

République Algérienne Démocratique et Populaire

MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE  
SCIENTIFIQUE

UNIVERSITÉ DE BLIDA  
INSTITUT D'ELECTRONIQUE



## MÉMOIRE DE MAGISTER

Présenté par :  
**Mr Kabir Yacine**

Spécialité : Electronique  
Option : Contrôle

### Segmentation d'Images de Films de Radiographie Dédiée au Contrôle Non Destructif (CND)

Soutenu devant le Jury composé de :

<i>Mr.</i>	<i>A. Guessoum</i>	<i>Maître de conférence</i>	<i>USTB</i>	<i>Président</i>
<i>Mme.</i>	<i>A. Belhadj-Aissa</i>	<i>Maître de conférence</i>	<i>USTHB</i>	<i>Membre</i>
<i>Mr.</i>	<i>Y. Smara</i>	<i>Maître de conférence</i>	<i>USTHB</i>	<i>Membre</i>
<i>Melle.</i>	<i>N. Benblidia</i>	<i>Chargée de cours</i>	<i>USTB</i>	<i>Membre</i>
<i>Mr.</i>	<i>R. Draï</i>	<i>Chargé de recherche</i>	<i>CSC Chéraga</i>	<i>Invité</i>
<i>Mr.</i>	<i>Y. Cherfa</i>	<i>Chargé de cours</i>	<i>USTB</i>	<i>Directeur de thèse</i>

*Juillet 1999*



32-530-555-1

re

2-530-555-1

MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE  
SCIENTIFIQUE

UNIVERSITÉ DE BLIDA  
INSTITUT D'ELECTRONIQUE

## MÉMOIRE DE MAGISTER

Présenté par :  
Mr Kabir Yacine

Spécialité : Electronique  
Option : Contrôle

**Segmentation d'Images  
de Films de Radiographie  
Dédiée au Contrôle Non Destructif (CND)**

*Juillet 1999*

## REMERCIEMENTS

---

Ce travail ne pouvait aboutir sans l'aide et l'encouragement que j'ai reçu, de la part de plusieurs personnes.

Je tiens à remercier, Monsieur Yazid Cherfa, qui m'a dirigé dans la préparation de ce mémoire. Les nombreuses discussions que nous avons eu ensemble, m'ont beaucoup éclairé la voie de la recherche. Je lui exprime ma vive gratitude, pour ces précieux conseils et pour m'avoir formé à la recherche.

Je remercie :

Tout les membres du laboratoire LATSI de l'Université de Blida ;

Monsieur R.Drai, chef de laboratoire LTSI du CSC, pour ses conseils, et sa collaboration, dans la compréhension de la problématique posée par l'application de la segmentation en CND ;

Monsieur F.Abdat, inspecteur en CND, pour les nombreuses explications fructueuses, aux questions que je lui ai posé sans cesse le long de ce travail ;

A tous les membres du laboratoire LTSI, ainsi que tous les autres éléments du CSC.

J'adresse mes vives remerciements à Monsieur A.Guessoum qui me fait l'honneur de présider ce jury.

Je remercie Madame A.Belhadj, Monsieur Y.Smara, Monsieur M.Bensebti, et Mademoiselle N.Benblidia pour avoir accepté d'examiner ce travail, et de faire partie du jury.

Que tout ceux qui ne trouvent pas leurs noms, cités dans ce bref passage, et méritent le remerciement, m'en excusent et trouvent le témoignage de ma profonde gratitude.

Enfin, je ne sais pas, si un simple merci, suffirait pour exprimer, le mérite et la dette que je dois envers mes parents. Je les remercie du profond de mon cœur pour leur soutien sans faille, et leurs encouragements incessants. Je n'oublierai pas également de remercier tous les membres de ma petite et grande famille.

---

## SOMMAIRE

---

<b>INTRODUCTION GENERALE</b>	<b>1</b>
<b>CHAPITRE 1. ANALYSE D'IMAGES</b>	<b>7</b>
1.1 Analogie entre vision humaine et vision artificielle .....	7
1.2 Types de traitements en analyse d'images.....	9
1.3 La segmentation .....	10
1.4 Définitions utiles de la géométrie discrète .....	12
1.5 Les attributs de régions .....	13
1.5 Nature des images et domaines d'application .....	15
1.6 Discussion .....	16
<b>CHAPITRE 2. CONTROLE NON DESTRUCTIF PAR RADIOGRAPHIE</b>	<b>17</b>
2.1 Le soudage .....	17
2.2 Sources de défauts.....	18
2.3 Caractérisation des défauts de soudure .....	19
2.4 Types de défauts de soudure .....	19
2.5 Les informations nécessaires pour l'interprétations des défauts .....	21
2.6 La corrosion dans les pipelines .....	21
2.7 Le contrôle non destructif (CND).....	22
2.8 La radiographie industriel .....	24
<b>CHAPITRE 3. ACQUISITION DES IMAGES ET PRETRAITEMENTS</b>	<b>29</b>
3.1 Numérisation des images de films de radiographie .....	29
3.2 Modélisation d'un film de radiographie .....	31
3.3 Prétraitements.....	35
<b>CHAPITRE 4. SEGMENTATION D'IMAGES</b>	<b>41</b>
4.1 Segmentation d'images en régions .....	41
4.1.1 Méthodes de classification.....	42
4.1.1.1 Classification par histogramme.....	42
4.1.1.2 Classification multidimensionnelle .....	44
4.1.2 Segmentation par croissance de régions .....	45
4.1.2.1 Agrégation de pixels .....	46
4.1.2.2 Regroupement itératif d'un ensemble de pixels .....	46
4.1.2.3 Méthode de division et fusion .....	46
4.1.2.4 Méthode de la ligne de partage des eaux .....	49

4.1.3 Méthodes markoviennes .....	49
4.1.4 Méthodes par fermeture de contours .....	50
4.1.5 Résultats de la segmentation en régions .....	52
4.2 Segmentation d'images par extraction de contours .....	55
4.2.1 Opérateurs de mise en évidence des contours .....	55
4.2.2 Méthodes dérivatives .....	56
4.2.3 Méthodes surfaciques .....	59
4.2.4 Méthodes morphologiques .....	60
4.2.5 Méthodes markoviennes .....	61
4.2.6 Méthodes variationnelles .....	61
4.2.7 Détection de contours à base de règles floues .....	62
4.2.8 Détection de contours par réseaux de neurones .....	62
4.2.9 Résultats de la segmentation par détection de contours .....	63
4.3 Discussion .....	65
4.3.1 Analyse des méthodes de segmentation par détection de contours .....	65
4.3.2 Analyse des méthodes de segmentation en régions .....	66
4.3.3 Récapitulatif .....	68
4.4 Segmentation coopérative d'images .....	69
4.4.1 Définition .....	69
4.4.2 Différentes expressions de la dualité régions/contours .....	70
4.4.3 Coopération par contraintes .....	70
4.4.4 Coopération dynamique .....	73
4.4.5 Autres coopérations .....	74
<b>CHAPITRE 5. METHODE COOPERATIVE PROPOSEE</b> .....	<b>77</b>
5.1 Principe et stratégie de la méthode .....	77
5.2 Calcul des paramètres d'adaptation .....	82
5.2.1 Création de la carte contraste .....	82
5.2.2 Caractérisation de l'image par l'homogénéité .....	83
5.3 L'algorithme de détection de contours adopté .....	86
5.4 L'algorithme de croissance de régions utilisé .....	87
5.5 Codage de la segmentation par un graphe d'adjacence .....	95
5.6 Test de dissimilarité (Compatibilité) entre les contours et les régions .....	97
5.7 L'erreur de segmentation .....	98
5.8 Résultats .....	100
<b>CHAPITRE 6. APPLICATION AUX IMAGES DE RADIOGRAPHIE</b> .....	<b>107</b>
6.1 La segmentation .....	107
6.1.1 Résultats de la segmentation des images de films de joints soudés .....	107
6.1.2 Résultats de la segmentation pour l'évaluation de la corrosion .....	112
6.2 Traitements en aval .....	113
6.2.1 Un format image de segmentation .....	113
6.2.2 Système d'aide à la décision .....	115
6.3 Conclusion .....	118
<b>CHAPITRE 7. IMPLEMENTATION LOGICIEL</b> .....	<b>121</b>
7.1 La programmation orienté objet (POO) .....	121
7.1.1 Définition et intérêts de la P.O.O. ....	121
7.1.2 Concepts de base de la P.O.O. ....	122
7.2 Langage et environnement de programmation .....	124

# INDEX DES FIGURES

## INTRODUCTION GÉNÉRALE

Figure 01	Organigramme du système d'expertise des radiogrammes de joints soudés .....	05
-----------	---	----

## CHAPITRE 1

Figure 1.1	Les étapes d'un système d'analyse d'images .....	09
Figure 1.2	Types de maillage.....	12
Figure 1.3	Voisinage d'un point.....	12

## CHAPITRE 2

Figure 2.1	Un joint soudé .....	18
Figure 2.2	Types de joints.....	18
Figure 2.3	Cordon de soudure présentant des fissures.....	20
Figure 2.4	Cordon de soudure présentant un manque de fusion.....	20
Figure 2.5	Cordon de soudure présentant des cavités.....	21
Figure 2.6	Cordon de soudure présentant des inclusions métalliques.....	21
Figure 2.7	Evaluation de la corrosion.....	22
Figure 2.8	Contrôle par ressuage.....	23
Figure 2.9	Contrôle par magnétoscopie.....	23
Figure 2.10	Contrôle par ultrasons.....	24
Figure 2.11	Formation d'un film de radiographie.....	25
Figure 2.12	Processus de contrôle des soudures par radiographie.....	26

## CHAPITRE 3

Figure 3.1	Chaîne d'acquisition des films de radiographie.....	29
Figure 3.2	Image d'un film de radiographie.....	31
Figure 3.3	Un joint soudé en forme V.....	31
Figure 3.4	Décomposition de l'image d'un film de joint soudé.....	32
Figure 3.5	Projection verticale du film de radiogramme de joint soudé.....	33
Figure 3.6	Courbes de projection idéale et réelle pour la localisation de l'axe du cordon de soudure ....	34
Figure 3.7	Exemple d'estimation de l'axe du cordon de soudure.....	34
Figure 3.8	Schéma bloc du système de dégradation d'images.....	35
Figure 3.9	Principe de la transformation d'histogramme.....	36
Figure 3.10	Rehaussement de contraste.....	38

## CHAPITRE 4

Figure 4.1	Principe de la classification par seuillage.....	43
Figure 4.2	Principe de la CAH.....	45
Figure 4.3	Exemple de segmentation avec une structure Quad-Tree.....	48
Figure 4.4	Principe de la LPE sur une fonction monodimensionnelle.....	49
Figure 4.5	Principe de l'examen du voisinage d'un pixel.....	50
Figure 4.6	Exemple de recherche de chemin entre deux extrémités.....	51
Figure 4.7	Segmentation par croissance de régions.....	52
Figure 4.8	Segmentation par classification par seuillage automatique d'histogramme.....	53
Figure 4.9	Segmentation par fermeture de contours (Deriche).....	53
Figure 4.10	Segmentation par la méthode LPE.....	53
Figure 4.11	Segmentation par la méthode basée sur les ensembles flous FCMEAN.....	53

Figure 4.12	Segmentation par classification CAH.....	54
Figure 4.13	Dérivation en présence d'un contour.....	56
Figure 4.14	Quelques configurations possibles du voisinage d'un pixel.....	56
Figure 4.15	Schéma d'apprentissage d'un réseau de neurones pour la détection des contours.....	62
Figure 4.16	Détection de contours par les méthodes dérivatives de segmentation en contours.....	63
Figure 4.17	Segmentation en contours par la méthode markovienne MFA.....	64

**CHAPITRE 5**

Figure 5.1	Schéma bloc de la méthode de segmentation coopérative proposée.....	78
Figure 5.2	Création de petites régions à cause de la contrainte des contours.....	80
Figure 5.3	Exemple de fermeture par prolongation sur les frontières des régions.....	81
Figure 5.4	Calcul de la carte contraste.....	83
Figure 5.5	Aspect texturé d'une image.....	85
Figure 5.6	Organigramme de la méthode de détection de contours de CANNY.....	87
Figure 5.7	Frontière d'une région en évolution.....	88
Figure 5.8	Les étapes de la croissance de région isotrope.....	89
Figure 5.9	Une file FIFO pour la gestion de la croissance de région.....	91
Figure 5.10	Schéma d'un Graphe.....	96
Figure 5.11	Matrice d'adjacence.....	96
Figure 5.12	Structure hiérarchique de l'évolution de la segmentation.....	97
Figure 5.13	Segmentation de l'image bureau par la méthode coopérative proposée.....	100
Figure 5.14	Segmentation coopérative, avec variation des paramètres des image bureau et muscle.....	102
Tableau 5.1	Paramètres des différentes segmentations de l'image bureau.....	102
Tableau 5.2	Paramètres des différentes segmentations de l'image muscle.....	103
Tableau 5.3	Les différentes mesures pour le test de compatibilité de la segmentation de l'image bureau.....	103
Tableau 5.4	Les différentes mesures pour le test de compatibilité de la segmentation de l'image muscle.....	103
Figure 5.15	Image contours de référence.....	104
Tableau 5.5	Les différentes mesures d'erreurs de segmentation en contours de l'image bureau.....	104
Figure 5.16	Image régions de référence.....	105
Tableau 5.6	Les différentes mesures d'erreurs de segmentation de la carte régions de l'image bureau.....	105

**CHAPITRE 6**

Figure 6.1	Images de films de radiographie de joints soudés, présentant différents types de défauts.....	107
Figure 6.2	Recadrage de dynamique.....	108
Figure 6.3	Résultats de la segmentation en région.....	109
Figure 6.4	Segmentation en contours de l'image de radiogramme d'un joint soudé.....	110
Figure 6.5	Application de la méthode coopérative sur des images de films de radiographie.....	111
Figure 6.6	Segmentation coopérative d'image pour l'évaluation de la corrosion.....	112
Figure 6.7	Rectangle d'encadrement de la région.....	116
Figure 6.8	Zone d'analyse de la corrosion.....	117
Figure 6.9	Evaluation de la corrosion.....	117

**CHAPITRE 7**

Figure 7.1	Schéma fonctionnel sommaire du logiciel.....	121
Figure 7.2	Le concept d'objet.....	122
Figure 7.3	L'interaction entre l'utilisateur et l'objet.....	123
Figure 7.4	Concept d'héritage.....	123

**ANNEXES**

Figure c.1	Graphe d'adjacence.....	135
Figure c.2	Optimisation du graphe.....	136

7.3 Structures des données .....	125
7.4 Organisation du logiciel .....	126
<b>CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES</b>	<b>127</b>
<b>ANNEXES</b>	<b>131</b>
<b>BIBLIOGRAPHIE</b>	<b>137</b>
<b>RESUME</b>	

## INTRODUCTION GÉNÉRALE

La vision artificielle est un domaine occupant actuellement une importance de plus en plus considérable, et tout l'intérêt porte sur le problème de l'interprétation des informations visuelles acquises par le système. Cette interprétation se base principalement sur une description représentant l'image de la scène par un modèle compréhensible et facilement exploitable par une machine. La modélisation la plus communément adoptée dans les systèmes de vision artificielle passe par deux étapes clé, la segmentation et la reconnaissance de formes.

Nous avons étudié le problème de la segmentation dans un cadre global, en essayant d'aborder les différents aspects pouvant contribuer à sa résolution.

Une image n'est qu'une représentation d'un univers composé d'entités, issues d'un mélange de phénomènes physiques et géométriques divers. Le but de la segmentation est d'extraire les attributs qui caractérisent ces entités ; les attributs étudiés correspondent à des points d'intérêt ou à des zones caractéristiques de l'image . La segmentation est l'opération qui consiste à subdiviser une scène réelle en ses parties constituantes ou objets. Appliquée à l'image, l'opération revient à découper le plan  $(x,y)$  en régions significatives, et à interpréter ces régions en termes d'entités ayant une signification sémantique précise. Des connaissances sont attachées à ces entités, relatives à leur morphologie, leur topographie et à leur structure. Pour arriver à cette fin, plusieurs méthodes sont proposées et toutes reviennent aux deux problèmes de base qui sont la segmentation par extraction de contours des formes, et la segmentation par extraction de régions homogènes [KUN93] [JAI89]. Il est évident que ces deux approches de la segmentation sont duales en ce sens qu'une région définit une ligne par son contour et qu'une ligne fermée définit une région, les résultats obtenus sont cependant différents. Les contours possèdent l'essentiel des caractéristiques de forme des régions, la segmentation en régions homogènes privilégie les caractéristiques non géométriques, liées aux critères de segmentation (critère d'homogénéité), donc au contenu de la région plus qu'à sa forme.

Le travail élaboré rentre dans le cadre de deux projets de recherche, le premier au laboratoire de traitement du signal et de l'image (LATSI) de l'institut d'Électronique de l'université de Blida, qui vise à passer en revue toutes les méthodes de segmentation d'image, le second au niveau du laboratoire de traitement du signal et de l'image du centre de recherche scientifique et technique en soudage et contrôle de Chéraga (CSC) dans le même contexte, mais d'ordre pratique ; son objectif est de concevoir un système logiciel d'aide à la décision pour l'interprétation des défauts de radiogrammes de joints soudés.

Dans ce mémoire, nous présentons un état de l'art des techniques de segmentation d'images par les différentes approches (contours et régions), selon la documentation disponible.

Ce passage en revue et l'implémentation des différents algorithmes qui s'y rattachent, permettra d'extraire un certain nombre de conclusions et de remarques, très utiles pour cerner la problématique posée par la segmentation d'images. Celle-ci est tout simplement liée aux résultats fournis par chacune des méthodes de segmentation. Ce résultat n'est pas toujours d'une qualité compatible avec le but escompté par l'utilisateur, et ne vérifie parfois pas le formalisme théorique adopté. La conclusion générale est qu'aucune approche (contours et régions) ne peut à elle seule prétendre résoudre le problème de la segmentation, une solution serait de combiner différentes approches de segmentation d'images et de prétraitements, en exploitant les avantages de certaines méthodes pour résoudre les inconvénients des autres; ce sont les techniques appelées coopératives qui optent pour cette solution et qui constituent la tendance actuelle dans la segmentation d'images.

Nous avons étudié les principales approches dans ce contexte et nous avons proposé une méthode coopérative originale, basée sur l'adaptation des paramètres de segmentation dépendant des caractéristiques de l'image à traiter (bruit, contraste et l'homogénéité de la surface) dans un processus global de segmentation. La segmentation est obtenue par coopération d'un détecteur de contours robuste de type Canny et d'une croissance de régions. L'originalité de notre approche réside dans l'introduction de la phase d'adaptation qui permet de contrôler les paramètres du détecteur de contour (le paramètre d'échelle, et les seuils de binarisation), ainsi que les seuils des critères d'homogénéité liés surtout à la texture. Nous avons modifié l'algorithme classique de croissance de régions en le rendant isotrope. La méthode cherche à atteindre un degré maximal de compatibilité entre la carte contours et la carte frontières de régions. Pour mesurer cette compatibilité, et juger objectivement le résultat, nous utilisons le long du traitement une série de mesures d'erreurs de segmentation, sur les contours et les régions.

Pour mieux gérer la grande quantité d'informations, relative à la modélisation de l'image de segmentation en cours de formation (structure des régions avec les différentes valeurs d'attributs correspondants, les frontières des régions, l'adjacence, ..), nous avons introduit une nouvelle structure dynamique modélisant le graphe d'adjacence de manière efficace et optimale.

Pour mener à bien la programmation de cet ensemble de connaissances, la programmation orienté objet (POO) nous a été d'un grand apport. Vu que nous avons étudié et implanté un grand nombre de techniques de prétraitement et de segmentation depuis que nous avons commencé les travaux sur ce sujet, une bibliothèque de bibliothèques spécialisées a été mise en œuvre, sous forme de fonctions, de structures et de classes C++. Elle englobe des structures de données classiques, adaptées au traitement d'images (listes, files d'attente, arbres, graphes, etc,...), des fonctions mathématiques spécialisées (surtout en calcul matriciel), des fonctions pour la manipulation d'image (lecture, écriture, transformations géométriques), une large gamme de filtres de lissage (RIF et RII), des techniques de restauration, d'amélioration de contraste, de manipulation d'histogramme, des opérateurs de détection de contours, des techniques de classification, des fonctions pour la morphologie mathématique, des techniques de segmentation d'images en régions, et des outils pour l'analyse multirésolution (pyramidales et par transformée en ondelettes).

L'étude et l'implantation de tous ces outils seront appliquées au domaine du contrôle non-destructif, et plus particulièrement à la détection de défauts de soudures sur les joints soudés.

La qualité et la sécurité des installations industrielles (pétrochimiques, nucléaires, ..) ont un impact direct sur leur bon fonctionnement, leur maintenance et leur évolution. C'est pour cette

raison que des contrôles non destructifs sont effectués pendant la fabrication, l'installation et le fonctionnement de ces mêmes installations.

Les soudures inspectées présentent plusieurs types de défauts. Ces défauts peuvent être dû au procédé de fabrication ou à des contraintes intenses d'utilisation. La détection des défauts dans les images de radiographie est parfois très difficile à cause de la qualité dégradée de l'image et aux dimensions des défauts ; l'interprétation de tels films est parfois affectée par la subjectivité de l'opérateur humain (contrôleur).

Il apparaît donc très intéressant d'introduire des techniques qui soient indépendantes de l'opérateur humain. Dans ces dernières années, nous avons assisté à une évolution extraordinaire des calculateurs (ordinateurs), ce qui a permis l'émergence de nouveaux algorithmes très sophistiqués de calcul pour le traitement et l'interprétation d'une masse énorme d'informations, et plus particulièrement en traitement d'images et en intelligence artificielle.

L'organigramme sommaire de ce projet est présenté par la figure 01. Nous nous intéressons dans notre travail aux étapes de prétraitement et de segmentation.

Pour atteindre notre objectif, il est très important de passer en revue les différentes méthodes de segmentation d'images existantes. Au vue de cette étude, il est possible de faire une synthèse qui nous permettra de proposer de nouvelles voies à explorer, et de développer une technique adaptée et applicable aux images de films de radiogrammes de joints soudés présentant divers défauts.

Après une étude bibliographique, nous avons pu avoir une idée globale sur les techniques de contrôle non destructif, et de l'importance qu'elle revêt dans le domaine industriel, ce qui nous a permis une meilleure compréhension du problème (type de soudures, nature des films, types de défauts, corrosion, ...).

Ce mémoire est organisé comme suit :

Dans un premier chapitre, nous introduisons à travers un bref aperçu le domaine de l'analyse d'images, nous faisons le lien entre la vision humaine et la vision artificielle, et nous donnons une définition de la segmentation d'images. Ensuite, un chapitre complet sera consacré aux techniques utilisées dans le contrôle non destructif, nous mettrons l'accent sur la technique de contrôle par radiographie.

Dans un troisième chapitre, il sera question de la numérisation des images de radiographie ; nous étudierons de manière sommaire les caractéristiques des images de films de radiographie ainsi que les causes possibles qui peuvent affecter la qualité des images obtenues. Pour corriger ces imperfections nous aborderons quelques techniques de prétraitement et d'amélioration d'images.

Le quatrième et le cinquième chapitre constituent le cœur de ce document ; dans le premier, il sera question de traiter le problème de la segmentation. Nous présenterons dans ce chapitre les méthodes de segmentation par extraction de régions et de contours avec les différentes variantes ; nous n'appliquerons les algorithmes de segmentation implantés que sur des images standards de la banque GDR<sup>1</sup>. Une discussion va nous permettre d'analyser les deux familles de méthodes de segmentation, de tirer les points forts et les insuffisances de chacune, et de montrer la nécessité

---

<sup>1</sup> Banque de Données du Groupement de Recherche Français en Traitement d'Images

de faire coopérer plusieurs prétraitements et méthodes de segmentation si l'on veut obtenir une segmentation performante. Nous mettrons le point sur la manière d'exploiter les avantages de chaque approche, et la nécessité de prospecter une nouvelle voie, hybride des deux premières : la segmentation coopérative.

Dans le chapitre 5, nous présentons notre contribution, relative à la mise en œuvre d'une méthode de segmentation coopérative contours – régions ; nous détaillerons le principe et la stratégie adoptée dans l'implantation de cette méthode.

Le chapitre 6 est destiné à présenter les résultats obtenus par l'application des différents algorithmes de segmentation étudiés sur les images de films de radiographie. Dans une deuxième partie, nous parlerons des traitements en aval que peut subir l'image segmentée, qui vont permettre d'aboutir au résultat final, à savoir l'aide à la décision pour l'interprétation de ces images.

Un dernier chapitre est consacré à l'aspect logiciel de ce travail, nous expliquerons le choix de l'environnement et du langage de programmation ; une description du logiciel conçu sera présenté.

A la fin de ce document, une conclusion générale et faite et des propositions sont données comme perspectives, pour ouvrir la voie à des travaux futurs.

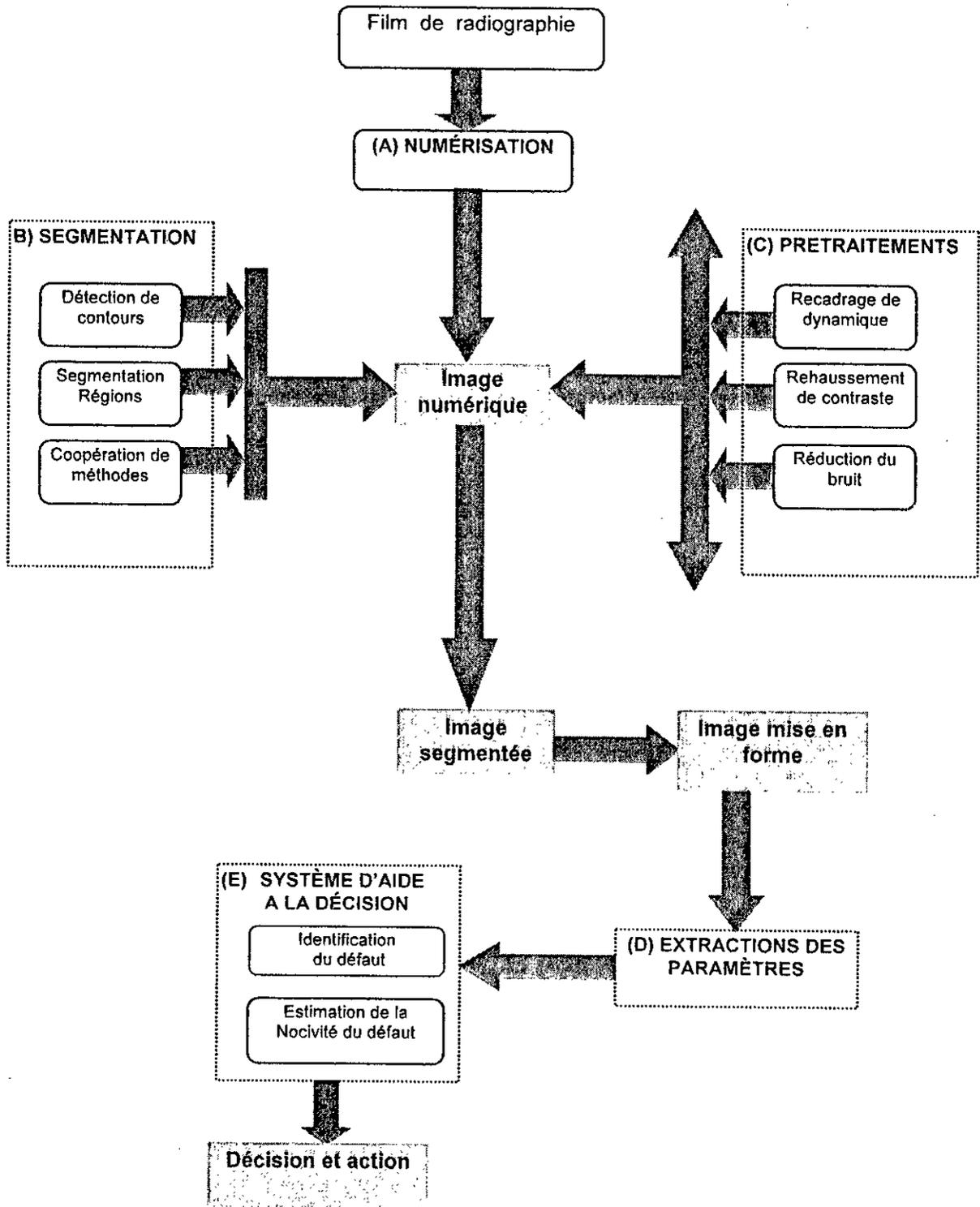


Figure. 01. Organigramme du système d'expertise des radiogrammes de joints soudés



## CHAPITRE 1

### ANALYSE D'IMAGES

Le terme analyse d'images englobe l'ensemble des outils permettant la représentation de la scène perçue par le dispositif d'acquisition sous forme d'un signal 2D ou 3D, la modélisation et le stockage de cette image sous forme numérique, le traitement, la compréhension et l'interprétation du contenu de l'image.

L'analyse d'images est une discipline qui est apparue de la nécessité de remplacer l'observateur humain par une machine. La segmentation d'images, qui fait partie de cette discipline, joue un rôle très important ; elle se situe entre, d'une part, l'acquisition de l'image et son amélioration, et d'autre part les traitements en aval (reconnaissance de formes, interprétation, aide à la décision,...). Son objectif est d'extraire à partir d'une image numérique, les informations pertinentes qui vont caractériser les entités présentes dans l'image.

Le problème de la segmentation d'images est lié au problème général de la vision artificielle, dont la solution s'inspire de la compréhension des mécanismes de la vision humaine. Il est alors très important de donner un aperçu sur les concepts de base de cette vision, et de faire le lien avec le thème de notre travail qui est celui de l'extraction des indices visuels.

#### 1.1. Analogie entre vision humaine et vision artificielle

##### 1.1.1 De la vision humaine vers la vision artificielle

Le système visuel humain effectue les tâches de perception, de compréhension et d'interprétation de scènes complexes, de manière instantanée. Ces tâches englobent le processus de segmentation et de reconnaissance de formes. Le cerveau utilise des connaissances à priori des objets perçus comme :

- les modèles ;
- les catégorisations des objets ;
- les stratégies de commande de nos capteurs visuels comme la fixation, la focalisation, et le suivi d'objets.

Quant à la détection des objets, il utilise :

- Les intensités lumineuses réfléchies par les objets ;
- Les différences de niveaux de gris, de couleurs ou de textures entre ces objets etc..

Jusqu'à présent, il n'existe pas une théorie exacte, pouvant décrire les différentes étapes de fonctionnement de la vision humaine. On ne dispose que de peu d'informations à ce sujet, et de ce fait, la plupart des modèles existants sont qualitatifs, et tentent de décrire seulement la phase préattentive de la vision. Le côté cognitif du processus de vision reste difficile à décrire et est remplacé par des modèles qualitatifs très simplistes facilement implantables sur ordinateur.

### 1.1.2 Le système visuel humain

Grâce à des études psychophysiologiques et neurobiologiques, on dispose actuellement de connaissances relativement bonnes sur le fonctionnement du système visuel humain, mais beaucoup de détails restent encore inconnus. Une étude neurobiologique (échelle microscopique) a pour tâche de comprendre le fonctionnement des éléments de base qui sont les neurones, tandis que l'étude psychophysiologique (échelle macroscopique) analyse le fonctionnement global du système visuel par expérimentation du comportement d'une personne placée devant différentes images test. La compréhension des mécanismes de la perception commence d'abord par l'étude du capteur humain qui est l'œil.

L'étude globale du cerveau montre qu'il existe des régions où les neurones sont différemment organisés. Ils sont souvent regroupés en couches avec les spécificités propres, tant au niveau des connexions avec les autres couches qu'au niveau des propriétés internes, comme les seuils d'excitabilité et de sensibilité. Ces éléments permettent de supposer qu'il existe des groupes de neurones dédiés à une tâche particulière. Les différentes tâches sont généralement exécutées de manière parallèle. La vision pourrait ainsi être décomposée en plusieurs étapes distinctes. Des expériences ont par exemple montré que certaines zones sont sensibles à la couleur, alors que d'autres sont sensibles à la forme.

### 1.1.3 Routines visuelles du cortex visuel humain

Selon Ullman [KER97], une scène est appréhendée par le cortex visuel humain après déclenchement d'opérations élémentaires, opérant sur une représentation primaire de la scène, et spécialisée chacune dans l'extraction d'une caractéristique radiométrique, géométrique, ou topologique bien localisée. La représentation de base est obtenue par extraction de primitives locales sur l'image rétinienne. Les extractions locales se font de manière parallèle sur l'ensemble du champ visuel. Les primitives déterminées sont en fait inspirées de celles suggérées par D.Marr [MAR82] dans son analyse de la vision: contours, couleur, profondeur, direction du mouvement.

Après analyse du cortex visuel humain, Ullman propose les séquences d'opérations suivantes pour analyser une image [KER97]:

- indexation : des points remarquables sont recherchés dans la représentation de base pour fixer l'attention ;
- activation bornée ou coloriage : un point du champ visuel est déclaré actif (il a été par exemple désigné par un processus cognitif de haut niveau), le mécanisme de coloriage propage alors l'activité du point source aux points adjacents sans traverser une frontière ; le processus est réitéré jusqu'à invariance. Le processus de coloriage serait sollicité dans la détermination de relations spatiales (un point est-il à l'intérieur ou à l'extérieur d'une courbe fermée ?) ;
- tracé de contours : ce mécanisme est spécialisé dans le suivi des zones de discontinuité dans la représentation de base ;
- Marquage : les régions de l'image rétinienne déjà examinées sont marquées afin de détecter des contours fermés ou de compter les points d'intérêt.

## 1.2 Types de traitements en Analyse d'images

Les différents traitements d'analyse d'images se divisent en deux classes :

- **Traitements de bas niveau :**

Ce sont les opérations de base en traitement d'images, telles que l'acquisition et le codage des images, la restauration et l'amélioration, l'extraction de traits pertinents (contours, segments, paramètres de tailles, de forme, de texture, de couleur, etc...). Ces traitements sont souvent basés sur des algorithmes simples, fondés sur des structures de données régulières (généralement des matrices). Les calculs concernent des opérations sur des pixels et leur voisinage immédiat. Des structures dynamiques (arbres, listes) permettent une manipulation efficace des informations quantitatives (numériques) et qualitatives (position des objets, dépendances...).

- **Traitements de haut niveau :**

Les traitements de haut niveau manipulent des informations sémantiques concernant le contenu de l'image à analyser, en se servant à la fois d'une base de connaissances appropriées, utilisant les techniques de l'intelligence artificielle, et du niveau inférieur pour, éventuellement, une complémentarité d'informations. Ces traitements permettent la compréhension et l'interprétation des différents indices visuels fournis par un traitement bas niveau.

La méthodologie suivie pour aboutir au but de tout système d'analyse d'images se résume en quatre étapes selon la figure 1.1.

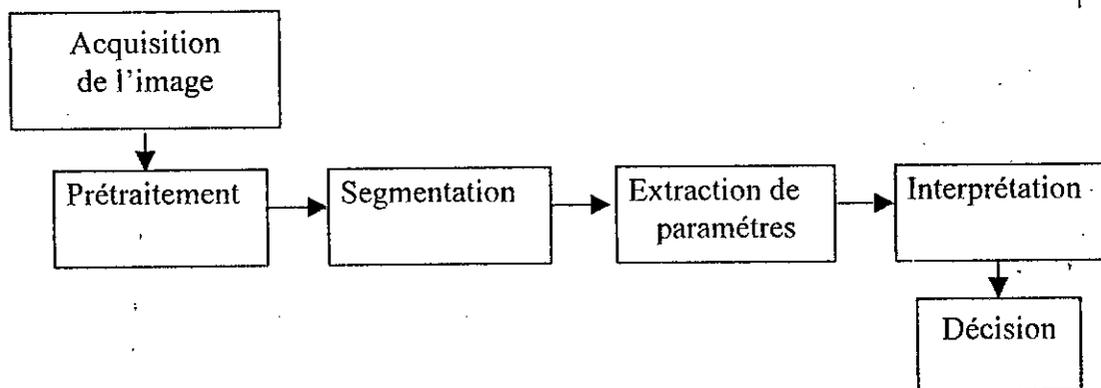


Figure 1.1 Les étapes d'un système d'analyse d'images

### Notations :

- Une image est considérée comme un signal  $I(i,j)$  bidimensionnel, défini sur un support borné de  $N^2$ , et prenant des valeurs finies avec  $0 < i \leq m-1$  et  $0 < j \leq n-1$ ,  $n$  et  $m$  définissent les dimensions de l'image (hauteur et largeur). Pour des images  $I$  à niveaux de gris,  $I(i,j)$  appartient à l'intervalle  $[0, \text{MAXNG}]$ , avec  $\text{MAXNG}$  le niveau de gris maximal, généralement 255.
- C'est aussi une matrice de dimension  $n \times m$ ,  $n$  est le nombre de lignes de l'image et  $m$  le nombre de colonnes.
- Chaque élément de l'image de coordonnée  $(i,j)$  est appelé site  $s$ , sa valeur est notée  $I(s)$ , il est aussi appelé par abus de langage niveau de gris. Un pixel désigne le couple  $(s, I(s))$ .

L'ensemble des sites de l'image définit un maillage organisé  $S$ . Une image est parfois considérée comme un processus stochastique  $I(s)$ , et le vecteur aléatoire  $I=(I_1, \dots, I_s, \dots)$  ou  $I_s$  est une variable aléatoire associée au site  $s$ .

- Une région  $R$  est un sous ensemble de pixels connexes de l'image, ayant une forme quelconque; des attributs (caractéristiques) de régions sont calculés en utilisant l'attribut de base qui est le niveau de gris pour décrire quantitativement les propriétés de la région.

## 1.3 La Segmentation

### 1.3.1 Définition

La segmentation d'images est une opération (bas niveau) de partitionnement de l'image permettant de générer une description de celle-ci en termes de zones d'intérêts; ces zones d'intérêts dépendent généralement du type d'indices visuels que nous voulons extraire. Ces zones sont souvent appelées régions. Chaque région est donc constituée d'un ensemble de pixels connexes, partageant des propriétés communes appelées attributs. La description fournie par une segmentation est plus compacte, car elle ne maintient que les informations pertinentes contenues dans l'image.

### 1.3.2 Formalisme mathématique

La segmentation consiste en la construction d'une partition de régions homogènes, telle que, si  $I$  est une image,  $E$  une partition de  $I$  constituée de sous-ensembles connexes  $E=\{R_1, R_2, \dots, R_n\}$ , et  $P$  un prédicat d'homogénéité défini sur des pixels connexes, la segmentation de  $I$  vérifie les quatre points suivants [ZUK76]:

- $E = \cup R_i; i \in [1..n]$ ;
  - $R_i$  est connexe,  $\forall i \in [1..n]$ ;
  - $P(R_i) = \text{Vrai}, \forall i \in [1..n]$ ;
  - $P(R_i \cup R_j) = \text{Faux}, \forall i \neq j$ , pour tout couple  $(R_i, R_j)$  de régions connexes.
- a) La première condition intervient simplement dans le fait que la segmentation est complète, ce qui signifie que chaque pixel de l'image doit appartenir à une région et à une seule: tout algorithme ne doit s'arrêter qu'après avoir traité tous les pixels de l'image;
  - b) La seconde condition signifie simplement que les régions doivent être des ensembles de points connexes; c'est la raison pour laquelle les algorithmes prennent généralement en compte le voisinage des points;
  - c) La troisième condition indique que le prédicat est vérifié pour chaque sous-ensemble;
  - d) La quatrième condition indique qu'il ne peut y avoir le même prédicat d'homogénéité pour deux régions adjacentes.

La vérification de ces quatre conditions est une condition nécessaire et suffisante pour qu'une partition d'une image  $I$  soit une segmentation. Rien toutefois n'implique l'unicité de cette segmentation [MON90]. Les résultats de la segmentation dépendent par conséquent de l'ordre dans lequel les régions sont fusionnées, et de la manière avec laquelle les données sont traitées, et non pas uniquement de l'information contenue dans l'image.

Jusqu'à l'heure actuelle, il n'existe pas une méthode de segmentation générale et unique qui peut s'appliquer à toutes sortes d'images, tout en ayant des qualités aussi performantes que le système visuel humain. Toute technique de segmentation est liée [COC95]:

- Aux caractéristiques spécifiques de l'image (éclairage, présence de dégradations (bruit, flou), reflets, transitions floues entre régions, présence de reflets et d'ombres, richesse en textures d'orientations et d'échelles différentes, conditions d'acquisition, ...);
- aux opérations situées en aval de la segmentation (mesures, calculs, reconnaissance de formes, diagnostic, contrôle qualité, aide à la décision, suivi automatique d'objets, ... );
- aux primitives (indices visuels) à extraire (contours, régions, segments de droites, formes, textures,...);
- aux contraintes d'exploitation (complexité algorithmique, temps réel, mémoire disponible,...).

La segmentation fait référence aux notions d'homogénéité et d'hétérogénéité dans l'image, comme le perçoit le système visuel humain. Ces deux notions ont donné naissance aux deux approches duales, couramment qualifiées d'approches "frontière" et "région". [COQ95]

- *La notion de "frontière"* est associée à une variation d'intensité ou à une discontinuité entre les propriétés de deux ensembles connexes de pixels. Cette approche regroupe les techniques de détection de contours, qui privilégient les formes géométriques des entités se trouvant dans l'image. Ces techniques ne conduisent pas directement à une segmentation de l'image comme cela a été défini précédemment, mais, en tenant compte qu'une région est située à l'intérieur d'un contour et qu'un contour délimite une région, la dualité régions-contours apparaît nettement.
- *La notion de "région"* fait référence à des groupements de pixels ayant des propriétés communes. Les méthodes de cette approche aboutissent directement à une partition de l'image, chaque pixel étant affecté à une région unique. La segmentation en régions homogènes privilégie les caractéristiques non géométriques, liées aux critères de segmentation (critères d'homogénéité), donc au contenu de la région plus qu'à sa forme.

### 1.4 Définitions utiles de la géométrie discrète

Afin de mieux décrire un certain nombre d'opérations utiles, Nous présentons quelques définitions de la topologie discrète [CHA91/C].

#### Le voisinage

Le voisinage dépend du type de l'espace discret de représentation utilisé. Les positions des points de l'image sont distribuées selon un maillage, qui dépend du dispositif d'acquisition et d'affichage (figure 1.2).

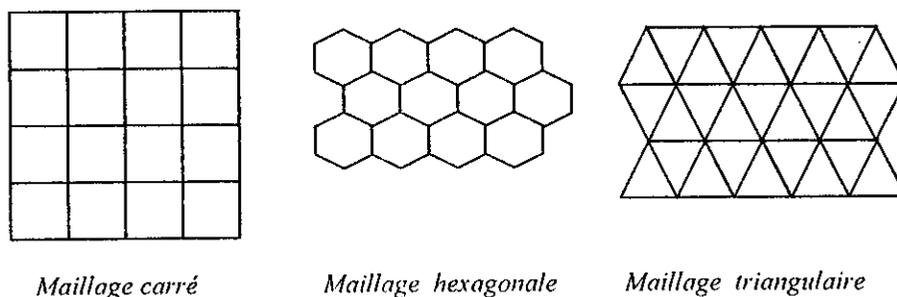


Figure 1.2 Types de maillage

Les points de l'image coïncident avec les points d'intersection du maillage. Le maillage carré est celui qui nous intéresse, car la plupart des capteurs d'images fournissent par leur architecture de conception un codage sous forme matricielle. Il existe deux types de voisinages, le 4-voisinage et le 8-voisinage (figure 1.3).

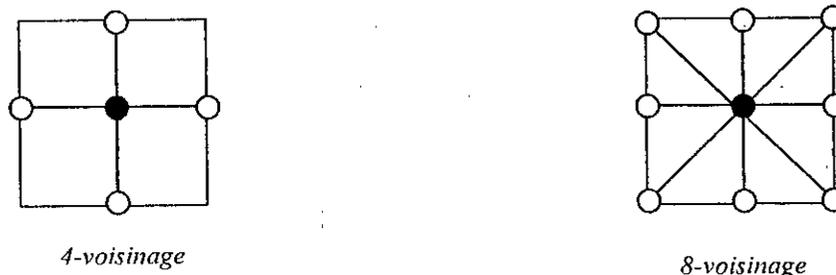


Figure 1.3 Voisinage d'un point

#### Distance entre deux points :

A chacun des deux types de voisinage, est associé une métrique  $d_4$  et  $d_8$  respectivement. Soit deux point ( $p_i$  et  $p_j$ ) de l'image  $I$  avec ( $i$  et  $j \in \{1, \dots, N\}$ ) ( $N$  représente le nombre de points de l'image).

La distance entre ces deux point est définie par :

$$d_4(p_i, p_j) = |x_i - x_j| + |y_i - y_j| \text{ pour un 4-voisinage}$$

et

$$d_8(p_i, p_j) = \max(|x_i - x_j|, |y_i - y_j|) \text{ pour un 8-voisinage}$$

Ces deux métriques permettent d'associer à un point  $p$  un ensemble de points appelé voisinage défini par :

$$V(p) = \{s \in I, d(p, s) = 1\} \text{ avec } d(s, p) = d_4 \text{ ou } d_8 \text{ selon le cas.}$$

### Frontière d'une région

La frontière  $F_R$  d'une région « R » est la courbe délimitant la région, c'est l'ensemble des points de R connexes à une autre région que R. Cette frontière est dite intérieure si ses points appartiennent à la région, sinon c'est une frontière extérieure,

### Régions adjacentes

Soit deux régions  $R_i$  et  $R_j$  appartenant à la partition  $P(I)$ .

Si  $R_i$  est adjacente à  $R_j$  alors :

$\forall p_i \in F_{R_i}, \exists p_k \in V(p_i)$  et  $p_k \in R_j$  avec  $V(p_i)$  le voisinage de  $p_i$

### Définition de la frontière commune entre deux régions adjacentes :

La frontière commune  $F(R_i, R_j)$  entre deux régions adjacentes  $R_i$  et  $R_j$ , est l'ensemble des paires de points  $(p_i, p_j)$  tel que  $p_i$  appartient à  $F_{R_i}$  et  $p_j$  appartient à  $F_{R_j}$  (figure 1.4).

Pour déterminer la frontière commune entre deux régions  $R_i, R_j$  nous procédons par un suivi de l'une des frontières des deux régions selon l'algorithme suivant :

```
FOR ALL  $p_i \in R_i$ 
DO
    if (  $\exists p_k \in V(p_i)$  t.q  $p_k \in R_j$  avec  $V(p_i)$  le voisinage de  $p_i$ )
         $F(R_i, R_j) \leftarrow p_k$ 
end
```

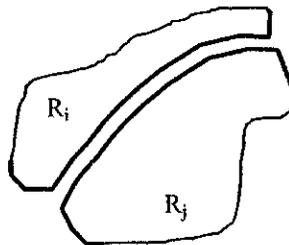


Figure 1.4 Frontière commune entre deux régions

## 1.5 Les attributs de régions

Soit une région R de l'image I, Les caractéristiques d'une région peuvent être groupées selon trois types d'attributs :

- les attributs photométriques ;
- les attributs géométriques ;
- les attributs de texture.

Un attribut de région est utilisé pour mesurer quantitativement les caractéristiques d'un ensemble de pixels connexes. La notion de dissimilarité, qui est au cœur du processus de segmentation, se base généralement sur le calcul d'attributs de régions, pour discriminer entre les différents pixels de l'image. Comme on utilise les attributs de régions à des fins de segmentation, on peut aussi les utiliser pour la reconnaissance des formes et l'interprétation d'images.

### 1.5.1 Les attributs photométriques

Les attributs photométriques sont fondés sur l'intensité des niveaux de gris de la région en question [BES88][COC95].

**Le moment du premier ordre (la moyenne):**  $m_1 = \frac{1}{\text{card}(R)} \sum_{s \in R} I(s)$

**Le moment centré du deuxième ordre (la variance):**  $m_2 = \frac{1}{\text{card}(R)} \sum_{p \in R} (I(p) - m_1)^2$

**Le moment centré d'ordre k :**  $m_k = \frac{1}{\text{card}(R)} \sum_{p \in R} (I(p) - m_1)^k$

**Le moment d'espace composé du second ordre :**  $M_2(t) = \frac{1}{N_c} \sum_{p \in R, p+t \in R} (I(p) - m_1)(I(p+t) - m_1)$

$T=(\Delta x, \Delta y)$  est une translation.

**Le maximum :**  $\max = \max_{p \in R}(p)$

**Le minimum:**  $\min = \min_{p \in R}(p)$

### 1.5.2 Les attributs géométriques.

Les attributs géométriques sont beaucoup plus liés à la forme de la région [CHA91/C][POS87].

**La surface :**  $S(R) = \text{card}(R)$ .

**Le périmètre :**  $P(R) = \text{card}(F(R))$ , c'est la somme des points de la frontière de la région  $F(R)$ .

**Le centre de gravité :**  $G_R(R_x, R_y)$   $R_x = \frac{1}{\text{card}(R)} \sum_{s \in R} p_x$ ,  $R_y = \frac{1}{\text{card}(R)} \sum_{s \in R} p_y$ .

**Les moments géométriques:**

Le moment géométrique d'ordre (p,q) est défini comme suit :

$$m_{pq} = \sum_{i=1, n} \sum_{j=1, n} x_i^p y_j^q I(x_i, y_j), \quad n = \text{card}(R)$$

et on définit le moments centré d'ordre (p,q) par :

$$\mu_{pq} = \sum_{i=1, n} \sum_{j=1, n} (x_i - \bar{x})^p (y_j - \bar{y})^q I(x_i, y_j), \quad \bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}, \quad \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$$

Il existe également d'autres mesures qui nous intéressent peu dans cette partie, telles que la compacité, les directions principales d'inertie, ...etc. Nous reviendrons sur l'utilité des moments géométriques dans un autre chapitre.

### 1.5.3 La texture

La texture décrit l'état de surface de la région, comme la rugosité, la finesse, la régularité, ..etc. Malgré l'importance et l'omniprésence des textures dans les données de l'image [BEN98], aucune approche formelle ni définition précise n'a été ou n'a pu être formulée.

Généralement, la texture est estimée à l'aide de mesures extraites à partir de la matrice de cooccurrence, MC [BES88][COC95]. Chaque élément de la matrice MC (i,j) représente le nombre de paires de pixels, séparés par une distance d, avec un angle  $\varphi$ , et ont respectivement les niveaux de gris i et j.

Parmi les mesures calculées à partir des matrices de cooccurrence, nous citons, l'homogénéité, le contraste, l'entropie, la corrélation, l'homogénéité locale, la directivité, et l'uniformité.

## 1.6 Nature des images et domaines d'application

La segmentation d'images s'applique sur des images très diverses, suivant le domaine d'application envisagé. On peut traiter des photographies aériennes, des photographies satellitaires, des images de radiographies, des images radar, des micrographies, des images scanner, etc...

La segmentation sur ces images engendre des domaines d'application, aussi variés, et qui peuvent se résumer comme suit :

*Applications industrielles* : Contrôle non destructif, Inspection Automatique, Mesures Automatiques, Vision Robotique ;

*Domaine Militaire* : Surveillance, Guidage Automatique, Poursuite d'Engins, Topographie ;

*Imagerie Médicale* : Cytologie, Scintigraphie, Tomographie RMN, Echographie, Radiographie, Inspection In Situ ;

*Imagerie Aérienne* : Ressources Naturelles et humaines, Surveillance, Météorologie, Télédétection ;

*Autres applications scientifiques* : Astronomie, Archéologie, Biologie, Géographie, Cartographie, Géologie, Spectroscopie, Microscopie Electronique, Robotique Mobile.

## 1.7 Discussion

La segmentation d'image est un problème mal posé au sens de Hadamard [KER97] à cause de :

- la non unicité de la solution ;
- l'incertitude et de l'instabilité des solutions par rapport aux données d'entrée.

Pour s'en rendre compte, il suffit de remarquer que les résultats de segmentation d'une image par différents algorithmes sont différents, et que de faibles modifications des données initiales et des paramètres de la méthode (seuils, facteurs d'échelles, taille des fenêtres d'analyse, sens des parcours des points,...) peuvent engendrer des modifications remarquables sur les résultats.

Comment peut-on juger une bonne segmentation ? Il n'existe en fait pas de réponse absolue à cette question, la qualité du résultat d'une segmentation est généralement jugée par l'homme en fonction de critères sémantiques, difficilement implantables. De plus, cette qualité est souvent fonction du traitement ultérieur choisi.

Le succès de cette opération dépend du degré de corrélation entre les entités se trouvant dans l'image et les régions extraites par la segmentation. Cette corrélation ne peut se juger actuellement que de façon subjective, l'expérience de l'opérateur jouant un grand rôle dans cette phase.



## CHAPITRE 2

# CONTRÔLE NON DESTRUCTIF PAR RADIOGRAPHIE

La qualité et la sécurité des installations industrielles (pétrochimiques, nucléaire, ..) ont un impact direct sur leur bon fonctionnement, leur maintenance et leur évolution. C'est pour cette raison que des contrôles non destructifs sont effectués pendant la fabrication, l'installation et le service de ces mêmes installations.

Les soudures inspectées présentent plusieurs types de défauts. Ces défauts peuvent être dû au procédé de fabrication ou à des contraintes d'utilisation intenses. La détection des défauts dans les images de radiographie est parfois très difficile à cause de la qualité dégradée de l'image et aux dimensions des défauts, l'interprétation de tels films est parfois affectée par la subjectivité de l'opérateur humain (contrôleur). Il apparaît donc très intéressant d'introduire des techniques qui soient indépendantes de l'opérateur humain.

Le travail qui nous a été demandé, en plus de l'aspect théorique de l'étude, est de faire une application sur les images de radiographie. Afin de cerner les différents aspects du problème industriel posé, nous avons besoin de donner quelques définitions utiles, présenter sommairement les techniques classiques du contrôle non destructif et montrer l'utilité de l'approche par l'outil informatique.

### 2.1 Le soudage

Le soudage permet d'assembler des pièces, en créant une continuité du métal de base. L'opération de soudage utilise l'échauffement localisé ou global de ces pièces pour assurer leur déformation plastique [BOU86].

Le soudage [RUA91] s'applique aussi bien aux métaux qu'aux matières plastiques, aux verres, aux caoutchouc, ...,etc. Dans le soudage des pièces métalliques, la liaison atomique du joint nécessite l'intervention d'une forme d'énergie extérieure de type électrique, chimique, optique ou mécanique. Le soudage est un assemblage des pièces, souvent réalisé par fusion locale de leurs bords.

