcentage des pixels de la région qui se trouvent de préférence de l'un ou l'autre côté de la moyenne.

$\mu_4$ , aussi nommé *kurtosis*, est quant à lui une mesure de l'étendue de l'histogramme. Il est assez difficile de mettre les moments d'ordre supérieur en relation avec la forme de l'histogramme. Ils permettent cependant de différencier quantitativement les textures.

Les mesures de texture calculées en utilisant seulement les histogrammes sont assez limitées. Elles ne contiennent aucune information sur la position relative des pixels les uns par rapport aux autres. Une manière d'introduire ce type

---

<sup>8</sup>Remarquons que  $\mu_0 = 1$  et  $\mu_1 = 0$ .

d'information dans le processus d'analyse de texture est de non seulement considérer la distribution des intensités, mais aussi les positions des pixels d'intensités égales (ou proches).

Soit :

- $P$ , un opérateur de position ;
- $\mathcal{A}$ , une matrice  $k \times k$  dont l'élément  $a_{ij}$  est le nombre de fois que les points de niveau de gris  $z_i$  apparaissent (dans la position spécifiée par  $P$ ) relativement aux points de niveaux de gris  $z_j$ , avec  $1 \leq i, j \leq k$

Par exemple, considérons une image avec trois niveaux de gris,  $z_1 = 0$ ,  $z_2 = 1$ , et  $z_3 = 2$ , comme suit :

$$\begin{array}{ccccc} 0 & 0 & 0 & 1 & 2 \\ 1 & 1 & 0 & 1 & 1 \\ 2 & 2 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \end{array}$$

et l'opérateur position  $P$  défini par "un pixel à la droite et un pixel en-dessous". Par application de  $P$  à chaque pixel du cliché, on obtient la matrice  $\mathcal{A}$   $3 \times 3$  suivante :

$$\mathcal{A} = \begin{pmatrix} 4 & 2 & 1 \\ 2 & 3 & 2 \\ 0 & 2 & 0 \end{pmatrix}$$

L'élément  $a_{ij}$  est le nombre de fois qu'un point de niveau de gris  $z_i$  apparaît une position en-dessous et à droite d'un pixel d'intensité  $z_j$ .

La taille de  $\mathcal{A}$  est strictement déterminée par le nombre de niveaux de gris distincts dans l'image. Donc, pour garder une taille de  $\mathcal{A}$  traitable, il est nécessaire de classer les intensités en quelques gammes de niveaux de gris.

Soit  $n$ , le nombre de paires de point de l'image satisfaisant  $P$  (dans l'exemple ci-dessus,  $n = 16$ ). Si une matrice  $\mathcal{C}$  est construite en divisant chaque élément de  $\mathcal{A}$  par  $n$ , alors  $c_{ij}$  est une estimation de la probabilité qu'une paire de points satisfaisant  $P$  ait les valeurs  $(z_i, z_j)$ . La matrice  $\mathcal{C}$  est appelée la *matrice de co-occurrence des niveaux de gris*. Parce que  $\mathcal{C}$  dépend de  $P$ , la présence de motifs donnés peut être détectée en choisissant un opérateur de position approprié. Plus généralement, le problème est d'analyser une matrice  $\mathcal{C}$  donnée dans le but de catégoriser la texture de la région sur laquelle  $\mathcal{C}$  a été calculée. Un ensemble de descripteurs utile à cette fin comprend :

1. la probabilité maximale

$$\max_{i,j}(c_{ij})$$

2. le moment d'ordre  $k$  de la différence d'éléments

$$\sum_i \sum_j (i - j)^k c_{ij}$$

3. le moment inverse d'ordre  $k$  de la différence d'éléments

$$\sum_i \sum_j \frac{c_{ij}}{(i - j)^k} \quad i \neq j$$

4. l'entropie

$$- \sum_i \sum_j c_{ij} \log c_{ij}$$

5. l'uniformité

$$\sum_i \sum_j c_{ij}^2$$

L'idée de base est de caractériser le "contenu" de  $\mathcal{C}$  via ces descripteurs. Par exemple, la première propriété donne une indication de la plus forte réponse à  $P$ . Le deuxième descripteur a une relativement petite valeur quand les grandes valeurs de  $\mathcal{C}$  sont proches de la diagonale principale, parce que les différences  $(i - j)$  sont plus petites. Le troisième descripteur a l'effet opposé. Le quatrième descripteur est une mesure du caractère aléatoire, ayant sa plus haute valeur quand tous les éléments de  $\mathcal{C}$  sont égaux. Inversement, le cinquième descripteur vaut peu quand les  $c_{ij}$  sont tous égaux.

Il est à noter que les  $c_{ij}$  dépendent fortement de l'opérateur de position choisi, et particulièrement de son adéquation avec l'image.

Une autre manière de décrire les relations spatiales entre pixels pour qualifier la texture est d'utiliser l'histogramme des différences de niveaux de gris et c'est ce que nous avons fait. Soit  $d = (d_x, d_y)$ , une valeur de distance et  $g(d)$ , la différence de niveaux de gris à la distance  $d$ :

$$g(d) = | z(k, l) - z(k + d_x, l + d_y) |,$$

$z(k, l)$  étant l'intensité du pixel de coordonnées  $(k, l)$ .

Nous désignons par  $p_g(g, d)$  l'histogramme de différences de niveaux de gris pour la distance  $d$  considérée. Pour chaque valeur de  $d$ , il existe un histogramme distinct, qui contient des informations concernant l'organisation spatiale des intensités au sein de la région. Si une région a une structure grossière, l'histogramme  $p_g(g, d)$  présente un pic autour de  $g = 0$  pour de petites valeurs de  $d$ . Si la région présente une structure fine,  $p_g(g, d)$  tend à s'étendre, même pour de petits déplacements  $d$ . Moyenne, variance, entropie, ... peuvent également être calculées à partir de ce type d'histogramme un peu particulier.

### Les moments

Un ensemble très utile et pratique de descripteurs de forme est basé sur la théorie des moments. Pour une fonction bidimensionnelle continue  $f(x, y)$ , le moment d'ordre  $(p + q)$  est défini comme :

$$m_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x^p y^q f(x, y) dx dy$$

pour  $p, q = 0, 1, 2, \dots$

Un théorème d'unicité établit que si  $f(x, y)$  est continue par morceau et est non nulle dans une partie finie du plan XY, alors les moments de tous les ordres existent. De plus, la séquence de moment  $(m_{pq})$  est déterminée de manière unique par  $f(x, y)$ .

Les *moments centraux* peuvent être exprimés comme :

$$\mu_{pq} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) dx dy$$

où :

$$\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}} \text{ et } \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$$

sont les coordonnées du centre de gravité de l'objet.

Dans le cas d'une image digitale, on obtient :

$$\mu_{pq} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y)$$

Du calcul des moments, nous avons dégagé quelques descripteurs de forme, à savoir :

- les coordonnées  $(\bar{x}, \bar{y})$  du centre de gravité de l'objet ;
- l'orientation de l'objet  $\theta$ , c'est-à-dire l'angle entre l'axe principal de l'objet et l'axe x du système de coordonnées employés ;
- l'excentricité de l'objet ;
- la taille de l'objet.

#### 5.4.4 Métriques de comparaison des régions

Suite au processus de segmentation, une image est décomposée en régions. De chacune, nous pouvons extraire un grand nombre de paramètres descriptifs, tel

que le périmètre, la surface, la forme, le centre de gravité, ... (cfr 5.4.2 et 5.4.3) Pour évaluer la corégistration de deux images, nous allons nous baser sur les attributs caractérisant les régions (ou les relations existants entre eux) plutôt que sur les zones elles-mêmes.

Supposons que :

- $R = (R_1, R_2, \dots, R_m)$  représente les  $m$  zones extraites de l'image référence du processus de combinaison ;
- $T = (T_1, T_2, \dots, T_n)$  symbolise les  $n$  <sup>9</sup> régions tirées du cliché cible.

Chaque région est décrite par un nombre fini  $N_p$  de propriétés  $p_k$ , ayant pour valeur  $v_k$ ,  $k = 1, 2, \dots, r$ . Le terme "propriété" désigne aussi bien les attributs que leurs relations, numériques ou symboliques.

Toutes les propriétés à valeur numérique sont ramenées dans l'intervalle  $[0, 1]$  en utilisant l'expression :

$$v'_k = \frac{v_k - v_{k_{min}}}{v_{k_{max}} - v_{k_{min}}},$$

où  $v_{k_{min}}$  et  $v_{k_{max}}$  sont les valeurs minimum et maximum de la propriété  $p_k$ .

On pourrait envisager de pondérer les propriétés en fonction des modalités appariées. Les poids attribués à chaque particularité seraient différents pour chaque technique, et ce d'autant plus lors de la corégistration de données structurales avec des données fonctionnelles. Par exemple, les attributs "surface" et "périmètre" (ou "surface relative" et "périmètre relatif" dans le cas de la prise en considération des relations) auraient un poids plus important que la "forme" ; on considère que le "rayon moyen" (ou "rayon moyen relatif") est plus important que la "distance entre les centres de gravité", ... [21] Malheureusement aucun outil mathématique ne décrit théoriquement la façon d'assigner les poids aux propriétés.

