



Université François Rabelais de Tours

Ecole Doctorale « Santé, Sciences, Technologies »

Année Universitaire 2002-2003

**THÈSE POUR OBTENIR LE GRADE DE
DOCTEUR DE L'UNIVERSITE DE TOURS**

Discipline : Informatique

Présentée et soutenue publiquement par

Jean-Jacques ROUSSELLE

Le 9 juillet 2003.

LES CONTOURS ACTIFS, UNE METHODE DE SEGMENTATION

Application à l'imagerie médicale

Directeur de thèse : Nicole VINCENT

JURY

BOLON Philippe	Président	Professeur, Université de Savoie
DESVIGNES Michel	Rapporteur	Professeur, INP Grenoble
DIOU Alain	Rapporteur	Professeur, Université de Bourgogne
OGIER Jean-Marc	Examinateur	Professeur, Université de La Rochelle
PHILIPP-FOLIGUET Sylvie	Examinateur	Professeur, ENSEA Cergy-Pontoise
VINCENT Nicole	Examinateur	Professeur, Université de Tours

A mon père Jacques décédé le 15 septembre 2001

A mon petit-fils Alexis né le 30 juillet 2002

Au temps qui passe, à la vie...

Remerciements

Les remerciements d'un jeune thésard peuvent, souvent, tenir en quelques lignes. Pour ma part, c'est l'occasion de jeter un coup d'œil en arrière afin d'exprimer mes dettes envers les personnes qui ont participé à cette aventure.

La première personne qui a joué un rôle important est un professeur de français du « Cours Complémentaire Michelet ». J'avais environ quatorze ans quand Monsieur Claude Barthélémy a remarqué que mes 20/20 réguliers en mathématiques n'avaient rien à voir avec les 0/20, tout aussi réguliers, en dictée. La note "zéro" était, à l'époque, éliminatoire pour le Brevet (BEPC) diplôme qui était nécessaire pour continuer au lycée. Qu'il soit remercié de m'avoir sollicité, jour après jour, et m'avoir permis, avec le soutien actif de ma mère, d'évoluer suffisamment dans le domaine du français pour rédiger cette thèse.

Ensuite, MAI 68, le baccalauréat ! Accepté à l'écrit à l'Ecole d'Ingénieurs de Brest avant les Evénements, pris par l'ambiance de l'époque, je ne me suis pas présenté à l'oral après ces Evénements. Il me faudra attendre l'âge de quarante ans pour être Ingénieur. J'avais pensé dédier cette thèse à « Mai 68 », peut-être comme une revanche, mais sans cette bifurcation néfaste pour ma carrière, je n'aurais pas connu ma charmante femme, complice de toutes ces épreuves et ma correctrice attitrée, et je n'aurais donc pas eu mes deux enfants. Il n'y a donc aucun regret à avoir, ni aucune revanche. Il faut prendre la vie comme elle vient.

Ma carrière de recherche commence avec Claude Gauudeau, professeur d'Informatique au CNAM de Tours. Il m'a, à la fois, initié à la recherche et au traitement d'images. Merci à Monsieur Benazizi, lui aussi professeur d'Informatique au CNAM de Tours qui m'a donné l'impulsion nécessaire pour devenir ingénieur après 10 ans de cours au Centre Régional Associé au CNAM de Tours.

Simplement quelques lignes pour un grand merci au professeur Jean-Pierre Asselin de Beauville qui, dès 1988, m'a fait confiance et m'a incorporé au sein du « Laboratoire d'Informatique ». Cela m'a d'abord permis d'effectuer les expériences nécessaires pour mon mémoire d'ingénieur CNAM. Ensuite, il m'a poussé dans la recherche, me sollicitant pour des séminaires ou des publications. Il a su aussi être présent dans des périodes de renoncement. Grâce à lui, par mon appartenance au « LI », j'ai pu garder le contact avec la recherche informatique.

Après plusieurs années de recherches, pour le plaisir, sans grand espoir de carrière, c'est David Champion, que j'encadrais en DEA, qui par son enthousiasme et les résultats obtenus ensemble, m'a décidé à donner ce dernier coup de collier.

Il me faut remercier avec une chaleur particulière la professeur Nicole Vincent qui a su faire fi de tous mes doutes. Sans ses conseils, ses idées, sa technique et son soutien moral, ce travail n'aurait pas existé. Tout cela a commencé, lors du congrès VI2000 à Montréal. Trois ans parsemés d'embûches, de crises de lassitude, mais la conclusion est là et c'est incontestablement son œuvre.

Que soient remerciés aussi, tous les étudiants de l'E3i (Ecole d'Ingénieurs en Informatique pour l'Industrie), devenue Département d'Informatique de l'Ecole Polytechnique de l'Université (EPU) de Tours qui, lors de différents projets, ont collaboré directement ou indirectement à cette thèse.

Un clin d'œil à tous les collègues du Laboratoire d'Informatique (LI). Je ne cite pas de nom, de peur d'en oublier.

Remerciements aussi à l'Université de Tours et à l'IUT qui, suivant la proposition du Conseil Scientifique, ont accordé par deux fois, au professeur certifié que je suis, une décharge d'enseignement d'un tiers temps, conformément au décret n° 2000-558 du 16 juin 2000.

Pour conclure, merci à ma femme Françoise, pour sa patience pendant les 10 ans de CNAM et les trois ans de thèse. J'essaierai, mais je n'ose rien promettre, de faire en sorte de passer une retraite plus paisible.

Sommaire

Introduction.....	13
Chapitre 1 Images et Contours actifs	17
1.1. Images et segmentation	17
1.1.1. Segmentation - Définition	18
1.1.2. Segmentation - Techniques	20
1.1.3. Segmentation — Qualité.....	26
1.1.4. Discussion.....	26
1.2. Contours actifs.....	27
1.2.1. Problème mal posé	27
1.2.2. Définitions	29
1.2.3. Energies.....	30
1.2.4. Energie interne.....	30
1.2.5. Energie externe	30
1.2.6. Energie de contexte.....	32
1.3. Implémentations classiques.....	33
1.3.1. Différences finies	33
1.3.2. Approche variationnelle	34
1.3.3. Programmation dynamique.....	37
1.3.4. Algorithme " <i>greedy</i> "	39
1.4. Implémentation originale par algorithme génétique	41
1.4.1. Contour actif de base.....	42
1.4.2. Algorithmes génétiques	43
1.4.3. Optimisation	48
1.4.4. Résultats	61
1.5. Autres modèles voisins.....	68
1.6. Discussion	73
Chapitre 2 Réglage des Paramètres.....	74
2.1. Introduction	74
2.2. Sensibilité des paramètres.....	75
2.3. Travaux antérieurs	76
2.4. Réglage par plan d'expériences	83
2.4.1. Terminologie	83
2.4.2. Historique.....	86
2.4.3. Plan d'expériences.....	87
2.4.4. Méthode des contours actifs.....	94
2.4.5. Expérimentation.....	95
2.4.6. Discussion.....	107
2.5. Réglage par algorithme génétique	107

2.5.1.	Présentation	108
2.5.2.	Optimisation	108
2.5.3.	Résultats	110
2.5.4.	Discussion.....	114
2.6.	Contours actifs autonomes.....	115
2.6.1.	Contour actif et algorithme <i>greedy</i>	115
2.6.2.	Modélisation locale des paramètres.....	119
2.6.3.	Résultats et interprétation	123
2.6.4.	Discussion.....	130
Conclusion		131
Annexes		134
Annexe - 1	Algorithme "greedy"	135
Annexe - 2	Algorithme pour le contour actif autonome.....	136
Annexe - 3	Contour actif autonome - Influence de la forme.....	137
Annexe - 4	Contours actifs - Influence de la variation d'un paramètre.....	142
Annexe - 5	Plan d'expériences - Plan 4^7	145
Annexe - 6	Plan d'expériences - Plan 2^{31}	147
Bibliographie		153

Liste des tableaux

Tableau 2.1 - Plan factoriel complet	90
Tableau 2.2 - Plan 2^{4-1}	91
Tableau 2.3 - Mode de calcul des degrés de liberté des facteurs.....	92
Tableau 2.4 - Calcul en vue du test de Snedecor-Fisher	94
Tableau 2.5 - Analyse des facteurs intervenant dans le problème de contours actifs.....	98
Tableau 2.6 - Facteurs retenus	98
Tableau 2.7 - Les quatre niveaux de chaque paramètre	99
Tableau 2.8 - Matrice d'expériences et résultats.....	100
Tableau 2.9 – Calcul des effets des différents paramètres	101
Tableau 2.10 - Niveaux préconisés après analyse de la variance.....	101
Tableau 2.11 - Analyse de la variance du plan 4^7	101
Tableau 2.12 - Le jeu de douze formes de synthèses	103
Tableau 2.13 - Valeurs des niveaux 1 et 2 du plan.....	104
Tableau 2.14 - Analyse de la variance d'un exemple de plan 2^{31}	106
Tableau 2.15 – Comparaison de la vitesse entre un contour actif classique et autonome	130

Liste des tableaux

Liste des figures

Figure 1.1 - Image tirée du jeu de 70 images	22
Figure 1.2 - Détection de contours (exemple mono-dimensionnel)	23
Figure 1.3 - Articulation fémoro-tibiale, image d'origine	24
Figure 1.4 - Articulation fémoro-tibiale, Sobel seuillé.....	24
Figure 1.5 - Exemples de coordonnées cartésiennes et abscisses curvilignes d'un contour actif.....	29
Figure 1.6 - Influence de l'énergie d'intensité sur le contour actif.....	42
Figure 1.7 - Le gradient gaussien.....	43
Figure 1.8 - Principe de base d'un algorithme génétique	44
Figure 1.9 - Croisement à un point de coupure	48
Figure 1.10 - Croisement uniforme	48
Figure 1.11 - Codage du contour en coordonnées cartésiennes	50
Figure 1.12 - Initialisation des points en coordonnées cartésiennes sans réordonner les points	51
Figure 1.13 - Initialisation des points en coordonnées cartésiennes en réordonnant les points.....	51
Figure 1.14 - Méthode de sélection par K-tournois.....	54
Figure 1.15 - Etude de différentes méthodes de croisement	55
Figure 1.16 - Influence du taux de mutation (moyenne sur 25 exécutions)	56
Figure 1.17 - Influence de la mutation, zoom sur les générations 150 à 200 (une exécution)	57
Figure 1.18 - Uniformisation de la population	58
Figure 1.19 - Génome d'un individu codé en polaire avec θ implicite	59
Figure 1.20 - Mutation adaptative (moyenne sur 25 exécutions)	60
Figure 1.21 - Mutation adaptative, zoom sur les générations 150 à 200 (moyenne sur 25 exécutions)	60
Figure 1.22 - Détection en trois phases : meilleur contour avant chaque calcul de gradient.....	61
Figure 1.23 - Evolution de la courbe de fitness durant le processus de focalisation	62
Figure 1.24 - Image de synthèse 1	62
Figure 1.25 - Image de synthèse 2	63
Figure 1.26 - Image de synthèse 3	63
Figure 1.27 - Conséquence du codage choisi	64
Figure 1.28 - Image naturelle 1	64
Figure 1.29 - Image naturelle 2	64
Figure 1.30 - Image naturelle 3	65
Figure 1.31 - Echancrure et condyle dans l'articulation fémoro-tibiale	65
Figure 1.32 - Détection de l'échancrure	66
Figure 1.33 - Détection du condyle	66
Figure 1.34 - Détection défectueuse	66
Figure 1.35 - Détection de l'échancrure avec δ négatif	67
Figure 1.36 - Formulation des "level sets"	69
Figure 1.37 - B-snakes pour la recherche du condyle ($\alpha=0,05$, $\beta=0,05$)	70
Figure 2.1 - Influence de la variation d'un paramètre (le gradient)	76
Figure 2.2 - Influence de la variation d'un paramètre (la continuité)	76
Figure 2.3 - Effet d'un facteur	85
Figure 2.4 - Interactions des facteurs x_1 et x_2 dans trois cas	85
Figure 2.5 – Système	89
Figure 2.6 - Loi de Snedecor-Fisher	93
Figure 2.7 - Image de l'articulation fémoro-tibiale.....	96
Figure 2.8 - Recensement des facteurs intervenant dans la méthode des contours actifs.....	97
Figure 2.9 - Initialisation du contour sur l'image	99
Figure 2.10 - Contour final de bonne qualité	99
Figure 2.11 - Evolution du jeu global de paramètres	111
Figure 2.12 - Variation de l'amplitude du gradient dans la zone d'intérêt.....	112
Figure 2.13 - Réglage local des paramètres sur une image simple.....	113

Figure 2.14 - Evolution des paramètres d'un point lors d'une optimisation locale	113
Figure 2.15 - Evolution des paramètres à chaque itération de l'algorithme <i>greedy</i>	114
Figure 2.16 - Contour actif autonome - Image de synthèse (carré noir sur fond blanc).....	124
Figure 2.17 - Contour actif autonome - Recherche du condyle dans l'articulation fémoro-tibiale.....	125
Figure 2.18 - Contour actif autonome - Détection de la tête humérale	125
Figure 2.19 - Contour actif autonome - Détection d'une forme complexe	126
Figure 2.20 - Evolution des coefficients du contour actif autonome.....	126
Figure 2.21 - Tendance de l'évolution des paramètres	127
Figure 2.22 - Contour actif autonome – Recherche d'un cercle par l'intérieur.....	128
Figure 2.23 - Contour actif autonome – Recherche d'un triangle par l'intérieur	128
Figure 2.24 - Contour actif autonome – Recherche d'un H par l'extérieur	128
Figure 2.25 - Contour actif autonome – Recherche d'un double carré par l'extérieur	129
Figure 2.26 - Contour actif autonome – Recherche d'un double carré par l'intérieur.....	129

Introduction

Avec les années 70 et 80, nous avons assisté à l'explosion de l'Informatique. L'augmentation continue de la puissance de calcul a permis le développement du traitement d'images, particulièrement gourmand en temps de calcul car nécessitant un très grand nombre d'opérations. Les puissances des unités centrales dans les années 80 laissaient à penser que seule la parallélisation des opérations élémentaires pourrait permettre un réel travail sur des images [Rousselle *et* Gaudeau 1989]. Le parallélisme reste actuellement une voie de recherche importante car les algorithmes mis en œuvre nécessitent toujours de plus en plus de calculs et aussi bien la définition que le volume des images elles-mêmes augmentent sans cesse. Néanmoins l'évolution technologique permet, à ce jour, d'effectuer des travaux considérables sur un monoprocesseur. Les logiciels fournis pour traiter les photos numériques « grand public » en sont une preuve flagrante. Traditionnellement, dans le domaine du traitement d'images, deux grandes voies se distinguaient : la synthèse d'images et l'analyse d'images. Cela est de moins en moins vrai, ces deux axes se rejoignant désormais. Par exemple, la reconstruction 3 D en imagerie médicale met à profit les techniques de synthèse pour reconstituer des formes à partir des données fournies par les coupes scanners ou des balayages ultrasoniques.

L'analyse d'images est le domaine qui nous préoccupe ici particulièrement, elle présente un intérêt dans quasiment tous les domaines où le problème de la recherche automatique d'informations dans des images s'avère un besoin. Donnons-en quelques exemples. Les images satellites [Cohen I. et Herlin 1996] sont devenues un formidable outil d'investigation en agronomie, en météorologie et même dans les domaines militaires. Pour la surveillance, l'analyse de séquences d'images pose de nombreux problèmes, tels le suivi d'objets, de personnes [Lefevre *et al.* 2002], la lecture labiale [Liévin *et al.* 1999], la détection de changements de scènes, le suivi de cibles pour les militaires ou en robotique [Alexander 1997]. Tout cela débouche souvent sur des problèmes de reconnaissance de formes : reconnaissance de visages [Radeva *et al.* 1995], d'empreintes digitales, d'iris de l'œil, de textes, de dessins [Ramel *et al.* 2000], etc. Dans le milieu industriel, le traitement d'images a connu des débuts difficiles. Des projets peu fiables ont été proposés. Certains industriels, « échaudés », ont hésité longtemps à revenir sur des projets mettant en jeu le traitement d'images. L'étude de « faisabilité » d'un projet sortant d'un laboratoire ou de chez certains industriels, spécialistes de l'image, ne suffit pas. La maquette n'a pas pour finalité d'être utilisée sur une chaîne de production. Progressivement, le marché reprend du fait des progrès réalisés, de l'importance du travail relatif à la fiabilisation des procédés et de la maîtrise accrue des techniques.

Le domaine qui nous intéresse plus particulièrement est celui de l'imagerie médicale. Les sources d'images sont diverses. Nous avons été surtout en contact avec des chirurgiens orthopédistes [Brilhault *et al.* 1999] pour qui, les images radiologiques sont d'une utilisation quotidienne. Les chirurgiens les utilisent avant, pendant et après leurs opérations. Ce sont les images de base de leur travail. Le traitement d'images peut servir à automatiser des tâches usuellement accomplies par le chirurgien à l'aide de ses traditionnelles règles spécialisées. Nous avons déjà réalisé une étude automatique de biométrie sur des radiographies du genou dans le but d'une meilleure compréhension des morphologies humaines qui pourrait amener une modification du protocole opératoire lors de l'implantation d'une prothèse de hanche [Rousselle *et al.* 1999]. Notre étude s'inscrit dans le cadre de cette collaboration.

La première étape dans le processus de compréhension d'une image est le plus souvent l'extraction des objets qui la composent. Aussi, la segmentation est primordiale en analyse d'images, du simple seuillage des niveaux de gris aux techniques plus complexes comme les "*level set*". Nous nous sommes intéressé à la méthode des contours actifs. C'est une technique particulière de segmentation. Son principal avantage est de fournir un contour consistant en une chaîne *a priori* de points. Cet avantage est pri-

mordial car il évite d'avoir recours à des algorithmes de suivi de contour dans lesquels la question de l'appartenance ou non de certains pixels au contour se pose toujours. En effet les points de contour constituent rarement des courbes fermées et une étape de fermeture est nécessaire. Mais toute avancée crée de nouveaux problèmes. Tout d'abord, il existe maintenant de nombreux paradigmes dans la famille des modèles déformables. Il y aura donc à effectuer un choix du modèle. Il sera basé sur des critères de rapidité d'exécution, de complexité d'implémentation, de type d'élément à segmenter, de type d'image à traiter. Nous avons arrêté notre choix sur l'implémentation par un algorithme *greedy* pour son critère de rapidité d'exécution et en raison des applications développées au laboratoire. On peut aussi noter, parmi les inconvénients que peut présenter la méthode, qu'il est nécessaire de régler les paramètres, plus ou moins nombreux, inhérents à cette méthode. Ils dépendent essentiellement, de la cohérence souhaitée du contour, de ce qu'on cherche à segmenter dans l'image et du type d'image qu'on traite. C'est à l'utilisateur qu'incombe ce choix. C'est généralement par essais/erreurs que ce choix est effectué. Si la méthode est utilisée par l'informaticien qui a réalisé la programmation de l'algorithme, il n'hésitera pas à multiplier les essais, ceux-ci étant souvent considérés comme faisant partie de la mise au point de la méthode. Par contre, ces essais multiples deviennent une limitation, dès lors qu'on souhaite placer cet outil dans les mains d'un utilisateur lambda, un chirurgien, par exemple, pour des images orthopédiques.

Comme le suggère ces premières lignes, autour du titre « Les contours actifs, une méthode de segmentation », nous structurerons cette thèse en deux parties. Dans une première partie nous présenterons la méthode des contours actifs et dans la deuxième partie, nous aborderons le problème du réglage des paramètres associés à la méthode.

Plus précisément, en première partie, nous présenterons les méthodes de segmentation d'images en général et les contours actifs en particulier dans le traitement d'images, puis nous nous intéresserons aux différentes implémentations de ces contours actifs. A cette occasion, nous proposerons une implémentation originale basée sur les algorithmes génétiques.

Dans la deuxième partie, nous effectuerons un état de l'art concernant le réglage des paramètres. Celui ci sera assez peu fourni car, malgré un nombre impressionnant d'auteurs utilisant ou proposant de nouvelles techniques en relation avec les contours actifs, peu d'entre eux se sont réellement intéressés à ce problème particulier. Pléthore d'auteurs s'émeuvent de ces difficiles réglages, mais nombreux sont ceux qui passent ce problème sous silence considérant, peut-être, qu'ils perdraient un peu de leur savoir-

faire. Ensuite, nous proposerons trois approches à ce problème. Une première approche de type « démarche qualité » utilisant les plans d’expériences. Puis une deuxième où les paramètres sont réglés par un algorithme génétique. Enfin une troisième où les paramètres sont réglés de manière totalement transparente pour l’utilisateur, leur détermination reposant sur une recherche aléatoire. Ces contours actifs autonomes donnent des résultats que nous développerons avant de conclure.

Chapitre 1

Images et Contours actifs

Dans ce chapitre nous allons rapidement présenter la notion générale de segmentation en analyse d'images, puis nous aborderons de manière plus précise la technique des contours actifs. Nous présenterons différents modèles et enfin leurs implémentations y compris une implémentation originale par algorithme génétique.

1.1. Images et segmentation

Une image est une représentation d'une scène tridimensionnelle sur un support en deux dimensions.

L'image numérique date des années vingt. Elle est née d'un besoin de codage de l'image analogique pour sa transmission sur le câble transatlantique [Gonzalez et Wintz 1977]. Dans une image, x et y sont les coordonnées spatiales des points de l'image et chaque point ainsi repéré – chaque pixel – porte une information de niveau de gris, de couleur, etc., $f(x,y)$. Au sein du traitement d'images peuvent être considérés trois grands niveaux : le traitement d'images de bas niveau qui transforme l'image d'origine ($f(x,y) \rightarrow f'(x,y)$), l'analyse d'images qui extrait des caractéristiques de l'image ($f \rightarrow$ caractéristiques de l'image), l'interprétation d'images qui cherche à décrire et comprendre l'image ($f \rightarrow$ descripteurs de haut niveau).

1.1.1. Segmentation - Définition

La segmentation d'images peut être considérée comme un traitement de bas niveau. Elle a pour but de permettre l'extraction d'éléments de l'image. Elle n'est généralement qu'une première étape essentielle dans le processus d'interprétation d'une scène. Elle effectue une partition de l'image I en un certain nombre de régions disjointes.

Si I est une image composée de N sous-ensembles (I_1, I_2, \dots, I_N) formant une partition et P un prédicat d'uniformité, alors :

1. $\bigcup_{i=1}^n I_i = I$;
2. $\forall (i,j), i \neq j, I_i \cap I_j = \emptyset$;
3. $\forall I_i, P(I_i) = \text{vrai}$;
4. $\forall (i,j), I_i$ spatialement adjacent à $I_j, P(I_i \bigcup I_j) = \text{faux}$.

De nombreux travaux ont été réalisés sur ce sujet, dans des domaines aussi variés que le domaine médical ou militaire. C'est toujours un sujet d'actualité et un problème qui reste ouvert. Ces dernières années sont ponctuées d'ouvrages de synthèse tels [Marr 1982] ou [Klette et Zamperoni 1994] où l'on trouve la description de nombreux algorithmes et [Cocquerez et Philipp 1995] qui présente l'avantage d'être en français.

Lors d'une étude sur une image, l'objectif est de rechercher une particularité dans l'ensemble de l'image ou dans une partie de l'image. C'est la "ROI" "*Region Of Interest*" des anglo-saxons. Pour une application particulière, il s'agit d'extraire les informations pertinentes.

Pour cette subdivision en régions distinctes homogènes, il est reconnu deux grandes approches, l'approche région et l'approche frontière. Ces deux approches sont duals car une région définit une ligne sur son contour et une ligne fermée définit une région intérieure. Nous précisons leurs caractéristiques.

Approche région

Dans l'approche région, c'est la similitude des points connexes qui est favorisée. Cela peut être vu comme une technique contextuelle. Les points connexes ayant des propriétés similaires (attributs) : intensité de gris, couleur, texture, vont être réunis dans le même ensemble. Cocquerez [Cocquerez et Philipp 1995] présente des attributs stochastiques, fractals, surfaciques, géométriques, etc. L'algorithme généralement utilisé procède par croissance de région [Monga et Wrobel 1987]. Cette technique consiste à regrouper des points voisins pour former des régions de plus en plus importantes. Aux quatre critères présentés au §.1.1.1, Monga ajoute un critère de qualité. Soit C une fonction caractérisant la qualité d'une segmentation et soit Q une fonction caractérisant la qualité locale d'une région R pour une partition S de l'image I (par exemple la variance des points de la région R) :

$$C(S) = C(Q(I_1), Q(I_2), \dots, Q(I_n)) \quad (1-1)$$

et il introduit la condition :

$$5. \quad C(S^*) \leq C(S), \forall S \in S_p(I)$$

c'est-à-dire parmi toutes les segmentations S possibles vérifiant les quatre conditions du §.1.1.1, cherchons S^* la segmentation qui optimise la fonction de qualité C (par exemple la variance moyenne). On voit ici apparaître la segmentation comme la solution d'un problème d'optimalité.

Le critère de qualité n'est souvent pas unique ; il faut généralement utiliser plusieurs propriétés d'homogénéité [Monga 1987], ce qui rend souvent ces méthodes coûteuses en temps de calcul.

Approche frontière

Cette approche, au contraire, est une technique non contextuelle qui ignore les relations pouvant exister entre les régions de l'image. Les pixels sont regroupés en fonction d'un attribut global.

Elle comprend les techniques de détection de contours, mais les contours obtenus ne conduisent pas toujours directement à la partition recherchée définie au §.1.1.1. En effet, les pixels contours mis en évidence pour une forme, généralement ne sont pas connexes. Il faut alors appliquer des algorithmes de fermeture de contours. Ce n'est qu'après fermeture des contours que les régions apparaissent, définies par l'intérieur des contours.

1.1.2. Segmentation - Techniques

Cette classification des techniques de segmentation en deux grandes approches est, en particulier, celle présentée par Cocquerez [Cocquerez et Philipp 1995]. La segmentation est un problème ouvert et sa complexité, sa diversité justifient de nombreuses techniques. Déjà en 1980, Haralick constatait, dans son état de l'art [Haralick et Shapiro 1985], une importante variété de techniques. Nikhil R. Pal et Sankar K. Pal identifient une centaine de techniques [Pal et Pal 1993]. Ils distinguent les techniques de seuillage, les classifications itératives de pixels, la segmentation basée sur la surface, la segmentation d'images couleurs, la détection de contours, les méthodes basées sur la théorie du flou (où les conditions du §.1.1.1 ne sont alors pas remplies).

Nous allons maintenant examiner quelques techniques comme : le seuillage, la croissance de régions, l'utilisation de "quadtree" et de descente pyramidale, la recherche de patrons, la détection de contours. Ces techniques ont toutes leur équivalent dans le domaine des contours actifs. Nous compléterons avec quelques méthodes qui nous ont paru être particulièrement intéressantes, sans chercher à être exhaustif.

1.1.2.1 Seuillage

Le seuillage est une technique simple, non contextuelle, globale, qui repose sur une mesure quantitative d'une grandeur. Il permet de classer les pixels en deux catégories, ceux dont la mesure est inférieure au seuil et ceux dont la mesure excède ou égale le seuil.

$$g(x, y) = \begin{cases} 0 & \text{si } f(x, y) < S \\ 1 & \text{si } f(x, y) \geq S \end{cases} \quad (1-2)$$

La transformation produit une image binaire. Les techniques de seuillage présentent de nombreuses variantes. Le seuillage peut être double, adaptatif, optimal. Il peut être basé sur la méthode de Otsu [Otsu 1979], sur l'entropie, les moments ou l'erreur minimum. Les ensembles flous peuvent être utilisés [Huang et Wang 1995].

1.1.2.2 Croissance de régions

La croissance de régions est une technique contextuelle ; elle prend en considération les attributs locaux des pixels. C'est une technique essentiellement ascendante.

Pour définir une région, on définit un germe dans la région d'intérêt. L'algorithme utilisera ce germe comme point de départ pour l'agrégation.

La croissance peut être guidée par différents critères [Bellet 1998]. Lorsque l'homogénéité guide la croissance, un pixel dont le niveau de gris est proche de celui de la région courante, est sélectionné. L'évaluation porte généralement sur une mesure de dispersion locale des niveaux de gris.

La croissance peut aussi être guidée par le centre de gravité de la région. Cela consiste à favoriser le pixel le plus proche du centre de gravité de la région. Cette technique présente un effet de bord intéressant puisque le centre de gravité se déplace avec la croissance puis sert à l'évaluation suivante. Ce critère n'est pas suffisant en lui-même car il crée une région circulaire. L'intérêt réside dans la combinaison de ce comportement avec d'autres.

La compacité peut guider cette croissance. Il s'agit de privilégier le pixel qui est le plus entouré par des points qui appartiennent déjà à la région. Ce critère a pour effet de combler les trous que présente la région lors de sa construction.

1.1.2.3 "Quadtree" et descente pyramidale

Dans ces techniques, on divise l'image par quatre à chaque fois. Trop de divisions amènent à travailler sur une image où les différences entre pixels ne sont plus significatives.

Le "quadtree" est une représentation de l'image exploitant la récursivité du pavage carré [Chassery et Montanvert 1991]. C'est une arborescence dont la racine est l'image tout entière et dont les nœuds possèdent quatre fils. Chaque fils est un quadrant du nœud précédent.

L'algorithme de division/fusion (*split and merge*) [Horowitz et Pavlidis 1974] divise l'image totale en zones de taille moyenne. Si la zone est homogène, rien n'est fait, sinon elle est subdivisée en quatre sous-régions jusqu'à l'obtention de régions homogènes. Enfin les zones contiguës correspondant à la même région sont regroupées.

La descente pyramidale peut tout aussi bien être utilisée lors d'une détection de contours ou de patrons. Elle permet l'analyse multi-échelle [ter Haar Romeny 1996] qui consiste à analyser l'image à plusieurs niveaux de résolution.

1.1.2.4 Recherche de patrons

La méthode tente de retrouver dans l'image ou dans la zone d'intérêt, une forme géométrique connue *a priori*. Connaissant exactement ou presque la forme de ce patron (*template*), on parcourt l'image en cherchant la correspondance la plus parfaite. Il s'agit donc de mesurer la similarité entre le motif et toute portion de l'image en tenant compte des transformations de translation, de rotation, de changement d'échelle. Une forte similarité indique une forte probabilité d'avoir trouvé le motif.