Il y a plusieurs procédés de soudage, selon le type ou la structure métallurgique des pièces à souder et la qualité de l'ouvrage à effectuer, par exemple :

- Soudage Manuel avec Electrode Enrobée (SMAW) ;
- Soudage à l'Arc Submergé (SAW) ;
- Soudage sous Protection Gazeuse :
  - avec électrode réfractaire TIG (GTAW) ;
  - avec électrode fusible MIG, MAG (GMAW).

Le soudage est souvent réalisé à l'arc électrique avec un métal d'apport et à plusieurs passes pour obtenir une bonne pénétration. Le soudage peut être effectué selon 3 manières:

- ♦ Soudage manuel ;
- ♦ Soudage semi-automatique ;
- ♦ Soudage Automatique.

### 2.1.1 Joint Soudé

L'étude d'un joint soudé s'intéresse aux zones les plus sensibles de la soudure affectant la qualité de cette dernière. Nous constatons quatre zones (figure 2.1):

- le métal de base: le métal de base, est une partie de l'assemblage qui ne subit aucune action thermique ;
- La zone affectée thermiquement: la ZAT est la portion du métal de base immédiatement voisine de la zone fondue ; c'est une région qui subit des transformations dues au soudage ;
- La zone de liaison: cette zone correspond à la limite jusqu'à laquelle le métal de base est porté à la fusion ;
- La zone fondue: elle est obtenue par la fusion du métal de base avec la participation d'un métal d'apport suivi d'une solidification.

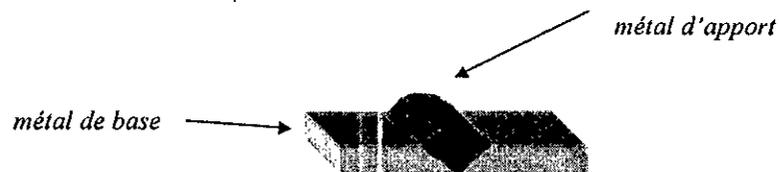


Figure 2.1. Joint soudé.

### 2.1.2 Types de joints

Il existe plusieurs configurations de dispositions des deux pièces à souder ; les joints les plus courants sont les joints en X, en V, en T et en K. (figure 2.2)

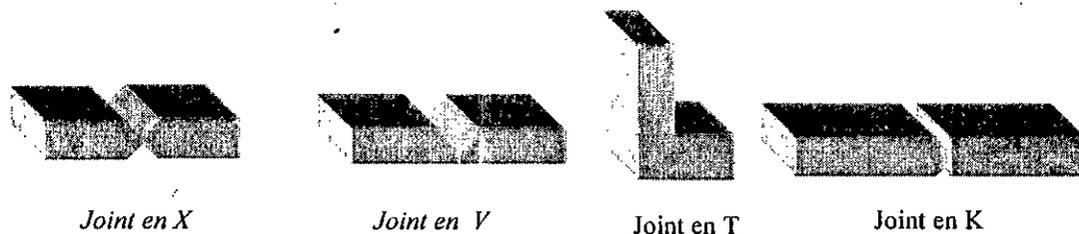


Figure 2.2 Types de joints

### 2.2 Sources de défauts

Une soudure est susceptible de comporter des défauts lors ou après le procédé de soudage, à cause des contraintes de fonctionnement (surcharge, pression, ... ) ; c'est pour cette raison qu'il existe des normes, fixant le choix du métal de base, le produit d'apport et le procédé de soudage. Ce choix est généralement fait de façon à assurer une qualité optimale et à obtenir un assemblage qui puisse tolérer des défauts inévitables [LAC90].

Le défaut apparaît comme une dispersion anormale des grains, qui peuvent se présenter de façon isolée ou groupée. Lors d'un procédé de soudage, différents types de défauts peuvent apparaître :

1) Défauts aux phases préparatoires, avant soudage

- mauvaise qualité du métal de base ou du métal d'apport ;
- mauvaise qualification de l'opérateur ;
- équipement défectueux ou mal réglée .

2) Aux phases de préassemblage

- Mauvais alignement des bords ;
- Mauvais nettoyage ;
- Mauvais préchauffage ;

3) Aux phases de soudage

- mauvaise protection
- variation du courant de soudage, vitesse de soudure, etc.

### 2.3 Caractérisation des défauts de soudures

Les défauts de soudures peuvent être caractérisés par [PCD70] :

1. la position

- Interne ou externe : le défaut de soudure peut être interne, quand il se trouve à l'intérieur du cordon de soudure, ou externe lorsqu'il se trouve dans le métal de base.
- Débouchant : le défaut est dit débouchant lorsqu'il se trouve sur la surface externe.
- Aligné : plusieurs défauts de même type peuvent se présenter de façon alignée dans la soudure.

2. la forme :

- Plan
- Volumique

3. les dimensions: les dimensions d'un défauts représentent un indice très important dans son acceptation ou son rejet .

4. le nombre (l'occurrence) : un défaut de soudure peut être isolé (une fissure unique) , ou groupé (un ensemble de petites porosités localisées dans un certain endroit).

### 2.4 Types de Défauts de Soudures

Nous ne citons que les défauts les plus prépondérants en pratiques [ABD97].

#### 2.4.1 Défauts Plan :

Ce sont des défauts plus ou moins rectilignes ; ils représentent, soit un manque de liaison inter-matières, ou une rupture du métal. Ces défauts sont les plus nocifs.

### a. Fissures

C'est un manque de continuité à deux dimensions, qui peut se produire en cours du refroidissement, ou sous l'effet de contraintes à l'état solide. Les différentes formes de fissuration sont les suivantes:

- Fissure Transversale : fissure dont la direction est sensiblement perpendiculaire à l'axe de la soudure ; elle peut se situer, dans le métal fondu, dans le métal de base ou dans la zone thermiquement affectée (ZAT).
- Fissure Longitudinale : fissure dont la direction principale est voisine de celle de l'axe de la soudure ; elle peut se situer dans le métal fondu, dans la zone de liaison ou dans le métal de base. (figure 2.3)

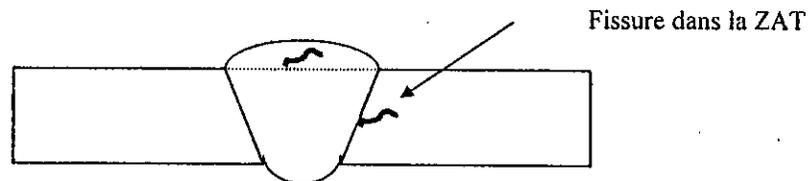


Figure 2.3 Cordon de soudure présentant des fissures.

### b. Manque de Fusion:

Manque de liaison (figure 2.4) entre le métal déposé et le métal de base ou entre deux couches contiguës de métal déposé. Il y a lieu de distinguer:

- Le manque de fusion latéral, qui intéresse les bords à souder ;
- Le manque de fusion entre passes ;
- Le manque de fusion à la racine.

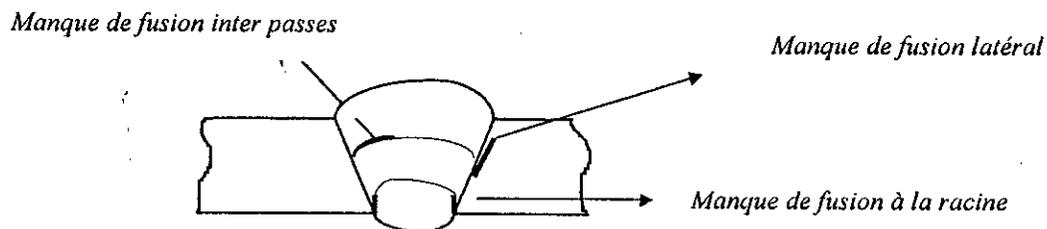


Figure 2.4. Cordon de soudure présentant un manque de fusion.

### c. Manque de Pénétration

Absence partielle de fusion des bords à souder.

#### 2.4.2 Défaut volumique

Ce sont des défauts occupant un volume dans le joint, qui se manifeste sur le radiogramme par une tâche à deux dimensions de densité différente à celle du métal du joint. Les défauts volumiques se définissent donc par la présence de corps étrangers de forme quelconque dans le joint soudé.

### a. Cavité (Soufflure )

Cavité formée par du (ou des ) gaz , par exemple une soufflure sphéroïdale (figure 2.5).

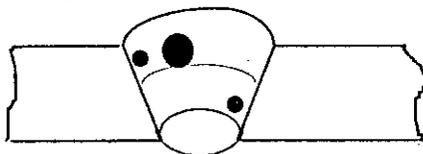


Figure 2.5. Cordon de soudure présentant des cavités.

### b. Inclusion

- Inclusion solide: corps solide étranger emprisonné dans la masse du métal fondu (figure 2.6);
- Inclusion de laitier: résidu de laitier emprisonné dans la masse fondue. On peut rencontrer suivant leur répartition des inclusions de laitier alignées, isolées ou autres.
- Inclusion de flux: résidu de flux emprisonné dans la masse de métal fondu.

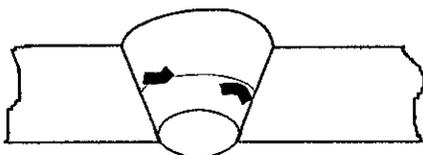


Figure 2.6 Cordon de soudure présentant des inclusion métallique.

## 2.5 Les informations nécessaires pour l'interprétation des défauts

Afin de pouvoir interpréter une image de radiographie de joints soudés, un certain nombre de connaissances sont nécessaires.

1. Caractéristiques du spécimen : Matière, forme, épaisseur ;
2. Type de soudure : en V, X, Y, K ;
3. Procédé de soudage automatique, manuel, position ;
4. Technique de radiographie, rayons X/Gamma, type de film, type d'écran, sensibilité (IQI) ;
5. Code ou norme appliqué.

## 2.6 La corrosion dans les pipelines

Récemment un nouveau projet de recherche soutenu par l'agence internationale à l'énergie atomique (AIEA) a été entamé dans le laboratoire du traitement du signal et l'image du CSC, et qui vise à développer et à mettre au point une méthode d'analyse d'image pour l'évaluation de la corrosion des pipelines.

Environ le quart de la production mondiale des métaux est détruit par le phénomène de la corrosion. C'est ainsi que des milliards de dollars sont perdus, de manière directe dans les chaînes de production, ou indirectement dans l'entretien et la maintenance. Afin d'éviter les risques de catastrophes industrielles dues à la corrosion, une maintenance corrective et préventive est nécessaire. Dans ce contexte, l'un des paramètres les plus importants dans une canalisation ou pipe-line à être contrôlé, est la mesure de l'épaisseur du matériau.

Le contrôle non destructif utilisé est la radiographie, qui assure l'inspection sans l'enlèvement coûteux du revêtement. Jusqu'à présent, l'exploitation des radiogrammes était effectuée à partir de l'interprétation d'un film sur négatoscope par un opérateur. Celui-ci déterminait les limites des diamètres externes et internes de la tubulures afin de mesurer manuellement, l'épaisseur sur les lieux de la corrosion (figure 2.7).

A cause de l'effet de flou sur les bords, les mesures sont très difficiles et non précises, une méthode automatique assistée par ordinateur, basée sur les techniques d'analyse d'images a été proposée. Dans une première phase, des tests seront effectués, en utilisant des corrosions simulées. On utilise des échantillons sous forme de tubes, découpés selon différentes longueurs et diamètres, sur lesquelles des rainures internes et externes (longitudinales et transversales) sont usinées.

Une technique de radiographie dite tangentielle a été utilisée dans la prise des clichés, car cette dernière est bien adaptée pour le cas des tubes.<sup>1</sup>

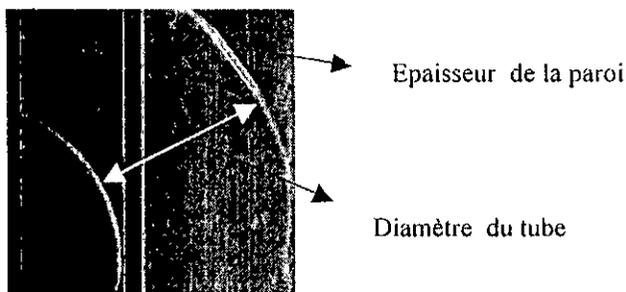


Figure 2.7 Evaluation de la corrosion

## 2.7 Le Contrôle non destructif (CND)

### 2.7.1 Généralités

Dans tous les secteurs de l'industrie où on exige une grande fiabilité des installations et des normes de sécurité très strictes, des contrôles sont appliqués sur les principaux composants à différents stades, avant la mise en service. Ceci est fait pour s'assurer qu'ils ne comportent pas de défauts de fabrication, et afin de vérifier qu'aucun endommagement ne s'est produit lors du fonctionnement. Le contrôle non destructif s'avère un outil très efficace pour la maintenance industrielle de ces installations [BR188][LAV95].

Le contrôle non destructif englobe tout type de contrôle, permettant l'investigation d'une matière sans pour cela l'altérer.

Les méthodes de Contrôle Non Destructif [STC91] les plus utilisées dans l'industrie sont, à l'heure actuelle :

- l'examen visuel ;
- les mesures dimensionnelles ;
- les ultrasons ;
- la radiographie ;
- la gammagraphie ;
- les liquides pénétrants ;
- les courants de Foucault et les méthodes magnétiques ;
- la thermographie ;
- la tomographie ;
- la neutronographie.

<sup>1</sup> Nous n'entrons pas dans les détails de cette technique

Certaines de ces méthodes plus ou moins récentes, sont encore à l'échelle d'expérimentation, et leur application au CND industriel est encore limitée. Dans les industries de pointe telles que l'aéronautique et les applications nucléaires, les critères d'acceptation ou de rejet d'une fabrication sont très sévères ; ils sont définis en fonction des conditions de fonctionnement où la haute performance et la sécurité doivent être menées de pair.

Le choix d'un procédé de CND est donc guidé par la nécessité de reconnaître les défauts réputés dangereux que la pièce à contrôler peut contenir. Autrement dit, le contrôle doit permettre d'obtenir la plus haute probabilité possible de détection, le plus juste dimensionnement et l'exacte orientation de ces défauts.

Dans ce travail, nous présentons d'une manière très succincte, les méthodes de CND les plus classiques, insistant sur la radiographie qui reste encore la méthode la plus utilisée.

### 2.7.2 Le Ressuage

C'est un procédé complémentaire au contrôle visuel, applicable uniquement sur les défauts débouchants. Le procédé consiste à appliquer sur la surface de l'échantillon préalablement nettoyé et séché, un produit (pénétrant) imprégnant coloré qui pénètre dans toutes les cavités. L'excès de ce liquide est éliminé par lavage et après séchage un second produit (révélateur) est appliqué ; ce dernier aspire le liquide d'imprégnation des cavités. La différence des couleurs du pénétrant et révélateur permet de visualiser la position de la défectuosité et d'en donner un ordre de grandeur (figure 2.8).

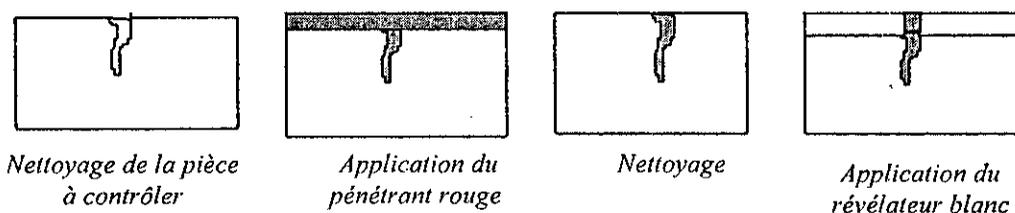


Figure. 2.8 Contrôle par ressuage

### 2.7.3 La Magnétoscopie

Le procédé consiste à magnétiser la pièce à contrôler, préalablement peinte avec de la laque blanche (révélateur), de manière à créer des fuites magnétiques, particulièrement sur les défauts qui jouent un rôle d'entrefer. La détection se fait par une encre magnétique (figure 2.9).

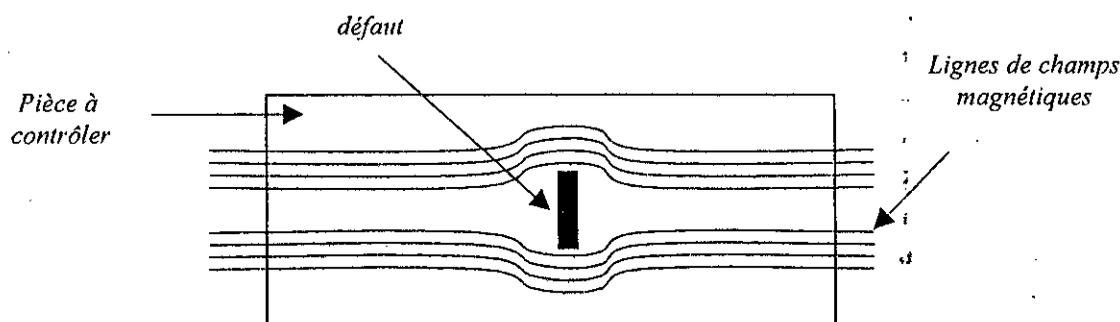


Figure. 2.9 Contrôle par magnétoscopie

### 2.7.4 Les Ultrasons

Le procédé consiste à envoyer dans l'échantillon une onde ultrasonore, créée par un palpeur qui peut être émetteur et récepteur. Les défauts sont décelés comme des interfaces qui renvoient une partie du faisceau vers le palpeur. Une impulsion électrique est envoyée vers un tube cathodique (figure 2.10)

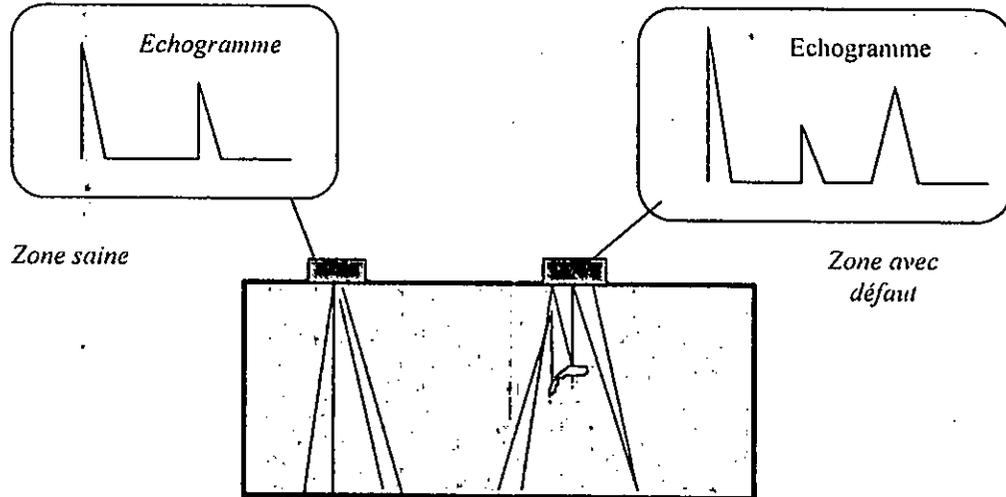


Figure. 2.10 Contrôle par ultrasons

### 2.7.5 la radiographie

C'est la technique qui nous intéresse le plus, elle sera détaillée dans la partie suivante de ce chapitre.

### 2.8 La radiographie industrielle

On utilise le pouvoir pénétrant des rayons X ou gamma pour détecter d'éventuelles hétérogénéités dans les pièces inspectées. Ceux-ci sont absorbés par la matière traversée, essentiellement grâce à l'effet photoélectrique. L'énergie du rayonnement émergent est égale à :

$$E = E_0 \exp(-\int \mu(x) dx)$$

où  $\mu(x)$  est le coefficient d'absorption au point  $x$ . La couche photosensible du film est une distribution inégale, en diamètre et en répartition, de microcristaux d'halogénure d'argent. Lorsque les photons frappent le film, il se forme des amas de grains d'argent. L'importance de ces agglomérats d'argent dépend de l'énergie des radiations. La taille et la dispersion des cristaux déterminent le pouvoir contrastant et la sensibilité des émulsions. La qualité de l'image radiographique résulte du choix de la source, des conditions de tir et du type de film. Les défauts présents dans la matière se traduisent par une variation locale de densité des amas de grains.

#### 2.8.1 Définition

La radiographie est la technique de production de radiogramme. Le radiogramme est une image sur une émulsion sensible, d'un objet traversé par un rayonnement ionisant. Le principe de la formation de l'image est en fonction de l'absorption des rayonnements aux différentes épaisseurs et densités du matériau à contrôler. Pour un matériau donné (densité donnée), l'absorption sera d'autant plus forte que la matière à traverser sera épaisse. Tout défaut, tout manque, ou surplus de matière aura une action sur cette absorption.

### 2.8.2 Principe de la technique

Une source d'émission de rayonnement est placée d'un côté de la pièce à contrôler et un film radiographique est mis de l'autre côté (figure 2.11). Plusieurs paramètres vont intervenir dans la prise de clichés, afin de pouvoir déterminer le temps d'exposition de la pièce aux rayonnements. La nature de l'ouvrage à contrôler ainsi que la norme ou code de référence vont imposer et fixer certains paramètres, tels que la classe de films à utiliser, les dimensions de la source de rayonnement, le flou géométrique, la densité du cliché, le contraste, etc. A partir de ces paramètres, le temps d'exposition est établi et la pièce est irradiée. Le film obtenu est développé et traité en chambre noire. Une fois sec, ce cliché est lu sur un négatoscope et les résultats de l'interprétation sont consignés sur un rapport de contrôle. Toutefois, l'interprétation reste soumise aux recommandations du code ou la norme de référence, qui définira l'acceptabilité ou le refus de la pièce à contrôler.

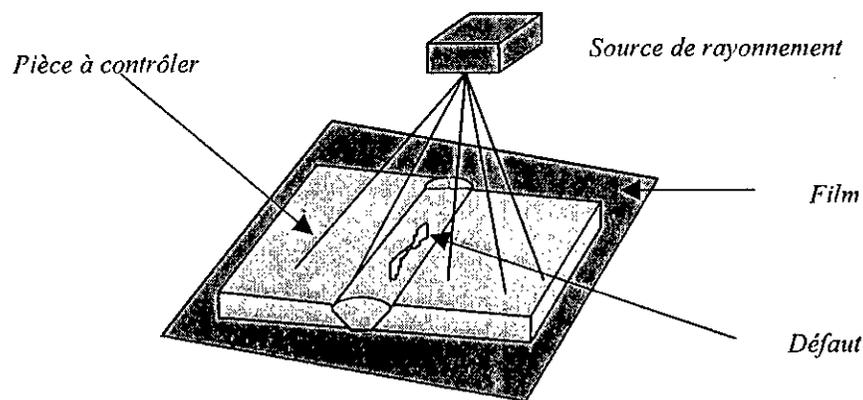


Figure. 2.11 Formation d'un film de radiographie

### 2.8.3 Les propriétés fondamentales des radiations

#### Propriétés de rayons ionisants

Les rayons X et Gamma sont de même nature physique, c'est à dire des radiations électromagnétiques ; néanmoins, ils ne sont pas produits de la même façon. En effet, si pour les rayons X, ils sont produit à partir d'appareillages électriques, les rayons gamma proviennent de la désintégration des noyaux atomiques d'un élément radioactif [RUA91].

L'énergie du rayonnement n'est pas réglable, elle dépend de la nature de la source radioactive. L'intensité n'est non plus non réglable, car il est impossible de modifier le taux de désintégration d'une matière radioactive. Citons quelques propriétés des rayons ionisants :

- Les rayons x et gamma sont invisibles ;
- Ils se propagent en ligne droite à la vitesse de la lumière ;
- Ils ne peuvent pas être déviés au moyen d'une lentille ou d'un prisme, mais le sont par réseau cristallin ( par diffraction ) ;
- Ils traversent la matière et sont partiellement absorbés au cours de la transmission. Le degré de pénétration dépend de la matière et de l'énergie des rayons ;
- Ils s'agit de radiations ionisantes, en d'autre termes, ils libèrent des électrons dans la matière qu'ils traversent ;
- Ils peuvent endommager ou détruire les cellules vivantes.

Le pouvoir de pénétration des rayons augmente proportionnellement à leur énergie, sauf pour les énergies très élevées. La relation entre l'énergie et leur pouvoir de pénétration est très complexe, parce qu'il existe différents mécanismes susceptibles d'influer sur l'absorption des rayons.

### 2.8.4 Principe de la technique

Le principe de la technique est résumé dans le schéma de la figure 2.12 :

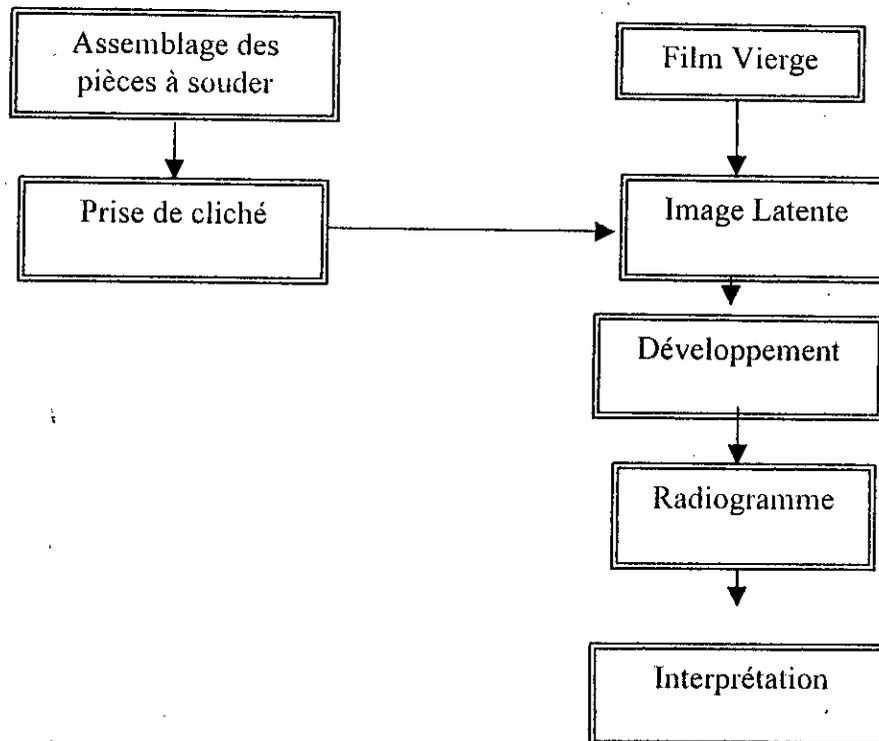


Figure 2.12 Processus de contrôle des soudures par radiographie

### 2.8.5 L'image radiante

L'intensité d'un faisceau de rayons s'affaiblit localement lors de la traversée d'un objet. Cet affaiblissement résulte de l'absorption et de la diffusion du rayon par l'objet à examiner. Le faisceau qui impressionne le film, après avoir traversé l'objet, détermine des zones d'intensités différentes dont l'ensemble constitue l'image radiante.

Lorsque le film a été traité, ces variations d'intensité se traduisent par des densités photographiques différentes. La qualité de la radiographie peut être affectée considérablement par la radiation diffusée; il faut pour cela, réduire cet effet au maximum.

### 2.8.6 Les filtres

Pour réduire les radiations diffusées, on utilise des filtres, qui peuvent être placés à proximité immédiate du tube à rayons x (sur le diaphragme), ou entre l'objet et la cassette.

Le filtre consiste généralement en une feuille de plomb ou de cuivre dont l'épaisseur est choisie en fonction de l'énergie des rayons x. En pratique, si le filtre doit être placé près du film, un écran renforçateur épais au plomb pourra faire à la fois office de filtre et d'écran renforçateur.

Un filtre placé entre la source et l'objet permet de durcir les radiation incidentes ; il en résulte une diminution du contraste de l'image, qui peut être compensée par la réduction globale pour obtenir une amélioration globale de l'image.

### 2.8.7 Les films

Un film radiographique comporte principalement un support en triacétate de cellulose ou en polyester, et de part et d'autre du support :

1. Une couche de gélatine ;
2. Une couche d'émulsion ( cristaux d'halogénures d'argent en suspension dans la gélatine) ;
3. Une couche mince appelée substrat.

### 2.8.8 L'image latente

Lorsque un rayonnement lumineux ou irradiant impressionne une couche photosensible, celle-ci enregistre une modification, aux endroits exposés à une quantité suffisante de rayonnement, par la transformation en argent des particules extrêmement fines des cristaux d'halogénures d'argent . Ces traces d'argent sont infimes à l'œil, la couche photosensible semble n'avoir rien subi.

Lorsque l'exposition est terminée , une image complète, mais toujours invisible s'est formée sur la couche photosensible . Cette image est appelée " image latente " .

### 2.7.9 Le Développement

Le développement est le traitement qui permet de transformer l'image latente en une image visible. On obtient ce résultat en réduisant sélectivement en argent noir les cristaux de l'émulsion qui contiennent les traces d'argent et porteurs de l'image latente. Il existe plusieurs produits chimiques, capables de réduire les halogénures d'argent en argent . Ces substances sont appelées "développeur" .

### 2.8.10 Le Contraste

Le contraste d'une image est l'intensité relative qui existe entre l'image et le fond adjacent. Cette différence s'appelle le " contraste radiographique " .

### 2.8.11 L'Exposition

Par exposition , on entend la dose de rayonnement touchant l'émulsion, c'est à dire l'intensité de la radiation incidente multipliée par la durée d'exposition .

### 2.8.12 La Granularité

La granularité et la granulation sont très difficiles à mesurer de manière systématique et les mesures quantitatives font pratiquement défaut pour les films radiographiques.

Etant donnée que la qualité d'une image radiographique dépend de paramètres tels que le grain, qui ne peut être mesuré que dans des laboratoires photographiques spécialisés, on s'est efforcé d'établir une relation entre ces paramètres et la qualité d'image.

Pour qualifier les films radiographiques on utilise les expressions " ultra fin"; "grains très fins"; " fins"; " moyens " (ou vitesse très lente, lente, moyenne, rapide).

## Discussion

Après un bref passage en revue des techniques de CND, et plus particulièrement de la radiographie, il s'avère qu'un certain nombre de problèmes, liés principalement au grand nombre de films à inspecter lors de travaux sur un site industriel, à la qualité des films et aux petites dimensions des défauts, se posent aux inspecteurs dans leur tâche d'expertise. En effet, le film de radiographie développé est illuminé par un négatoscope, pour être ensuite directement interprété visuellement par un inspecteur en CND. Cette tâche fastidieuse pour le grand nombre de films à contrôler fait que leur interprétation est souvent affectée de la subjectivité de l'opérateur humain ; d'où la nécessité d'introduire des techniques indépendantes de l'opérateur. L'analyse d'images fournit en ce sens une solution aux problèmes cités. Son utilisation permet d'améliorer la qualité des images de radiographie par des prétraitements appropriés, de mettre en évidence les défauts et d'aider à la prise de décision sur la nature (nocivité) des défauts éventuels.

## CHAPITRE 3

# ACQUISITION DES IMAGES ET PRÉTRAITEMENTS

Les films utilisés, proviennent de deux sources. Une partie est issue d'une banque d'images de films comportant des défauts standards, acquise par le CSC. L'autre partie a été « tirée » sur place. En effet, nous avons utilisé des échantillons de joints soudés, effectués par des partenaires industriels, que l'on a irradié avec une source X ou Gamma, les films obtenus ont été développés au niveau du centre. Les traitements que nous allons présenter dans ce chapitre vont être appliqués sur les deux sortes de films précédents.

### 3.1 Numérisation des images de films de radiographie

Une fois le film développé, il est numérisé (figure 3.1) à l'aide d'un scanner et l'image radiographique numérisée du film ainsi obtenu, est stockée dans un fichier de format bitmap<sup>1</sup>.

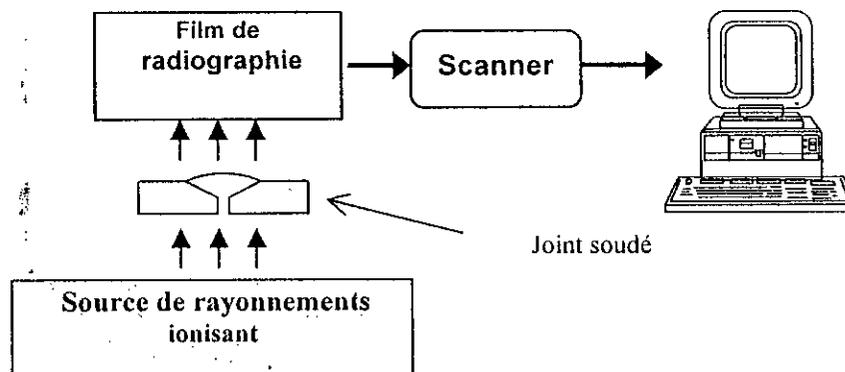


Figure 3.1 Chaîne d'acquisition des films de radiographie

#### 3.1.1 Visibilité des défauts

La visibilité des défauts dans les images de radiographie est déterminée par trois facteurs:

1. **Les facteurs géométriques:** dimensions de la source, distance source objet, distance source film ;
2. **Les propriétés du film :** granulation, contraste , flou interne ;
3. **La qualité du rayonnement utilisé.**

Ces trois facteurs vont déterminer la qualité de l'image.

#### Flou géométrique

<sup>1</sup> On peut utiliser n'importe quel format image reconnu par la plupart des logiciels commerciaux de traitement d'images (BMP, GIF, TIFF, PCX, JPG,.....).

Les tubes à rayons X et les sources radioactives produisent toujours un certain degré de "flou géométrique" en raison des dimensions finies du foyer ou de la source.

### **Flou interne**

En pénétrant dans une émulsion, les rayons libèrent des électrons qui se dirigent dans toutes les directions et entrent en contact avec les grains d'halogénure d'argent. Après développement, il y a formation de grains d'argent, aux endroits où le film a été exposé, mais aussi, dans une moindre mesure, dans une zone située autour des parties insolées. Cette zone est appelée "flou interne". La largeur de ce flou est définie par la distance parcourue dans l'émulsion par les électrons libérés ; par conséquent, elle est liée à l'énergie des rayons.

### **Les indicateurs d'images (I.Q.I)**

Pour apprécier la qualité d'une image radiographique, on utilise des indicateurs de qualité d'image. Ces derniers consistent généralement en une série de fils minces de diamètres différents, ou en une série de petites plaques de différentes épaisseurs percées de trous de diamètres différents. L'indicateur doit être au contact de l'objet à radiographie, face à la source. La sensibilité d'une radiographie est indiquée par le numéro du fil le plus mince restant visible. Elle peut être exprimée en pourcentage, si le diamètre du plus petit fil visible représente 5% de l'épaisseur, par exemple. Les indicateurs, doivent être de la même nature que le matériau à contrôler ; les indicateurs recommandés par la norme ISO sont du type à fils.

Les types d'indicateurs les plus utilisés sont :

- 1 les indicateurs à fils;
- 2 les indicateurs à gradins percés.

#### **3.1.2 L'image de radiographie**

L'information visuelle fournie par l'image d'une radiographie est complexe, compte tenu du grand nombre de facteurs perturbateurs. Les images traitées se caractérisent par trois phénomènes particuliers:

1. manque de contraste entre le défaut et le fond de l'image, dû physiquement à la disproportion entre l'épaisseur du défaut et celle de la pièce inspectée;
2. aspect granulaire du fond de l'image, perçu comme un bruit de fond, et dû à la nature granulaire de l'émulsion et aux conditions de numérisation;
3. présence d'un gradient de fond d'image caractérisant la variation d'épaisseur de la pièce inspectée; ce gradient peut nuire à la détection de défauts de faibles dimensions et de faible contraste.

L'importance de ces trois phénomènes varie d'une image à l'autre, en fonction de la nature du métal, de l'épaisseur de la pièce et du type de rayonnement employé.

#### **3.1.3 Causes d'une mauvaise qualité d'image**

Une mauvaise qualité de l'image d'une radiographie peut apparaître sous l'une des formes suivantes (nous ne citons que quelques unes) :

- Densité trop forte, ou faible;
- Contraste trop élevé, ou insuffisant ;
- Dépôt blanchâtre ;
- Distorsion de l'image ;
- Granulation ;
- Agrandissement exagéré.

Et voici quelques causes de la mauvaise qualité:

- Exposition excessive ou insuffisante ;
- développement prolongé (ou température élevée des bains) ;
- rayonnement de trop faible énergie ;
- développement trop court ;
- distance source film trop faible ;
- dimension source importante ;
- révélateur épuisé ou inadéquat ;
- révélateur épuisé ;
- rinçage insuffisant ;
- séchage trop rapide et irrégulier ;
- impuretés sur films au moment de l'exposition ;
- décharges statiques ;
- coups d'ongles ou pliures ;
- empreintes digitales ( doigts sales ) ;
- écriture avant exposition ;
- manque d'agitation (révélateur) ;
- film trop vieux ou mal conservé ;
- erreurs sur le choix des films et écrans.

### 3.2 Modélisation d'un film de radiographie

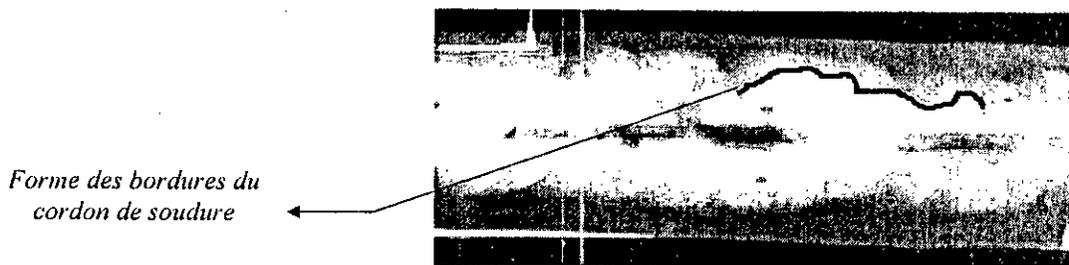


Figure 3.2 Image d'un film de radiographie

Dans le but d'adapter une technique de segmentation aux images de films de radiographie de joints soudés, il est nécessaire de décrire des modèles pour chaque type de soudure. Dans notre cas, nous nous limiterons à un seul type, qui est celui de la soudure d'un joint soudé en forme V (figure 3.3).

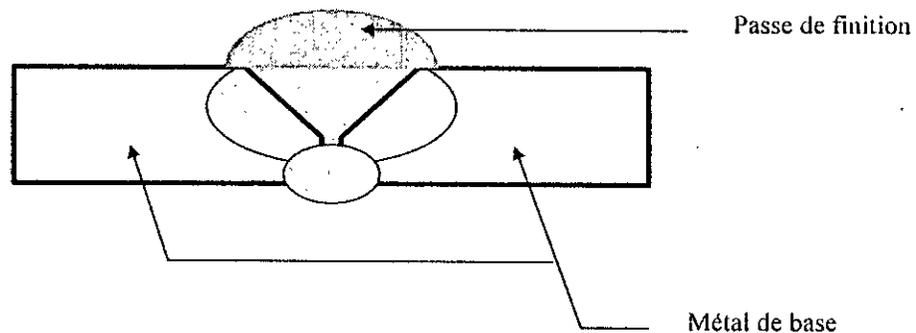


Figure 3.3 un joint soudé en forme V

## Pourquoi un modèle ?

L'utilisation d'un modèle est importante car il:

- permet de traiter chaque type de soudure séparément ;
- permet de choisir un sens privilégié de parcours de l'image, pendant le traitement ;
- permet d'estimer les zones d'intérêts. (par ex p: l'intérieur du cordon de soudure) ;
- évite l'interprétation erronée de la détection ( régions ou contours), par exemple ne pas confondre un segment de contours dû à un défaut avec un autre dû aux artefacts liés intrinsèquement au type de soudure (voir l'exemple des bords du cordon de soudure) ;
- permet d'estimer (identifier) le type de défaut, s'il n'est pas connu a priori ;
- permet d'adapter les critères de segmentation et les seuils et de focaliser le traitement sur les zones d'intérêts .

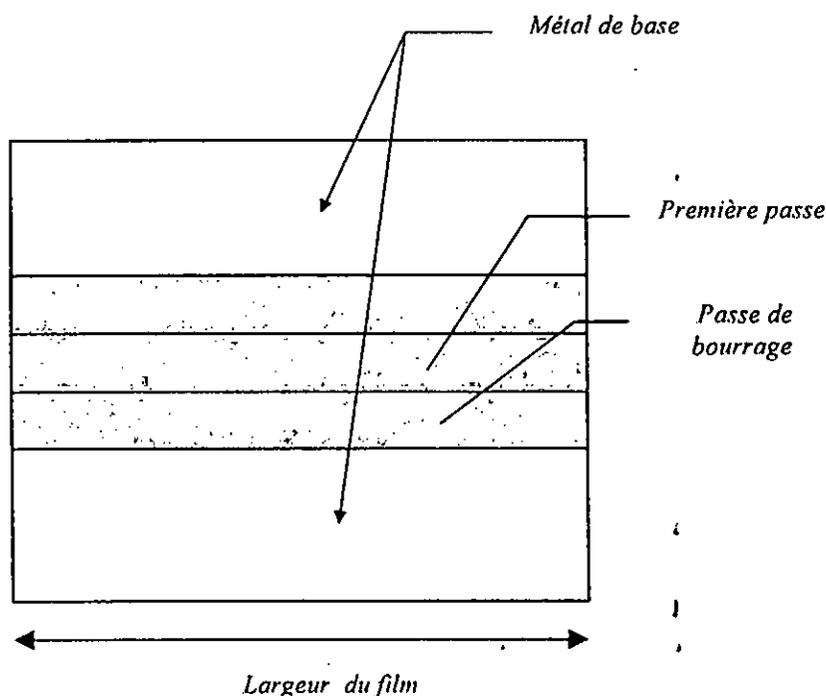


Figure 3.4 Décomposition de l'image d'un film de joint soudé

Nous essayons de tirer le maximum d'informations a priori, pouvant nous être utiles. Une image de film de joint soudé est constituée de deux parties distinctes (figure 3.4) :

- zones de métal de base (MB)
- zone du cordon de soudure (CS)

Les défauts de soudures se situe fréquemment dans la zone CS, ou près de ces bords (dans la ZAT).

### 3.2.1 Le métal de base :

Le métal de base représente le matériau des deux pièces à joindre par soudure. La densité du niveau de gris dans cette zone est faible (régions sombres) ; sur l'image, les régions représentant le métal de base se situent sur les cotés du film. Plus on s'en éloigne, plus on se rapproche de la zone (CS).

### 3.2.2 Le cordon de soudure

Le cordon de soudure qui représente la zone de liaison entre les deux pièces à joindre se situe entre les deux parties du métal de base.

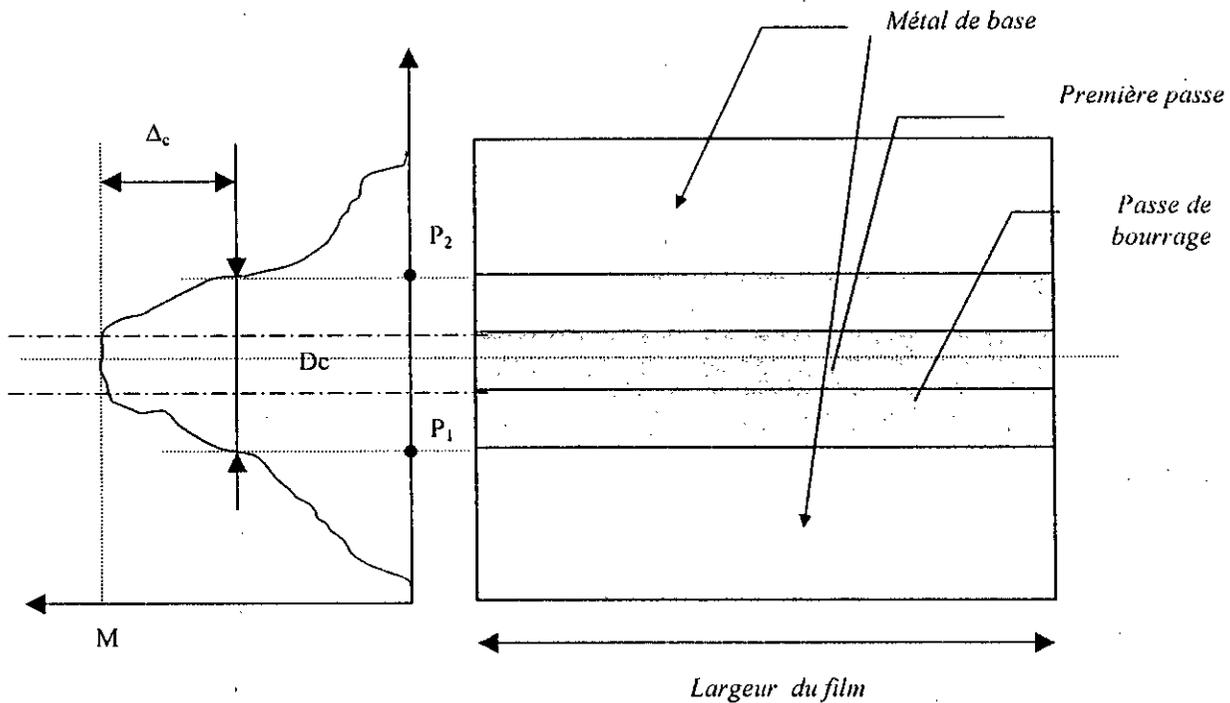


Figure 3.5 Projection verticale du film de radiogramme de joint soudé

### 3.2.3 Localisation des zones MB et CS

#### Recherche de l'axe du cordon de soudure

Afin de localiser les zones MB et CS, nous procédons d'abord par l'estimation de la position de l'axe du cordon de soudure ; nous allons exploiter l'aspect visuel que représente une image de radiogramme de joint soudé. L'absorption des rayonnements est nettement différente dans les deux zones MB et CS ; les points de l'image appartenant au métal de base sont souvent sombres (faibles niveaux de gris), et celles du cordon de soudure sont claires (grandes valeurs de niveaux de gris).

En projetant l'image (figure 3.5) sur un axe perpendiculaire à l'allongement du cordon de soudure (verticalement selon la disposition du film sur l'image ci-dessus), nous obtenons un sorte d'histogramme ; chaque valeur de ce dernier est égale à la somme des niveaux de gris de la ligne traversant l'image le long de la largeur du film.

Vue que la zone du cordon de soudure possède une forte densité de niveau de gris, elle va créer dans l'histogramme un lobe, dont la valeur maximale correspond approximativement à la position de l'axe du cordon de soudure.

Une estimation grossière de la largeur du cordon de soudure est donnée par la distance  $D_c$ , (figure 3.5) obtenue en prélevant une fraction  $\Delta_c$  de la valeur maximal  $M$

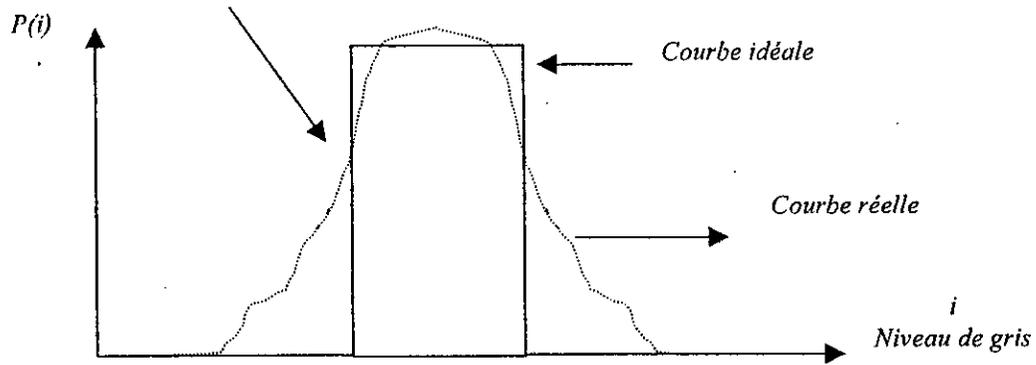


Figure 3.6. Courbes de projection idéale et réelle pour la localisation de l'axe du cordon de soudure

La transition entre la zone du cordon de soudure et le métal de base n'est pas abrupte, mais lente (diffusion progressive dans le métal de base ).

Afin d'accentuer la contribution des pixels du cordon de soudure dans la formation de l'histogramme de la projection, nous utilisons un seuil. Seuls les points ayant un niveau de gris supérieur à la valeur de la densité d'un cordon de soudure sont considérés.

$$P(i) = \sum_j^{N_y} I(i, j) \cdot \delta(j) \text{ avec } \delta(j) \begin{cases} 1 & \text{si } I(i, j) > s \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \text{ et } N_y \text{ est la hauteur de l'image.}$$

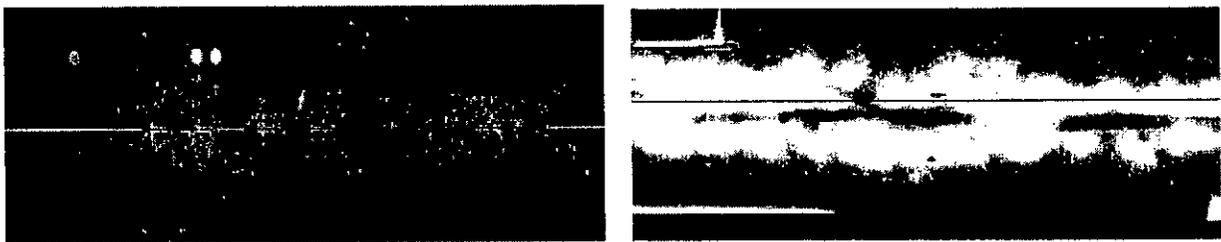


Figure 3.7. Exemple d'estimation de l'axe du cordon de soudure

### 3.3 Prétraitements

La qualité d'une image peut être dégradée pour des raisons diverses, comme dans le cas des images de radiographie que nous avons préalablement citées. Pour améliorer la qualité de ces images, nous leur appliquons quelques prétraitements. Ces mêmes opérations sont utiles pour faciliter l'étape de segmentation, en renforçant la ressemblance entre les pixels appartenant à la même région ou, en accentuant la différence entre pixels appartenant à des régions différentes. Nous présentons dans ce qui suit quelques méthodes de prétraitement :

- La restauration d'images,
- la modification d'histogramme,
- la réduction du bruit,
- le rehaussement de contraste,

#### 3.3.1 La restauration d'images :

Les techniques de restauration d'image ont pour but de compenser les dégradations connues ou estimées, et de rétablir la qualité initiale de l'image. Par modélisation de la dégradation, on peut reconstruire l'image initiale, en appliquant le processus inverse sur l'image originale [KUN93]. Ainsi, l'image dégradée est représentée par :

$$y(i, j) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \sum_{l=-\infty}^{+\infty} g(k, l)x(i-k, j-l) + b(i, j)$$

où  $x(i, j)$  est l'image idéale,  $g(i, j)$  est la réponse impulsionnelle de la dégradation et  $b(i, j)$  est un bruit additif caractéristique du système de dégradation. (figure. 3.8)

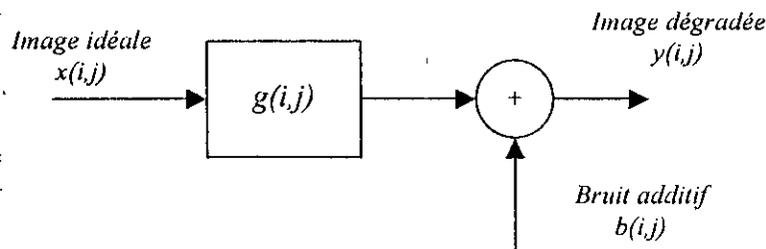


Figure 3.8 Schéma bloc du système de dégradation d'images

On peut aussi procéder par estimation  $\hat{x}(i, j)$  de l'image idéale  $x(i, j)$ , de façon à minimiser une mesure de différence, telle que l'erreur quadratique moyenne :

$$\varepsilon^2 = E\left[\left(x(i, j) - \hat{x}(i, j)\right)^2\right]$$

Entre autres, il existe d'autres méthodes, telles que celles basées sur l'utilisation des modèles des champs de Markov. La simplicité du modèle mathématique fourni par les champs de Markov, a permis de généraliser son utilisation en vision artificielle. L'utilisation de ce modèle peut résoudre plusieurs problèmes, plus particulièrement dans la restauration d'image, la détection de contours et la classification de textures. Le problème mathématique qui se pose est de minimiser une fonction de coût qui est non convexe ; la présence d'un grand nombre de variables implique un temps de calcul important pour la recherche de la solution optimale. Des méthodes déterministes rapides ont été élaborées pour approcher la solution optimale ( GNC, MFA, ICM) [SIM98][ZER90/a,b,c][GEM84].

### 3.3.2 La modification d'histogramme :

Quand l'image est mal contrastée, on peut par transformation d'histogramme, redistribuer les niveaux de gris, pour occuper toute l'échelle des niveaux de gris possible (figure 3.9).