Les propriétés des régions étant déterminées, on peut procéder à l'évaluation de la corégistration. La qualité de l'appariement va se mesurer en terme de *similitude* entre les valeurs des propriétés. Une telle approche soulève plusieurs problèmes :

- Quelle propriété est plus importante ?
- Comment combiner propriétés numériques et symboliques ?

Stevan M. VAJDIC dans son article [21] propose trois types de fonction d'évaluation pour comparer les similitudes de deux descriptions <sup>10</sup> : une *mesure de distance* ou fonction coût, une *fonction mérite* (les deux réalisant essentiellement

<sup>9</sup>En général,  $m$  et  $n$  ne sont pas égaux. [21]

une comparaison entre paires de valeurs), et une *fonction faisant intervenir des paramètres plus sophistiqués* comme le nombre de régions, le nombre de propriétés et le nombre d'égalités de chaque paire de propriétés. Dans le langage de ces fonctions, une grande similitude se traduit par une distance minimum, une fonction mérite maximum et une troisième fonction minimum ou maximum suivant sa définition.

Dans le cas des deux ensembles  $R$  et  $T$  de régions décrits précédemment, la fonction coût entre les zones  $R_i$  et  $T_j$  est habituellement définie comme la somme des différences des valeurs absolues ou des carrés de ces mesures, ou même comme la racine carrée de la somme des différences des carrés de toutes les propriétés. Ces diverses formes sont seulement applicables à des données numériques.

Dans le cas de propriétés symboliques ou d'une combinaison de particularités symboliques et numériques, une fonction de probabilité conditionnelle peut être appliquée avec succès. L'information conditionnelle de la propriété  $p_k$  se note  $P_{p_k}(v_k(R_i) | v_k(T_j))$ . Elle est définie comme la probabilité que la propriété  $p_k(T_j)$  de la primitive  $T_j$  dans l'image cible ait la valeur  $v_k(T_j)$  si la propriété  $p_k(R_i)$  de la primitive correspondante  $R_i$  dans l'image de référence a la valeur  $v_k(R_i)$ . La contribution à la mesure de distance entre ces deux primitives de la propriété  $p_k$  peut alors être définie comme :

$$DM_{p_k}(v_k(R_i) | v_k(T_j)) = -\log P_{p_k}(v_k(R_i) | v_k(T_j)).$$

Cette relation exprime bien le fait que la somme minimum de toutes les distances correspond au produit maximum de toutes les probabilités. Au lieu d'appliquer une fonction de probabilité conditionnelle lorsque des propriétés symboliques sont prises en considération, des pénalités peuvent être introduites dans la mesure de distance, si les valeurs des propriétés comparées ne sont pas les mêmes.

BARROW et POPPLESTONE [2] ont proposé une fonction d'évaluation impliquant plus que la comparaison d'attributs et de leurs relations :

$$f = 1 - \frac{n_s}{n_r} + \frac{1}{2n_R}$$

où :

- $n_s$  est le nombre de relations similaires ;
- $n_r$  désigne le nombre de relations ;
- $n_R$  représente le nombre de régions extraites de l'image de référence.

<sup>10</sup>Il s'agit ici de deux ensembles de régions.

Les relations entre les images de référence et cible ( $r_R$  et  $r_T$ ) sont identiques si leur différence se trouve dans l'intervalle de largeur <sup>11</sup> $3\sigma_R$ ,  $\sigma_r$  étant l'écart-type de la relation  $r_R$ . Cette mesure possède plusieurs inconvénients : les poids des attributs et des relations ne sont pas pris en compte, et aucune pénalité n'est introduite.

Trois nouvelles mesures, surmontant ces problèmes, ont été développées [21] :

$$f_1 = W_R \frac{|N_{RR} - N_{IR}|}{N_{IR}} + W_T \frac{|N_{TR} - N_{IR}|}{N_{IR}} + W_P \frac{|N_P - N_{SM}|}{N_P} + \sum_{k=r_1}^{r_2} w_k$$

$$f_2 = \frac{W_R}{N_{IR}} \sqrt{(N_{RR} - N_{IR})^2} + \frac{W_T}{N_{IR}} \sqrt{(N_{TR} - N_{IR})^2} + \frac{W_P}{N_P} \sqrt{(N_P - N_{SM})^2} + \sum_{k=r_1}^{r_2} w_k$$

$f(1)$  et  $f(2)$  sont deux expressions équivalentes.

$$f_3 = \frac{W_R}{(N_{IR})^2} (N_{RR} - N_{IR})^2 + \frac{W_T}{(N_{IR})^2} (N_{TR} - N_{IR})^2 + \frac{W_P}{(N_P)^2} (N_P - N_{SM})^2 + \sum_{k=r_1}^{r_2} w_k$$

où :

- $W_R$ ,  $W_T$  et  $W_P$  sont les poids qui définissent les niveaux de contribution du nombre de régions segmentées dans les images source et cible et le nombre de propriétés utilisées ;
- $N_{RR}$  et  $N_{TR}$  sont les nombres de régions dans les images de référence et cible ;
- $N_{IR}$  est le nombre de régions anatomiques que l'on désire extraire lors du processus de segmentation ;
- $N_P$  est le nombre de propriétés effectivement extraites ;
- $N_{SM}$  est le nombre de propriétés égales ;
- le facteur  $\sum_{k=r_1}^{r_2} w_k$  représente la somme des pénalités pour chaque paire de caractéristiques non égalées.

L'exemple suivant permet d'illustrer les mesures décrites ci-dessus. Soit deux images A et B. La première est l'image prise comme référence dans le processus de corégistration et la seconde est l'image cible de ce traitement.

<sup>11</sup>Cette valeur est choisie expérimentalement [21].

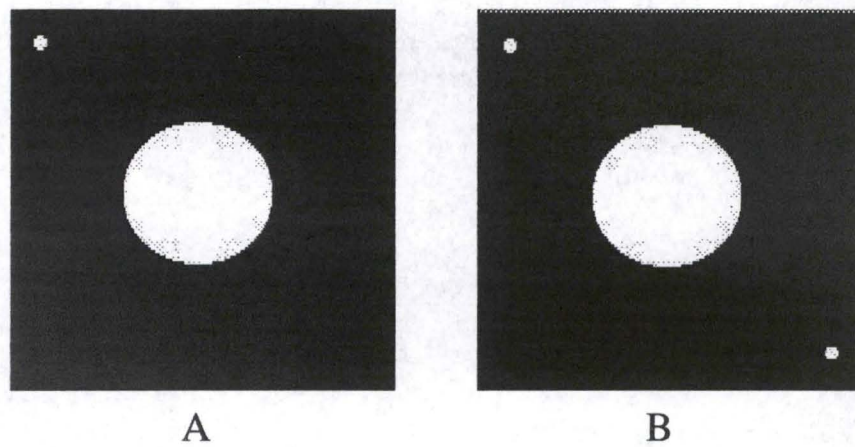


Figure 5.11: *Illustration des mesures décrites au moyen de deux images A et B.*

De l'image de référence, deux régions ont été extraites lors du processus de segmentation ( $N_{RR} = 2$ ). L'image cible, quant à elle, comporte trois zones ( $N_{TR} = 3$ ). Or dans ces images, on ne souhaite prendre en considération qu'une région ( $N_{IR} = 1$ ). Chaque région sera caractérisée par deux paramètres: le périmètre et la surface ( $N_P = 2$ ). Une seule propriété est égale entre les régions correspondantes des deux images ( $N_{SM} = 1$ ). Aucune propriété de nature symbolique n'ayant été prise en compte, aucune pénalité n'a été introduite ( $\sum_{k=r_1}^{T_2} w_k = 0$ ). On obtient dès lors comme valeur pour  $f_1$ ,  $f_2$  et  $f_3$  respectivement 4.5, 4.5 et 6.25.

## 5.5 Implémentation

### 5.5.1 Caractérisation des images

Nous avons développé un programme en C++ qui permet d'appliquer quelques notions discutées dans ce travail. La première partie de ce programme est constituée de plusieurs modules ayant chacun leur utilité: création d'une image, détection des régions et représentation sous forme de chaîne, caractérisation des contours et caractérisation des surfaces.

### Création d'une image

Ce module permet de créer des images simples, composées de carrés et de cercles dont les tailles et les niveaux de gris sont variables. Les images ont toutes une taille de  $256 \times 256$  pixels. Les intensités sont codées sur 256 niveaux de gris (de 0 pour noir à 255 pour blanc).