Il existe plusieurs possibilités de mesurer la similarité entre deux images. Par exemple Heush [Heusch 2002] teste la norme L1, la norme L2, la cross-corrélation normalisée et le ou « exclusif ». Il applique cette méthode à une recherche de visages dans une séquence vidéo.

1.1.2.5 Détection de contours

Un contour peut approximativement être défini comme une zone de l'image où l'intensité des pixels change brusquement. Cette discontinuité dans l'image est le passage d'un niveau de gris à un autre, de manière plus ou moins rapide, donnant lieu à des interprétations d'échelon, de rampe, de toit ou de ligne.

La détection de contours peut être précédée par une phase de réduction du bruit. Ce prétraitement risque, par contre, d'adoucir, voire de faire disparaître certains bords. La détection de contours peut aussi être précédée d'une phase de renforcement de contours. Ce prétraitement peut également accentuer le bruit et faire apparaître des artefacts inutiles. Dans notre travail, nous éviterons les prétraitements et nous travaillerons toujours sur l'image d'origine comme celle de la Figure 1.1.

Les développements théoriques sont étudiés dans le domaine continu puis discrétisés pour la programmation. Dans le domaine continu, les approches dérivatives sont les plus intuitives pour détecter les variations d'amplitude.



Figure 1.1 - Image tirée du jeu de 70 images.

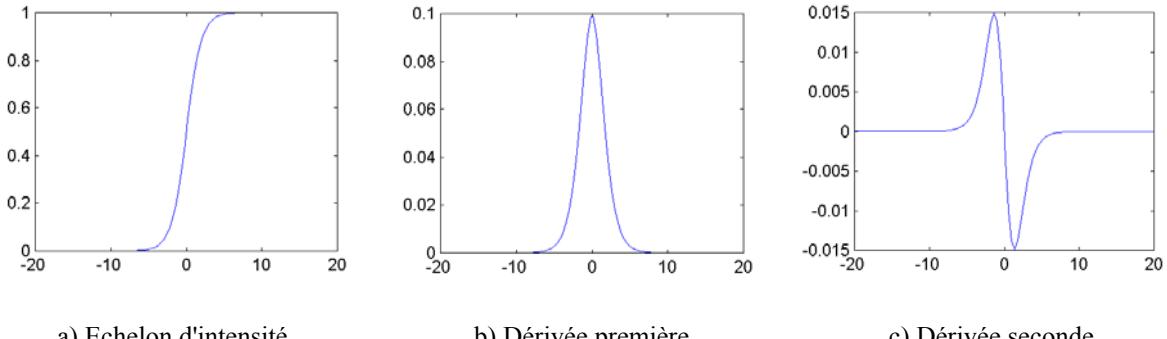


Figure 1.2 - Détection de contours (exemple mono-dimensionnel).

Une dérivation du premier ordre présentera un maximum pour le contour ; une dérivée seconde présentera un passage par zéro comme sur l'exemple du signal mono-dimensionnel présenté sur la Figure 1.2. L'identification d'une transition peut être obtenue par seuillage de la norme du gradient.

L'image numérique peut être considérée comme le résultat de l'échantillonnage d'une fonction scalaire $f(x, y)$ à support borné et dérivable en tout point. Le vecteur gradient est défini au point M de coordonnées (x, y) par :

$$\nabla f(x, y) = \begin{pmatrix} \frac{\partial}{\partial x}; \frac{\partial}{\partial y} \end{pmatrix} f(x, y) \quad (1-3)$$

Dans le cas du discret, les dérivées dans les directions horizontale et verticale au point de coordonnées (x, y) , sont approchées par des différences finies.

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial x} f(x, y) &= f_x(x, y) = f(x+1, y) - f(x, y) \\ \frac{\partial}{\partial y} f(x, y) &= f_y(x, y) = f(x, y+1) - f(x, y) \end{aligned} \quad (1-4)$$

Le calcul du gradient sur une image peut être obtenu par deux convolutions : l'une mettant en évidence les contours horizontaux, l'autre les contours verticaux.

$$\begin{aligned} f_x(x, y) &= \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 w_x(i, j) f(x-i, y-j) \\ f_y(x, y) &= \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 w_y(i, j) f(x-i, y-j) \end{aligned} \quad (1-5)$$

où w_x correspond au filtre de dérivation horizontale et w_y au filtre de dérivation verticale.

Le vecteur gradient est donc $\begin{bmatrix} f_x \\ f_y \end{bmatrix}$. Il est normal à la direction du contour, sa norme peut être calculée par $\|\nabla f(x, y)\| = \sqrt{f_x^2(x, y) + f_y^2(x, y)}$ et $\theta = \arctan \frac{f_x(x, y)}{f_y(x, y)}$ est sa phase.

D'autres opérateurs sont utilisés fréquemment :

- Prewitt qui estime un maximum du gradient en utilisant les masques de convolution suivants :

$$w_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \text{ et } w_y = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

- Sobel [Sobel 1978] qui estime aussi un maximum du gradient en favorisant les pixels proches de (x, y)

$$w_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \text{ et } w_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

- Kirsh propose huit filtres orientés dans 8 directions différentes, Canny [Canny 1986], Deriche [Deriche 1987], Shen, etc.

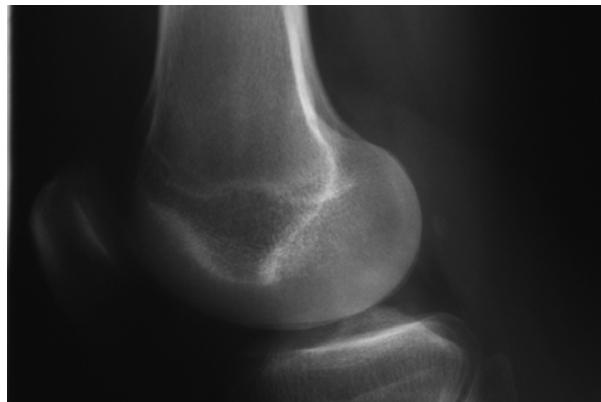


Figure 1.3 - Articulation fémoro-tibiale, image d'origine



Figure 1.4 - Articulation fémoro-tibiale, Sobel seuillé

Dans nos applications, nous utilisons généralement un filtre de Sobel [Sobel 1978]. La Figure 1.3 représente la partie de l'articulation fémoro-tibiale d'une image d'origine de la famille de la Figure 1.1 et la Figure 1.4 représente cette image ayant subi un traitement par un filtre de Sobel puis un seuillage.

1.1.2.6 Autres méthodes

La segmentation est un problème très vaste et les approches sont nombreuses. Très tôt, des méthodes hybrides apparaissent.

Haralick [Haralick 1980] propose une unification entre l'approche région et l'approche contour.

Falah [Falah *et al.* 1994] fusionne à l'aide de régions floues des régions précédemment segmentées.

Bi [Bi 1997] propose une segmentation d'images basée sur les statistiques des rangs des niveaux de gris. Il utilise la relation qui lie les positions spatiales et les rangs des niveaux de gris des pixels dans un voisinage. Cela lui permet de faire ressortir la structure locale de la distribution de niveaux de gris dans l'image. Cette nouvelle description de textures permet la mise en œuvre de la discrimination et la segmentation de textures.

Brouard [Brouard *et al.* 1997] présente un système hybride de segmentation non supervisée d'images par des Chaînes de Markov cachées (CMC). Sa méthode repose sur l'enchaînement d'un algorithme d'apprentissage hybride et d'un algorithme d'estimation de probabilité utilisant la programmation dynamique. L'algorithme de programmation dynamique effectue la segmentation en déterminant le meilleur chemin d'états suivi par la CMC pour générer l'image modélisée.

Benoit-Cattin [Benoit-Cattin *et al.* 1999] change radicalement l'approche. Il propose une nouvelle vision de la segmentation d'images basée sur un modèle fonctionnel. Ce modèle est constitué de blocs fonctionnels élémentaires (Mesures, Critère, Evolution et Modification) enchaînés au cours d'un processus itératif. Ce modèle facilite le choix, le développement et l'implantation du processus de segmentation.

Christophe Rosenberger [Rosenberger 1999] propose un système adaptatif de segmentation d'images afin de contribuer à résoudre le problème difficile de recherche d'une méthode générale et automatique. Il adapte les traitements au contexte local des images avec un minimum de connaissances *a priori*. Son système est composé de trois modules. Le premier analyse l'image à deux niveaux. Un niveau global qui détermine si l'image est composée principalement de régions plutôt homogènes ou texturées. Un niveau plus local distingue ces différentes zones. Cette analyse permet de choisir les traitements suivants les plus adaptés à l'image globale. Le deuxième module déclenche la

méthode de segmentation adaptée au contexte local de l'image. Le troisième module fusionne les résultats obtenus par les différentes méthodes.

1.1.3. Segmentation – Qualité

Il n'est pas aisé d'évaluer correctement les détecteurs de contours. Salotti propose une méthode basée sur l'expertise humaine [Salotti *et al.* 1996]. A la main, l'opérateur humain crée une carte des contours en trois étapes.

1. L'opérateur zoom l'image pour obtenir une fenêtre de $m \times n$ pixels.
2. L'opérateur marque les pixels du contour.
3. L'opérateur déplace la fenêtre pour suivre le contour.

Pour le deuxième point, Salotti, conscient de la difficulté de certains cas, propose quelques règles d'expertise. Il retient deux grands types de contour. Le premier type correspond à la frontière entre deux régions présentant une moyenne différente des niveaux de gris. Il marque le pixel dont la valeur de niveau de gris est la plus proche des deux moyennes. Le deuxième type de contour correspond à une ligne traversant une région. Il propose de marquer les pixels de chaque côté de la ligne. Il complète avec les gradients très progressifs et les éléments de texture fine. Enfin, il analyse les causes éventuelles d'erreurs. Le point faible de l'approche se trouve dans l'imperfection de la carte de référence, mais l'expertise humaine permet de travailler sur des images réelles.

1.1.4. Discussion

Les méthodes de segmentation présentées au §.1.1 de manière non exhaustive, présentent quelques inconvénients. L'approche contour, par exemple, nécessite souvent un algorithme de fermeture du contour. L'approche région est, quant à elle, généralement plus gourmande en calculs.

De nouvelles approches, regroupées sous le nom de modèles déformables, ont été proposées depuis 1987. Ces modèles déformables utilisent des connaissances *a priori* du contour. Ces connaissances peuvent être issues de bases d'apprentissage, de patrons ou des modes de déformation. Lorsque ces connaissances se bornent simplement à des propriétés de régularité et de continuité, on parle de contours actifs (surface active en 3D). Les contours actifs permettent d'obtenir un résultat, en partant d'un contour composé de points chaînés *a priori*. Ce sera l'atout majeur de cette méthode. Nous verrons que quasiment toutes les méthodes classiques présentées dans le chapitre 1.1 possèdent leur équivalent dans le domaine des contours actifs.

1.2. Contours actifs

Les contours actifs tirent leur origine des modèles élastiques [Burr 1981], mais la communauté s'accorde à les attribuer à l'équipe Kass, Witkin et Terzopoulos [Kass *et al.* 1987], [Kass *et al.* 1988] qui introduisirent les *snakes* ou courbes minimisantes. Les *snakes* tiennent leur nom de leur aptitude à se déformer comme des serpents. Depuis la publication de cette équipe, les modèles déformables sont devenus un sujet très important pour la communauté du traitement d'images. De très nombreuses équipes s'y sont intéressées de manière plus ou moins approfondie. Un état de l'art exhaustif sort du cadre de cette thèse ; nous renvoyons à des articles de synthèse comme : une vue d'ensemble des modèles déformables en analyse d'images médicales [McInerney et Terzopoulos 1996], une revue des méthodes de segmentation d'images médicales [Pham *et al.* 1999], une revue des surfaces déformables [Montagnat *et Delingette* 1995], le livre sur la vision active [Blake *et Yuille* 1992], une revue des modèles de patrons déformables [Jain *et al.* 1998], les contributions et applications des modèles déformables en vision par ordinateur [Bascle 1994].

Les domaines d'utilisation sont nombreux tant en 2D qu'en 3D tels : la reconnaissance de formes, la simulation, le suivi de scènes, la segmentation d'images. Dans ce chapitre, nous allons voir tout d'abord le principe des contours actifs en posant quelques définitions puis nous verrons quelques modèles. Mais tout d'abord quelques remarques sur les problèmes mal posés nous permettront de mieux appréhender le principe des contours actifs et lever quelques difficultés.

1.2.1. Problème mal posé

Les sciences, dans leur évolution, sont passées de la caractérisation des résultats d'un phénomène physique à la détermination des causes de ce phénomène. Les problèmes tels que la restauration d'images, la segmentation d'images, etc. sont des problèmes inverses et sont en général mal posés [Poggio *et al.* 1985].

Résoudre un problème, c'est chercher une « solution » z à partir de « données » ou de « conditions initiales » u .

$$z = Au \tag{1-6}$$

D'après Tikhonov [Tikhonov 1976], un problème consistant à chercher une solution z à partir des données initiales u tel que $z = Au$ est bien posé au sens de Hadamard si :

- il existe une solution z unique ;

- la solution dépend, de manière continue, des données ; elle est stable sur l'espace des données initiales.

$$\forall \varepsilon > 0, \exists \delta : d(u_1, u_2) < \delta \Rightarrow d(z_1, z_2) < \varepsilon \quad (1-7)$$

Un problème est mal posé si une petite variation des données entraîne une variation incontrôlable de la solution [Berger 2003].

Les problèmes directs en traitement d'images sont généralement bien posés. Les problèmes inverses associés – trouver u à partir de z – ne le sont généralement pas.

$$u = A^{-1}z \quad (1-8)$$

Pour retrouver le caractère bien posé d'un problème, il s'agira de restreindre la classe des solutions admissibles en introduisant des connaissances *a priori* sur les solutions. Les méthodes de régularisation standards utilisent un stabilisateur décrivant les contraintes physiques du problème.

Tikhonov propose une fonctionnelle régularisante générale :

$$P_u = \int \sum_{|m|=0}^p w_m(\mathbf{x}) \left(\frac{d^{|m|} u(\mathbf{x})}{d\mathbf{x}^m} \right) \quad (1-9)$$

avec u la fonction que l'on souhaite reconstruire et w_m des fonctions poids qui sont continues et positives. Il montre que résoudre le problème de l'équation 1-8, revient à résoudre le problème régularisé suivant :

$$\begin{cases} \text{trouver } u \text{ qui minimise} \\ \|Au - z\|^2 + \lambda \|P_u\|^2 \end{cases}$$

avec P_u les fonctions régularisantes et λ le paramètre de régularisation qui contrôle l'influence des termes de régularisation par rapport au terme d'attache aux données [Delmas 2000].

La régularisation est un problème important des contours actifs [Poggio *et al.* 1985]. Nous utiliserons une fonctionnelle simplifiée, tronquée aux deux premiers termes de la fonctionnelle générale de Tikhonov.

1.2.2. Définitions

Les contours actifs sont définis par une courbe continue, fermée ou non, à extrémités fixes ou non. Ils se déforment à partir d'une position d'initialisation située près de l'objet d'intérêt. Le modèle est soumis à des forces qui le déforment et le déplacent dans l'image. L'énergie du modèle comprend un terme d'énergie interne de régularisation ou de lissage qui correspond à la fonctionnelle de Tikhonov et un terme d'énergie externe ou d'adéquation aux données, auquel des contraintes en terme d'énergie peuvent être ajoutées.

Le contour est défini par une représentation paramétrique.

$$v : \Omega = [0,1] \rightarrow \mathbb{R}^2 \quad (1-10)$$

Soit \mathcal{C} une courbe déformable spatialement et temporellement [Delmas 2000]. Le domaine de définition de la courbe est normalisé à $[0,1]$ et le paramètre est l'abscisse curviligne. Avec s le paramètre de position spatiale le long de la courbe dans l'image et t l'évolution temporelle de la courbe dans l'image la courbe se représente comme sur la Figure 1.5.

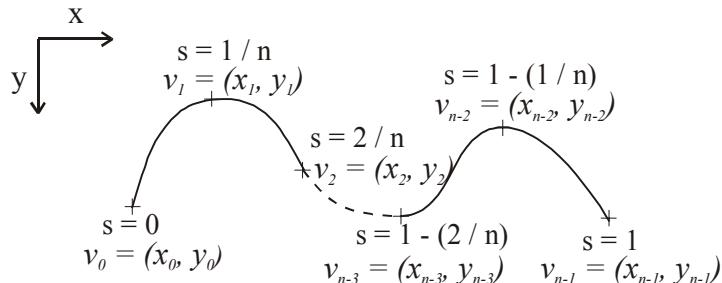


Figure 1.5 - Exemples de coordonnées cartésiennes et abscisses curvilignes d'un contour actif

Soient $v(s, t)$ la position d'un point de la courbe à un instant t et x, y les coordonnées cartésiennes d'un point de l'image.

$$v(s, t) = {}^t(x(s, t), y(s, t)) \quad \forall (s, t) \in [0, 1] \times [0, +\infty] \quad (1-11)$$

Nous venons de voir que les contours actifs permettent de résoudre un problème par minimisation d'une fonctionnelle d'énergie, mais c'est un problème mal posé [Berger 1991]. Nous allons, maintenant, examiner les différentes énergies en jeu.

1.2.3. Energies

La fonctionnelle d'énergie attachée au contour actif est composée de trois énergies.

$$\phi(v) : v \rightarrow E_{\text{interne}}(v) + E_{\text{externe}}(v) + E_{\text{contexte}}(v) \quad (1-12)$$

Nous allons préciser ces trois types d'énergies.

1.2.4. Energie interne

L'énergie interne gère la cohérence de la courbe. Elle maintient la cohésion des points et la raideur de la courbe. C'est le modèle physique type « plaque - membrane mince » qui est utilisé comme terme de régularisation, c'est-à-dire les deux premiers termes régularisant de Tikhonov.

$$E_{\text{interne}}(v) = \int_0^1 \left(\frac{\alpha}{2}(s) \|v'(s)\|^2 + \frac{\beta}{2}(s) \|v''(s)\|^2 \right) ds \quad (1-13)$$

Les termes v' et v'' sont les dérivées première et seconde de v par rapport à s .

Le terme du 1^{er} ordre correspond à la tension (comportement comme une membrane mince). Il prend une valeur importante quand la courbe se distend. Lorsque $\alpha = 0$ la courbe peut présenter des discontinuités. Nous parlerons donc d'énergie de continuité.

Le terme du 2^{ème} ordre correspond à la courbure (comportement comme une plaque mince). Il prend une valeur importante lorsque la courbe s'incurve rapidement c'est-à-dire pour l'obtention de coins. Lorsque $\beta = 0$, la courbe peut prendre une forte convexité, par contre lorsque β est grand, la courbe tendra vers un cercle si elle est fermée ou une droite si elle est ouverte.

1.2.5. Energie externe

L'énergie interne que nous venons d'analyser, gère la régularisation du contour actif. L'énergie externe correspond à l'adéquation aux données. Cette énergie externe prend en compte les caractéristiques de l'image. Rappelons ici que ce sont les contours

de formes qui sont recherchés donc les points de fort gradient ou des points ayant une propriété de position par rapport à une couleur donnée.

1.2.5.1 Gradient

Pour la recherche des zones de fort contraste dans l'image, est introduite la fonction :

$$E_{\text{externe}}(v) = - \int_0^1 \|\nabla I(v(s))\|^2 ds \quad (1-14)$$

où $\nabla I(v(s))$ représente le gradient de l'image I en $v(s)$.

Très souvent, c'est le gradient gaussien qui est utilisé :

$$E_{\text{externe}}(v) = - \int_0^1 \|\nabla(g_\sigma * I)(v(s))\|^2 ds \quad (1-15)$$

où g_σ est la gaussienne centrée d'écart type σ .

1.2.5.2 Intensité

Cette énergie, au contraire, permet de sélectionner les zones sombres ou claires selon le signe choisi.

$$E_{\text{intensité}} = \pm \int_0^1 (I(v(s)) - i_0)^2 ds \quad (1-16)$$

La valeur i_0 introduit ou non, un certain seuillage. On peut ainsi favoriser la position du contour dans une zone donnée.

1.2.5.3 "Gradient vector flow"

Cheniang Xu [Xu C. 2000] constatant la médiocrité de la qualité de la convergence de la courbe de contour actif vers le contour souhaité dans les zones à forte concavité, introduit un nouveau potentiel [Xu C. et Prince 1998a]. Il s'agit d'une nouvelle force externe qui traduit la diffusion isotropique d'un flux externe. Il définit le champ "Gradient Vector Flow", le « GVF » comme le champ de vecteurs :

$$\mathbf{V}(x, y) = {}^t [u(x, y) v(x, y)] \quad (1-17)$$

qui minimise la fonctionnelle d'énergie :

$$\varepsilon(u, v) = \varepsilon = \iint_I \mu \cdot (u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + \|\nabla(\|\nabla I\|)\|^2 \cdot \|\mathbf{V} - \nabla(\|\nabla I\|)\|^2 dx dy \quad (1-18)$$

Xu et Prince proposent une généralisation, le "Generalized Gradient Vector Flow", le « GGVF » [Xu C. et Prince 1998b].

Ce nouveau potentiel, d'un intérêt certain lorsque l'objet à segmenter est unique, peut poser problème dans le cas d'objets multiples dans des images réelles, la diffusion du gradient pouvant créer des interférences entre les zones d'influence des différents objets. Le temps de calcul de ce GVF peut aussi représenter un frein à cette méthode. Xu annonce, pour une image de 256 x 256 en 256 niveaux de gris, un temps de 2 s en Matlab. Delmas, [Delmas 2000] en le transposant sous Linux, trouve 0,2 s par itération.

1.2.6. Energie de contexte

L'énergie de contexte, parfois appelée énergie de contrainte, permet d'introduire des connaissances *a priori* sur ce que nous cherchons. Entre autres, nous plaçons, sous cette rubrique, l'énergie ballon introduite par Laurent D. Cohen [Cohen L.D. 1991]. Les *snakes*, de par leur discrétisation §.1.3.1, ont une tendance naturelle à se rétracter. La minimisation de l'énergie implique une minimisation de distance. La force ballon va tendre à gonfler le contour actif ou accélérer sa rétraction selon le signe de la force introduite. De plus, cette force va permettre de dépasser les contours présentant un faible gradient et ainsi de sortir du bruit pour atteindre une frontière plus fortement marquée. Il s'agit d'une force normale au contour en chaque point.

$$F_{\text{balloon}}(v(s)) = k\vec{n}(s) \quad (1-19)$$

où $\vec{n}(s)$ est un vecteur unitaire normal à la courbe en $v(s)$. L'intensité de l'énergie ballon est un scalaire généralement négatif (expansion du ballon) proportionnel à l'aire intérieure du contour. Elle devient :

$$E_{\text{ballon}}(v) = \pm \delta \iint_{\Omega} dx dy \quad (1-20)$$

C'est à partir de ces différentes énergies et de leur combinaison que l'on peut définir un problème dont la solution est le contour recherché. La mise en oeuvre d'une telle approche a donné lieu à de nombreuses implantations.

1.3. Implémentations classiques

A partir de cette approche théorique, trois implémentations principales peuvent être recensées : l'approche variationnelle classique — peut-être la plus développée et la plus déclinée — introduite par Kass [Kass *et al.* 1987], la méthode par programmation dynamique introduite par Amini [Amini *et al.* 1988], l'utilisation de l'algorithme glouton ou algorithme *greedy*, proposé par Williams et Shah [Williams *et Shah* 1992] qui est l'implémentation que nous avons privilégiée.

Avant d'examiner ces différentes approches, nous allons préciser comment les différences finies permettent de résoudre informatiquement le problème de l'implémentation de notions définies dans un espace réel.

1.3.1. Différences finies

Les dérivées d'une fonction par rapport à une variable peuvent être approximées par des différences finies ou des éléments finis. Laurent David Cohen et Isaac Cohen [Cohen L.D. *et Cohen I.* 1990-91-92-93] ont montré que la recherche de solutions dans un espace de Sobolev était équivalente à celle dans un espace des fonctions polynomiales de dimension finie. Ils obtiennent, avec des éléments finis, des calculs similaires aux calculs utilisant les différences finies. Selon Laurent David Cohen, la méthode par éléments finis est moins coûteuse et plus stable. Nous n'utiliserons, dans cette thèse, que les différences finies.

Continuité

Un point quelconque de la courbe est représenté par :

$$v(s_i) = v_i = {}^t(x_i, y_i) \quad (1-21)$$

La dérivée première des coordonnées par rapport au paramètre s peut être approximée par différences finies et le carré de la norme du vecteur des dérivés premières devient :

$$\|v'_i(s)\|^2 = \left\| \frac{dv_i}{ds} \right\|^2 \quad (1-22)$$

L'énergie de continuité est alors liée à :

$$\|v_i - v_{i-1}\|^2 = (x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2 \quad (1-23)$$

Courbure

La dérivée seconde s'approxime par :

$$\|v''_i(s)\|^2 = \left\| \frac{d^2 v_i}{ds^2} \right\|^2 \quad (1-24)$$

L'énergie de courbure dépend alors de :

$$\|v_{i-1} - 2v_i + v_{i+1}\|^2 = (x_{i-1} - 2x_i + x_{i+1})^2 + (y_{i-1} - 2y_i + y_{i+1})^2 \quad (1-25)$$

En fonction de la situation géométrique du contour, le choix de la méthode de mesure de la courbure n'est pas évident. Ainsi Williams et Shah [Williams et Shah 1992] proposent un comparatif entre $\left(\frac{d\theta}{ds} \right)^2$, où θ est l'angle entre l'axe des abscisses et le vecteur tangent à la courbe, et quatre approximations différentes de la courbure k^2 avec $k = \frac{|x'y'' - x''y'|}{(x'^2 + y'^2)^{\frac{3}{2}}}, |v_{ss}|^2, |\vec{u}_i - \vec{u}_{i+1}|^2, \left\| \frac{\vec{u}_i}{\|\vec{u}_i\|} - \frac{\vec{u}_{i+1}}{\|\vec{u}_{i+1}\|} \right\|^2$ et avec $\vec{u}_i = {}^t(x_i - x_{i-1}, y_i - y_{i-1})$ et $\vec{u}_{i+1} = {}^t(x_{i+1} - x_i, y_{i+1} - y_i)$. Ils examinent la variation en fonction des voisins dans cinq directions.

Nous utiliserons la dernière méthode pour le calcul de la courbure dans le chapitre §.1.4. Pour des points régulièrement espacés, on mesure l'angle $\Delta\theta$ entre les deux vecteurs par une de ses valeurs géométriques.

$$\Delta\theta = \left\| \frac{\vec{u}_i}{\|\vec{u}_i\|} - \frac{\vec{u}_{i+1}}{\|\vec{u}_{i+1}\|} \right\|^2 \quad (1-26)$$

Evidemment le pas a ici été supposé égal à 1 mais sa valeur h devrait être aussi petite que possible. Un facteur h apparaît alors dans les formules déduites.

1.3.2. Approche variationnelle

Dans la méthode des contours actifs, il s'agit de minimiser une fonctionnelle d'énergie (équation 1-12), composée d'une énergie interne, d'une énergie externe, éventuellement d'une énergie de contexte.

Comme nous l'avons déjà précisé, la recherche du contour est limitée au cas d'une courbe plane [Cohen L.D. 1990].

$$v : \Omega = [0,1] \rightarrow \mathbb{R}^2 \quad (1-27)$$

$$s \mapsto v(s) = (x(s), y(s)) \quad (1-28)$$

On définit un modèle déformable comme un espace de déformations admissibles Ad . Nous voulons minimiser l'énergie E .

$$E : Ad \rightarrow \mathbb{R} \quad (1-29)$$

$$v \mapsto E(v) = \int_{\Omega} \alpha |v'(s)|^2 + \beta |v''(s)|^2 + P(v(s)) ds \quad (1-30)$$

Un minimum vérifie les équations d'Euler

$$\begin{cases} -(\alpha v')' + (\beta v'')'' + \nabla P(v) = 0 \\ v(0), v'(0), v(1), v'(1) \text{ donnés} \end{cases} \quad (1-31)$$

La courbe subit, par exemple, deux types de forces.

- Des forces intérieures qui imposent une certaine régularité. Le coefficient α impose l'élasticité et le coefficient β impose la rigidité de la courbe.
- Une force extérieure - Force d'image (terme de potentiel) [Cohen L.D. 1989] qui pousse la courbe vers les zones qui correspondent aux attributs recherchés. Elle est définie par un potentiel de forme :

$$P(v) = -\|\nabla I(v)\|^2 \quad (1-32)$$

où I est l'image. La courbe est attirée par le minimum local du potentiel, c'est-à-dire les maxima locaux du gradient, donc des contours.

- D'autres forces, définies par l'utilisateur, peuvent être ajoutées.

Cette équation peut avoir plusieurs solutions puisque l'énergie peut avoir plusieurs minima locaux. La solution que l'on cherche est localisée dans une région donnée et on suppose posséder une valeur approchée de la solution v^0 .

On résout alors l'équation (1-31) en lui ajoutant un terme d'évolution $\frac{\partial v}{\partial t}$ pour former

$$\frac{\partial v}{\partial t} - \frac{\partial}{\partial s} \left(\alpha \frac{\partial v}{\partial s} \right) + \frac{\partial^2}{\partial s^2} \left(\beta \frac{\partial^2 v}{\partial s^2} \right) = f_1(v) + f_2(v) \quad (1-33)$$

où f_1 dérive de l'image pour attirer la courbe vers les contours et f_2 est une force interne qui simule une force de pression [Cohen L.D. 1990]. L'équation (1-33) est une équation parabolique de la chaleur.

Nous considérons l'équation d'évolution :

$$\gamma \frac{\partial v}{\partial t} - (\alpha v')' + (\beta v'')'' = \frac{\partial \|\nabla I\|^2}{\partial v} \quad (1-34)$$

La solution de l'équation (1-34), quand v se stabilise, est la solution du problème statique. Le coefficient γ est un coefficient d'amortissement (de viscosité).

Après avoir discrétisé la courbe avec un pas h du paramètre s , les dérivées figurant dans (1-31) sont remplacées par des différences finies.