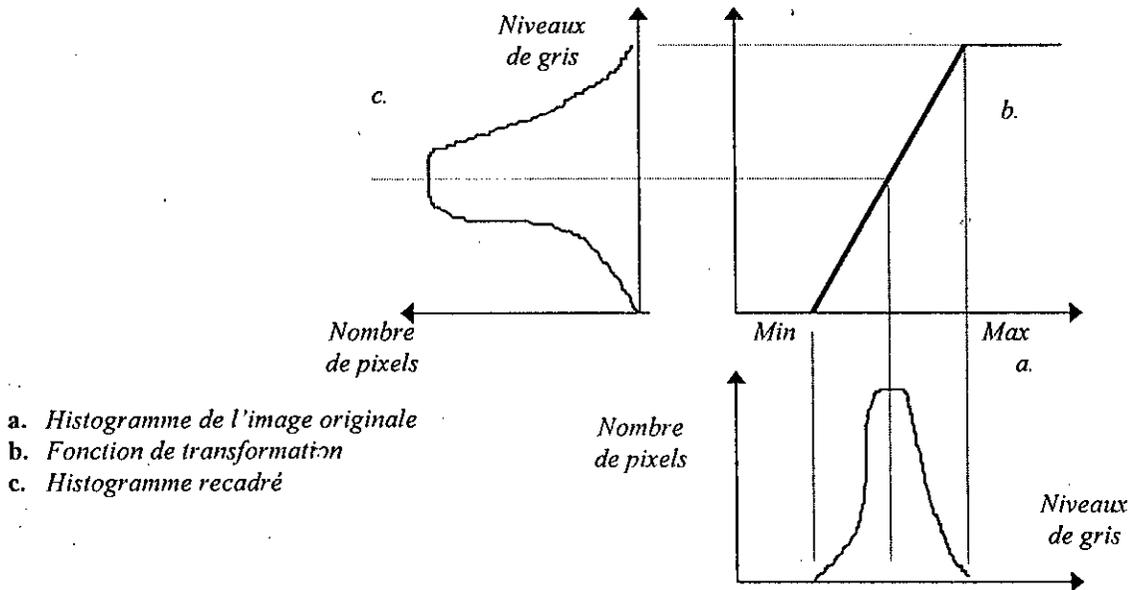


Figure. 3.9 Principe de la transformation d'histogramme

Cette transformation permet de bien exploiter l'échelle des niveaux de gris disponibles. A tout pixel d'intensité  $I(s)$ , on associe une intensité  $I'(s)=T(I(s))$ , où  $T$  est une transformation ponctuelle croissante, permettant de conserver les contrastes relatifs entre régions. Cette transformation n'affecte pas la forme des régions, mais modifie seulement l'apparence visuelle (redistribution des niveaux de gris sur les différentes régions de l'image); cela est dû au caractère ponctuel de la transformation.

Parmi les techniques utilisées, on peut citer [GON93/b]:

- **L'expansion de la dynamique** : elle consiste en une transformation linéaire de la fonction intensité  $I(s)$ ,  $I'(s) = a + b \cdot I(s)$  permet de corriger l'entassement de la courbe d'histogramme dans une plage limitée de l'échelle des niveaux de gris ; ( $a$  et  $b$  sont les coefficients de la transformation)
- **L'égalisation d'histogramme** : elle consiste à une redistribution uniforme des niveaux de gris, sur toute l'échelle ;
- **Spécification d'histogramme** : l'égalisation d'histogramme peut parfois ne pas être utile pour un certain type d'image, car l'égalisation fournit un seul type d'histogramme uniforme ; la spécification d'une certaine forme d'histogramme peut mettre en évidence une certaine plage de niveaux de gris, utile pour une application particulière.

### 3.3.3 Réduction du bruit par filtrage

Une image est généralement affectée par des perturbations, désignées sous le terme de *bruit d'image*. Ce bruit, qui peut nuire à la qualité de la segmentation, est dû au dispositif et aux conditions d'acquisition. Souvent, il est modélisé par un signal aléatoire (centré, additif, multiplicatif, ou convolutif), de haute fréquence.

**Modèles de bruit:**

Le bruit est souvent modélisé de la façon suivante [COC95]:

1. Additif :  $I_b = I + b$
2. Multiplicatif :  $I_b = I \cdot b$
3. Convolutif :  $I_b = I * b$  (\* est l'opérateur de convolution)

Où  $I$  est l'image originale,  $b$  le bruit et  $I_b$  est l'image bruitée.

À cet effet, on utilise des filtres appropriés, pour réduire l'amplitude des variations d'intensité à l'intérieur des régions. Les filtres utilisés peuvent être :

- **linéaires stationnaires** : leur principal inconvénient est qu'ils introduisent l'effet de flou, en étalant les transitions entre les régions. Le filtrage est obtenu par convolution de l'image  $f(x,y)$  avec un filtre de réponse impulsionnelle  $h(x,y)$ .

$$g(x, y) = \iint f(x, y)h(x - \alpha, y - \beta)d\alpha d\beta$$

Parmi ces filtres, on peut citer par exemple le filtre gaussien, dont la réponse impulsionnelle est la suivante:

$$h(x) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}\right)$$

- **non linéaires** : ce type de filtres résout en partie le problème des filtres linéaire, cependant ils introduisent des modifications irréversibles sur l'image.

Les filtres non linéaires les plus utilisés sont les filtres d'ordre et les filtres morphologiques.

Un exemple de filtre d'ordre est le filtre médian qui sélectionne le pixel de la fenêtre d'analyse ayant la valeur médiane. Quant au filtrage morphologique, il est obtenu par un filtrage séquentiel alterné utilisant des fermetures et des ouvertures morphologiques.

- **Adaptatifs** : ce type de filtres a l'avantage d'ajuster sa structure ou ses coefficients, quand la fenêtre d'analyse est à l'intérieur d'une région, ou dans le cas de la présence d'un contour (frontière entre deux régions). Ainsi, il est possible de lisser l'image sans élargissement des zones de transition. Nous citons à cet effet, le filtre moyen adaptatif : pour une fenêtre d'analyse  $w$  de  $L$  pixels, centrée sur le pixel  $I(i,j)$ , ces pixels sont notés  $I_k$ , la sortie du filtre est donnée par [SP197]:

$$c[i, j] = \frac{\sum_{k=1}^L W(I_k - I[i, j])I_k}{\sum_{k=1}^L W(I_k - A[i, j])} \quad \text{avec } w(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } |x| \leq t \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} ; t: (\text{seuil préfixé})$$

Dans une zone stationnaire, ce filtre se comporte comme un filtre moyen, mais en présence d'une transition, l'opérateur ne tient compte dans le calcul de la moyenne que des pixels situés du même coté du contour que le pixel central.

Un nouveau type de filtre non linéaire adaptatif a été introduit ; il se base sur l'intégration d'une structure de règles IF-THEN flou, et de l'apprentissage par un réseau de neurones. Ce filtre est dénommé filtre neuro-flou adaptatif [TEN97].

### 3.3.4 Le rehaussement de contraste

Quand les changements d'intensité, dus aux frontières de régions sont larges (flous),, comme sur des images de radiographie, à cause du phénomène de diffraction des rayons X par exemple, nous devons rehausser le contraste de l'image, en diminuant l'étendue de la zone de transition (figure 3.10), tout en préservant l'homogénéité des régions de part et d'autre de la frontière. Ainsi, on ne risque pas de fusionner intempestivement deux régions distinctes lors d'une opération de segmentation.

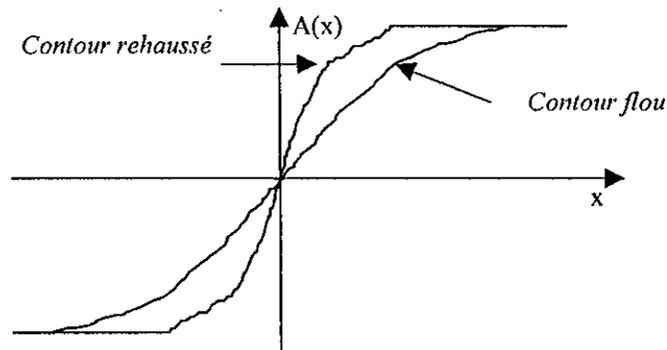


Figure 3.10 Rehaussement de contraste

Les opérateurs de rehaussement de contraste peuvent être linéaires ou non ; parmi les méthodes de rehaussement , on peut citer :

- **Méthode basée sur le Laplacien**

On peut augmenter le contraste d'une image en soustrayant de l'image originale  $f(x,y)$  une certaine proportion de son Laplacien  $\Delta f(x,y)$   $g(x,y) = f(x,y) - \Delta f(x,y)$

On peut utiliser pour le calcul du Laplacien un des masques Laplacien du chapitre segmentation.

- **Rehaussement par cache filtré**

Le rehaussement est obtenu en ajoutant à l'image originale la différence entre cette image et une version passe bas de celle-ci. Cette opération est inspirée d'un procédé photographique, dans lequel on superpose au film original un cache obtenu par la superposition du film et de son négatif légèrement défocalisé. Il a pour but d'accentuer les hautes fréquences spatiales[KUN93].

Il existe aussi des méthodes de rehaussement, basées sur la morphologie mathématique.

## Discussion

Nous avons cité brièvement les différentes techniques utilisées, pour l'amélioration de la qualité des images dégradées. Cette dégradation peut être due à une mauvaise illumination, à un mauvais contraste, ou à du bruit. Ces traitements sont quasiment nécessaires pour l'amélioration de la qualité des images de films de radiographie, et leur application peut nettement aider à faire réussir la phase de segmentation. Le choix des prétraitements à appliquer, dépend de la qualité initiale de l'image ; la connaissance à priori de celle-ci peut aider dans le choix du traitement adéquat. Il est possible d'éviter l'introduction de ces connaissances à priori, en utilisant des techniques d'estimation (par exemple estimation du type de bruit, de contraste, ...). Cette phase conditionne énormément l'opération de segmentation.

*[Faint, illegible text, likely bleed-through from the reverse side of the page]*

*[Faint, illegible text, likely bleed-through from the reverse side of the page]*

## CHAPITRE 4

### SEGMENTATION D'IMAGES

Nous présentons dans ce chapitre un passage en revue des différentes méthodes de segmentation d'images, selon les deux approches duales, frontières et régions.

#### 4.1 Segmentation d'images en régions

La segmentation en régions homogènes vise à segmenter l'image, en se basant sur les propriétés intrinsèques des différentes régions de l'image. La partition dépend donc du choix de ces propriétés et les performances de segmentation se basent sur l'entité qui définit l'homogénéité. Les principaux critères, qui dépendent de l'application envisagée, sont :

- le niveau de gris ou la couleur ;
- la texture ;
- le mouvement.

La segmentation par extraction de régions a pour objectif de partitionner une image en zones d'intérêts, qui sont des ensembles de points, appelés régions, homogènes pour une ou plusieurs caractéristiques (intensité lumineuse, texture,...). Ces zones correspondent à des objets de la scène d'où elle est issue. Les régions obtenues sont homogènes pour une ou plusieurs caractéristiques, et différentes d'au moins une caractéristique des régions voisines. La segmentation par extraction de régions, peut être située dans le cadre générale de la classification de données.

On peut caractériser un problème de segmentation d'image par [MON90]:

- Un ensemble de critères d'homogénéité déterminant les propriétés des partitions de l'image que l'on cherche : *modélisation analytique*.
- Un algorithme utilisant ces critères de manière à segmenter l'image: *modélisation algorithmique*.

On est donc confronté à deux problèmes de base distincts:

- La définition de critères de segmentation, spécifiques à chaque problème particulier de segmentation ;
- La définition d'une stratégie d'utilisation des critères de segmentation qui peut être définie de manière générale.

Les méthodes existantes peuvent être classées en cinq catégories [CO95][HAR85][PAL93][CHE97/b][CHE97/d][CHE98/a][CHE98/c]:

- Les méthodes de classification ;
- Les méthodes de croissance de régions ;
- Les méthodes Markoviennes ;
- Les méthodes de fermeture de contours.

La différence principale entre ces types de méthodes réside dans la stratégie d'utilisation de l'espace des luminances, et des relations spatiales existant entre les pixels. Par exemple, les méthodes de classification déterminent d'abord une partition de l'espace des luminances, et se servent ensuite des relations de connexité pour déterminer les régions. Les méthodes de croissance de régions utilisent de manière simultanée ces deux types d'informations.

#### 4.1.1 Méthodes de classification

Il s'agit de classer des pixels ou des parties de l'image en exploitant leur similarité, par opposition à l'approche frontière qui recherche les dissimilarités.

Les classes sont construites à partir des attributs des pixels. Chaque pixel est affecté à une classe unique, mais il se classe indépendamment de ses voisins. Les critères de proximité employés sont des distances entre vecteurs d'attributs, et ne tiennent pas compte de la proximité entre pixels dans l'image. La classification est une opération préalable à la segmentation. Cette dernière est ensuite obtenue par extraction des composantes connexes appartenant à la même classe. Une région sera constituée de pixels d'une même classe, mais il peut y avoir dans l'image plusieurs régions correspondant à une même classe.

On peut distinguer deux groupes de méthodes de classification [COC95]: les méthodes de classification par histogramme et les méthodes multidimensionnelles.

##### 4.1.1.1 Classification par histogramme

Ces méthodes [CHI97] sont basées sur l'utilisation et l'exploitation de l'histogramme de l'image qui caractérise la distribution des niveaux de gris [WES74]. On recherche les différents modes de l'histogramme et les « vallées » correspondantes. Les classes sont déterminées par les intervalles entre les vallées.

Cette procédure fonctionne bien pour les images comprenant un nombre peu important d'objets, ayant des niveaux d'intensité différents. Cette idée a été améliorée en introduisant une classification récursive, permettant d'opérer quand un nombre important d'objets est présent dans l'image.

La classification est effectuée selon deux manières différentes, par seuillage global, quand le seuil de séparation de classes est défini globalement sur tous les points de l'image, ou par seuillage local, quand le calcul des seuils est effectué localement sur une fenêtre de l'image.

D'une manière générale, la segmentation par classification par histogramme se réalise en trois phases:

- identification des seuils interclasses;
- affectation des pixels aux différentes classes;
- extraction des composantes connexes de chaque classe.

### • Seuillage global

Dans ce cas, la recherche des seuils s'effectue par analyse de l'histogramme des niveaux de gris et par détermination des minimums locaux ( figure 4.1)

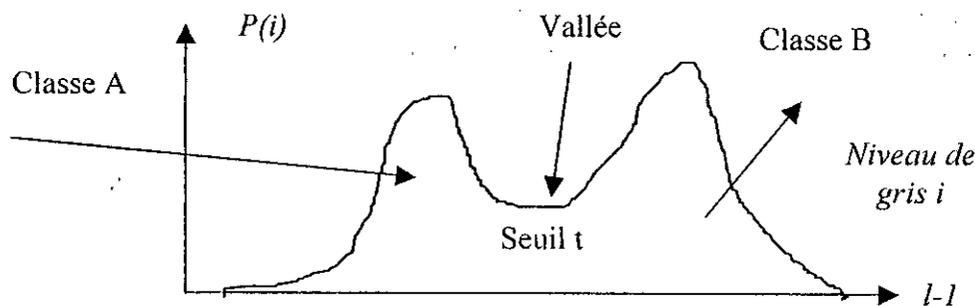


Figure 4.1 Principe de la classification par seuillage

### Approches basées sur la séparation de distribution

La localisation des seuils se fait par séparation des distributions [COC95]. Ceci est réalisé à l'aide d'un critère de minimisation de la somme des inerties, associées aux différentes classes. La connaissance à priori du nombre de classes à détecter est nécessaire.

Dans ce contexte, nous citons l'approche d'OSTU [OST78], qui consiste à partitionner les pixels dans l'image selon deux classes  $C_0$  et  $C_1$  (objet et fond) en maximisant un critère de séparabilité entre classes. La méthode peut être étendue à plus de 2 classes.

### Approches basées sur la notion d'entropie

Ces méthodes sont basées sur l'optimisation d'une fonction critère, l'entropie dans ce cas. Ils existent plusieurs travaux dans ce contexte, [KAP85],[BIL82], [PUN80].

### Approches basées sur la transformation d'histogramme

Dans ces méthodes, le seuil n'est pas sélectionné directement, mais après transformation de l'histogramme des niveaux de gris de l'image. Cette transformation a pour but d'élever les pics et d'abaisser les vallées, en associant à chaque pixel un poids dépendant des propriétés locales, ce qui permet de bien discriminer les modes [WES74] [WES78].

### Approches basées sur les statistiques du 2<sup>ème</sup> ordre (matrice de cooccurrence)

La matrice de cooccurrence  $M(d,\varphi)$  est une matrice dont les entrées sont les fréquences relatives aux deux pixels voisins  $N_{gi}$  et  $N_{gj}$ , séparés par une distance  $d$  avec une orientation  $\varphi$ .

Kohler [KOH81] donne une mesure du contraste en utilisant les matrices de cooccurrence, dont les éléments correspondent à des couples de valeurs de niveaux de gris. Le seuil optimal est déterminé pour un contraste maximal.

## Approches basées sur la relaxation

En segmentation d'images, la relaxation est appliquée comme suit: les pixels de l'image sont classifiés dans un premier temps statistiquement en classes "clair" et "foncé", en se basant sur leurs niveaux de gris. La probabilité de chaque pixel est ensuite ajustée suivant les probabilités des pixels voisins. Ce traitement d'ajustement itératif se fait de telle façon que la probabilité "clair" (respectivement "foncé") devienne plus claire pour les pixels de régions blanches (respectivement foncés). Ces méthodes de relaxation sont des techniques de traitements parallèles, contrairement aux techniques séquentielles précédentes [PAV77].

### • Seuillage local

Dans cette méthode, à chaque point de l'image, est affecté un seuil dépendant d'un histogramme local, calculé sur une fenêtre centrée autour du point en question.

Dans ce cas, l'image originale est partitionnée en petites sous-images, et le seuil est déterminé pour chacune d'elles. L'image est seuillée avec un niveau de gris de discontinuité, suivant la frontière de deux sous-images différentes. Une technique de filtrage est ensuite appliquée pour éliminer les discontinuités [FER82].

La méthode de Mardia et Hainsworth [MARD88] requiert la connaissance du nombre de classes, des moyennes, covariances et probabilités a priori de chaque classe. Ces paramètres peuvent être estimés itérativement par une classification bayésienne.

Dans le même contexte, la méthode Bhanu et al [BHA82] [BHA87] est basée sur la relaxation-gradient, qui s'adapte aux images ayant un histogramme global unimodal, qui ne nécessite pas la connaissance du nombre de classes.

Chow et Kaneko [CHO72] proposent d'utiliser une fenêtre 7x7 pour le seuillage local. L'image originale est divisée en 7x7 sous-images, et le seuil est calculé pour chacune d'elles, sauf pour celles ayant un histogramme de niveaux de gris unimodal, qui est interpolé à partir des sous-images voisines.

Nakagawa [NAK79] propose une extension au cas de trois classes de la méthode de binarisation de Chow et Kaneko.

### 4.1.1.2 Classification multidimensionnelle

Les méthodes multidimensionnelles classifient les objets d'une image en se basant sur un ensemble d'attributs, contrairement aux méthodes précédentes qui utilisaient un seul attribut.

Il existe deux sortes de méthodes de classification multidimensionnelle :

- Les méthodes supervisées, pour lesquelles les classes sont définies a priori ;
- Les méthodes non supervisées, pour lesquelles les classes ne sont pas définies a priori.

### Classification non supervisée

Cette classification consiste à découper l'image en zones homogènes, selon un critère de similarité entre les pixels, c'est à dire selon un critère de proximité, au sens des attributs utilisés. Elle réalise une segmentation sans connaissance a priori de l'image. On peut citer la méthode des nuées dynamiques [CEL89], qui consiste à calculer la partition optimale de l'ensemble des pixels

en sous ensemble, chacun étant représenté par un noyau. Le nombre de classes n'est pas connu à priori. Plusieurs travaux basés sur ce principe ont été élaboré [HAR69],[GOL78],[COL79]. On peut citer aussi la classification ascendante hiérarchique (CAH), dont le but est de construire un arbre d'agrégation des  $N$  individus (pixels) en classes, par regroupement deux à deux successifs. Elle repose sur les distances interclasses, et sur un critère d'agrégation défini à l'avance. (Figure 4.2).

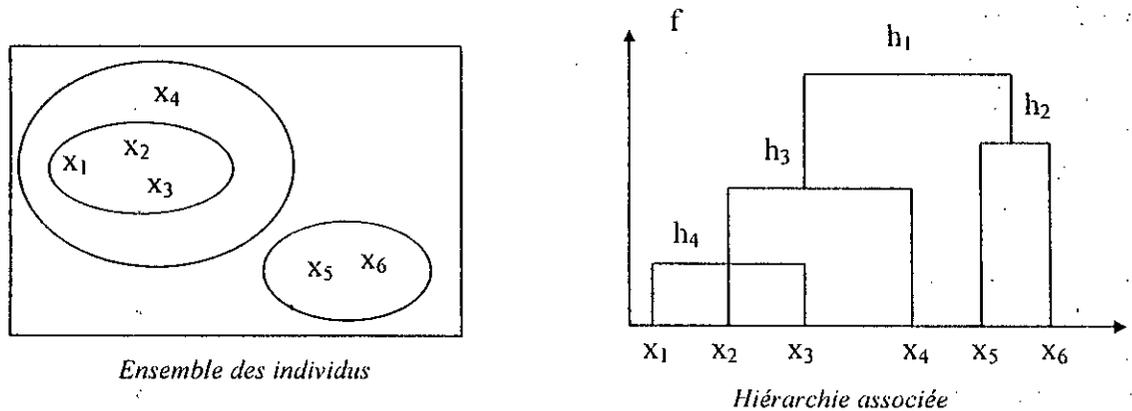


Figure 4.2 Principe de la CAH

Plusieurs travaux se basant sur ce principe existent dans la littérature [CHE80][MAS90][MAS91].

### Classification supervisée

Cette approche suppose une connaissance *à priori* sur l'image à segmenter. Elle consiste à construire, à partir d'une classification connue *à priori* d'un certain nombre d'individus, une fonction de discrimination pour les autres individus qui réalise un découpage de l'image. À chaque zone de ce découpage est affectée une classe de la classification à priori. On peut citer la classification basée sur la notion d'ensembles flous.

Plusieurs auteurs ont étudié la segmentation par classification en se basant sur la notion d'ensemble flou, l'algorithme le plus communément utilisée est le «Fuzzy C-Means». Le principe de cette classification consiste à affecter à chaque pixel de l'image un degré d'appartenance à chaque classe; chaque élément sera ainsi caractérisé par un vecteur, dont les éléments traduisent le degré d'appartenance aux différentes classes. Les valeurs des degrés d'appartenance des pixels aux différentes classes sont ajustées itérativement, jusqu'à optimisation d'un critère quadratique. La décision finale d'affectation des pixels aux différentes classes est retardée, et elle ne se fait qu'après convergence du processus d'optimisation. Chaque pixel est affecté à la classe dont le degré d'appartenance est maximal. Cet algorithme a été développé par Dunn, et ensuite généralisée par Bezdek [HUN85].

#### 4.1.2 Segmentation par croissance de régions

Ces techniques consistent à regrouper itérativement des ensembles de points connexes en régions plus importantes, en utilisant des conditions dépendant des propriétés d'homogénéité.

L'idée de base de ce type d'approche est de définir des critères de regroupement des pixels permettant l'obtention de régions homogènes. Les relations spatiales sont ainsi utilisées tout au long du processus de segmentation.

Ces méthodes peuvent être subdivisées en trois classes :

- agrégation de pixels ;
- regroupement itératif d'ensembles de pixels ;
- division / fusion.

#### 4.1.2.1 Agrégation de pixels

Le principe de cette technique [MON90][COQ95][GON93/b] [SEL96] consiste à regrouper les pixels d'une image, en se basant sur un double critère d'homogénéité et d'adjacence. A chaque pixel, on associe un vecteur d'attributs, qui permet le regroupement de deux pixels, si leurs vecteurs d'attributs sont suffisamment proches. Par exemple, on peut réunir deux pixels, si la différence de leurs niveaux de gris est suffisamment faible. On peut aussi regrouper deux pixels, si leur différence de niveau de gris est faible par rapport à la plus grande différence existant entre chacun des pixels et ses voisins, pris dans un voisinage carré. L'agrégation des pixels se fait autour de noyaux (graines ou germes), qui peuvent être des pixels ou des ensembles de pixels.

Les limitations de ce type d'approche par agrégation de pixels, sont liées au fait que les entités que l'on regroupe ( les pixels) véhiculent peu d'informations. En effet, ces méthodes consistent à déterminer des noyaux de régions, et à ensuite regrouper itérativement des points à ces noyaux. Les seules informations dont on dispose pour décider d'un regroupement sont les caractéristiques du noyau de région et la luminance du point. Les méthodes par regroupement itératif d'ensemble de points permettent d'utiliser des informations plus riches pour former les régions.

#### 4.1.2.2 Regroupement itératif d'un ensemble de pixels

L'idée de base de ces méthodes est de définir une succession de partitions de l'image, par regroupement itératif de régions connexes. Cette stratégie permet de définir des heuristiques de regroupement, dépendant de la similarité des régions. La plupart de ces méthodes regroupent itérativement tous les couples de régions adjacentes, vérifiant certaines conditions. Le processus de croissance s'arrête, quand plus aucun couple de régions adjacentes ne vérifie les conditions de fusion. Généralement, le résultat obtenu dépend de l'ordre avec lequel les couples sont regroupés. Ainsi, le principe des méthodes les plus efficaces est de définir une hiérarchie de fusion.

On peut citer l'algorithme sous-optimal [MON87] proposée par O.Monga, dont l'idée de base est d'optimiser la qualité globale de la segmentation ( $S$ ) par une optimisation locale, et à regrouper parmi tous les couples de régions dont la réunion vérifie le prédicat ( $P$ ), celui ayant la meilleure qualité ( $Q$ ).

Une approche est celle de J.P.Gambotto [GAM85], qui propose un algorithme de regroupement hiérarchique qui analyse les régions de l'image, en parallèle et de façon itérative, permettant de segmenter l'image en utilisant à la fois l'information statistique sur les régions homogènes et l'information du gradient sur le contour des régions détectées.

#### 4.1.2.3: Méthodes de Division et Fusion

Ce sont les méthodes fondamentales de la segmentation en régions. Elles se composent de deux phases successives, qui sont la division de l'image en blocs, dont la forme dépend de la structure utilisée, et la fusion des blocs, vérifiant un certain critère d'homogénéité.

Les méthodes de division consistent à diviser l'image entière en grandes régions, ces dernières seront elles mêmes divisées, et ainsi de suite jusqu'à ce que les régions produites vérifient un certain critère d'homogénéité. Cette structure hiérarchique permet d'établir des relations de proximité entre les régions (graphe d'adjacence), l'arbre de segmentation est parcourue dans le sens racine - feuille. La manière de découper l'image peut être guidée par plusieurs structures de données.

### Structure de l'arbre quaternaire (QUADTREE)

Le principe de représentation engendré par l'arbre quaternaire, repose sur la propriété de récursivité du maillage carré. Il s'agit à cet effet d'un test d'images binaires, qui recherche les composantes connexes. Cette structure, également adoptée pour la segmentation d'images en niveaux de gris, se déroule en deux phases, la division et la fusion, selon un procédé de découpage récursif pour aboutir à un résultat optimal.

### Structure du diagramme de voronoï

Le découpage selon un diagramme de voronoï [CHA91/a][CHA91/c] consiste à chercher une partition de l'image en polygones de voronoï. Il permet de décrire, manipuler et d'interpréter des entités géométriques. On associe à chaque polygone un germe. Les germes sont positionnés de manière aléatoire, et sont ensuite introduits de manière guidée par l'image. Après plusieurs itérations, on converge vers une partition, où chaque élément représente une approximation d'une partie de l'image, selon un critère d'ordre statistique. Le critère d'homogénéité peut être la variance, le max-min [CHA91/a], ou la couleur [ITO96].

La Structure de la triangulation de delaunay est une forme de structure de données pouvant être utilisée dans les méthodes de division et fusion.

### Structure pyramidale

Les techniques qui utilisent les structures pyramidales [ROS94] sont considérées comme une construction d'une pyramide de graphes d'adjacence entre des régions segmentées. Cette méthode a pour but de fusionner les régions par groupes en parallèle, pour toute l'image et à chaque itération. Une pyramide de graphes d'adjacence est ainsi construite, et un niveau quelconque de cette pyramide renferme des régions de tailles sensiblement égales. La construction de la pyramide de graphes revient à une réduction de graphes.

Il existent plusieurs types de pyramides [BER95]:

- **Pyramide quaternaire:** cette structure est obtenue de manière récursive; 4 pixels voisins appelés fils du niveau  $k$ , sont représentés par un pixel père du niveau  $k+1$ ; l'image doit être nécessairement de taille carrée.
- **Pyramides liées:** ou pyramides à recouvrements. À chaque cellule du niveau  $k$ , est lié un bloc  $4 \times 4$  cellules du niveau  $k-1$ ; au niveau  $k-1$ , les blocs se recouvrent: chaque bloc de  $4 \times 4$  cellules recouvre à 25% chacun de ses 4 voisins. De ce fait, chaque cellule de niveau  $k$  est connectée à 4 cellules du niveau  $k+1$ .

### Division et fusion par arbre quaternaire

Le principe [HOR74] est de tester la validité d'un critère d'homogénéité, de manière globale sur une large zone d'une image carrée. Si le critère est validé, l'algorithme prend fin; sinon, on divise l'image originale en quatre, et on applique à nouveau le critère; et ainsi de suite, les divisions par quatre se poursuivent jusqu'à obtenir des régions où le critère est validé (figure 4.3).

Cet algorithme donne une structure hiérarchisée des régions qui répondent au critère. Une région qui vérifie le critère forme un nœud terminal, sinon, elle forme un nœud d'où partent quatre branches, correspondant à quatre zones sur lesquelles sera appliqué le critère. Après la phase de division, une phase de fusion est nécessaire pour le regroupement des quadrants adjacents représentant des régions homogènes, selon le critère utilisé.

Une autre approche conçue par les mêmes auteurs [HOR76], dénommée « tree traversal » a été mise au point, et est basée sur le même principe de division et fusion. Elle se résume en cinq points:

- Segmentation initiale : Division de l'image entière en blocs de même taille ;
- Fusion initiale : Fusion de quatre blocs adjacents de même taille en un seul bloc, si le critère d'homogénéité est vrai ;
- Division : Division des blocs non fusionnés en sous-blocs, si le critère d'homogénéité est faux ;
- Regroupement : Fusion des blocs adjacents de différentes tailles ;
- Elimination des petites régions : Fusion des petites régions avec les régions voisines, si le critère d'homogénéité est vrai.

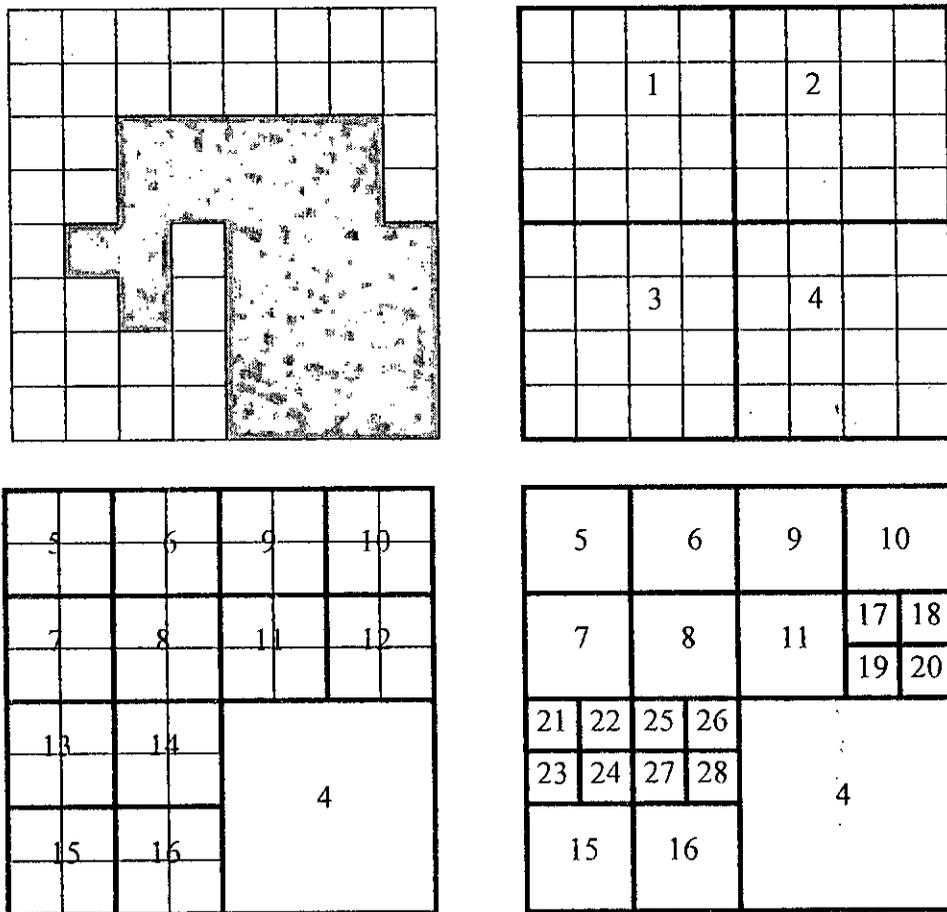


Figure 4.3 Exemple de segmentation avec une structure Quad-Tree

#### 4.1.2.4 Méthode de la ligne de partage des eaux

Pour isoler directement les objets à étudier sur une image, la morphologie mathématique, [COS89] [GRO87] [PRE86] [SER82] [SAY97] et en particulier la méthode de ligne de partage des eaux (LPE) peut être utilisée [BER95] [GON93/a]. Elle est analogue à une croissance de régions. L'appellation est empruntée de la terminologie de la géographie qui définit la LPE comme la crête qui forme la limite entre deux bassins versants. En effet, une image en niveaux de gris peut être considérée comme le relief accidenté d'un sol (figure 4.4) où la teinte correspond à l'altitude (sombre pour les basses altitudes, claire pour les autres).

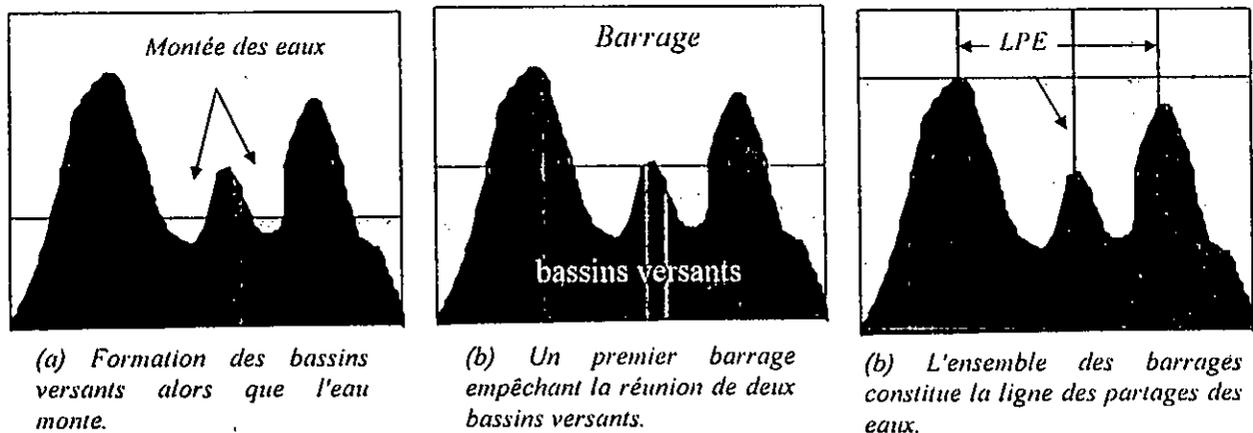


Figure 4.4 Principe de la LPE sur une fonction monodimensionnelle

La LPE s'obtient par amincissement morphologique, effectué avec l'élément structurant  $L$  (et ses rotations) itéré jusqu'à stabilisation. Cette opération consiste à remplacer le niveau de gris  $A[i,j]$  par la valeur  $A_1$  si  $A_1 < A[i,j] \leq A_2$  avec

$$A_1 = \max \{A[i-1,j-1], A[i-1,j], A[i-1,j+1]\}$$

$$A_2 = \min \{A[i+1,j-1], A[i+1,j], A[i+1,j+1]\}$$

$$\text{L'élément structurant } L \text{ s'écrit : } \begin{array}{ccc} & 1 & 1 & 1 \\ * & 1 & & * \\ & 0 & 0 & 0 \end{array}$$

L'amincissement effectué dans les huit directions, abaisse donc les niveaux de gris des pixels situés sur les flancs des pics, sans toucher ni aux sommets ni aux vallées. En répétant jusqu'à stabilisation, les lignes de crêtes gardent leurs niveaux de gris d'origine et entourent des régions, dont le niveau de gris est uniforme et égal au niveau de gris le plus bas de la région. Un simple seuillage suffit alors à extraire la LPE.

Ce traitement est particulièrement adapté pour séparer des objets très proches, pour lesquels la frontière ne se manifeste que par quelques niveaux de gris de différence par rapport aux objets.

#### 4.1.3 Méthodes markoviennes

La segmentation d'images utilise le cadre stochastique, pour permettre à la fois de modéliser les textures qui s'y trouvent, de modéliser les déformations subies lors de l'acquisition et de disposer d'algorithmes d'optimisation efficaces. Les champs markoviens sont un exemple de la famille très vaste des modèles stochastiques. En outre, de par leur définition, ils sont très liés à la notion de voisinage, constituant une notion de base en analyse d'images.

Dans les méthodes markoviennes [ZER90/a,b,c] [ZER91/a,b] [FAU93] [SIM89] [GEI90] [GEM 84], les observations (pixels) et les étiquettes (informations non observables que

l'on cherche à extraire des observations), forment deux champs de variables aléatoires notés respectivement  $O$  (champ d'observations) et  $E$  (champ d'étiquettes), définis sur une maille carrée, dont les sommets constituent un ensemble  $S$  de sites  $s$ .

$$O = \{O_s, s \in T\} \quad E = \{E_s, s \in S\}$$

où  $s$  désigne un site d'une des mailles. On notera  $o = \{o_s, s \in T\}$  et  $e = \{e_s, s \in S\}$  des réalisations de chacun de ces deux champs. Les étiquettes  $E_s$  prennent leurs valeurs, discrètes ou continues, dans un ensemble  $\Lambda$ . L'ensemble de toutes les configurations de  $E$  est noté  $\Omega = \Lambda^{|S|}$  où  $|S|$  désigne le cardinal de  $S$ . L'ensemble des valeurs prises par  $E_s$  dépend du nombre total ( $L$ ) de classes présentes dans l'image, donc  $E_s \in \{1, 2, \dots, L\}, \forall s \in S$ .

Une segmentation consiste à estimer  $E$ , connaissant l'image observée. Pour cela, on définit une probabilité conditionnelle  $P(O=o | E=e)$ , qui correspond soit à une modélisation des textures, ou en générale à un modèle de déformation. Ensuite, on recherche la configuration  $E$  qui maximise  $P(E=e | O=o)$ . Pour cela, nous appliquons une estimation bayésienne, en utilisant l'un des estimateurs bayésiens, MAP (Maximum A Posteriori), MPM (Maximum Posterior Marginal) ou bien le TPM (Threshold Posterior Mean).

#### 4.1.4 Méthodes par fermeture de contours

Cette approche se base sur la dualité existante entre les deux approches régions et contours. Une région est de nature délimitée par un contour fermé. Or, les contours issus d'un algorithme de détection de contours sont rarement fermés. Le principe de cette méthode consiste à détecter les régions, en fermant les contours constituant leurs frontières. On détermine alors les régions, non pas en recherchant des zones homogènes, mais en détectant les points frontières entre deux zones homogènes de caractéristiques différentes. L'objectif est de combler les lacunes se trouvant sur un contour fragmenté. À partir d'une carte contours, obtenue par un opérateur de détection de contours, on peut procéder de deux façons différentes :

- **La recherche du meilleur chemin à partir d'une extrémité:**

Le principe de cet algorithme [DER88] est de rechercher, à partir d'une carte de contours, ceux qui ne sont pas fermés (figure 4.5), par balayage de l'image ligne par ligne avec un opérateur  $3 \times 3$ , de détecter les extrémités des contours, puis de les fermer en les prolongeant par suivi des crêtes de gradient.

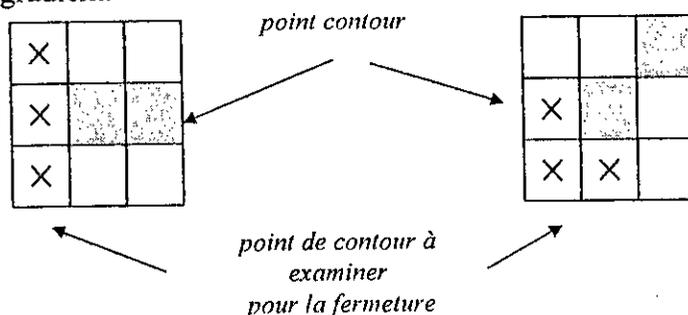


Figure 4.5 Principe de l'examen du voisinage d'un pixel.

La topologie de chaque extrémité permet de définir une direction d'exploration pour la fermeture et, à chaque configuration d'extrémité est associée la liste des voisins à examiner.

À partir d'une extrémité détectée, on recherche le meilleur candidat à la fermeture, en déterminant l'arborescence de tous les chemins possibles auxquels une fonction coût égale à la somme des normes du gradient des pixels le long du chemin est associée. Le meilleur chemin est celui qui donne une fonction coût minimale.

- **La recherche du meilleur chemin entre deux extrémités**

Le principe consiste en la recherche d'un chemin entre les deux pixels  $s_0$  et  $s_1$ , représentant les extrémités de la lacune à combler. La procédure d'énumération, appliquée dans ce cas [NIL71], considère que pour tout pixel  $s$ , situé sur un chemin solution, on définit une fonction évaluation par:

$$\hat{f}(s) = \tilde{g}(s) + \hat{h}(s) \quad \text{où } \tilde{g}(s) \text{ représente le coût du chemin de } s_0 \text{ à } s$$

$$\text{et } \hat{h}(s) \text{ est une estimation du coût du chemin de } s \text{ à } s_f.$$

La solution est obtenue pour un coût minimum, on a alors:  $f(s)=g(s)+h(s)$ .

le chemin correspondant (figure 4.6) vérifie la condition:  $\hat{h}(s) \leq h(s)$ .

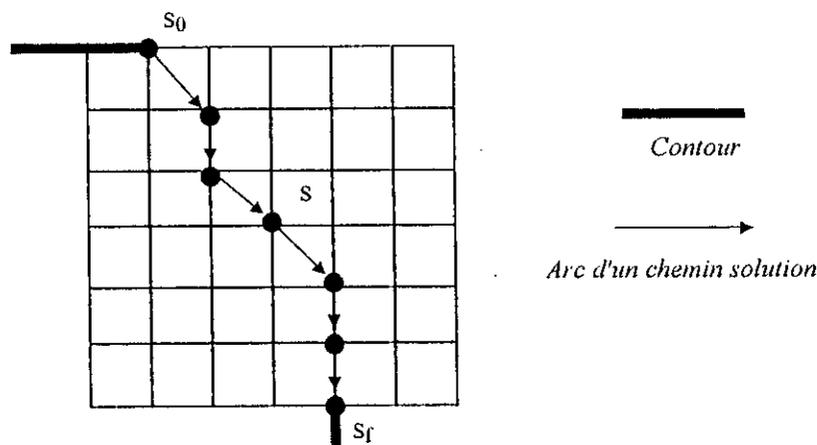


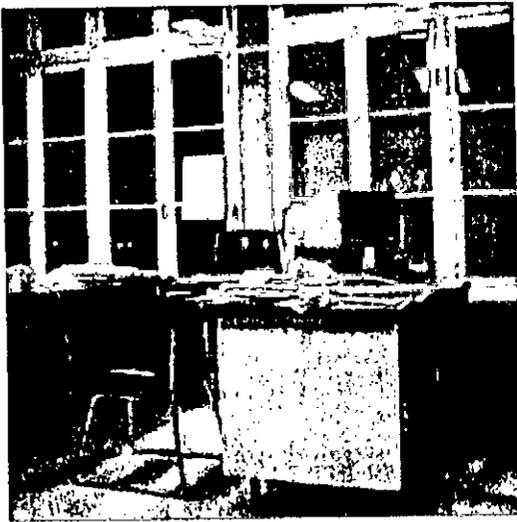
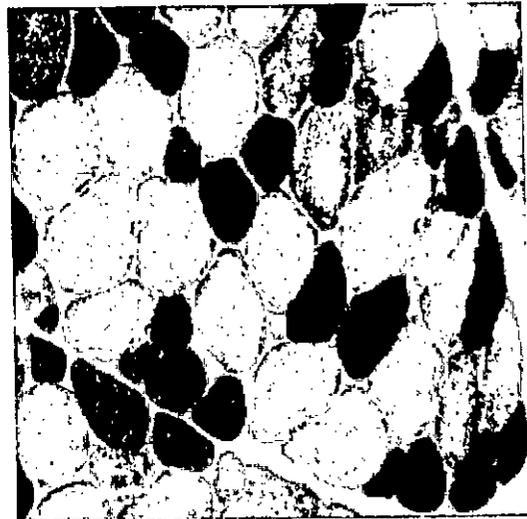
Figure 4.6 Exemple de recherche de chemin entre deux extrémités

La fonction d'évaluation ne peut se calculer qu'en ayant des données à priori sur l'image. La norme du gradient, la courbure et la distance à l'objectif sont des exemples de telles données. La connaissance des deux extrémités de la lacune est nécessaire.

- **Extraction des régions par étiquetage en composantes connexes**

Le résultat de la fermeture de contours, ne produit pas une segmentation en région ; en effet, les pixels contours sont marqués "1" et tout les autres, représentant l'intérieur de régions, sont marqués "0", sans distinction d'appartenance à des régions différentes ; une opération d'étiquetage s'avère nécessaire. Elle consiste à affecter une même étiquette aux points marqués « 0 » appartenant à la même composante connexe de l'image. Cette opération est effectuée par simple balayage de l'image par un opérateur en L. Les classes d'équivalence sont mises à jour à chaque nouvelle application de l'opérateur.

## 4.1.5 Résultats de la segmentation en régions

*Image bureau**Image muscle**a**b*

*Figure 4.7 Segmentation par croissance de Régions:  
a) Segmentation par Agrégation de points (critère de la Moyenne de régions) (seuil= 18)  
b) Segmentation par Division et Fusion (critère Max-Min) (seuil =3)*



Figure 4.8 Segmentation par classification par seuillage Automatique d'histogramme (algorithme de PUN) Seuil trouvé=97

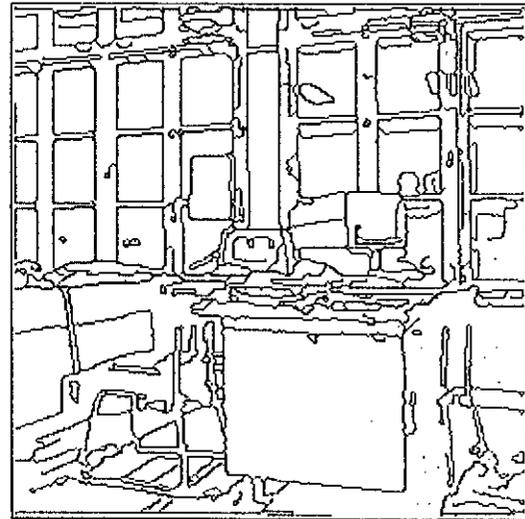


Figure 4.9 Segmentation par fermeture de contours (Deriche), avec les paramètres:  
 $N_g$  : filtrage = 1 .  
 $Sh$  : seuil bas de l'hystérésis = 4 .  
 $Sh$  : seuil haut de l'hystérésis = 6 .  
 $Maxchain$  : la longueur maximale des chaînes à éliminer 5 .  
 $LongChain$  : longueur maximale de la lacune à fermer 25 .

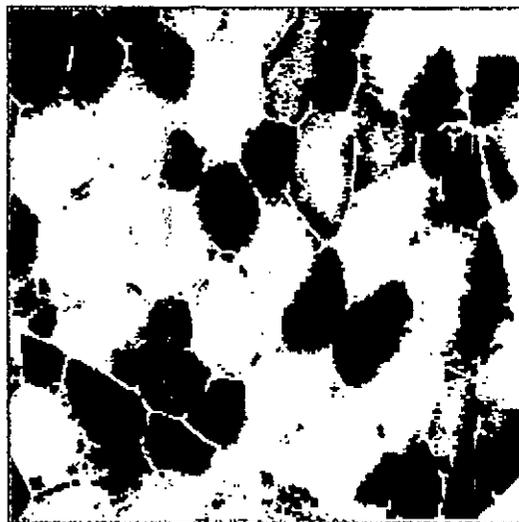


Figure 4.10 Segmentation par la méthode LPE .  
 avec les paramètres :  
 Seuil de binarisation : 115



Figure 4.11 Segmentation par la méthode basée sur les ensembles flous FCMEAN .  
 avec les paramètres :  
 Nombre de classes : 4  
 Seuil de convergence : 0.001  
 Nombre d'itération 6

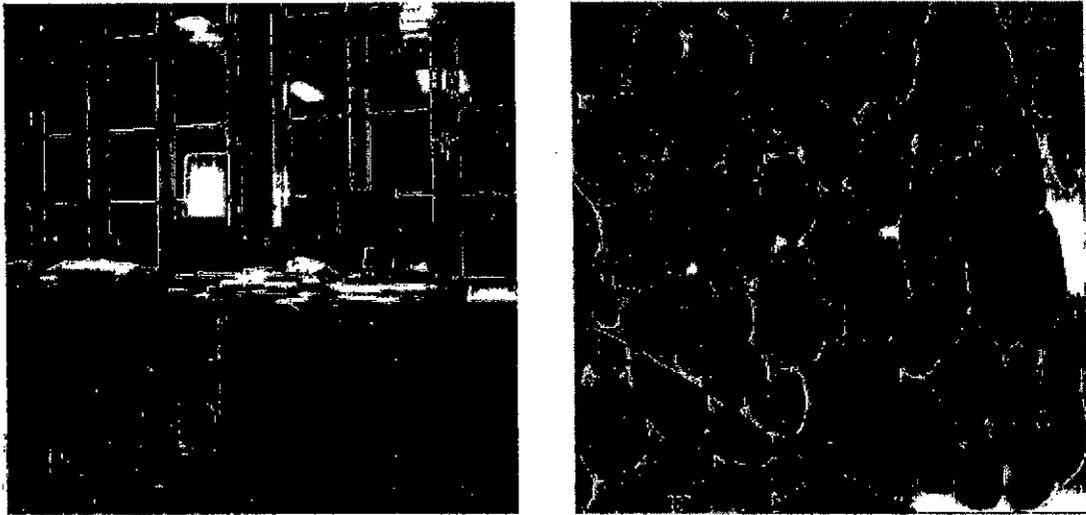


Figure 4.12 Segmentation par classification CAH, avec les paramètres:

- Seuil de fusion de classes: 10
- Nombres d'itérations: 10

### Commentaire

Les résultats de quelques méthodes de segmentation en régions implantées, montrent les points forts et faibles de chacune d'elles. La croissance de régions par agrégation de pixels donne de bons résultats, même avec des images faiblement texturées, avec un léger manque de précision sur les frontières des régions détectées ; cette imprécision est causée par le choix des critères de fusion (figure 4.8. a).

La segmentation par division - fusion, arrive à séparer convenablement les régions, mais souffre de l'effet d'escalier sur les frontières des régions détectées ; cet effet est dû à la structure du quad-tree utilisée (image 4.7.b).

La méthode de segmentation par fermeture de contours a donné un résultat intéressant (figure 4.9), mais seulement pour des images ne contenant pas de zones fortement texturées. Cet inconvénient est lié à l'utilisation de l'opérateur de différenciation pour la détection de contours.

Les méthodes de segmentation par classification avec seuillage (figure 4.8.a) souffrent du problème de la non considération des relations spatiales entre pixels et de la difficulté de séparer facilement les classes ; il y a généralement un chevauchement des modes dans l'histogramme ; le seuillage global est intéressant seulement, pour des images ne contenant qu'un seul objet sur un fond (méthode de PUN, figure 4.8). La plupart des méthodes de segmentation par classification ont l'inconvénient de nécessiter le nombre de classes à priori (FCMEAN 4.11) (figure 4.11), d'être sensible au bruit, et parfois d'être coûteuse en temps de calcul, quand l'algorithme est itératif (méthode CAH figure 4.12).

## 4.2 Segmentation d'images par extraction de contours

Cette approche de segmentation, dite aussi « frontière », est duale de la segmentation en régions ; elle est basée sur la détection des discontinuités (variation de l'intensité des niveaux de gris). Des études ont en effet montré que l'homme est capable de reconnaître un objet, par simple observation de ses contours. Une approche rationnelle pour réduire la grande quantité d'informations contenues dans une image consiste à ne garder que les points contours.

Le processus « classique » de détection de contours peut être décomposé en plusieurs étapes distinctes :

- **La mise en évidence des contours** : qui est une première étape primordiale, car elle permet de marquer les contours . Cette mise en évidence s'obtient, par exemple, par une différentiation (dérivation) de l'image.
- **La réduction des contours** : qui agit de manière à ce que les contours mis en évidence n'ait qu'un seul pixel d'épaisseur.
- **La binarisation des contours** : Elle permet d'obtenir une image contours binaire. La binarisation est une étape clef, car elle définit les contours que l'on considère comme importants, et ceux que l'on rejette.
- **La description des contours** : Elle permet d'organiser les points de contours en structures simples, telles les segments de droites, les arcs de cercle, etc. , et de détecter les contours fermés, pour les isoler.

### 4.2.1 Opérateurs de mise en évidence des contours

Dans une image, les variations d'intensités représentent des changements de propriétés physiques ou géométriques de la scène ou de l'objet observé, correspondant par exemple à :

- des variations d'illumination ;
- des changements d'orientation ou de distance à l'observateur ;
- des changements de réflectance de surface ;
- des variations d'absorption des rayons (lumineux, X, etc.).

Il existe plusieurs techniques, utilisées pour la détection de contours qu'on peut classer en sept familles [MON90][COC95][KUN93][CHE96][DAR96][CHE98/a][CHE98/c]:

1. Les méthodes dérivatives ;
2. Les méthodes surfaciques ;
3. Les méthodes morphologiques ;
4. Les méthodes markoviennes ;
5. Les méthodes variationnelles ;
6. Les méthodes par la logique floue ;
7. Les méthodes connexionistes, par réseaux de neurones.

### 4.2.2 Méthodes dérivatives

Dans cette approche, la détection et la localisation des variations du signal (l'image) sont immédiates. Les contours correspondent aux points de fort gradient, ou de dérivée seconde nulle. La Figure 4.13 montre les effets de la dérivation en présence d'un contour.