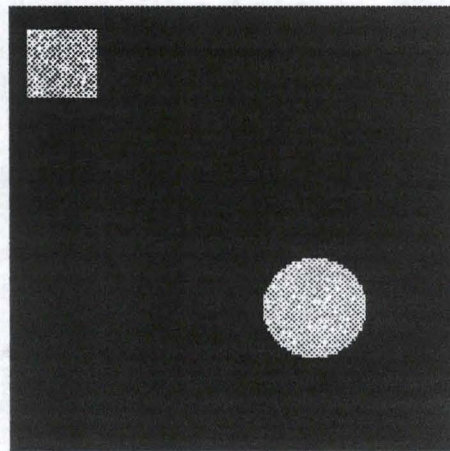


Figure 5.12: Exemple d'image générée par notre programme

### Détection des régions et représentation sous forme de chaîne

La représentation en chaîne est obtenue à l'aide de l'algorithme de la tortue, qui nécessite des images binarisées. Nous avons pour cela utilisé un algorithme de segmentation par seuillage. Le seuil peut être déterminé à partir de l'histogramme. Si cette détermination est aisée pour des images simples, elle devient plus difficile dans le cas d'images complexes et sort du cadre de ce travail (voir [6] pour plus d'information à ce sujet). C'est pour cette raison que notre module prévoit une interaction avec l'utilisateur. Lorsque le seuil est déterminé, l'image est binarisée. Ensuite, l'algorithme de la tortue peut détecter les régions et leur représentation en chaîne. Dans notre exemple, le programme détecte correctement les deux régions de l'image.

### Caractérisation des contours

Ce module permet, à partir de la représentation en chaîne, d'avoir accès à différents paramètres des régions : périmètre, largeur, hauteur, diamètre et descrip-

teurs de Fourier. Avec notre exemple, nous avons obtenu :

	Région 1	Région 2
Périmètre	157	235
Largeur	40	68
Hauteur	39	50
Diamètre	55.15	59.93

### Caractérisation des surfaces

Ce dernier module calcule des paramètres descriptifs des surfaces de l'image : aire, compacité (à partir du périmètre), paramètres de texture (à partir de l'histogramme ou de l'histogramme des différences), coordonnées du centre de gravité, orientation et excentricité. A noter que les paramètres de texture n'ont pas de sens pour des images binarisées. Dans notre exemple, nous avons mesuré :

	Région 1	Région 2
Surface	1521	2779
Centre de gravité	(29,29)	(175,175)

### 5.5.2 Comparaison sur base des caractéristiques

La seconde partie de notre programme permet de comparer des images, ce qui est la base de l'évaluation quantitative de la corégistration. Nous avons implémenté deux types de comparaisons : pixel par pixel et sur base des régions.

#### Pixel par pixel

Nous avons calculé la différence des intensités pixel par pixel pour des images en niveaux de gris ou binarisées ainsi que le rapport entre deux images. Les images ainsi obtenues sont analysées avec des outils statistiques (minimum, maximum, moyenne, déviation standard).

#### Sur base des régions

Nous avons comparé les caractéristiques des régions deux à deux telles qu'elles ont été déterminées par le module de notre programme. Dans notre cas, la comparaison est simplifiée par le fait que les deux images à comparer sont proches (même nombre de régions et caractéristiques de celles-ci proches).

# Chapitre 6

## Evaluation des techniques de corégistration

### 6.1 Introduction

De nombreuses techniques de corégistration ont été développées ces dernières années. La précision de chacune a été analysée, notamment au moyen de simulations et d'expériences fantômes. Mais, pour la plupart, cette validation s'est effectuée de manière isolée, sans aucune confrontation avec d'autres méthodes.

Dans ce chapitre, après une analyse de la précision des méthodes d'alignement, deux études comparatives seront exposées.

### 6.2 Analyse de la précision

#### 6.2.1 Erreur de corégistration

Il est difficile d'évaluer exactement la précision des procédures de corégistration. En effet, l'idée derrière toute mesure d'erreur est que la vraie valeur est connue (ou peut être raisonnablement approximée par une moyenne) [14].

A. F. LUKBAN distingue trois types d'erreur pouvant produire des déviations de la vraie valeur <sup>1</sup>lors d'une mesure, à savoir :

- les erreurs *illégitimes*: il s'agit d'erreurs importantes, rapidement détectables auxquelles on peut facilement remédier ;

---

<sup>1</sup>L'erreur qui en découle est nulle.

- les erreurs *systématiques*: comme leur nom l'indique, ces erreurs se reproduisent avec méthode dans chaque transformation. Leur correction est aisée en comparant les données avec les résultats attendus ;
- les erreurs *aléatoires*: elles résultent habituellement de fluctuations statistiques à l'échelle microscopique et sont mesurées au niveau macroscopique.

Dans le cadre de la corégistration d'images, le caractère aléatoire porte sur la localisation des points anatomiques. Les variations de position sont notamment dues à la réponse finie des instruments de mesure, à la nature statistique des images acquises et à l'imperfection de l'observateur humain. En appliquant une méthode de corégistration on obtient une transformation, différente de la vraie. En réalisant un tel calcul plusieurs fois, une distribution des erreurs est acquise. Le seul problème est que la transformation correcte n'est pas disponible lors de la corégistration de données provenant d'examens réels.

Pour s'assurer de la qualité des techniques de combinaison, on pourrait procéder à un examen visuel <sup>2</sup>des données et du résultat. Cependant ce type d'évaluation est subjectif et ne fournit aucune mesure numérique [10]. Toutefois il existe des techniques permettant de quantifier l'erreur. Il s'agit des méthodes de simulation ou des expériences fantômes.

### 6.2.2 Simulations de points

Ce type de procédure de validation fournit une connaissance implicite de la corégistration correcte.

Un certain nombre de points, par exemple  $m$ , sont générés aléatoirement pour constituer une image de référence. Cette simulation n'est pas simplement effectuée dans un espace cartésien à trois dimensions. Quoique aléatoire le choix des points est orienté par la volonté d'obtenir une image de même type que celles traitées en pratique. Des objets de symétrie sphérique sont utilisés afin que la configuration  $A$  de ces points soit plus réaliste. La conformation  $A$  est soumise à une transformation  $T$  (par exemple une translation et une rotation) choisie aléatoirement. Une configuration  $B$  correspondant exactement à  $A$  est ainsi formée. Ce nouvel ensemble de points est corégré avec l'ensemble de départ  $A$  ce qui donne lieu à une transformation  $T'$ . En appliquant  $T'$  à  $B$ , on obtient la configuration  $A'$  (théoriquement identique à  $A$ ). Le déplacement d'un point de référence entre les deux configurations  $A$  et  $A'$  est alors calculé. Pour chaque distribution de points, le choix de la transformation est répétée  $n$  fois. Le déplacement moyen peut ainsi être calculé.

---

<sup>2</sup>Ce moyen d'évaluation a été développé au chapitre 3.

Lors de ces simulations il est possible de faire varier de nombreux paramètres. Par exemple, D.K. HILL [9][10] a permis au nombre de points  $m$  employés pour la corégistration de varier tout en maintenant leur distribution constante. Cela lui a permis d'étudier la précision en fonction de  $m$ . En dressant le graphique du déplacement moyen en fonction de la racine carrée de ce nombre, il a pu constater que l'erreur  $e$  de déplacement est liée à  $m$  par la relation suivante:  $e = o(\sqrt{m})$ .

### 6.2.3 Expérience utilisant des fantômes

Les simulations ne sont pas suffisantes pour réaliser une étude complète de la précision. Il est en effet difficile d'obtenir des configurations de points réalistes [14]. On a dès lors recours à des examens réels. Les images acquises par le biais de marqueurs externes peuvent être employées pour trouver les vraies corégistrations, les différences entre les transformations mesurées et correctes [24].

Malheureusement les examens effectués en milieu hospitalier le sont de plus en plus sans utiliser de tels marqueurs. C'est la raison pour laquelle les travaux de validation de techniques de corégistration rétrospectives emploient la simulation. Cela leur permet d'obtenir des mesures indirectes de l'erreur.

On peut également avoir recours à des examens accomplis sur des éléments anatomiques artificiels, appelés *fantômes*. En les munissant de marqueurs externes, il est possible d'opérer des études de précision dans des conditions proches de la réalité.

### 6.2.4 Combinaison de ces deux techniques

Les résultats de ces deux techniques sont complémentaires. En effet, les simulations permettent d'étudier les erreurs de corégistration en fonction de divers paramètres. Cela peut éventuellement donner lieu à une relation mathématique. Ces résultats peuvent être validés par l'analyse d'examens réels accomplis sur des fantômes ou sur de vrais patients

## 6.3 Comparaison des techniques de corégistration

### 6.3.1 Etude comparative proposée par STROTHER *et al.*

Au début des années 90, on dénombrait un grand nombre de méthodes d'alignement d'images. Chacune avait été évaluée, mais aucune comparée. En 1994,

STROTHER *et al.* comblèrent cette lacune [20]. L'étude proposée concerne quatre techniques de combinaison intrasujet et des images de type MR et PET.

Huit patients volontaires ont subi une résonance magnétique. Chaque cliché acquis ont été soumis à diverses manipulations, à savoir :

- une translation et une rotation aléatoire, donnant naissance à une image MR non alignée ;
- une reconstruction permettant la génération d'une image de type PET. Ce cliché subit à son tour une transformation rigide résultant en un cliché PET non aligné.

De cette manière, les corégistrations correctes sont connues.

Deux observateurs qualifiés ont ensuite été chargés de localiser des points anatomiques équivalents entre toutes les analyses d'un même patient. Une fois cette tâche accomplie, on les a coréregistrés via les quatre méthodes sous étude.