Si $\mathbf{F}(v) = (\mathbf{F}_1(v), \mathbf{F}_2(v)) = -\nabla P(v) + \dots$ est la somme des forces d'images et des forces externes, l'équation $-(\alpha v')' + (\beta v'')'' = -\mathbf{F}(v)$ peut se discréteriser.

$$\begin{aligned} & \frac{1}{h} (a_i(v_i - v_{i-1}) - a_{i+1}(v_{i+1} - v_i)) + \frac{b_{i-1}}{h^2} (v_{i-2} - 2v_{i-1} + v_i) \\ & - 2 \frac{b_i}{h^2} (v_{i-1} - 2v_i + v_{i+1}) + \frac{b_{i+1}}{h^2} (v_{i+2} - 2v_{i+1} + v_i) - (\mathbf{F}_1(v_i), \mathbf{F}_2(v_i)) = 0 \end{aligned} \quad (1-35)$$

$$\text{où } v_i = v(ih), \quad a_i = \frac{\alpha(ih)}{h}, \quad b_i = \frac{\beta(ih)}{h^2}.$$

Ce système peut s'écrire

$$\mathbf{A}\mathbf{V} = \mathbf{F} \quad (1-36)$$

où \mathbf{A} est une matrice "presque" pentadiagonale, \mathbf{V} représente les vecteurs de positions v_i et \mathbf{F} les forces $F(v_i)$ en ces points. \mathbf{V} et \mathbf{F} sont des matrices 2 colonnes, la première pour les composantes en x et la seconde pour y .

Le terme d'évolution est aussi remplacé par des différences finies, la discréterisation s'effectuant dans le domaine temporel. L'équation (1-34) au point d'indice i devient :

$$\begin{aligned}
 & \gamma(v_i(t) - v_i(t-1)) + \frac{1}{h^2} (\alpha_i(v_i(t) - v_{i-1}(t)) - \alpha_{i+1}(v_{i+1}(t) - v_i)) + \\
 & \frac{1}{h^4} (\beta_{i-1}(v_{i-2}(t) - 2v_{i-1}(t) + v_i(t)) - 2\beta_i(v_{i-1}(t) - 2v_i(t) + v_{i+1}(t)) \\
 & + \beta_{i+1}(v_i(t) - 2v_{i+1}(t) + v_{i+2}(t))) = \frac{\partial \|\nabla I\|^2}{\partial v}
 \end{aligned} \tag{1-37}$$

Ce qui peut s'écrire :

$$V(t) = (A + \gamma I)^{-1}(\gamma V(t-1)) - \frac{\partial f}{\partial v}(V(t-1)) \quad V(t) = (A + \gamma I)^{-1}(\gamma V(t-1)) - \frac{\partial f(V(t-1))}{\partial v} \tag{1-38}$$

où $f(v) = -\|\nabla I(v)\|$.

En prenant $\alpha_i = \alpha$ et $\beta_i = \beta$ constants et $h=1$, A , est une matrice circulante symétrique de taille $N \times N$. Elle n'est pas toujours réellement pentadiagonale en raison des diverses conditions aux limites adoptées. Berger présente les différents cas [Berger 1991] à extrémités fixes, à extrémités libres et dans le cas d'un modèle fermé, elle se présente sous la forme :

$$\left[\begin{array}{cccccccc}
 2\alpha + 6\beta & -\alpha - 4\beta & \beta & 0 & \dots & 0 & \beta & -\alpha - 4\beta \\
 -\alpha - 4\beta & 2\alpha + 6\beta & -\alpha - 4\beta & \beta & \dots & \dots & 0 & \beta \\
 \beta & -\alpha - 4\beta & 2\alpha + 6\beta & -\alpha - 4\beta & \dots & \dots & \dots & 0 \\
 0 & \beta & -\alpha - 4\beta & 2\alpha + 6\beta & \dots & \dots & 0 & \dots \\
 \dots & \dots & \dots & -\alpha - 4\beta & \dots & \dots & \beta & 0 \\
 0 & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & -\alpha - 4\beta & \beta \\
 \beta & 0 & \dots & \dots & \dots & -\alpha - 4\beta & 2\alpha + 6\beta & -\alpha - 4\beta \\
 -\alpha - 4\beta & \beta & 0 & \dots & 0 & \beta & -\alpha - 4\beta & 2\alpha + 6\beta
 \end{array} \right] \tag{1-39}$$

Cette implémentation est la plus courante. Elle est la plus utilisée et la plus déclinée. Elle nécessite pour atteindre la solution, à chaque itération, l'inversion de la matrice, ainsi que le réglage du coefficient d'évolution γ .

1.3.3. Programmation dynamique

La programmation dynamique est une méthode classique de résolution de problème d'optimisation. Son application aux contours actifs est due à Amini, Weymouth et Jain [Amini *et al.* 1988]. Cette approche peut être une alternative intéressante au calcul variationnel. Amini considère l'équation classique :

$$E_{\text{tot}} = \int_0^1 E_{\text{ext}}(v(s)) + \frac{1}{2} (\alpha(s)|v_s(s)|^2 + \beta(s)|v_{ss}(s)|^2) ds = \int_0^1 E_{\text{ext}} + E_{\text{int}} \quad (1-40)$$

En représentant la fonction à intégrer par $F(s, v_s, v_{ss})$, la solution d'Euler Lagrange donne :

$$F_v - \frac{\partial}{\partial s} F_{v_s} + \frac{\partial^2}{\partial s^2} F_{v_{ss}} = 0 \quad (1-41)$$

En discrétilisant avec :

$$E_{\text{int}}(v_i) = (\alpha_i |v_i - v_{i-1}|^2 + \beta_i |v_{i+1} - 2v_i + v_{i-1}|^2)/2 \quad (1-42)$$

on convient :

$$E_{\text{tot}} = \sum_{i=0}^{n-1} E_{\text{int}}(v_i) + E_{\text{ext}}(v_i) \quad (1-43)$$

Cette somme peut être vue comme un processus discret de décisions à plusieurs niveaux. En partant d'un premier point du contour, il est possible de traiter le problème global de minimisation comme un problème de minimisation qui, pour chaque ensemble fini d'étapes $(i_0, i_1, \dots, i_{n-1})$, prend une décision parmi un ensemble fini de solutions possibles.

Le terme d'énergie interne est composé du terme du premier degré et du terme du second degré. Après la discrétilisation, cette énergie interne met en jeu un élément du contour, son prédécesseur et son successeur. Il est possible de l'exprimer :

$$E_{\text{total}}(v_1, v_2, \dots, v_n) = E_1(v_1, v_2, v_3) + E_2(v_2, v_3, v_4) + \dots + E_{n-2}(v_{n-2}, v_{n-1}, v_n) \quad (1-44)$$

où

$$E_{i-1}(v_{i-1}, v_i, v_{i+1}) = E_{\text{ext}}(v_i) + E_{\text{int}}(v_{i-1}, v_i, v_{i+1}) \quad (1-45)$$

On se ramène donc à un problème d'optimisation d'une fonction numérique de plusieurs variables. Les variables seront ici les positions des différents points du *snake*. La formulation standard sous forme récurrente de la programmation dynamique peut s'écrire :

$$S_i(v_{i+1}, v_i) = \min_{v_{i-1}} \{ S_{i-1}(v_i, v_{i-1}) + \alpha |v_i - v_{i-1}|^2 + \beta |v_{i+1} - 2v_i + v_{i-1}|^2 + E_{\text{ext}}(v_i) \} \quad (1-46)$$

Chaque itération donne un contour optimal. La convergence de la minimisation de l'énergie est garantie, mais la complexité est élevée. Pour un voisinage de taille m , et un contour de n points, la complexité est de $O(nm^3)$, la taille de la mémoire nécessaire est $O(nm^2)$. La procédure est, par contre, parallélisable. Cette implémentation, d'autre part, autorise l'introduction de différentes contraintes comme l'énergie ballon ou d'autres énergies.

1.3.4. Algorithme "greedy"

L'utilisation de l'algorithme *greedy* pour minimiser l'énergie d'un contour actif, comme l'ont proposé Williams et Shah [Williams et Shah 1992], est devenue une alternative assez fréquente à l'approche variationnelle. Williams et Shah, de manière classique et comme Kass 1.3.2 et Amini 1.3.3, discrétilisent l'expression :

$$E_{tot} = \int_0^1 E_{ext}(v(s)) + \frac{1}{2} (\alpha(s)|v'(s)|^2 + \beta(s)|v''(s)|^2) ds \quad (1-47)$$

par différences finies et utilisent pour la continuité (comme en (1-23)) :

$$\left\| \frac{dv_i}{ds} \right\|^2 = \|v_i - v_{i-1}\|^2 = (x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2 \quad (1-48)$$

et pour la courbure (comme en (1-25)) :

$$\left\| \frac{d^2v_i}{ds^2} \right\|^2 = \|v_{i-1} - 2v_i + v_{i+1}\|^2 = (x_{i-1} - 2x_i + x_{i+1})^2 + (y_{i-1} - 2y_i + y_{i+1})^2 \quad (1-49)$$

Il est à remarquer que ces deux expressions supposent deux hypothèses. La première est que les points soient placés, le long de la courbe, à une distance unité les uns des autres. Si les points sont équi-répartis, alors l'équation (1-48) doit être divisée par d^2 et l'équation (1-49) par d^4 . Dans le cas contraire, la continuité est incorrecte d'un facteur d_i^2 , où d_i correspond à la distance entre les points i et $i-1$. Cela impliquera une valeur supérieure de la continuité, de même pour la courbure. La seconde hypothèse suppose que le paramètre soit une longueur d'arc, pour que la courbure soit donnée par $\|v_{ss}\|$.

L'algorithme du *greedy*, comme la programmation dynamique autorise l'introduction d'autres contraintes. Il est plus rapide que la méthode précédente puisqu'il est,

à chaque itération en $O(nm)$ au lieu de $O(nm^3)$ pour un contour comportant n points et un voisinage de taille m .

L'expression à minimiser, sans ajout de contraintes particulières, est :

$$E_{\text{tot}} = \int (\alpha(s)E_{\text{cont}} + \beta(s)E_{\text{cour}} + \gamma(s)E_{\text{image}}) \quad (1-50)$$

L'algorithme est itératif comme celui de Kass et d'Amini. On examine, à chaque itération, le voisinage de chaque point. On choisit le point du voisinage qui donne la plus faible valeur de l'énergie totale (Annexe - 1).

Après discrétisation (équation (1-48) et équation (1-49)), la minimisation de la distance entre les points implique une rétraction naturelle du contour. Williams et Shah [Williams et Shah 1992] proposent une variante qui évite cette rétraction trop importante. Ils utilisent la différence de distance entre les deux points, $\|v_i - v_{i-1}\|$, par rapport à la distance moyenne des points du contour \bar{d} .

$$E_{\text{cont}} = \bar{d} - \|v_i - v_{i-1}\| \quad (1-51)$$

Les différents membres de l'expression sont normalisés avant minimisation. Les grandeurs utilisées sont le maximum, le maximum moins le minimum et le maximum moins le minimum avec saturation. L'énergie de continuité et l'énergie de courbure sont normalisées par division par la valeur du maximum dans le voisinage, donnant ainsi une valeur appartenant à l'intervalle $[0,1]$. La valeur de l'énergie externe - ou d'image - (*val*) est normalisée, sur le voisinage, par $(\min - \text{val}) / (\max - \min)$. Afin d'éviter de trop grandes variations dans des zones relativement homogènes, c'est-à-dire avec une faible variation du gradient, si $(\max - \min) < 5$ alors le *min* sera mis à cinq. A chaque itération, une étape de calcul de courbure est effectuée. Lorsque la courbure devient supérieure à un seuil alors le coefficient β est mis à zéro, autorisant ainsi la présence de coins. L'algorithme est présenté dans l'Annexe - 1.

Une variante, permettant de rendre l'algorithme encore plus rapide, est proposée par Lam et Yan [Lam et Yan 1994]. Il s'agit, par exemple, pour un voisinage de 3 x 3 pixels sur les 8 voisins, de n'en examiner que quatre. Si l'un de ces quatre améliore l'énergie totale, alors il n'est pas nécessaire d'aller plus loin. Sinon, les quatre qui restent sont examinés. Cela augmente le nombre d'itérations pour atteindre la convergence mais décroît le temps de calcul de chaque itération.

Ce processus est à rapprocher de ce que nous proposerons au §.2.6.

1.4. Implémentation originale par algorithme génétique

Nous venons de voir les trois principales implémentations actuelles des contours actifs. L'objectif de toutes ces méthodes est d'obtenir un optimum de la fonctionnelle définie en 1-12. La difficulté est de définir une méthode qui, en un temps raisonnable, fournit une solution de qualité. La plupart des méthodes se trouvent piégées par des optimums locaux. Nous avons donc décidé de tester une méthode d'optimisation reconnue qui permet d'allier la puissance exploratoire des algorithmes génétiques et l'approche énergétique des contours actifs. De l'approche contour actif (*snake*), nous conservons l'énergie interne qui assure la cohésion du contour et l'énergie externe comme l'intensité et le gradient de l'image. De plus, nous utilisons une approche « *coarse to fine* » lors de la recherche du contour. On peut appliquer à l'image un gradient gaussien variable de moins en moins marqué au cours du processus. L'algorithme génétique est utilisé pour optimiser une population de *snakes*. Il va chercher un *snake* optimal parmi des *snakes*. Il s'agit bien d'un contour actif mais il n'évolue pas exactement comme dans les autres implémentations bien que la théorie sous-jacente soit la même. Les résultats sont présentés sur des images de synthèse des images naturelles et des radiographies de l'articulation fémoro-tibiale.

Si la méthode que nous présentons est globalement originale, les algorithmes génétiques ont déjà été utilisés dans le domaine des contours actifs. En particulier, nous pouvons mentionner les travaux de Ballerini qui a développé les « *Genetic Snakes* » [Ballerini 1999]. La méthode utilise une procédure de minimisation d'énergie basée sur les algorithmes génétiques. Elle utilise une version modifiée de l'énergie d'image qui prend en compte à la fois l'amplitude et la direction du gradient ainsi que le laplacien gaussien. L'algorithme génétique explore une population de points. On peut noter que dans cette application, l'optimisation s'effectue sur une région d'intérêt et non sur l'image complète. L'initialisation s'effectue aléatoirement dans cette région d'intérêt et les solutions appartiennent toutes à cette région. Cette méthode est appliquée à l'étude des vaisseaux sanguins de la rétine.

Une autre étude [Ballerini *et* Bocchio 2002], avec une approche orientée texture associée aux contours actifs et une optimisation par algorithme génétique, est appliquée à la segmentation du foie. La partie optimisation génétique est, dans les deux cas, peu explicitée par les auteurs.

Après avoir présenté la technique des algorithmes génétiques, nous ferons état de nos choix parmi les variantes des algorithmes génétiques. Enfin nous verrons les résultats obtenus avec cette nouvelle implémentation.

1.4.1. Contour actif de base

A la base de notre implémentation se trouve la théorie des contours actifs. Elle est inspirée de l'algorithme *greedy* car chaque point est évalué indépendamment avec des paramètres globaux.

A partir de l'équation 1-12, nous rappelons ici l'équation finale à minimiser :

$$E_{\text{snake}} = \int_0^1 E_{\text{interne}}[v(s)]ds + \int_0^1 E_{\text{externe}}[v(s)]ds \quad (1-52)$$

C'est-à-dire :

$$E(v) = \alpha \cdot E_{\text{continuité}}(v) + \beta \cdot E_{\text{courbure}}(v) + \gamma \cdot E_{\text{gradient}}(v) + \delta \cdot E_{\text{intensité}}(v) \quad (1-53)$$

L'énergie de continuité maintient la cohésion des points. Elle tend à uniformiser la distance entre les points du *snake*. L'énergie de courbure gère la raideur de la courbe.

L'énergie externe est aussi composée de deux termes. L'un est lié au gradient de l'image, l'autre est sensible à l'intensité de l'image comme on peut le voir sur la Figure 1.6 où l'objet est caractérisé par des pixels plus foncés que le fond.

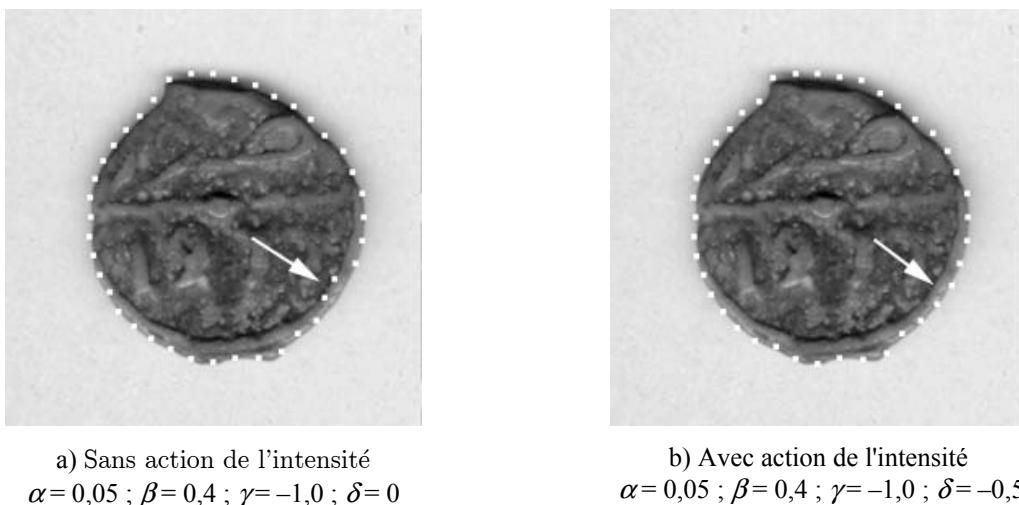


Figure 1.6 - Influence de l'énergie d'intensité sur le contour actif

Le gradient est calculé par un pseudo gradient de Sobel. Le plus souvent, on applique un flou gaussien (Figure 1.7) à l'image avant d'en calculer le gradient.

Pour appliquer un flou gaussien à une image, il suffit de convoluer l'image avec une gaussienne à deux dimensions. Ainsi, une approche « *coarse to fine* » est utilisée. Avec N la taille du masque de convolution, au départ, $N = N_1$ est élevé. Ainsi, la capture est facilitée. Au bout d'un certain nombre d'itérations, lorsque l'algorithme a suffisamment convergé, le gradient est recalculé avec un $N_2 < N_1$. Une phase finale permet d'ajuster le résultatat au contour réel en recalculant le gradient sans flou gaussien.

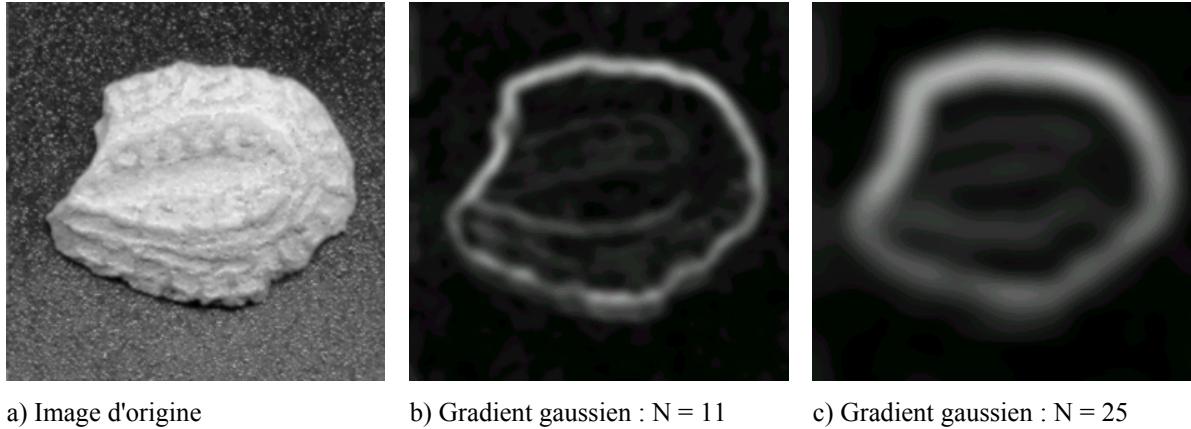


Figure 1.7 - Le gradient gaussien

La méthode que nous proposons ne nécessite aucune connaissance structurelle *a priori* de l'image. L'initialisation est totalement aléatoire. Cette méthode n'utilise pas la notion de voisinage. Il s'agit de chercher, parmi des *snakes*, un *snake* optimal. Ce problème d'optimisation est traité par un algorithme génétique. Après avoir présenté le principe général d'un algorithme génétique, nous présenterons notre méthode.

1.4.2. Algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques ont été développés en premier par John Holland à l'université du Michigan [Holland 1975]. De même que les approches s'inspirant du comportement des fourmis ou que les réseaux de neurones, ils font partie des approches biomimétiques. Ils constituent une méthode d'optimisation évolutionnaire qui copie la sélection naturelle [De Jong 1975].

1.4.2.1 Généralités

Le principe des algorithmes génétiques est de coder chaque solution potentielle d'un problème par un « chromosome ». L'ensemble des chromosomes ou « individus »

forme alors la « population » qui va être amenée à évoluer au cours du temps. Une « génération » est l'état de la population à un instant t .

La population évolue au cours des générations en suivant des lois de sélection, de croisement et de mutation. En informatique, on parle d'opérateur génétique. Dans l'algorithme génétique de base, il existe trois opérateurs dont les rôles sont représentés sur la Figure 1.8.

L'opérateur de sélection donne plus de chance aux « bons » individus de participer à la génération suivante en fonction d'un certain critère, la *fitness*.

Le croisement mélange des chromosomes dans le but d'obtenir éventuellement de meilleurs individus.

La mutation effectue une modification des gènes des chromosomes des enfants.

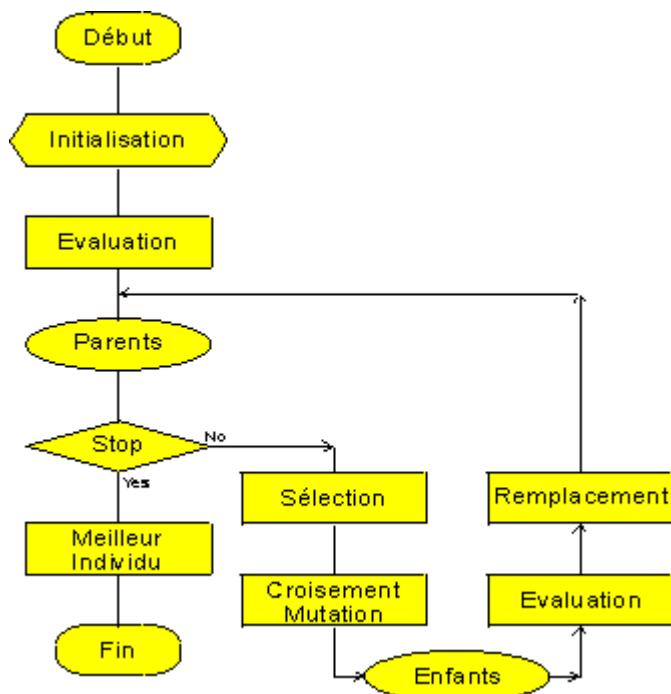


Figure 1.8 - Principe de base d'un algorithme génétique

En fonction du problème à résoudre, à chaque individu est associé un « degré d'adaptation à son environnement ». C'est la *fitness*. Après croisements et mutations, une nouvelle génération est construite en conservant les individus de la population précédente ayant une propriété de *fitness* particulière ; cela permet la convergence vers une solution optimale [Gaspar 2000].

1.4.2.2 Théorème fondamental

Dans un algorithme génétique traditionnel, la solution potentielle est représentée par l'individu. Le chromosome est représenté par une chaîne de « gènes » (de bits) appelée « génome ». Pour un individu donné, on distingue son « génotype », c'est-à-dire sa représentation interne (par exemple : 1001), de son « phénotype », c'est-à-dire sa représentation physique - ce qu'il représente - (ici 9 est la représentation physique du génotype de l'exemple précédent, si le génome code un entier).

Chaque bit du génome est appelé *gène* et une position à l'intérieur du génome est un *locus*. Deux valeurs concurrentes pour un locus donné sont appelées *allèles*.

Le « théorème fondamental » des algorithmes génétiques est basé sur la notion de *schémas*. Un schéma peut être vu comme une région de l'espace de recherche. Un schéma h est défini de la manière suivante :

$h \in \{0,1,*\}^l$ si l est la longueur d'un chromosome. Le symbole * remplace 0 ou 1. Ainsi, si $h = 11***0$, alors les chaînes 111010, 110000, 110110, etc. contiennent le schéma h . L'*ordre* d'un schéma est le nombre de bits fixés dans celui-ci (ici, $o(h) = 3$). Sa *longueur de définition* est la distance maximale entre deux bits fixés (ici, $\delta(h) = 6 - 1 = 5$).

On note $m(h,t)$ le nombre de représentants du schéma h dans la population à l'instant t , et on appelle *fitness* d'un schéma la moyenne des *fitness* de tous ses représentants.

Le théorème fondamental s'énonce de manière incrémentale en considérant les opérateurs génétiques les uns après les autres.

1. Sélection seule

Pour un chromosome s qui appartient à la population $P(t)$ à l'instant t , la probabilité d'être sélectionné est $\frac{f(s)}{\sum_{s' \in P(t)} f(s')}$, où $f(s)$ est la *fitness* du chromosome s . Si on

effectue n tirages dans $P(t)$, le nombre moyen de sélections de s est $n \times \frac{f(s)}{\sum_{s' \in P(t)} f(s')} = \frac{f(s)}{\bar{f}}$.

Théorème fondamental (sélection) : Les schémas favorisés sont ceux qui possèdent une *fitness* au-dessus de la moyenne.

$$m(h, t+1) = m(h, t) \frac{f(h)}{\bar{f}} \quad (1-54)$$

2. Sélection + croisement

Pour un schéma h , la probabilité de destruction de h après croisement est la probabilité de séparer deux bits de h , c'est-à-dire $\frac{\delta(h)}{l-1}$. La probabilité de croisement est généralement égale à 1 et sera notée p_{cross} .

Théorème fondamental (sélection + croisement) : Les schémas favorisés sont ceux qui ont une *fitness* au-dessus de la moyenne et une longueur de définition faible.

$$m(h, t+1) \geq m(h, t) \frac{f(h)}{\bar{f}} \underbrace{\left[1 - p_{cross} \frac{\delta(h)}{l-1} \right]}_{P(h \text{ survive au croisement})} \quad (1-55)$$

3. Sélection + croisement + mutation

Pour un schéma h , la probabilité de conservation de h après mutation est la probabilité de ne modifier aucun bit de h , c'est-à-dire $(1 - p_{mut})^{o(h)} \approx 1 - o(h) \times p_{mut}$, où p_{mut} est la probabilité de mutation (ou taux de mutation).

Théorème fondamental : Les schémas favorisés possèdent une *fitness* au-dessus de la moyenne, sont compacts ($\delta(h)$ faible), sont courts ($o(h)$ faible). On nomme ce type de schéma des « *briques élémentaires* ».

$$m(h, t+1) \geq m(h, t) \frac{f(h)}{\bar{f}} \underbrace{\left[1 - p_{cross} \frac{\delta(h)}{l-1} - p_{mut} o(h) \right]}_{P(h \text{ survive au croisement et à la mutation})} \quad (1-56)$$

Remarque : ce théorème ne démontre rien quant à l'optimalité de la solution trouvée.

1.4.2.3 Choix des opérateurs

Sélection

L'opérateur de sélection recopie le chromosome dans la nouvelle population en fonction de sa *fitness* ; par exemple on donne plus de chance aux « bons » individus de participer à la génération suivante. Il s'agit d'attribuer à chaque individu, c'est-à-dire à chaque chromosome x_i^t (x_i^t est le $i^{\text{ème}}$ chromosome de la génération t), une probabilité de sélection $p_s(x_i^t)$.

Le mode de sélection le plus courant est celui de la roue biaisée. Cette méthode est peu efficace et certains y préfèrent une sélection par les rangs.

Nous prendrons une méthode moins élitiste que la roulette et plus simple que les rangs, le K-tournoi. Il s'agit de choisir n fois k individus dans la population (de manière aléatoire et uniforme) et de recopier le meilleur des k individus dans la nouvelle population.

Croisement

L'objectif du croisement est de combiner des chromosomes. On espère, à partir de parents présentant des qualités, obtenir de meilleurs individus. Le croisement consiste à mélanger, au niveau du génome, des gènes de deux individus parents pour générer deux enfants. La taille de la population reste constante.

Croisement par coupure

Le génome des deux parents est sectionné en un même endroit, choisi le plus souvent aléatoirement. Les fragments sont recombinés pour constituer les enfants comme l'illustre la Figure 1.9.

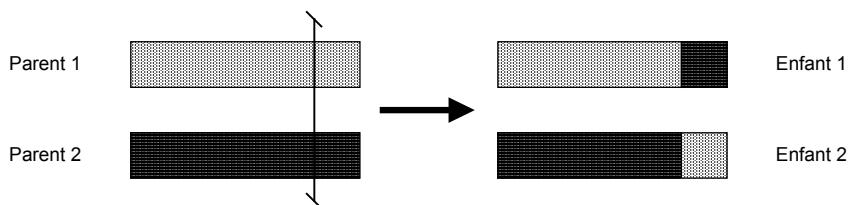


Figure 1.9 - Croisement à un point de coupe

Le nombre de points de coupure est un paramètre de l'opérateur.

Croisement uniforme

Dans le cas du croisement uniforme, on utilise un masque binaire aléatoire de même longueur que le génome d'un chromosome. Si le bit i du masque est à 1, alors l'enfant 1 prend le bit i du parent 1, et l'enfant 2 prend le bit i du parent 2. Si par contre c'est un 0, c'est l'inverse qui est effectué. Le principe est décrit Figure 1.10.

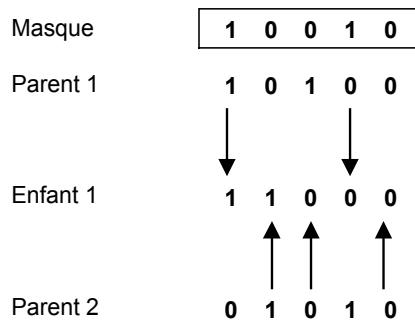


Figure 1.10 - Croisement uniforme

Mutation

La mutation a pour effet une modification des gènes des chromosomes d'un individu. Cette modification s'effectue avec une probabilité souvent très faible (typiquement 0,1 %). La mutation permet d'augmenter les capacités exploratoires de l'algorithme.

Le taux de mutation influence fortement l'efficacité de l'algorithme. Il existe de nombreuses méthodes pour l'optimiser. Nous utiliserons $\mu = \frac{1}{l} = P_{mut}$.