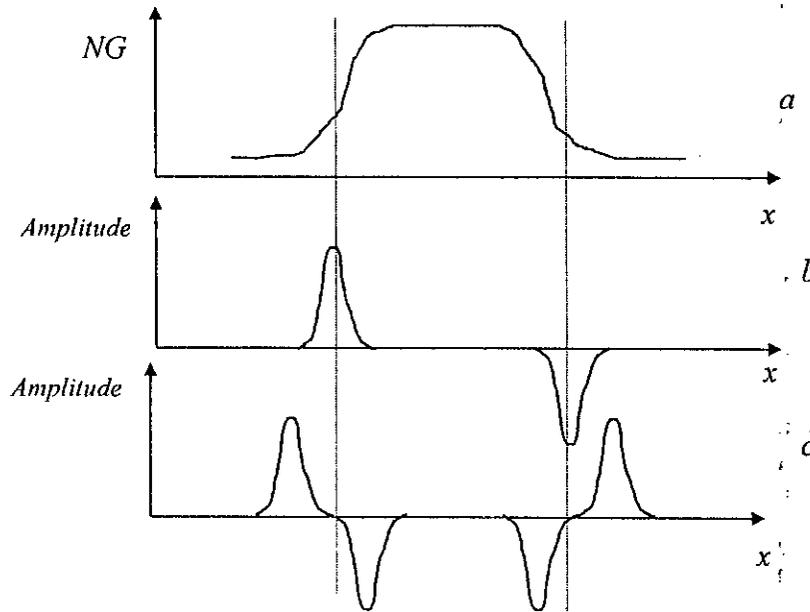


Figure 4.13 Dérivation en présence d'un contour.  
a: Contour, b: Dérivée première, c: Dérivée seconde

#### Le gradient

Le gradient d'une fonction bidimensionnelle [BES88][KAB95](une image ) est un vecteur  $G$

tel que:  $G = \begin{bmatrix} \partial f / \partial x \\ \partial f / \partial y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix}$  Le vecteur  $\vec{G}$  est orienté dans le sens de la

variation maximale de  $f$ . On détermine ainsi la norme du vecteur gradient  $|\vec{G}|$ , et son orientation  $\Phi$  par :

$$|G| = \sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2} \quad \text{et} \quad \Phi = \arctan \frac{\partial f / \partial y}{\partial f / \partial x}$$

le vecteur unitaire normal au contour est donnée par:  $n = (\cos \Phi \quad \sin \Phi)^t$

Les contours d'objets extraits d'une image par le gradient apparaissent comme des traits ou courbes, dont l'épaisseur peut être irrégulière et comporter plusieurs pixels.

Les opérateurs de dérivation sont nombreux ; parmi ceux-ci, nous citons :

l'opérateur de Roberts:  $H_1 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad H_2 = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$

l'opérateur de Sobel,  $H_1 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix} \quad H_2 = \begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}$

l'opérateur de Prewitt  $L = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$   $\partial L / \partial x = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix}$   $\partial L / \partial y = \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$

l'opérateur de Kirch.

$$N = \begin{pmatrix} 5 & 5 & -3 \\ -3 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{pmatrix} \quad W = \begin{pmatrix} 5 & -3 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ 5 & -3 & -3 \end{pmatrix} \quad N - W = \begin{pmatrix} 5 & 5 & -3 \\ 5 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{pmatrix} \quad S - W = \begin{pmatrix} 5 & 5 & -3 \\ -3 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{pmatrix}$$

### Le Laplacien

A un extremum de la dérivée directionnelle, correspond un passage par zéro de la dérivée seconde directionnelle. Pour des raisons de simplifications, on utilise souvent les passages par zéro du Laplacien pour localiser les contours. Le Laplacien est un opérateur de différenciation du second ordre [KAB95], à caractère isotrope. Si l'on développe les dérivées partielles  $\partial / \partial x$  et  $\partial / \partial y$  au deuxième ordre, on peut trouver des expressions approchées pour  $\partial^2 f / \partial x^2$  et  $\partial^2 f / \partial y^2$ . En passant directement à l'image discretisée, il vient:

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} &\approx f(x+1, y) - 2f(x, y) + f(x-1, y) + f(x, y+1) - 2f(x, y) + f(x, y-1) \\ &\approx f(x+1, y) + f(x-1, y) + f(x, y+1) + f(x, y-1) - 4f(x, y) \end{aligned}$$

Cette expression est la forme discrète de l'opérateur Laplacien. De la même façon que précédemment, il existe plusieurs masques Laplacien, tous très similaires tels que :

$$L_1 = \begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{pmatrix} \quad L_2 = \begin{pmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{pmatrix} \quad L_3 = \begin{pmatrix} -1 & 0 & -1 \\ 0 & 4 & 0 \\ -1 & 0 & -1 \end{pmatrix} \quad L_4 = \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix}$$

Le contour est déterminé par la détection des passages par zéro (*PPZ*) du Laplacien. Notons que, le *PPZ* étant unique, le Laplacien fournit directement des contours d'un pixel d'épaisseur. Le Laplacien possède cependant un inconvénient majeur, qui est sa grande sensibilité au bruit. En effet, cet opérateur réalise une dérivée seconde de l'image et est donc très instable.

Dans ce qui suit nous allons présenter des méthodes de segmentation en contours par filtrage optimal.

### Détection de contour par filtrage optimal

Cette catégorie de détecteurs de contours est basée sur l'utilisation de filtre optimaux, pour la localisation des discontinuités dans une image. Nous décrivons sommairement quatre algorithmes basés sur ce type de filtrage [KAB95].

#### ❖ Méthode de Marr & Hildreth

D. Marr & E. Hildreth [MAR80][MAR82] proposent de déterminer :

1. la nature du filtre de lissage optimal ;
2. la façon de détecter les changements d'intensité, pour une échelle donnée.

D'après Marr & Hildreth, le filtre qui fournit le meilleur compromis entre les deux considérations physiques (contrainte du domaine fréquentiel et contrainte du domaine spatial) qu'un filtre doit satisfaire est le filtre Gaussien ( $G$ ).

$$G(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right)$$

Ils proposent de marquer les changements d'intensité (points contours) par les passages par zéro ( $PPZ$ ) de la dérivée seconde directionnelle de l'image lissée  $f$ .

$$f(x, y) = G''(x, y) * I(x, y)$$

Ils approximent  $G''$  par la différence de deux Gaussiennes ( $DOG$ ):

$$G'' \approx DOG(x, \sigma_e, \sigma_l) = G(x, \sigma_e) - G(x, \sigma_l) \quad \text{avec} \quad \frac{\sigma_l}{\sigma_e} \approx 1.6$$

Ils terminent leur théorie par le fait, qu'en vérifiant la condition de la variation linéaire, les  $PPZ$  de la seconde dérivée directionnelle sont précisément ceux de l'opérateur différentiel isotrope qu'est le Laplacien  $\nabla^2$ .

### ❖ Méthode de Shen & Castan

J. Shen & S. [SHE85] [SHE86] Castan proposent d'utiliser des filtres de taille infinie, qui peuvent être réalisés simplement, de façon récursive. Le filtre a pour expression :

$$f(x) = C e^{-\alpha|x|}$$

Ils démontrent que la dérivée seconde, à bande limitée de l'image  $X(u)$  filtrée, peut être calculée à partir de la différence entre la sortie et l'entrée du filtre récursif ( $DRF$ ). En donnant la valeur «1» à tous les pixels de valeur positive dans l'image Laplacien et la valeur «0» aux autres, on obtient une Image Binaire Laplacien ( $IBL$ ).

Shen & Castan proposent trois étapes pour la détection des contours :

1. Calcul de l' $IBL$  par la  $DRF$ .
2. Suppression du bruit dans l' $IBL$ .
3. Vérification des contours avec un gradient adaptatif ( $GA$ ), défini pour les frontières ( $PPZ$ ) dans l' $IBL$ .

### ❖ Méthode de Canny

J. F. Canny [CAN83][CAN86] développe un modèle mathématique pour trois critères de performance. Soit  $C(x_0)$  la sortie au point  $x_0$  de la convolution du signal  $I(x)$  avec un opérateur de détection  $f(x)$  :  $C(x_0) = \int_{-\infty}^{+\infty} I(x) f(x_0 - x) dx$

Le problème posé est de trouver  $f(x)$  antisymétrique telle que  $C(x_0)$  soit maximum au point  $x_0$  en respectant les trois critères suivants:

- **Bonne détection** : L'opérateur doit donner une réponse au voisinage d'un contour;
- **Bonne localisation** : Le contour doit être localisé avec précision;
- **Réponse unique** : Un contour doit provoquer une seule réponse de l'opérateur.

La solution qui vérifie les trois critères, et proposé par Canny est la suivante :

$$f(x) = a_1 e^{\alpha x} \sin \alpha x + a_2 e^{\alpha x} \cos \alpha x + a_3 e^{-\alpha x} \sin \alpha x + a_4 e^{-\alpha x} \cos \alpha x$$

L'opérateur théorique est complexe à mettre en oeuvre, il a été approché au vue de sa forme par l'opérateur dérivée première d'une Gaussienne. La solution retenue par Canny peut être mise en oeuvre de la manière suivante:

1. Lissage de l'image avec un filtre Gaussien;
2. Calcul du gradient en chaque point de l'image;
3. Extraction des maxima locaux, qui consiste à comparer la norme du gradient d'un point  $M(x, y)$  à celle de ses deux voisins  $M1$  et  $M2$  situés sur la droite passant par  $M$  dans la direction du gradient;
4. Seuillage par hystérésis de l'image des maxima locaux.

❖ **Méthode de Deriche**

En reprenant le modèle proposé par Canny, et en relaxant l'hypothèse du support spatial limité, R. Deriche[DER87/A] [DER87/B] [DER90] trouve un opérateur optimal pour la détection de contours plus performant, et propose une implémentation récursive.

L'expression finale du filtre de Deriche pour  $x \in ]-\infty, +\infty[$  est:  $f(x) = -ce^{-\alpha|x|} \sin(\omega x)$ .

$\alpha$  joue le rôle inverse de  $\sigma$  dans la dérivée première d'une Gaussienne. Deriche retient les mêmes étapes que Canny, à savoir :

- Détermination de la direction du contour  $\alpha(i, j)$  et de son amplitude  $A(i, j)$ , définies par :  $A(i, j) = (S^2(i, j) + R^2(i, j))^{1/2}$ ,  $\alpha(i, j) = \tan^{-1}(R(i, j)/S(i, j))$ ;
- Extraction des maxima locaux;
- Seuillage par hystérésis.

**Autres méthodes**

Pratiquement toutes les autres méthodes pour la recherche d'un filtre optimal de contours (de type « toit » ou « arrête ») partent de l'utilisation désormais classique des critères de performance définis par CANNY. On peut trouver dans la littérature plusieurs solutions [KIT93], [BOU93/a][BOU93/b],[Boy94],[TAG94],[ZIO89/A].

**4.2.3 Méthodes surfaciques**

Dans ce cas, l'image des intensités est considérée comme une surface. Le principe consiste à définir un modèle surfacique de transition, et à l'approcher au mieux de l'image.

On peut citer l'opérateur de Hueckel [COC95], qui utilise comme modèle un échelon bidirectionnel, et qui cherche à minimiser l'écart quadratique entre l'image et le modèle, pour approcher au mieux l'image par le modèle. Ceci revient à calculer les paramètres du modèle qui vérifient cette condition.

**Opérateur de Haralick**

Le principe [HAR80][HAR81][HAR85] est d'approcher la surface représentant une transition par un polynôme  $P(x)$ , dont l'équation sera utilisée pour obtenir l'orientation du contour. Ce polynôme peut être exprimé suivant une combinaison linéaire de polynômes orthogonaux  $P_{mk}(x)$ .

$$P(x) = \sum_{k=0}^m a_m P_{mk}(x)$$

La portion de l'image  $A[i, j]$ , située dans une fenêtre de taille  $M \times N$  centrée en  $[i, j]$ , est approximée par le polynôme, dont le degré maximum en  $i$  ou  $j$  est  $N-1$ . Sur le domaine de taille  $N \times N$ ,  $A[i, j]$  peut être approchée par:

$$\hat{A}[i, j] = \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{N-1} k_{nm} P_{nm}[i, j]$$

Les coefficients  $k_{nm}$  sont donnés par l'expression:

$$k_{nm} = \frac{\sum_{i=-M}^M \sum_{j=-M}^M A[i, j] P_{nm}[i, j]}{\sum_{i=-M}^M \sum_{j=-M}^M P_{nm}^2[i, j]} \text{ avec } M = \begin{cases} \frac{N-1}{2} & \text{si } N \text{ impair} \\ \frac{N}{2} & \text{si } N \text{ pair} \end{cases}$$

A partir de la décomposition sur une base orthogonale, on peut calculer les dérivées directionnelles, par rapport à  $i$  et  $j$ :

$$\hat{A}_i[i, j] = \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{N-1} k_{nm} \frac{\partial P_{nm}}{\partial i}[i, j]$$

$$\hat{A}_j[i, j] = \sum_{n=0}^{N-1} \sum_{m=0}^{N-1} k_{nm} \frac{\partial P_{nm}}{\partial j}[i, j]$$

Pour un voisinage 3x3, le masque de l'opérateur de dérivation correspondant est le suivant:

$$\frac{1}{2} \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & +1 & 0 \end{bmatrix}$$

Après estimation de la direction du gradient, les contours sont marqués par les points de passage par zéro dans la direction du gradient, dans un voisinage autour du pixel considéré.

#### 4.2.4 Méthodes morphologiques

La morphologie mathématique [GRO87] [SER82] [MAR91] [COS89] [PRE86] [GON93/a] permet de faire divers traitements, se rapportant à la forme des objets d'une image, avec des procédures très simples à mettre en œuvre. Pour la détection des contours, la méthode utilisée est celle du gradient morphologique.

##### Méthode du gradient morphologique

Le gradient morphologique [DEN84][SAY97] donne une approximation du module du vecteur gradient en chaque point de l'image  $|\nabla A[i, j]| = \frac{(A \oplus \varepsilon) - (A \ominus \varepsilon)}{2}$

où  $A[i, j]$  est l'image,  $\oplus$  représente l'opération de dilatation,  $\ominus$  représente l'opération d'érosion, et  $\varepsilon$  est l'élément structurant associé au disque unité. Il suffit donc de dilater et d'éroder l'image en niveaux de gris, puisque le gradient s'interprète comme l'étendue, c'est à dire la différence entre le max et le min sur le disque unité. Pour éviter d'amplifier le bruit dans le calcul du gradient, il est préférable de lisser préalablement l'image. Après seuillage, les contours obtenus étant épais, il est nécessaire d'appliquer un amincissement morphologique, dans toutes les directions jusqu'à stabilisation, pour obtenir le squelette de l'image (avec un pixel d'épaisseur).

### 4.2.5 Méthodes markoviennes

L'utilisation des champs de Markov en vision par ordinateur s'est développé depuis quelques années [GEM84][ZER90/A][ZER90/C][SIM89]. Les principales applications de ce type de modélisation sont la détection de contours, la restauration, le lissage de l'image et la classification de textures.

Le principal avantage des champs de Markov est de fournir un modèle mathématique simple, permettant de prendre en compte les différents niveaux d'interprétation. Le principe consiste à extraire une fonction, caractérisant l'énergie interne du système et, en la minimisant, à faire évoluer le système vers un état d'équilibre. Cette évolution est guidée par le comportement de chaque pixel dans le système et son interaction avec les pixels voisins.

En détection de contours, les techniques utilisant les champs de markov sont fondées sur l'idée de processus de ligne, introduit par Geman et Geman [GEM84], traduisant la présence ou l'absence de discontinuités, et qui implique la création d'un contour.

Le problème mathématique qui se pose est de minimiser une fonction de coût, non convexe ; la présence d'un grand nombre de variables, implique un temps de calcul important pour la recherche de la solution optimale. De nombreuses méthodes déterministes rapides ont été élaborées pour approcher la solution optimale (GNC pour Graduated Non Convexity ; MFA pour Mean Field Annealing et ICM )

### 4.2.6 Méthodes variationnelles

L'idée de base[CHA91/b][COH93][GAU93][ROU91][BER95] [COC95] [GHE98] est de définir un modèle de courbe déformable C, représenté par une fonction V(s,t), telle que :

$$C = \{V(s,t) = (x(s,t), y(s,t)); s \in [a,b] \text{ et } t \in [0,T]\}$$

où a et b désignent les extrémités (fixes, mobiles, confondues ou non ) du contour, s l'abscisse curviligne le long du contour, t la variable temporelle.

Cette courbe est soumise à deux types de forces: les forces internes, liées à la morphologie de la courbe, et les forces externes, liées à l'image elle même. Ces forces, qui correspondent à des énergies, font évoluer le snake de manière itérative vers un état stable, quand les forces s'équilibrent. Une initialisation fournie par l'utilisateur est nécessaire pour amorcer le processus d'évolution.

Durant l'évolution de la courbe C, l'énergie qui lui est associée est mesurée ; celle-ci dépend des caractéristiques intrinsèques de la courbe, des caractéristiques de l'image au voisinage de la courbe, et de l'interaction entre la courbe et l'image.

L'énergie est mesurée sur chaque courbe C durant son évolution, en fonction de t. Le but est de trouver la position de la courbe qui minimise cette énergie. Ceci se traduit par une adéquation entre la forme de la courbe et la fonction image, au voisinage de cette même courbe. Cette énergie, notée E(C), s'exprime par:

$$E(C) = E_{\text{image}}(C) + E_{\text{interne}}(C) + E_{\text{externe}}(C)$$

- $E_{\text{image}}(C)$  est l'énergie qui modélise les forts gradients de l'image.

$$E_{\text{image}}(C) = - \int_a^b \|\nabla(A(s))\|^2 ds$$

- $E_{\text{interne}}(C)$  est un terme régularisant, assurant au contour une certaine continuité, et réduisant la présence d'oscillations et les effets du bruit.

$$E_{\text{interne}}(C) = \int_a^b \alpha(s) \left| \frac{\partial v(s)}{\partial s} \right|^2 ds + \int_a^b \beta(s) \left| \frac{\partial^2 v(s)}{\partial s^2} \right|^2 ds$$

- $E_{\text{externe}}(C)$  est une énergie qui provient d'une connaissance à priori de l'image, et qui permet de guider l'évolution de la courbe dans une direction particulière.

L'inconvénient d'un tel modèle est qu'il est très dépendant des paramètres fixés par l'utilisateur. Il existe d'autres modèles qui essaient de résoudre ce problème. Nous citons dans ce contexte le modèle de la bulle, qui utilise une courbe représentée par une suite de sommets discrets; sa déformation s'obtient par l'expansion du sommet, minimisant une fonction de coût prenant en compte la courbure en ce sommet, ainsi que l'interaction avec l'image. Ce modèle possède l'avantage d'interagir localement avec l'image et d'être ainsi plus adaptatif.

#### 4.2.7. Détection de contours à base de règles floues

La difficulté de modéliser un contour est à la base de l'introduction du raisonnement par la logique floue dans l'opération de détection de contours. Dans une image de scène réelle il n'existe pas un seul type de transition, la fuzzification du problème consiste à attribuer des degrés d'appartenance différents aux différentes configurations locales possibles d'un pixel.

Ces différentes configurations sont jugées à l'aide d'un système à base de connaissances, ce dernier est basée sur des règles heuristiques de type si {propositions} alors {actions}.

La décision finale sur la présence de contours ou non est obtenue par défuzzification, par exemple en attribuant la valeur max des différents degrés d'appartenance prise par le pixel en question suite à l'application des règles, enfin une étape de binarisation pour créer l'image contours.

#### 4.2.8 Détection de contours par réseaux de neurones

La capacité des réseaux de neurones à généraliser un processus, à partir d'exemples par apprentissage, est au cœur de l'idée d'utiliser ce réseau afin de détecter les contours dans une image. Un ensemble de configurations possible d'un contour [NAF94] est nécessaire. Si on se limite à un voisinage  $3 \times 3$ , nous aurons 9 neurones dans la couche d'entrée (Figures 4.14 et 4.15); pour la couche cachée, il n'existe pas de règles précises pour fixer le nombre de neurones. En sortie, un seul neurone est suffisant pour traduire la présence ou non d'un contour.

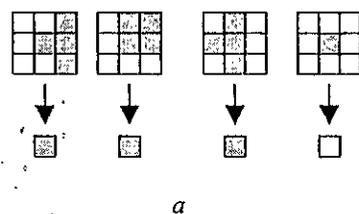


Figure 4.14 Quelques Configurations possibles du voisinage d'un pixel

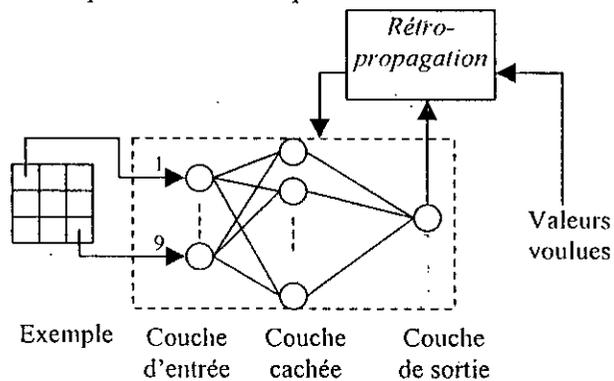


Figure 4.15 Schéma d'apprentissage d'un Réseau de neurones pour la détection des contours

## 4.2.9 Résultats de la segmentation par détection de contours

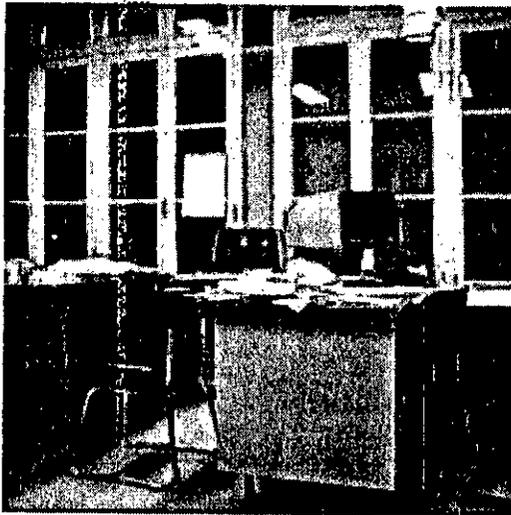


Figure 4.16 Détection de contours par les méthodes dérivatives de segmentation en contours:

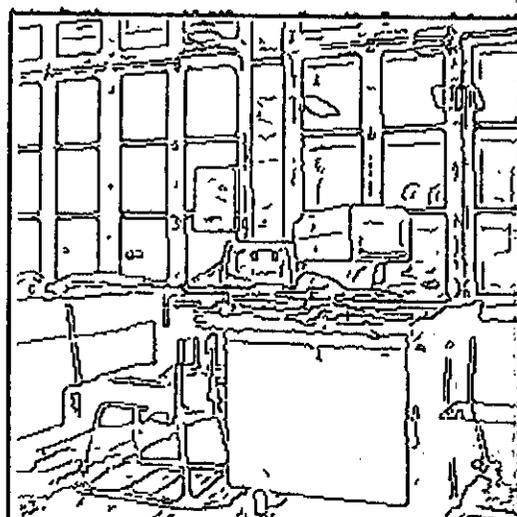
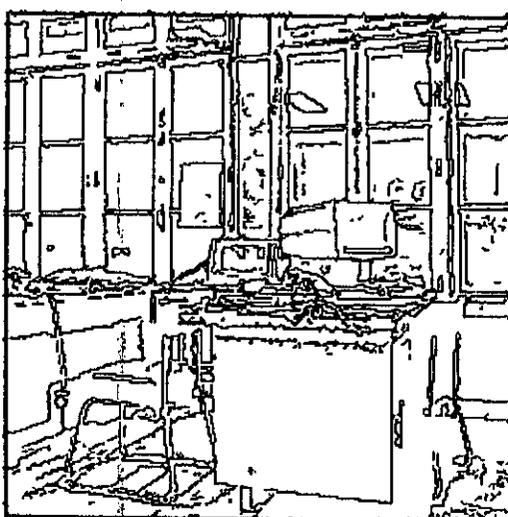
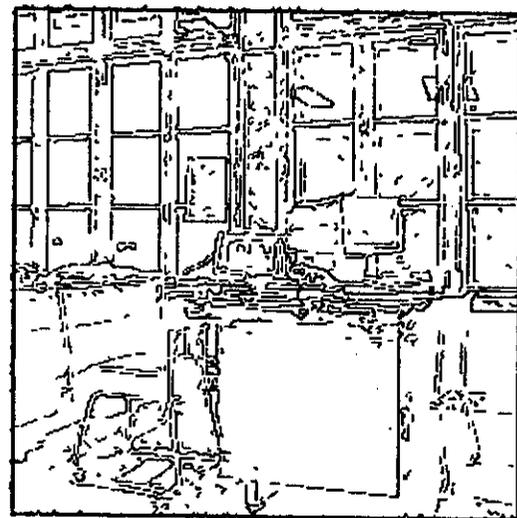
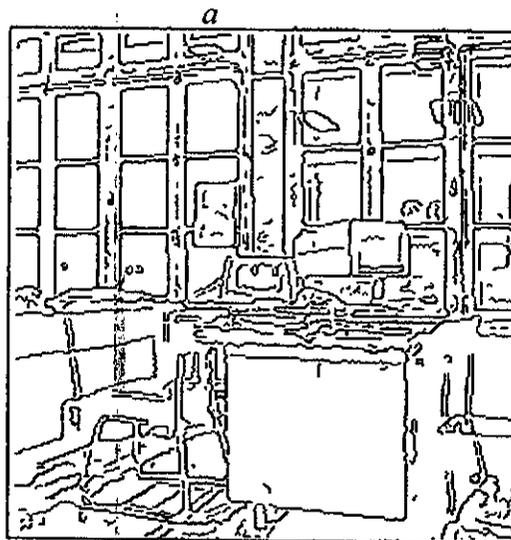
a- image originale Bureau

b- Méthode de MARR & HILDRETH. ( $n=1$ ,  $S_b=1$ ,  $S_h=255$ )

c- Méthode de CANNY. ( $N_g=1$ ,  $S_b=1$ ,  $S_h=S_h$ )

d- Méthode de SHEN & CASTAN. ( $\alpha=1$ ,  $S_b=7$ ,  $S_h=255$ )

e- Méthode de DERICHE ( $\alpha=1.1$ ,  $S_b=1$ ,  $S_h=2$ )



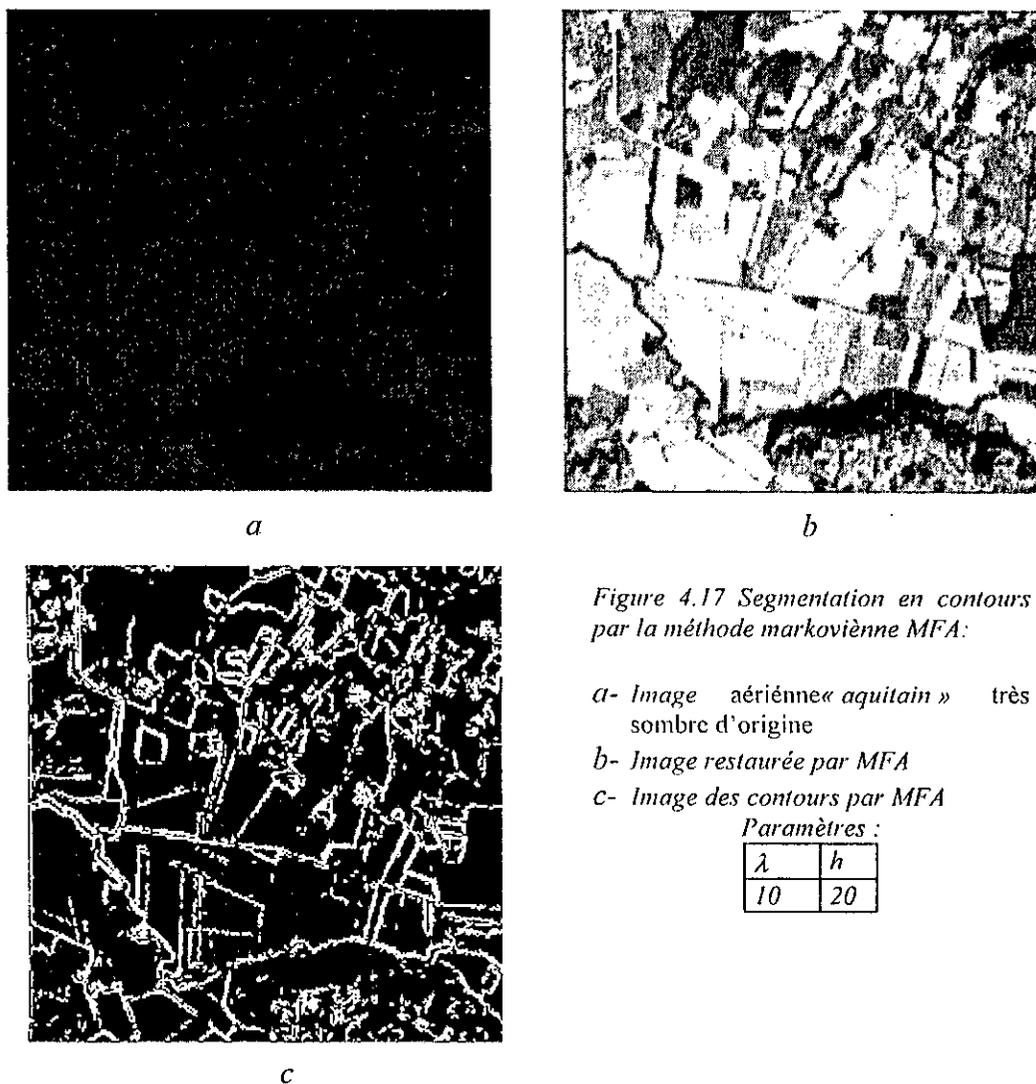


Figure 4.17 Segmentation en contours par la méthode markovienne MFA:

- a-* Image aérienne « aquitain » très sombre d'origine  
*b-* Image restaurée par MFA  
*c-* Image des contours par MFA

Paramètres :

$\lambda$	$h$
10	20

### commentaire

Les résultats des méthodes de segmentation en contours implantées, montrent l'efficacité de l'approche frontière, dans la bonne localisation des contours. Cependant, le problème de la discontinuité des contours, dans certaines parties de l'image, est très fréquent (figures 4.16 et 4.17). Cette imperfection est causée par un mauvais contraste de l'image, et par la présence de textures. Par exemple, l'effet de flou peut rendre un opérateur de détection de contours incapable de détecter les transitions larges ; cet effet de flou est dû, soit au dispositif d'acquisition, ou à une étape de prétraitement avec un filtre de lissage (cas du filtre de Canny). Le choix des seuils utilisés pour la binarisation de l'image peuvent accentuer aussi ce phénomène.

Dans le cas d'un opérateur dérivatif du premier ordre (gradient), les points de l'image possédant un faible gradient ne sont pas détectés, par conséquent, il y a création de lacunes dans les chaînes de contours détectées. Quelques fragments de chaînes de contours peuvent apparaître à l'intérieur des régions, loin des zones de transitions séparant deux régions ; ils sont souvent créés à l'intérieur de régions texturées (micro-textures) ou bruitées ; ce sont donc de faux contours.

### 4.3 Discussion

A la lumière de l'étude présentée dans les paragraphes précédents, concernant les différentes méthodes de segmentation, basées sur les deux approches contours et régions, il est possible de faire une analyse et de discuter les points forts et faibles de chacune d'elles.

La première remarque à faire est qu'il n'existe pas de segmentation unique. Pour chaque application, il est nécessaire de choisir une technique de segmentation adaptée. En effet, chaque technique possède ses avantages, ses inconvénients et ses limites, et le but de chacune est étroitement lié à l'application qui s'y rapporte.

Un certain nombre de méthodes, passées en revue, ont été implémenté, ce qui nous a permis de faire une synthèse, qui a tenu compte de tous les aspects, aussi bien du champ d'application de chaque méthode, des avantages, des inconvénients, des difficultés rencontrées, des limites, etc...

Nous nous sommes basés, pour cette synthèse, sur l'observation d'un opérateur humain, avec tout ce que ça englobe comme difficultés à donner un point de vue objectif. Etant donné la spécificité de chaque famille de méthodes, nous allons faire une analyse critique de chacune d'elles, ce qui permettra dans un récapitulatif de cerner tous les aspects qui doivent être pris en compte pour n'importe quelle nouvelle méthode de segmentation.

#### 4.3.1 Analyse des méthodes de segmentation par détection de contours

- Toutes ces méthodes sont sensibles au bruit. Un prétraitement de l'image est nécessaire avant la segmentation.
- La plupart des opérateurs de détection de contours ne sont pas capable de trouver des contours avec faible gradient, sans présenter de fausses réponses en zones texturées ou bruitées, du fait que le détecteur de contours ne considère pas les caractéristiques locales des pixels. En outre, les seuils sur le gradient ne sont pas valides pour toute l'image.
- Quelque soit la méthode utilisée, les contours obtenus présentent des lacunes ayant pour origine la présence de bruit, mais aussi d'occultations, d'où la nécessité de recourir à une opération de fermeture de contours pour combler ces lacunes (les discontinuités).
- Ce sont des opérateurs locaux qui ne prennent pas compte de l'information globale sur le contour, information pouvant être issue d'un modèle *à priori* de contour.
- Un pixel contour ne devrait pas être défini uniquement par la force du gradient, mais aussi par la présence et l'arrangement des autres pixels contours voisins, ainsi que par les propriétés des régions voisines.

### 4.3.2 Analyse des méthodes de segmentation en régions

- *La classification* est une opération préalable à la segmentation, qui est ensuite obtenue par extraction des composantes connexes des pixels appartenant à une même classe. Elle donne de bons résultats pour les images peu bruitées, comprenant un nombre important d'objets, ayant des niveaux de gris différents. Cependant, les résultats sont mauvais pour les images bruitées contenant un grand nombre d'objets.
- *La classification par seuillage* d'histogramme s'adapte aux images peu bruitées et vise à simplifier l'image à analyser, tout en conservant le maximum d'informations sur la géométrie des objets qui y sont représentés. Elles ne donneront donc de bons résultats que si les pixels proches géographiquement (situés dans une même région), le sont aussi dans l'espace des mesures (intensité), et si des pixels appartenant à des régions différentes, sont éloignés dans l'espace des mesures. Ces méthodes utilisent des informations locales (voisinage) ou semi-locales (bloc ou composante connexe). Donc l'inconvénient majeur provient du fait que le seuillage par histogramme ne tient pas compte des relations spatiales des pixels. Ces méthodes nécessitent d'y ajouter des opérations en amont (prétraitement) ou en aval (suppression des petites régions). Il est vraisemblablement délicat de transposer ces techniques en dehors du contexte de leur mise au point, du fait de la difficulté de choisir des seuils appropriés, fixés par l'opérateur. Les méthodes par seuillage global ne prennent pas compte des effets d'illumination dans l'image, ce qui donne des résultats mauvais pour certaines applications où les images sont prises sous une illumination insuffisante.
- *Les méthodes par classification multidimensionnelle* consistent à classer des pixels en fonction, non plus d'un seul attribut comme précédemment, mais en fonction d'un ensemble d'attributs. Elles travaillent sur des données de bas-niveau et il est important d'établir un lien avec des concepts de haut-niveau, soit par coopération avec l'approche frontière, soit en associant des données, issues de connaissances *à priori* sur la scène (la forme par exemple). Elles sont plus adaptées aux images texturées.
- *Les méthodes de croissance de régions* sont des méthodes de construction de régions comportant un fort aspect algorithmique, du fait de la taille des données à manipuler, des stratégies adoptées et de la structuration des données.

N'importe quelle croissance de régions produit de faux contours parce que le critère d'uniformité n'est pas satisfait sur toute la zone donnée.

L'application de n'importe quel processus de croissance de régions peut mener à trois types d'erreurs:

- a) *une frontière n'est pas un contour, et il n'y a aucun contour à côtés;*
- b) *une frontière correspond à un contour, mais ne coïncide pas avec celui-ci;*
- c) *ils existent des contours sans frontières à côtés;*

La difficulté majeure dans les techniques de segmentation en régions est de déterminer les critères pour fusionner et diviser les régions, ou pour agréger les pixels; deux types d'erreur sont habituellement rencontrées, liées à la difficulté d'adapter la décision au problème traité [BEL95] :

- 1- Le premier type apparaît lors de l'analyse des pixels situés près de la frontière d'une région. Il est en effet très difficile de déterminer à quel endroit la croissance de la région doit se terminer, les propriétés locales étant nettement différentes des propriétés moyennes de la région, et peuvent biaiser la suite des traitements.
  - 2- Le second type d'erreur se rencontre lorsque deux régions voisines de même nature sont séparées par une frontière faiblement marquée ; la plupart des méthodes de croissance de région vont effectuer la fusion de ces deux régions en une seule.
- *Les méthodes par agrégation de pixels* étant basées sur un regroupement de pixels autour d'un germe, elles sont surtout utilisées sur des images peu texturées et sans grands dégradés. Dans les autres cas, elles ne sont pas très performantes puisqu'un pixel ne véhicule que peu d'information [BER95]. Ces méthodes s'appliquent sur des images en niveaux de gris pour lesquelles l'attribut peut être un attribut de texture. L'intérêt des méthodes itératives pour la segmentation d'images a été prouvée [CHA84], un processus évoluant par étape permet un meilleur contrôle de l'approche vers une solution optimale.
  - *Les méthodes de division et fusion* sont des méthodes procédant par division et regroupement des composantes de l'image, avec un mode de codage de type graphe d'adjacence. Les deux procédures de division et fusion convergent, et l'information obtenue à partir des régions est statistiquement plus fiable que l'information calculée à partir de quelques pixels. Cette fiabilité peut être perçue en termes de robustesse vis-à-vis du bruit. Il apparaît intéressant de combiner les notions locales de similarité entre pixels avec des notions globales de cohésion spatiale pour parfaire l'affectation. Il est nécessaire de prendre en compte, outre des critères globaux de types topologiques (convexité, concavité), des critères concernant la forme des objets.  
La segmentation par division et fusion est très sensible aux conditions initiales (partition initiale, seuils des critères de fusions, et/ ou division ainsi que le sens de parcours de l'image).
  - La structure de données et la stratégie de parcours utilisées dans les segmentations en régions affectent le résultat de la segmentation, en introduisant des artefacts, liés à la structure utilisée ; ceci se manifeste par de faux contours, ou des contours mal localisés.
    - \* Le diagramme de voronoï a été utilisé pour la segmentation de textures. D'un point de vue algorithmique, cette approche incrémentale de calcul s'adapte à la nature itérative d'une segmentation.
    - \* Les structures pyramidales sont utilisées pour la recherche sur la parallélisation.
    - \* Si nous utilisons un quad-tree pour le parcours, les fausses frontières tendront à être le long de la direction du partitionnement imposée par le quad-tree.
  - *Les méthodes markoviennes* de segmentation s'adaptent aux images texturées [COC95]. Elles donnent de très bons résultats sur des images bruitées et une très bonne segmentation des formes géométriques simples.

### 4.3.3 Récapitulatif

En tenant compte de l'analyse précédente, on peut tirer les conclusions suivantes :

- L'approche contour fournit généralement des contours bien localisés, quand les transitions sont franches, mais présentent toujours des discontinuités.
- L'approche contour ne vérifie pas le formalisme mathématique, adopté pour la définition d'une segmentation, mais la contourne en tenant compte de la dualité contour région.
- L'extraction des zones texturées trouvent une meilleur solution dans l'approche régions.
- Le choix des critères de similarité, ainsi que les différents seuils affectent le positionnement des frontières entre régions adjacentes.
- La complexité algorithmique dépend de la structure de données utilisée, et du sens de parcourt de l'image au cours du traitement.
- L'utilisation d'un seul critère d'homogénéité dans la segmentation en régions ne permet pas d'avoir les résultats escomptés du fait de la non validité du critère sur toutes les parties de l'image. L'utilisation de plusieurs critères peut améliorer la qualité d'une segmentation.
- Les traitements à effectuer en aval corrigent indirectement les erreurs de segmentation. On pourra donc perfectionner les algorithmes de segmentation jusqu'à ce que l'objectif de vision soit atteint.
- Il existe un lien étroit entre le problème abordé et la méthode employée. Ce lien peut être décrit par la nécessité d'utiliser des critères de couleur, de forme, de texture ; ce choix étant étroitement lié au contexte présent dans l'image. Ainsi, comme le précisent Rosenfeld et Davis, chaque type d'images a sa méthode de segmentation appropriée.

Malgré les résultats obtenus par les différentes méthodes, la segmentation reste un domaine ouvert à l'amélioration.

De ce fait, toutes les méthodes de segmentation d'images sont basées sur un modèle mathématique qui est en général simpliste, sans considération du contenu sémantique des entités traitées et extraites de l'image. La segmentation est effectuée sur les pixels de l'images, sans tenir compte de la signification réelle de ce qu'ils représentent. Par exemple, l'opérateur de détection de contours ne différencie pas entre une transition dû à un passage d'une région homogène à une autre et une transition dû un éclairage non homogène. Pour cela, toutes les techniques de segmentation d'images n'arrivent pas à engendrer une description exacte, selon le type de primitive à extraire (contours ou régions).

Pour les raisons évoquées, il s'avère qu'aucune approche (contours et régions) ne peut à elle seule prétendre résoudre le problème de la segmentation. En effet, chacune d'elles possèdent des avantages et des inconvénients, et est plus adaptée à un type d'image ou à un problème donné qu'un autre. On ne peut même pas privilégier l'une par rapport à l'autre. L'idée est de les utiliser toutes les deux dans un processus unique, qui exploitera les avantages de chacune d'elles.

On peut conclure qu'une solution au problème évoqué, serait de faire coopérer, au sens le plus large du mot, plusieurs traitements, pouvant être utilisés séquentiellement ou en parallèle, selon une stratégie d'intégration bien élaborée.

## 4.4 Segmentation Coopérative d'images

Les méthodes de segmentation coopérative peuvent se trouver dans la littérature sous plusieurs appellations, telles que: Combinaison, fusion, coopération, intégration ou unification. Toutes ces méthodes sont basées sur la corrélation de plusieurs types de traitements différents. Plusieurs types d'informations, issus des propriétés inhérentes à l'image sont ainsi considérés simultanément dans l'opération de segmentation.

La coopération peut être:

- entre plusieurs segmentations, en général de type régions / frontières, utilisant la dualité existante entre ces deux types de traitement ;
- de type multi-niveaux , par association de traitements bas niveaux (tel qu'une détection de contours ) aux données symboliques, issues de l'interprétation caractérisant la forme des objets recherchés (traitement haut niveau) ;
- Association entre deux modèles (ex. Représentation multi-résolution et modèle de contours déformables, entre un modèle de segmentation hiérarchique et un modèle de Markov ou encore entre une transformation en ondelettes et un réseau de neurones);
- de type multi-agents, et basée sur l'ajustement de traitements de bas niveau, en fonction des caractéristiques estimées de l'image, ce qui permet le choix des opérateurs adéquats avec les paramètres nécessaires, la segmentation va ainsi dépendre de l'estimation des propriétés locales de l'image (ex. adaptation du couple filtre - détecteur de contours, en utilisant plusieurs opérateurs de filtrage et de détecteurs de contours classiques, formant un environnement de segmentation multi-agents ).
- fondée sur une combinaison d'une segmentation avec une transformation, un traitement, un modèle, ou autre (ex. modèle multirésolution associée à l'application d'un détecteur de contours ).

### 4.4.1 Définition

On entend par segmentation coopérative [BON93], une segmentation dans laquelle on corrèle l'extraction de plusieurs types de primitives ou d'informations . Elle combine les avantages de chacune prise séparément ; par exemple : la précision et la rapidité d'une segmentation en contours et la fermeture des frontières et la densité de l'information extraite d'une segmentation en régions.

La coopération s'effectue généralement au même niveau. Par exemple, en guidant l'extraction d'un type de primitive, par l'information issue d'un autre type ( une croissance de régions guidée par une carte des contours).

La plupart des travaux de coopération sont orientés vers une coopération régions/frontières. Nous nous intéressons plus à ce type de coopération. La motivation de ce type de coopération est due principalement à la dualité des deux concepts, et à la possibilité de corriger les erreurs dues à une segmentation en régions avec un détecteur de contours et vice versa.

#### 4.4.2 Différentes expressions de la dualité régions / Contours

La dualité entre les régions et les contours peut être exprimée de 4 manières différentes:

1. Les régions sont situées à l'intérieur des contours, par conséquent, il n'y a pas de points de contours à l'intérieur d'une région ;
2. Un point de contours réel est situé sur ou du moins à proximité (distance à définir) d'une frontière de région ;
3. Une frontière de région est fermée par nature, un contour doit l'être aussi ;
4. un contour ne peut pas être situé à l'intérieur d'une région, et de plus, un contour doit être situé sur la totalité de la frontière commune entre deux régions.

Selon la manière de faire coopérer deux processus de segmentation régions et contours, on peut distinguer deux approches différentes: La coopération par contrainte et la coopération dynamique.

#### 4.4.3 Coopération par contrainte:

Elle consiste généralement à assister une méthode de croissance de régions par des informations de type contours, préalablement extraites. Ces contours représentent une contrainte pour l'évolution du processus de croissance de régions. Dans ce contexte, nous présentons quelques variantes de cette technique.

##### Approche de Wrobel et Monga

Ils proposent[WRO87] d'appliquer d'abord un détecteur de contours, puis de contraindre une méthode de fusion de régions, en prenant en compte la présence des contours à leurs frontières. Cette méthode exploite une partition initiale de l'image en régions, obtenue à l'aide de la procédure de fusion ("merge"), proposée par Pavlidis, selon des critères de fusion très peu tolérants. Cette procédure permet de limiter le nombre de régions initiales. Elle utilise une structure pyramidale ("quad-tree"), obtenue par subdivision récursive de l'image. La coopération points de contraste/régions intervient lors de la phase ultérieure, pour guider la fusion. Ainsi, deux régions possédant un pourcentage important de points de contours sur leur frontière commune, ne seront pas fusionnées.

##### Méthode de Pavlidis et Liow.

En plus de l'intégration de la détection de contours et de la croissance de régions, Pavlidis et Liow [PAV 90]intègrent différents critères pour la détection de contours: contraste et régularité. La méthode procède en 4 phases :

1. Application d'une méthode de division et fusion par quad-tree fournissant une sur-segmentation ;
2. Détection de contours et Extraction des frontières des régions obtenues ;
3. Elimination des fausses frontières; chaque frontière (limite entre deux régions adjacentes ) est conservée ou enlevée en fonction de son contraste, ses changement de direction et sa longueur ;
4. Modification des contours (technique des contours actifs "snakes") en maximisant une fonction de mérite ; la modification des contours est nécessaire parce que:
  - les contours sont décalés de leur position réelle de quelques pixels, surtout dans les zones mal contrastées ;

- Dans des zones de transition, on détecte deux contours parallèles au lieu d'un, lorsqu'il y a un changement d'intensité non brusque ;
- les artefacts de la structure du quad-tree persistent dans les zones de faible contraste.

Pour ces raisons, Pavlidis et Liow optimisent la localisation exacte des contours et modifient les contours, en maximisant une fonction de mérite à trois termes, dont l'expression est la suivante:

$$g(W) = \frac{1}{L} \sum_i \left[ \left| \nabla I(W(t_i)) \right| - \alpha \cdot k(W(t_i)) - \gamma \cdot \left| \Phi'(W(t_i)) \right| \right]$$

$|\nabla I(W(t))|$  est l'amplitude du gradient, qui est une mesure du contraste le long du contour ;

$k(W(t))$  est la courbure évaluée le long du contour ;

$\Phi'(W(t))$  est la dérivée première de l'orientation du gradient au point  $W(t)$ .  $L$  est la longueur du contour.

Interprétation intuitive des trois termes:

- Le premier terme  $|\nabla I(W(t))|$  correspond à la fidélité des données ; il est au maximum, quand le contour se trouve sur des points de contraste maximal ;
- Le deuxième terme  $-\alpha \cdot k(W(t))$  favorise les contours lisses, et évite les contours aigus, surtout dans les zones de faible contraste ;
- Le troisième terme  $-\gamma \cdot \Phi'(W(t))$  correspond au changement de direction du gradient, le long du contour (terme petit).

### Méthode de V.Koivunen et M.Pietikainen

C'est une méthode de segmentation d'images [KO191], qui combine les propriétés utiles des deux approches contours et régions. Dans l'approche région, les dérivées partielles sont d'abord estimées en chaque point de l'image, en adaptant un modèle quadratique sur un petit voisinage de pixels; les pixels sont classés en dix types de surfaces, selon les propriétés spatiales dans le voisinage de chaque pixel. Les pixels du même type sont ensuite groupés dans des régions géométriquement cohérentes.

La détection de contours emploie une méthode dérivative, qui détecte en premier lieu les contours "saut" ; ensuite les contours "toit"

Les deux segmentations préliminaires contours et régions sont combinées, pour donner une segmentation finale. A cet effet, les deux segmentations sont superposées, les contours permettant de séparer les surfaces qui ont été fusionnées par erreur.

Une analyse en composantes connexes groupe les pixels adjacents du même type en surface ; les régions ayant des types de surface différents, et les régions séparées de même type de surface sont extraites. Les chaînes de pixels décrivent les frontières des objets, tandis que la surface caractérise la géométrie de leur l'intérieur.

### Méthode de Benois et Barba

Ils utilisent [BEN92] une carte précalculée des contours robustes de l'image, pour contraindre une méthode de segmentation en régions de type « division et fusion ». Le problème de l'ordre de fusion des régions est résolu, à l'aide de la carte des contours : la fusion privilégie les zones du quad-tree les plus éloignées de tout pixel contour (présument les plus homogènes). L'originalité réside dans l'implantation de techniques de morphologie mathématique, pour la partie "détection de contours". En effet, des points particuliers du squelette (construit à partir

des points de contours), seront centres de croissance dans une procédure de croissance de régions.

### **Méthode de Xiaohan et al.**

Suivant le même principe, Xiaohan [XIA92] et al. intègrent directement l'information sur la maximalité du gradient comme un critère de sélection des pixels dans une croissance de régions classique. Une deuxième sous-classe de méthodes repose sur la dualité entre les informations de type régions et de type contours.

### **Méthode de A.Bhalerao et R.Wilson**

Dans cette méthode [BHA91], les informations contours et régions sont intégrées dans le cadre général d'une théorie de décision et d'estimation du maximum à posteriori (MAP), en utilisant une représentation multirésolution. La multirésolution assure une robustesse contre le bruit, et améliore le temps de calcul, tandis que le modèle, basé sur un processus d'estimation et de décision, est flexible et spatialement localisé.

### **Méthode de Melkemi et J.M Chassery**

C'est une méthode [MEL91] coopérative de segmentation de type frontières/régions, fondée sur une représentation par diagramme de voronoï d'un ensemble de points, distribués sur les frontières des objets. Après application d'un détecteur optimal de contours (Deriche ou Shen), chaque contour est assimilé à une ligne polygonale. Le principe est d'utiliser les contours comme frontières des régions de voronoï ; pour cela, on associe à chacun des contours un couple de lignes polygonales fictives, qui seront discrétisées pour constituer l'ensemble des germes de voronoï. On génère ensuite le diagramme de voronoï ponctuel ( $DVP_t$ ), et, à partir de ces germes, on obtient une partition en régions de voronoï. Une segmentation en régions par division et fusion s'en suit, et consiste à insérer des germes ponctuels dans les polygones non homogènes, selon un critère d'homogénéité, lié à la mesure de variance des niveaux de gris des points appartenant à la région considérée. L'étape finale est associée à un processus de fusion, consistant à regrouper les zones voisines, vérifiant un critère de similarité, fondé sur la moyenne des niveaux de gris des points appartenant à la même région.

### **Méthode de Kara Falah et al**

Ils proposent [KAR94] une coopération région-région, ayant pour but de créer des "noyaux" de régions robustes, par superposition de plusieurs cartes régions différentes. L'expansion de ces noyaux de régions se fait ensuite sous le contrôle de l'information gradient, selon une coopération région-contour.

### **Méthode de Chu et Aggarwal**

Ils intègrent [CHU93] des informations de type région et contour dans une structure résultat. Les cartes de régions sont converties en cartes contour, par simple extraction des frontières, et l'image résultat provient d'un compromis judicieux entre différentes sources d'informations, de type contour.

### **Méthode de Bonnin et al.**

Dans cette méthode [BON93], les points de contours sont extraits les premiers.

A) Une première segmentation en régions est ensuite effectuée, sous le contrôle des points de contours. Elle commence par une procédure de division, puis de fusion des régions, dont le rôle est d'extraire l'intérieur des régions qui ne comporte aucun point contour. Les bordures des régions sont ensuite obtenues par deux étapes successives de fusion des pixels adjacents, à l'intérieur des régions.

**B)** La seconde étape est guidée par les contours. Les frontières ainsi extraites sont suffisamment précises, sur le plan de la localisation, pour être confrontées aux points de contours. Seuls les points de contours confirmés par la proximité d'une frontière de régions seront pris en compte pour le chaînage. Les autres seront éliminés, car ils sont considérés comme du bruit de détection. Cette confrontation entre les deux procédures est la première étape commune. L'étape de chaînage consiste, d'une part "à chaîner" en parallèle les points confirmés (donc sûrs), et d'autre part à fermer les contours sur les points de frontières de région, car les frontières des régions sont naturellement fermées. La dernière étape (seconde étape commune), garantissant une compatibilité totale des deux segmentations, consiste à examiner la frontière commune de chaque paire de régions adjacentes, puis à prendre l'une des doubles décisions suivantes:

- fusion des régions adjacentes / effacement du contour sur la frontière commune ;
- non fusion / prolongement du contour sur toute la frontière commune.

#### 4.4.4 Coopération dynamique

Dans ce type de techniques, l'intervention des deux méthodes de segmentation régions et contours se fait de manière dynamique:

- 1- d'une part, le calcul dynamique des régions ou des contours, en fonction des attributs ponctuellement disponibles;
- 2- d'autre part, la remise en question bilatérale entre régions et contours, c'est à dire la notion de contrainte partagée.

Ce genre de techniques est assimilé à un système expert. Dans ce cadre, nous présentons les méthodes suivantes.

#### Méthode de Anderson, Bajcsy et Mintz

Ils intègrent [AND87] une croissance de régions et une détection de contours, dans un même processus itératif de raffinement, dont l'objectif est le meilleur compromis entre les deux segmentations, relativement à des contraintes utilisateurs, en nombre de régions par exemple. Cela se traduit dans l'implantation par un mécanisme d'ajustement mutuel des paramètres des deux approches. La plupart de ces méthodes présuppose en fait l'existence d'informations bas niveau, par exemple sous la forme d'une carte des contours, et se focalise sur la meilleure façon de combiner les résultats de chaque méthode.

L'algorithme décrit est "*un système expert de segmentation*", qui modifie au cours de son déroulement ses paramètres de contrôle, de sorte que les résultats des deux segmentations soient *globalement* compatibles. Chacun des deux modules, détecteur de contours et extracteur de régions, peut être amené à fonctionner un nombre important de fois jusqu'à convergence.