Pour mesurer la performance des différentes techniques, un calcul d'erreur moyenne et maximale a été réalisé, l'erreur étant définie comme la distance géométrique en millimètre entre les centres des voxels anatomiquement équivalents entre deux images combinées. Souvent, cette différence se note VRE (Voxel Registration Error).

La solution étant connue pour chaque composition, il est possible de calculer une matrice de transformation résiduelle, obtenue par soustraction du résultat du processus de corégistration à la solution. En appliquant cette matrice aux images MR acquises, on crée six volumes d'erreur pour lesquels les erreurs moyenne et maximale sont aussi calculées.

Cette comparaison a permis pour chaque technique :

- de quantifier sa précision ;
- de montrer ses avantages et inconvénients par rapport aux autres, ce qui n'avait jamais été mis en évidence auparavant ;
- de mettre en évidence la sensibilité des techniques aux interventions humaines.

### 6.3.2 Etude comparative proposée par FITZPATRICK *et al.*

Plus récemment (1997), J. Michael FITZPATRICK et tout un groupe de chercheurs ont réalisé une évaluation *aveugle* et objective d'un ensemble de techniques de

corégistration rétrospectives [25]. Pour ce faire, ils ont utilisé comme standard une méthode de combinaison basée sur l'emploi de marqueurs externes.

Seules des techniques d'appariement d'images de type CT avec des images MR et d'images PET avec des MR ont été prises en considération par l'étude. Les ensembles de données utilisés provenaient de neuf patients. Avant toute analyse, chaque patient se voyait implanter quatre marqueurs et attacher un repère stéréotactique. Une fois acquises, certaines explorations MR étaient soumises à une correction des distorsions géométriques, déformations dues à l'inhomogénéité du champ magnétique lors de l'acquisition.

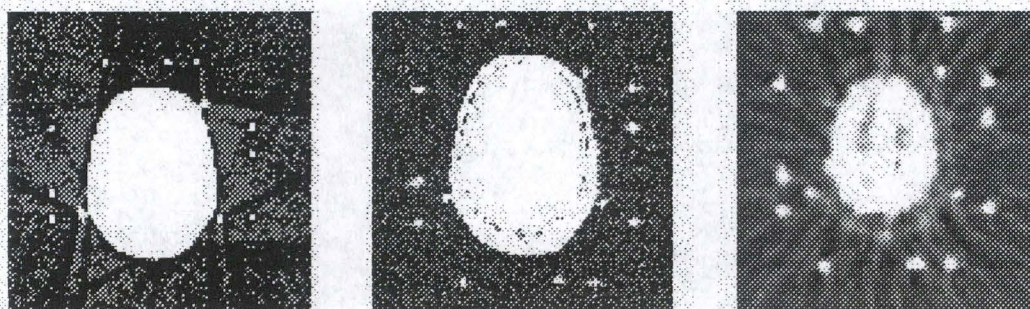


Figure 6.1: *Images originales respectivement de type CT, MR et PET. Le repère stéréotactique (couronne de points brillants autour de la tête) et les marqueurs (trois points brillants près de la tête) sont clairement visibles dans les trois modalités (d'après Fitzpatrick).*

La première étape de l'évaluation consistait à calculer les réponses, les vraies transformations, c'est-à-dire les résultats issus des corégistrations employant les repères extrinsèques. Leur précision a été estimée en calculant la VRE (cfr 6.3.1) entre les positions des marqueurs avant et après corégistration.

Ensuite un traitement particulier était accompli sur chaque image. En fait, il s'agissait d'en retirer toutes traces des marqueurs et repère. L'édition manuelle des régions contenant ces structures, suivie par une reconstruction approximative du fond de l'image, a permis de réaliser une telle tâche. Ceci accompli, chaque image s'est vue associer un entête descriptif fournissant des renseignements du type taille des pixels, épaisseur de tranches, résolution, ...

Les nouvelles images créées, un nom de connexion, un mot de passe et une

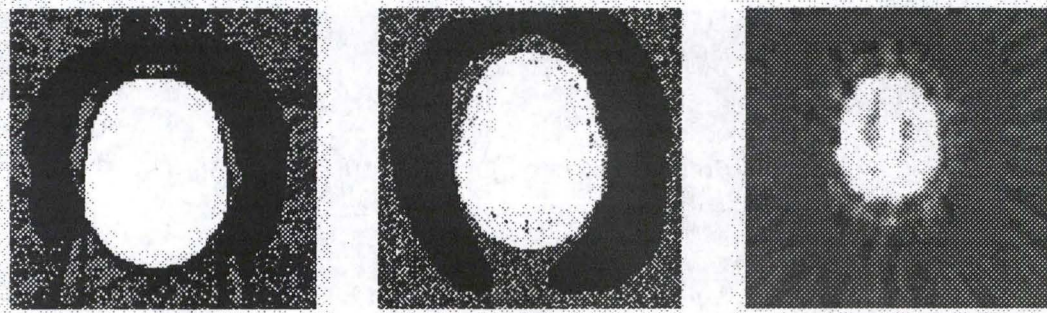


Figure 6.2: Les images après que toutes traces des repères extrinsèques aient été enlevées (d'après Fitzpatrick).

adresse Internet étaient fournis à tous les participants de l'étude par courrier électronique. Le mot "participant" désigne les personnes qui effectueront les corégistrations rétrospectives. Il s'agit de collaborateurs extérieurs au site de l'étude<sup>3</sup>. Grâce aux divers éléments qui leur ont été attribués, il leur est possible de télécharger les images à analyser via FTP. Ces chercheurs n'avaient aucune connaissance des résultats produits par la méthode de combinaison prospective (du moins pas avant la remise des leurs). Cela a permis d'assurer le caractère aveugle de la méthode d'évaluation.

Une fois les corégistrations rétrospectives accomplies, leur fruit a été transmis au groupe auteur de l'étude et ce dans un format unique, déterminé au préalable. De cette manière les risques d'erreur et de confusion, introduits lors de l'analyse des données, ont été minimisés. Dans ce format, chaque transformation était spécifiée par une table comprenant les coordonnées *avant* et *après* corégistration des centres des huit voxels de coin du volume concerné.

Après la réception des tables de transformations de chaque site, l'étape suivante de l'étude consistait à comparer les résultats reçus avec ceux provenant de la méthode prospective. En collaboration avec des neurologues et des neurochirurgiens, un ensemble de *volume d'intérêt* (VOIs)<sup>4</sup>, stocké sous la forme d'ensembles de coordonnées de voxels, a été choisi. Ils représentent des régions de grand intérêt médical.

<sup>3</sup>Il s'agit du Vanderbilt University Medical Center - Nashville - USA

<sup>4</sup>Dans le milieu médical, le terme *région d'intérêt* (ROIs) est également employé pour désigner

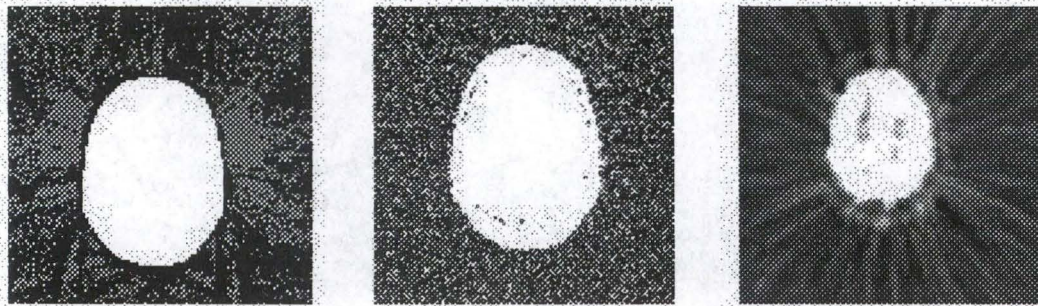


Figure 6.3: Les images après reconstruction du fond (d'après Fitzpatrick).

Une estimation de la précision des procédures rétrospectives à la position de chaque volume d'intérêts est calculée en utilisant la technique <sup>5</sup>suivante (illustrée à la figure 6.4) :

1. Le pixel du centroïde du volume d'intérêt est trouvé et sa position est convertie en un point millimétrique  $C$  dans la modalité sujette aux transformations, et ce en utilisant la taille connue des voxels.
2. L'inverse de la transformation standard  $G^{-1}$  est appliquée à  $C$  et donne donc la position correspondante  $C' = G^{-1}(C)$  dans la modalité de référence.
3. La transformation rétrospective  $R$  à évaluer est appliquée à  $C'$  ce qui résulte en  $C'' = R(C')$
4. L'erreur de la méthode de corégistration rétrospective à la position anatomique déterminée par ce VOI est prise comme étant la distance euclidienne  $d$  entre  $C$  et  $C''$ . On parle d'erreur de corégistration entre cible, ce qui se symbolise par TRE (pour *Target Registration Error*).

Il est important de remarquer que la validité de ces évaluations dépend de la précision des techniques de corégistrations prospectives utilisées. Les TRES présentés dans cette étude sont des mesures exactes de l'erreur seulement si le

un VOI.

<sup>5</sup>Une étude complète de cette technique fut réalisée par BLACK [3]. Il en établit notamment la validité.