1.4.3. Optimisation

Il s'agit, pour nous, de mettre la capacité exploratoire des algorithmes génétiques au service de la recherche d'un contour que nous définissons à partir de la méthode des contours actifs. Ainsi, la solution recherchée est un contour, c'est-à-dire un ensemble de points et la fonction d'évaluation est liée à l'énergie totale du *snake*. Il s'agit donc de minimiser cette énergie.

La différence avec la plupart des algorithmes de contours actifs réside dans le fait que l'on ne fait pas évoluer un *snake*, mais une population de *snakes*. Seul le meilleur *snake* de la population à un instant donné est considéré comme l'approximation du contour. Si la taille de la population est suffisamment élevée, on peut se permettre d'initialiser les contours de manière totalement aléatoire dans l'image. C'est le jeu des

croisements et des mutations qui permet de faire converger la population vers des individus intéressants. Cela permet de s'affranchir de toute connaissance structurelle *a priori* de l'image. Les *snakes* ainsi traités ne se « déplacent » pas à proprement parler sous l'effet des forces mises en jeu, mais sont recombinés entre eux et mutés afin d'en créer d'autres, d'énergie moindre, qui ont atteint une bonne stabilité en fonction des forces mises en jeu. Ainsi, la notion de déplacement dans le « voisinage » de chaque point, disparaît totalement.

Avant de présenter des résultats, il est donc nécessaire maintenant que nous précisions, pour notre application, comment coder une courbe, un contour, ce qui nous permet de transformer un contour, le phénotype en génotype. De même nous définissons chacun des trois opérateurs.

1.4.3.1 Codage des chromosomes

Le codage est la manière dont la réalité physique du *snake* (phénotype) est traduite en une chaîne binaire (génotype).

Nous allons envisager deux approches qui reposent respectivement sur les coordonnées cartésiennes et sur les coordonnées polaires.

Coordonnées cartésiennes

Le contour étant un ensemble de points, le codage intuitif consiste à concaténer les coordonnées cartésiennes de chaque point.

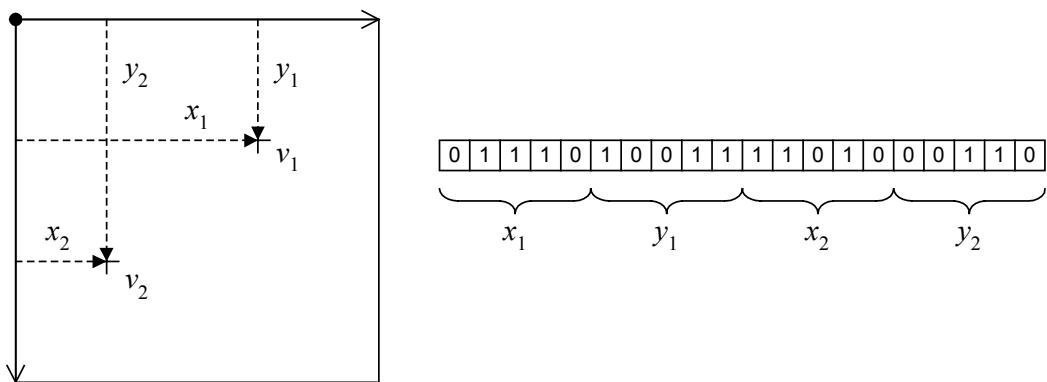


Figure 1.11 - Codage du contour en coordonnées cartésiennes

Pour un *snake* de 40 points et une image de 1024 x 1024 pixels, cela donne un total de 800 bits, car 10 bits sont nécessaires pour écrire une coordonnée en binaire.

Un codage des coordonnées sur 10 bits, introduit un problème de « contrainte » fréquent dans le domaine des algorithmes génétiques. Si l'image est de taille inférieure à 1024 pixels, certaines chaînes pourront représenter des solutions non valides, des suites de points hors image.

Le traitement de ces contraintes peut être effectué de plusieurs manières.

- **Au niveau de la représentation :** en interdisant à tous les points de l'espace de recherche de coder une solution non réalisable.
- **Au niveau des opérateurs génétiques :** dans ce cas, il peut exister des points de l'espace de recherche qui ne soient plus des solutions réalisables. Les opérateurs génétiques sont alors conçus de manière à ce qu'ils ne génèrent jamais l'un de ces points.
- **Avec un opérateur de réparation :** celui-ci va modifier légèrement les individus non réalisables pour les rendre réalisables.
- **Au niveau de la fonction d'évaluation :** si aucune des techniques précédentes ne peut être employée, il est possible d'infliger aux individus non réalisables une pénalité importante en matière de *fitness* afin qu'ils soient éliminés par la pression sélective.

Ici, nous traitons le problème au niveau de la représentation. L'intervalle de définition de la variable à coder est découpé en sous-parties. Par exemple, pour une abscisse, l'intervalle de définition $[X_{\min}; X_{\max}]$ est découpé en 2^{10} sous-parties. La chaîne binaire code un nombre de sous-parties. Ainsi, pour traduire une chaîne binaire B en un entier x compris entre X_{\min} et X_{\max} , la méthode est celle préconisée par Michalewicz [Michalewicz 1992].

$$B = \langle b_9 \quad b_8 \quad \dots \quad b_0 \rangle, \forall i \quad b_i \in \{0,1\} \quad (1-57)$$

Soit x' la conversion en décimal de B :

$$x' = \sum_{i=0}^9 b_i \cdot 10^i \quad (1-58)$$

La coordonnée x décodée sera donc :

$$x = \left[X_{\min} + x' \cdot \frac{X_{\max} - X_{\min}}{2^{10} - 1} \right] \quad (1-59)$$

Ainsi, toute chaîne binaire de 10 bits représentera une solution réalisable.

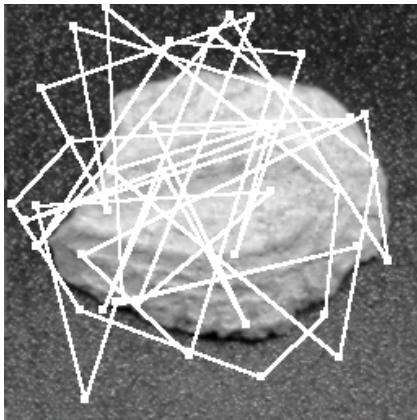


Figure 1.12 - Initialisation des points en coordonnées cartésiennes sans réordonner les points

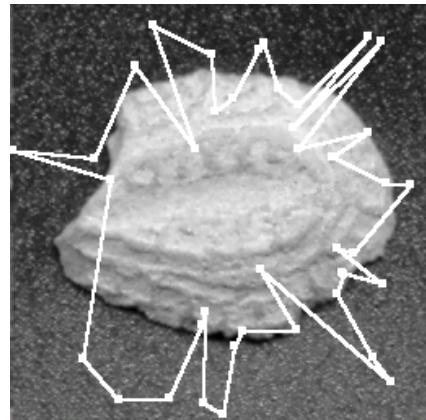


Figure 1.13 - Initialisation des points en coordonnées cartésiennes en réordonnant les points

L'aspect ordonné des points du *snake* est traduit pour chaque point par une place au sein du chromosome. Cette convention conduit à différents problèmes, d'une part au niveau de l'initialisation de la population de *snakes*, et d'autre part au niveau de l'application des opérateurs.

La première étape de l'algorithme génétique est la construction d'une population initiale, un ensemble de chromosomes qui représentent des contours. Ces chromosomes doivent être déterminés aléatoirement, c'est-à-dire que pour chaque contour, est choisie aléatoirement une suite de points. Ces points sont ordonnés par l'ordre du tirage. Les suites de points présentent des boucles comme sur la Figure 1.12. Le contour n'est pas dans les conditions d'une initialisation classique où les points forment déjà un contour fermé. Cela signifie qu'en plus de minimiser l'énergie globale, l'algorithme doit résoudre un problème analogue à celui du voyageur de commerce (NP-difficile) [Freisleben et Merz 1996], ce qui n'est pas souhaitable. Il convient alors de réordonner les points, soit en modifiant directement les chromosomes de la population initiale (ce qui revient à faire une initialisation semi-aléatoire), soit à partir de la fonction d'évaluation, juste après le décodage du génome.

Dans une image, l'objet d'intérêt est généralement relativement centré. Pour réordonner les points, nous avons calculé leurs coordonnées polaires (ρ, θ) ayant pour origine le centre (x_c, y_c) de l'image. Il suffit ensuite de trier les points suivant les θ croissants comme on peut le voir sur la Figure 1.13. Les formules de conversion sont les suivantes :

$$\begin{aligned} \rho &= \sqrt{(x - x_c)^2 + (y - y_c)^2} \\ \theta &= \begin{cases} \arccos(u) & \text{si } u \geq 0 \\ \arcsin(v) & \text{si } u < 0 \text{ et } v \geq 0 \\ -\arccos(u) & \text{si } u < 0 \text{ et } v < 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (1-60)$$

avec $u = \frac{x - x_c}{\rho}$ et $v = \frac{y - y_c}{\rho}$ (dans ce cas, $\theta \in [-\pi, \pi]$).

$$x = x_c + \rho \cos \theta \text{ et } y = y_c - \rho \sin \theta \quad (1-61)$$

Il est évident que la qualité de la réorganisation dépend de la forme du contour cherché. Sachant que notre méthode ne serait alors applicable qu'aux objets convexes étoilés, nous pouvons retenir une solution ayant recours aux coordonnées polaires.

Coordonnées polaires

Comme nous utilisons les coordonnées polaires pour trier les points, nous avons choisi de ne pas passer par les coordonnées cartésiennes, mais nous avons opté pour un codage directement en polaire des points dans le chromosome. Dans ce cas, l'angle θ variera de 0 à 2π et pour une image de largeur L et de hauteur H l'espace de définition devient :

$$\begin{aligned} \rho_{\max} &= \frac{L}{2 \cos \theta} \text{ si } \theta \in [0 ; \frac{1}{4}\pi] \cup [\frac{7}{4}\pi ; 2\pi] \\ \rho_{\max} &= \frac{H}{2 \sin \theta} \text{ si } \theta \in [\frac{1}{4}\pi ; \frac{3}{4}\pi] \\ \rho_{\max} &= \frac{-L}{2 \cos \theta} \text{ si } \theta \in [\frac{3}{4}\pi ; \frac{5}{4}\pi] \\ \rho_{\max} &= \frac{-H}{2 \sin \theta} \text{ si } \theta \in [\frac{5}{4}\pi ; \frac{7}{4}\pi] \end{aligned} \quad (1-62)$$

Afin de réduire l'espace de recherche, sachant que nous cherchons un contour fermé plus ou moins centré sur l'image, nous rendons implicite la valeur de θ . Les points sont répartis dans toutes les directions à partir de l'origine, c'est-à-dire pour un *snake* de 40 points, on prend $v_i = (\rho_i, \theta_i)$, $\theta_i = \frac{i}{20}\pi$. Dans ce codage, seul ρ est explicitement codé ; cela réduit de moitié la longueur des chromosomes. L'espace de recherche n'est donc plus le plan de l'image mais l'union des 40 axes concourants.

1.4.3.2 Sélection

Comme nous l'avons déjà précisé, plusieurs méthodes de sélection sont possibles, dont la roue biaisée, le *ranking* linéaire ou exponentiel, le K-tournoi... Les méthodes par *ranking* sont peu robustes et nécessitent de trier tous les chromosomes de la population selon leur *fitness*. Cette opération est coûteuse en temps de calcul. Nous avons

limité notre étude aux méthodes de sélection en K-tournois, en faisant varier le paramètre K .

Pour une population de taille N , la méthode peut être décrite par trois étapes.

1. Choisir K individus parmi les N présents dans la population.
2. Recopier le meilleur de ces K individus dans la nouvelle population.
3. Recommencer l'opération N fois.

Un paramètre K élevé a tendance à accroître la pression sélective, tandis qu'une valeur de K faible la diminue. Une forte pression sélective se traduit par une faible « espérance de vie » des chromosomes médiocres. En d'autres termes, lors de l'exploration de l'espace de recherche, une faible valeur de K privilégie la diversité génétique, tandis qu'une forte valeur de K privilégie l'exploitation des meilleurs schémas trouvés, au risque de tomber dans un optimum local.

La Figure 1.14 présente un test de cette méthode avec différentes valeurs de K . Chaque courbe représente la moyenne sur 25 exécutions de l'algorithme pour une valeur de K .

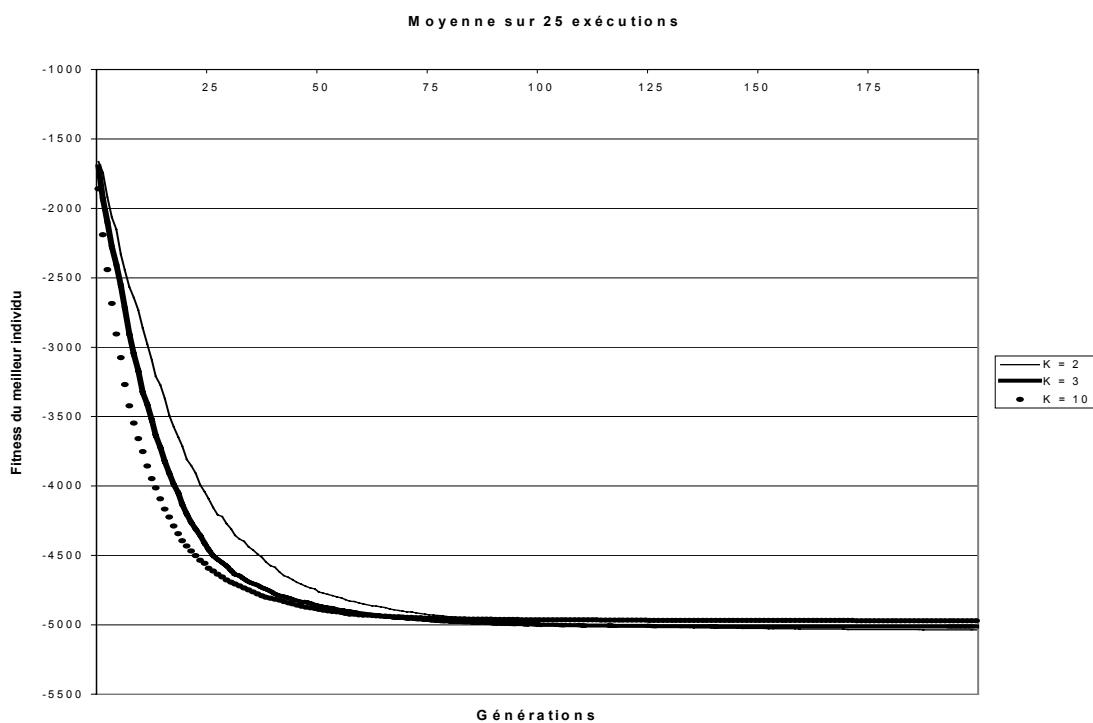


Figure 1.14 - Méthode de sélection par K-tournois

Nous pouvons remarquer que les différences sont faibles mais qu'avec un K élevé, la convergence est plutôt plus rapide mais la solution finale trouvée est de qualité moyenne, tandis qu'avec un K faible, la convergence est plus lente, mais permet

d'aboutir à une solution plutôt de meilleure qualité. Le meilleur compromis exploration/exploitation semble être atteint avec $K = 3$.

1.4.3.3 Croisement

L'utilisation d'une représentation binaire du génome limite notre choix de méthodes de croisements. Nous avons testé les croisements à un ou plusieurs points de coupure, ainsi que le croisement uniforme (voir §.1.4.2.3)

L'expérimentation montre que le choix d'une méthode de croisement affecte peu la qualité de la solution finale obtenue. En revanche, cela a une forte influence sur la vitesse de convergence de l'algorithme. Nous avons donc étudié l'évolution de la *fitness* sur les 50 premières générations.

On peut observer sur la Figure 1.15 que plus le nombre de points de coupure est élevé, plus la convergence semble rapide. Quant aux résultats obtenus par croisement uniforme, ils se situent bien en deçà de ceux fournis par un croisement à un point de coupure.

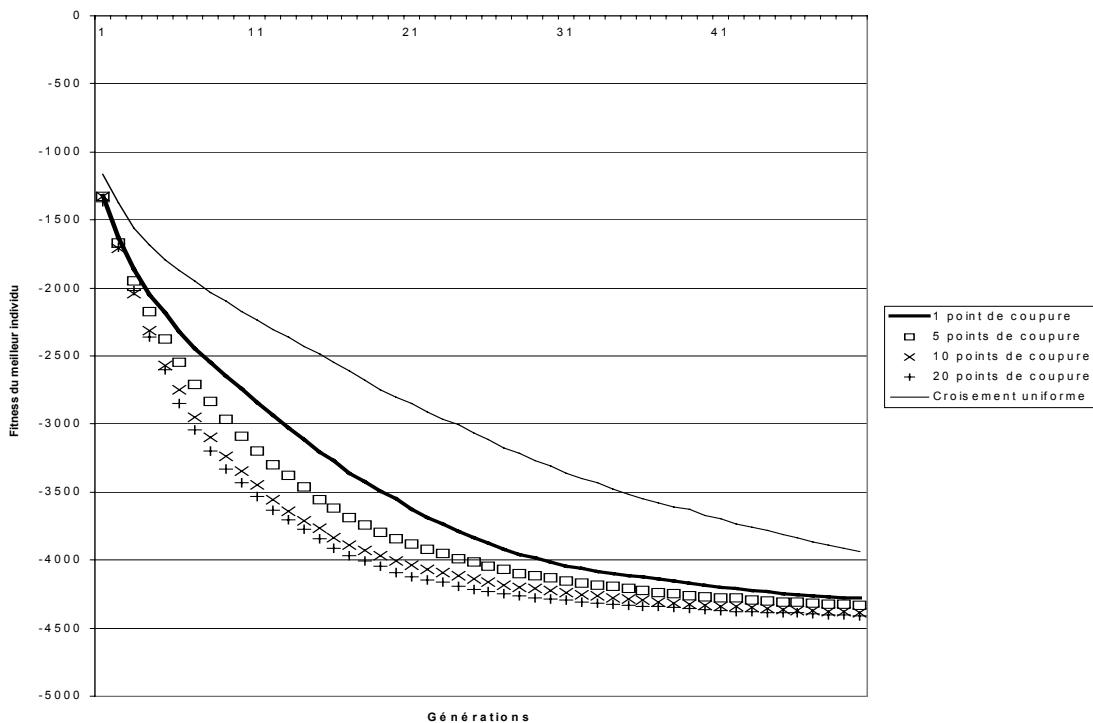


Figure 1.15 - Etude de différentes méthodes de croisement

Nous pouvons constater également qu'au-delà de dix points de coupure, la vitesse de convergence augmente peu. Nous avons donc retenu cette méthode qui présente

l'avantage de fournir des résultats très corrects sans pour autant être trop coûteuse en temps de calcul.

1.4.3.4 Mutation

Le choix du taux de mutation a une grande influence sur l'efficacité de l'algorithme. Traditionnellement, pour les premiers essais, le taux de mutation μ est fixé à 0,001. Dans un second temps, la formule $\mu=1/l$, (où l est la longueur d'un chromosome) est fréquemment utilisée [Bäck 1993]. Ce taux garantit qu'en moyenne, un gène par chromosome sera affecté. Cependant, il n'y a pas de règle précise pour déterminer le taux de mutation idéal, mais on peut mentionner quelques remarques de logique qu'il convient de respecter.

- Plus la cardinalité de l'alphabet est faible, plus le taux de mutation et la taille de la population peuvent être réduits.
- La mutation permet (entre autres) de palier le manque de diversité de la population initiale. En d'autres termes plus la population initiale est grande plus la mutation peut être petite.
- Il est courant de déterminer la mutation allèle par allèle comme étant inversement proportionnelle à la diversité sur cet allèle dans la population. Cependant, cette méthode est très coûteuse en temps de calcul, et les résultats pratiques sont proches de ceux obtenus avec $\mu=1/l$.

Dans les tests que nous avons effectués, les chromosomes ont une longueur de 440 bits, donc le taux de mutation « idéal » devrait se situer aux alentours de 0,002. Les Figure 1.16 et Figure 1.17 présentent les résultats obtenus sur une même image en faisant varier μ de 0,0005 à 0,01. Chaque courbe représente la moyenne des résultats obtenus sur 25 exécutions de l'algorithme.

Par ailleurs, le taux de mutation a également une influence sur la régularité de la convergence, et le fait d'effectuer une moyenne sur plusieurs exécutions de l'algorithme atténue la visibilité de ce phénomène. C'est pourquoi nous présentons aussi les résultats obtenus durant les dernières itérations, sur une seule exécution.

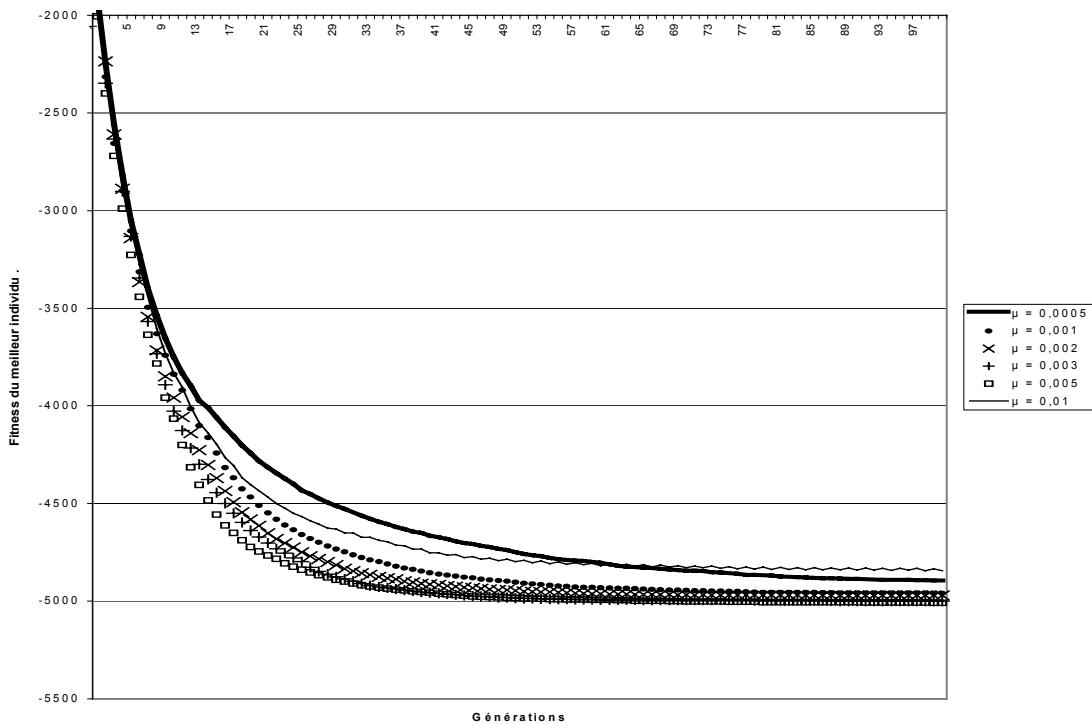


Figure 1.16 - Influence du taux de mutation (moyenne sur 25 exécutions)

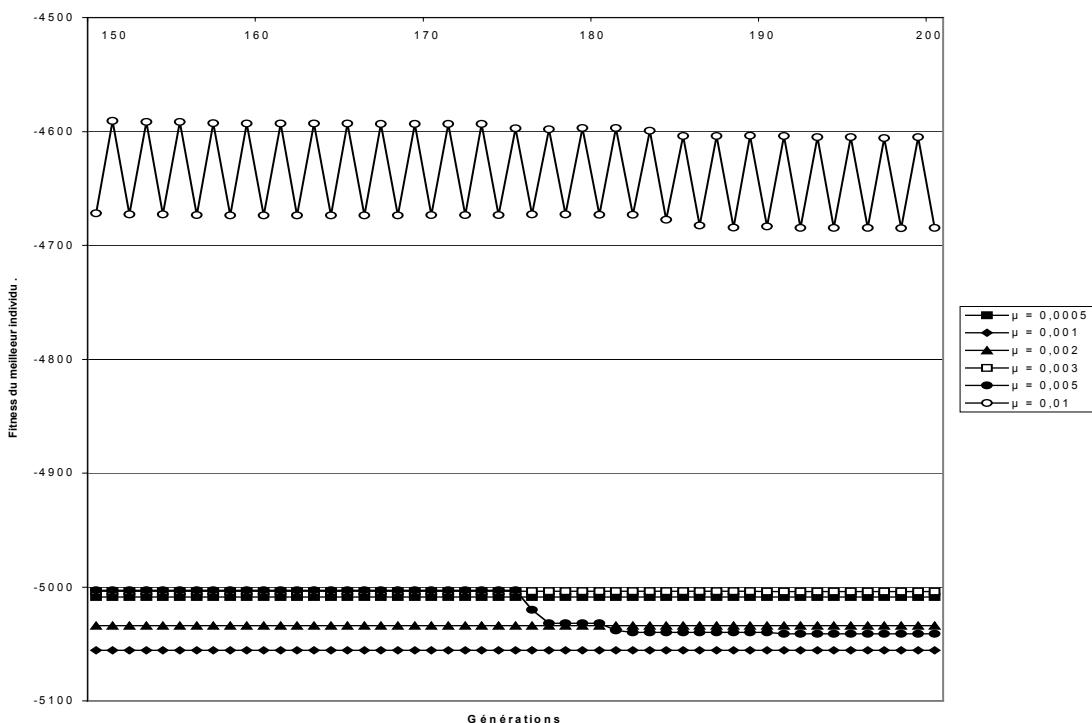


Figure 1.17 - Influence de la mutation, zoom sur les générations 150 à 200 (une exécution)

Comme nous pouvons l'observer sur le premier graphique (Figure 1.17), jusqu'à un certain seuil (0,005), plus le taux de mutation est élevé, plus l'algorithme converge rapidement. Lorsque ce seuil est dépassé, la convergence est ralentie par la mutation qui, lorsqu'elle est trop élevée, détériore systématiquement les chromosomes de bonne qualité issus du croisement. Ici par exemple, $l = 440$ donc quand $\mu = 0,01$, on peut s'attendre à ce qu'en moyenne, quatre gènes par individu soient affectés. De plus, un taux de mutation trop élevé se traduit par une oscillation de la courbe de *fitness*, ce qui signifie que la solution fournie à la dernière génération risque d'être moins bonne que celle de l'avant-dernière génération.

Lorsque μ vaut moins de 0,001, la convergence est très régulière mais lente, et la solution finale est de qualité moyenne par rapport aux solutions obtenues avec des valeurs supérieures.

Quand μ est compris entre 0,001 et 0,005, les performances sont assez semblables, même si la vitesse de convergence reste proportionnelle au taux de mutation. Par ailleurs, le choix du taux de mutation doit également tenir compte de la taille de la population. Nous choisirons donc un taux proche de 0,001 pour une population de grande taille, et un taux proche de 0,005 pour une population de petite taille.

Ici, nous utilisons des populations de 100 individus, et après 200 générations, le taux idéal semble être 0,001.

Au cours de nos essais, nous avons constaté qu'il était courant d'obtenir un *snake* globalement très bon mais présentant un ou deux points anguleux que nous retrouvons dans tous les chromosomes de la population (effet dû à la convergence), probablement parce qu'ils sont apparus pour la première fois dans un *snake* de bonne qualité qui est devenu omniprésent au fil des générations.

Lorsque l'algorithme a longtemps convergé, tous les chromosomes sont pratiquement identiques, et seule la mutation peut faire apparaître de nouveaux schémas. Ce phénomène d'uniformisation de la population est illustré sur la Figure 1.18. Chaque ligne représente un chromosome et chaque colonne un allèle. Dans ce type de représentation (utilisé dans [Dessalles 1996]), l'apparition de structures en forme de « codes barres » traduit une perte de diversité au sein de la population.

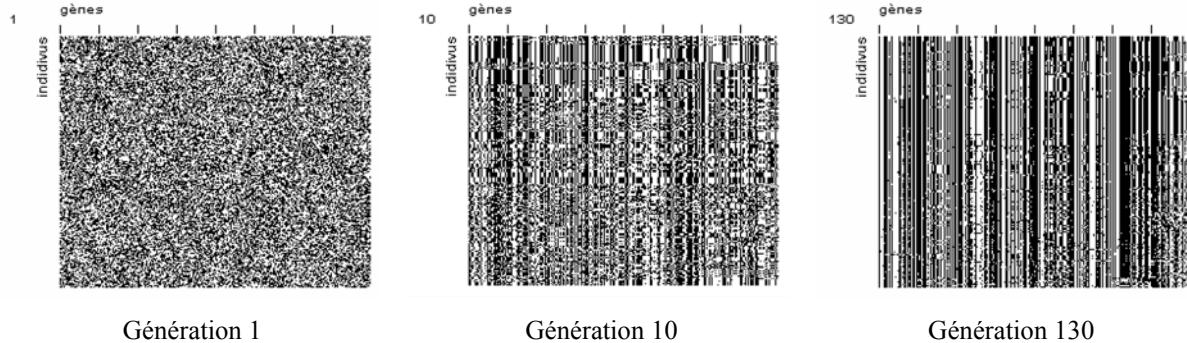


Figure 1.18 - Uniformisation de la population

Dans ces conditions, il pourrait être intéressant d'augmenter le taux de mutation uniquement sur les points considérés comme « mauvais » par rapport aux autres (dans ce cas, la mutation est dite adaptative), notion que nous devrons préciser.

Nous avons réalisé ce procédé en insérant un bit de contrôle entre chaque groupe de bits codant un point. Le choix de la valeur de ce bit sera effectué par la fonction d'évaluation. Nous avons mis ce bit à 1 si le point est mauvais, et à 0 dans le cas contraire. Ce sera ensuite l'opérateur de mutation qui, en fonction de la valeur de ce bit, appliquera soit le taux de mutation normal, soit un taux plus élevé, sur les gènes concernés.

Le génome d'un individu ainsi modifié est représenté sur la Figure 1.19.

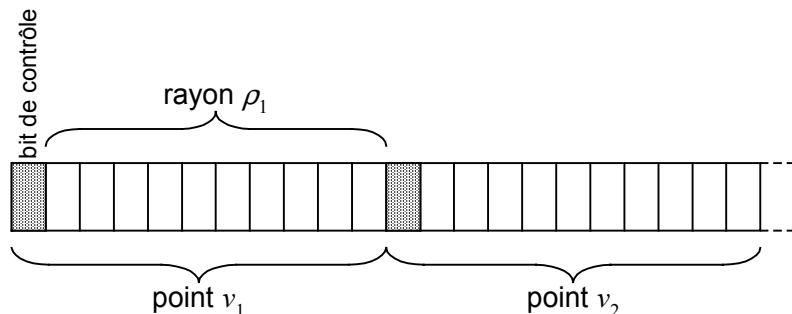


Figure 1.19 - Génome d'un individu codé en polaire avec θ implicite

Il reste deux notions à préciser :

- quand considérer qu'un point est mauvais par rapport aux autres,
 - et dans ce cas, de combien faut-il augmenter le taux de mutation ?