#### Méthode de F. Bellet, M. Sallotti et C. Garbay

##### Coopération opportuniste:

Les auteurs [BEL95] orientent leur recherche sur l'optimisation de l'utilisation des informations, plutôt que sur un modèle mathématique. Cette méthode est intéressante, puisqu'elle se base sur l'expertise humaine pour détecter les indices visuels pertinents, pour la construction de régions ou de contours.

Cette méthode consiste, à partir de germes de l'image, à créer des processus régions qui croissent et qui font appel, lorsque localement la décision de fusion ne peut être prise, à des processus contours. Toute décision momentanément impossible est repoussée, en attendant l'émergence d'informations complémentaires.

La coopération est introduite dans le processus de décision. Chaque méthode de segmentation peut alors prendre des décisions adaptées, différer les décisions difficiles et résoudre les problèmes délicats, en demandant et en accumulant les informations fournies par

d'autres méthodes. Dans ce but, chaque méthode possède une structure de contrôle incrémentale, qui peut s'interrompre à tout moment, pour demander l'aide opportune d'autres méthodes. Des processus "fils" sont créés aux endroits critiques, dès qu'une situation complexe est rencontrée, puis des informations sont retournées au processus "père", qui est alors en mesure de prendre des décisions plus fiables. Les processus sont contrôlés par un séquenceur, dans l'esprit d'un système d'exploitation multitâches. Ce séquenceur initialise des processus à différents endroits de l'image ; la stratégie de parcours en largeur d'abord ou en profondeur d'abord, permet ensuite de traiter immédiatement ou non les demandes de coopération. Le parcours en largeur d'abord implique l'analyse des problèmes les plus simples avant ceux qui sont plus complexes.

Bellet et al. considère la coopération comme un moyen d'accumuler les informations, à l'aide d'une stratégie opportuniste et incrémentale, dans le sens où la segmentation solution est construite "pixel par pixel".

#### **4.4.5 Autres coopérations**

##### **Extraction des régions et des contours par matrice de co-occurrence**

Haddon et Boyce [HAD90] effectuent une segmentation de l'image en régions et en contours, par partitionnement statistique de la matrice de cooccurrence. Ils exploitent la répartition spatiale des éléments de cette matrice et l'utilisent comme espace transformé de l'espace de l'image. Les auteurs définissent deux types de transitions de niveau de gris, d'une part les faibles transitions, celles situées à proximité de la diagonale principale de la matrice de co-occurrence, et qui sont caractéristiques des régions et, d'autres part les fortes transitions, celles situées hors diagonale et qui sont caractéristiques des points contours.

Une première étape de segmentation est effectuée, selon le principe suivant. Un point de l'image est affecté à une région ou considéré comme point de contour, en fonction de la position des transitions des niveaux de gris avec son voisinage, dans l'espace défini par la matrice de cooccurrence. La pertinence de la classification, issue de l'étape précédente est ensuite vérifiée dans une seconde phase, sur la base d'un critère local, utilisant une mesure d'entropie.

##### **Méthode de M Forthoffer, J.P.Girod et J.Bremont**

Cette méthode[FOR91] combine la transformée en ondelettes et les réseaux de neurones pour effectuer une segmentation en contours. La transformée en ondelettes est une analyse multi-échelles, qui permet de faire un compromis entre une bonne localisation des contours et une diminution des perturbations, qui affectent l'opération d'extraction de contours. La phase de détection de contours réside dans l'extraction des discontinuités de l'image, depuis les différentes échelles de résolution. L'idée consiste à combiner les différentes cartes contours des différentes résolutions, en utilisant un réseau de neurones, chargé de déterminer une loi de combinaison optimale, face à un critère d'erreur quadratique, calculée pendant la phase d'apprentissage, à l'aide d'une référence déterminée par un expert.

##### **Méthode de J.M.Chassery et Y.Elomary**

Dans cette méthode[CHA95], la coopération est effectuée entre un modèle de représentation en multirésolution et un modèle de contours actifs. La multirésolution fournit une image lissée, qui permet de diminuer la sensibilité des contours actifs à la présence de bruits et de textures. L'algorithme comporte 3 étapes :

- L'étape de réduction, utilisant une transformée en ondelettes bi-orthogonale, qui doit s'arrêter à un niveau, sans qu'il y ait perte ou addition d'informations. La condition d'arrêt est liée à un critère de variation d'entropie.

- L'étape de détection: l'algorithme de contour actif est appliqué à l'image basse résolution, avec initialisation manuelle, ce qui permet d'avoir une certaine robustesse vis à vis des paramètres de raideur et d'élasticité du contour actif.

- L'étape de synthèse, initialisée par le contour détecté à basse résolution et qu'il faut ramener à la résolution initiale ; ceci est possible, grâce à la notion de préservation de détails au travers des remontées en résolution avec la transformée en ondelettes.

### **Méthode de C.Spinu, C.Garbay et J.M.Chassery**

La notion de coopération dans cette méthode [SPI95] [SPI97] est différente de celle utilisée précédemment. Il s'agit de décomposer l'image en zones possédant des caractéristiques similaires de bruit et de texture, et de sélectionner et d'ajuster une stratégie de filtrage/ détection de contours, pour chaque zone. Il existe un grand nombre d'opérateurs de filtrage et de détection de contours, donnant des résultats plus ou moins bons, selon les caractéristiques de l'image à traiter. Le principe est d'adapter le(s) couple(s) filtre-détecteur de contour, en fonction des caractéristiques estimées de l'image. Le système se présente sous la forme d'un réseau d'agents, dont l'architecture se caractérise par deux phases, effectuées séquentiellement : analyse et traitement.

Le rôle de la phase d'analyse est de détecter les zones homogènes en bruit et texture, par deux agents estimateurs, qui dressent deux cartes bruit et texture. Un troisième agent a pour rôle de fusionner les deux cartes précédentes en une carte globale de caractéristiques. Pour chaque zone de l'image, il y a déclenchement de création d'un groupe d'agents de traitements, ayant accès à des bibliothèques assez vastes d'opérateurs de filtrage (linéaire, homomorphique, morphologique, etc.), et de détecteurs de contours (Laplacien, Canny, Deriche, etc. ). La carte résultante sera évaluée après plusieurs itérations, jusqu'à ce que la stabilité soit atteinte pour chaque groupe.

### **Méthode de C.Kermad, K.Chehdi ET C.Cariou**

Cette méthode [KER95] est fondée sur la combinaison de deux processus de transformation de l'image ; le premier résulte d'une classification automatique, par multi-seuillage des niveaux de gris de l'image, suite à une analyse d'histogrammes locaux. Le second est basé sur une procédure de fusion de régions, minimisant un critère de similarité.

La première transformation constitue une étape de pré-segmentation, basée seulement sur les informations issues des histogrammes locaux de l'image ; elle est effectuée en deux phases :

- Construction de l'histogramme global, à partir des histogrammes locaux, dont les modes significatifs indiquent le nombre de classes de niveaux de gris contenues dans l'image ;
- Classification des niveaux de gris, obtenue par un regroupement itératif des niveaux de gris opérant sur la base des fréquences de l'histogramme global, ce qui permet de trouver les seuils qui déterminent chaque classe.

La deuxième transformation prend en compte l'aspect textuel, et améliore la qualité de la segmentation. La fusion se fait par un regroupement de blocs avec un critère de similarité, basé sur la dynamique de l'histogramme, ainsi que sur les statistiques locales, calculées sur l'image originale et sur l'image résultante de la première transformation.

Cette méthode présente l'inconvénient de ne pas donner de bons résultats avec des images fortement texturées, ou dont les conditions d'éclairage sont non uniformes sur les éléments de l'image.

### **Méthode de R.Fau, J.M.Boucher et G.Benie**

On associe dans cette méthode [FAU93], la représentation multirésolution par ondelettes et un algorithme de classification markovienne de type ICM (*Iterated Conditional Modes*). L'importance de cette coopération réside dans l'amélioration du temps de calcul de la classification markovienne (ICM), grâce à l'efficacité d'une représentation multirésolution .

Les auteurs se servent des images détails, fournies par l'analyse multirésolution pour conditionner l'action de l'algorithme multirésolution, et pour améliorer la qualité de l'information contenue dans les images hautes fréquences. Un filtrage médian est appliqué sur l'image.

À chaque niveau de la pyramide ondelettes, les trois images détails sont réunies en une seule ; pour chaque pixel, seul le coefficient d'ondelettes le plus fort en valeur absolue est conservé.

L'algorithme ICM est d'abord adapté à la pyramide ondelettes, par construction des cartes d'homogénéité, à partir des images hautes fréquence, qui indiqueront à l'algorithme les zones sensibles (bruit, contours) et les zones homogènes. Les images détails sont ainsi quantifiées (amplitude des coefficients d'ondelettes) : le niveau le plus faible indique une zone homogène, alors que les autres niveaux représentent des zones plus ou moins sensibles.

L'étape précédente est suivie de l'application de l'algorithme ICM ondelettes pyramidales, en utilisant les cartes d'homogénéité déjà calculées. L'algorithme global se déroule comme suit:

### **Méthode de R.Kara Felah et P.Bolon**

Cette méthode[KAR95] intègre le résultat de plusieurs segmentations, pour faire ressortir l'information redondante, et mettre en évidence les informations contradictoires, issues de chacune. Une segmentation *floue* est d'abord construite ; ensuite, une segmentation nette sera dérivée, représentant un consensus : la partie redondante de l'information est confirmée et d'autre part, l'importance des informations contradictoires est réduite.

Le principe consiste, à partir de  $n$  segmentation "régions" de l'image, par la même technique ou non, à chercher un mécanisme d'association entre régions, à mettre en évidence des ensembles de régions associées, où chaque ensemble correspond à une région possible d'une image. C'est cette association qui mène à la segmentation floue, dans laquelle chaque région est aussi considérée floue. À chaque segmentation primaire, on affecte un poids dépendant de la fiabilité du résultat.

### **Discussion**

Les différentes méthodes de segmentation coopérative étudiées dans la section précédente montrent qu'elles peuvent apporter une solution au problème de la segmentation. L'approche coopérative mérite plus d'attention et une étude approfondie car elle permet de combler les lacunes des méthodes basées, sur les contours ou sur les régions seulement. C'est dans ce créneau que nous essayons de focaliser nos efforts, et d'apporter notre contribution.

## Chapitre 5

# MÉTHODE COOPÉRATIVE PROPOSÉE

**N**ous présentons dans ce chapitre une contribution, relative à la mise en œuvre d'une méthode de segmentation coopérative contours-régions. La méthode profite de la robustesse en précision dans la localisation des contours par un opérateur de détection de contours, et de la puissance d'une croissance de régions dans la détection de régions homogènes. Elle permet d'avoir en fin de l'opération de segmentation, deux cartes de segmentation contours et régions mutuellement compatibles.

### 5.1 Principe et stratégie de la méthode

Le principe de la méthode est fondé sur la prise en compte des remarques concernant les avantages et les inconvénients des différentes techniques de segmentation (contours et régions) présentées dans le chapitre précédent.

La segmentation est obtenue par coopération d'un détecteur de contours robuste de type Canny et d'une croissance de régions [CHE98/d][CHE99/a][CHE99/b]. L'originalité de cette approche réside dans l'introduction de la phase d'adaptation qui permet de contrôler les paramètres du détecteur de contour (le paramètre d'échelle, et les seuils de binarisation), ainsi que les seuils des critères d'homogénéité liés surtout à la texture. Nous avons modifié l'algorithme classique de croissance de régions en le rendant isotrope. La méthode cherche à atteindre un degré maximal de compatibilité entre la carte contours et la carte frontières de régions. Pour mesurer cette compatibilité et juger objectivement le résultat, nous utilisons le long du traitement, une série de mesures d'erreurs de segmentation sur les contours et les régions (figure 5.1).

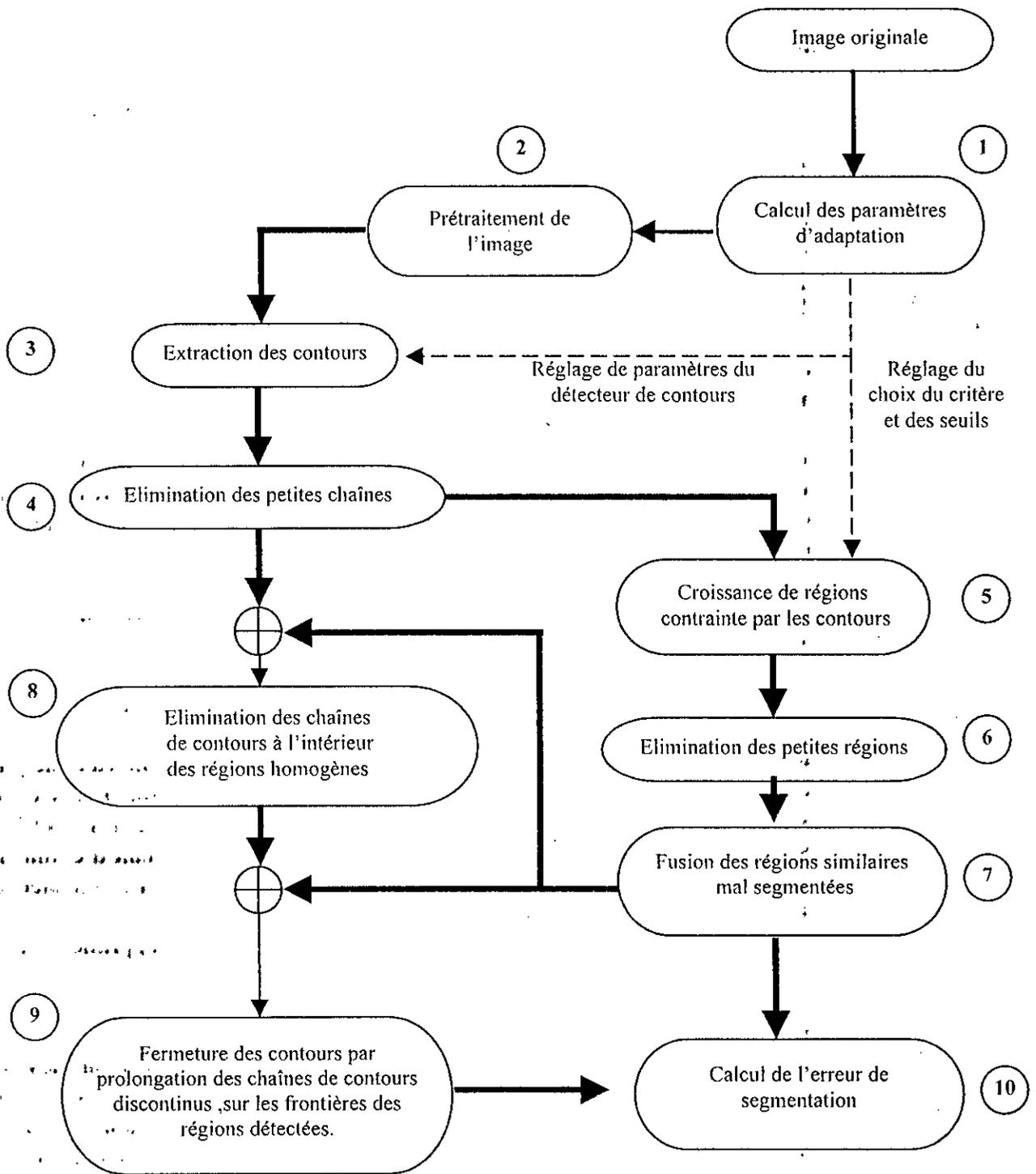


Figure 5.1 Schéma bloc de la méthode de segmentation coopérative proposée

L'algorithme suit les étapes suivantes :

- **Calcul des paramètres d'adaptation**
  - calcul de la carte de contraste local ;
  - création d'une carte caractérisant l'homogénéité local de la surface de l'image.
- **Prétraitement de l'image originale**
  - rehaussement de contraste si l'image est mal contrastée.
  - amélioration de l'image par filtrage selon le type du bruit :
    - additif → filtre gaussien;
    - multiplicatif → filtre moyen ;
    - impulsionnel → filtre d'ordre.
- **Extraction de la carte des contours, en utilisant un opérateur robuste de détection de contours par filtrage optimal**

Le processus de coopération débute par une segmentation en contours ; les contours obtenus sont bien localisés, et correspondent avec précision aux frontières des objets réellement contenus dans l'image. La qualité de la segmentation va dépendre en grande partie de la position des frontières des régions détectées.

L'opérateur de détection de contours peut, soit :

- générer de faux contours à cause d'une surface trop texturée par exemple ;
- rater des contours à cause d'un mauvais éclairage .

- **Elimination des petites chaînes (dont la taille varie selon le type d'images)**

L'opérateur de détection de contours est sensible à toute variation de niveaux de gris, et peut présenter de fausses réponses en zones texturées ou bruitées, du fait que le détecteur de contours ne considère pas les caractéristiques locales des pixels. En outre, les seuils sur le gradient ne sont pas parfois valides pour toute l'image, il est alors important d'éliminer ces fausses petites chaînes de contours, tout en respectant le type d'image à segmenter, et la nature des objets recherchés dans l'image. Cette étape risque d'éliminer de vrais chaînes de contours ; il reste malgré tout des petites chaînes non significatives non supprimées à cause du seuil d'élimination utilisée.

- **Croissance de régions contrainte par les contours**

Une segmentation par croissance de régions détecte mieux l'intérieur des objets contenus dans l'image, à cause de l'utilisation des critères d'homogénéité. Ces critères permettent de détecter des zones ayant les même attributs de texture. Il sera donc possible par la suite de confirmer les vrais contours dus à une discontinuité entre deux régions adjacentes distinctes, et d'éliminer les faux contours, dus à une sensibilité aux micro-textures, à un dégradé de niveau de gris, ou à une ombre. La croissance n'évolue pas au delà des contours.

Nous utiliserons pour l'opération d'agrégation un double critère ; la croissance est arrêtée quand le pixel à agréger à la région en cours :

- ne vérifie pas le critère de similarité (homogénéité) ;
- coïncide avec un pixel contour sur la carte de contours.

Un pixel vérifiant le critère, et coïncidant avec un contour, est fusionné avec la région en cours, dans une étape ultérieure.

La croissance peut être obtenue :

- par agrégation d'un ensemble de pixels ; les germes sont des régions obtenues à partir d'une division en Quad-tree. utilisant un critère de similarité choisit par l'opérateur (selon le type d'image), le critère peut être, le niveau de gris, le max-min, la moyenne de la région, la texture...
- Par agrégation de pixels. Les germes peuvent être choisis de deux façons. On peut considérer chaque pixel de l'image comme germe ; généralement l'ordre de traitement sera selon un balayage de gauche droite et de haut vers le bas. L'autre façon consiste à choisir une distribution aléatoire pour les fixer, l'ordre dans ce cas se définit de la même manière que celui du cas précédent ou selon un ordre aléatoire.

À cause de la contrainte des contours que subit le processus de croissance de régions, de petites régions ayant les dimensions des petites chaînes de contours seront créées.

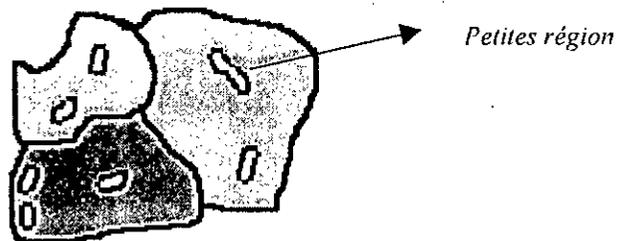
- **fusion des petites régions, dont la taille peut être ajustée par l'opérateur ou fixée selon le type d'image à traiter.**

La phase de croissance de région engendre un grand nombre de petites régions, à cause du choix des paramètres utilisés. La contrainte des contours dans la phase de croissance peut aussi donner naissance, à des petites régions isolées (figure 5.2).

La taille des petites régions à fusionner peut être choisie, en se basant sur une connaissance a priori du contenu de l'image à traiter ; un certain nombre de ces petites régions est dû à la contrainte de la croissance de région par la carte des contours (les petites chaînes de contours).

Une région est identifiée comme appartenant à ce type de fausses régions, si tout les points qui lui sont affectés coïncident avec des points contours. Nous avons donc deux types de petites régions à fusionner :

- régions générées par la contrainte des contours ;
- régions générées par le choix des critères de la segmentation en région.



*Figure 5.2 Création de petites régions à cause de la contrainte des contours*

*Le processus de croissance de régions contourne les petites chaînes de contours et crée par conséquent des petites régions qu'il faudrait supprimer ultérieurement.*

Si une petite région doit être supprimée, elle est fusionnée avec la région adjacente la plus similaire.

- **Vérification de la frontière commune entre chaque paire de régions adjacentes afin de confirmer leur dissimilarité (fusion des régions sur-segmentées).**

Des régions sur-segmentées sont généralement dues à une mauvaise illumination, à des ombres, ou à des dégradés de couleurs ou de lumière. Plusieurs critères simples et

composés sont utilisés pour opérer cette vérification. Par exemple, deux régions adjacentes sont fusionnées si

- la moyenne du gradient le long de la frontière commune est faible (inférieur à un certain seuil) ;
- s'il n'y a pas suffisamment de points contours sur la frontière commune, ceci est réalisé, en calculant le rapport entre le nombre de pixels contours sur la frontière et la longueur de la frontière commune, dans le cas le plus favorable ce rapport est égale à 1.

- **Elimination des chaînes de contours qui se situent loin d'une frontière entre deux régions.**

Il se peut que des chaînes de faux contours persistent ; s'ils se trouvent complètement noyées dans des régions homogènes, elles sont supprimées.

- **Fermeture des contours sur les frontières des régions confirmées.**

La carte des contours présente beaucoup de segments discontinues qui doivent être fermés. Pour corriger ces imperfections, une opération de fermeture de contours est effectuée, le processus de fermeture se fait par prolongement, sur les frontières des régions (suivie des frontières des régions) quand il sont présents, sinon le suivi se fait selon les crêtes de gradient de l'image (figure 5.3).

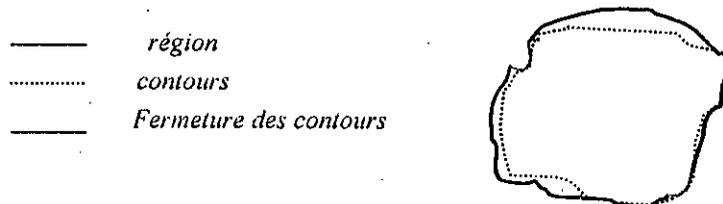


Figure 5.3 Exemple de fermeture par prolongation sur les frontières des régions

- **Extraction des composantes connexes à partir de l'images des contours.**

Dans l'image des composantes connexes, les contours fermés délimitent les différentes composantes, chacune ayant un label unique. Ces composantes constituent en fait des régions dont les attributs peuvent facilement être calculés à partir de l'image originale.

- **Confrontation des deux cartes régions, et évaluation de la compatibilité des deux segmentations en utilisant une mesure de dissimilarité.**

#### remarque

Nous utilisons le long de ce chapitre un pseudo-code<sup>1</sup> pour la description des algorithmes, et une notation de type C pour les structures de données.

<sup>1</sup> On utilise l'anglais dans l'écriture de ce pseudo-code pour être proche d'un langage de programmation

## 5.2 Calcul des paramètres d'adaptation

Afin de d'adapter les paramètres de la segmentation, en fonctions des caractéristiques locales de l'image, deux types d'informations vont nous être utiles, le contraste et l'homogénéité.

Pour remédier au problème du choix (qui est généralement fixe pour toute l'image) de l'intensité du lissage de l'opérateur de détection de contours, et des seuils de leur binarisation ; un calcul préalable du contraste est effectué, les paramètres du filtre et les seuils vont ainsi dépendre du contraste local ; ceci va permettre de préserver les contours, en évitant l'élargissement des zones de transition souvent créé par un filtrage à paramétrage fixe.

La deuxième information importante, qui est l'homogénéité, va servir dans la croissance de régions ; la manière de choisir les seuils des critères d'homogénéité constitue un problème majeur, dans ce type de technique ; il n'existe pas de règles pour le faire, une solution serait de lier ce choix à l'état de surface de l'image, par estimation des zones homogène dans l'image.

### 5.2.1 Création de La carte contraste

Le contraste représente une mesure de la variation de niveau de gris dans l'image. un contraste estimé trop faible pourra indiquer la nécessité d'appliquer un opérateur de rehaussement de contraste, et va nous aider à adapter les paramètres du détecteur de contours (l'intensité du filtre et le seuillage par hystérésis). Le contraste peut être défini localement (autour d'un point dans l'image) pour une région ou même pour l'image entière.

#### Mesure de contraste local

Dans ce contexte, on peut utiliser la mesure du contraste, donnée par Zéboudj [ZEB88]. Le contraste associé a deux sites  $s$  et  $t$ , de niveaux de gris respectifs  $I[s]$  et  $I[t]$ , est défini suivant la nature de l'image:

- Pour des images logarithmiques<sup>2</sup>, on a:  $c(s,t) = \begin{cases} \frac{|I[s] - I[t]|}{\max(I[s], I[t])} & \text{si } \max(I[s], I[t]) \neq 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$

- Pour des images de nature non logarithmique, on a :

$$c(s,t) = \frac{|A[s] - A[t]|}{L-1} \text{ où } L \text{ est le nombre de niveau de gris.}$$

On peut calculer sur une région  $R$  différents contrastes:

Le contraste intérieur est la moyenne des contrastes locaux des points de  $R$ :

$$C_{\text{int}}(R) = \frac{1}{K} \sum_{s \in R} \max(c(s,t)), c \in V(s) \cap R$$

où  $K$  est le nombre de pixels de la régions  $R$ , et  $V(s)$  est le voisinage du site  $s$ .

Le contraste extérieur est la moyenne des contrastes locaux à la frontière de  $R$ .

$$C_{\text{front}}(R) = \frac{1}{K_f} \sum_{s \in R} \max(c(s,t)), c \in V(s), t \notin R$$

où  $F$  est la frontière de  $R$ , et  $K_f$  est son cardinal.

Pour définir le contraste d'une région, on peut utiliser la définition suivante:

<sup>2</sup> Le niveau de gris est le logarithme de la grandeur physique représentée, cela dépend du dispositif d'acquisition

$$C(R) = \begin{cases} 1 - \frac{C_{int}(R)}{C_{front}} & \text{si } C_{int} < C_{front} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Les points de l'image sont classés selon trois zones ( figure 5.4)

- zone fortement contrasté (ZFC) ;
- zone homogène (ZH) ;
- zone moyennement contrasté (ZMC) .

L'adaptation des paramètres de la détection de contours est effectué en utilisant les règles suivantes

SI (contraste  $I(i,j) \in ZFC$ ) {affaiblir de lissage, pas de changement des seuils de binarisation }

SI (contraste  $I(i,j) \in ZH$ ) {intensifier le lissage, diminuer des seuils.}

SI (contraste  $I(i,j) \in ZMC$ ) {lissage normale, pas de changement des seuils de binarisation }

Avec ces règles nous supposons que le choix initiale à été fait pour détecter les points à contraste moyen , pour un autre choix les règles vont changer.

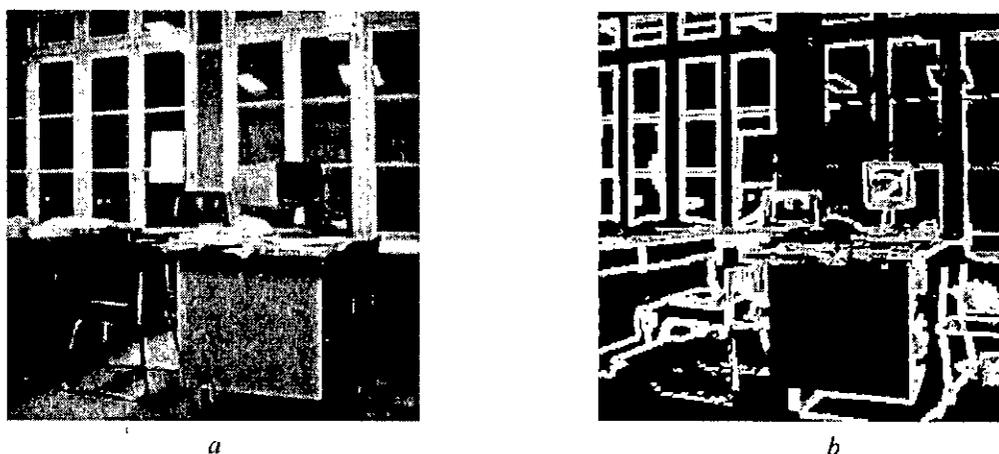


Figure 5.4 Calcul de la carte contraste

- a) image bureau  
 b) image contraste avec les niveaux de gris  
 zone homogène : 0  
 zone de contraste moyen : 150  
 zone de fort contraste : 240

## 5.2.2 Caractérisation de l'image par l'homogénéité

### Recherche de l'aspect texturé de l'image

Rechercher si une image est texturée ou non, dépend à la fois de l'image elle même et de ce qu'on l'on veut faire avec , c'est à dire de l'application en question. L'utilisation de la texture comme critère de segmentation (critère d'homogénéité) peut s'avérer utile, dans la détection de formes (contours d'objets texturés). Beaucoup de chercheurs se sont penchés sur cette question. Par exemple, Deinstein et al.[KAR96] considère qu'un pixel est texturé, si la différence entre le maximum et le minimum des niveaux de gris dans son voisinage est supérieure à un certain seuil.

Cross et Jain [KAR96] utilisent un modèle par champs de Markov pour décider si l'image contient une texture ou seulement un bruit blanc. Ces deux méthodes supposent que les régions

texturées contiennent des variations de niveaux de gris, mais pas de variations régulières. Par exemple, des zones proches de contours seront considérées texturées, ce qui n'est pas vrai.

Karu et al. proposent un schéma intuitif de représentation de texture (figure 5.5). Les trois premières classes d'images (A,B,C) sont interprétées comme non texturées, ce sont des images à niveaux de gris uniformes, des images à bruit blanc et des images contenant des objets caractérisés seulement par la forme. Les classes (D,E,F) représentent des images ayant des textures bien définies.

- A- La première classe d'images non texturées, représentent des images ayant de large régions, à couleur ou niveau de gris uniformes ; dans ce cas, les seuls attributs de segmentation sont la couleur ou le niveau de gris
- B- La classe B représente des images à bruit blanc ; la définition de microtextures ou de dépendances spatiales généralement liées aux textures dans ce types d'images est impossible. On peut étendre la définition de la texture, pour inclure les deux premières classes (niveaux de gris homogènes, et bruit blanc), et les considérer comme cas particulier de la texture. Les images de ces classes sont facilement reconnaissables, car les mesures de texture correspondantes sont très distinctes.
- C- La branche C de l'arbre divisent le reste en images contenant des objets distincts, et des images, contenant des objets caractérisés par la texture. Les images de la dernière catégorie peuvent contenir des textures spécifiques, mais, les frontières des objets, ou leurs formes nécessitent des attributs plus pertinents que la texture. Cette même catégorie d'images contient des objets, dont la forme est caractérisée par la texture.

L'attribut le plus discriminant entre image texturées et non texturées est la grossièreté (coarseness) ou la taille des primitives de texture. Les deux types d'images non texturées peuvent être divisés en deux classes :

- 1- images ressemblant à un bruit, avec une variation rapide des niveaux de gris.
- 2- Images contenant des objets distincts, très larges pour être interprétés en terme de texture.

Les images à niveaux de gris uniformes, peuvent être considérées comme un cas limite des deux cas extrêmes. Ça peut être de petites tâches à l'intérieur d'un objet plus grand, ou des pointillées de tailles extrêmement petites. La grossièreté d'une image n'est pas une valeur absolu, mais dépend de l'échelle, dans laquelle l'image a été traitée.

La réduction de la taille de l'image fait apparaître les textures plus lisse, tandis que l'agrandissement de l'image rend les surfaces rugueuses.

Pour décider si une image possède une texture ou non, il faut être sûr que l'image n'appartient pas aux classes extrêmes. Les primitives doivent être assez petites pour ne pas être considérés comme des objets à part, mais suffisamment larges que les pixels d'une image bruitée.

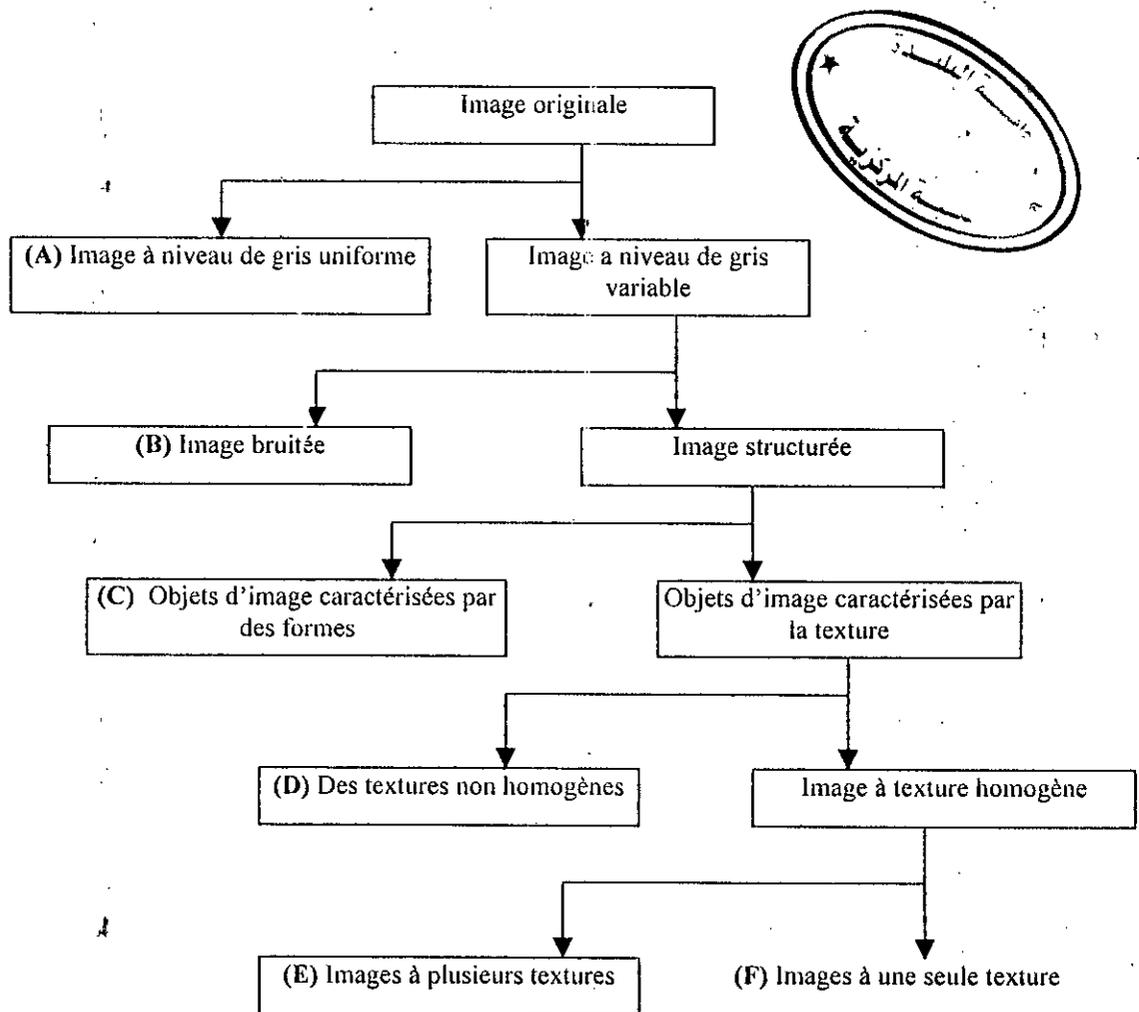


Figure 5.5 Aspect texturé d'une image

### Localisation de textures

La question posée est de savoir si une image est texturée ou non ; si oui, où sont localisées les régions texturées . Il existe plusieurs méthodes pour extraire les primitives de texture dans une image, mais, elles sont très complexes et lentes.

Comme on s'intéresse seulement à l'estimation de la présence de texture (la rugosité de la surface de l'image), les calculs peuvent être simplifiés. On peut caractériser la présence de textures par la densité des maxima locaux, ou par la densité des variations locales.

#### • Utilisation de la densité des maxima locaux

La rugosité en un pixel peut être calculée comme étant la densité des maxima locaux (voir annexe ) de la fonction image dans une petite fenêtre de taille  $(s \times s)$  autour du pixel. La valeur de la rugosité varie de 0 (pas d'extremum) à 1 (tous les pixels de la fenêtre sont extremums) [KAR96].

Les paramètres en entrée de l'algorithme sont les deux valeurs limites, supérieure et inférieure de la rugosité. Un pixel est étiqueté comme étant texturé, si la densité des extrema locaux dans la fenêtre centré sur le pixel est entre ces limites, supérieure et inférieure. La taille de la fenêtre doit être calculée convenablement, à partir de ces deux limites (une fenêtre de petite taille pour des textures très fines et des grandes fenêtres pour des textures grossières).

### • Utilisation de la densité des variations locales

L'estimation des variations locales se fait simplement par un calcul de différence de niveaux de gris entre tous les couples de points, distant d'une distance  $d$  et dans une certaine direction.

$$h(\theta) = \frac{1}{\text{card}(R)} \sum_{s \in R} |I(s) - I(s + \theta)| \quad \text{avec } R \text{ la région dans laquelle l'estimation est effectuée}$$

effectuée

Nous utilisons seulement 4 directions  $0, \pi/2, \pi$ , et  $3\pi/2$ , ce qui donne les 4 mesures d'homogénéité  $h_1, h_2, h_3$  et  $h_4$ .

Pour des raisons de simplicité nous allons considérer 2 types de zones :

zone uniforme (ZU): la mesure  $h(\theta)$  est constante pour toutes les directions ;

zone non uniforme (ZNU): la mesure  $h(\theta)$  prend des valeurs différentes pour chaque direction. La variation de  $h(\theta)$  est estimée à travers le calcul de la variance de  $h(\theta)$ .

L'adaptation des paramètres d'agrégation des points lors de la croissance de régions est effectuée selon les deux règles suivantes :

Si ( $p \in \text{ZU}$ ) augmenter le seuil de fusion ;

Si ( $p \in \text{ZNU}$ ) maintenir le seuil de fusion ;

### 5.3 L'algorithme de détection de contours adopté

Le détecteur de contours utilisé doit être robuste, les contours obtenus doivent être bien localisés. Nous avons opté pour l'utilisation de l'opérateur de détection de contours optimal de Canny. Cet opérateur est basé sur l'utilisation de la dérivée d'une gaussienne ; la figure 5.6 montre le déroulement de l'algorithme.

#### Approximation du filtre Gaussien

Le filtre Gaussien bidimensionnel utilisé dans l'implémentation est une approximation discrète obtenue par un noyau binomial bidimensionnel [KAB95]:

$$G(x, y, n) = \frac{1}{16^n} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}^{*n}$$

ayant une variance  $\sigma^2 = 0.5n$  et  $*n$  désigne  $n$  convolutions du noyau par lui-même. Ce noyau possède des propriétés très intéressantes :

a. Le noyau est séparable,

b. Les opérations requises sont uniquement des additions et des décalages,

c. La variance est réglable par un bouclage sur le noyau de base.

#### Le gradient

Nous utilisons pour le calcul du gradient les deux masques  $d_x$  et  $d_y$ .

$$d_x = \begin{pmatrix} 1 & -1 \end{pmatrix} ; \quad d_y = \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix}$$

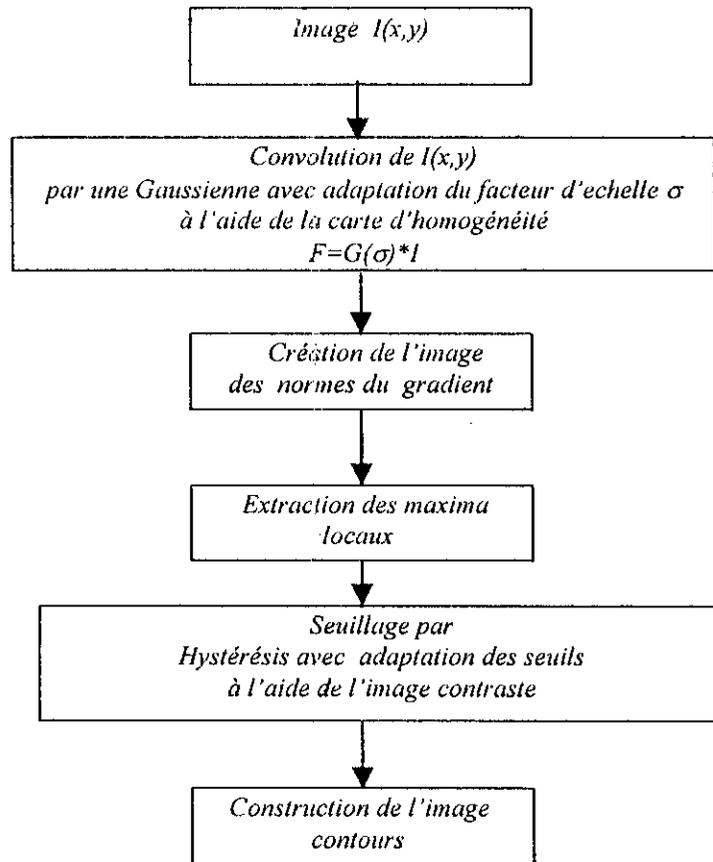


Figure 5.6 Organigramme de la méthode de détection de contours de CANNY.

#### 5.4 L'algorithme de croissance de régions utilisée

Tout algorithme de croissance de région est fondé sur :

- L'utilisation d'un critère de similarité  $Crit(P_c, R_c)$  pour affecter le point  $P_c$  à une région  $R_c$  ;
- La définition des noyaux à partir desquelles le processus de croissance de régions est initialisé. Ces germes peuvent être ponctuels (formé d'un seul point), ou constitués d'un ensemble de points (région - noyau) ;
- Un processus de croissance, permettant d'agréger le point courant (ou région courante) à la région en cours de formation, en respectant la connexité (adjacence)

L'algorithme idéal de croissance de régions [TOU90] [KER97][GON93/b][COC95], qui vient tout de suite à l'esprit est un algorithme récursif, l'algorithme sommaire suivant décrit son déroulement:

```

FUNCTION Growing( $R_c, P_c$ )
FOR ALL  $P_v \in \text{Neighbour}(P_c)$ 
DO
  IF ( $\text{CRIT}(P_v, R_c) == \text{TRUE}$ )
    DO
       $R_c \leftarrow P_v$  ;
      Growing( $P_v$ ) ;
    END
  END
END
  
```

$R_c$  est la région en cours de formation,

$P_c$  est le point courant .

Le premier appel de la fonction récursive se fait en utilisant le noyau initiale  $g$  : Growing ( $R_c, g$ ) .

### 5.4.1 Inconvénients de l'algorithme de croissance de régions récursif classique

L'algorithme récursif à l'avantage d'être simple à implémenter, cependant il présente deux inconvénients :

- le processus de croissance ne progresse pas de manière homogène, en fait il se peut que des points éloignés du noyau peuvent lui être agrégés avant que d'autres points plus proches ne soient examinés.
- à cause de la récursivité de l'algorithme il n'y a aucune priorité dans l'ordre d'examen des points adjacents à la région en cours de formation.

D'autre part, malgré la simplicité que procurent les algorithmes récursifs en générale, dans le traitement d'un bon nombre de problèmes, il arrive parfois que cette simplicité rencontre des contraintes de conception au niveau de la gestion de la mémoire, selon le langage et le compilateur utilisés à cet effet. Ce problème apparaît surtout, lorsque l'appel de la fonction récursive est très profond (le cas du processus récursif de croissance pour la détection d'une région homogène de taille importante).

### 5.4.2 Algorithme de Croissance de Régions isotrope non récursif

Pour remédier au premier problème, nous proposons un algorithme de croissance de régions isotrope, la croissance évolue à partir de la frontière de la région, en cours de formation de façon séquentielle.

Partant d'une région noyau, les pixels de la frontière courante sont examinés séquentiellement. Pour chaque pixel examiné, le pixel voisin ayant la plus grande similarité (optimale), est agrégé à la région en cours. Nous aurons une suite de régions et de frontières correspondante  $R_i$  et  $F_i(R_i)$

Soit  $R$  la région sur laquelle va s'effectuer la croissance de région,  $F(R)$  la frontière de la région  $R$  (figure 5.7), définie par une liste doublement chaînée, permettant l'insertion de nouveaux points frontières, à n'importe quelle endroit.

$\text{Card}(R)$  est le nombre de point de la région  $R$ .

flag est une variable test d'arrêt de croissance.

$V(P)$  est l'ensemble des points voisin (connexe).

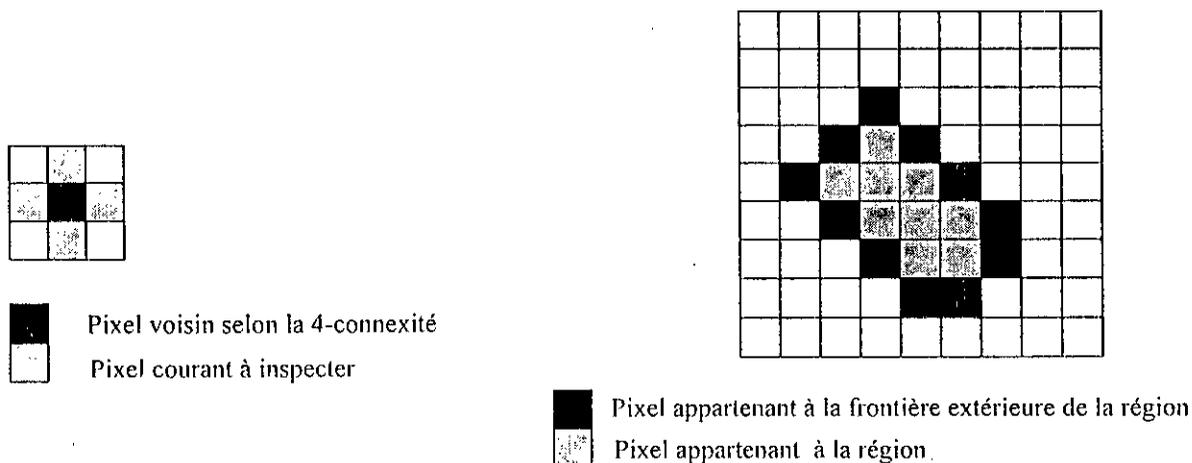


Figure 5.7 Frontière d'une région en évolution

La figure 5.8 montre l'évolution de la croissance de région isotrope à partir d'un point à l'intérieur d'une région.

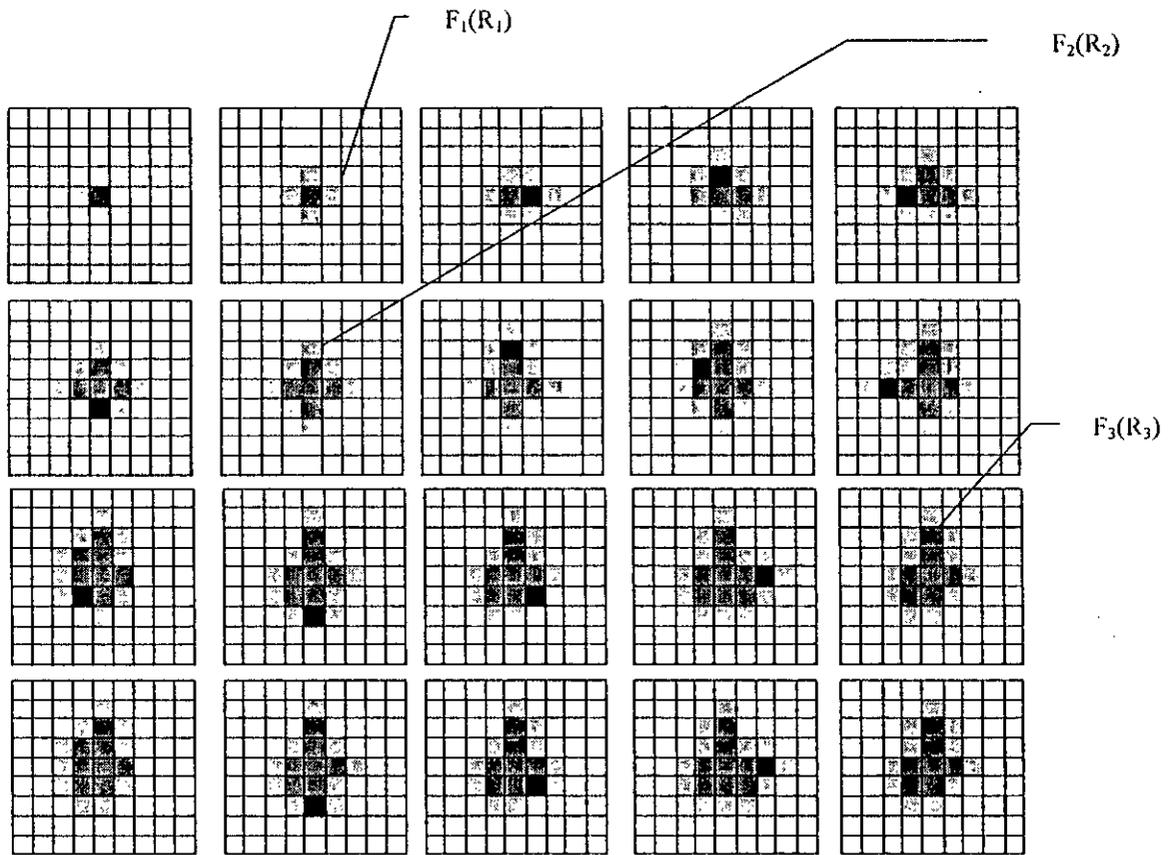


Figure 5.8 Les étapes de la croissance de région isotrope

- Région en cours de formation ;
- Frontière de la région en cours ;
- Point de la frontière à tester pour l'agrégation ;
- Frontière du point candidat à l'agrégation.

Pseudo-code de l'algorithme de croissance isotrope

```

FOR all P ∈ F(R)
  DO
    IF ( ∃Po ∈ Neighbour(P) AND (Po ∉ R ) tel que Similarité(P, Po) est optimal )
      DO
        R ← Po; // mise à jour de la région
        F(R) ← F(R) ∪ F(Po); // mise à jour de la frontière
      END
    END
  END

```

Pour traiter le problème précédent, nous proposons d'utiliser une structure de file d'attente [GUY94][ZEG96]; c'est une structure à accès FIFO (First In First Out). La file (figure 5.9) permet de traiter les points candidats à la fusion (les points adjacents) selon le même ordre de priorité, le processus de croissance devient ainsi isotrope, en effet la file mémorise tout les points frontières à la région en cours de formation. Nous introduisons aussi une phase de classement des points adjacents (à la région courante) selon leur degré de similarité à la région en cours de formation, le point le plus similaire sera le premier à annexer, et ainsi jusqu'à épuisement de tout les points candidats à la fusion.

Pseudo-code de l'algorithme de croissance de régions en utilisant une structure de file.

```

INITSEED(G);
CREATE Queue;
Queue ← EMPTY;
FOR ALL gi ∈ G, i=0,1,...,Ng
  DO
    CREATE Ri;
    PUT( gi ) → Queue;
    ImgLabel(gi) ← PROC_LABEL;
    Ri ← gi;
    DO WHILE S ! EMPTY
      GET (Pc) ← Queue;
      IF (ImgLabel (Pc) != PROC_LABEL )
        DO
          ImgLabel (Pc) ← PROC_LABEL;
          Sort_Neighbour (Pc) ← SORT_SIMILAR(Neighbour (Pc))
          FOR ALL Pv ∈ Sort_Neighbour (Pc)
            DO
              IF (ImgLabel(Pv) !=PROC_LABEL AND ImgQueue (Pv) != QUEUE_LABEL)
                DO
                  IF (AND CRIT(Pv,Ri)==TRUE )
                    DO
                      PUT( Pv ) → Queue;
                      Ri ← Pv;
                      ImgQueue (Pv) ← QUEUE_LABEL
                    END
                END
            END
          END
        END
      END
    END
  END
END

```

Fin

- G est l'ensemble des germes, à partir desquels la croissance va démarrer, la fonction INITSEED() initialise le positionnement de ces germes ;
- Queue est une file (file d'attente).

- Neighbour(x) est l'ensemble des points voisins (adjacents) au point x, selon le type de connexité utilisée (8 - connexité ou 4-connexité) ;
- PROC\_LABEL est un indicateur permettant d'identifier les points de l'image, ayant déjà été affectés à une région pour ne pas traiter un point plus qu'une fois.
- QUEUE\_LABEL est un indicateur permettant d'identifier les pixel déjà existant dans la file Queue. Cela évite d'enfiler les points plus d'une fois.
- ImgQueue et ImgLabel sont deux images de label qui permettent de marquer les points déjà traités et ceux qui ont déjà été mis dans la file.
- CRIT() est une fonction servant à vérifier le critère de similarité.
- Sort\_Neighbor (x) représente l'ensemble des voisins de x ordonnés selon leur degré de similarité a x par la fonction SORT\_SIMILAR()

- *PUT(x)* insère un nouveau élément à la queue de la file,
- *GET(x)*, extrait un élément x à partir de la tête de la file

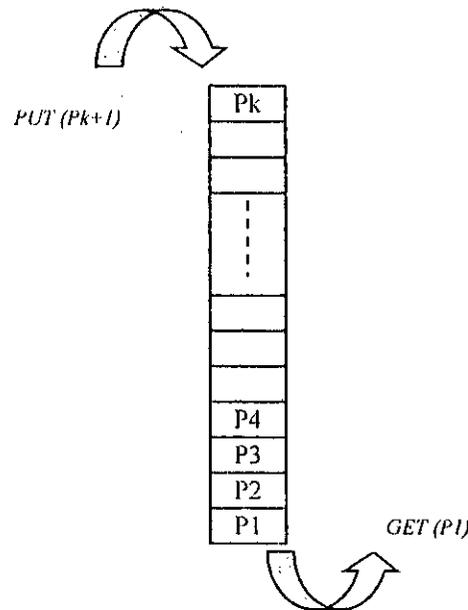


Figure 5.9. Une file FIFO pour la gestion de la croissance de régions

**Introduction de la contrainte des contours**

En introduisant la contrainte des contours sur la croissance de région la portion de du pseudo-code de l'algorithme traitant les points de la file devient comme suit:

```

IF (ImgLabel(Pv) !=PROC_LABEL AND ImgQueue (Pv) != QUEUE_LABEL)
  IF (ImgEdgeMap (Pv)!=EDGE)
    DO
      DO
        IF (AND CRIT(Pv,Ri)==TRUE )
          DO
            PUT( Pv ) → Queue ;
            Ri ← Pv ;
            ImgQueue(Pv) ← QUEUE_LABEL
          END
        END
      END
    END
  ELSE
    DO
      Ri ← Pv ;
    END
  END

```

Le processus de croissance de régions sur toutes l'image est exécutée selon l'algorithme suivant :

```

FUNCTION RegionGrowing(IMAGE I)
{
  LIST Segment ;
  FOR ALL  $P_i \in I$  ( $i \in \text{Card}(I)$ )
  DO
  IF( $P_i$  not treated)
  DO
    Segment  $\leftarrow$  GROWING( $P$ ) ;
  END
END
}

```

Growng() est une fonction qui réalise l'opération de croissance de régions isotrope déjà présenté

Segment est la liste des segments (régions) détectés.