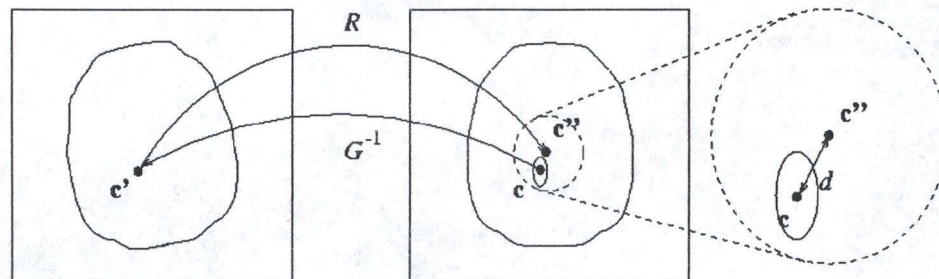


Figure 6.4: Calcul de l'erreur de corégistration en utilisant les VOIs. L'erreur est la distance euclidienne  $d$  entre  $C = G(C')$  et  $C'' = R(C')$ . L'ellipse représente un volume d'intérêts (d'après Fitzpatrick).

standard calcule la vraie transformation. Mais ce standard n'est bien évidemment pas parfait. Pour estimer sa précision, des simulations doivent être accomplies.

# Chapitre 7

## Conclusion

Ce mémoire m'a permis de découvrir un domaine qui est, d'une part, lié de près à ma formation et, d'autre part, ouvert vers d'autres horizons, dont principalement la médecine et plus particulièrement au niveau de l'imagerie médicale.

De nos jours, de nombreuses techniques d'imagerie font partie intégrante du monde médical. Elles aident le médecin dans sa compréhension du corps humain et ce aussi bien au niveau anatomique que métabolique. Parfois, pour obtenir l'information dont il a besoin, le praticien se trouve face à un grand nombre d'images "différentes", c'est-à-dire acquises avec diverses techniques, à d'autres moments, ... qu'il doit comparer. Nous avons vu pourquoi une telle tâche ne peut se faire directement, mais bien par le biais d'une corégistration.

Après avoir précisé ce qui se trouve derrière le verbe "corégistrer", plusieurs approches de classification des méthodes permettant de réaliser un tel traitement d'images ont été abordées. Durant tout le reste de ce travail, notre attention s'est focalisée sur l'évaluation de la corégistration.

La précision a tout d'abord été analysée de manière qualitative, c'est-à-dire sur base des méthodes de visualisation de la mise en correspondance dont un bref aperçu vous a été donné. Cette étude a été menée en décrivant le cycle d'évaluation développé par D.K. HILL ainsi que l'une de ses applications. Elle a montré l'importance de l'interdisciplinarité dans le développement de technologies de ce type.

Ensuite une approche quantitative a été développée pour l'évaluation et ce selon deux axes, à savoir dynamique ou statique suivant que l'étude a lieu pendant ou après le processus de mise en correspondance.

Les méthodes de corégistration étant itératives, l'évaluation en cours de processus est primordiale. Il est en effet nécessaire de déterminer le moment où la transformation optimale est calculée pour arrêter le processus. Cette analyse a

été menée en décrivant les quatre composants de toute méthode d'appariement, à savoir l'espace de caractéristiques, la métrique de similarité, l'espace de recherche et la stratégie de recherche. Ceux-ci sont fortement interdépendants. Une mauvaise adéquation des composantes entre elles peut rendre la méthode inefficace.

Lorsque deux images ont été alignées, on peut avoir recours à plusieurs méthodes pour mesurer la précision avec laquelle le traitement a été accompli. Celles-ci sont totalement indépendantes du processus de mise en correspondance et se basent sur des caractéristiques de l'image. L'idée sous-jacente est de comparer des paramètres descriptifs des images en vue de déterminer leur grande similarité ou non, signe d'une bonne ou d'une mauvaise corégistration.

Dans le cadre de ce travail, nous avons principalement porté notre attention sur les méthodes d'évaluation se basant sur les régions. Sur base du contour ou de la surface, un grand nombre de descripteurs d'une région peuvent être calculés. De telles opérations ont été réalisées sur de petites images créées de toute pièce par nos soins. Il nous semblerait intéressant d'étudier de manière approfondie le comportement de ces paramètres en fonction des caractéristiques des régions auxquelles ils sont appliqués.

Une fois caractérisées et en vue d'évaluer la précision de leur corégistration, il est nécessaire de comparer les régions sur base de leurs descripteurs. Cela peut se faire par le biais de métriques "intelligentes", dont quelques exemples ont été présentés. Cependant, l'étude de ces mesures est récente et il est trop tôt pour tirer des conclusions sur leur utilisation pratique.

Pour terminer, l'évaluation des techniques de corégistration a été abordée et ce notamment via la description de deux études qui ont été menées à ce sujet. A partir de cette évaluation, nous avons constaté que la méthode de corégistration à utiliser dépend des modalités et de la qualité des images à mettre en correspondance. Il n'existe pas de technique universelle.

Après avoir débroussaillé le terrain dans le domaine de l'évaluation de la corégistration, il faut passer à la sélection des futures graines à semer. Toutes les mesures implémentées ont maintenant besoin d'être testées dans un environnement réel de travail. Cela permettra de découvrir les avantages et inconvénients de chacune. Leur extension au traitement d'objets tridimensionnels doit également être envisagé pour l'avenir. Cela conduira probablement à l'élimination de certains paramètres et métriques mais aussi à l'introduction de nouveaux.

# Chapitre 8

## Annexes

### 8.1 Les techniques d'imagerie médicale

Les images médicales peuvent être de deux types :

- fonctionnel, dont font partie les images obtenues par scintigraphie ;
- anatomique, reprenant les images obtenues via un scanner ou encore une résonance magnétique.

#### 8.1.1 Le scanner x

Vers la fin des années 1960, un neurologue américain, le docteur OLDENDORF cherchait à obtenir une image directe du cerveau par rayons x. Sur le plateau d'un phonographe, il avait disposé des objets de densité différente et démontré que l'on pouvait déterminer leur position sur ce plateau à partir d'un nombre suffisant de projections. OLDENDORF touchait presque à la solution mais il lui manquait la technologie et un appui industriel. En Angleterre, à la même époque, un autre neuroradiologiste, AMBROSE, rencontra à un repas d'universitaires un ingénieur et physicien, HOUNSFIELD, et lui soumettait le même problème. De cette rencontre naquit le premier scanner.

Le scanner, ou tomodynamomètre, utilise les propriétés des rayons x qui sont projetés sur une tranche du corps humain à l'aide d'un appareillage complexe. Son principe tient en deux temps : analyse multi-angulaire, puis reconstruction mathématique. A l'instant  $t$ , correspondant à une incidence angulaire  $\theta$ , les récepteurs recueillent un "profil d'intensité" :

$$P(t, \theta) = \log \frac{I_0}{I_k}$$

où :

- $I_0$  est l'intensité incidente ;
- $I_k$  les valeurs d'intensité de tous les rayons parvenant aux détecteurs.

L'angle  $\theta$  change, un nouveau profil est acquis et enregistré et ainsi de suite, de degré en degré, en pivotant autour du sujet examiné. A la fin de la rotation, les images obtenues sont analysées par un ordinateur. En fait il recalcule l'intensité de chacun des éléments de la coupe et reconstitue l'image anatomique.

Les premières expériences du scanner en pratique clinique remontent au début des années septante. Le scanner a d'abord été exploité pour l'étude des affections cérébrales. Il permet de différencier facilement les accidents ischémiques (provoqués par une occlusion d'un des vaisseaux à destinée cérébrale) des accidents hémorragiques (provoqués par la rupture d'un vaisseau encéphalique). En l'utilisant, il est également possible de diagnostiquer une tumeur, d'en trouver la cause et de réaliser un bilan d'extension aussi précis que possible. Aujourd'hui, le champ d'application du scanner a largement dépassé le cadre de la boîte crânienne ; il est utilisé pour l'exploration de l'abdomen (foie, vessie, prostate, ...), du thorax (poumons, oesophage, ...), ...

### 8.1.2 L'imagerie par résonance magnétique

Les principes de l'imagerie par résonance magnétique sont fondés sur les propriétés de certains noyaux atomiques de spin non nul que l'on peut assimiler à de petits aimants (dipôles). L'hydrogène H, le sodium  $^{23}\text{Na}$ , le phosphore  $^{31}\text{P}$  sont, parmi beaucoup d'autres, des atomes utilisables. Depuis 1987, cette technique est surtout basée sur le proton, noyau d'hydrogène très abondant dans le corps humain.

La création du signal de résonance magnétique nucléaire se fait en deux temps. Le corps examiné est d'abord placé dans un puissant champ magnétique (de 5000 à 20000 Gauss) qui aligne les protons dans l'axe du champ. Un deuxième champ magnétique oscillant à une certaine fréquence perturbe l'équilibre et déclenche le basculement des axes de rotation des noyaux. Lorsque l'excitation cesse, le système ainsi perturbé revient à l'état initial et réémet un signal (restitution d'énergie) pendant le temps du retour à l'équilibre (temps de relaxation). Des codages spatiaux utilisant des gradients de champ magnétique permettent de mesurer le signal point par point et de reconstruire l'image en coupe.