En ce qui concerne la première question « quand », nous pouvons utiliser la moyenne et l'écart type des énergies en chaque point du *snake*.

Si $E(v_i) > \bar{E} + m \cdot \sigma_E$, avec $\bar{E} = \frac{1}{40} \sum_{i=1}^{40} E(v_i)$, $\sigma_E = \sqrt{\frac{1}{40} \sum_{i=1}^{40} E^2(v_i) - \bar{E}^2}$ et $m \in \mathbb{R}^+$;

alors le point v_i est considéré comme mauvais. Dans ce cas, son bit de contrôle sera mis à 1.

En ce qui concerne la deuxième question « combien », si l'opérateur de mutation constate que le bit de contrôle d'un point est activé, il n'utilisera pas le taux de mutation normal μ , mais le taux $\mu' = k\mu$, avec $k > 1$.

Nous avons testé ce procédé avec différentes valeurs de m et de k . Ces essais ont été réalisés avec un taux de mutation normal égal à 0,001.

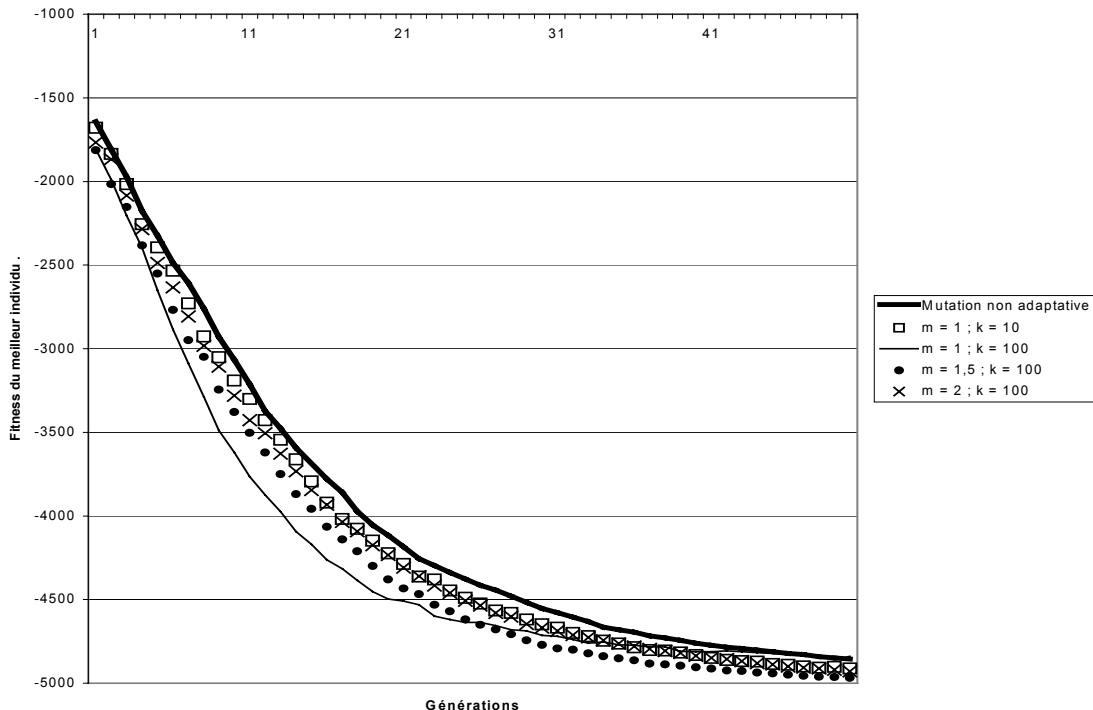


Figure 1.20 - Mutation adaptative (moyenne sur 25 exécutions)

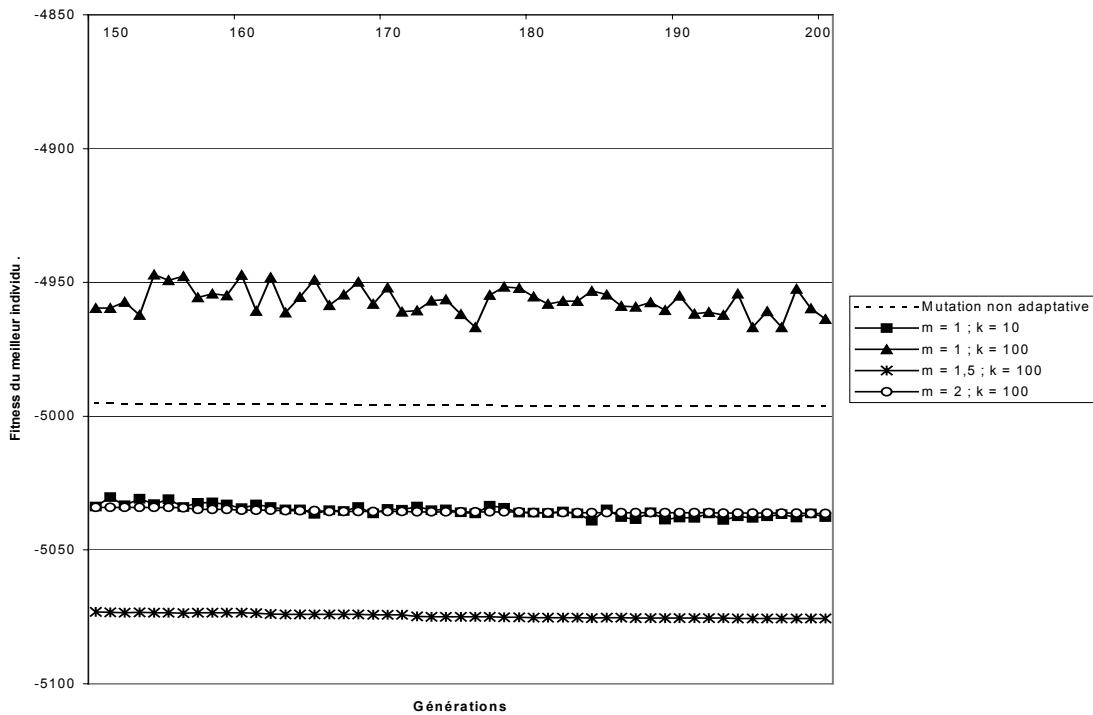


Figure 1.21 - Mutation adaptative, zoom sur les générations 150 à 200 (moyenne sur 25 exécutions)

L’expérience montre que le meilleur compromis entre vitesse de convergence et stabilité/qualité de la solution finale est $m = 1,5$ et $k = 100$. Quand m est trop petit, le nombre de points concernés est trop important et les effets sont identiques à ceux qui auraient été obtenus avec un taux de mutation très élevé (oscillations de la courbe de *fitness*).

La valeur 100 pour le facteur k peut sembler excessive, mais il faut se souvenir que le taux de mutation ainsi obtenu n’est appliqué que sur les 10 bits codant le point en question. Donc, si $\mu = 0,001$ et $k = 100$, on utilise un taux $\mu' = 0,1$ garantissant qu’en moyenne, un bit par point sera affecté. Ceci n’est pas aberrant si l’on sait que les points concernés sont mauvais.

Nous allons maintenant illustrer l’approche que nous venons de décrire. Nous aurons recours à différents types d’images, des images de synthèse sur lesquelles il est plus aisément d’estimer la qualité de la méthode et des images réelles de plus ou moins grande complexité.

1.4.4. Résultats

Comme nous l’avons décrit au §.1.4.1, nous avons utilisé une approche « coarse to fine ». Nous avons réalisé les tests sur 300 générations séparées en trois phases. Ain-

si, pour les 100 premières générations, nous utilisons un masque gaussien de largeur 25 ; pour les 100 suivantes, elle est réduite à 15 ; enfin, un masque de largeur 11 est utilisé pour les 100 dernières générations.

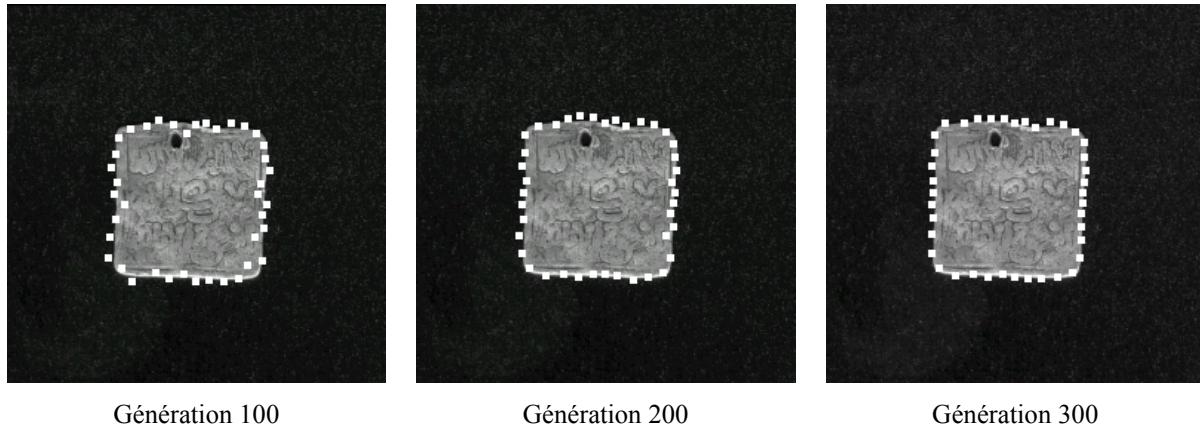


Figure 1.22 - Détection en trois phases : meilleur contour avant chaque calcul de gradient

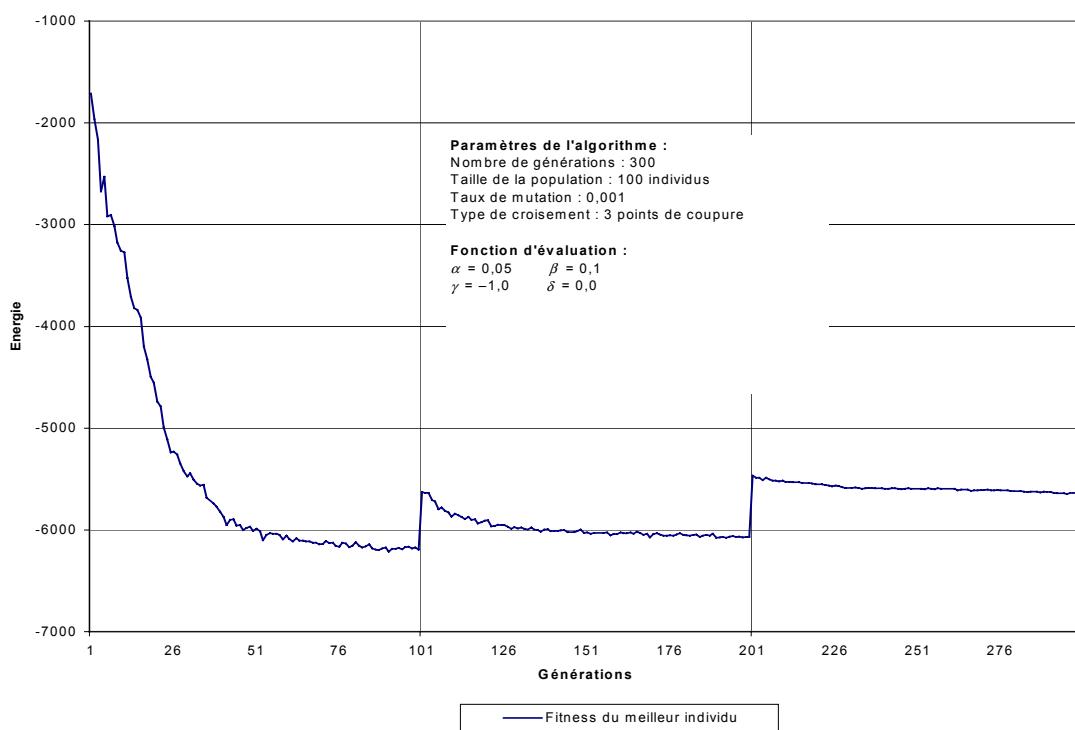


Figure 1.23 - Evolution de la courbe de fitness durant le processus de focalisation

1.4.4.1 Images artificielles

Comme nous pouvons le constater sur les résultats ci-dessous, le programme s'est avéré très efficace pour la détection de contour sur image artificielle, même fortement bruitée.

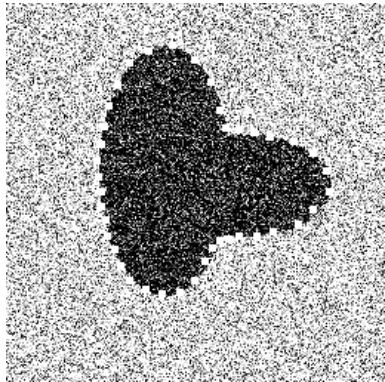


Figure 1.24 - Image de synthèse 1

Taille de l'image : 256×256 pixels
 Nombre de générations : 150 (3 phases)
 Taille de la population : 100 chromosomes
 Méthode de sélection : K-Tournoi ($K = 3$)
 Méthode de croisement : 10 points de coupure
 Taux de mutation : 0,001 (adaptatif)
 Fonction d'évaluation :
 $\alpha = 0,05 ; \beta = 0,1 ; \gamma = -1,0 ; \delta = 0,0$

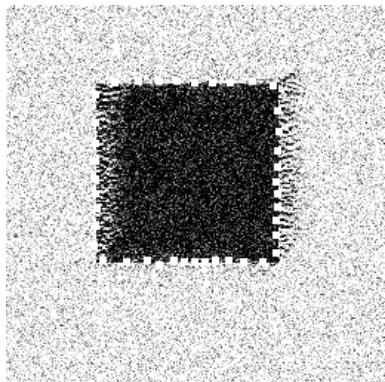


Figure 1.25 - Image de synthèse 2

Taille de l'image : 256×256 pixels
 Nombre de générations : 300 (3 phases)
 Taille de la population : 100 chromosomes
 Méthode de sélection : K-Tournoi ($K = 3$)
 Méthode de croisement : 10 points de coupure
 Taux de mutation : 0,001 (adaptatif)
 Fonction d'évaluation :
 $\alpha = 0,05 ; \beta = 0,1 ; \gamma = -1,0 ; \delta = 0,0$



Figure 1.26 - Image de synthèse 3

Taille de l'image : 512×512 pixels
 Nombre de générations : 150 (3 phases)
 Taille de la population : 100 chromosomes
 Méthode de sélection : K-Tournoi ($K = 3$)
 Méthode de croisement : 10 points de coupure
 Taux de mutation : 0,001 (adaptatif)
 Fonction d'évaluation :
 $\alpha = 0,05 ; \beta = 0,1 ; \gamma = -1,0 ; \delta = 0,0$

Nous avons ajouté un bruit gaussien sur la Figure 1.24 et sur la Figure 1.25. Les résultats obtenus montrent que la technique « *coarse to fine* » sur un gradient gaussien est efficace face à ce type de bruit.

La Figure 1.26 présente l'intérêt de mettre en évidence un phénomène dû au codage choisi. En effet, il apparaît que les points du *snake* sont plus nombreux et plus rapprochés sur les côtés bas et droit du carré que sur les côtés haut et gauche. Cela s'explique par le fait que les points sont codés en coordonnées polaires dans un repère ayant pour origine le centre de l'image. De plus, l'angle θ est implicite : les points sont situés sur des axes concourants (représentés sur la Figure 1.27). Ainsi, plus deux points successifs sont proches du centre de l'image, plus ils sont rapprochés et, lorsque le contour recherché n'est pas centré dans l'image, on obtient ce type de phénomène.

Une amélioration de la méthode pourrait être d'introduire de nouveaux axes lorsque l'on considère que la précision n'est pas suffisante dans une portion de l'image.

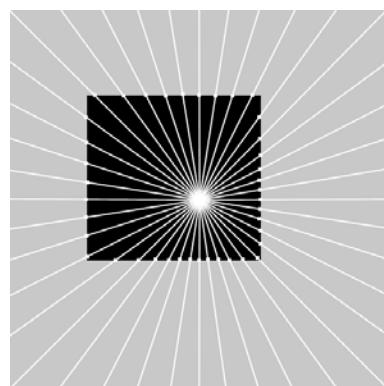


Figure 1.27 - Conséquence du codage choisi

1.4.4.2 Images naturelles

L'analyse des résultats sur des images artificielles nous a permis de constater l'efficacité du programme face à des images bruitées. L'utilisation d'images naturelles permettra d'observer son comportement lorsque le contour recherché est irrégulier et que l'image présente des contours parasites (optimums locaux).

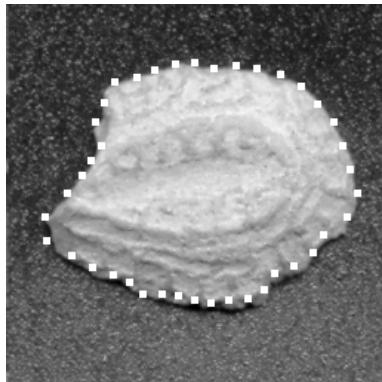


Figure 1.28 - Image naturelle 1

Taille de l'image : 256×256 pixels
 Nombre de générations : 150 (3 phases)
 Taille de la population : 100 chromosomes
 Méthode de sélection : K-Tournoi ($K = 3$)
 Méthode de croisement : 10 points de coupure
 Taux de mutation : 0,001 (adaptatif)
 Fonction d'évaluation :
 $\alpha = 0,05 ; \beta = 0,1 ; \gamma = -1,0 ; \delta = 0,1$



Figure 1.29 - Image naturelle 2

Taille de l'image : 256×256 pixels
 Nombre de générations : 150 (3 phases)
 Taille de la population : 100 chromosomes
 Méthode de sélection : K-Tournoi ($K = 3$)
 Méthode de croisement : 10 points de coupure
 Taux de mutation : 0,001 (adaptatif)
 Fonction d'évaluation :
 $\alpha = 0,05 ; \beta = 0,1 ; \gamma = -1,0 ; \delta = 0,0$



Figure 1.30 - Image naturelle 3

Taille de l'image : 512×512 pixels
 Nombre de générations : 150 (3 phases)
 Taille de la population : 100 chromosomes
 Méthode de sélection : K-Tournoi ($K = 3$)
 Méthode de croisement : 10 points de coupure
 Taux de mutation : 0,001 (adaptatif)
 Fonction d'évaluation :
 $\alpha = 0,05 ; \beta = 0,1 ; \gamma = -1,0 ; \delta = -0,1$

Au vu des trois résultats ci-dessus, il apparaît que le programme parvient à détecter le contour recherché, même quand l'image est bruitée et contient de nombreux contours parasites. De plus, nous avons jusqu'à présent toujours utilisé les mêmes valeurs pour les paramètres α , β et γ , ce qui montre qu'il est possible de définir des paramètres par défaut qui seront adaptés à la plupart des images. Seul le paramètre δ dépend complètement de la nature de l'image. L'utilisateur devra donc modifier sa valeur

s'il constate qu'un δ nul amène l'algorithme à converger vers un optimum local non désiré.

1.4.4.3 Images médicales

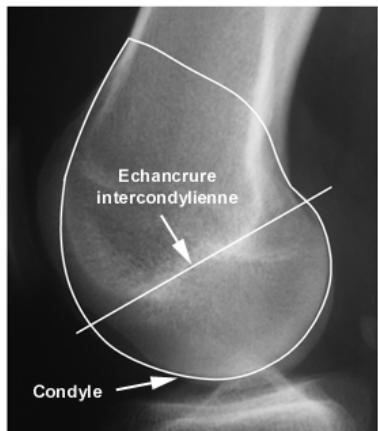


Figure 1.31 - Echancrure et condyle dans l'articulation fémoro-tibiale

Nous allons maintenant tester notre méthode sur des images radiographiques, domaine qui est à l'origine de notre travail. Nous avons à déterminer l'échancrure et le condyle sur une image d'articulation fémoro-tibiale comme présenté sur l'image de la Figure 1.31. L'échancrure se distingue par un maximum d'intensité blanche mais elle est noyée dans le bruit. Elle est particulièrement délicate à extraire comme décrit dans [Rousselle *et al.* 2001]. Nous avons donc joué sur le coefficient δ (intensité). Nous présentons, avec les figures ci-dessous, les résultats obtenus.

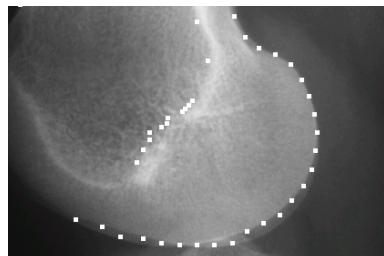


Figure 1.32 - Détection de l'échancrure

Taille de l'image : 416×280 pixels

Nombre de générations : 600 (3 phases)

Taille de la population : 200 chromosomes

Méthode de sélection : K-Tournoi ($K = 3$)

Méthode de croisement : 10 points de coupure

Taux de mutation : 0,001 (adaptatif)

Fonction d'évaluation :

$$\alpha = 0,0 ; \beta = 0,2 ; \gamma = -1,0 ; \delta = 0,1$$

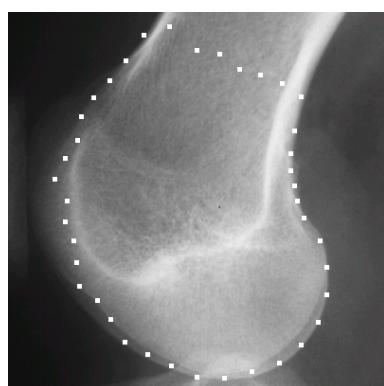


Figure 1.33 - Détection du condyle

Taille de l'image : 400×400 pixels

Nombre de générations : 600 (3 phases)

Taille de la population : 200 chromosomes

Méthode de sélection : K-Tournoi ($K = 3$)

Méthode de croisement : 10 points de coupure

Taux de mutation : 0,001 (adaptatif)

Fonction d'évaluation :

$$\alpha = 0,05 ; \beta = 0,2 ; \gamma = -1,0 ; \delta = 0,1$$

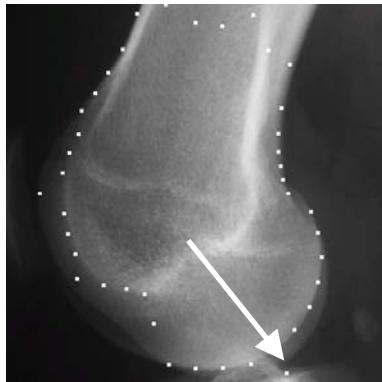


Figure 1.34 - Détection défectueuse

Taille de l'image : 500×500 pixels
Nombre de générations : 600 (3 phases)
Taille de la population : 200 chromosomes
Méthode de sélection : K-Tournoi ($K = 3$)
Méthode de croisement : 10 points de coupure
Taux de mutation : 0,001 (adaptatif)
Fonction d'évaluation :
 $\alpha = 0,05 ; \beta = 0,2 ; \gamma = -1,0 ; \delta = 0,2$

Les images Figure 1.32 et Figure 1.33 montrent des résultats concluants pour la détection du condyle. Notons que les paramètres de la fonction d'évaluation sont quasiment les mêmes dans ces deux cas. Seul le paramètre α (continuité) a été mis à zéro dans le cas de l'image Figure 1.32 pour qu'un maximum de points se trouve sur le condyle. Si α avait été non nul, le point le plus à gauche aurait été attiré vers l'échancrure, ce qui ne correspond pas à l'objectif recherché.

Remarquons par ailleurs que dans le cas de l'image Figure 1.32, une partie des points est attirée par le condyle, tandis que l'autre détecte l'échancrure. Cependant, la valeur positive de δ repousse le *snake* à l'extérieur de celle-ci. Par conséquent, seuls les points attirés par le condyle fournissent des données exploitables.

L'image Figure 1.34 est un exemple de détection défectueuse du condyle. En effet, toutes les radiographies ne présentent pas la même luminosité. L'image Figure 1.34 étant plus sombre que les précédentes, une partie du condyle est rendue invisible, et les points du *snake* situés à cet endroit sont inévitablement attirés vers l'échancrure. Cette image permet aussi de constater l'importance du cadrage de l'image. En effet, pour la première fois, une partie du plateau tibial est visible (indiqué par la flèche blanche), et le module du gradient à cet endroit est tel que le point le plus proche y est attiré.

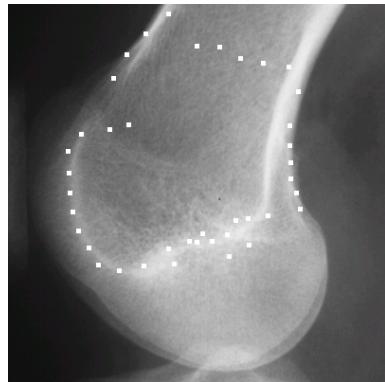


Figure 1.35 - Détection de l'échancreure avec δ négatif

Taille de l'image : 500×500 pixels
Nombre de générations : 600 (3 phases)
Taille de la population : 200 chromosomes
Méthode de sélection : K-Tournoi ($K = 3$)
Méthode de croisement : 10 points de coupure
Taux de mutation : 0,001 (adaptatif)
Fonction d'évaluation :
 $\alpha = 0,1 ; \beta = 0,2 ; \gamma = -1,0 ; \delta = -0,8$

Les algorithmes de contours actifs utilisant une force ballon (cf. § 1.2.6) consistent à initialiser un *snake* à l'intérieur du contour à détecter, et à le faire gonfler jusqu'à ce qu'il soit bloqué par le contour. Seuls les pixels appartenant au voisinage de chaque point du *snake* sont évalués. Dans notre méthode en revanche, tous les points de l'espace de recherche peuvent potentiellement être évalués à chaque itération. C'est pourquoi dans notre cas, la forte amplitude de gradient présente au niveau du condyle a tendance à perturber le bon déroulement de l'algorithme.

Par conséquent, pour détecter un contour qui n'est pas le plus marqué de l'image, il semble qu'un algorithme de contours actifs traditionnel, faisant évoluer un *snake* progressivement dans l'image, soit plus adapté. A moins qu'on ne soit capable de limiter *a priori* le domaine de recherche.

Nous avons montré à travers cette étude, qu'il était possible de mettre la puissance exploratoire des algorithmes génétiques au service des contours actifs. Nous montrons que cette méthode peut être utilisée directement pour optimiser le contour. Afin de guider l'algorithme génétique petit à petit vers la solution optimale, nous avons proposé de recalculer plusieurs fois le gradient gaussien, avec un masque de convolution de moins en moins étendu.

En ce qui concerne l'algorithme génétique, un codage polaire dont l'angle est implicite a été développé, ainsi qu'une méthode de mutation adaptative. Les résultats montrent que l'algorithme ainsi obtenu détecte correctement la plupart des contours sur lesquels nous l'avons testé, pour peu que les éventuels optima locaux ne présentent pas une trop forte magnitude de gradient. Dans ce cas, l'algorithme ainsi obtenu a pour avantage de ne nécessiter aucune initialisation manuelle et de faire disparaître la notion de voisinage. Cependant, le problème du réglage des paramètres du modèle demeure.

La limitation de la méthode à la recherche de contours de formes étoilées par rapport au centre de l'image pourrait se résoudre en appliquant plusieurs fois la méthode à partir de centres fixés aléatoirement dans l'image ou en fonction d'irrégularités trop grandes détectées pour des points consécutifs

1.5. Autres modèles voisins

Nous venons de voir les implémentations classiques et une implémentation originale basée sur un algorithme génétique. Nous voulons présenter maintenant, de manière non exhaustive, quelques modèles variés qui relèvent aussi d'une approche par minimisation d'énergie. Il s'agit en particulier des "*Level Sets*" qui ont tendance à supplanter dans les applications récentes, les contours actifs, les approches qui reposent sur des modèles comme les B-splines, les modèles par régions actives ou les modèles particulaires et les "*Electric Snakes*".

"Level Sets"

Dans le modèle d'origine des contours actifs, la courbe est représentée par une liste de points et l'évolution de la courbe par la variation des coordonnées de ces points. Caselles [Caselles *et al.* 1993] introduit un modèle géométrique, puis [Caselles *et al.* 1995] la notion de contour géodésique [Caselles *et al.* 1997]. Malladi [Malladi *et al.* 1995] implémente une évolution de la courbe basée sur un schéma de « *level set* » qui permet de gérer automatiquement les changements de topologie [Sethian 1999].

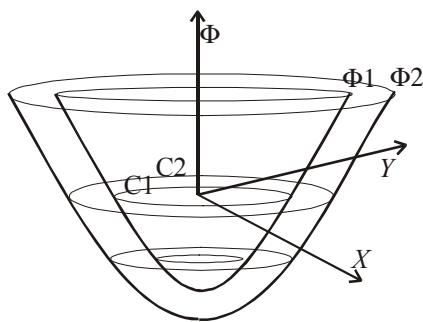


Figure 1.36 - Formulation des "level sets"

En rapport avec la Figure 1.36, pour une courbe fermée C dans le plan d'équation $\Phi = 0$, on peut construire une fonction $\Phi(x, y)$ telle que $\Phi(x, y) < 0$ à l'intérieur de C

, $\Phi(x, y) > 0$ à l'extérieur de C et $\Phi(x, y) = 0$ sur C . La courbe C est appelée "level set" de Φ . Deux fonctions $\Phi : \Phi_1$ et Φ_2 chacune avec leur "level set" C_1 et C_2 apparaissent sur la Figure 1.36. Si, on suppose, dans le plan $\Phi = 0$, qu'une courbe évolue de C_1 à C_2 , avec une certaine fonction vitesse, au lieu de faire évoluer la courbe, il est possible d'obtenir le même résultat en faisant évoluer une fonction Φ correspondante :

1. faire $\Phi = \Phi_1$ pour qui le "level set" est C_1 ;
2. faire décroître graduellement Φ vers Φ_2 ainsi le "level set" de Φ s'étend graduellement de C_1 vers C_2 .