### Calcul itératif des caractéristiques d'une d'image en cours de formation

Pendant le processus de formation des régions par croissance (agrégation de nouveaux pixels à la région en cours), il faut mettre à jour les valeurs des caractéristiques des images, au fur et à mesure, le calcul de ces paramètres devient coûteux en temps de calcul, avec l'augmentation de la taille de la région (nombre de pixels de la régions).

Au lieu de manipuler toutes les données, pour estimer les nouveaux paramètres, à chaque agrégation d'un nouveau pixel, il est très intéressant de trouver une formule de calcul, qui soit plus rapide. La meilleure façon est de procéder de manière itérative utilisant une formule de la forme

$$y(x)_i = f(y_{i-1}(x)) \quad \text{avec } y(x)_i \text{ la valeur du paramètre } y \text{ à l'étape } i,$$

Dans ce contexte, on peut démontrer que la moyenne de la région R à l'étape i après agrégation du pixel p(i) est:

$$\mu_n = \frac{n-1}{n} \left( \mu_{n-1} + \frac{p(n)}{n-1} \right)$$

$\mu_i$  est la moyenne de la région à l'étape i, et  $\mu_{i-1}$  la moyenne de la région à l'étape précédente. c'est une équation réursive, simple à calculer, qui n'utilise que deux variables la moyenne de la région a l'étape précédente et le niveau de gris du nouveau pixel à agréger.

#### 5.4.3 La suppression (fusion) des petites régions

L'image obtenue après croissance de régions, contient un grand nombre de petites régions créées à cause du choix des seuils du critère d'homogénéité, il est donc important de les upprimer.

Une région ayant une taille (le nombre de points) inférieure à un certain seuil (empirique), est supprimée par fusion avec la région adjacente, la plus similaire. Cette opération s'effectue selon l'algorithme suivant :

```

FUNCTION MergeSmallRegions ( LIST Segment, INT SizeThreshold)
{
  LIST AdjRegions ;
  FOR ALL  $R_i \in$  Segment
  DO
    IF(card( $R_i$ ) < SizeThreshold)

      DO
        AdjRegion  $\leftarrow$  ExtractAdjacentRegions( $R_i$ ) ;
         $R_{op} \leftarrow$  MostSimilar(AdjRegion ,  $R_i$ ) ;
        MergeTwoRegions( $R_{op}$ ,  $R_i$ ) ; // fusion des deux régions adjacentes les plus
                                     similaires
        Segment  $\leftarrow$  Delete( $R_i$ ) ; // mise à jours de la liste des régions
      END
    END
  END
}

```

#### 5.4.4 Vérification des régions

Un certain nombre de régions obtenues ont été sur-segmentés, pour différentes raisons que nous avons cité au début. Afin de corriger cet imperfection, tout les pairs de régions adjacentes sont vérifiées, et si le critère de similarité entre les deux régions est vérifié, ils sont fusionnées, le pseudo-code suivant décrit l'algorithme utilisée.

```

FUNCTION MergeRegions (LIST Segment, INT ThParams)
{
  LIST AdjRegions ;
  FOR ALL  $R_i \in$  Segment
  DO
    DO
      AdjRegion  $\leftarrow$  ExtractAdjacentRegions( $R_i$ ) ;
       $R_{op} \leftarrow$  MostSimilar( $R_i$ ,  $R_i$ ) ;
      MergeTwoRegions( $R_{op}$ ,  $R_i$ ) ; // fusion des deux régions adjacentes les plus
                                     similaires
      Segment  $\leftarrow$  Delete( $R_i$ ) ; // mise à jours de la liste des régions
    END
  END
}

```

#### Critères de fusion de deux régions adjacentes

Nous utilisons un certain nombre de mesure pour décider de la fusion de deux régions adjacentes. Il y a des mesures qui sont liées à leur frontière commune et d'autres à leurs distributions des niveaux de gris :

- La force du gradient le long de la frontière : nous allons estimer la force du gradient le long de la frontière commune entre deux régions  $R_1$  et  $R_2$  en calculant deux paramètres : la moyenne du gradient le long de la frontière  $F$  :  $MGF(F) = \frac{1}{card(F)} \sum_{P \in F} p_i$  ;

Avec  $F \equiv F(R_1 R_2)$

et le rapport du nombre de points à fort gradient  $FGF(F)$  sur le nombre total des points le long de la frontière.

$$\gamma = \frac{card(FGF(F))}{Card(F)} , \gamma \leq 1 ; \quad FGF(F) = \{P \in F / Grad(P) > ThGrad\}$$

un point  $p$  est considéré à fort gradient  $Grad(p)$  si celui ci est supérieur à un certain seuil donné  $ThGrad$ ,  $Grad(p) > ThGrad$

Ces deux paramètres sont groupés, avec des facteurs de pondération, pour former un critère composite, l'expression suivante

$$F = a \times \frac{MGF(F)}{MAX(F)} + b \times \delta$$

avec  $MAX(F)$  est la valeur du gradient maximal le long de la frontière.

- La différence des attributs : définit par :  $DATT(VA_{R1}, VA_{R2})$   
 $VA_{R1}$  et  $VA_{R2}$  sont les vecteurs d'attributs définis dans  $\mathfrak{R}^n$  des deux régions  $R1$  et  $R2$  respectivement.

Soit  $n$  est le nombre d'attributs d'une région.

$D(v_1, v_2)$  est une mesure de distance entre deux vecteurs  $v_1, v_2$ .

Quand l'image n'est pas trop texturée on peut utiliser comme seul attribut la moyenne des niveaux de gris. Dans ce cas nous utilisons la différence des moyennes des niveaux de gris des deux régions.

$$DMNG(R_1, R_2) = |Moy(R_1) - Moy(R_2)|$$

- La proximité de la frontière par rapport à un contour. Un point est considéré proche d'un contour si la distance qui le sépare d'un contour est inférieure à un certain seuil  $DistFromEdge$ .

$$d(p, C) < DistFromEdge$$

avec  $d(x, C) = \inf\{\rho(x, a) \mid a \in C\}$ , la distance d'un point par rapport à un ensemble de points. Nous utilisons la mesure définie par :

$$\gamma_d = \frac{\sum_{p \in F(R)} \delta_c(p, C)}{Card(F(R))}$$

$$\text{avec } \delta(x, A) = \begin{cases} 1 & \text{si } d(p, A) < DistFromEdge \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Cette mesure représente le rapport entre le nombre de points de la frontière commune et la longueur de la frontière.

On peut combiner les mesures précédentes, de plusieurs manières pour juger la similarité de deux régions adjacentes :

Par exemple : deux régions  $R_1$  et  $R_2$  sont fusionnées si la règle suivante est vérifiée :

$$\{MGF(F) < s_1 \text{ ET } \gamma < s_2 \text{ ET } DMNG(R_1, R_2) < s_3\} \quad \text{avec } s_1 < 256, s_2 < 1, s_3 < 255$$

### Mise à jour de la moyenne et de la variance de deux régions fusionnées

Soit  $R_1$  et  $R_2$  deux régions avec  $\mu_1, \sigma_1$  et  $\mu_2, \sigma_2$  leur moyenne et écart type respectives, si on fusionne  $R_1$  et  $R_2$ , la moyenne et la variance de leurs fusion deviennent :

$$\mu_{R_1 \cup R_2} = \frac{n_1 \mu_1 + n_2 \mu_2}{n_1 + n_2}$$

$$\sigma_{R_1 \cup R_2} = \frac{1}{n_1 + n_2} \left( n_1 \sigma_1^2 + n_2 \sigma_2^2 + \frac{n_1 n_2}{n_1 + n_2} (\mu_1 - \mu_2)^2 \right)$$

$n_1$  et  $n_2$  le cardinal de  $R_1$  et  $R_2$  respectivement.

## 5.5 Codage de la segmentation par un graphe d'adjacence

### 5.5.1 Les Graphes

Les graphes constituent une structure de données fondamentales dans le traitement d'un grand nombre de problèmes [GUY94][BES88]. Ils permettent de décrire des relations dans un ensemble d'objets, et possèdent des propriétés mathématiques et algorithmiques très intéressantes.

Un graphe est défini par le couple  $G(S,A)$  où  $S$  est l'ensemble des sommets (nœuds du graphe) et  $A$  l'ensemble des arêtes du graphe (les relations entre nœuds). Une relation entre deux nœuds se traduit par un arc entre eux (figure 5.10), on peut associer à cet arc une valeur, et le graphe sera ainsi valué.

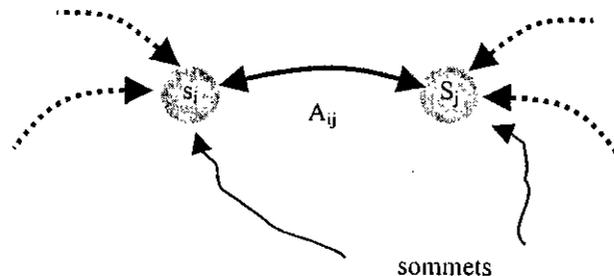


Figure 5.10 Schéma d'un Graphe  
 $s_i, s_j$  deux nœuds du graphe  
 $A_{ij}$  est une arête reliant  $s_i$  et  $s_j$

Un graphe est orienté lorsque la relation  $A_{ij}$  n'est pas symétrique, et chemin dans le graphe est une suite d'arc reliant deux nœuds.

### 5.5.2 Graphe d'adjacence

Nous allons utiliser la théorie des graphes, pour représenter hiérarchiquement la segmentation d'une image. La représentation d'un graphe est facilement réalisée, à l'aide d'une matrice (binaire ou non) (figure 5.11); dans notre cas la matrice est binaire. Une relation d'adjacence entre les régions  $R_i$  et  $R_j$  est représentée par un « 1 » dans la case  $M(i,j)$ .

En général le nombre de régions adjacentes à une région donnée est très petit par rapport au nombre total de régions, la matrice contient alors un grand nombre d'éléments nuls, elle est dite creuse.

La relation d'adjacence est symétrique.

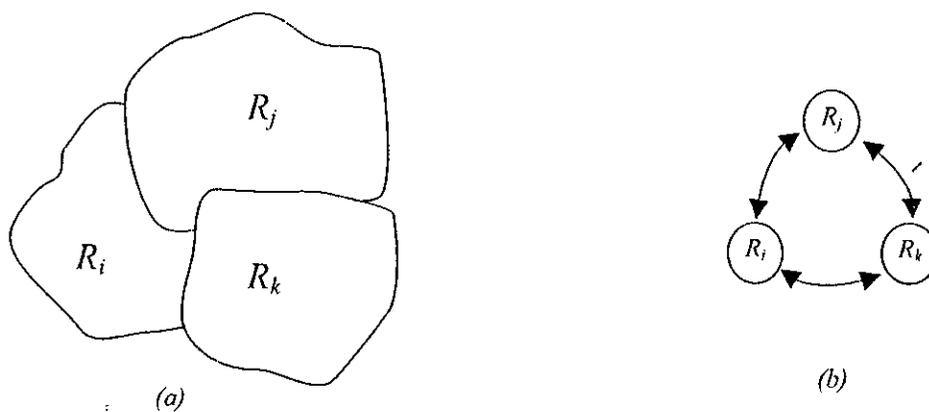
Si  $Adj(R_j, R_i) = TRUE \Rightarrow Adj(R_i, R_j) = TRUE$

avec  $Adj$  désigne la relation d'adjacence.

Le graphe d'adjacence est alors non orienté et la matrice d'adjacence est symétrique. On peut profiter de cette propriété, et n'utiliser dans notre implémentation qu'une matrice triangulaire, inférieure ou supérieure (figure 5.12).

Afin de disposer à tout moment, d'informations suffisantes sur la structure des régions et de leurs interconnexités (adjacence), nous avons préféré utiliser une structure de graphe dynamique. En effet la création ou la suppression d'une région, modifie la structure du graphe, et sa mise à jour nécessite la réécriture de toute la matrice.

Avec la structure dynamique proposée, la mise à jour est très rapide, et nécessite moins d'espace mémoire.



	$R_0$	$R_1$	$R_j$	$R_k$	$R_n$
$R_0$					
$R_i$		1	1	1	
$R_j$		1	1	1	
$R_k$		1	1	1	
$R_n$					

(c)

Figure 5.11 Matrice d'adjacence  
 a- Régions Adjacentes  
 b- Graphe d'adjacence des régions  
 c- Matrice d'adjacence

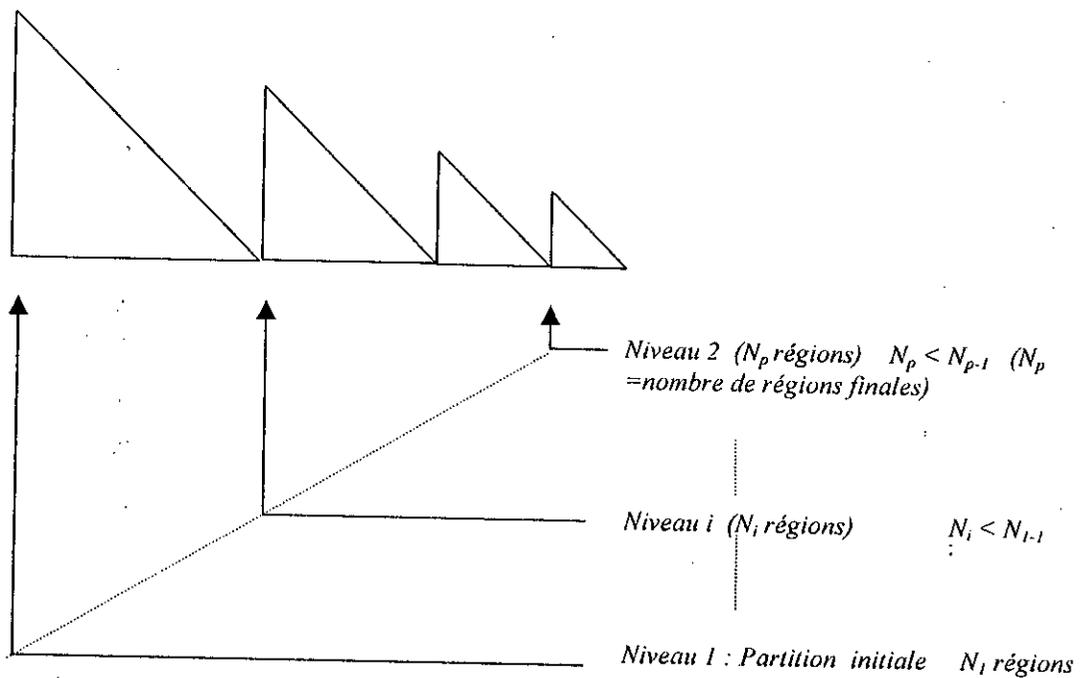


Figure 5.12 Structure hiérarchique de l'évolution de la segmentation

Si une région doit être fusionnée (supprimée) avec une autre, il suffit d'éliminer la ligne et la colonne correspondante dans le triangle. (voir annexe pour la construction de ce graphe)

### 5.6 Test de la dissimilarité (compatibilité) entre les contours et les régions

Pour tester la compatibilité entre la carte contours  $C$  et la carte régions, obtenue après segmentation de l'image  $I$ , quelques mesures d'erreurs sont calculées [SPI97], ils vont nous servir à estimer le taux de mauvaise correspondance des points des deux images. A cet effet, les points de la carte contours  $I$  vont être confrontés aux points frontières des régions  $F$ .

**Mesure d'erreur de type 1 :** Cette mesure concerne les points contours détectés ne coïncidant pas avec des points frontières de régions.

$$e_1 = \frac{\text{card}(F - C)}{\text{card}(I - C)}$$

où  $\text{card}(X)$  désigne le nombre d'éléments de l'ensemble  $X$  ( $X$  est une image dans ce cas)

**Mesure d'erreur de type 2 :** Les points frontières qui n'ont pas été détectés par le détecteur de contours, correspondent à la mesure d'erreur suivante:

$$e_2 = \frac{\text{card}(C - F)}{\text{card}(C)}$$

**Mesure d'erreur de type 3 :** En combinant les deux mesures d'erreurs précédents ; on peut estimer le pourcentage des pixels mal classés:

$$e_{\text{class}} = \frac{\text{card}(C - F) \cup \text{card}(F - C)}{\text{card}(I)}$$

## 5.7 L'erreur de segmentation

Afin de mesurer le degré de validité du résultat de cette méthode de segmentation, et de calculer le taux de mauvaise classification des points de l'image, nous allons estimer les erreurs commises sur l'image contours et l'image régions séparément.

Dans les deux cas, nous avons besoin d'utiliser une image segmentée de référence (contours ou régions). Ces deux images sont réalisées avec soins, pour refléter les positions et le nombre exactes des contours et régions dans l'image à segmenter.

### 5.7.1 Erreur sur les contours

Le calcul de l'erreur commise sur les contours est effectué en appliquant, les mêmes mesures utilisées [SPI97] dans le test de compatibilité entre la carte contours et frontières de régions.

Soient  $I$  l'image originale,  $R$  l'image contour binaire de référence et  $S$  l'image contour obtenue par la technique de segmentation à tester.

Les points contours détectés ne coïncidant pas avec un point contour de référence sont estimés, en calculant l'erreur de sur-détection définie par :

$$\delta_{sur} = \frac{\text{card}(S - R)}{\text{card}(I - R)}$$

Les points contours de référence qui n'ont pas été détectés correspondent à la mesure de l'erreur de sous-détection, donnée par :

$$\delta_{sous} = \frac{\text{card}(R - S)}{\text{card}(R)}$$

En combinant ces deux mesures d'erreurs de détection, on peut estimer le pourcentage des pixels mal classés :

$$\delta_{class} = \frac{\text{card}(R - S) \cup \text{card}(S - R)}{\text{card}(I)}$$

Une mesure très utilisée appartenant à cette même catégorie est l'indice de mérite de Pratt, il est défini par :

$$P(R, S) = \frac{1}{\max(\text{card}(R), \text{card}(S))} \sum_{x \in R} \frac{1}{1 + \alpha d^2(x, R)}$$

$d(x, R)$  est la distance entre un pixel contour  $x$  dans la carte contours obtenue  $S$ , et le plus proche pixel contour dans l'image contour de référence  $R$ ,  $\alpha$  est une constante de normalisation de façon à avoir  $0 \leq P \leq 1$ .

On peut aussi mesurer l'erreur de localisation, par l'une des deux expressions suivantes :

$$\bar{d}^2 = \frac{1}{\text{card}(R)} \sum_{x \in S} d^2(x, R)$$

qui est la moyenne quadratique des distance des points contours par rapport au contour idéal.

et 
$$\bar{d} = \frac{1}{\text{card}(R)} \sum_{x \in S} |d(x, R)|$$

qui représente la valeur absolue des distances des points détectés par rapport au contour idéal.

### 5.7.2 Erreurs sur les régions

Le résultat final de la segmentation (régions) est comparé avec une image de segmentation, supposée idéale, que nous avons créé manuellement. Cette image a été d'abord sur-segmentée par la même méthode coopérative, nous lui avons ensuite apporté les

modifications nécessaires (que nous avons jugé visuellement valables), afin de mettre en évidence les différentes régions significatives de l'image, soit par fusion de régions adjacentes ou par division de régions en plusieurs autres régions<sup>2</sup>.

L'image segmentation en régions obtenue est appelée image SM (segmentation machine), et l'image régions de référence est appelée image SR (segmentation référence). Une opération de comparaison est réalisée entre les deux images SM et SR selon une méthode proposée par HOOVER et al. [HOO96].

Soit  $M$  le nombre de régions de l'image SM, et  $N$  le nombre de régions de l'images SR. Tous les pixels des deux images sont affectés à des régions.

Soit  $P_m$  le nombre de pixels dans chaque région  $R_m$  de SM ( $m=1,2,\dots,M$ ), et  $P_n$  le nombre de pixels dans chaque région  $R_n$  de SR ( $n=1,2,\dots,N$ ).

Soit  $Q_{mn} = R_m \cap R_n$  le nombre de pixels ayant les mêmes coordonnées dans les deux images. Ainsi s'il n'y a pas de chevauchement entre les deux images  $Q_{mn}=0$ , tandis que  $Q_{mn} = P_m = P_n$ , s'il y a chevauchement total des deux régions.

Une matrice de recouvrement de dimension  $M \times N$  est créé, contenant  $Q_{mn}$  pour  $m=1,\dots,M$ , et  $N=1,\dots,N$ . A chaque élément de la matrice, est affecté un pourcentage de recouvrement par rapport à la taille de chaque région.

$Q_{mn}/P_m$  représente le pourcentage qu'occupe l'intersection de  $m$  et  $n$  dans  $m$  et  $Q_{mn}/P_n$  représente le pourcentage qu'occupe l'intersection de  $m$  et  $n$  dans  $n$ .

On considère 5 types de classifications d'erreurs de régions :

- Détection correcte ;
- Sur-segmentation ;
- Sous-segmentation ;
- Régions manquantes (classification échec);
- Régions bruit.

La sur-segmentation, ou la détection multiple d'une même surface, produit une topologie incorrecte.

La sous-segmentation, ou séparation insuffisante de plusieurs régions, produit un sous ensemble de la topologie correcte, et une géométrie incorrecte.

Une classification échec se produit, lorsque l'opérateur de segmentation ne détecte pas une région qui apparaît dans l'image.

Une classification bruit se produit, lorsque l'opérateur de segmentation suppose l'existence d'une région qui n'existe pas dans l'image. Les formules de décision des différentes classifications, sont basées sur une valeur de seuil  $T$ , où  $0.5 < T \leq 1.0$ . La valeur  $T$  peut être ajustée de manière à refléter la rigueur de la définition désirée. Les mesures suivantes définies les différents types de classifications. (Voir annexe pour le détermination des différentes classifications).

<sup>2</sup> la modification manuelle se base sur une interprétation sémantique dont l'objectivité dépend de ce que nous voulons faire de cette image

## 5.8 Résultats

Nous avons appliqué la méthode de segmentation développée, sur plusieurs images de la banque d'images GDR ; nous présentons les résultats de la segmentation sur deux images, l'image bureau et l'image muscle. La première image est une scène d'intérieur, caractérisée surtout par la présence de formes fortement polyédriques, ayant des surfaces de niveaux de gris uniformes, avec présence d'ombres et de parties mal éclairées (par exemple autour du fil de téléphone) ; la seconde image est l'image muscle, présentant des zones texturées.

Dans la figure 5.13, nous présentons le résultat de la segmentation de l'image bureau avec la méthode coopérative proposée, sans superposition des résultats contours et régions.

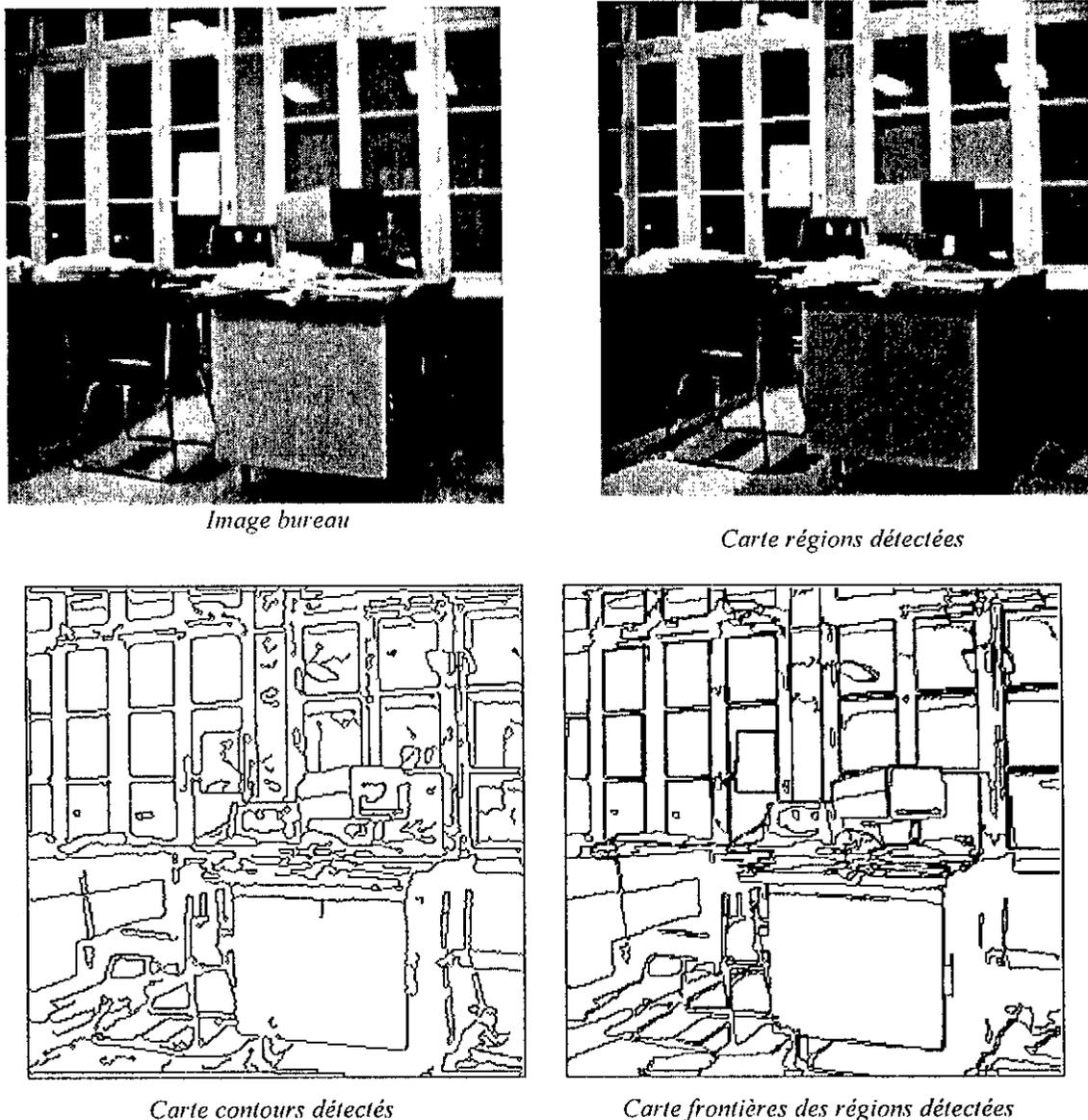


Figure 5.13 Segmentation de l'image bureau par la méthode coopérative proposée ; les paramètres sont ceux de la ligne 4 du tableau 1

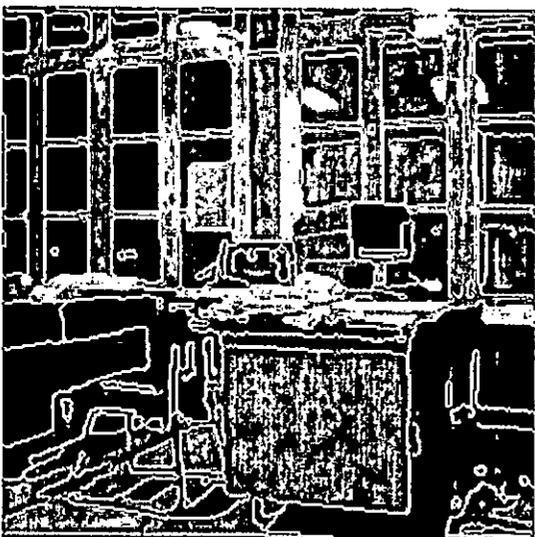
Dans la figure 5.14, nous appliquons la segmentation avec, variation des paramètres, pour voir l'effet sur la qualité du résultat.



a1



a2



a3



a4



a5



a6

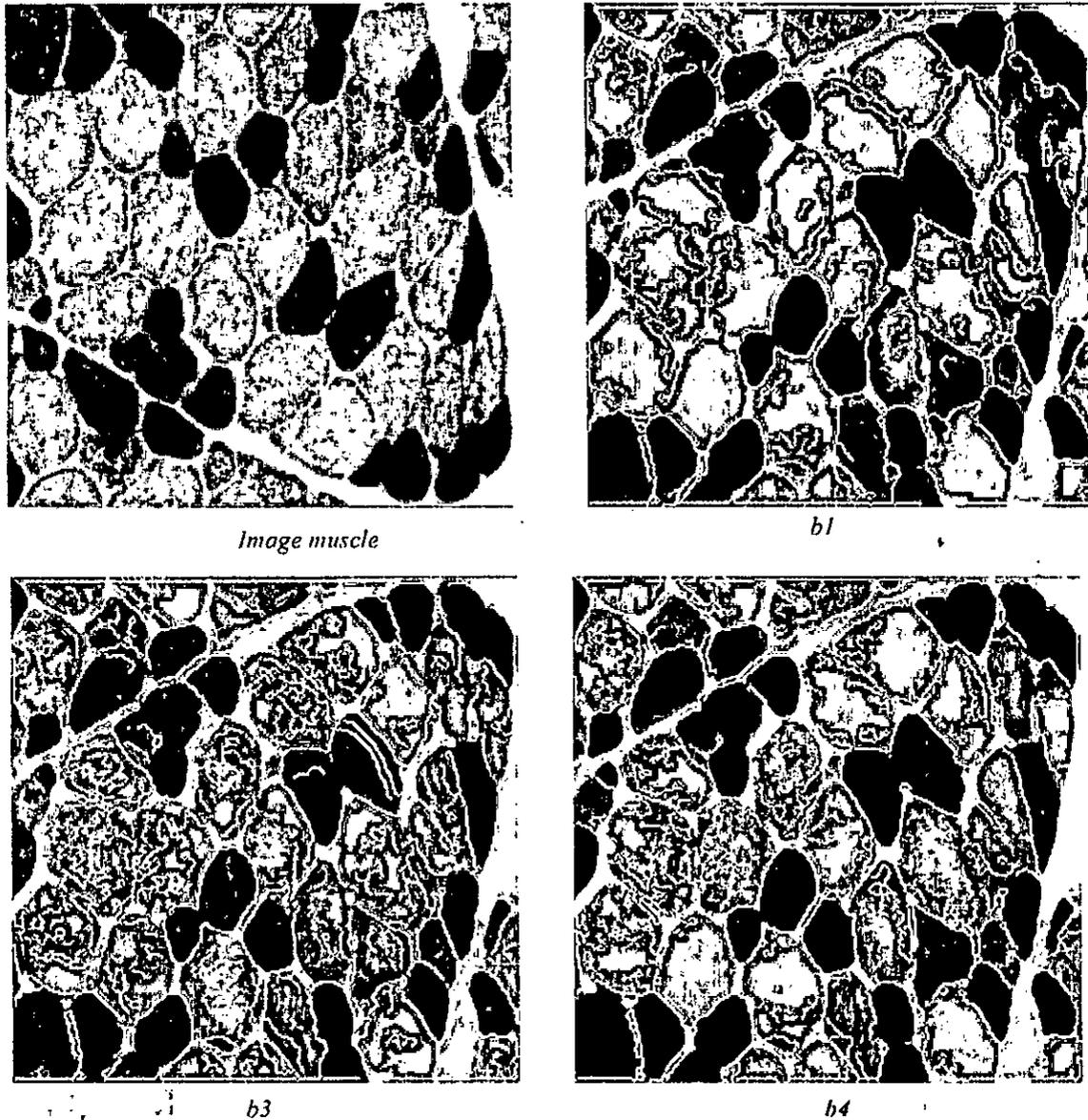


Figure 5.14. Segmentation coopérative, avec variation des paramètres des image bureau et muscle

Les deux tableaux ci dessus (5.1 et 5.2), montrent les différentes valeurs des paramètres utilisés.

• Image bureau

Les valeurs du tableau correspondent aux résultats  $a_i$  ( $i=1, \dots, 6$ ) de la figure 5.14

NG	SB	SII	TPCS	CCR	SCR	TPRS	MG	SRCF	DFC	VCF	DCF	DPCF	TCVF	SRFC
1.	1	2	8	MR	15	10	.	0.2	0	Oui	0	18	7	0.2
1	1	2	12	MR	25	10	.	0.2	0	Oui	0	15	8	0.3
2	4	6	7	MR	15	10	.	0.3	0	Oui	0	15	8	0.3
2	1	2	8	MR	15	10	.	0.3	0	Oui	0	15	8	0.3
2	1	2	8	MR	15	10	20	.	2	oui	0	15	8	0.3
2	1	2	8	MR	15	10	8	.	2	Oui	0	15	4	0.3

Tableau 5.1 Paramètres des différentes segmentations de l'image bureau

### ▪ Image muscle

Les valeurs du tableau correspondent aux résultats  $b_i$  ( $i=1,\dots,3$ ) de la figure 5.14

NG	SB	SH	TPCS	CCR	SCR	TPRS	MG	SRCF	DFC	VCF	DCF	DPCF	TCVF	SRFC
3	4	6	10	MR	25	10		0.3	0	Oui	0	15	13	0.3
1	6	8	20	MR	20	10		0.3	1	Oui	0	15	20	0.3
1	3	1	2	MR	16	10	15		2	Oui	0	7	20	0.3

Tableau 5.2 Paramètres des différentes segmentations de l'image muscle

### Significations des paramètres de la méthode de segmentation :

NG : l'intensité du lissage gaussien de la détection de contour (il représente le nombre de Convolutions à l'aide du noyau gaussien) ;

SB : seuil bas de la détection de contours ;

SH : seuil haut de la détection de contours ;

TPCS : taille des petites chaînes de contours à éliminer ;

CCR : critère de croissance de régions utilisé ;

SCR : seuil sur le critère de croissance de régions ;

TPRS : taille des petites régions à supprimer ;

SRCF : seuil sur le rapport des points contours, sur la longueur de la frontière entre deux régions adjacentes ;

DFC : distance minimale d'une frontière de régions, par rapport à un contour ;

VCF : vérification des contours par les frontières (oui ou non) ;

DCF : distance d'un contour, par rapport à une frontière de régions ;

DPCF : distance maximale de prolongation des contours sur les frontières ;

TCVF : taille des fragments de chaînes de contours à vérifier après fermeture ;

SRFC : seuil sur le rapport entre le nombre de points contours coïncidant avec un point de la carte frontière, sur la taille de la chaîne de contours à vérifier .

### 5.8.1 Test de compatibilité

Les tableaux ci-dessous (5.2 et 5.3 ) montrent le degré de compatibilité entre les deux cartes contours et régions, pour les résultats précédents (figure 5.14)

SIZE	NBF	NBC	NBFAC	NBCAF	$e_1$	$e_2$	$e_{class}$	MDCR	IP
65536	14427	10690	8073	4336	0.147194	0.405613	0.189346	0.913196	0.703739
65536	10147	9858	5476	5187	0.098351	0.526172	0.162704	0.885952	0.714654
65536	12833	8060	7346	2573	0.127810	0.319231	0.151352	1.031550	0.686195
65536	13241	9745	7403	3907	0.132692	0.400924	0.172577	0.911282	0.704889
65536	11705	9749	6753	4797	0.121050	0.492050	0.176239	0.980860	0.688361
65536	14676	9982	8800	4106	0.158404	0.411340	0.196930	1.043660	0.671360

Tableau 5.3 Les différentes mesures pour le test de compatibilité de la segmentation de l'image bureau

SIZE	NBF	NBC	NBFAC	NBCAF	$e_1$	$e_2$	$e_{class}$	MDCR	IP
65536	11090	7764	6716	3390	0.116250	0.436631	0.154205	1.226378	0.657636
65536	14691	9015	9214	3538	0.163019	0.392457	0.194580	1.461644	0.625842
65536	15119	10016	9981	4878	0.179773	0.487021	0.226730	1.411195	0.611090

Tableau 5.4 Les différentes mesures pour le test de compatibilité de la segmentation de l'image muscle

**Signification des paramètres du tableau :**

SIZE : la taille de l'image en pixels (les deux images ont les mêmes dimensions) ;  
 NBF : nombre de points de la carte frontières ;  
 NBC : nombre de points de la carte contours ;  
 NBFAC : nombre de points détectés dans la carte frontières, et absents de la carte contours ;  
 NBCAF : nombre de points détectés dans la carte contours et absents de la carte frontières ;  
 MDCF : moyenne des distances des contours, par rapport au frontières ;  
 IP : indice de Pratt avec  $\alpha=0.5$  .

**5.8.2 Calcul de l'erreur de segmentation****Erreur sur la détection de contours :**

Nous avons réalisé le calcul d'erreur, par comparaison avec une image de référence ; celle-ci a été obtenue d'abord par segmentation à partir de l'image originale, puis rectifiée afin que le résultat devienne le meilleur possible (figure 5.15).

Le test est réalisé avec seulement trois résultats a1,a2,a3 de la figure 5.14.



Figure 5.15 Image contours de référence

SIZE	NBC	NBR	NBCAR	NBRAC	$\delta_{sur}$	$\delta_{sous}$	$\delta_{class}$	MDCR	IP
65536	10690	9729	983	1854	0.016282	0.173433	0.041916	0.171576	0.863199
65536	9858	9729	1292	1163	0.023151	0.119540	0.037460	0.508081	0.906580
65536	8060	9729	1399	3068	0.025069	0.315346	0.068161	0.265487	0.756088

Tableau 5.5 Les différentes mesures d'erreurs de segmentation en contours de l'image bureau

**Signification des paramètres du tableau :**

SIZE : la taille de l'image en pixels (les deux images ont les même dimension ).

NBC : nombre de points de la carte contours détectés.

NBR : nombre de points de la carte contours de référence.

NBCAR : nombre de points détectés dans la carte contours, et absents de la carte contours de référence.

NBRAC : nombre de points détectés dans la carte contours de référence, et absents de la carte contours ;

MDCR : moyenne des distances des contours détectés, par rapport aux contours de l'image de référence .

IP : indice de Pratt avec  $\alpha=0.5$  .

**Erreur sur les régions détectés**

L'estimation de l'erreur commise sur les régions détectées est effectuée par utilisation des mesures de bonne détection, de sur segmentation et de sous- segmentation, présentées dans le paragraphe précédent, nous utilisons les mesures d'erreurs de segmentation discutées dans la section réservée au erreurs de segmentation de ce chapitre, ces mesures sont basée sur la comparaison avec une image de référence (figure 5.16). Cette image contient 408 régions.



Figure 5.16 Image régions de référence

	Régions détectées	Classification Segmentation - correcte			Classification Sur - segmentation			Classification Sous - segmentation			Classification fausses		Classification bruit
		$M_1$	$M_2$	$N_1$	$M_1$	$M_2$	$N_2$	$M_1$	$M_2$	$N_3$	$N_4$	$N_5$	
A	468	0.807	0.820	246	0.780	0.781	41	0.751	0.742	34	44	55	
B	302	0.799	0.822	94	0.826	0.768	14	0.760	0.728	40	0	100	
C	390	0.811	0.822	170	0.789	0.834	34	0.754	0.828	43	87	0	

Tableau 5.6 Les différentes mesures d'erreurs de segmentation de la carte régions de l'image bureau  
A,B,C correspondent aux trois premiers résultats de la figure 5.14

$N_i(i=1,\dots,5)$  est le nombre de classifications (correct, sur segmentation, sous segmentation, fausse, bruit)  
 $M_1$  et  $M_2$  sont les mesures d'erreurs, associées à chaque classification.

## Interprétation et commentaires

La méthode de segmentation coopérative que nous avons développé, a montré sa capacité à pouvoir résoudre le problème de la segmentation, à travers les différents résultats présentés. La stratégie adoptée est basée sur l'aide mutuelle des deux approches contours et régions, ce qui a permis d'avoir une bonne localisation des contours des objets à traiter, et de détecter des régions non sur-segmentées, grâce à la richesse des critères utilisés.

Les résultats obtenus montrent que la qualité des contours détectés influe beaucoup sur les régions obtenues par la croissance de régions. Par exemple, l'image  $a_3$  de la figure 5.14 montre qu'un bon choix des paramètres du détecteur de contours, permet d'obtenir un résultat satisfaisant. Ce choix est fait de manière heuristique, après expérimentation ; il est possible de définir une gamme de valeurs pour chaque type d'images.

Il faut en outre donner une grande importance à la phase de prétraitement, qui peut renforcer la ressemblance des pixels, à l'intérieur de la même région.

Une évaluation objective du résultat a été faite, et a montré que l'erreur commise est acceptable. Dans le tableau 5.4, on remarque que la méthode de segmentation détecte moins de points contours (NBC) que de points frontières (NBF). En effet, malgré l'étape de prolongation des contours sur les frontières, quelques lacunes restent encore non comblées, à cause du choix de la profondeur d'exploration pour la recherche des points candidats à la fermeture. Toutes les chaînes de contours se trouvant à l'intérieur de régions homogènes sont éliminées ; le choix initiales des paramètres du détecteur de contours est effectué pour ne détecter que les points à très fort gradients ; ces derniers vont servir comme guide pour la croissance de régions.

Ces remarques font que le résultat final donne plus d'erreur de type 1  $e_1$  (rater des points contours) que d'erreurs de type 2  $e_2$  (création de faux contours). Les taux d'erreurs restent cependant acceptables ( $e_1$  et  $e_2$  très inférieurs à 1).

Les erreurs de segmentation commises sur les contours montrent qu'ils sont plutôt, dues à une sous-détection qu'à une sur-détection. ( $\delta_{\text{sur}}$  sont très petit par rapport à  $\delta_{\text{sous}}$ ). Le même raisonnement utilisé pour expliquer la faible valeur de  $e_1$  devant celle de  $e_2$ , dans le test de la compatibilité entre contours et régions, reste valable.

Les valeurs de la distance moyenne, entre les points de la carte contours et les points de la carte frontière (MDCR) restent toujours de l'ordre de 1 pixel. C'est une preuve que la croissance de région, a été vraiment bien guidée par les contours, pour rendre les frontières des régions détectées les plus proches possible de la position exacte de la ligne de séparation entre régions adjacentes. L'indice de Pratt IP dépend de cette distance moyenne ; il a donné partout, des valeurs proches de 1, sachant que plus cette indice s'approche de 1, plus la position des contours détectés est correcte.

Pour ce qui est de la carte régions, le calcul de l'erreur de segmentation se fait à l'aide d'une estimation du taux de recouvrement entre les régions de la carte de référence et la carte des régions détectées. Le nombre de classifications correctes est généralement plus grand que les autres classifications (sur-segmentation et sous-segmentation). Les valeurs de  $M_1$  et  $M_2$  de la classification correcte, montrent un bon recouvrement de régions (valeurs proches de 1), le recouvrement total correspond à 1.

Malgré cela, le résultat est perfectible, et d'autres améliorations peuvent être apportées, pour rendre la technique plus efficace.

## Chapitre 6

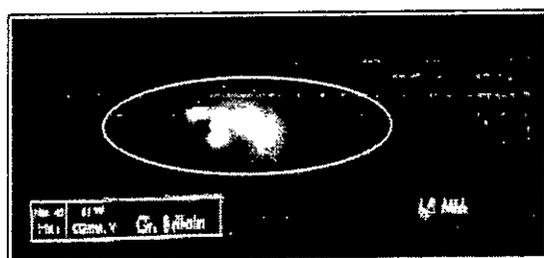
### Application aux images de radiographie

#### 6.1 La segmentation

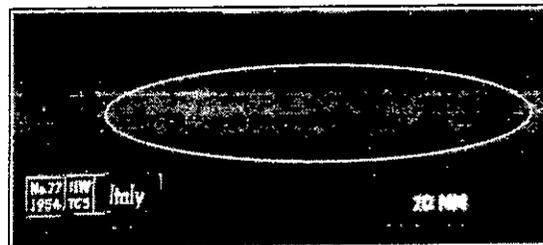
##### 6.1.1 Résultats de la segmentation des images de films de joints soudés

Un certain nombre de méthodes de segmentation en régions et en contours ont été implémentées. Le test est effectué sur quatre images de films de radiographie de joints soudés, présentant différents types de défauts.

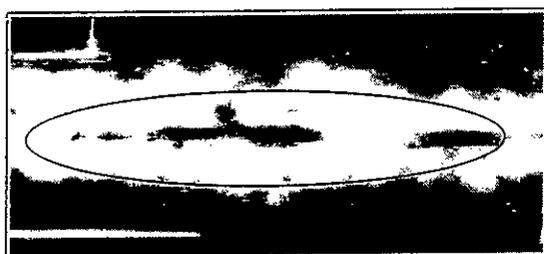
Ces images, de dimensions 380 x 128 pixels, ont été numérisées avec un scanner plat, à une résolution de 200 DPI (figure 6.1), et améliorées par un recadrage de dynamique (figure 6.2).



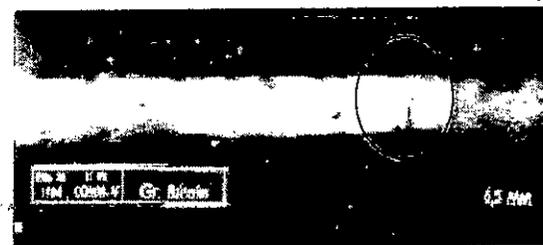
a. Défaut : Inclusion d'oxyde



b. Défaut : Fissure allongée



c. Défaut : Manque de pénétration



d. Défaut : Fissure verticale

Figure 6.1 Images de films de radiographie de joints soudés, présentant différents types de défauts

Afin de faciliter l'opération de segmentation, un recadrage de dynamique est appliqué (les images sont trop illuminées) (figure 6.2).

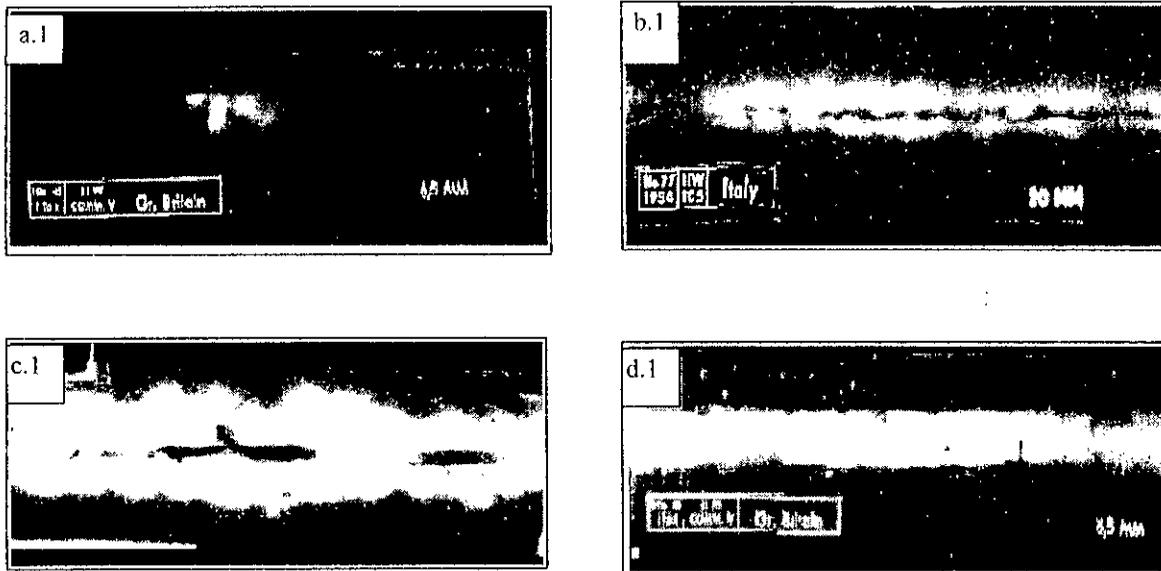
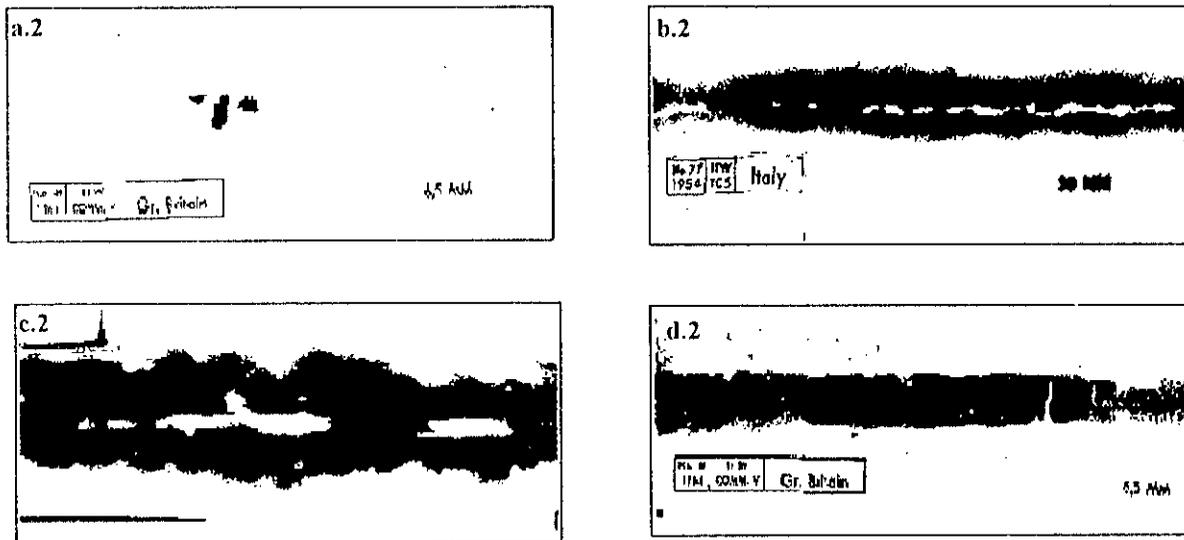


Figure 6.2 Recadrage de dynamique  
 a1,b1,c1,d1 résultats d'un recadrage de dynamique, appliqué sur les images a,b,c,d, resp.

Résultats de la segmentation en régions



Les résultats de la segmentation par seuillage , à donné un résultat satisfaisant, du fait que les images traitées ne présentent pas beaucoup de régions, leur histogrammes sont bimodales, ce qui facilite la recherche du seuil de séparation des classes (le cordon de soudure en noir, le métal de base en blanc sur les images a2,b2,c2,d2 de la figure 6.3), mais ce n'est pas toujours le cas en pratique

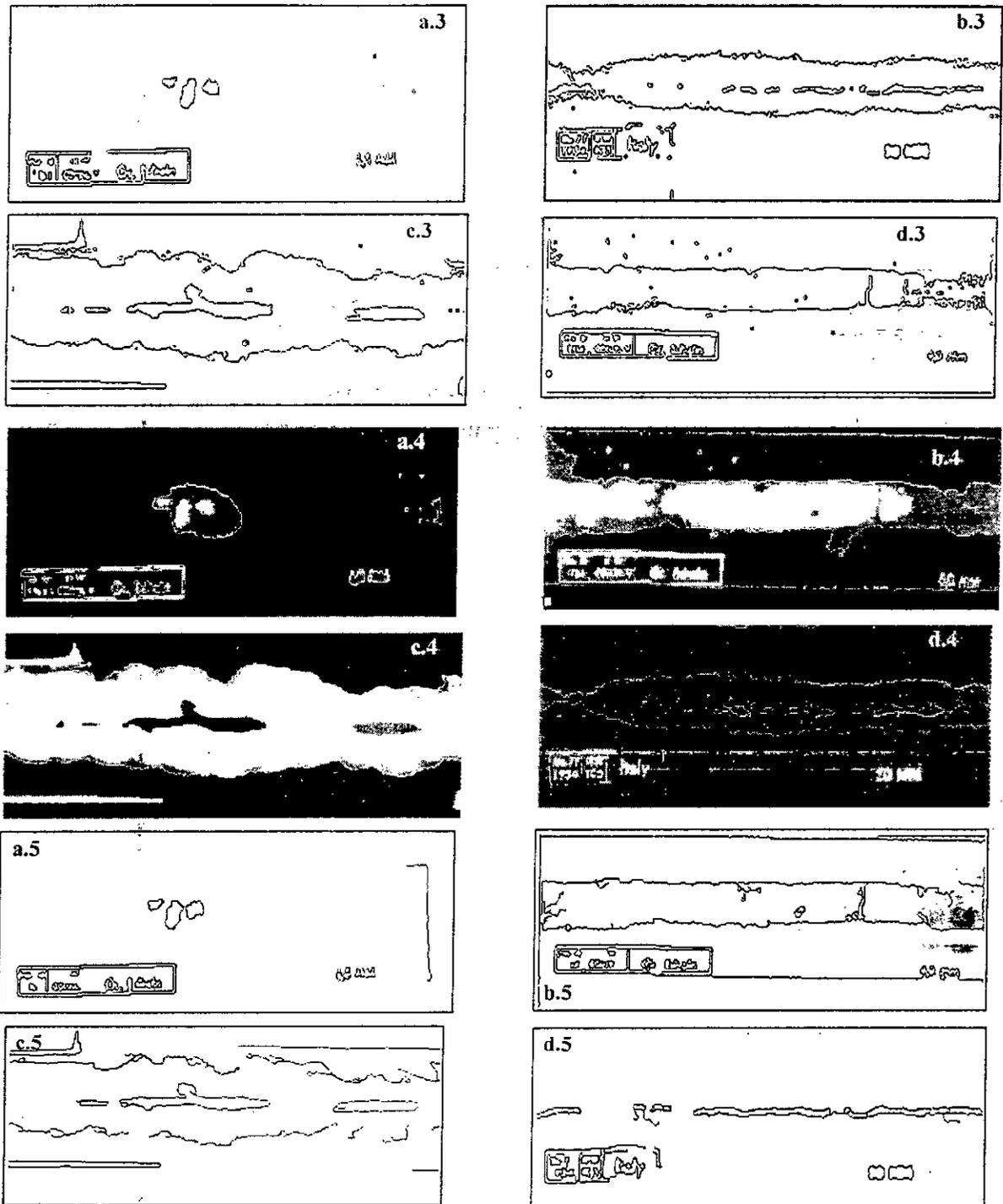


Figure 6.3. Résultats de la Segmentation en régions.