Par rapport au scanner, l'imagerie par résonance magnétique présente trois avantages majeurs :

- on n'utilise pas de rayons X : c'est donc une technique qui ne provoque aucune irradiation.
- tous les plans de coupes sont possibles et non plus seulement des coupes horizontales, dites axiales ou transversales comme avec le scanner).
- le contraste spontané obtenu en I.R.M est d'excellente qualité et permet de détecter de petites lésions parfois non décelables au scanner.

Comme le scanner, l'imagerie par résonance magnétique a d'abord été utilisée pour l'étude des affections cérébrales, puis son usage s'est étendu à l'examen du reste du corps humain. Les meilleures applications actuelles demeurent cependant le cerveau et la moelle épinière, les os et les articulations, régions qu'il est facile d'immobiliser complètement.

### 8.1.3 La scintigraphie ou gammagraphie

Après injection dans l'organisme d'un traceur radioactif émetteur  $\gamma$  ou  $\alpha$ , un détecteur (gammacaméra) permet d'obtenir une image de l'organe sur lequel le traceur s'est fixé. L'image scintigraphique a une résolution spatiale médiocre (de 2 à 5 mm), mais apporte de précieux renseignements fonctionnels, en particulier lorsqu'on réalise des successions d'images qui renseignent sur la cinétique du traceur (scintigraphie dynamique). Les traceurs actuellement utilisés sont le Technétium  $^{99}\text{Tc}$ , combiné à diverses molécules qui orientent sa fixation (comme des globules rouges fragilisés).

Les applications de la scintigraphie demeurent nombreuses et ses principales indications sont, pour le cerveau : tumeurs, débit sanguin ; pour les reins : fonction rénale ; ...

## 8.2 Les caractéristiques de corégistration

### 8.2.1 Les espaces de caractéristiques

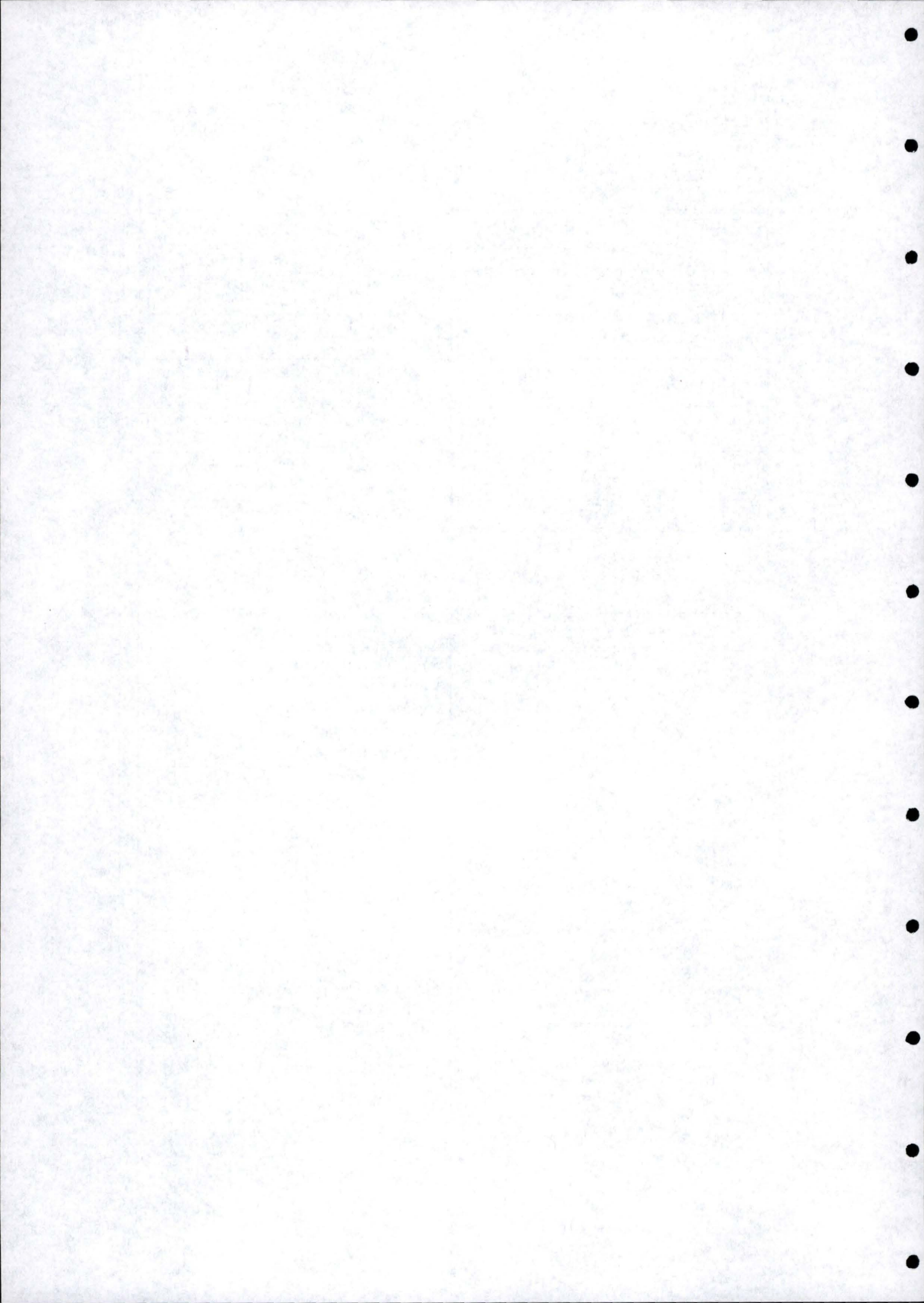
<i>Espaces de caractéristiques [4] [24]</i>
<p>VALEUR DES PIXELS, LEUR INTENSITÉ</p> <p>la plupart de l'information présente dans l'image</p>
<p>CARACTÉRISTIQUES DE BAS NIVEAU</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• <b>Points clés</b> Structure intrinsèque, positionnement précis           <ul style="list-style-type: none"> <li>– Points de courbure maximale sur un contour ;</li> <li>– Centre de gravité d'une région fermée ;</li> <li>– Intersections de lignes.</li> </ul> </li> <li>• <b>Contours, surfaces</b> Structure intrinsèque, peu sensible au bruit</li> </ul>
<p>CARACTÉRISTIQUES DE HAUT NIVEAU</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>• <b>Objets identifiés</b> Structure intrinsèque précise, bruit dans seulement une image           <ul style="list-style-type: none"> <li>– Atlas anatomique ;</li> <li>– Modèle d'un objet.</li> </ul> </li> </ul>

## 8.2.2 Les métriques de similarité

<i>Métrique de similarité [4]</i>	<i>Avantages</i>
Fonction d'inter-corrélation normalisée	Non tolérante aux distortions locales, pic difficile à trouver dans l'espace de corrélation
Coefficient de corrélation	Similaire au cas précédent, à une mesure absolue
Corrélation de phase	Tolérante au bruit dépendant de la fréquence
Somme des différences absolues d'intensité	Calcul efficace, bonne en l'absence de distorsion locale
Somme des différences absolues de contours	Calcul efficace, plus robuste face aux distorsions locales que la précédente
Différences de contours/surfaces	Pour corégistrer des structures