Il est possible de réaffecter les propriétés souhaitées de C_1 et C_2 comme propriétés d'évolution de Φ_1 et Φ_2 . L'avantage de l'approche "level set" est de maîtriser les changements de topologie.

Eléments finis

Dans une méthode utilisant les éléments finis [Karaolani *et al* 1992], le contour \mathcal{C} est découpé en un nombre fini n_e d'éléments. Chaque élément possède un nombre de nœuds n_n déterminé par le degré des dérivées de l'équation générale (1-30). Deux éléments voisins possèdent un nœud commun. Les coordonnées du vecteur position, $x(s)$ et $y(s)$, dans chaque élément peuvent être exprimées par :

$$\begin{aligned} x(s) &= \sum_{j=1}^{n_n} x_j \Phi_j(s) \\ y(s) &= \sum_{j=1}^{n_n} y_j \Phi_j(s) \end{aligned} \tag{1-63}$$

$\Phi(s)$ est la fonction de chaque élément. Avec une implémentation variationnelle, nous avons testé avec un succès très relatif, une interpolation de Lagrange.

"B-snakes"

Les B-snakes sont proches de la méthode des éléments finis, mais basés sur les B-splines [Brigger *et al* 2000]. Les B-splines ont des propriétés intéressantes. Pour l'interpolation, les B-splines cubiques, par exemple, minimisent la courbure. Les B-splines ont des propriétés de régularité, d'invariance affine ; elles peuvent être ouvertes ou fermées.

Dans les B-snakes, avec une implémentation variationnelle, la matrice de régulation fait évoluer les points de contrôle de la B-spline. Dans cette méthode et dans la

méthode des éléments finis, il faut ajuster les coefficients réglant la continuité, la courbure et le coefficient de viscosité ou d'évolution (§.1.3.2).

Nous avons obtenu, avec cette méthode, sur nos images de condyle, des résultats moyens au prix de réglages délicats. Sur la Figure 1.37, les gros points marquent les points de contrôle de la B-spline représentée par les petits points.

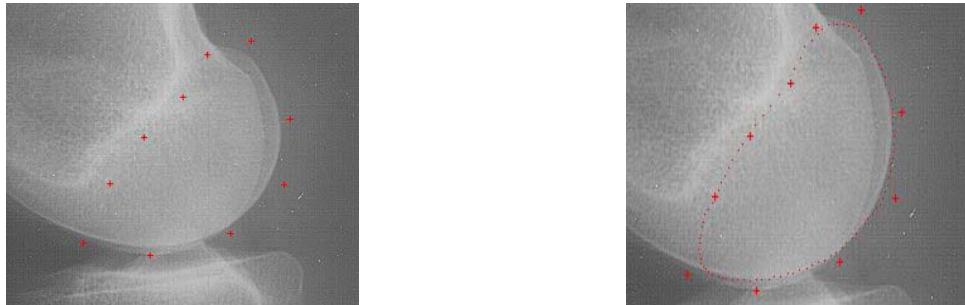


Figure 1.37 - B-snakes pour la recherche du condyle ($\alpha = 0,05$, $\beta = 0,05$)

Jones [Jones et Plassmann 2000] a associé des morceaux d'arcs B-splines à un algorithme *greedy* pour mesurer la surface de zone d'ulcérations de jambe.

"Active Region Model"

Dans de nombreuses applications, la recherche de contours n'est pas suffisante. La notion de région est importante. Alexander [Alexander 1997], dans ses applications, recherche des régions dans des images couleurs. Il introduit la notion de modèle statistique couleur et effectue une comparaison de différentes méthodes utilisant différentes distributions et différentes modélisations de l'image couleur. Ce modèle statistique couleur est adapté à un modèle de région active.

Les régions actives associent les contours actifs et l'approche région de la segmentation. Le "statistical snake" de Ivins et Porrill [Ivins et Porrill 1994] est basé sur l'équation classique des *snakes* avec, pour l'énergie interne, ses termes du premier et du second degré mais, pour l'énergie externe, l'énergie d'image est dérivée d'un modèle statistique classique appliqué à la région de l'image [Ivins 1996].

Ronfard [Ronfard 1994] a développé un autre modèle de région active, les "Anticipating Snakes". Il s'agit encore d'un modèle statistique de région. Un ajustement de ce modèle au voisinage d'un point du contour gère une force en ce point. Il utilise une implémentation par un algorithme *greedy* et une représentation par B-spline. Il ré-échantillonne le contour pour ajouter ou supprimer des éléments.

De nombreux autres auteurs se sont engagés dans cette voie des régions actives.

Modèle particulaire

Dans ce modèle récent et particulier, Angella [Angella 2001] considère les *snaxels* comme des entités indépendantes, appelées particules, virtuellement liées entre elles par des contraintes de voisinage imposant la topologie du système. Les contours actifs peuvent être fermés ou ouverts à extrémités fixes ou non. Il introduit la notion de « contour actif étendu » pour un contour actif à topologie complexe. Il fixe la topologie en imposant des contraintes de régularisation entre *snaxels* dans la matrice de lissage (§.1.3.2). En supposant que le contour actif étendu ne puisse pas se décomposer en plusieurs contours actifs indépendants, il le qualifie de connexe. Ce contour connexe se caractérise par la présence de *snaxels* ayant plus de deux voisins. Les coefficients α et β sont globaux et communs à toutes les branches qui composent le contour. La matrice de régularisation maintient la cohésion interne du modèle mais ne représente aucun lien explicite entre les points d'échantillonnage. L'initialisation, comme dans le modèle classique, doit s'effectuer à proximité du résultat cherché. Le modèle particulaire est une prolongation naturelle du contour actif étendu puisqu'il modélise les forces d'interactions.

Un système particulaire se définit comme un ensemble fini S dont les éléments sont des particules notées P_i avec N le nombre d'éléments de S . Angella parle parfois de noeud par analogie aux graphes ou d'agent lorsque l'accent est porté sur leur caractère comportemental. Les propriétés de P_i peuvent varier avec le temps. A chaque P_i , il associe une masse m_i constante, un vecteur de position $\mathbf{x}_i(t)$ et un vecteur vitesse $\mathbf{v}_i(t)$. Il note $\mathbf{f}_i(t)$ la somme des forces appliquées à l'instant t sur P_i . La particule est donc caractérisée par :

$$P_i(t) = \{m_i, \mathbf{x}_i(t), \mathbf{v}_i(t), \mathbf{f}_i(t)\} \quad (1-64)$$

L'évolution du système Lagrangien S s'inscrit alors dans le cadre du principe fondamental de Newton.

Un tel système trouve son domaine d'application dans la recherche d'arborescences dans des images. Par exemple, des vaisseaux dans l'imagerie médicale, la squeletisation de caractères manuscrits ou d'imprimerie, enfin la recherche de réseaux routiers en imagerie aérienne.

"Water-Snake"

Park et Keller [Park et Keller 2001] proposent un *snake* dont la minimisation d'énergie s'effectue par programmation dynamique. Pour réduire la complexité du pro-

cessus de minimisation, ils appliquent d'abord une transformation de type "watershed" puis, comme les points candidats sont encore trop nombreux, ils appliquent une méthode "coarse-to-fine" en deux étapes. Une première zone de *snake*, assez large, est définie entre deux cercles. Des rayons en nombre limité sont définis. Les points de ces rayons qui coupent les lignes obtenues par le "watershed", sont candidats pour le déplacement du *snake*. Le résultat grossier de ce premier *snake* permet de définir une zone de déplacement du *snake* plus petite. Enfin, dans cette zone, une nouvelle minimisation permet d'obtenir un contour plus fin.

Les applications sont effectuées sur des images de séparation de globules blancs du sang.

"Electric Snakes"

Marin-Hernandez et Rios-Figueroa [Marin-Hernandez et Rios-Figueroa 1999] présentent les *snakes* dits « électriques ». Ils proposent une nouvelle force interne générée par une charge électrique distribuée le long du contour. Ils représentent le contour par des morceaux de B-splines cubiques. La minimisation s'effectue par programmation dynamique. Les auteurs ajoutent donc le terme $\int k \frac{q^2}{r^2} ds$ à l'équation classique où q est la charge électrique associée à chaque point, r est la distance entre les points et k une constante de pondération.

Une comparaison avec un *snake* traditionnel est effectuée sur des images d'embryon de souris, de tomographie du cerveau et de phytoplancton. Il apparaît un ajustement plus fin pour l'*electric snake*.

1.6. Discussion

Cette première partie nous a permis de mieux comprendre l'intérêt de la méthode des contours actifs dans la recherche d'une courbe de segmentation dans une image et de prendre conscience de la diversité des approches possibles en particulier en ce qui concerne la mise en oeuvre. Nous avons en particulier expérimenté une implémentation utilisant la technique de minimisation par algorithme évolutionnaire. Cette technique d'exploration de l'espace des contours possibles nous semble très prometteuse. Dans la seconde partie nous allons nous attacher à un problème important posé par la mise en oeuvre de la méthode des contours actifs, celui du choix des paramètres α , β , γ et δ adaptés à une image particulière.

Chapitre 2

Réglage des Paramètres

2.1. Introduction

Si la méthode des contours actifs permet d'obtenir des résultats remarquables même dans les cas les plus difficiles, la qualité des résultats dépend fortement du choix des nombreux paramètres qui interviennent dans la fonctionnelle d'énergie qui est à minimiser par le contour. Tous les auteurs sont d'accord pour dire que la méthode de choix des paramètres qui interviennent dans la fonctionnelle d'énergie est délicate. Ce sont eux qui permettent de doser le rapport entre les différentes forces du modèle. Ce

réglage s'effectue généralement par essai - erreur, ce qui rend difficile l'utilisation de la méthode des contours actifs par un utilisateur non expérimenté dans ses applications particulières.

Dans cette seconde partie, nous allons concentrer notre intérêt sur ces réglages. En avant-propos, nous présenterons quelques essais montrant la sensibilité de ces paramètres. Une faible variation d'un paramètre remet totalement en cause le réglage. Puis nous poserons un regard sur les travaux qui ont pu être proposés sur ce sujet. Il est à constater que peu d'auteurs s'y intéressent vraiment comparativement au nombre de chercheurs et d'équipes qui travaillent sur les contours actifs et autres modèles déformables. Ensuite nous présenterons trois solutions que nous avons développées.

Une première solution s'inspire de la démarche « qualité ». Elle est fondée sur les plans d'expériences. Ceux-ci sont très utilisés dans les services de « Recherche et Développement » d'entreprises travaillant dans de nombreux secteurs d'activités, mais sont pratiquement ignorés par les sociétés de développement de logiciels.

La deuxième solution reprend les algorithmes génétiques, mais cette fois pour optimiser les paramètres. Ils seront utilisés, d'abord dans une approche supervisée où un jeu global de paramètres optimums sera sélectionné, ensuite dans une approche non supervisée où les paramètres seront définis localement.

La troisième solution reprend cette notion de définition locale des paramètres avec une partie aléatoire dans détermination des paramètres. Cette technique pourrait s'appeler en anglais "Autonomous Snake" (A.S.) c'est-à-dire contours actifs autonomes.

2.2. Sensibilité des paramètres

Tout au long de cette thèse, nous nous plaçons par rapport à une démarche classique qui consiste à régler par essai-erreur les pondérations de la combinaison linéaire d'énergies mise en oeuvre dans un contour actif. Nous avons cherché à déterminer quelle est la sensibilité des résultats à ces paramètres. L'instabilité liée aux valeurs de ces coefficients montre la difficulté qu'il y a à déterminer les valeurs optimales. Sur une image assez difficile à traiter d'une monnaie chinoise cassée sur fond très bruité, nous faisons évoluer un contour actif. Il est implémenté par un algorithme *greedy*. Le modèle met en œuvre les énergies de continuité, de courbure, du gradient, de ballon, et d'intensité. Un jeu de paramètres correct a été obtenu après de multiples essais. Nous avons alors fait varier chacun des paramètres d'une valeur très faible (souvent 1/100) en plus ou en moins de la valeur idéale. Nous montrons, sur quelques exemples, les points que

l'on peut considérer comme des points inexacts sur le contour final. La totalité des résultats est présentée en Annexe - 4. Il en ressort que tous les paramètres ont une influence très sensible.

Variation du paramètre gradient

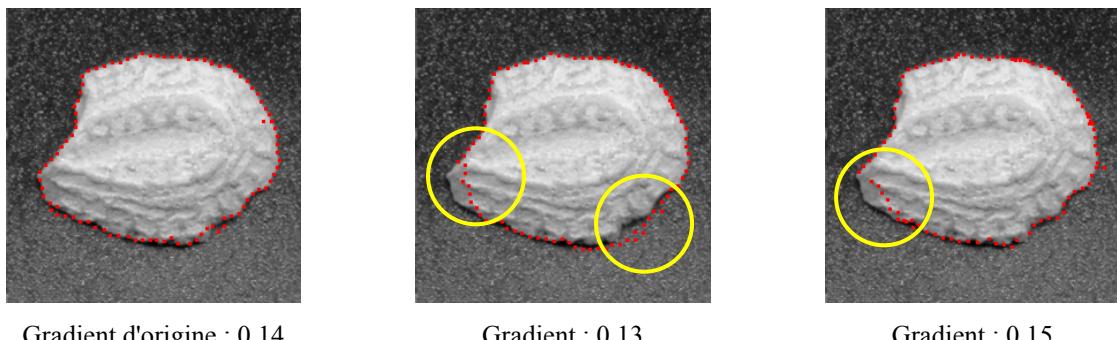


Figure 2.1 - Influence de la variation d'un paramètre (le gradient)

Variation du paramètre de continuité

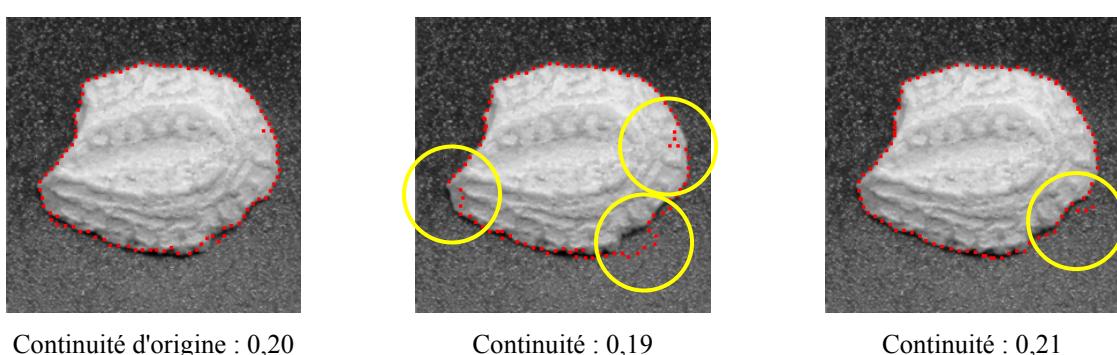


Figure 2.2 - Influence de la variation d'un paramètre (la continuité)

Cette présentation montre à quel point ces paramètres sont importants. Nous allons maintenant décrire quelques solutions présentées par différents auteurs.

2.3. Travaux antérieurs

Isaac Cohen

Nous avons constaté que la proposition, donnée par Isaac Cohen [Cohen I. 1992] reproduite dans[Delmas 2000], de régler les coefficients :

$$\alpha = \left(\frac{1}{N_p} \right)^2 \text{ et } \beta = \left(\frac{1}{N_p} \right)^4 \quad (2-65)$$

avec N_p le nombre de points, n'apportait pas d'amélioration probante par rapport au réglage manuel global empirique.

Cohen montre, par ailleurs, toujours dans le cadre d'une approche variationnelle, que α et β devraient varier au cours de l'évolution du *snake* et peuvent être déterminés localement à chaque itération par les équations différentielles :

$$\alpha(ih) = -\frac{1}{2} \frac{1}{\left(\frac{d(\nabla P(v))}{ds} \right)_i \left(\frac{dv}{ds} \right)_i} (\nabla P(v))_i \left(2 \frac{d}{ds} \left(\Omega_1 \frac{dv}{ds} \right) \right)_i \quad (2-66)$$

$$\beta(ih) = -\frac{1}{2} \frac{1}{\left(\frac{d^2(\nabla P(v))}{ds^2} \right)_i \left(\frac{dv}{ds} \right)_i} (\nabla P(v))_i \left(-2 \frac{d^2}{ds^2} \left(\Omega_2 \frac{d^2 v}{ds^2} \right) \right)_i \quad (2-67)$$

où Ω_1 et Ω_2 sont les matrices diagonales d'éléments (α_i) et (β_i) avec $i \in [1, N]$. Cohen déclare que ces équations peuvent être résolues par un système de N équations différentielles du premier et du deuxième ordre. Delmas développe le calcul pour α . En posant la notation usuelle $F = -\nabla P(v)$, il obtient :

$$\alpha = \frac{k}{F \frac{dv}{ds}} \quad (2-68)$$

Cette équation montre, comme l'a dit Cohen, que α , en un point quelconque, dépend, de manière inversement proportionnelle, des valeurs de la dérivée de la position du contour actif et du potentiel externe en ce point. Ce résultat est difficilement exploitable dans le cadre du calcul variationnel car cela entraîne une inversion de la matrice de rigidité en chaque snaxel à chaque itération.

Jean Gao

Jean Gao [Gao *et al.* 1998] propose un modèle implémenté par programmation dynamique (voir §.1.3.3). C'est une approche « *coarse to fine* » appliquée à la segmentation du foie dans une radiographie. Gao obtient la majeure partie du foie par une première approche de type région utilisant plusieurs étapes. Puis, elle échantillonne, de

manière non uniforme, une liste de points (points de contrôle v_i) sur la frontière de cette région. Gao détermine empiriquement une relation entre α_i et d_i la distance entre deux points :

$$\alpha_i = A \left(1 - e^{-1,67 \times 10^{-3} d_i} \right) \quad (2-69)$$

avec $A = 0,003$ constant.

Si β est trop petit, la frontière sera assez grossière. Si $\beta = 0$, on peut obtenir une discontinuité du 2^{ème} ordre qui développera un coin. Pour suivre un changement géométrique rapide, β doit être faible. Gao propose la relation entre β_i et la courbure k_i :

$$\beta_i = B e^{-0,01 k_i} \quad (2-70)$$

avec $B = 0,002$ constant.

Patrice Delmas

Delmas [Delmas 2000], pour son application de détection de la bouche, a essayé de déterminer α et β de manière adaptative au cours de l'évolution de la courbe. Il lui a paru délicat de les calculer à partir des seules informations liées à l'image (risque d'oscillation ou création de points anguleux). Il préfère utiliser les équations de la forme géométrique vers laquelle on souhaite converger; Le *snake* est initialisé avec des valeurs de coefficients calculées d'après le modèle géométrique des lèvres et des niveaux moyens de gradients présents. Après un certain nombre d'itérations, lors d'un réchantillonnage des points du *snake*, les grandeurs géométriques de la bouche sont calculées et α et β sont mis à jour.

Le coefficient β est modifié en fonction de la courbure locale :

$$\beta(x) = \frac{1}{\left(1 + y'^2\right)^3} \quad (2-71)$$

où x est l'abscisse cartésienne du point du *snake* et y' la dérivée, par rapport à x , de la fonction cartésienne décrivant le *snake* au point d'abscisse $x : y(x)$.

Le coefficient α peut être pris comme dans l'équation (2-68) ou comme (2-69) ou constant après un apprentissage préalable.

Tianyun Ma

Ma, dans sa thèse, [Ma 1998] s'intéresse particulièrement au biais provoqué par la formulation des contours actifs par des intégrales de longueurs d'arcs euclidiens. Par-là, il veut dire que le minimum d'énergie ne se produit pas sur les frontières des images. Il montre aussi qu'en présence de certaines formes d'énergies externes, le contour actif est instable. Il propose une longueur d'arc non euclidienne qui évite ces problèmes. En second lieu, il développe un algorithme pour régler automatiquement le paramètre de lissage.

Après avoir noté que certains auteurs ont souligné que l'usage du terme du premier degré était seul efficace, il n'utilise que ce terme et propose un algorithme de réglage automatique de α .

1. Pour une image donnée et une position initiale, faire $\alpha = \alpha_0$ (une très petite valeur) et faire évoluer le contour actif de la position initiale à une certaine position d'équilibre C_0 .
2. Pour chaque $k = 1, 2, 3\dots$ faire $\alpha = 1,5^k \alpha_0$ et faire évoluer la courbe de C_0 à une nouvelle position d'équilibre C_k jusqu'à ce que la courbe soit en moyenne à une distance maximale de C_0 .
3. Choisir la meilleure courbe de toutes les positions finales en analysant comment elles sont centrées sur l'arête.

Nous pouvons remarquer que le réglage de Ma est itératif et nécessite de nombreuses boucles de tests qui doivent ralentir considérablement le processus. Il faut ajouter qu'il est nécessaire de définir quelle est la distance maximale du point 2. De plus, le critère de qualité du point 3, basé sur une analyse statistique de superposition d'une gaussienne sur l'arête, ne doit pas contribuer à rendre ce procédé très rapide.

Gang Xu

Gang Xu [Xu G. *et al.* 1993-94] après avoir constaté que la force interne en chaque point du contour est aussi fonction de la forme du contour, propose de compenser cette force normale interne pour la rendre indépendante de la forme. Le nouveau modèle possède un fonctionnement robuste et ne nécessite plus de réglage fin des paramètres internes et peut converger vers des points de forte courbure.

L'équilibrage des forces internes place le contour en situation d'une simple descente de gradient. Ensuite, l'application d'une force unitaire normale au contour détermine le seuil de gradient qui sera pris en compte.

Jörg Bredno

Jörg Bredno [Bredno *et al.* 2000a] décrit une méthode « d'apprentissage par l'exemple » pour ajuster automatiquement les paramètres d'un modèle avec force ballon. Son modèle est basé sur les éléments finis [Bredno *et al.* 2000b]. C'est un contour fermé qui comporte N sommets et N arêtes. Dans son modèle, il identifie six paramètres liés à sa méthode qui ne sont pas les paramètres des contours actifs auxquels nous nous intéressons. Il détermine manuellement un contour optimum. Ces paramètres sont réglés par un algorithme génétique. A chaque individu correspond un jeu de paramètres. Pour un contour obtenu avec un jeu de paramètres, il détermine le nombre de pixels erronés N_e par rapport au contour manuel. Il choisit le jeu de paramètres qui donne la fitness $\frac{1}{N_e}$ maximum. Il utilise son modèle pour la segmentation d'images médicales.

Rune Fisker

Rune Fisker [Fisker *et Cartensen* 1998] présente une méthode pour estimation supervisée et non supervisée des paramètres. Il utilise une formulation bayesienne des modèles déformables. Il considère le modèle déformable comme étant une combinaison bayesienne de deux parties : une partie qui représente les connaissances ("*prior*") *a priori* de la structure, c'est-à-dire le patron déformable ; une autre partie qui représente les interactions avec les observations (l'image).

Dans l'estimation supervisée, les paramètres sont calculés à l'aide de critères de probabilité et des moindres carrés produisant le jeu d'apprentissage. L'estimation non supervisée est basée sur une version modifiée de l'algorithme EM "*Expectation-Maximization*". Il présente une application dans le domaine de l'inspection de textiles.

Ramin Samadi

Samadi [Samadani 1991], avec les "*Adaptive snakes*", estime et ajuste dynamiquement les paramètres afin d'éviter les instabilités dans le processus de déformation. L'approche est basée sur les systèmes adaptatifs. Il crée un bloc « algorithme d'adaptation » qui compare la sortie (le *snake*) obtenue avec une sortie désirée. L'erreur obtenue sert au réglage des paramètres. Il régule ainsi le coefficient d'évolution γ et le coefficient de courbure β . Pour γ , il opère en deux temps : une étape avec γ puis une étape avec 2γ , la différence entre les deux solutions servant à la mise à jour.

Pour β , il propose une règle

$$\begin{aligned}
 & \text{si} & \mathbf{F}_{\beta_i} > \|\mathbf{F}_{\beta_i} - \mathbf{F}\| + t_{\beta} \\
 & \text{alors} & \beta_i(n) = \left\{ 1 - \rho_{\beta} (\mathbf{F}_{\beta_i} - \|\mathbf{F}_{\beta_i} - \mathbf{F}\|) \right\} \beta_i(n-1) \\
 & \text{sinon} & \beta_i(n) = \beta_i(n-1) \\
 & \text{finsi} &
 \end{aligned} \tag{2-72}$$

où \mathbf{F}_{β} correspond aux forces de courbure, \mathbf{F} aux forces dérivées du potentiel d'image. Le seuil détermine la taille des forces de courbure avant la modification de β_i . Il utilise $t_{\beta} = 2$ et $\rho_{\beta} = 0,01$.

Des tests sont présentés sur des images de synthèse et sur une image de la magnétosphère terrestre prise du satellite Aurora.

Ole Vilhelm Larsen

Larsen [Larsen *et al.* 1995] propose d'établir des limites sur les paramètres d'élasticité qui produisent le lissage nécessaire du *snake*.

Il considère un *snake* u_c , de longueur n , placé dans une vallée de potentiel correspondant au contour. Il définit d'abord la zone contenant toutes les déformations possibles u_t du *snake* u_c à une distance inférieure à ε de u_c . Cette zone $(\|u_t - u_c\|) < \varepsilon$ est appelée l' ε -voisinage. Larsen définit ensuite la notion de « dépassement local » lorsque u_c sort de la vallée du contour, et de « dépassement global » lorsque u_c sort de l' ε -voisinage. Il définit enfin les « paramètres (de dépassement) locaux » qui ne donnent pas lieu à un « dépassement local » et réciproquement les « paramètres globaux » qui ne donnent pas lieu à un « dépassement global ». Il estime l'énergie de u_c par rapport au *snake* initial u_0 et pose $k = \frac{u_0}{u_c}$. Il obtient :

$$\alpha_{gl} = \frac{kn^2}{8\pi(n-\varepsilon k\pi)}, \quad \beta_{gl} = \frac{kn^4}{32\pi^3(n-\varepsilon k\pi)} \tag{2-73}$$

$$\alpha_{loc} = \frac{\theta \left[\frac{m}{2} \right] k^2}{2m \left(1 - 2k^2(r + \varepsilon^2) \left(1 - \cos \frac{\mu}{m} \right) \right)}, \quad \beta_{loc} = \frac{\theta \left[\frac{m}{2} \right] r^2 k^4}{2m \left(1 - 4r^2 k^4 (r + \varepsilon)^2 \left(1 - \cos \frac{\mu}{m} \right)^2 \right)} \tag{2-74}$$

où m , μ et r sont la longueur, l'angle et le rayon de courbure minimum des segments du *snake*.

E. Maurincommé

Maurincommé [Maurincommé *et al* 1993] propose d'adapter localement le terme d'évolution, d'où le nom "ADDER" pour "Adaptive Damping Dependent on Echo-graphic Regions". Il divise l'espace autour de la courbe en trois régions ou jeux de points : le premier jeu est constitué par la courbe elle-même (indexée 0), le second est pris à l'intérieur de la courbe (indexée -1), le troisième à l'extérieur (indexée 1). Pour chaque région, il calcule les valeurs moyennes des niveaux de gris appelées (gl_0, gl_{-1}, gl_1) et du gradient, notées (gr_0, gr_{-1}, gr_1) . Il utilise, pour l'adaptation, la règle suivante :

$$\gamma = \gamma_{off} + \alpha_1 gl_0 + \alpha_2 (gl_1 - gl_{-1}) + \alpha_3 \ln(gr_0 + gr_{-1}) + \alpha_4 \ln(gr_1 - gr_{-1}) \quad (2-75)$$

où γ_{off} est un offset inférieur au γ standard. Les logarithmes sont calculés si la quantité est supérieure à un et diminuent l'influence du gradient. Les paramètres α_i sont constants pour toutes les images.

Surendra Ranganath

Ranganath dans [Ranganath 1992] interprète les effets de l'énergie interne sur l'extraction de contour. Il se place dans une approche variationnelle. Quand les paramètres sont constants, une analyse dans le domaine fréquentiel rend explicite leurs effets sur l'extraction de contour. Il passe par une transformée de Fourier de l'équation itérative. Il rend les effets de (α, β) plus accessibles et fournit ainsi quelques informations sur ces effets.

Marie Odile Berger

Marie Odile Berger [Berger 1991] analyse l'influence des paramètres dans le cadre d'une implémentation variationnelle. Elle montre, entre autres, qu'un α négatif produit une suite de courbes dont la longueur s'accroît, se déformant dans la direction de la courbure. Elle montre que l'instabilité ainsi engendrée peut être compensée par une modification de la viscosité. Elle utilise cette propriété pour introduire, dans son contours actifs, une notion d'expansion/rétraction.

Discussion

Nous venons de voir des solutions proposées par plusieurs auteurs. Aucun ne donne une solution qui s'appliquerait sans problème sur tout type d'image. On peut

remarquer qu'un certain nombre des propositions s'appuient sur une phase d'apprentissage. Les paramètres obtenus sont alors utilisables pour une famille d'images présentant les mêmes caractéristiques ; c'est le cas des images radiologiques. Regardons maintenant successivement nos trois approches. La première proposition est une démarche qualité utilisant les plans d'expériences. Elle nécessite donc une phase d'apprentissage. Nous allons d'abord présenter les plans d'expériences puis nous verrons comment cette méthodologie peut être mise en oeuvre dans les applications qui utilisent des contours actifs.

2.4. Réglage par plan d'expériences

Les plans d'expériences ont été introduits, il y a quatre-vingts ans et ont déjà été utilisés depuis de nombreuses années dans divers domaines. Par contre, cette technique est souvent ignorée en traitement d'images. Il nous a semblé qu'ils pourraient constituer une méthodologie intéressante pour déterminer des valeurs optimales de paramètres influençant un processus de traitement d'images. Dans cette partie de la thèse, nous voudrions montrer qu'ils ont leur place dans ce domaine où il est courant d'avoir des paramètres à régler. Ces paramètres sont souvent fonction des images à traiter mais sont relativement stables et doivent rester valides pour toutes les images d'une famille d'images de même type. Les paramètres sont à fixer dans la phase de mise au point et permettent de dédier une méthode à une application, par exemple dans le suivi d'éléments mobiles dans une scène. Ces paramètres sont souvent nombreux et ils interfèrent fréquemment les uns sur les autres. Comme nous avons pu le voir, l'utilisation d'un contour actif met en jeu plusieurs paramètres assez délicats à régler. La méthodologie de recherche expérimentale présente deux avantages. Elle permet, de recenser les facteurs à prendre en considération puis, parmi ceux-ci, de déterminer ceux qui sont les plus influents afin de les optimiser.