- a2,b2,c2,d2 segmentation des images a,b,c,d resp, par une classification par histogramme, avec la méthode de minimisation d'entropie ; les seuils optimaux trouvés sont 250, 150, 159 et 110 resp;
- a3,b3,c3,d3, frontières des régions détectées dans a2,b2,c2, d2 resp;
- a4,b4,c4,d4, segmentation en régions par une procédure growing, (avec moyenne locale comme critère d'homogénéité) des images a,b,c,d resp, avec les seuils suivants: 22,62,80,et 20 resp ;
- a5,b5,c5,d5, résultats de la segmentation par fermeture de contours.

La segmentation par croissance de régions, donne des résultats satisfaisants (figure 6.3) , car elle simplifie l'image, en ne conservant que les zones utiles, mais, on manque de précision sur les dimensions des objets, il ne faut pas se fier à l'apparence visuelle qui laisse penser que le résultat, est très bon, car un défaut de soudure est jugé nocif par ses dimensions.

Résultats de la segmentation par extraction de contours

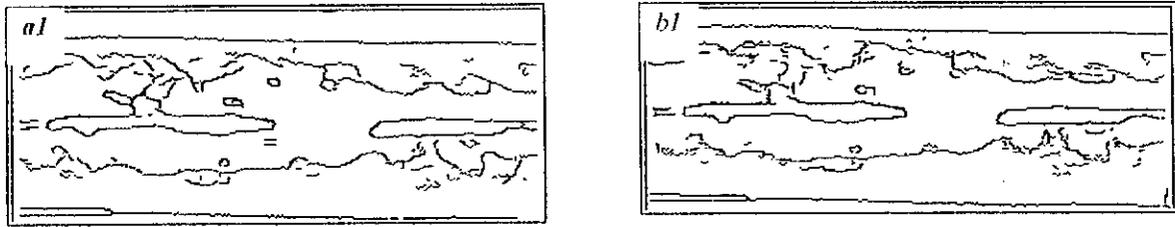


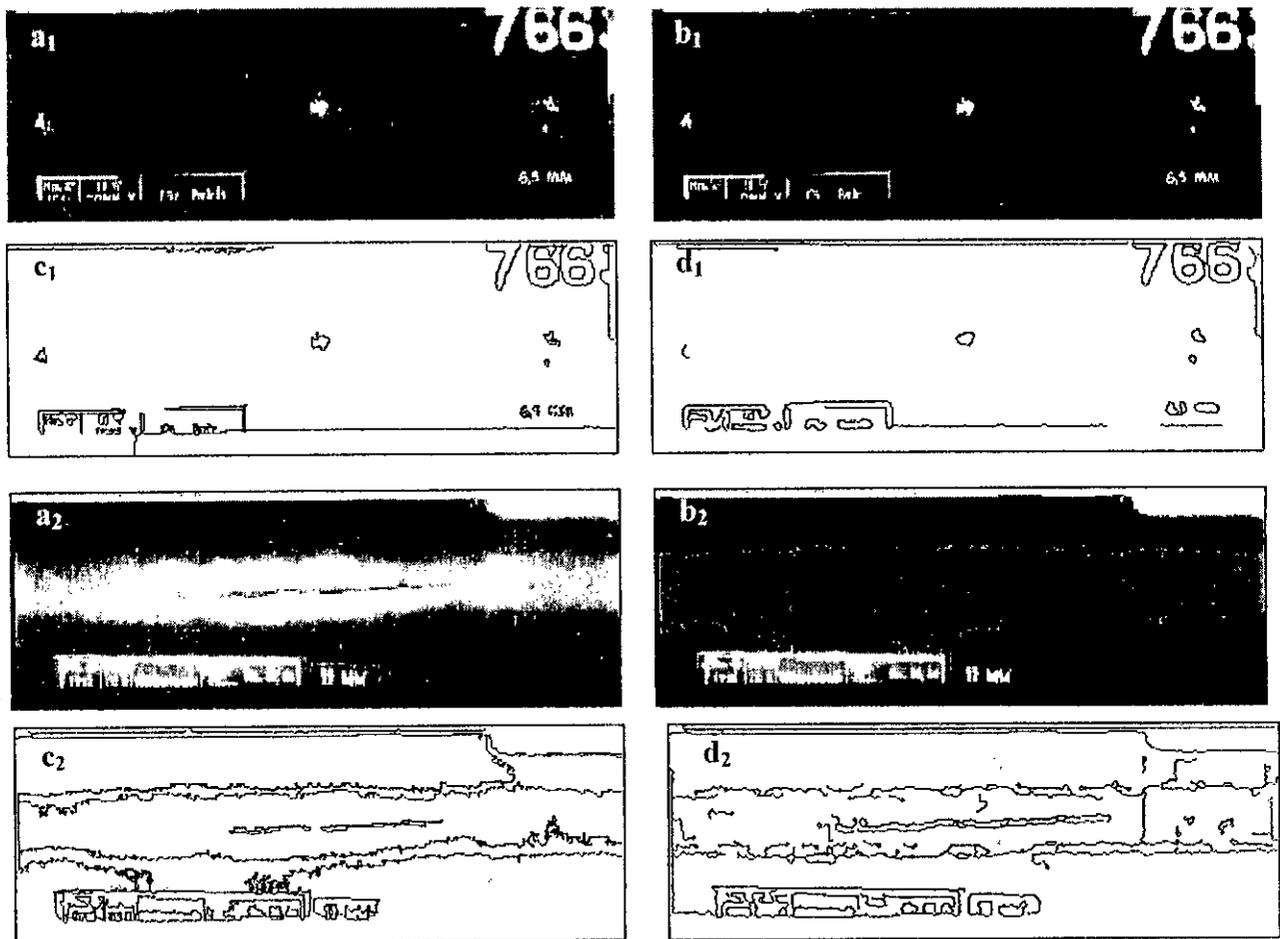
Figure 6.4 Segmentation en contours d'une image de radiogramme d'un joint soudé c. a1, b1 résultats de la détection de contours par les méthodes Canny et de Derriche, respectivement appliquées sur le film c.

Nous avons présenté seulement les résultats de la segmentation par les opérateurs de canny et de derriche (figure 6.4); elles ont donné des résultats relativement meilleurs que celles des autres méthodes, citées dans la section consacrée aux méthodes de segmentation par extraction de contours du chapitre 4.

Les performances des deux algorithmes correspondants se traduisent, par la bonne localisation des contours le long des bords du cordon de soudure, et sur les frontières du défaut (manque de pénétration) présent dans la soudure, néanmoins, ils présentent des discontinuités, on peut aussi remarquer la présence de petites chaînes non significatives.

Résultats de la Segmentation par la méthode coopérative

Nous avons appliqué la méthode coopérative contours- régions, sur une série d'images de films de joints soudés (figure 6.5).



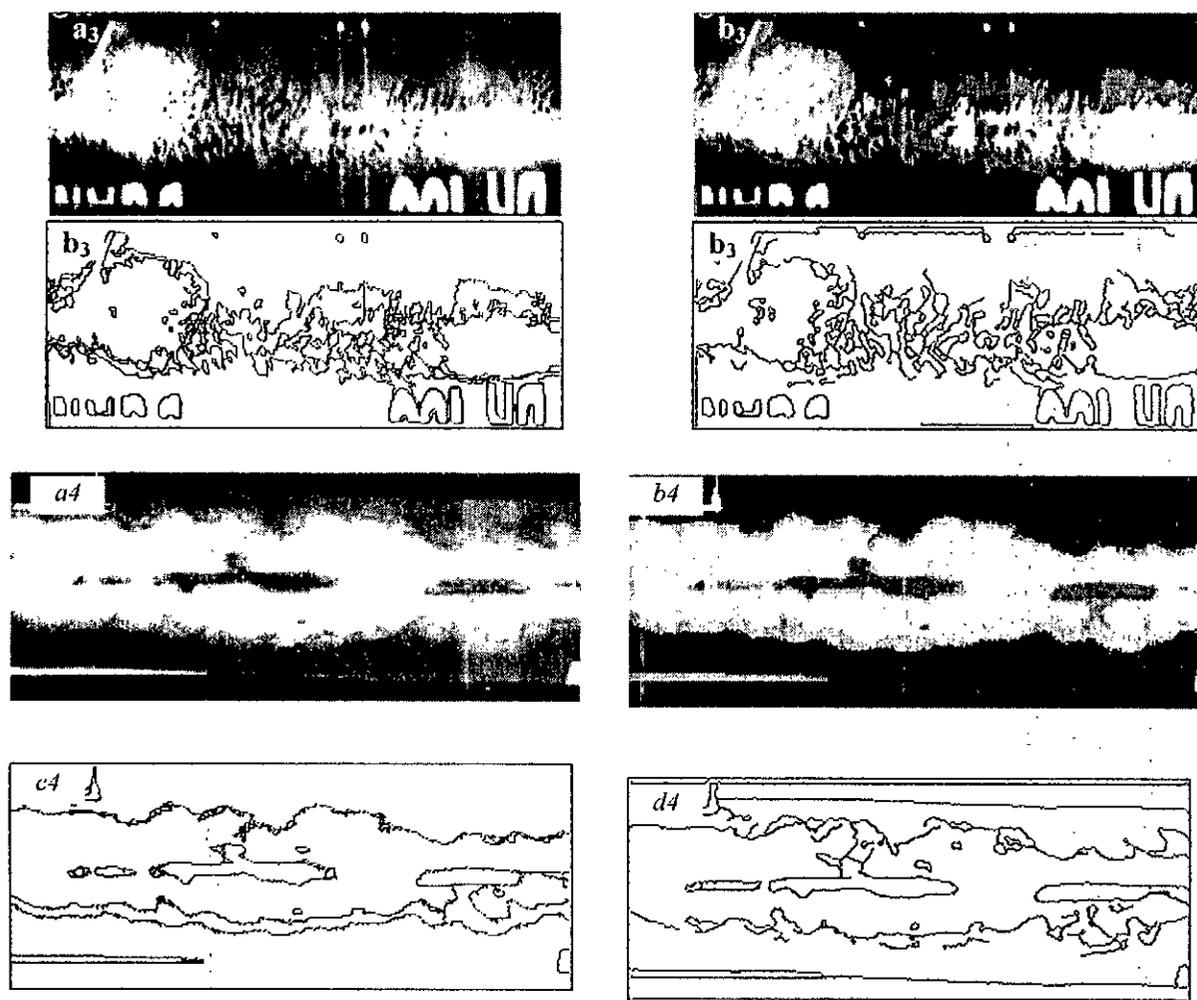


Figure 6.5 Application de la méthode coopérative sur des images de films de radiographie

- a<sub>1</sub>) film présentant une inclusion d'oxyde a<sub>2</sub>) film présentant une fissure longitudinale  
 a<sub>3</sub>) film présentant un nid de soufflures a<sub>4</sub>) film présentant un manque de pénétration  
 b<sub>i</sub>) carte régions (i=1,2,3,4) c<sub>i</sub>) carte frontières (i=1,2,3,4) d<sub>i</sub>) carte contours (i=1,2,3,4)

### Commentaires

Avec la méthode de segmentation coopérative proposée, nous pouvons remarquer sur les images a<sub>4</sub>, b<sub>4</sub>, c<sub>4</sub> et d<sub>4</sub> de la figure 6.5, que les problèmes rencontrés dans les figure 6.3 et 6.4 (croissance de régions et détecteur de contours resp) ont été partiellement résolus, à savoir une bonne localisation des frontières des régions détectées, grâce à la contrainte de la croissance régions par les contours, et une fermeture des contours, grâce à la prolongation de ces derniers sur les frontières des régions. En outre, le problème des dimensions réelles des défauts est résolu, grâce à la bonne précision de la forme du défaut (bonne localisation des contours). La caractérisation géométrique du défaut devient plus efficace.

D'un autre coté, la segmentation en régions par croissance permet d'arrêter le processus au bon endroit, grâce à la contrainte de la carte contours, même si les seuils de critères de fusion ne sont pas sévères ; la présence d'un contour est prioritaire par rapport à l'évolution de la croissance. La précision y est meilleure.

En fonction du traitement à effectuer en aval, les deux résultats peuvent être utilisés ; une structure de sauvegarde du résultat a été créée, pour en permettre une exploitation plus commode.

## 6.1.2 Résultat de la segmentation pour l'évaluation de la corrosion

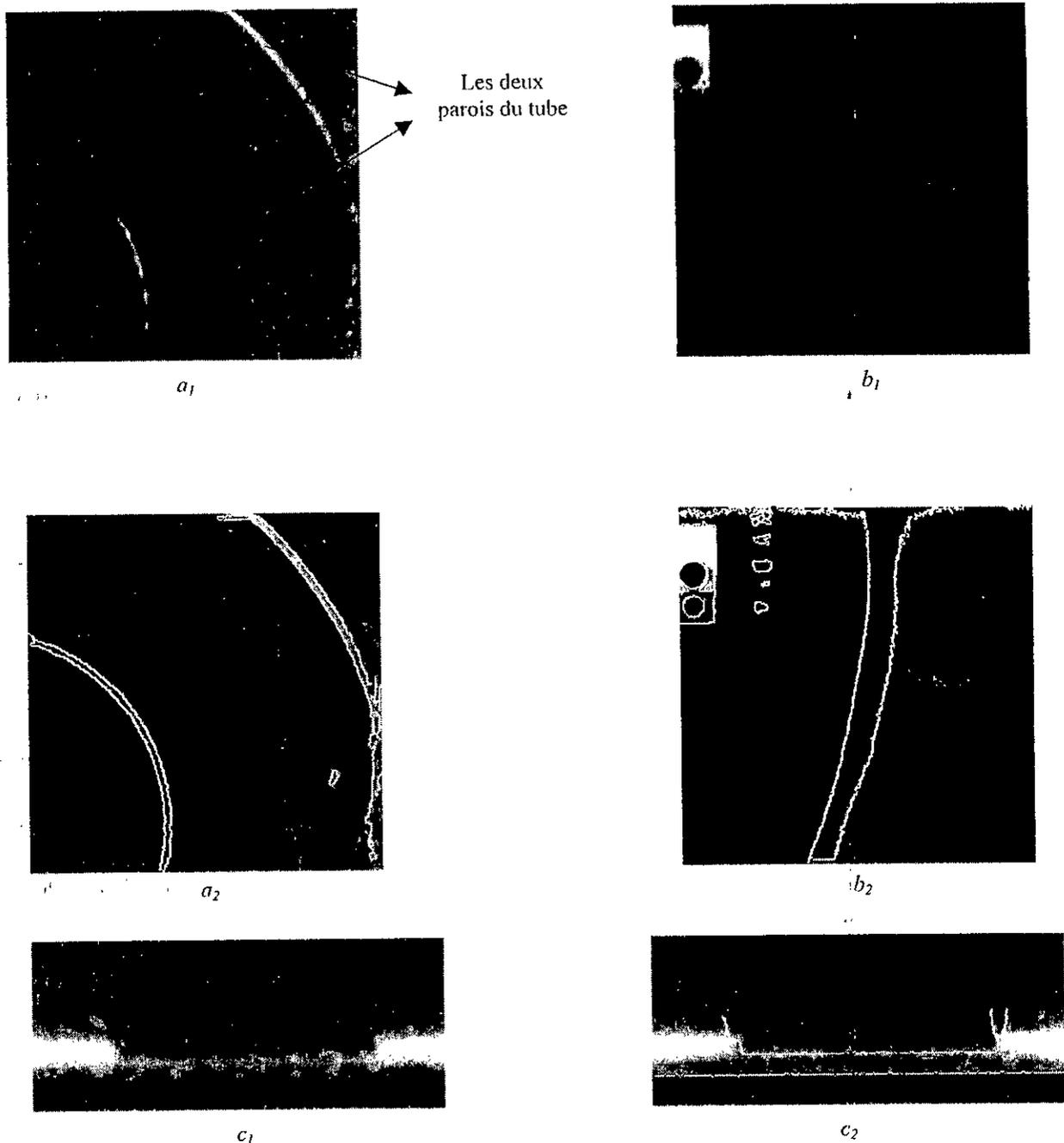


Figure 6.6 Segmentation coopérative d'image pour l'évaluation de la corrosion

$a_1$ ) tube sous forme de coude (les deux parois)

$b_1$ ) tube sous forme de coude (une seule parois)

$c_1$ ) tube droit avec (rainure usinée à l'intérieur)

$a_2$ ,  $b_2$ ,  $b_2$ ) frontières des régions détectées par la méthode coopérative, coïncidants avec les limites intérieure et extérieure de la paroi du tube de ( $a_1$ ,  $b_1$ ,  $c_1$ )

L'application de la méthode coopérative pour la segmentation des images de films de radiographie des tubes corrodés par simulation, a donné un résultat très satisfaisant ; les frontières des régions détectées sont très bien localisées (figure 6.6).

Le fait que cette frontière ne présente pas de discontinuités, permet la mise en œuvre d'une technique automatique, pour le calcul de l'épaisseur. Celle-ci sera décrite dans le prochain chapitre.

## 6.2 Traitements en aval

La segmentation d'images n'est pas une fin en soi, mais constitue une étape clé dans le processus complet de n'importe quel système de vision par ordinateur. Dans cette partie de ce chapitre, nous allons montrer comment il est possible, à partir du résultat de la segmentation d'aboutir à une aide de décision, sur l'interprétation des images de radiographie.

La méthode classique d'interprétation des images de radiographie pour l'identification des défauts de soudures, consiste en une inspection visuelle de l'inspecteur en CND. Actuellement, il n'existe pas de système autonome pour l'interprétation des images de radiographie. Ce travail constitue une contribution modeste dans ce domaine, pour arriver à un tel système.

Le traitement en aval à faire après la segmentation ne fait pas partie de notre travail, mais nous avons voulu montrer brièvement comment utiliser le résultat d'une segmentation, et comment procéder pour aboutir à la décision finale. Pour aboutir à ce but, le résultat de la segmentation doit être codé sous une forme aisément accessible par n'importe quel module de traitement en aval.

### 6.2.1 Un format image de segmentation

Les informations utiles, extraites sous forme de segments (régions ou contours), doivent se présenter de manière structurée, facilement exploitable par un module en aval. Nous avons créé à cet effet un format de fichier spécial, pour le stockage des images segmentées.

#### *Structure d'un fichier de segmentation*

Ce fichier est constitué principalement de 3 parties :

- **un entête**, contenant des informations sur le nom et les dimensions de l'image, la méthode de segmentation et le nombre de segments détectés.
- **Modèles descriptifs des segments** sous forme d'un tableau caractéristique, décrivant chaque segment détecté selon un modèle.
- **Les données** qui sont les points constituant les différents segments, groupés par régions selon l'ordre décrit dans le tableau des caractéristiques.

#### ➤ **L'entête :**

Le fichier débute par un entête SegmentFileInfoHeader, contenant des informations sur le fichier, le type de la segmentation, le nom de la méthode,...

Entete du fichier SegmentFileInfoHeader

```
[
  Type de la segmentation ;
  Nom de la méthode de segmentation ;
  Nombre de segments ;
  Largeur de l'image ;
  Hauteur de l'image ;
]
```

```

struct SegmentFileInfoHeader{

    DWORD NbSegments;      // nombre de segments de l'image segmentée
                          // un segment peut être une région ou un contour
    INT width;             // hauteur de l'image
    INT height;            // largeur de l'image

    INT SegmentationType;  // type de la segmentation
                          // contours ou régions
                          // si contours == EDGE_SEG_TYPE
                          // sinon      == REGION_SEG_TYPE

    CHAR NameOfMethod[100]; // le nom de la méthode de segmentation utilisée
};

```

### ➤ Modèles descriptifs des segments :

Un segment est un élément de l'image segmentée ; la structure suivante SegmentInfo contient les informations relatives à un segment, (un segment peut être une région ou une chaîne de points contours). C'est un tableau de type InfoSegment SEGMENTS[NB\_SEG] ;

```

struct SegmentInfo{

    DWORD Label;          // Etiquette unique du segment
    DWORD Size;           // Taille du segment (le nombre de points de la région (surface)

    DWORD BoundarySize;  // Taille de la frontière de la région (le nombre de points de la
                          // frontière (périmètre)
                          // si le segment est une région BoundarySize est différent de zéro
                          // car même une région de 1 seul point possède 4 ou 8 points frontières
                          // selon la connexité utilisée 4-connexité ou 8 connexité
                          // si BoundarySize==0
                          // alors le segment est un contour
};

```

### ➤ Les données :

Les points sont stockés selon l'ordre suivant :

```

[ P11,P12,.....P1n1 ] les points du premier segment ;
[ P21,P22,.....P2n2 ] les points du deuxième segment ;
[ P31,P32,.....P3n3 ] les points du troisième segment ;
.
.
.
[ Pm1,Pm2,.....Pmn2 ] les points du dernier segment.

```

$n_i$  est le nombre de points du segment  $i$   
 $m$  et le nombre total de segments.

Avec une telle structure, tout module de traitement en aval, appliquera ces techniques directement sur les données utiles (frontière de la région ou les pixels de la région). On peut facilement inclure dans ce fichier, les informations relatives à l'adjacence des régions à partir du graphe d'adjacence ; ceci est utile lorsque qu'on s'intéresse à la position de la région (objet) à étudier ou si l'on veut établir des relations entre les différentes entités qui constituent l'image.

### 6.2.2 Système d'aide à la décision pour l'interprétation et l'identification des défauts de soudures

Un système d'aide à la décision permet d'assister un opérateur humain, dans la prise de décision dans un domaine bien précis. L'opération d'expertise est parfois très délicate, surtout lorsqu'elle est soumise à des contraintes très sévères, telle que l'expertise des images de films de radiographie.

En CND, l'interprétation et la prise de décision nécessite une très grande maîtrise de la part de l'inspecteur. Les limites de l'inspection visuelle dépendent, des dimensions des défauts, qui parfois, sont difficilement repérables, du faible contraste des films, et d'autres facteurs liés à la subjectivité humaine.

#### Localisation et extraction des zones suspectes

Dans l'assemblage de pièces soudées, il existe des zones à haut risque, pouvant contenir des défauts de manière très fréquente.

Les défauts de soudures les plus prépondérants sont généralement localisés à des endroits bien déterminés. Il existe des défauts qui sont très similaires en formes, et qui ne peuvent être interprétés que par leur position dans le film. De ce fait, on peut utiliser le modèle de film de joint soudé, présenté dans le chapitre 3, pour localiser les défauts de soudures, à partir de la position des segments (centre de gravité).

#### Caractérisation géométrique des défauts

Un défaut de soudure va se présenter dans l'image de segmentation comme une région, possédant des caractéristiques géométriques, similaires à des modèles de référence. Ces modèles de référence sont stockés dans une base de connaissance, regroupant le plus grand nombre de formes de défauts possibles.

Soit  $R$  une région (connexe) de l'image, dont les pixels ont pour coordonnées  $(X_i, Y_i)$ ; on peut disposer des attributs suivants [POS87][CHA91/C][ABD97]: (nous ne citons que quelques uns)

1. *Aire  $S(R)$* : c'est le nombre de points de la région  $R$  ;
2. *Périmètre  $P(R)$*  : c'est la taille de la frontière de la région ;
3. *Centre de Gravité* :  $G_R(R_x, R_y)$   $R_x = \frac{1}{\text{card}(R)} \sum_{x \in R} p_x$ ,  $R_y = \frac{1}{\text{card}(R)} \sum_{y \in R} p_y$
6. *La Compacité* : (ou facteur de circularité):  $C = 4\pi S / P^2$
6. *Direction Principale de L'inertie* :

C'est le premier vecteur propre de la matrice d'inertie  $I = \begin{bmatrix} a & c \\ c & b \end{bmatrix}$  avec :

$$a = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (x_i - x_G)^2 = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K x_i^2 - x_G^2$$

$$b = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (y_i - y_G)^2 = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K y_i^2 - y_G^2$$

$$c = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (x_i - x_G) (y_i - y_G) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K x_i y_i - x_G y_G$$

La direction principale de la région  $R$  est alors définie par son angle  $\alpha$  avec l'axe des  $x$ :

$$\text{tg}2\alpha = \frac{2c}{a-b}$$

### 9. Rectangle d'encadrement de R:

C'est le rectangle, dont les côtés sont parallèles aux vecteurs propres de la matrice centrale d'inertie de R (Figure 6.7).

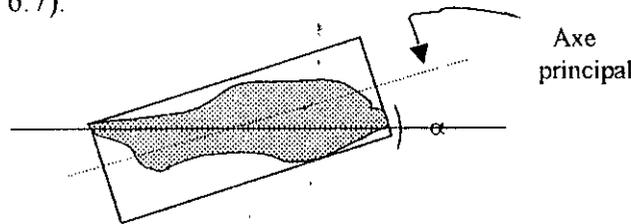


Figure 6.7 Rectangle d'encadrement de la région

### 10. Elongation: $E = R_1 / R_2$

Ce paramètre permet d'estimer la forme globale de la région,  $R_1$  est la longueur du rectangle d'encadrement,  $R_2$  est la largeur du rectangle d'encadrement.

### 11. La Planéité: $PLA = P/S^2$

avec  $P$  est le moment d'inertie polaire, mesuré depuis le centre de gravité.

$$P = \iint_R r^2 \delta(x, y) dx dy \quad \delta(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{si } (x, y) \in R \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

avec  $r$  la distance entre le centre de gravité et un point du défaut, et  $S$  la surface de défaut.

12. La Non Linéarité: La non linéarité est la moyenne de la distance entre l'axe principal et le point médian.

## Reconnaissance de formes et Classification des défauts

La reconnaissance de formes permet l'identification du type de défaut présent dans la soudure. Cette opération est basée sur une caractérisation d'une forme à rechercher; la caractérisation est basée sur une description d'une forme de référence, définie préalablement comme modèle fidèlement représentatif des objets à reconnaître. Le processus de reconnaissance doit être capable d'identifier une forme qui n'est pas nécessairement exactement similaire à la forme de référence, tout repose sur la validité des mesures utilisées dans la phase de caractérisation.

On peut procéder à une classification préliminaire [BES88][POS87], en se basant seulement sur les paramètres cités, par exemple, l'élongation et la compacité pourraient être les paramètres de discrimination entre les défauts plans et les défauts volumiques. La densité moyenne de niveau de gris et l'orientation du défaut, peuvent discriminer entre des défauts ayant des dimensions similaires. Il existe des types de défauts, de nature différente, mais possédant les mêmes caractéristiques. Il n'y a que la position par rapport à l'axe du cordon de soudure qui peut les distinguer.

Les moments centrés sont utilisés pour caractériser la tendance centrale d'une distribution, et servent surtout à caractériser la forme globale du défaut. Le moment d'inertie est d'autant plus grand que la surface augmente, ce qui pourrait aider à identifier les défauts plans. La compacité peut aussi caractériser des formes ovales (elle est égale à l'unité pour un cercle).

### Estimation de la nocivité des défauts

L'estimation de la nocivité d'un défaut est sujette à une normalisation, qui fixe et attribue, un intervalle de confiance pour l'acceptabilité d'un défaut, selon le contexte d'utilisation des pièces à inspecter. Par exemple, les défauts dans des pièces soudées d'une installation nucléaire, ne sont pas considérés de la même manière que les défauts d'une autre installation, plus classique.

### Evaluation de la corrosion

Nous présentons une méthode d'analyse pour l'évaluation de la corrosion, en utilisant le résultat de la segmentation des images de films de tubes, présentant l'effet de corrosion. Les tubes peuvent être linéaires ou coudés (Figure 6.8).

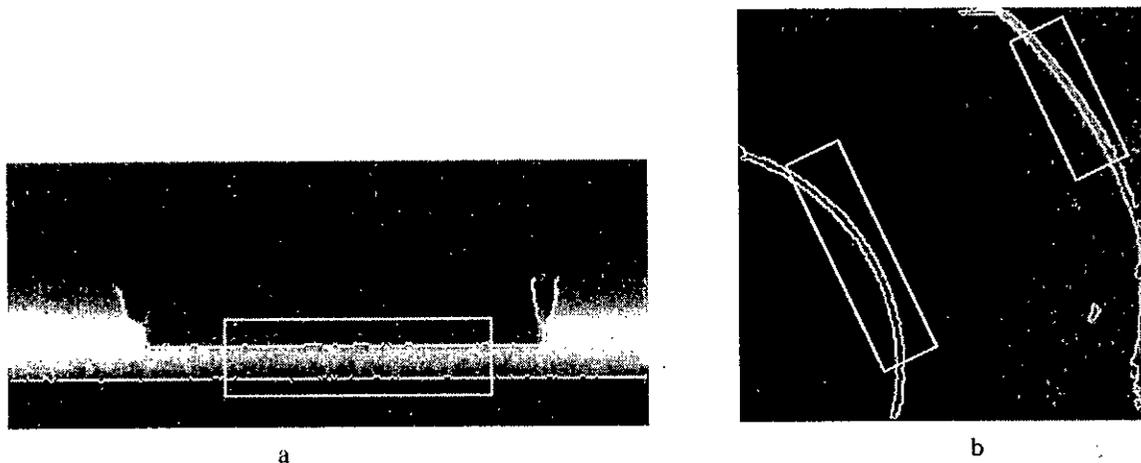


Figure 6.8 Zone d'analyse de la corrosion  
tube droit b) tube coudée

Soient  $C_1$  et  $C_2$  les courbes des limites intérieure et extérieure d'une paroi de tube sur l'image du film de radiographie.

#### Cas du tube coudée

On peut calculer l'épaisseur  $e$  de la paroi, à partir des rayons de courbure de  $C_1$  et  $C_2$  à un angle donnée  $\theta$  (Figure 6.9).

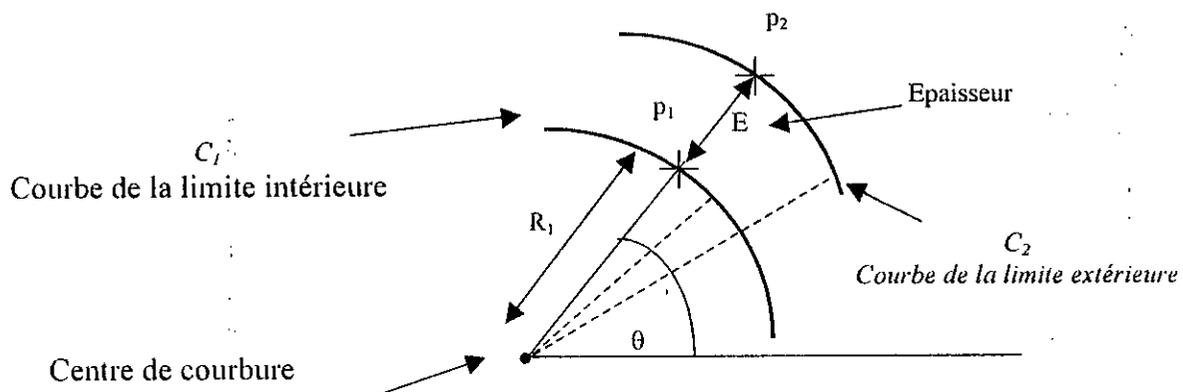


Figure 6.9. Evaluation de la corrosion

$$E_c = R_1 - R_2;$$

avec  $R_1, R_2$  le rayon de courbure des limites interne et externe au même angle.

On peut aussi calculer l'épaisseur autrement :

Une droite parallèle au rayon de courbure est une droite perpendiculaire à la courbe ( $C_1$  et  $C_2$ ). Il suffit donc de chercher l'équation de la droite perpendiculaire à la courbe, en un point donné  $p_1$ , et de chercher le point d'intersection  $p_2$  de cette droite, avec la courbe  $C_2$ . Comme les deux courbes  $C_1$  et  $C_2$  ne sont pas régulières, à cause de l'effet non uniforme de la corrosion, le long de la surface, nous utilisons une valeur moyenne sur la courbe. On peut utiliser tous les points de la courbe, ou quelques points équidistants.

$$E_m = \frac{1}{n} \sum_{p_1 \in C_1} (p_1 - p_2) \text{ avec } n \text{ le nombre de points utilisés dans le moyennage.}$$

$p_1$  est un point de la courbe  $C_1$ , et  $p_2$  est l'intersection de la droite perpendiculaire en  $p_1$  avec  $C_2$ , à cause des imperfections éventuelles du résultat de la segmentation, on peut spécifier, la zone dans laquelle le calcul va se faire de manière interactive.

### Cas de tube droit

Avec le tube droit, on procède de la même manière, le traitement est plus simple car le sens de la droite perpendiculaire est constant.

Le calcul de l'épaisseur permet d'évaluer les pertes ou les dépôts de matière dans le matériau.

$$E = E_0 - E_c$$

Si ( $E > 0$ ) on a perte de matière

Si ( $E < 0$ ) on a dépôt de matière

### 6.3 Conclusion

L'introduction de l'outil informatique dans le domaine du contrôle non destructif, en l'occurrence dans l'expertise des radiogrammes de joints soudés, a montré son importance, à travers les résultats satisfaisants et prometteurs, obtenus par le logiciel conçu à cet effet.

En conclusion, nous avons pu, grâce aux algorithmes de segmentation, réduire substantiellement la quantité d'informations, contenues dans l'image à analyser, sans pour autant perdre l'information pertinente (le défaut).

Le logiciel conçu va permettre aux inspecteurs en CND, d'avoir un outil d'aide, avec plus d'objectivité et d'efficacité dans la prise des décisions. Il permettra d'exploiter les informations contenues dans un film de radiographie, plus qu'avant et ce, grâce aux techniques numériques d'amélioration et de segmentation. Nous fournissons ainsi un outil appréciable pour aider dans l'étape d'identification des défauts. Tout cela va sans doute avoir un impact économique et industriel non négligeable.

## CHAPITRE 7

---

### IMPLANTATION LOGICIEL

**L**e logiciel est conçu (figure 7.1) sous un environnement Windows, en utilisant une programmation orientée objets (C++). Les outils de traitement peuvent être adaptés pour d'autres applications d'imagerie car les images sont manipulées en terme d'objets, susceptible d'être modifiées indépendamment du domaine d'application ; et les traitements sont considérés comme des modules (classes au sens de la POO), indépendants, pouvant par héritage générer des classes plus spécialisées.

Pour mener à bien la programmation de cet ensemble de connaissances, la technologie orienté objet, nous a été d'un grand apport. Vu qu'un grand nombre de techniques de prétraitements et de segmentation ont été implantés, depuis que nous avons commencé les travaux sur ce sujet, une bibliothèque de librairies, spécialisés, a été mise en œuvre, sous forme de fonctions, de structures et de classes C++. Elle englobe des structures de données classiques adaptés au traitement d'images (listes, files d'attente, arbres, graphes, etc,...) ,des fonctions mathématiques spécialisées, surtout en calcul matriciel, des fonctions pour la manipulation d'images (lecture, écriture, transformation géométriques), une large gamme de filtres de lissage, RIF et RII, des techniques de restauration ,d'amélioration de contraste, de manipulations d'histogrammes, des opérateurs de détection de contours, des techniques de classification, des fonctions pour la morphologie mathématique, des techniques de segmentation d'images en par extraction de contours et de régions, et des outils pour l'analyse multirésolution (pyramidales et par transformée en ondelettes).

# RADIOSOFT

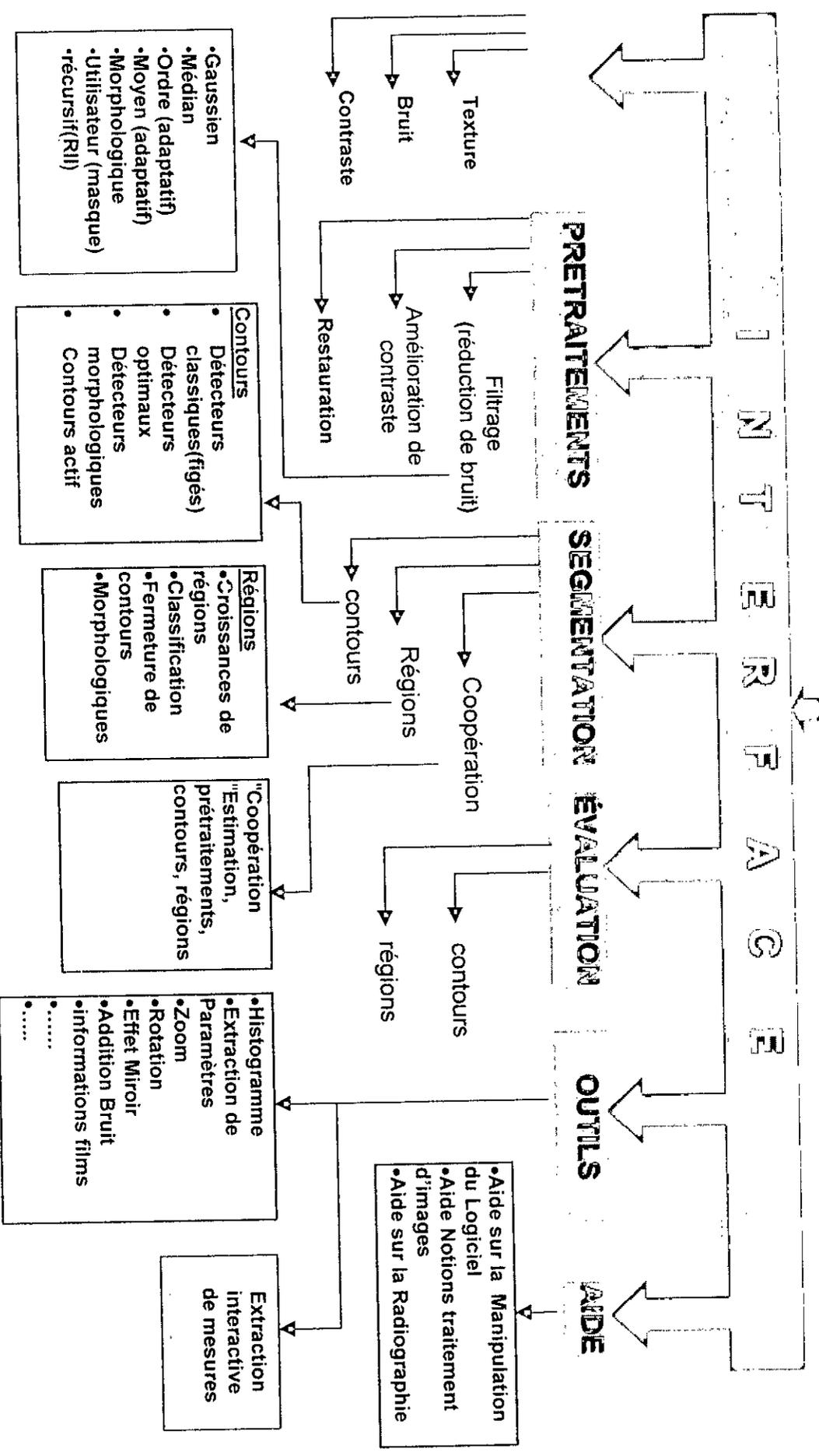


Figure 7.1 Schema fonctionnel sommaire du logiciel

## 7.1 La programmation Orientée objet (POO)

Un langage orienté objet (L.O.O) apporte une solution satisfaisante aux différents problèmes rencontrés dans la programmation procédurale classique. La taille des programmes et les problèmes de maintenance ont mis en évidence la nécessité de promouvoir l'abstraction des données, la modularité et la réutilisabilité des logiciels. Un nouveau style de programmation est défini, il va modifier à terme, les habitudes des programmeurs de tous les secteurs informatiques. Parmi les objectifs de ce nouveau style de programmation on peut citer :

- Pallier au problème de l'évolution des applications rencontré dans les langages classiques (puisque dans la pratique une application ne cesse d'évoluer), par exemple: si une application en pascal est bien découpée en procédures, le moindre changement de la structuration des données peut entraîner de profonds bouleversements dans l'organisation de ces procédures. Par contre si l'univers de l'application est structurée en objets, l'identification de l'objet qui est concerné par ce changement permet de restreindre les recherches ;
- Résoudre quelques problèmes de programmation que l'on trouve, lorsqu'une application est complexe ; surtout en la maintenance en outre.
- La souplesse: c'est à dire que la P.O.O constitue une des meilleurs réponses aux problèmes des interfaces homme-machine ; elle est la solution la plus prometteuse pour répondre aux différents besoins d'un programmeur.

### 7.1.1. Définition et intérêts de la P.O.O

Dans les méthodes «classiques », orientées traitement, on a l'habitude de décomposer l'application en sous programmes, de moindre complexité, jusqu'à l'obtention de sous programmes élémentaires, dont la réalisation est facile: l'unité de décomposition est le traitement.

En revanche, les méthodes orientées donnée commencent par déterminer quelles sont les entités appartenant à l'univers à modéliser, et quelles sont les opérations qui leurs sont applicables, elles se préoccupent ensuite de l'enchaînement de ces opérations. Cette fois l'unité de décomposition est l'objet et les opérations associées. Dans ce style de programmation, les programmes sont considérés comme des ensembles d'objets informatiques, caractérisés par les opérations qu'ils connaissent. La logique des L.O.O est très proche de celle du raisonnement humain: un avion est un objet ayant une vitesse, un nombre de passagers, une altitude, et des connaissances associées (comment atterrir, comment décoller,...etc.).

La dichotomie classique entre données et programmes est brisée, on y groupe ensemble les connaissances liées à un même concept.

Les principes des L.O.O offrent toutes les qualités, pour réaliser des méthodes de programmation rigoureuses, en préservant la souplesse et la convivialité de la programmation. Ces qualités semblent justifier leur succès et constituent actuellement une des meilleurs réponses aux problèmes des interfaces homme-machine.

#### *Abstraction des données*

Connaître la représentation interne d'un objet n'est pas nécessaire pour lui envoyer un message, c'est à l'objet de décider de la manière d'effectuer l'opération demandée, en fonction de son implantation physique.

**Modularité:** L'univers est structuré en objets, dont il est facile de changer la définition avec un minimum d'interaction sur les autres objets. Un objet peut être considéré comme une boîte noire, temporairement déconnectée du réseau des objets.

**Réutilisabilité:** Un objet est défini par son comportement ; grâce à une interface explicite, il est facile de l'inclure dans une bibliothèque que tout programmeur peut utiliser ensuite, soit pour

construire des objets de même type, soit pour construire des objets plus spécifiques (par héritage des objets existants).

**Lisibilité:** Les programmes deviennent plus lisibles et plus compréhensibles, car les détails d'implantation des objets sont cachés, et les interfaces constituent des modes d'emplois précis et détaillés des objets.

**Décentralisation:** La connaissance est distribuée parmi les différents objets du système, et non détenue par une base de données globale.

**Multi-vision:** La compréhension d'un objet complexe s'appuie sur ses différentes représentations, suivant la question posée ; par exemple ; une liste peut être vue, tantôt comme une structure séquentielle, tantôt comme un arbre, tantôt comme un réseau de pointeurs ...etc.

**Interactivité:** Les L.O.O sont interprétés (même s'ils disposent le plus souvent d'un compilateur), le style de programmation associée est hautement interactif: toute expression tapée par l'utilisateur est immédiatement exécutée pour produire un résultat aussitôt analysable et réutilisable.

### 7.1.2. Concepts de base de la P.O.O

Depuis l'ancêtre SIMULA, de nombreux langages ont été développés (SMALLTALK, FLAVOR, ACTOR), et on pourrait croire qu'une terminologie en ait sortie, et qu'un ensemble de concepts décrivant le style orienté objet a été défini ; mais ce style de programmation évolue encore et présente des formes variées. Néanmoins, on peut définir les idées de base de cette programmation, en sachant que les divers langages, dits objets, les utilisent de manières diverses.

#### L'objet

pour définir le concept d'objet, rappelons que le nom « informatique » qualifie la science de traitement de l'information et que les langages de programmation de « l'âge classique » introduisent une dichotomie entre les informations à traiter (données) et les opérations de traitement (procédures). L'approche objet vise à supprimer cette dichotomie en « encapsulant » données et procédures au sein d'entités autonomes appelées **objets**. Un objet représente à la fois un savoir déclaratif (base de données locales: les variables ou champs) et un savoir procédural (les méthodes). La connaissance (données et programmes) est distribuée entre chacune de ces entités. (figure 7.2)

#### Exemple:

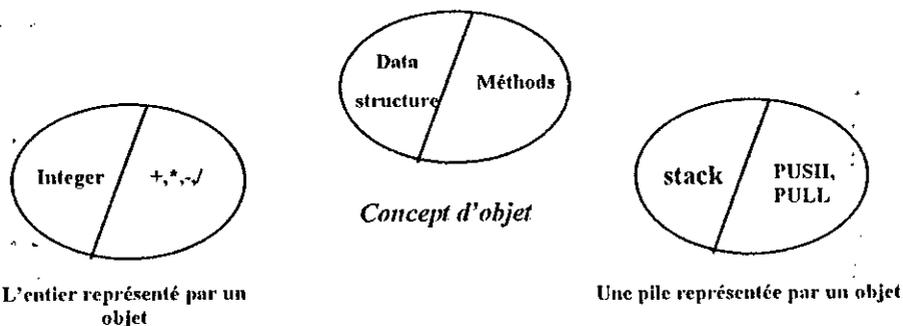


Figure 7.2 Le concept d'objet

Grâce à son interface, qui est l'ensemble des méthodes décrivant son comportement, un objet est capable d'effectuer des requêtes sur sa structure propre. (figure 7.3)

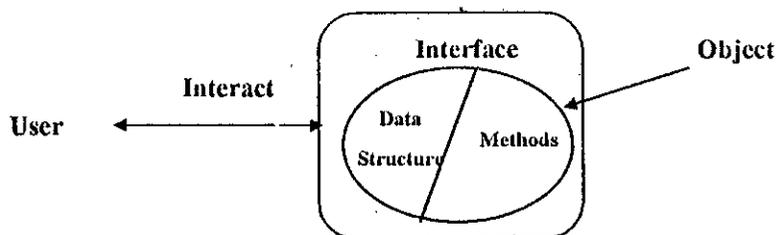


Figure 7.3 L'interaction entre l'utilisateur et l'objet

### L'instanciation des classes

Les classes sont à la base des L.O.O, ce sont elles qui capturent la réalité de l'utilisateur et la manière de les traiter. Une classe est la description d'une famille d'objets, ayant même structure et même comportement, elle regroupe un ensemble de données et un ensemble de procédures ou fonctions, qui sont constituées de champs, nommées « variables d'instances », et qui caractérisent l'état des objets, pendant l'exécution du programme. Ces procédures appelées « méthodes », représentent le comportement commun des objets appartenant à la même classe, elles manipulent les champs des objets et caractérisent les actions pouvant être effectuées par ces objets.

#### • L'héritage

L'héritage permet à des classes d'être sous-classes d'autres classes en héritant les caractéristiques de leurs superclasses (variables d'instances et méthodes).

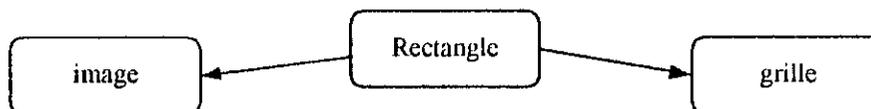


Figure 7.4 Concept d'héritage

Au niveau physique les duplications inutiles sont évitées, mais conceptuellement, tout se passe comme si les informations de la superclasse étaient copiées dans la sous-classe (Figure 7.4).

L'héritage est nécessaire, lorsqu'il y a problème de partage efficace de connaissance, pour cela la classe doit être considérée comme un réservoir de connaissances à partir duquel il est possible de définir d'autres classes plus spécifiques, complétant les connaissances de leur classe mère.

Ainsi, les connaissances les plus générales sont mises en commun dans les classes, qui sont ensuite spécialisées par définition de sous-classes successives. Une classe est donc une spécialisation de la description d'une autre classe, appelée sa superclasse.

Deux techniques de spécialisation existent:

- **L'enrichissement:** La sous-classe est dotée de nouvelles variables et/ou de nouvelles méthodes.
- **La substitution:** donner une nouvelle définition à une méthode héritée (en laissant le même nom), on dit que la nouvelle méthode « masque » celle qui est héritée.

L'héritage peut être simple ou multiple:

**Héritage simple :** une classe ne peut hériter que d'une seule classe, la relation d'héritage est représentée par une arborescence.

**L'héritage multiple :** une classe hérite de plusieurs classes.

Voici quelques avantages de l'héritage:

- réutilisabilité du code développé pour une classe d'où une économie de codage
- élimination des déclarations redondantes et augmentation des classes entre elles par partage d'informations. Si plusieurs classes implantent un protocole de façon semblable, le risque d'introduire des disparités par des déclarations multiples est évité.
- Propagation instantanée des modifications d'une classe à toutes ses sous-classes. les mises à jour des déclarations ne sont effectuées qu'à un endroit bien que de nombreuses classes puissent bénéficier de cette modification.

## 7.2 Langage et environnement de programmation

Le langage de programmation adopté en début des travaux était le C, mais avec l'avancement des travaux, la complexité des algorithmes, la difficulté de gestion des données et le grand nombre de fonctions dans le projet ne cessait de s'accroître ; le C++ s'est imposée, car en plus du fait que c'est un bon C (avec quelques restrictions), c'est un langage orienté objet très puissant permettant de mélanger du code structuré classique simple, avec du code POO. Ce langage permet d'atteindre un niveau d'abstraction des données et des fonctions très intéressant, ce qui produit un programme facile à maintenir et à réutiliser. Nous citons dans ce qui suit d'autres raisons de ce choix. Quant à l'environnement de programmation, (le système d'exploitation), le choix est fixé sur l'environnement WINDOWS, à cause de sa disponibilité sur la plupart des machines. Windows présente une interface graphique très conviviale et multi-tâches. Sous un environnement DOS, la programmation est relativement facile, mais c'est au programmeur de se charger complètement de l'interface utilisateur (programmation de la souris, des fenêtres, les threads, ...). Sous WINDOWS Microsoft met à la disposition des programmeurs l'API Windows (Application Programming Interface), qui regroupe toutes les fonctions de base de Windows, appelées parfois fonctions (SDK<sup>1</sup>).

### ▪ Gestion efficace de la mémoire

Notre application nécessite l'utilisation d'un volume mémoire très important à cause du type de structures de données utilisées, à savoir les images. Pour que le traitement soit plus aisée et rapide, le chargement complet des images est parfois nécessaire. Selon le type de traitement, la taille de la zone mémoire requise ne peut pas être déclarée de manière statique, d'où le recours à une allocation dynamique de mémoire ; cette opération est très bien effectuée par le C à l'aide des pointeurs.

### ▪ Liberté et souplesse (personnalisation du style) de programmation

Nous pensons que la programmation est d'un certain point de vue, un art, dont le style est marqué par la manière avec laquelle le programmeur traduit sa modélisation du problème. De ce fait il doit se sentir libre et posséder tous les moyens de projeter facilement ses idées dans le programme. Le C est capable de subvenir à ce besoin, par la souplesse de manipulation des chaînes et des blocs de données en mémoire, ainsi que par les macros et les directives.

### ▪ Manipulation efficace des fonctions mathématiques

En plus de la disponibilité de tout les outils classiques de programmation, le C fournit une bibliothèque de fonctions mathématiques

<sup>1</sup> Les fonctions de l'API Windows ont été initialement fournies (par Microsoft) en documentation dans un KIT appelé Software Development Kit

- **une facilité de maintenance du code**, car le code source de l'application peut atteindre une longueur importante. Avec l'utilisation de la notion de classes, il est généralement possible de modéliser un grand nombre de problèmes et de phénomènes. La similitude et le partage de caractères communs entre objets à traiter, est exploitée pour réduire la taille du code source, en utilisant le principe d'héritage ; les patrons de classes (templates) donne un moyen très puissant pour exécuter les même tâches avec différents types de données. Les opérateurs arithmétiques classiques ne sont pas restreints seulement aux entiers ou aux réels mais peuvent être redéfinis par le mécanisme de surdéfinition pour s'appliquer sur n'importe qu'elle autres type d'objets, tels que l'addition et la multiplication des matrices, ou les opérateurs logiques entres objets de types ensemble flous.

### 7.3 Structures de données

Un certain nombre de structures, ont été déjà cité dans le chapitre de la méthode proposée, Nous citons d'autres structures les plus importantes que nous avons utilisé.

Nous avons crée toute une bibliothèque de structures de données dédiée, à la gestion des différentes données du logiciel. Nous citons principalement :

**Les listes chaînées (simple et double) :** Cette structure est très utilisée dans le stockage temporaire des points d'une zone précise de l'image, et dans la gestion des files lors de l'implémentation d'un algorithme récursif ; ( croissance de régions, la division et fusion par quad-tree, le suivie de contours, et autres) Une région susceptible de changer de taille de manière dynamique lors de la segmentation ne est mieux gérer et mise à jour avec une tel structure.

**Les graphes :** La structure de graphe a été utilisée dans la segmentation coopérative proposée, pour stocker de manière hiérarchique la partition de l'image en cours de segmentation. La propriété d'adjacence est modélisée efficacement par cette structure, l'accès à une région précise est très facile, et la recherche des régions adjacentes à une régions donnée est immédiat. L'implémentation du graphe est basée sur l'utilisation intensif des propriétés des listes doublement chaînées.

Pour mieux gérer la grande quantité d'informations , relative à la modélisation de l'image de segmentation en cours de formation ( structure des régions avec les différentes valeurs d'attributs correspondants, les frontières de régions, l'adjacence, .. ), nous avons introduit une nouvelle structure dynamique, permettant de représenter le graphe d'adjacence de manière efficace et optimisée. La structure de ce graphe non classique a été bien expliqué dans le chapitre de la méthode proposée.

**La structure de base image :** les informations sur une image sont stockées dans la structure suivante :

```
Structure Image{
Nom ;
Largeur ;
Hauteur ;
Nombre de bits par pixels ;
Pointeur sur le block mémoire de stockage des données ;
Le rectangle de traitement ;
La palette ;
L'histogramme liée ;
Une table LUT pour le recadrage de dynamique ;}
```

### 7.4 Organisation du logiciel

Le logiciel est constituée d'un noyau, constituant le programme principal, et d'un certain nombre de modules sous formes de fichiers séparés, de bibliothèques (\*.lib) statique et dynamique (\*.dll), compilées séparément. Ils sont groupées par spécialisation,

#### Matériel utilisé :

Nous avons utilisé pour la programmation et le test du logiciel plusieurs types de configurations matériels, principalement des PC de type :

AMD 586, 16 MO

PENTIUM I MMX 200 MHZ, 32 MO

PENTIUM II 350MHZ. 64 MO. ( très bonne performance en temps de calcul)

Un scanner AGFA ARCUS II (1200 DPI).

## CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVES

---

L'objectif de ce travail a été d'étudier et d'implanter les méthodes de segmentation d'images par les deux approches, contours et régions, d'en faire une analyse objective, et de proposer une approche utilisant conjointement les qualités de chacune d'elles ; cette nouvelle méthode devra être appliquée et adaptée aux images de films de radiographie.

Nous avons commencé par présenter l'analyse d'images, en commençant d'abord par faire une analogie entre les visions humaine et artificielle. La segmentation d'images, qui est la pierre d'achoppement de l'analyse d'images, et qui représente un traitement de bas niveau, a été défini, avec son formalisme mathématique et les deux notions qui la caractérisent, l'extraction de contours et la détection de régions homogènes.

Un bref exposé sur le contrôle non destructif, et des différentes techniques a été présenté, en mettant l'accent plus sur la radiographie industrielle. Nous avons commencé cette partie, par la présentation des différentes techniques de soudage, pour ensuite passer en revue les divers types de défauts de soudures de joints soudés. En outre, nous avons cités brièvement le problème de la corrosion dans les pipelines.

Nous avons effectué un état de l'art des techniques de segmentation d'images en contours et en régions. Une discussion de ces deux approches a été faite, pour tirer les avantages et les inconvénients de chacune, et montrer la nécessité de faire coopérer plusieurs méthodes de segmentation et traitements, si l'on veut obtenir un résultat de segmentation performant.

A la lumière des remarques et conclusions faites, dans l'étape précédente, nous avons proposé une méthode de segmentation par coopération d'un détecteur de contours robuste de type Canny, et d'une croissance de régions. Nous avons introduit sur ces deux opérateurs une phase d'adaptation des paramètres, qui permet de tenir compte des caractéristiques de chaque image traitée, par le réglage des paramètres de l'opérateur de détection de contours (intensité du filtrage, seuillage), et des seuils sur les critères d'homogénéité de l'extracteur de régions. L'adaptation se base sur une recherche préalable des zones de contraste de l'image, et l'estimation de l'homogénéité de sa surface.

L'algorithme de Canny a été implanté en utilisant des algorithmes rapides pour l'approximation du filtre optimal, et la détection des maxima locaux. L'algorithme de croissance de régions proposée a été modifié, pour pallier les inconvénients de l'algorithme classique, à savoir, la récursivité et la non isotropie de l'évolution de la croissance.

Nous avons donné une grande importance à la gestion des données, en faisant un choix adéquat des structures de données. Par exemple, afin de gérer la partition générée par la segmentation, on dispose d'une structure de graphe dynamique, tout le long du déroulement du traitement. Cette structure permet d'accéder rapidement aux différentes régions de l'image, et de sauvegarder de manière hiérarchique le résultat de la segmentation. Cette sauvegarde sera utile pour la création d'un fichier, que l'on nommera « fichier segmentation ».

L'état de l'art de tous les traitements et prétraitements étudiés et implantés, nous a donné l'idée de concevoir un logiciel convivial, intégrant tous les outils sus-cités.

Nous avons appliqué l'approche proposée, avec des prétraitements appropriés, aux images standards et aux images de films de radiographie, de joints soudés et de pièces corrodées. Les résultats obtenus nous ont donné entière satisfaction, au vu de l'avis des experts en CND. Ces résultats reflètent la robustesse de l'approche adoptée.

Pour estimer quantitativement les performances de la méthode, nous avons procédé à un test de compatibilité entre les deux cartes obtenues, contours et régions. Des mesures d'erreurs ont été appliquées sur chacune d'elles.

La segmentation d'images n'étant pas une fin en soi, mais un passage obligé et important pour la mise en évidence des objets d'une image, il nous a semblé intéressant, de mettre en relief cette phase, par la présentation des éventuels traitements en aval, qui peuvent être effectués.

A la fin de ce travail, un certain nombre de remarques peuvent être faites pour des travaux futurs.

La méthode développée et les algorithmes implantés peuvent sûrement être améliorés ; il existe d'autres voies envisageables pour réaliser cette tâche. Pendant la réalisation de ce travail, beaucoup d'idées ont germées, suite à des réflexions sur des problèmes rencontrés. Certaines ont été exploitées, d'autres demandent encore réflexion, pour bien mûrir et donner naissance à de nouvelles conceptions, ou à une nouvelle manière de voir les choses. Nous en citons quelques unes :

- L'évaluation de la qualité de la segmentation peut être utilisée, pour affiner le résultat, en introduisant une phase de feed-back.
- L'utilisation d'une large base de connaissances, pour le choix des critères de croissance de régions ( pour la division ou la fusion ), peut améliorer la qualité de la segmentation, si celle-ci est construite de manière à répertorier tous les cas possibles, pouvant se présenter pendant le traitement.
- Une étude approfondie des types de bruit, pouvant affecter une image, et les moyens de les estimer, peut aider à choisir avec précision les types de prétraitements que l'image peut subir.
- La possibilité d'une implantation sur une architecture parallèle peut être envisagée ; ainsi ; l'exécution de la méthode en temps réel pour des applications spécifiques dans le domaine industriel (contrôle qualité), serait très intéressante.
- Actuellement l'algorithme fonctionne de manière séquentielle ; on peut améliorer le traitement en le rendant parallèle ; l'exploitation d'un environnement système multitâches (pas nécessairement multiprocesseurs) peut s'avérer très utile ; les deux processus de détection de contours et de régions peuvent fonctionner en même temps, et

l'aide mutuelle, ne sera plus orienté dans le sens contours - régions, comme c'est le cas avec l'algorithme développé.

- Une étude approfondie de la texture, par analyse multirésolution, (pour traiter l'image à plusieurs échelles), peut faciliter la détection de la présence ou de l'absence de textures.
- La méthode peut être intégrée dans un système expert (intelligent), pouvant adapter les différents traitements, en fonction de l'application, par introduction préalable de connaissances à priori, sur le contenu de l'image (focalisation sur des zones d'intérêts, types de primitives à extraire,...). Ces connaissances doivent rendre le système de segmentation, capable de tenir compte de l'aspect sémantique, qui n'est généralement jamais considéré dans les traitements de bas niveau.



## ANNEXES

### 1. Définition d'une région

Le but de la segmentation est de créer une partition  $P(I)$  de l'image  $I$   
 $P = \{R_1, \dots, R_i, \dots, R_n\}$ .

Une région  $R$  est une entité fondamentale dans le résultat d'une segmentation, car toute opération en aval va en dépendre. Un modèle de région a été utilisé, la structure de donnée correspondante est la suivante :

Structure d'une région :  
 Structure REGION

```
{
  LIST      Data ;
  LIST      Boundary ;
  FEATURES Characteristics ;
  LIST      AdjacentRegions ;
  LONG     Label ;
};
```

Structure FEATURES

```
{
  REAL Mean ;
  REAL Variance ;
  . }      Autres attributs
};
```

Une région est représentée sous forme d'un enregistrement de type REGION, contenant les champs suivants :

**Data** : est une liste contenant tout les points appartenant à cette région, c'est un ensemble de points connexes de  $I$ .

Pour une région  $R_i$  on a :

$$R_i = \{p_i, i=1, n\} \text{ et } n = \text{card}(R_i).$$

$$\forall p_i \in R_i \text{ label}(i)=i.$$

**Boundary** : est une liste de points frontières (intérieurs) de la région ;

**Characteristics** : est un vecteur d'attributs contenant les caractéristiques de la région, comme la moyenne, la variance, le centre de gravité, ainsi que d'autres attributs géométriques pouvant être utiles dans l'opération de segmentation ou d'un traitement en aval.

**AdjacentRegions** : est une liste des régions adjacentes à la cette région.

**Label** : un numéro de label unique pour identifier la région.

LIST est une structure de liste chaînée, sur laquelle on peut effectuer les opérations classiques telles que l'ajout ou la suppression d'éléments.

## 2. Calcul des maxima locaux pour l'estimation de la présence d'une texture

La recherche des maxima locaux de l'image s'effectue selon les lignes et les colonnes,

Soit  $I(i,j)$  ( $i=1,..N, j=1,..M$ ) la fonction image. Un pixel  $(r_0,c_0)$  est un maximum local si :

$$I(r_0,c_0-1) < I(r_0,c_0) > I(r_0,c_0+1)$$

Si dans l'intervalle  $\{ (r_0,c_0) \mid a \leq c \leq b \}$  le niveau de gris est constant  $I(r_0,c)=g$ , tel que

$$I(r_0,a-1) < I(r_0,c_0) > I(r_0,b+1)$$

On définit alors le pixel central  $I(r_0,a+b/2)$ , comme un maximum local ligne, le minimum local ligne, le minimum local colonne, et le maximum local colonne sont définies de la même manière.

Un pixel  $I(r_0,c_0)$  est définie comme un extremum local s'il est en même temps un extremum local ligne (maximum ou minimum) et un extremum local colonne:

### 3. Détermination des classifications des erreurs de segmentation en régions

Nous détaillons dans ce qui suit, comment déterminer les différents types de classifications citées, dans la section erreur de segmentation dans le chapitre 5.

**Une classification de détection correcte :** Une paire de régions  $R_n$  dans l'image SR et  $R_m$  dans l'image SM, est classée détection correct si

$Q_{mn} \geq T \times P_m$  (au moins T pour-cent des pixels de la région  $R_m$  sont marqués comme pixels de la région  $R_n$  de l'image SR )

$Q_{mn} \geq T \times P_n$  (au moins T pour-cent des pixels de la région  $R_n$  sont marqués comme pixels de la région  $R_m$  de l'image SM)

**Une classification sur-segmentation :** Une région  $R_n$  de l'image SR et un ensemble de régions dans l'image SM  $R_{m_1}, \dots, R_{m_x}$  (où  $2 \leq x \leq M$ ) sont classées comme une sur-segmentation si :

$\forall i \in x, Q_{mn_i} > T \times P_{m_i}$  (au moins T pour-cent des pixels de chaque région  $R_{m_i}$  dans l'image SM sont marqués comme pixels de la région  $R_n$  dans l'image SR )

et  $\sum_{i=1}^x Q_{m_i n} \geq T \times P_n$  (au moins T pour-cent des pixels de la région  $R_n$  dans l'image SR sont marquées comme pixels dans l'union des régions  $R_{m_1}, \dots, R_{m_x}$  dans l'image SM.

**une classification de sous-segmentation :** un ensemble de régions de l'image SR  $R_{n_1}, \dots, R_{n_x}$ , (où  $2 \leq x \leq M$ ), et une région  $R_m$  dans l'image SM sont classées comme sous-segmentation si

$\sum_{i=1}^x Q_{m n_i} \geq T \times P_m$  (au moins T pour-cent des pixels de chaque région  $R_m$  dans l'image SM sont marquées dans l'union des régions  $R_{n_1}, \dots, R_{n_x}$  dans l'image SR), et

$\forall i \in x, Q_{m n_i} > T \times P_{n_i}$  (au moins T pour-cent des pixels de chaque région  $R_{n_i}$  dans l'image SR sont marquées comme pixels de la région  $R_m$  dans l'image SM )

**Une classification échec :** Une région  $R_n$  dans l'image SR qui ne participe dans aucune instance de détection correct, sur-segmentation, sous-segmentation est classée une classification échec.

**Une classification bruit :** Une région  $R_m$  de l'image SR qui ne participe dans aucune instance de correct detection, sous-segmentation, sur-segmentation, ou sous-segmentation est classé comme un bruit.

Ces définitions produisent une classification pour chaque région de l'image SR et SM, ils ne sont pas uniques. Cependant, pour  $0.5 < T < 1.0$ , n'importe quelle région peut contribuer dans au moins trois classifications, pour chacune une détection correct, une sur-segmentation, et une sous-segmentation.

À chaque carte (détection correct, sur-segmentation, sous segmentation) est associé une paire de deux mesures de recouvrement  $PM(R_i) = (m_{i1}, m_{i2})$

$m_1 = Q_{mn} / P_m$  et  $m_2 = Q_{mn} / P_n$ .

Si pour une région donnée, elle est classée seulement dans une seule carte, alors la classification est établie. Quant une même région est classée dans deux ou trois cartes, la carte ayant la moyenne de la paire des mesure PM(R) la plus grande qui l'emporte.

Si les moyennes des paire PM sont égales on peut sélectionner soit détection correcte soit sur-segmentation soit sous-segmentation.

#### 4. Construction du Graphe d'adjacence

Nous allons monter dans cette section, comment se fait la construction du graphe d'adjacence, non pas avec une matrice, mais, avec une structure de triangle dynamique.

La structure du graphe est basée sur l'utilisation de listes linéaires doublement chaînées LDC (figure c.1). Nous utilisons un triangle inférieure T.

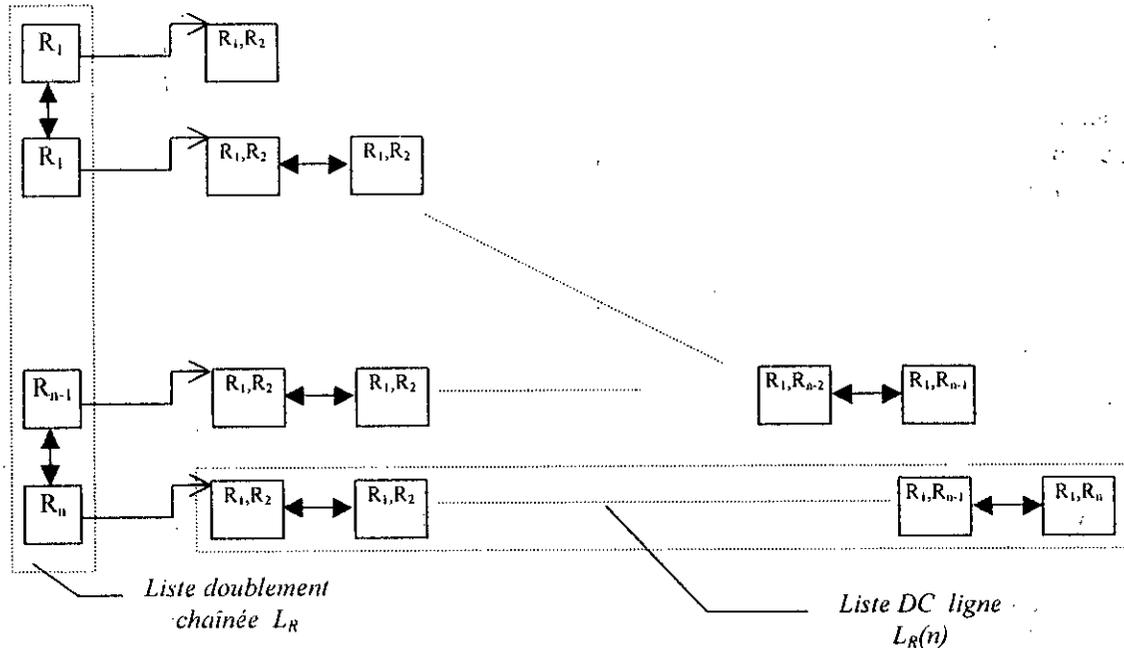


Figure c.1. graphe d'adjacence

Le graphe est constitué d'une première liste *DC* verticale de  $n$  nœuds ( $n$  est le nombre courant de régions de l'image), et chaque nœud  $i$  cette la liste à son tour pointe sur une liste *LDC* (ligne) de taille  $i$ .

$$Adj(R_i, R_j) = \begin{cases} T_{ij} & \text{si } i < j \\ T_{ji} & \text{si } i > j \end{cases}$$

La création d'une nouvelle région  $R$  revient à insérer un nouveau nœud dans le graphe, et la mise à jour du graphe se fait comme suit :

- L'insertion d'une nouvelle ligne en bas du triangle revient à insérer un nouveau élément  $L_R(n+1)$  en queue de la liste  $L_R$ . L'élément  $L_R(n+1)$  crée pointe automatiquement sur une nouvelle Liste *DC* à  $n+1$  éléments.
- La suppression d'une régions  $R_i$  implique l'élimination de la ligne et de la colonne  $i$ .

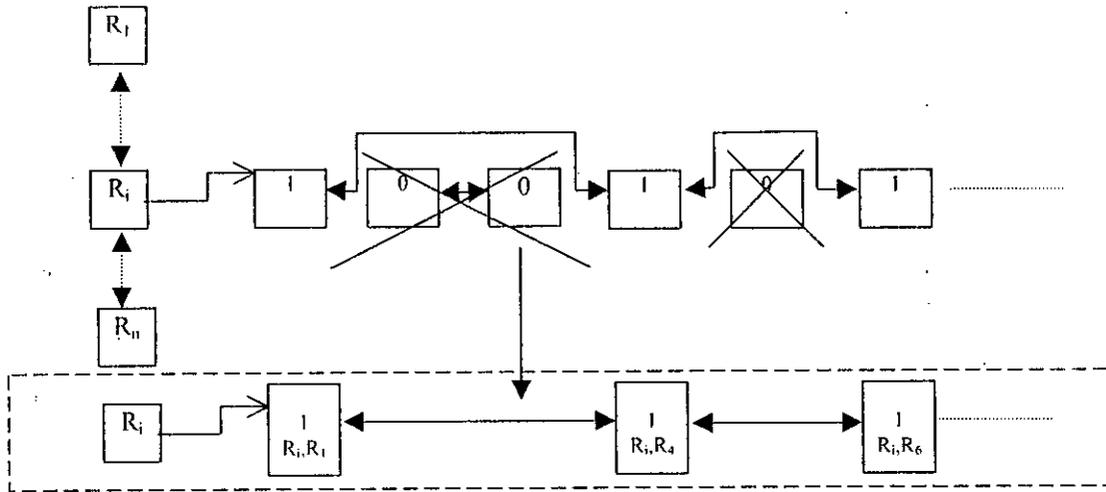
**Remarque :** La suppression se fait à n'importe quelle position du triangle alors que l'ajout de région ne se fait qu'en bas du triangle pour maintenir le graphe structurée.

#### Optimisation du graphe

Il se peut que le triangle (ce qui est le cas en générale) contienne beaucoup de zéros. Les cases correspondantes occupent inutilement de la mémoire ; il est alors possible de les supprimer, tout en respectant la structure du graphe. On procède comme suit : Dans chaque liste *LDC* ligne du triangle, on ne stocke que les nœuds non nuls (figure c.2) ; chaque élément de la liste doit contenir un champ, indiquant sa position (clé) dans le graphe non optimisé. Cette

méthode peut économiser de la mémoire surtout quand le nombre de régions de l'image est très important. Cependant, elle consomme plus de temps, pour accéder aux différents nœuds du graphe. Ceci est dû au fait, que la structure réelle du triangle est devenu irrégulière, la ligne  $i$  ne contient pas forcément  $i$  éléments.

Dans le triangle non optimisé, l'accès à la position  $i$  d'une ligne se fait par un parcours séquentiel de la liste, car il y a une bijection entre l'index de la région dans la liste  $L_R$ , et la position dans la liste pointée par  $L_R(i)$ .  $Adj(R_i, R_j)$  correspond a la position  $j$  dans la liste pointée par  $L_R(i)$ , mais cela n'est pas vrai avec le triangle optimisé. Les éléments restent toujours ordonnés, mais, il y a des indices qui manquent (des trous correspondant au nœud nuls).



*La liste ligne après élimination des cases nulles*

*Figure c.2. Optimisation du triangle*

---

**BIBLIOGRAPHIE**

---

- [ABD93] L. Abdessemed, B. Escofier. Segmentation et classification d'image multispectrale par l'AFD avec contiguïté. 14ème colloque GRETSI, Juan-Les-Pins, pp. 711 - 714, Sep. 1993.
- [ABD97] A. Abderezague, Y. Hechchad. Extraction de paramètres pertinents dans les films de radiographie par analyse quantitative d'images. Mémoire d'Ingénieur d'État, Inst. d'Électronique, Univ. de Blida, Algérie, 1997.
- [ADA94] R.Adams and L.Bischof. Seeded Region Growing. Proc. IEEE Trans. on PAMI, vol.16, n°6, pp 641-647, June 1994.
- [AND87] H.L. Anderson, R. Bajcsy, and M.Mintz. A modular feedback system for image segmentation. Technical report, University of Pennsylvania, GRASP Lab, 1987.
- [BEL95] F.Bellet, M.Salotti et C.Gabray. Une approche opportuniste et coopérative pour la vision bas niveau Traitement du signal; volume12 -n°5 pages 479-494 ; 1995.
- [BEN92] J.Benois and D.Barba. Image segmentation by region - contour cooperation for efficient coding scheme. SPIE vol 1818. Visual communications and image processing'92 pp. 1218-1229.
- [BEN98] D.Benboudjema. Étude et implémentation de différentes méthodes de segmentation de la texture. Mémoire d'Ingénieur d'État, Inst. d'Électronique, Univ. de Blida, Algérie, 1998.
- [BER95] P. Bertolino. Contribution des Pyramides Irrégulières en Segmentation d'Images Multirésolution. Thèse de Doctorat de l'INPG, Grenoble, 1995.
- [BES74] J.Besag. Spatial interaction and the statistical analysis of lattice systems. JL of Royal Statistical Society # 2, pp 192-236, 1974.
- [BES86] J. Besag. On the statistical analysis of dirty pictures. JL. of Royal. Statist. Soc., series B vol.68, pp 259-302, 1986.
- [BES88] J.E. Besancon. Vision par ordinateur en deux et trois dimensions. Editions Eyrolles, 1988.
- [BHA67] C.G. Bhattacharia. A simple method of resolution of a distribution into gaussian components, Biometrics, vol 23, pp 115-135. 1967.
- [BHA82] B.Brahu and O.D. Faugeras. Segmentation of images having unimodal distributions, IEEE Trans. on PAMI, Vol. 4. pp 408-419, 1982.
- [BHA87] B. Bhanu and B. A. Parvin. Segmentation of Natural Scenes. Pattern Recogn., vol.20, n°5, pp 487-496, 1987.
- [BHA91] A.Bhalerao, R. Wilson. Multiresolution image segmentation combining region and boundary information. SCIA'91, Aalborg, Danemark, 1991. pp 1162-1169.
- [BLA87] A.Blacke & a.Zisserman. Visual reconstruction. MIT press, Cambridge - MA, 1987.
- [BON93] P.Bonnin et B.Zavidovique. La segmentation coopérative; comment combiner détection de contour et croissance de région? ; 14ème colloque GRETSI septembre 1993 Juan les Pins pp. 755-757.
- [BOU86] B.Le Bourgeois. Soudage à l'arc. Publication de la soudure autogène, Conseil international de la langue française, Paris 1986.
- [BOU93/a] E. Bourennane, M. Paindavoine, et F. Truchet. Amélioration du filtre Canny - Deriche pour la détection des contours sous forme de rampe. Traitement du signal, vol. 10, N° 4, pp 297-310, 1993.
- [BOU93/b] E. Bourennane, P. Gouton, F. Truchet, M. Paindavoine. Généralisation du filtre Canny-Deriche pour la détection de formes quelconques. 14ème colloque GRETSI, pp 715-718, Juan-Les-Pins, Septembre 1991.
- [BOY94] K.L. Boyer and S. Sarkar. On the Localisation Performance Measure and Optimal Edge Detection. Proc. IEEE Trans. on PAMI, vol.16, n°1, pp 106-108, January 1994.
- [BRI88] F.Y. Briand et al. Segmentation de défauts dans les images de radiographies industrielles. Traitement du signal, vol. 5, N° 4, pp. 291 - 303, 1988.
- [BRY79] J.Bryant. On the Clustering of Multidimensional Pictorial Data. Pattern Recognition, vol.11, pp 115-125, 1979.
- [CAN83] J.F. Canny. Finding edges and lines in images. MIT Artificial Intell. Lab. Cambridge, MA, REP. AI-TR-720, 1983.

- [CAN86] J.F. Canny. A computational approach to edge detection. IEEE Trans. on PAMI, vol. PAMI-8, N° 6, pp 679-698, Nov 1986.
- [CEL89] G.Celeux, E.Diday, G.Govaert, Y.Lechevallier, H.Ralambondrainy. Classification automatique des données. DUNOD. Informatique Paris, 1989.
- [CHA84] J.M.Chassery, C.garbay, P.Cinquin. Segmentation d'Images Cytologiques - Etude de Méthodes. Proc. 4ème Congrès AFCET-INRIA, pp 51-68, Paris 1984.
- [CHA91/a] J.M. Chassery et M.Melkemi. Diagramme de voronoï appliquée à la segmentation d'images et à la détection d'événements en imagerie multi-sources. Traitement du signal. Vol.8. n°3, pp 155-164, 1991.
- [CHA91/b] J.M. Chassery. Segmentation d'Images : Approches Géométriques et Rupture de Modèles. Proc. 13ème Colloque GRETSI, pp 1029-1032, Juan-Les-Pins 1991.
- [CHA91/c] J.M.Chassery et A.Montanvert. Géométrie Discrète en Analyse d'Images. Editions Hermes, 1991.
- [CHA94] Y.L. Chang and X. Li. Adaptive Image Region-Growing. Proc. IEEE Trans. on Image Process., vol.3, n°6, pp 868-872, November 1994.
- [CHA95] J.M. Chassery et Y.Elomary. Coopération contour actif et multirésolution en segmentation d'images; 15 ième colloque GRETSI septembre 1995 Juan les Pins pp. 593-596.
- [CHE80] P. C. Chen, T. Pavlidis. Image segmentation as an estimation problem. Comp. Graphics and image processing 12, pp. 153 - 172, 1980.
- [CHE89] A. Chehikian. Binarisation d'Images : Deux Solutions à ce Problème. Traitement du signal, vol 6, N° 1, pp 59-67, 1989.
- [CHE91] X.Chen and F.Schmitt. Split and Merge Segmentation Based on Delaunay Triangulation. Proceeding SCIA'91, Aalborg Danemark pp 910-917. 1991.
- [CHE96] Y.Cherfa, Y.Kabir, R.Drai. Détection de défauts de soudures dans les images de radiographie par segmentation en contours et en régions. COMAET'1996 Algérie
- [CHE97/a] Y.Cherfa, Y.Kabir, S.Darbane, A.Bouzouad. R.Drai. Segmentation et caractérisation des défauts dans les radiogrammes de joints soudés. 3<sup>ème</sup> Congrès de Mécanique 1997 (Tetouan - Maroc).
- [CHE97/b] Y.Cherfa, Y.Kabir, R.Drai. Traitement d'images dédié au contrôle non destructif industriel. Application à la détection de défauts dans les joints soudés. Conf. Arabe de Mécanique, Syrie 1997
- [CHE97/c] Y.Cherfa, Y.Kabir, R.Drai. Analyse de défauts de soudures par traitements d'images Conférence maghrébine sur le contrôle non destructif ; Alger, 28-30 Juin 1997.
- [CHE97/d] Y.Cherfa, Y.Kabir, R.Drai. Segmentation en régions d'images de radiogrammes de joints soudés. Telecom'97, Fes, Maroc, 15,16,17 Octobre 1997.
- [CHE98/a] Y.Cherfa, Y.Kabir, R.Drai. Welding defects analysis by image processing : Edge and region segmentation of welded joints radiograms IEEE, Cesa'98, Hammamet, Tunisie, 1-4 Avril 1998.
- [CHE98/b] Y.Cherfa, Y.Kabir, R.Drai. Conception d'un logiciel de traitement d'images de radiogrammes de joints soudés, JST3, Alger 19- 22 Avril,1998.
- [CHE98/c] Y.Cherfa, Y.Kabir, R.Drai. Welding defects analysis by image processing : Edge and region segmentation of welded joints radiograms, ECNDT'98, Copenhagen (Danemark), 26-29 Mai 1998.
- [CHE98/d] Y.Cherfa, Y.Kabir. Segmentation of welded joints radiograms, Int Conférence Signal and Image Processing, IASTED, Las Vegas, Nevada, USA 28,29,30,31 Octobre 1998.
- [CHE99/a] Y.Cherfa, Y.Kabir. X-Rays image segmentation, IEEE-EURASIP Workshop on linear signal and image processing, Antalya, Turkey, 20,21,22,23 Juin 1999.
- [CHE99/b] Y.Cherfa, Y.Kabir. Co-operative segmentation method of x-rays images for NDT of welding defects, 2<sup>nd</sup> Int.Conf. « Emerging technologies in NDT ». Athens Greece, 24,25,26 May 1999.
- [CHI97] K.Chicha, S.Brakni. Etude et implémentation des méthodes statistiques de segmentation d'images par extraction en régions. Mémoire d'Ingénieur d'État, Inst. d'Électronique, Univ. de Blida, Algérie, 1997.
- [CHO72] C.K. Chow and T. Kaneko. Automatic Boundary Detection of the left Ventricle from Cineangiograms, Computer and Biomedical Research , N° 5,pp .338-410, 1972.
- [CHU93] C.Chu and J.K. Aggarwal. The integration of image segmentation maps using region and edge information. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 15(12): pp 1241-1252, 1993.
- [COC95] J.P. Cocquerez et S.Philipp. Analyse d'images: filtrage et segmentation. (Ouvrage collectif). Edition MASSON, 1995.
- [COH93] L.D. Cohen and I. Cohen. Finite-Element Methods for Active Contour Models and Balloons for 2-D and 3-D Images. IEEE Trans. on PAMI, vol 15, n°11, pp 1131-1147, Nov 1993.
- [COL79] G. B. Coleman, H. C. Andrews. Image segmentation by clustering. Proc. IEEE Trans. on PAMI, vol. 67, N° 5, pp. 773 - 785, May 1979.
- [COS89] M.Coster et J.L.Chermant. Précis d'analyse d'images. Presses du CNRS, 1989.
- [CRE95] J. Crespo, J.Serra, et R.W.Schafer. Theoretical aspects of morphological filters by reconstruction. pp 201-225,Signal Processing 47,August 1995.

- [DAI96] M. Dai, P. Baylou, L. Humbert, M. Najim. Image Segmentation by a Dynamic Thresholding using Edge Detection Based on Cascaded Uniform Filters. *Signal Processing*, vol.52, pp 49-63, 1996.
- [DAR97] S.Darbane, R.Drai, Y.Cherfa, Y.Kabir. Detection of welding defects in x-rays images by image segmentation. *Publication, Ann.Chim, Science des matériaux*, 1997,22,pp 133,141.
- [DEL95] C.Delaunoy. *Programmer en langage C++*. Edition Eyrolles Paris 1993, Chihab Alger 1995.
- [DEN84] A.Denizon, P.Bonton, J.Alizon, J.Galice, et J.P.Imbaud. Extraction des contours de la texture musculaire animale à l'aide d'algorithmes linéaires et morphologique. *Premier colloque image. Traitement, synthèse, technologie et applications*. pp999-1004 Biarritz, Mai 1984.
- [DER87/a] R. Deriche. Separable recursive filtering for efficient multi-scale edge detection. In *Proc. Int. Workshop Industrial Applications Mach. Vision Intell.*, Tokyo, IEEE, pp 18-23, Feb 1987.
- [DER87/b] R. Deriche. Using CANNY's criteria to derive a recursive implemented optimal edge detector. *International journal of computer vision*, pp 167-187, May 1987.
- [DER88] R.Deriche. J.P.Coquerez, G.Almouzni. An efficient method to build early image description, 9th ICPR, Rome, Nov 1988.
- [DER90] R. Deriche. Fast algorithms for low-level vision. *IEEE Trans. on PAMI*, vol 12, N° 1, pp 78-87, Jan 1990.
- [DIA94] M.Diaf. Méthode de décision en reconnaissance de formes en traitement d'images et ophtalmologie. Thèse de doctorat d'état, Université de Tizi-Ouzou. Algérie.
- [FAU93] R.Fau, J.M.Boucher et G.Bénie. Classification d'images avec modèle markovien et analyse multirésolution. 14 ième colloque GRETSI septembre 1993 Juan les Pins pp. 751-754.
- [FIS58] W.D.Fisher. On Grouping for maximum homogeneity. *Jaisa*, Vol. 53, pp 789-798. 1958.
- [FOR91] M.Forthoffer, J.P. Girod, J.Bremont. Détection de contours par transformées en ondelettes et réseaux de neurones. *Traitement du signal*, Volume 8, n°6, 199
- [GAM85] Jean-Pierre Gambotto. Estimation récursive de la moyenne de signaux bidimensionnels :Vers Une approche parallèle de la segmentation d'Images, dixième colloque sur le traitement du signal et ses applications, pp.785-790, Nice, 1985.
- [GAU93] J.M. Gauch and S.M. Pizer. The intensity Axis of Symmetry and its Application to Image Segmentation. *Proc. IEEE trans. on PAMI*, vol 15, n°8, pp 753-770, August 1993.
- [GEI90] D. Geiger & A. Yuille . A common framework for image segmentation. *Int J. Comput. Vision* 1990
- [GEI91] D.Geiger et F.Girosi. Parallel and deterministic algorithms from MRF's :surface reconstruction. *Proc. IEEE trans. on PAMI* vol.13, n°5, pp 401-412, May 1991.
- [GEM84] S.Geman and D.Geman. Stochastic Relaxation,Gibbs Distributions,And The Bayesian Restoration Of Images. *IEEE Trans. on PAMI*. Vol. 06, N°06, pp.721-740, 1984.
- [GHE98] S.Gherarmi, F.Fegous. Utilisation de l'approche par contours actifs pour la segmentation d'images. Mémoire d'ingénieur d'état, Inst. d'Électronique, Univ. de Blida, Algérie, Oct. 1998.
- [GOL78] M. Goldgerg, S. Shlien. A clustering scheme for multispectral images. *IEEE trans. on systems., man and cybernetics.*, vol. smc-8, N° 2, pp. 86 - 92, Feb. 1978.
- [GON93/a] R.C. Gonzalez, M.Baccar, et M.A. Abidi. Segmentation of range images via data fusion and morphological watersheds. pp 21-39 ,SCIA transpo, May 1993.
- [GON93/b] R.C.Gonzalez and R.E.Woods. *Digital Image Processing*; Addison-Wesley Publishing Company,1993.
- [GRO87] L. Grouche. *Traitement d'images par morphologie mathématique : applications aux domaines médical et industriel*. Thèse de doctorat Université Blaise Pascal , Clermond-Ferrand II , 1987.
- [GUY94] J.Guyot, C. Vial. Arbres, tables et algorithmes, édition Chihab-Eyrolles 1994.
- [HAR69] R. M. Haralick, G. L. Kelly. Pattern recognition with measurment space and spatial clustering for multiple images. *Proc. of IEEE on PAMI*, vol. 57, N° 4, pp. 654 - 665, Apr. 1969.
- [HAR80] R.M Haralick. Edge and region analysis for digital image data; *Computer graphics and Image processing* 12, 60-73, 1980.
- [HAR81] R.M. Haralick and L. Watson. A Facet Model for Image Data. *Computer Graphics and Image Processing*. Vol 15, pp 113 - 129, 1981.
- [HAR85] R.M. Haralick and L.G. Shapiro. *Image Segmentation Techniques*. *Comp. Graph. And Image Proc.*, vol 29, pp 100-132, 1985.
- [HOO96] A Hoover, et al. An Experimental Comparison of Range Image Segmentation Algorithms, *IEEE trans. on PAMI*,Vol.18 N°7, pp 673-689, Jul 1996.
- [HOR74] S.L. Horowitz, T. Pavlidis. Picture segmentation by directed split and merge procedure, second Int. Joint. Conference On Pattern Recognition, 1974.
- [HOR76] S.L.Horowitz and T.Pavlidis. Picture Segmentation by Directed Split and Merge Procedure. *Jour. Of Ass. For Comp. Mach.* Vol 23, N°2, pp 424-433, Avril 1976.
- [ITO96] S.Itoh and I.Matsuda. Segmentation of color still images using voronoi diagrams. [édition inconnue]
- [JAC96] P.T. Jackway, et M. Deriche. Scale space properties of the multiscale morphological dilation-erosion., *IEEE trans. on PAMI*,Vol.18 N°1, pp 38-51, Jan 1996.
- [JAI89] A.K.Jain. *Fundamentals of digital image processing*, Prentice hall, 1989.

- [JAI92] A.K. Jain & M.P. Dubuisson. Segmentation of X-ray and C-scan images of fiber reinforced composite materials. Pattern Recognition, vol 25, N°3, pp. 257-270, 1992.
- [KAB95] Y.kabir , S.Darbane. Etude et implémentation des méthodes déterministes de segmentation d'images par extraction de contours. Mémoire d'Ingénieur d'état, Inst. d'Électronique, Univ. de Blida, Algérie, Oct.1995.
- [KAR95] R. Kara Fallah et Ph. Bolon. Une technique d'intégration des résultats en segmentation d'images. 15 ième colloque GRETSI septembre 1995 Juan les Pins pp. 573-576.
- [KAR96] K.Karru et al. Is there any texture in the image . Pattern Recognition, vol 29, N°9, pp. 1437-1446, 1996.
- [KAT93] Y. Kato & al. Système automatique d'identification des défauts de soudures. Soudage et techniques connexes, Sept-Oct, 1993.
- [KER95] C.Kermad, K.Chehdi et C.Cariou. Segmentation d'images par multi-seuillage et fusion de régions labellisées minimisant un critère de similarité. 15 ième colloque GRETSI septembre 1995 Juan les Pins, pp. 641-644.
- [KER97] C.D. Kermad. Segmentation d'images : Recherche d'une mise en œuvre automatique par coopération de méthodes. Thèse Docteur d'université de rennes I. 1997
- [KIS94] B.Kisacanin, et D. Schonfeld. A fast thresholded linear convolution representation of morphological operations . pp 455-457, IEEE transactions on image processing.Vol. 3,N°4, July 1994.
- [KIT93] J. Kittler, P.Papachristou, M.Petrou. Contextual Postprocessing for Line Detection. Proc. SCIA'93, pp 1-2, Tromso, May 1993
- [KOH81] R. Kohler. A Segmentation System Based on Thresholding. Comp. Grap. And Image Proc.,vol.15, pp 319-338, 1981.
- [KOI91] V.Koivunen and M. Pietikäinen. Experiments with combined edge and region - based range image segmentation. SCIA'91, Aalborg, Danemark, 1991. pp 1150-1161.
- [KOU93] R. Koudsieh. Construction de pyramide d'image en temps réel. Thèse de doctorat, INP, Grenoble, Juin 1993.
- [KUN93] M.Kunt, G.Granlund et M Kocher. Traitement Numérique des Images. Presses Polytechnique et Universitaires Romandes, 1993.
- [LAC90] M.Lacroix. Essais non destructifs Techniques de l'ingénieurs, vol M1 métallurgie, pp M110-1 - M110-21, 1990.
- [LAV95] B. Laveyssière et al. CND par radiographie et traitement de l'information. 15ème colloque GRETSI, Juan Les Pins, 1995.
- [MAR80] D. Marr & E. Hildreth. Theory of edge detection. Proc. R. Soc. Lond. B 207, pp 187-217, 1980.
- [MAR82] D. Marr. Vision. Editions W.H. FREEMAN and Company, 1982.
- [MAR87] A. Marion. Introduction aux techniques de traitement d'images. Editions Eyrolles, 1987.
- [MAR88] K.V. Mardia, T.J.Hainsworth. A spatial thresholding method for image segmentation. IEEE, Trans. on PAMI. Vol. 10, N°6, pp 919-927, 1988.
- [MAR91] R.Marcelpoil , Y.Usson , J.M.Chassery. Segmentation morphologique incluant des paramètres d'ordre et de désordre : quantification par diagramme de Voronoï et application à la sociologie cellulaire. pp 967-972 ,8ème congrès AFCET Lyon,1991.
- [MAS90] P.Masson , W.Pieczynski. Segmentation Of Spot Images By Contextual SEM, Signal Processing V:Theories And Applications, Proc. EUSIPCO, pp.1027-1030, 1990.
- [MAS91] P. Masson, W. Pieczynski. Segmentation contextuelle non supervisée des image SPOT. 8ème congrès AFCET, Lyon, pp. 997 - 1002, 1991.
- [MEL91] M.Melkemi and J.M Chassery. Edge-Region segmentation process based on generalized voronoï diagram representation. 8ème Congrès AFCET, pp 973-978, Lyon 1991.
- [MON87] O. Monga et B. Wrobel. Segmentation d'images: Vers une méthodologie. Traitement du signal, vol°4, N°3, 1987.
- [MON88] O. Monga, B.Wrobel-Dautcourt, M.berthod, R.Deriche, G.Giraudon, J.Shen . Segmentation d'images et robotique mobile. Premières journées nationales du GRECO-PRC, communication homme - machine, Paris, Nov, 1988.
- [MON90] O. Monga. Segmentation d'images: Où en sommes Nous?. Rapports de recherche de l'INRIA-Rocquencourt, N° 1216, programme 6: Robotique, Image et Vision, Avril 1990.
- [MON95] M.E.Montiel, A.S.Aguado ,M.A.Garza-Jinich, et J.Larcon. Image manipulation using M-filters in a pyramidal computer model , IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence,Vol.17.17, pp 1110-1114, Nov 1995.
- [NA95] S.NA, et T.Young Choi. Second-order statistics of morphological dilation and erosion of a memoryless source. IEEE transactions on signal processing,Vol.43, N°. 10 pp 2418-2422, Oct 1995.
- [NAF94] N. Nafaa. Traitement numérique des images et reconnaissance des formes par les réseaux de Neurones artificiels. Thèse de post graduation spécialisée en soudage et contrôle non destructif, CSC, Mai 1994.

- [NAK79] Y.Nakagawa, A. Rozenfeld. Some experiments on variable thresholding, Pattern Recognition, Vol. 11, pp 191-204. 1979.
- [NIL71] N.J.Nilsson. Problem - solving method in artificial intelligence. McGraw-Hill, 1971.
- [OST78] N.Ostu . A threshold selection method from gray level histograms. IEEE Trans. on SMC, Vol. 9, N°1, pp 62-66. 1979.
- [PAL93] N.R. Pal and S.K. Pal. A Review on Image Segmentation Techniques. Pattern Recognition, vol 26, n°9, pp 1277-1294, 1993.
- [PAV77] T.Pavlidis. Polygonal approximation by newton's method. IEEE trans. on computer , vol. 26, pp 800-807, 1977.
- [PAV90] T.Pavlidis and Y.T.Liow Integrating region growing and edge detection . IEEE Transactions on pattern Analysis and Machine Intelligence; vol. 12, NO. 3, MARCH 1990.
- [PCD70] Paramètres caractérisant les défauts dans la soudure par fusion des métaux. Document établi par la commission V « Essais mesures et contrôle des soudures », Institut internationale de la soudure. Mar-Avr 1970, PP.A83 - A 93.
- [POS87] J.-G. Postaire. De l'image à la décision, Analyse des images numériques et théorie de la décision. Edition Bordas, Paris 1987.
- [PRE86] F.Preteux. Extraction de primitives et morphologie mathématique. Semaine internationale de L'image électronique, deuxième colloque image. pp720-725 Nice, Avril 1986.
- [PUN80] T. Pun. A New Method for Grey-Level Picture Thresholding Using the Entropy of the Histogram. Signal Processing, vol.2, pp 223-237, 1980.
- [RAM94] M.Ramdani. Inspection de l'état de surface des tôles d'acier et étamé par vision artificielle. Proceeding of the international conference on signals and systems, ICSS'94, Algiers, September 24-26, 1994.
- [ROS82] A. Rosenfeld and A.C. Kak. Digital picture processing (volume 1). Editions Academic press INC, 1982.
- [ROS94] J.M. Jolion, A. Rosenfeld. A pyramid framework for early vision. Editions Kluxer academic publishers, 1994.
- [ROU91] N. Rougou et F. Prêteux. Marqueurs déformables : Segmentation par Contour Actif et Morphologie Mathématique. Proc. 8ème Congrès AFCET, pp 955-966, Lyon 1991.
- [RUA91] P.A. Ruault. Radiologie industrielle tome 1, Édition Publication de la soudure autogène 1991.
- [SAY97] S.Sayah, S.Belkaid. La segmentation d'images par la morphologie mathématique. Mémoire d'Ingénieur d'État, Inst. d'Électronique, Univ. de Blida, Algérie, 1997.
- [SEL96] D.Sellal, F.Touileb. Etude et implémentation des méthodes déterministes de segmentation d'images par extraction de régions. Mémoire d'Ingénieur d'État, Inst. d'Électronique, Univ. de Blida, Algérie, 1996.
- [SER82] J.Serra. Image segmentation or image understanding ?. Proc. IEEE Trans. on PAMI, pp 1176-1178, 1982.
- [SHE85] J. Shen, et S. Castan. Un nouvel algorithme de détection de contours. 5ème congrès AFCET, pp 201-213, Grenoble, 1985.
- [SHE86] J. Shen and S. Castan. An optimal linear operator for edge detection. Proc. CVPR'86 Miami, IEEE, pp 109-114, 1986.
- [SIM89] T.Simchony , R.Chellappa et Z.Lichtenstein. Graduated nonconvexity algorithm for image estimation using compound Gauss Markov field models. Proc. IEEE Trans. on PAMI ,pp1417-1420 , 1989.
- [SPI95] C.Spinu, C.Garbay & J.M.Chassery. Une approche coopérative et adaptative pour la segmentation d'images; 15ème Colloque GRETSI, pp. 609-612, Juan les Pins 1995.
- [SPI97] C.Spinu, Une approche multi-agents pour la segmentation d'images associant estimation et évaluation. Thèse Docteur de l'université Joseph Fourier – Grenoble I 1997.
- [STC91] Contrôles et essais Soudages et techniques connexes tome 3, Édition AFNOR, 1991.
- [SUK83] M. Suk and S.M. Chung. A New Segmentation Technique Based on Partition Mode Test. Pattern Recognition, vol.16, n°5, pp 469-480, 1983.
- [TAG94] H.D. Tagarre and R.J.P. DeFigueiredo. Reply to " On the Localisation Performance Measure and Optimal Edge Detection ". Proc. IEEE Trans. on PAMI, vol.16, n°1, pp 108-110, January 1994.
- [TEN97] Chin.Teng Lin, Chia-Feng Juan. An Adaptive Neural Filter and Its Application, IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics-Part B : Cybernetics, Vol. 27, No. 4, pp 635-656 August 1997.
- [TER86]. Termes et définitions utilisés en soudage et techniques connexes. Publication de la soudure autogène conseil international de la lunge française 1986.
- [TOU90] J. J. Toumazet. Traitement de l'image par l'exemple. Editions Sybex, 1990.
- [WAN95] D.Wan, V.Haese-Coat, et J.Ronsin . Some statistical properties of mathematical morphology. IEEE transactions on signal processing, Vol.43, N°8 ,pp 1955-1965, August 1995.
- [WES74] J.S. Weska, R.N. Nagel, A. Rosenfeld. A Threshold Selection Technique. IEEE Trans. On Computer. pp 1322-1326, December 1974.
- [WES78/a] J.S.Weszka. A Survey of Threshold Selection Techniques. Comp. Graph. And Image Proc., vol 7, pp 259-265, 1978.

## BIBLIOGRAPHIE

- [WES78/b] J.S. Weska and A. Rosenfeld. Threshold Evaluation Techniques. Proc. IEEE on Syst. Man. And Cyb., vol.smc8, n°8, pp 622-629, August 1978.
- [WRO87] B.Wrobel et O.Monga. Segmentation d'images naturelles: coopération entre un détecteur - contour et un détecteur -région. 15 ième colloque "Traitement du signal et des images" GRETSI septembre 1995 Juan les Pins pp. 609-612.
- [WU93] X.Wu. Adaptive Split-and-merge Segmenttaion based on Piecewise Least-Square Approximation. Proc. IEEE Trans. on PAMI, vol. 15, n°8, pp 808-815, August 1993.
- [XIA92] Y.Xiaohan, Ylä-Jääski, O.Huttunen, T.Vehkomaki, O.Sipila, and T.Katila. Image segmentation combining region growing and edge detection. In Processing of 11 th International Conference on Pattern Recognition, volume 3. pp 481-484, 1992.
- [ZEG96] D.E Zegour. Structures de données et de fichiers, Edition Chihab, 1996.
- [ZER90/a] J. Zerubia et R.Chellappa. Mean field annealing for edge detection and image restoration. Proc. EUSIPCO. Signal Processing V : Theories and Applications, pp 837-840, 1990.
- [ZER90/b] J.Zerubia et D.Geiger. Image segmentation using 4 direction line-processes. Rapp de Recherche. INRIA, N°1338, Décembre 1990.
- [ZER90/c] J.Zerubia et F.ployette. Détection de contours et lissage d'image par deux algorithmes déterministes de relaxation ; mise en œuvre sur la machine à connexions CM2
- [ZER91/a] J.Zerubia & F.Ployette. Détection de contours et lissage d'image par deux algorithmes déterministes de relaxation ; mise en œuvre sur la machine à connexions CM2. Traitement du Signal , vol. 8, n°3, pp 165-179 , 1991.
- [ZER91/b] J.Zerubia & F.Ployette. Détection de contours et lissage d'image par deux algorithmes déterministes de relaxation ; mise en œuvre sur la machine à connexions CM2. 13<sup>ème</sup> Colloque GRETSI, pp 1181-1184, Juan les pins, 1991.
- [ZIO89/a] D. Ziou, et B. Wrobel-Dautcourt. Un détecteur optimal de lignes de crête. 7ème congrès AFCET, pp 53-62, Paris, 1989.
- [ZUC76] S.W.Zucker. Region Growing : Childhood and Adolescence. Comp. Graph. And Image Proc., vol 5, pp 382-399, 1976.



16441  
رقم الجرد  
رقم القاتورة  
التاريخ  
الأستاذة  
Elect

## ملخص

تقدم في هذه المذكرة نظرة عامة حول التقنيات المستعملة في مجال تجزئة الصور باستخدام مختلف المقاربات (الحواف والمناطق). انطلاقاً من هذه الدراسة، يمكن استخراج بعض الاستنتاجات والملاحظات، التي تمكننا من توضيح انه لا يمكن لأي مقاربة لوحدها، أن تحل مشكلة التجزئة، هناك حل يكمن في مشاركة مقاربات ومعالجات مختلفة، وذلك باستغلال محاسن بعض الطرق لتغطية عجز بعض الأخر منها، يسمى هذا النوع من الطرق ب: "الطرق التشاركية". انها تشكل في الوقت الحالي التوجه المعول عليه.

لقد قمنا بدراسة أهم التقنيات المستعملة في هذا المجال. كما قمنا باقتراح طريقة مبتكرة، تعتمد على المشاركة بين لاقط حواف متين من النوع المسمى "كاني"، وعملية توسع مناطق، مع ادخال مرحلة تكييف لحواف التجزئة. من أجل قياس مدى التوافق والتناسق بين نتائج الحواف الملتزمة و نتائج توسع المناطق. بطريقة موضوعية، نستعمل طوال المعالجة مجموعة من قياسات الجودة على شقي المشاركة. النتائج المتحصل عليها تين مدى جدية الملاحظات والاستنتاجات التي ذكرناها في مناقشتنا لهذا الموضوع. وكذا فعالية الطريقة المقترحة. ان النتائج المتحصل عليها عند تطبيق الطريقة على الصور الراديوغرافية يعتبر مثالا، شاهدا على سانة مقاربتنا. هذه الاخيرة تشكل مساهمة في حل مشاكل صناعية مهمة، مثل التقاط عيوب اللحام وتقييم الاضرار الناتجة عن التأكل... الخ.

مفاتيح: المراقبة غير المدمرة، الراديوغرافية الصناعية، تحليل الصور، تجزئة الصور، التقاط الحواف، استخراج المناطق، المشاركة، التوافق.

## Résumé

Dans ce mémoire, nous présentons un état de l'art des techniques de segmentation d'images, avec les différentes approches (contours et régions). Au vue de cette étude, un certain nombre de conclusions et de remarques, sont extraites. Ils permettront de montrer qu'aucune approche (contours et régions) ne peut à elle seule, prétendre résoudre le problème de la segmentation. Une solution serait de combiner différentes approches de segmentation d'images et de prétraitements, en exploitant les avantages de certaines méthodes pour résoudre les inconvénients des autres. Ces techniques, appelées « méthodes coopératives », constituent la tendance actuelle dans la segmentation d'images.

Nous avons étudié les principales approches dans ce contexte, et nous avons proposé une méthode coopérative originale, basée sur l'intégration d'une phase d'adaptation. La segmentation est obtenue par coopération d'un détecteur de contours robuste de type Canny, et d'une croissance de régions. Pour mesurer la compatibilité et la cohérence entre les résultats du détecteur de contours et celui de la croissance de régions, et juger par conséquent objectivement le résultat, nous utilisons le long du traitement une série de mesures de performance sur les deux modules. Les résultats obtenus montrent la validité des remarques et conclusions, énoncées dans notre discussion, ainsi que l'efficacité de la méthode. L'application de la méthode sur des images de films de radiographie est un exemple, témoignant de la robustesse de notre approche. Cette dernière constitue une contribution à la résolution de problèmes industriels très importants, tels que la détection de défauts dans les soudures, l'évaluation de la corrosion, etc.

Mots clés : contrôle non destructif (CND), radiographie industriel, analyse d'images, segmentation, détection de contours, extraction de régions, coopération, compatibilité.

## Abstract

We present in this work a state of the art of image segmentation techniques with different approaches (edge and region). Certain concluding remarks are obtained from this study, they permit to show that, never a method based on a single approach, can alone pretend to give the best solution to the segmentation problem. An intuitive solution can be obtained by combining different segmentation methods and some other image processing techniques, in order to exploit the advantages of one method and overcome the drawbacks of the other one. A new category of image segmentation techniques called "co-operative methods" constitute a new tendency in this field, opt for this kind of solution.

In this framework, we have studied the principal methods, and to the sight of this study we propose a new original co-operative method, based on the integration of an adaptation phase. The segmentation is carried out by a co-operation between a robust edge detection operator of type canny, and a region growing segmentation. In order to measure the compatibility and the consistency between the edge and the region maps so obtained, and therefore objectively appreciate our result, we use along the whole process of segmentation, a series of performance n shown the validity of the conclusions and remarks that we have approach. The application of this method on image film radio contribution in the resolution of important industrial problem etc.

Keywords: non destructive testing (NDT), industrial radiogr; extraction, co-operation, compatibility.



32-530-555-1