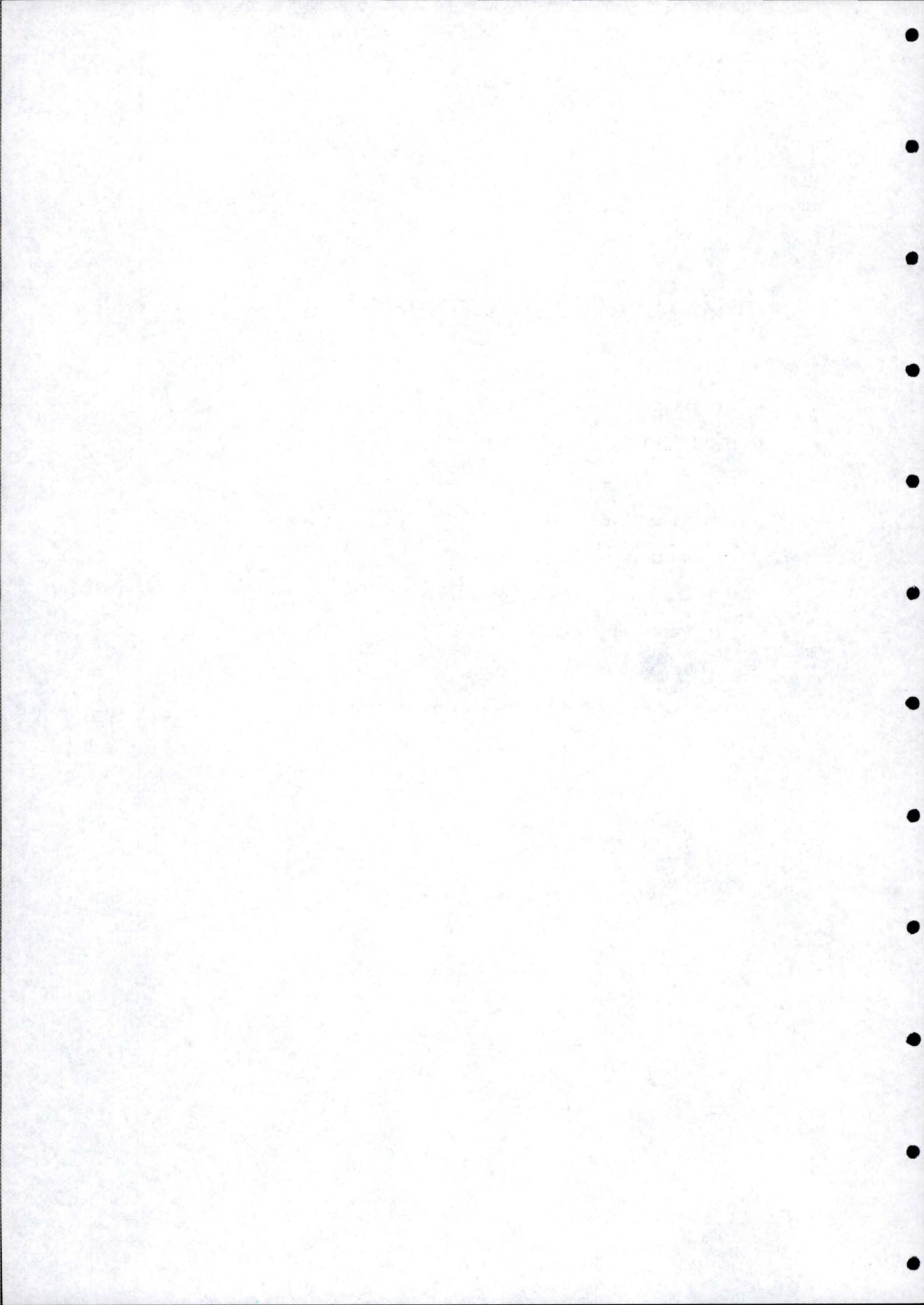
## 8.2.3 Les stratégies de recherche

<i>Stratégies de recherche [4]</i>	<i>Avantages</i>
Relaxation	Approche pratique pour trouver les transformations globales quand des distorsions locales sont présentes, exploite les relations spatiales entre les caractéristiques.
Programmation dynamique	Bonne efficacité pour trouver des transformations locales quand un ordre intrinsèque est présent.
Transformation de Hough généralisée	Pour mettre en correspondance des contours se déplaçant rigidement, en égalant l'espace des bords sur l'espace dual des paramètres.
Programmation linéaire	Utilisée pour trouver la transformation rigide lors d'une mise en correspondance point à point, un poids étant attribué à chaque point.



# Liste d'abréviations

1. CT: Computed Tomography
2. DFT Discrete Fourier Transform
3. IRM: Imagerie par Résonance Magnétique
4. MR: Magnetic Resonance
5. MRI: Magnetic Resonance Image
6. MRS: Magnetic Resonance Spectroscopy
7. PET: Positron Emission Tomography
8. ROI: Region of Interest
9. SPECT: Single Photon Emission Computed Tomography
10. TRE: Target Registration Error
11. VOI: Volume of Interest
12. VRE: Voxel Registration Error

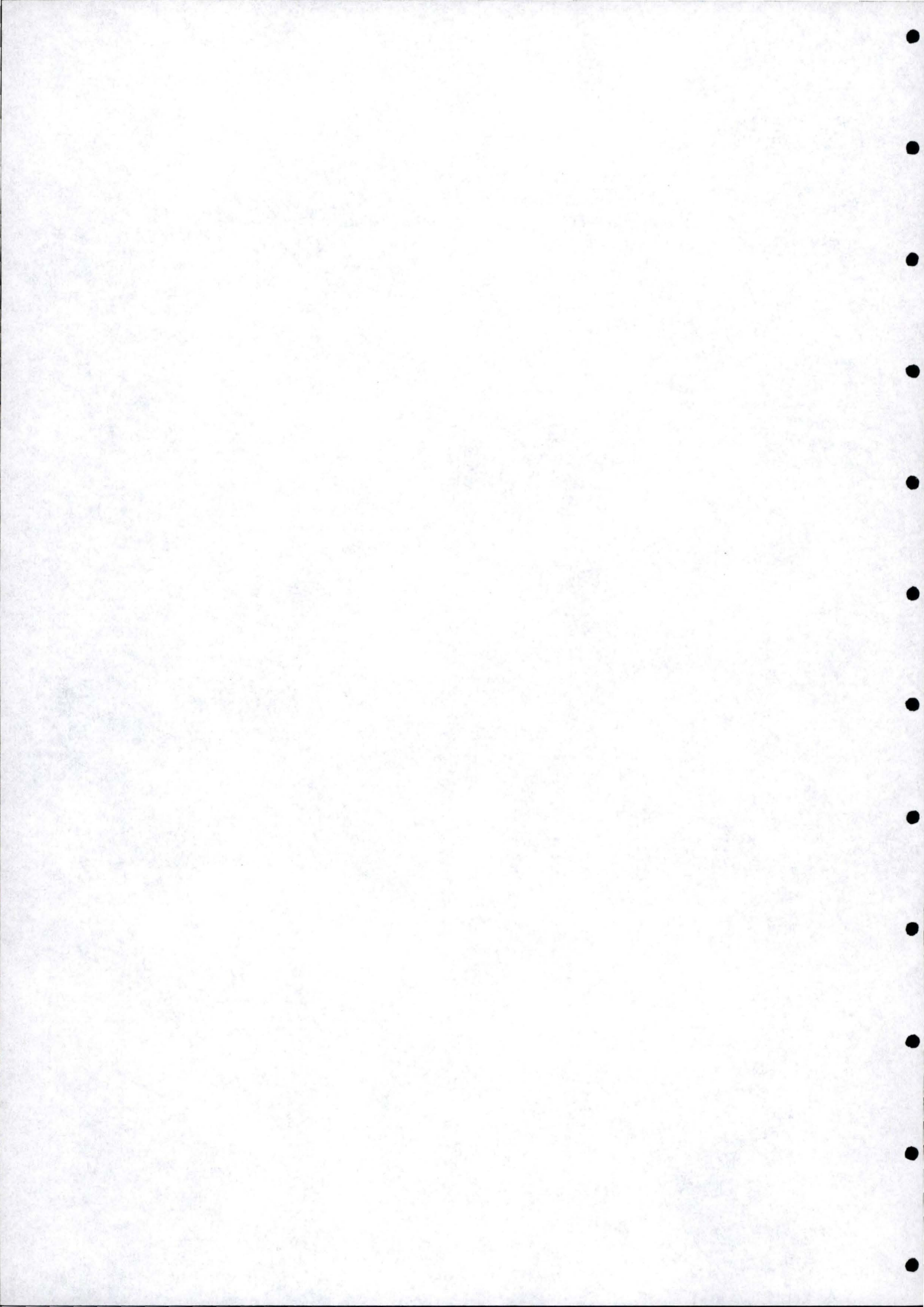


# Table des figures

1.1	<i>L'image de gauche est une image anatomique de type MR de la tête d'un patient. Celle de droite montre la même région du patient mais il s'agit d'une image fonctionnelle de type PET (d'après Image Tool for Windows).</i> . . . . .	11
1.2	<i>Approche de classification des méthodes d'évaluation</i> . . . . .	13
2.1	<i>Convention utilisée pour la représentation d'une image digitale (d'après Image Tool for Windows).</i> . . . . .	16
2.2	<i>Illustration du principe de la corégistration et de la corégistration inverse dans le cas d'images 2D:1A:Une image d'un objet. 1B: Une seconde image du même objet acquise avec une orientation différente. Elle révèle qu'une partie de l'objet a disparu entre les acquisitions. 1C:Illustration schématique du processus de corégistration dans un espace bidimensionnel. 1D:Illustration du processus inverse de 1C (d'après Fitzpatrick).</i> . . . . .	17
2.3	<i>Approche de classification basée sur les transformations (d'après Tri Vu Khac).</i> . . . . .	19
2.4	<i>Aperçu des diverses transformations abordées en 2D (d'après van den Elsen).</i> . . . . .	22
2.5	<i>Approche de classification basée sur les points de repères (d'après Tri Vu Khac).</i> . . . . .	23
2.6	<i>Approche de classification basée sur les caractéristiques de l'image (d'après Tri Vu Khac).</i> . . . . .	24
2.7	<i>Approche de classification basée sur le rôle joué par l'utilisateur (d'après Tri Vu Khac).</i> . . . . .	27
3.1	<i>Méthode de visualisation globale dans une fenêtre graphique (d'après Tri Vu Khac).</i> . . . . .	30