2.4.1. Terminologie

Les utilisateurs de plans d'expériences pratiquent un vocabulaire propre au domaine et il convient d'expliquer les termes utilisés avant de présenter le principe de cette approche.

Notion d'expérience

Une expérience est une épreuve, un essai effectué pour étudier un phénomène. Dans le langage scientifique, c'est un fait, provoqué ou attendu, pour vérifier une hypothèse, une loi, et arriver ainsi à une connaissance théorique de la façon dont les choses se passent. Une ambiguïté existe parfois. Certains auteurs parlent d'une expérience composée de plusieurs essais. D'autres parlent d'un protocole expérimental composé d'expériences. On trouve « plan d'expérience » avec ou sans s au mot expérience.

Facteurs

On appelle facteurs, les causes supposées ou certaines qui provoquent le phénomène. Les facteurs peuvent être qualitatifs ou quantitatifs, continus ou discontinus, contrôlables (ou non-contrôlables). Généralement, on prend en compte les facteurs caractérisés par une seule variable naturelle qualitative ou quantitative que l'on contrôle. Tous les facteurs susceptibles d'intervenir dans le phénomène doivent être pris en compte.

Réponse

Une réponse expérimentale est une manifestation mesurable, observée lorsque l'on fait varier les facteurs étudiés.

Matrice d'expériences

La matrice d'expériences est un objet mathématique qui représente, sous forme codée ou normée, l'ensemble des expériences à réaliser. C'est un tableau constitué de N lignes correspondant aux N expériences à réaliser et de k colonnes, correspondant aux k variables étudiées. L'élément x_{ij} de la matrice ainsi formée correspond à la valeur du niveau que prend la $j^{\text{ème}}$ variable à la $i^{\text{ème}}$ expérience.

Domaine expérimental

Un domaine de variation est défini pour chaque facteur à l'intérieur duquel il peut prendre différentes valeurs ou niveaux. On appelle « domaine des facteurs » l'ensemble des niveaux que peut prendre chacun des facteurs. Il faut, avant toute expérimentation, définir correctement sa taille, sa forme, ses possibilités d'extension, ses éventuelles discontinuités.

Plan d'expérimentation

Pratiquement, un plan d'expérimentation correspond à la traduction d'une matrice d'expérience exprimée en fonction des facteurs. C'est donc un tableau de données.

Effet

L'effet d'un facteur x correspond à la variation de la réponse y lorsque x passe d'une valeur x^- à une autre valeur x^+ comme présenté sur la Figure 2.3. Graphiquement, plus l'inclinaison est forte, plus l'effet est important, ce qui peut déjà donner des indications.

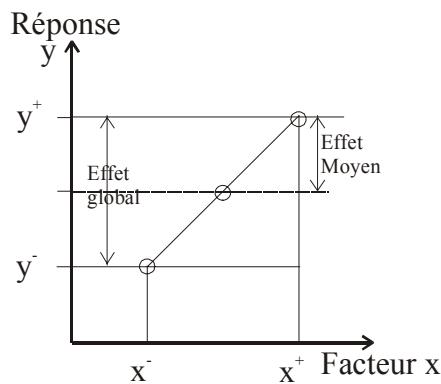


Figure 2.3 - Effet d'un facteur

Interactions

La Figure 2.4 montre graphiquement l'interaction de deux facteurs x_1 et x_2 , de gauche à droite, d'abord sans interaction, ensuite avec une faible interaction enfin avec une forte interaction.

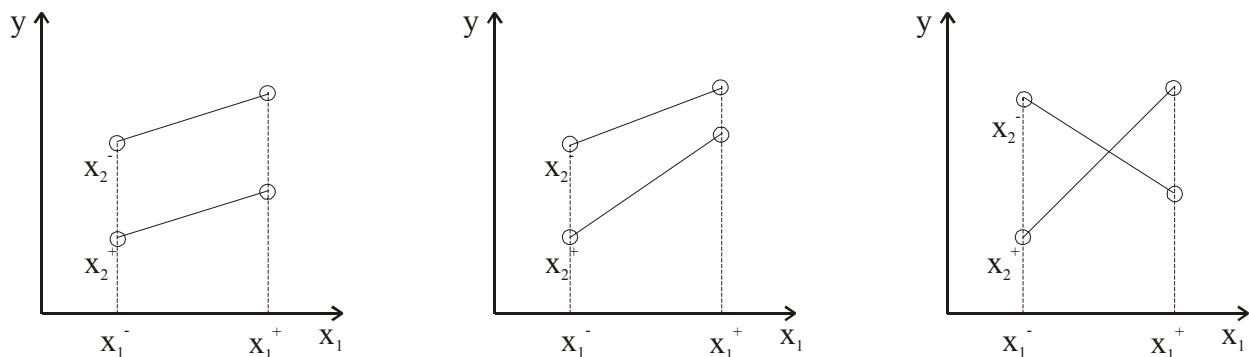


Figure 2.4 - Interactions des facteurs x_1 et x_2 dans trois cas

Nous appellerons « interactions d'ordre deux », les interactions intervenant entre deux facteurs. De même, nous appellerons interactions d'ordre trois, celles intervenant entre trois facteurs.

2.4.2. Historique

On peut dire que l'Homme ne maîtrise pas toujours parfaitement les systèmes qu'il développe. Certains systèmes mettent en jeu un trop grand nombre de phénomènes pour qu'il soit possible de les modéliser de manière satisfaisante : ou bien la précision du modèle est insuffisante, ou bien les temps de calculs nécessaires pour déterminer le modèle sont trop importants, ou encore nous ignorons tout des caractéristiques d'un modèle.

Une solution simple consiste à considérer le système comme une boîte noire avec une entrée et une sortie. La sortie correspond à la fonction que l'on attend du système et l'entrée correspond à l'ensemble des phénomènes influençant la sortie du système. De cette manière, le fonctionnement interne de la boîte (le système) est ignoré et seule la réponse de sa sortie par rapport à son entrée est prise en considération. Cette méthode traditionnelle, dite « empirique », consiste à observer le comportement de la sortie en fonction des paramètres que l'on fixe en entrée. Très simple, cette méthode oblige l'expérimentateur à procéder à de multiples essais pour déterminer *a priori* les meilleurs paramètres possibles à appliquer en entrée pour obtenir la sortie désirée. Si le nombre de tests réalisés n'est pas suffisant, les paramètres déduits risquent fortement de ne pas être optimaux. En effet, une autre combinaison de paramètres non testés peut aboutir à une meilleure réponse du système. Une solution consiste donc à tester toutes les combinaisons de paramètres possibles. Mais si leur nombre est trop important, cela peut vite se révéler trop coûteux aussi bien en temps qu'en argent. Par exemple, si l'on souhaite étudier sept paramètres pouvant prendre quatre valeurs (niveaux), il faut réaliser 16 384 (4⁷) expériences.

C'est à partir de cette constatation que R. Fisher, en 1925, a développé une méthode. Cette méthode permet de définir un protocole expérimental qui minimise le nombre d'essais et qui maximise la précision. Cette méthode des plans d'expériences est connue chez les anglo-saxons sous différentes dénominations ; généralement, il est question de "Design of experiments". A ses débuts, dans les années 1930, cette méthode a été principalement utilisée dans le domaine de l'agronomie où les temps de réalisation d'essais étaient de l'ordre de l'année. Il était alors essentiel de pouvoir préparer des

campagnes de tests permettant d'optimiser la quantité et la qualité des résultats avec un minimum d'expériences.

Cependant, les plans d'expériences tels que décrits par Fisher sont longtemps restés l'apanage d'une certaine élite, seule capable d'appréhender les théories mathématiques nécessaires à leur mise en place. Il faut attendre les années 1980, avec les travaux de vulgarisation de G. Taguchi [Pillet 1994], pour que la méthode des plans d'expériences devienne accessible au plus grand nombre et qu'elle soit utilisée dans de nombreux domaines.

La méthodologie dans la recherche expérimentale est présente depuis déjà de nombreuses années en agronomie, en chimie et en médecine. Elle apporte désormais sa contribution en électrotechnique [Gillon 1997] [Caldora Costa *et al.* 2001] et dans des domaines particuliers comme la métallurgie, la géologie, la géomorphie et la mécanique des roches [Lopez 2000]. Les industries mécanique et automobile s'y intéressent aussi [Achard *et al.* 2001]. Des cours sont maintenant disponibles en ligne sur Internet [Benichou 2000] [Piednoir 2000]. Au début du 21^{ème} siècle, les plans d'expériences ne sont plus réservés aux seuls spécialistes. Ils sont maintenant utilisés dans de nombreuses industries par le biais de la démarche « Qualité ». De nombreux ouvrages vulgarisent cette méthode et l'omniprésence de l'informatique, avec la disponibilité de logiciels [Nemrodw 2000], accentue sa pénétration.

Dans le domaine du « traitement d'images », il semble que la pénétration de cet outil ne soit pas encore faite ; pourtant la mise au point de logiciels se réalise par l'expérimentation à chaque nouveau travail sur des images. Il est évident que l'utilisation des plans d'expériences doit permettre plus de rigueur ainsi qu'un gain en efficacité, donc une baisse des coûts lors de la mise au point de logiciels de traitement d'images.

Après avoir précisé le principe des plans d'expériences, nous montrerons comment mettre en œuvre un plan d'expériences qui permette de choisir au mieux les paramètres introduits lors de l'utilisation d'un contour actif en traitement d'images.

2.4.3. Plan d'expériences

2.4.3.1 Principes

Le plus souvent, l'étude d'un phénomène peut se formaliser de la manière suivante. Soit une grandeur à étudier que nous appellerons « réponse » qui dépend d'un

nombre important de variables x_1, x_2, \dots, x_k , que nous appellerons « facteurs ». La modélisation mathématique consiste à trouver une fonction f telle que $y = f(x_1, x_2, \dots, x_k)$.

La méthode classique d'étude consiste à mesurer y pour plusieurs valeurs de x_i tout en laissant fixes les $(k-1)$ autres variables, puis à itérer cette méthode pour les autres variables. Comme nous l'avons déjà dit plus haut, cette méthode conduit vite à un nombre prohibitif d'expériences. La méthode des plans d'expériences propose une expérimentation factorielle, c'est-à-dire que tous les facteurs varient simultanément. Le traitement des résultats s'effectue à l'aide de la régression linéaire multiple et l'analyse de la variance.

Position du problème

La régression linéaire multiple est une méthode d'analyse de données quantitatives. Elle met en évidence le lien entre une variable dite « expliquée », que l'on note y , et plusieurs variables explicatives que l'on note x_1, x_2, \dots, x_k . Les k variables peuvent être aléatoires ou contrôlées (c'est-à-dire connues sans erreur). Nous supposons que les variables $x_i, i=1, \dots, k$ sont contrôlées. Le modèle qui nous intéresse est le modèle linéaire du type (ici sans interaction) :

$$y = a_0 + a_1 x_1 + a_2 x_2 + \cdots + a_k x_k \quad (2-76)$$

où a_0, a_1, \dots, a_k sont des réels appelés « coefficients du modèle ».

Ce modèle est insuffisant pour décrire la réalité puisque, dans la pratique, on effectue n expériences qui nous donnent n résultats de mesures. Nous utiliserons les notations suivantes : Pour l'expérience i , x_1 prend la valeur x_{i1} , x_2 prend la valeur x_{i2} , ..., x_k prend la valeur x_{ik} . La valeur $(y)_{\text{obs}}$ observée de y , obtenue lors de l'expérience i , diffère de la valeur y_i attendue d'une quantité aléatoire que nous noterons ε_i . L'existence de ε_i provient des facteurs non contrôlés (dérive des appareils, adresse de l'expérimentateur, etc.), d'où le modèle :

$$y = a_0 + a_1 x_1 + a_2 x_2 + \cdots + a_k x_k + \varepsilon \quad (2-77)$$

où a_0, a_1, \dots, a_k sont considérées comme des variables aléatoires et ε une variable aléatoire prenant le nom de facteur d'erreur, généralement supposée distribuée selon une loi normale de Laplace-Gauss.

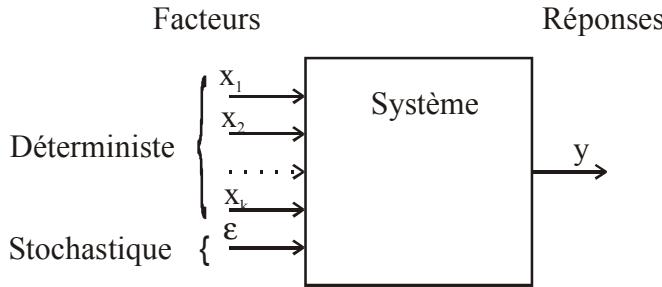


Figure 2.5 - Plan d'expériences - Principe

Soit y la réponse d'un système à k facteurs x_j à deux niveaux de variation x_j^- et x_j^+ . Le modèle algébrique linéaire qui permettra d'estimer la valeur de y pour une combinaison quelconque des facteurs x_i sera :

$$y = a_0 + a_1 x_1 + a_2 x_2 + \cdots + a_k x_k + a_{12} x_1 x_2 + \cdots + a_{1k} x_1 x_k + \cdots + a_{1..k} x_1 \cdots x_k \quad (2-78)$$

où a_j représente les effets des facteurs et leurs interactions sur la réponse y du système. Les coefficients a_j doivent être issus de l'observation. Les combinaisons optimales d'expériences pour obtenir ces coefficients constituent la matrice d'expériences d'un plan d'expériences [Caldora Costa 2001].

Ce modèle empirique permet de tirer des conclusions sur les facteurs et sur les réponses. Il est possible de déterminer :

- les effets des facteurs et ainsi voir ceux qui sont ou ne sont pas influents sur les réponses ;
- s'il y a des interactions entre les facteurs ;
- la valeur des facteurs afin d'optimiser une réponse.

La méthode permet surtout de tirer ces conclusions en faisant varier tous les facteurs en même temps (plans factoriels), c'est-à-dire en optimisant le nombre d'expériences.

2.4.3.2 Plan factoriel

Le plan factoriel complet est le plan d'expériences dans lequel la matrice d'expériences représente toutes les combinaisons possibles entre les niveaux des facteurs x_i . Le nombre d'expériences d'un plan complet à deux niveaux par facteur est $n = 2^k$ avec k le nombre de facteurs.

x_1	x_2
-	-
-	+
+	-
+	+

Tableau 2.1 - Plan factoriel complet

Le Tableau 2.1 présente un plan factoriel complet de deux facteurs à deux niveaux. La représentation utilise la notation de l'analyste français Jacques Hadamard, selon laquelle le niveau minimal est représenté par « - » et le niveau maximal par « + ». Le plan complet permet d'estimer les effets principaux mais aussi toutes les interactions. Par contre, lorsque le nombre de facteurs augmente, le nombre d'expériences à réaliser peut devenir prohibitif.

2.4.3.3 Plan factoriel fractionnaire

Les interactions d'ordre trois (du type $x_1x_2x_3$) ou supérieur sont souvent considérées négligeables. Il est alors possible d'utiliser des plans fractionnaires. Le plan fractionnaire ou plan factoriel incomplet est un plan dont :

- tous les niveaux de chaque facteur sont présents ;
- toutes les combinaisons possibles de niveaux des facteurs ne sont pas présentes.

Les plans fractionnaires sont construits à partir de tables reprises dans les ouvrages de vulgarisation de Taguchi ou basés sur les générateurs de Box [Box *et al.* 1978], de Plackett et Bruman, etc. Ces plans sont dits optimaux car les colonnes de leur matrice d'essais sont orthogonales entre elles [Goupy 1988].

2.4.3.4 Confusions d'effets (ou alias)

Les plans fractionnaires orthogonaux à deux niveaux comportent une fraction entière du nombre de combinaisons du plan complet.

Facteurs	x_1	x_2	x_3	x_4
1	-	-	-	-
2	-	-	+	+
3	-	+	-	+
4	-	+	+	-
5	+	-	-	+
6	+	-	+	-
7	+	+	-	-
8	+	+	+	+

Tableau 2.2 - Plan 2^{4-1}

L'exemple du Tableau 2.2 est un plan fractionnaire puisque le plan complet comporterait 16 lignes. On s'aperçoit que la colonne x_4 est le produit, terme à terme, de ceux des trois premières colonnes. Les effets du facteur x_4 sont alors confondus avec les effets de l'interaction $x_1x_2x_3$. De même, les effets du facteur x_3 sont confondus avec l'interaction $x_1x_2x_4$, etc. [Schimmerling *et al.* 1994]. En général, cette interaction d'ordre trois peut d'ailleurs être négligée.

2.4.3.5 Estimation des coefficients du modèle

Estimation du coefficient a_0

Le coefficient a_0 peut s'estimer à partir de la moyenne arithmétique de toutes les réponses observées soit :

$$a_0 = \bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \quad (2-79)$$

où y_i est la réponse observée pour l'expérience i et n est le nombre d'expériences réalisées.

Estimation des coefficients des effets principaux

Dans certains cas particuliers les résultats généraux du calcul de régression linéaire multiple peuvent se simplifier. Par exemple, l'effet de x_j peut se calculer au niveau x_j^+ .

$$a_j^+ = e_{x_j}^+ = y_{x_j}^+ - a_0 \quad (2-80)$$

dans laquelle :

$$y_{x_j}^+ = \frac{1}{n^+} \sum_{i=1}^{n^+} y_i^+ \quad (2-81)$$

où y_i^+ est la réponse observée pour l'expérience i quand x_j est au niveau x_j^+ ,

n^+ est le nombre d'expériences dans lesquelles x_j est au niveau x_j^+ ,

e_{x_j} est l'effet du coefficient x_j .

Si nous considérons x_j au niveau x_j^- au lieu de x_j^+

$$a_j^- = e_{x_j}^- = y_{x_j}^- - a_0 \quad (2-82)$$

2.4.3.6 Degrés de liberté

Pour la construction du plan comme pour l'interprétation des résultats, il est nécessaire d'introduire la notion de degré de liberté. Il faudra au moins autant d'expériences que de degrés de liberté. Les degrés de liberté sont définis comme dans le Tableau 2.3.

ddl	
Moyenne	1
Effet	Nb. niveaux - 1
Interaction	ddl du facteur 1 x ddl du facteur 2

Tableau 2.3 - Mode de calcul des degrés de liberté des facteurs

Le degré de liberté totale du modèle $dl_{\text{modèle}}$ s'obtient par la somme de tous les dl du modèle, c'est-à-dire de chaque terme de la somme.

2.4.3.7 Interprétation des résultats

Nous avons vu la notion de plan factoriel complet ou fractionnaire, puis la notion de confusion (dans le cas de plan fractionnaire), enfin le calcul des coefficients du modèle. Il nous reste à déterminer les coefficients qui ont une influence sur le modèle. C'est le criblage, le "screening" chez les Anglo-Saxons. L'analyse des résultats sera effectuée par analyse de la variance.

Notion de résidus

L'objectif de la méthode étant de limiter les expériences, il n'est pas question de répéter les essais afin de limiter la variabilité naturelle des réponses. Le résidu est défini comme étant l'écart entre la valeur de la réponse calculée \hat{y} avec le modèle et la réponse mesurée.

$$r = y - \hat{y} \quad (2-83)$$

Analyse de la variance

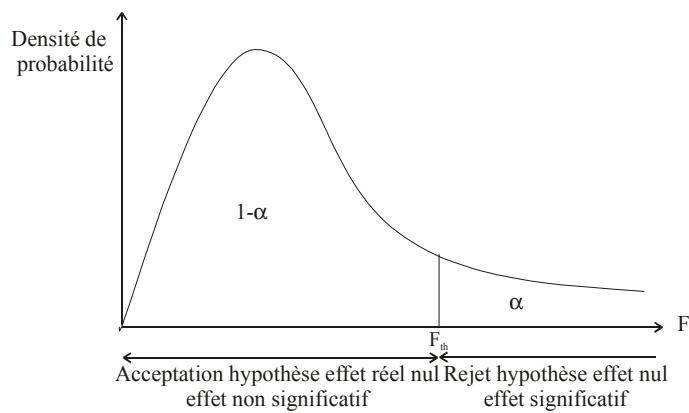


Figure 2.6 - Loi de Snedecor-Fisher

L'analyse de la variance pose l'hypothèse H qu'un coefficient est nul, c'est-à-dire que ce facteur n'a pas d'influence sur la sortie du système. Pour tester cette hypothèse, on calcule le rapport F_{exp} entre la variance de l'effet de chaque facteur et la variance résiduelle. Si l'hypothèse H est réalisée, ce rapport suit une loi de Snedecor-Fisher dont la densité est présentée Figure 2.6. Il est nécessaire de fixer le taux de confiance α théorique correspondant à une valeur du paramètre théorique et de le comparer à la valeur F expérimentalement obtenue. On effectue ce test sur chaque facteur.

Le calcul s'effectue par rapport à la somme des carrés des écarts (SCE). La somme des carrés des écarts des effets du $j^{\text{ème}}$ facteur s'exprime par :

$$\text{SCE}(a_j) = \frac{n}{s_j} \sum_{s=1}^{s_j} (e_{x_j}^s)^2 \quad (2-84)$$

où

s_j est le nombre de niveaux du facteur j ,

e_{x_j} est l'effet du facteur x_j au niveau s ,

n est le nombre d'expériences.

La somme des carrés des écarts des réponses est donnée par :

$$\text{SCE}(y) = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \quad (2-85)$$

La somme estimée des carrés des écarts des réponses, se calcule :

$$\sum_{j=1}^k \text{SCE}(a_j) \quad (2-86)$$

où k est le nombre de facteurs.

Source	SCE	ddl	Variance
Facteurs	$\text{SCE}(a_j)$	$s_j - 1$	$\frac{\text{SCE}(a_j)}{s_j - 1}$
Interactions (entre facteurs j et j')	$\text{SCE}(a_{jj'})$	$(s_j - 1)(s_{j'} - 1)$	$\frac{\text{SCE}(a_{jj'})}{(s_j - 1)(s_{j'} - 1)}$
Total	$\text{SCE}(y)$	$n - 1$	
Résidus	$\text{SCE}(y) - \sum_{j=1}^k \text{SCE}(a_j)$	$n - \text{ddl}_{\text{modèle}}$	$\frac{\text{SCE}(y) - \sum_{j=1}^k \text{SCE}(a_j)}{n - \text{ddl}_{\text{modèle}}}$

Tableau 2.4 - Calcul en vue du test de Snedecor-Fisher

Pour le test, F expérimental est obtenu par le rapport entre la variance du facteur ou d'une interaction et la variance des résidus. Le F théorique est obtenu dans la table de Snedecor par rapport aux degrés de liberté et au niveau de confiance choisi.

Nous sommes maintenant en mesure de choisir un plan d'expérience pour résoudre un problème particulier et d'en déduire quelles sont les variables significatives ainsi qu'une estimation de la valeur des variables qui soit la plus efficace.

2.4.4. Méthode des contours actifs

Nous avons alors appliqué cette approche par plans d'expériences pour le réglage des contours actifs. Nous rappelons que les contours actifs présentés au premier chapitre au §.1.2 sont définis par un modèle d'objet déformable élastique. Le modèle est soumis à des forces qui le déforment et conduisent à son déplacement dans l'image au cours du temps. La fonctionnelle d'énergie attachée au contour actif peut être globalement décomposée :

$$\phi(v) : v \rightarrow E_{\text{interne}}(v) + E_{\text{externe}}(v) + E_{\text{contexte}}(v) \quad (2-87)$$

Chacun des termes correspond à un type de force particulier. L'évolution du contour s'obtient par minimisation de cette fonctionnelle. Pour cette minimisation, nous utilisons l'algorithme *greedy* [Williams et Shah 1992].

Ici nous avons introduit cinq termes dans l'énergie qui doit être minimisée le long du contour.

$$E_{\text{totale}} = aE_{\text{continuité}} + bE_{\text{courbure}} + cE_{\text{gradient}} + dE_{\text{intensité}} + eE_{\text{ballon}} \quad (2-88)$$

Nous nous trouvons donc face à cinq paramètres à régler. Nous avons vu au §.2.2 la grande sensibilité des résultats à ces paramètres.

2.4.5. Expérimentation

Nous avons effectué deux grandes séries d'expérimentations. L'une concerne un cas réel, celui des images radiologiques de l'articulation fémoro-tibiale. Après analyse des facteurs, un plan de sept facteurs sur quatre niveaux a été mis en oeuvre. La deuxième série d'expériences est basée sur un plan de sept facteurs sur deux niveaux avec analyse de la variance. Nous avons cherché à mettre en évidence les interactions et nous avons travaillé avec deux matrices d'expériences de 32 expériences chacune sur deux niveaux.

2.4.5.1 Images radiologiques

Dans cette première expérimentation, nous nous sommes attaché à détecter, dans une image d'articulation fémoro-tibiale (Figure 2.7), la partie bombée du fémur « le condyle ». Ce problème, posé par nos partenaires orthopédistes, est à réaliser sur un jeu important d'images. A terme, il serait souhaitable de pouvoir leur confier un outil facile d'utilisation, or nous avons vu la sensibilité du réglage de ces paramètres au §.2.2.

Recensement des facteurs

L'étude porte donc sur la qualité du résultat obtenu par un contour actif lors de la détection du condyle. La quantification de cet objectif Y , n'est pas évidente. Sur des images de synthèse, il est assez aisément de mesurer un écart avec le contour parfaitement connu. Sur cette image, il s'agit plus d'une réponse qualitative du type bonne ou mau-

vaise. Il est éventuellement possible de juger si c'est moins bon ou meilleur. Nous avons donc opté pour une notation, par l'expérimentateur, de 0 à 10 pour les images qui serviront dans le plan d'expériences. Dans la pratique, l'expert du domaine d'application est mieux à même de donner cette note que l'informaticien. Cette phase d'interaction entre la méthode et l'utilisateur apportera donc une connaissance experte.

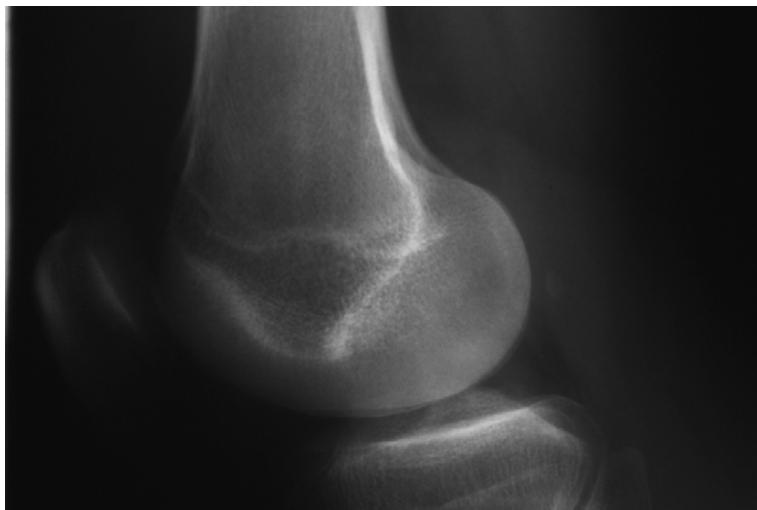


Figure 2.7 - Image de l'articulation fémoro-tibiale

Dans la méthodologie d'expérimentation, il est préconisé de recenser tous les paramètres pouvant intervenir dans le processus à étudier. Nous avons présenté ce bilan par un diagramme causes-effets : le diagramme en arêtes de poisson (d'après sa forme). Le diagramme d'Ishikawa est un outil graphique qui sert à comprendre les causes d'un défaut de qualité ; il sert à analyser le rapport existant entre un problème et ses causes [MFQ PACA 2003]. La Figure 2.8 montre les paramètres susceptibles d'intervenir lors de l'utilisation d'un contour actif.

Ils peuvent être classés en trois grandes catégories. D'une part, les paramètres liés aux conditions d'acquisition de l'image et qui proviennent des caractéristiques du matériel utilisé aussi bien que des choix de l'opérateur sur ce matériel et de l'environnement. D'autre part, on doit évidemment considérer les paramètres liés à la méthode de traitement choisie et enfin l'évaluation de la qualité du traitement dont dépend l'objectif doit être prise en compte.

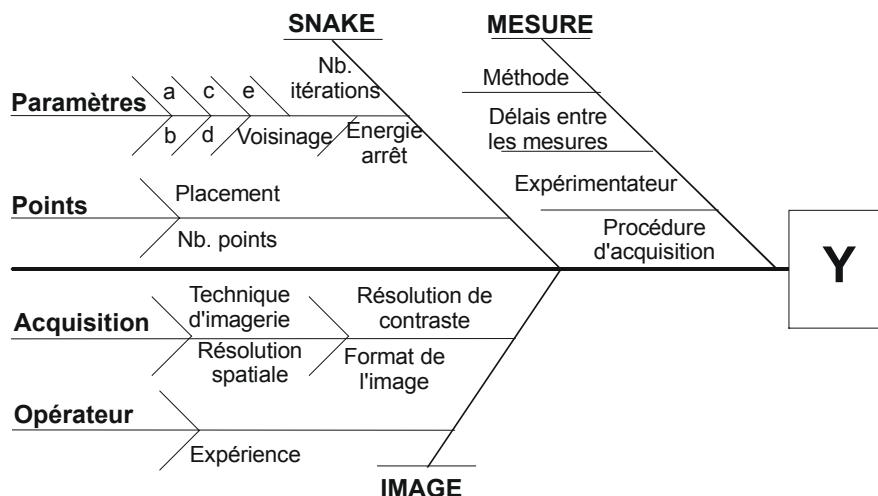


Figure 2.8 - Recensement des facteurs intervenant dans la méthode des contours actifs

Tout ce qui concerne l'image, son acquisition et éventuellement l'influence de l'opérateur, nous échappe complètement. Les images nous sont fournies et le protocole d'acquisition est géré par les spécialistes de la radiologie. En ce qui concerne nos mesures qui apparaissent en partie supérieure de l'arête, leur prise en compte semble difficile ; par contre, nous pouvons envisager d'effectuer une moyenne à partir des jugements de plusieurs expérimentateurs afin de diminuer l'influence de l'expérimentateur. Nous ne conserverons pas non plus les facteurs liés aux points. Pourtant, l'importance de l'initialisation du contour actif est citée de manière récurrente dans la littérature. Nous partirons d'une initialisation toujours identique. Le nombre de points d'échantillonnage de la courbe ne sera pas retenu non plus. *A posteriori*, ce nombre de points mériterait une étude particulière. Nous considérerons un nombre « suffisant » de points. Il reste ce qui est porté sous la référence « Paramètres ». Outre les cinq paramètres classiques de l'équation (2-88), nous trouvons la taille du voisinage dans lequel le déplacement du point est étudié à chaque itération ainsi que l'énergie d'arrêt qui correspond au niveau de variation de l'énergie à partir duquel nous considérons que le *snake* ne se déplace plus.