3.2	<i>Illustration de la méthode dite d'intercalage de pixel (d'après Tri Vu Khac).</i> . . . . .	31
3.3	<i>Méthode de visualisation partielle dans une fenêtre graphique (d'après Tri Vu Khac).</i> . . . . .	32
5.1	<i>Approche de classification des méthodes d'évaluation quantitative statique de la corégistration.</i> . . . . .	42
5.2	<i>Calcul d'une image différence par soustraction d'une image MR et d'une image PET (d'après Tri Vu Khac).</i> . . . . .	44
5.3	<i>Directions pour des codes de chaîne à 4 ou 8 directions (d'après Pitas).</i> . . . . .	47
5.4	<i>(a) Une image digitale possédant une région dont la frontière est mise en évidence; (b) Code de chaîne à 4 directions; (c) Code de chaîne à 8 directions (d'après Pitas).</i> . . . . .	48
5.5	<i>Principe de l'algorithme de la "tortue" (d'après Pitas).</i> . . . . .	49
5.6	<i>Un contour digital et sa représentation comme une séquence complexe. Les points <math>(x_0, y_0)</math> et <math>(x_1, y_1)</math> sont (arbitrairement) les deux premiers points de la séquence.</i> . . . . .	51
5.7	<i>Exemples de reconstruction de descripteurs de Fourier pour différentes valeurs de <math>M</math>.</i> . . . . .	52
5.8	<i>Problèmes induits par un parcours non ordonné du contour.</i> . . . . .	53
5.9	<i>(a) Une région avec deux trous; (b) Une région avec trois composantes connexes (d'après Gonzalez).</i> . . . . .	55
5.10	<i>Une région représentée par des segments de droite (d'après Gonzalez).</i> . . . . .	56
5.11	<i>Illustration des mesures décrites au moyen de deux images A et B.</i> . . . . .	64
5.12	<i>Exemple d'image générée par notre programme</i> . . . . .	65
6.1	<i>Images originales respectivement de type CT, MR et PET. Le repère stéréotactique (couronne de points brillants autour de la tête) et les marqueurs (trois points brillants près de la tête) sont clairement visibles dans les trois modalités (d'après Fitzpatrick).</i> . . . . .	71
6.2	<i>Les images après que toutes traces des repères extrinsèques aient été enlevées (d'après Fitzpatrick).</i> . . . . .	72
6.3	<i>Les images après reconstruction du fond (d'après Fitzpatrick).</i> . . . . .	73

- 6.4 *Calcul de l'erreur de corégistration en utilisant les VOIS. L'erreur est la distance euclidienne  $d$  entre  $C = G(C')$  et  $C'' = R(C')$ . L'ellipse représente un volume d'intérêts (d'après Fitzpatrick). . . 74*



# Bibliographie

- [1] François AUBERT and Jean-Pierre LAISSY. *Radiologie et Imagerie Médicale*, volume 3004 of *Que sais-je ?* Presses Universitaires de France, 1995.
- [2] H. G. BARROW and R. J. POPPLESTONE. Relational description in picture processing. *Machine Intelligence*, 6:377-396, 1971.
- [3] Kevin John BLACK, Tom O. VIDEEN, and Joel S. PERLMUTTER. A metric for testing the accuracy of cross-modality image registration :validation and application. *Journal of Computer Assisted Tomography*, 20(5):855-861, 1996.
- [4] Lisa Gottesfeld BROWN. A survey of image registration techniques. *ACM Computing Surveys*, 24(4):325-376, December 1992.
- [5] Kenneth R. CASTLEMAN. *Digital Image Processing*, chapter 18. Prentice Hall, 1996.
- [6] Alexandre de JACQUIER de ROSÉE. Segmentation et détection de contours dans les images médicales. Mémoire de licence en informatique, Facultés Universitaires Notre-Dame de la Paix, Namur - Belgique, 1998.
- [7] Rafael C. GONZALEZ and Paul WINTZ. *Digital Image Processing*. Addison-Wesley Publishing Company, 1977.
- [8] Rafael C. GONZALEZ and Richard E. WOODS. *Digital Image Processing*. Addison-Wesley Publishing Company, 1992.
- [9] Derek LG HILL. *Combination of 3D Medical Images from Multiple Modalities*. PhD thesis, University of London, December 1993.
- [10] Derek L.G. HILL, David J. HAWKES, Michael J. GLEESON, Tim C.S. COX, Anthony J. STRONG, Wai-Lup WONG, Cliff F. RUFF, Neil KEITCHEN, David G.T. THOMAS, John E. CROSSMAN, Colin STUDHOLME, Advait J. GANDHE, Sandra E.M. GREEN, and Glynn P. ROBINSON. Accurate frameless registration of MR and CT images of the head: Applications in surgery and radiotherapy planning. *Radiology*, (191):447-454, 1994.

- [11] Bernd JÄHNE. *Digital Image Processing: Concepts, Algorithms and Scientific Applications*. Springer Verlag, 1993.
- [12] Calvin R. MAURER Jr. and J. Michael FITZPATRICK. A review of medical image registration. In R.J. MACIUNAS, editor, *Interactive Image-Guided Neurosurgery*, pages 17–44. January 1993.
- [13] Maurice LAVAL-JEANTET. *Imagerie Médicale*, volume 11, pages 930–941. Encyclopædia Universalis France S.A., 1997. Encyclopédie en CD-ROM.
- [14] Andrew F. LUKBAN. *The Evaluation of SPECT/MR Registration Error from the Internal Landmark Matching Technique*. PhD thesis, McGill University, Montréal, March 1994.
- [15] Encyclopédie Bordas Multimédia, editor. *Imagerie Médicale*, pages 2448–2451. Société Générale d'édition et de diffusion - France, 1996.
- [16] James R. PARKER. *Algorithm for Image Processing and Computer Vision*. John Wiley and Sons, Inc., 1997.
- [17] Ioannis PITAS. *Digital Image Processing Algorithms*. Prentice Hall, 1993.
- [18] Jack-Gérard POSTAIRE. *de l'Image à la Décision, Analyse des Images Numériques et Théorie de la Décision*. Dunod Informatique, Ed. Bordas, 1987.
- [19] Numerical Recipes Software, editor. *NUMERICAL RECIPES IN C: The Art of Scientific Computing*, chapter 12, pages 496–536. Cambridge University Press, 1992.
- [20] Stephen C. STROTHER, Jon R. ANDERSON, Xiao-Liang XU, Jieh-San LIOW, David C. BONAR, and David A. ROTTENBERG. Quantitative comparisons of image registration techniques based on high-resolution MRI of the brain. *Journal of Computer Assisted Tomography*, 18(6):954–962, 1994.
- [21] Stevan M. VAJDIC, Michael J. BROOKS, Andrew DOWNING, and Henry E. KATZ. Ai and medical imagery: Strategy and evaluation of inexact relational matching. <http://www.csu.edu.au/ci/vol2/vajdic/vajdic.html>, 1995.
- [22] Petra A. VAN DEN ELSSEN, Evert-Jan D. POL, and Max A. VIERGEVER. Medical image matching - a review with classification. *IEEE Engineering in Medicine and Biology*, pages 26–39, march 1993.
- [23] François VANDERMEERSCH. Présentation multimodale en imagerie médicale. Mémoire de maîtrise en informatique, Facultés Universitaires Notre-Dame de la Paix, Namur - Belgique, 1998.

- [24] T. VU KHAC, J. FICHEFET, H. MEURISSE, J.-P. LECLERCQ, F. VANDERMEERSCH, A. DE ROSÉE, and S. DURY. Review and comparison of image co-registration methods. A publier.
- [25] Jay WEST, J. Michael FITZPATRICK, Matthew Y. WANG, Benoit M. DAWANT, Calvin R. MAURER Jr., Robert M. KESSLER, Robert J. MACIUNAS, Christian BARILLOT, Didier LEMOINE, André COLLIGNON, Frédéric MAES, Paul SUETENS, Dirk VANDERMEULEN, Petra A. VAN DEN ELSEN, Sandy NAPEL, Thilaka S. SUMANAWEEERA, Beth HARKNESS, Paul F. HEMLER, Derek L. G. HILL, David J. HAWKES, Colin STUDHOLME, J. B. Antoine MAINTZ, Max A. VIERGEVER, Gregoire MALANDAIN, Xavier PENNEC, Marilyn E. NOZ, Gerald Q. MAGUIRE Jr., Michael POLLACK, Charles A. PELIZZARI, Richard A. ROBB, Dennis HANSON, and Roger P. WOODS. Comparison and evaluation of retrospective intermodality brain image registration techniques. *Journal of Computer Assisted Tomography*, 21(4):554–566, 1997.
- [26] Roger P. WOODS. *AIR (Automated Image Registration)*.
- [27] R.P. WOODS, Simon R. CHERRY, and J.C. MAZZIOTTA. Rapid automated algorithm for aligning and reslicing PET images. *Journal of Computer Assisted Tomography*, 16(4):620–633, July/August 1992.
- [28] R.P. WOODS, J.C. MAZZIOTTA, and Simon R. CHERRY. MRI-PET registration with automated algorithm. *Journal of Computer Assisted Tomography*, 17(4):536–546, July/August 1993.
- [29] R.P. WOODS, J.C. MAZZIOTTA, and S.R. CHERRY. Automated image registration. *Quantification of Brain Function. Tracer Kinetics and Image Analysis in Brain PET*, pages 391–400, 1993.