Après ce recensement des facteurs sur la Figure 2.8, nous avons reporté notre analyse dans le Tableau 2.5 pour garder une sélection pour notre modèle.

Facteurs	Rôles	Influences	Maîtrise	Nature	Commentaires
a (W continuité)	Principal	Forte et non monotone	Maîtrisable	Continue	Param. classiques
b (W courbure)	Principal	Forte et non monotone	Maîtrisable	Continue	Param. classiques
c (W gradient)	Principal	Forte et non monotone	Maîtrisable	Continue	Param. classiques
d (W intensité)	Principal	Forte et non monotone	Maîtrisable	Continue	Param. classiques
e (W ballon)	Principal	Forte et non monotone	Maîtrisable	Continue	Param. classiques
f (Taille voisinage)	Principal	Forte et non monotone	Maîtrisable	Discrète	Param. classiques
g (Nb itérations)	Figé	Supposée très forte	Maîtrisable	Discrète	Param. classiques
h (W arrêt)	Principal	Forte et non monotone	Maîtrisable	Continue	Param. classiques
n (Nb points)	Figé	Supposée très forte	Maîtrisable	Discrète	
Placement des points	Figé	Supposée très forte	Maîtrisable	Continue	
Délais entre mesures	Bloc	Certaine	Maîtrisable	Continue	
Image :	Bruit	Supposée très forte	Aucune		Les images sont fournies sans aucune connaissance sur le protocole d'acquisition
- technique d'imagerie					
- résolution de contraste					
- résolution spatiale					
- format de l'image					
- expérience de l'opérateur					

Tableau 2.5 - Analyse des facteurs intervenant dans le problème de contours actifs

Nous avons retenu sept paramètres à étudier : les cinq issus de l'équation (2-88), la taille du voisinage (f) et l'énergie d'arrêt (g)

Choix du modèle

Le domaine de variation de chaque facteur est présenté dans le Tableau 2.6.

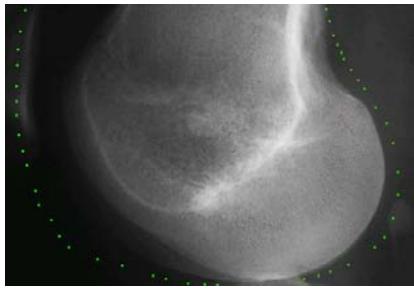
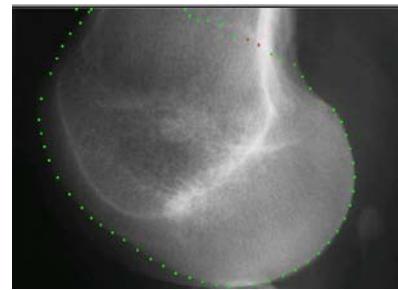
Facteurs	Domaine
a (W continuité)	\mathbb{R}
b (W courbure)	\mathbb{R}
c (W gradient)	\mathbb{R}
d (W intensité)	\mathbb{R}
e (W ballon)	\mathbb{R}
f (taille voisinage)	\mathbb{N}
g (W arrêt)	\mathbb{R}

Tableau 2.6 - Facteurs retenus

La taille du voisinage n'est pas un réel mais un entier (1, 2, ..., 5, 7) ; au-delà de 7, le temps de calcul devient réellement prohibitif. Pour les autres facteurs, puisque l'équation (2-88) est invariante à la multiplication par un scalaire, nous réduirons le domaine d'étude à $[-1, +1]$.

Le modèle étudié sera du type :

$$y = m + a + b + c + d + e + f + g \quad (2-89)$$

**Figure 2.9** - Initialisation du contour sur l'image**Figure 2.10** - Contour final de bonne qualité

La position du *snake*, au départ, est fixée de manière constante. Le nombre de points sera donc constant, de même, le nombre d'itérations. Cette expérimentation s'effectuera sur une seule image, celle présentée Figure 2.9.

Choix du plan d'expériences

L'évolution du *snake* étant assez chaotique (voir expérimentation du §.2.2), la réduction du domaine expérimental étudié a été vue précédemment lors du choix du modèle. Nous prenons quatre niveaux par facteur afin d'avoir, particulièrement avec le niveau 3, un point intermédiaire entre 0 l'absence et 1 la présence d'un facteur.

Nous négligeons ici les interactions possibles entre les facteurs.

	Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3	Niveau 4
a	-0,5	0	0,5	1,0
b	-0,5	0	0,5	1,0
c	-0,5	0	0,5	1,0
d	-0,5	0	0,3	0,5
e	-0,5	0	0,5	1,0
f	4	5	6	7
g	-0,5	0	0,1	0,2

Tableau 2.7 - Les quatre niveaux de chaque paramètre

La somme des degrés de liberté est alors de : $1 + 7 \times (4 - 1) = 22$.

Nous choisissons donc un plan factoriel orthogonal 4^7 de 32 expériences tel qu'il apparaît au Tableau 2.8.

Afin de réduire la variabilité naturelle du résultat, deux notes ont été attribuées au résultat de la segmentation par deux personnes différentes. La moyenne obtenue est reportée dans le Tableau 2.8.

N° essai	Facteurs							Réponses		
	a	b	c	d	e	f	g	Note 1	Note 2	Moyenne
1	1	1	1	1	1	1	1	2	3	2,5
2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2,0
3	4	4	4	4	4	4	4	6	5	5,5
4	3	3	3	3	3	3	3	7	8	7,5
5	1	2	4	1	2	4	3	4	6	5,0
6	2	1	3	2	1	3	4	3	3	3,0
7	4	3	1	4	3	1	2	6	6	6,0
8	3	4	2	3	4	2	1	6	4	5,0
9	2	4	1	1	3	2	4	1	1	1,0
10	1	3	2	2	4	1	3	3	2	2,5
11	3	1	4	4	2	3	1	7	7	7,0
12	4	2	3	3	1	4	2	8	7	7,5
13	2	3	4	1	4	3	2	6	4	5,0
14	1	4	3	2	3	4	1	2	1	1,5
15	3	2	1	4	1	2	3	1	2	1,5
16	4	1	2	3	2	1	4	4	5	4,5
17	3	1	2	1	3	4	2	2	3	2,5
18	4	2	1	2	4	3	1	2	1	1,5
19	2	4	3	4	2	1	3	8	9	8,5
20	1	3	4	3	1	2	4	6	3	4,5
21	3	2	3	1	4	1	4	2	2	2,0
22	4	1	4	2	3	2	3	1	1	1,0
23	2	3	2	4	1	4	1	4	6	5,0
24	1	4	1	3	2	3	2	8	9	8,5
25	4	4	2	1	1	3	3	2	3	2,5
26	3	3	1	2	2	4	4	2	2	2,0
27	1	1	3	4	4	2	2	6	9	7,5
28	2	2	4	3	3	1	1	4	3	3,5
29	4	3	3	1	2	2	1	2	1	1,5
30	3	4	4	2	1	1	2	3	2	2,5
31	1	2	2	4	3	3	4	5	5	5,0
32	2	1	1	3	4	4	3	7	8	7,5

Tableau 2.8 - Matrice d'expériences et résultats

Les résultats obtenus permettent de calculer la moyenne générale $M = 4,17$.

Calcul des effets

Le calcul des effets, pour chaque facteur et à chaque niveau, est résumé dans le Tableau 2.9.

	a	b	c	d	e	f	g
1	0,5	0,3	-0,3	-1,4	-0,5	-0,1	-0,7
2	0,3	-0,6	-0,5	-2,1	0,7	-1,1	1,0
3	-0,4	0,1	0,7	1,9	-0,6	0,8	0,3
4	-0,4	0,2	0,1	1,6	0,4	0,4	-0,7

Tableau 2.9 - Calcul des effets des différents paramètres

Les graphes des effets qui découlent de ces valeurs sont présentés en Annexe - 5. Certains effets présentent un maximum évident. Pour d'autres, l'interprétation n'est pas aussi facile ; un approfondissement de la méthode par surface de réponse est à envisager et est en cours de réalisation. Pour maximiser y , l'analyse des effets donne les niveaux préconisés suivants :

	a	b	c	d	e	f	g
Niveaux préconisés	1	1	3	3	2	3	2

Tableau 2.10 - Niveaux préconisés après analyse de la variance

Le résultat obtenu avec ces réglages est présenté, plus haut, sur la Figure 2.10. Il est donc obtenu après 32 essais par un expérimentateur non informaticien.

De plus, nous avons effectué une analyse de variance. Le calcul de $F_{\text{théo}}$ est obtenu en cherchant sur une table de Snedecor-Fisher avec pour paramètres $v_1 = 4 - 1$ et $v_2 = 32 - 22$ au seuil de risque de 5 %, on obtient $F_{\text{théo}} = 3,71$.

	Somme des carrés	Variance	Fexpériment.	Fthéorique	Significatif
a	5,0	1,7	1,5	3,71	Non
b	11,1	3,7	1,4	3,71	Non
c	7,4	2,5	2,2	3,71	Non
d	102,4	34,1	31,0	3,71	Oui
e	11,1	3,7	3,4	3,71	Non
f	17,9	5,9	5,4	3,71	Oui
g	17,7	5,9	5,3	3,71	Oui
Résidus	4,4	0,4			
Total	177,1	5,7			

Tableau 2.11 - Analyse de la variance du plan 4⁷

L'analyse de la variance révèle une grande influence de l'intensité (d), de la taille du voisinage (f) et du critère d'arrêt (g). Nous attendions plutôt une influence des paramètres de l'énergie interne — continuité et courbure — mais l'intensité l'emporte dans ce type d'exemple. L'influence du coefficient de la taille du voisinage et du critère

d'arrêt est intuitivement évidente. Ces constatations nécessitaient d'être confirmées, ce qui nous a conduit à la deuxième expérimentation.

Discussion

La caractérisation du condyle utilisant des images comme celle de la Figure 2.7 est un problème posé par des orthopédistes, qui nous intéresse depuis plusieurs années [Rousselle 2000]. Nous venons de montrer qu'avec un plan factoriel mettant en jeu 32 expériences seulement, il était possible d'obtenir un réglage satisfaisant d'un contour actif sur ce type d'image. Nous avons aussi examiné l'influence des facteurs sur le réglage du contour actif mis en jeu dans cette expérience. Nous n'avons pas obtenu la réponse — l'importance du réglage de la continuité et de la courbure — que nous aurions pu supposer intuitivement. C'est d'ailleurs tout l'intérêt de cette méthode. Pour mieux comprendre l'influence des paramètres, nous avons donc réalisé un deuxième jeu d'expériences pour analyser l'influence de la forme.

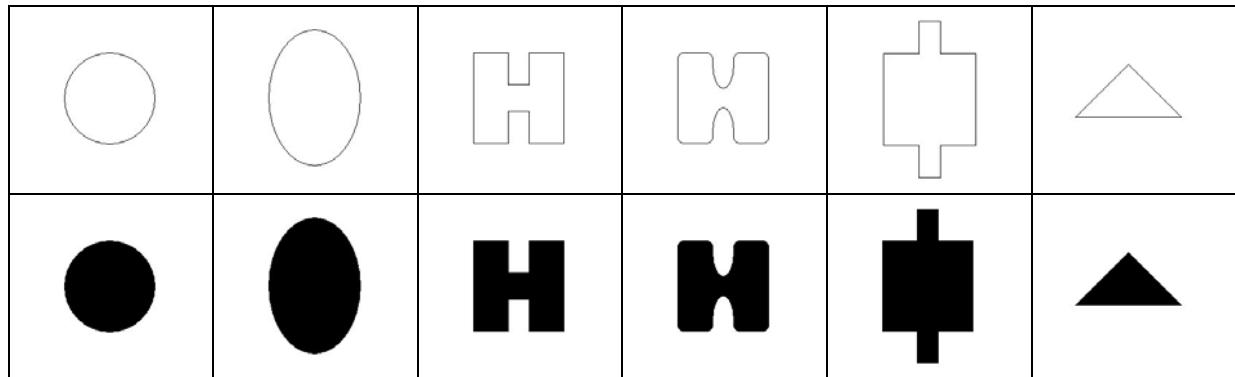
2.4.5.2 Influence de la forme

Dans cette partie de l'étude, nous avons souhaité vérifier, d'une part, si les facteurs influents sont toujours limités à ceux trouvés au paragraphe précédent et d'autre part, s'il existe des interactions.

Présentation du système

Images

Nous utilisons des images artificielles représentant diverses formes afin de simuler différents types de contours. Nous avons testé douze formes de synthèses vides ou pleines. Il ne s'agit pas ici de trouver les meilleurs paramètres à fixer mais plutôt d'étudier l'influence de la forme sur le rôle des différents paramètres. En particulier la présence de points anguleux est un problème qui a attiré l'attention de divers chercheurs.

**Tableau 2.12** - Le jeu de douze formes de synthèses

Facteurs

Les paramètres du *snake* dont nous souhaitons évaluer l'influence sont les sept facteurs suivants ainsi que toutes leurs interactions possibles (21 interactions).

- la continuité (a),
- la courbure (b),
- le gradient (c),
- l'intensité (d),
- le ballon (e),
- le nombre de voisins (f),
- le nombre d'itérations (g).

Mode opératoire

Pour chaque test de détection du contour sur une figure, le *snake* est, dans un premier temps, initialisé à l'intérieur de la forme puis, dans un second temps, à l'extérieur. La sortie du système consiste en une note calculée automatiquement en fonction du nombre de points du *snake* situés sur le contour, cela afin d'éviter la subjectivité de l'expérimentateur. La note est calculée en divisant le nombre de points du *snake* présents sur le contour par le nombre total de points constituant le *snake*. Si plusieurs points du *snake* sont situés sur un même pixel du contour, un seul est comptabilisé.

Détermination du plan

Modèle symbolique

Dans cette écriture, m est la moyenne, le chiffre au-dessus indique les degrés de liberté (ddl) et le chiffre en dessous le nombre de niveaux.

$$\begin{aligned}
 y = & m + \underbrace{a + b + c + d + e + f + g}_{(2)} \quad \left. \right\} \text{Effets simples} \\
 & + \underbrace{ab + ac + ad + ae + af + ag + bc + bd + be + bf + bg}_{(2)} \quad \left. \right\} \text{Interactions} \\
 & + \underbrace{cd + ce + cf + cg + de + df + dg + ef + eg + fg}_{(2)}
 \end{aligned} \tag{2-90}$$

Nous voyons apparaître clairement les sept facteurs et les 21 interactions.

Choix des niveaux

Nous décidons d'allouer les valeurs extrêmes aux deux niveaux de chaque facteur.

Facteurs	Niveau 1	Niveau 2
Intensité	-1	1
Courbure	0	1
Continuité	0	1
Ballon	-1	1
Gradient	0	1
Voisins	1	3
Nombre d'itérations	50	100

Tableau 2.13 - Valeurs des niveaux 1 et 2 du plan

Taille du plan

Le calcul de la taille du plan nous amène à un plan d'un minimum de 32 expériences. Ce choix introduit nécessairement des confusions. Le plan sera effectué en deux fois sur deux plans qui se compléteront afin de travailler sur des tables sans confusion.

le premier modèle est de la forme :

$$y = m + \left. \begin{aligned} & a + b + c + d + e + f + g \\ & ab + ac + ad + ae + af + ag + bc + bd + be + bf + bg \\ & cd + de + df + dg \end{aligned} \right\} \begin{array}{l} \text{Effets simples} \\ \text{Interactions} \end{array} \quad (2-91)$$

Soit pour 32 expériences, 23 ddl ; dans la table de Snedecor, on prend $v_1 = 2 - 1$ et $v_2 = 32 - 23$.

Le deuxième modèle analyse les dernières interactions :

$$y = m + \underbrace{a + b + c + d + e + f + g}_{\text{Effets simples}} + \underbrace{ce + cf + cg + ef + eg + fg}_{\text{Interactions}} \quad (2-92)$$

Soit pour 32 expériences, 14 dll ; dans la table de Snedecor, on prend $v_1 = 1$ et $v_2 = 32 - 14$

Résultats

Les résultats obtenus sont mis en forme. L'analyse de la variance a été effectuée avec trois taux de confiance (90 %, 95 %, 99 %) afin de mieux maîtriser le rejet.

Le Tableau 2.14 est un exemple de résultat sur la première image de la série (le cercle), pour le premier modèle.

Facteurs	SCE	ddl	Var.	Fexp	Ft 90%	Ft 95%	Ft 99%	Sig 90%	Sig 95%	Sig 99%	
Intensité	0,62	1	0,62	7,79	3,36	5,12	10,56	Oui	Oui	Non	d
Courbure	0,67	1	0,68	8,51	3,36	5,12	10,56	Oui	Oui	Non	b
Continuité	0,17	1	0,17	2,13	3,36	5,12	10,56	Non	Non	Non	a
Ballon	0,83	1	0,83	10,52	3,36	5,12	10,56	Oui	Oui	Non	e
Gradient	1,03	1	1,04	13,11	3,36	5,12	10,56	Oui	Oui	Oui+	c
Voisins	0,02	1	0,02	0,25	3,36	5,12	10,56	Non	Non	Non	f
Itérations	0,00	1	0,00	0,03	3,36	5,12	10,56	Non	Non	Non	g
Int.-Cour.	0,06	1	0,05	0,73	3,36	5,12	10,56	Non	Non	Non	db
Int.-Cont.	0,22	1	0,22	2,75	3,36	5,12	10,56	Non	Non	Non	da
Int.-Bal.	0,11	1	0,11	1,40	3,36	5,12	10,56	Non	Non	Non	de
Int.-Grad.	0,20	1	0,20	2,59	3,36	5,12	10,56	Non	Non	Non	dc
Int.-Vois.	0,00	1	0,00	0,00	3,36	5,12	10,56	Non	Non	Non	df
Int.-Itér.	0,09	1	0,09	1,17	3,36	5,12	10,56	Non	Non	Non	dg
Cour.-Cont.	0,08	1	0,08	1,06	3,36	5,12	10,56	Non	Non	Non	ba
Cour.-Bal.	0,06	1	0,06	0,73	3,36	5,12	10,56	Non	Non	Non	be
Cour.-Grad.	0,04	1	0,04	0,53	3,36	5,12	10,56	Non	Non	Non	bc
Cour.-Vois.	0,08	1	0,08	1,06	3,36	5,12	10,56	Non	Non	Non	bf
Cour.-Itér.	0,00	1	0,00	0,02	3,36	5,12	10,56	Non	Non	Non	bg
Cont.-Bal.	0,02	1	0,02	0,23	3,36	5,12	10,56	Non	Non	Non	ae
cont.-Grad.	0,02	1	0,02	0,31	3,36	5,12	10,56	Non	Non	Non	ac
Cont.-Vois.	0,00	1	0,00	0,04	3,36	5,12	10,56	Non	Non	Non	af
Cont.-Itér.	0,01	1	0,01	0,11	3,36	5,12	10,56	Non	Non	Non	ag
Résidus	0,71	9	0,08								
Total	5,07	31									

Tableau 2.14 - Analyse de la variance d'un exemple de plan 2³¹

Ces résultats nous confirment la faible influence de la continuité et la forte influence du gradient. Ils laissent à penser qu'il n'y a pas d'interactions. Si l'on examine la synthèse de ces résultats sur toutes les figures présentées en Annexe - 6, la conclusion n'est plus aussi évidente.

Il apparaît que le facteur « ballon » est significatif dans toutes les expériences. Il en est pratiquement de même pour le facteur « gradient ». Ce qui n'est pas étonnant sur les images binaires que nous avons traitées. De même le facteur « courbure » semble particulièrement significatif sur l'ensemble des figures. L'intensité paraît être un facteur significatif surtout lorsque la figure ne contient que le contour de la forme, à l'exception du triangle. La continuité, le nombre de voisins et le nombre d'itérations n'apparaissent que peu influents sur la sortie du système, ce qui confirme notre intuition.

En ce qui concerne les interactions, elles semblent, de manière générale, assez peu prononcées ce qui permet d'expliquer qu'il est relativement facile de trouver de bons paramètres sans suivre de procédure particulière. En effet, sans trop d'interactions, un facteur implique un effet bien déterminé sur la sortie du système, quel que soit le niveau des autres. Notons tout de même que les interactions telles que

« intensité-gradient », « courbure-continuité » et « ballon-gradient » apparaissent comme étant assez significatives.

2.4.6. Discussion

Dans ce paragraphe 2.4, nous avons montré que les plans d'expériences, presque totalement ignorés dans le milieu informatique, pouvaient être utilisés. Nous avons effectué deux séries d'expérimentations. Premièrement, nous avons montré que cette méthode permet de régler un contour actif sur une image de radiographie de l'articulation fémoro-tibiale avec seulement 32 expériences. Cet outil pourrait donc être confié, moyennant un environnement, à des non informaticiens. Deuxièmement, nous avons montré qu'il était possible de mettre en évidence l'existence ou souvent la non existence d'interactions ce qui, d'abord, explique la relative facilité à régler ces paramètres de manière empirique, mais ensuite et surtout, nous autorise à n'étudier que les facteurs principaux.

Evidemment les expérimentations sont nombreuses et nous avons développé là un outil qui permet de confirmer le fondement d'un certain nombre d'habitudes acquises de manière empirique. De manière à affirmer le choix de la valeur des paramètres un système mutirésolution devrait être mis en place pour explorer des domaines de variations plus restreints dont l'intérêt est mis en évidence par un plan. Il est en effet plus raisonnable, d'un point de vue temps de calcul, d'augmenter le nombre de plans plutôt que le nombre de niveaux de chaque plan. De même, l'approche par surfaces de réponses avec l'utilisation de matrices d'expériences de Doehlert [Droesbeke *et al.* 1997], plus délicate à mettre en oeuvre, devrait permettre d'affiner ces premiers résultats.

Après cette première approche issue d'une démarche qualité, nous avons choisi d'aborder une approche, radicalement différente, basée sur un algorithme génétique et qui nécessite, elle aussi, l'intervention d'un expert dans une phase d'apprentissage.

2.5. Réglage par algorithme génétique

Nous avons vu, dans le premier chapitre, une implémentation d'un contour actif utilisant un algorithme génétique. L'algorithme génétique sélectionnait un snake optimum parmi une population de *snakes*. Dans ce deuxième chapitre, nous faisons, de

nouveau, appel à l'utilisation de la puissance exploratoire des algorithmes génétiques mais, ici, au service du réglage des paramètres.

Le contour actif est implémenté par un algorithme *greedy*. Dans ce cadre, deux approches sont présentées. La première est une approche supervisée qui détermine un jeu global de paramètres. Dans ce cas, l'algorithme *greedy* sert de fonction d'évaluation de l'algorithme génétique. La deuxième approche est non supervisée. Elle cherche à déterminer un jeu local de paramètres. L'algorithme génétique recherche un jeu de paramètres qui minimise l'énergie pour chaque point dans le voisinage du point que l'algorithme *greedy* cherche à améliorer en le déplaçant.

2.5.1. Présentation

Comme nous l'avons vu au premier chapitre §.1.2, le calcul de l'énergie s'effectue sur le voisinage de chaque *snaxel*. L'initialisation du *snake* de Kass [Kass *et al.* 1987] devait donc se faire près du contour recherché pour que le gradient influence le calcul. Pour palier cet inconvénient, Cohen a introduit la notion d'énergie ballon qui tendra, selon le signe, à gonfler ou rétracter le contour [Cohen L.D. 1991]. L'équation finale à minimiser est donc la suivante :

$$E(v) = \alpha \cdot E_{\text{continuité}}(v) + \beta \cdot E_{\text{courbure}}(v) + \gamma \cdot E_{\text{gradient}}(v) + \delta \cdot E_{\text{intensité}}(v) + \lambda \cdot E_{\text{ballon}}(v) \quad (2-93)$$

Nous utiliserons une implémentation par un algorithme *greedy* [Williams *et Shah* 1992], c'est-à-dire que les points sont calculés, puis déplacés les uns après les autres.

2.5.2. Optimisation

Nous avons évoqué, au §.2.1, la manière empirique généralement utilisée pour régler les coefficients pondérateurs pour le calcul de l'énergie d'un *snake*.

Au premier chapitre §.1.4.2, nous avons présenté une méthode évolutionnaire d'optimisation. L'optimisation paramétrique étant l'un des domaines où les algorithmes génétiques présentent de bons résultats, nous avons utilisé cette méthode pour optimiser les paramètres $\alpha, \beta, \gamma, \delta, \lambda$ du modèle.

L'idée générale est la suivante. Un programme principal fait évoluer un algorithme génétique où le chromosome code le quintuplet $\alpha, \beta, \gamma, \delta, \lambda$. La fonction de *fitness* va évaluer le résultat de la convergence d'une méthode de contour actif qui utilise les paramètres codés par ce chromosome. Il reste à définir le critère d'évaluation de la qualité du résultat obtenu pour juger la qualité du jeu de paramètres.

2.5.2.1 Codage des chromosomes

Le codage est la manière dont la réalité physique du *snake* (phénotype) est traduite en une chaîne binaire (génotype). Nous avons cinq réels à coder. Nous utilisons ici aussi la méthode de Michalewicz [Michalewicz 1992]. Dans cette méthode, il faut connaître les domaines de définition de chacun des paramètres. Nous prenons :

$$[\alpha_{\min}, \alpha_{\max}], [\beta_{\min}, \beta_{\max}], [\gamma_{\min}, \gamma_{\max}], [\delta_{\min}, \delta_{\max}], [\lambda_{\min}, \lambda_{\max}] \quad (2-94)$$

Pour connaître la longueur du chromosome il faut définir la précision minimale de chaque paramètre que nous notons $\Delta\alpha, \Delta\beta, \Delta\gamma, \Delta\delta, \Delta\lambda$. La longueur l d'un chromosome est donc :

$$l = \left[\log_2 \frac{\alpha_{\min} - \alpha_{\max}}{\Delta\alpha} \right] + \left[\log_2 \frac{\beta_{\min} - \beta_{\max}}{\Delta\beta} \right] + \left[\log_2 \frac{\gamma_{\min} - \gamma_{\max}}{\Delta\gamma} \right] + \left[\log_2 \frac{\delta_{\min} - \delta_{\max}}{\Delta\delta} \right] + \left[\log_2 \frac{\lambda_{\min} - \lambda_{\max}}{\Delta\lambda} \right] \quad (2-95)$$

Pour les tests nous avons utilisé :

$$\begin{aligned} \alpha_{\min} &= 0, \alpha_{\max} = 1, \Delta\alpha = 0,001; \\ \beta_{\min} &= 0, \beta_{\max} = 1, \Delta\beta = 0,001; \\ \gamma_{\min} &= 0, \gamma_{\max} = 1, \Delta\gamma = 0,001; \\ \delta_{\min} &= 0, \delta_{\max} = 1, \Delta\delta = 0,001; \\ \lambda_{\min} &= 0, \lambda_{\max} = 1, \Delta\lambda = 0,001; \end{aligned} \quad (2-96)$$

Ces valeurs conduisent à un chromosome de 35 bits.

Le fait d'avoir un génome court nous a incité à prendre peu de points de coupe pour le croisement. Nous avons choisi un opérateur de croisement à deux points de coupe.

De même pour la mutation, un taux de mutation de 0,001 (le plus courant) risquait d'être inadapté car il assure en moyenne un seul gène modifié pour 34 chromosomes à chaque génération. En appliquant le mode de calcul $\mu = 1/l$ [Bäck 1993], on obtient un taux de mutation de 0,03 qui assure qu'au moins un gène par chromosome sera affecté.

Par ailleurs, comme chaque évaluation implique la recherche du *snake* optimal pour chaque jeu de paramètres, ces opérations sont très coûteuses en temps. Nous avons donc pris une population de taille réduite qui évolue sur peu de générations. Nous avons utilisé une sélection par un K-tournois avec une faible valeur de K afin de rendre l'algorithme moins élitiste.

2.5.2.2 Choix de la fonction d'évaluation

Pour mesurer la qualité d'un jeu de paramètres, il faut déterminer la *fitness* d'un chromosome. La qualité du contour actif peut être donnée par la position des points sur le contour ou par un minimum de l'énergie globale. Minimiser l'équation (2-93) avec $\alpha \in \mathbb{R}^+$, $\beta \in \mathbb{R}^-$, $\gamma \in \mathbb{R}^-$, $\delta \in \mathbb{R}^-$, $\lambda \in \mathbb{R}^+$ ou \mathbb{R}^- (si rétraction ou expansion) serait obtenu en fixant α et β à zéro et en faisant tendre γ et δ vers $-\infty$. De tels paramètres ne peuvent fournir une énergie représentative d'un *snake* de qualité.

Nous avons alors développé deux approches très différentes dans leurs principes que nous allons décrire en même temps que nous présentons les résultats

2.5.3. Résultats

La première approche reste dans l'esprit de l'optimisation des paramètres telle qu'elle a été décrite jusqu'ici. C'est une approche globale supervisée, car elle nécessite de connaître le contour « idéal » pour lui associer les « bons » paramètres. La seconde approche, quant à elle est locale et non supervisée.

2.5.3.1 Approche supervisée

Dans le cadre d'une série d'images du même type à traiter, il peut être intéressant de régler le jeu de paramètres de manière supervisée sur une image d'apprentissage puis d'utiliser ce jeu sur le reste de la série. Ce type d'approche supervisée a été présenté par Bredno [Bredno *et al.* 2000a] (voir 2.3) pour un modèle de contour actif particulier.

Sur une image, nous avons placé les points du contour manuellement et ainsi, nous avons défini un contour optimal. Puis, nous avons cherché à minimiser l'aire comprise entre ce contour optimal et le contour obtenu par l'algorithme. La fonction d'évaluation de l'algorithme génétique utilise l'algorithme *greedy* pour déterminer la *fitness* d'un jeu de paramètres.

Sur la Figure 2.11, on voit l'évolution des paramètres au travers des 100 générations successives dont les populations comportent 100 chromosomes. On observe que les coefficients convergent au fil des générations. Tous les paramètres tendent à converger vers une valeur avec plus ou moins de précision. Il apparaît, par exemple, que les coefficients contrôlant la continuité, la courbure et le gradient sont plus sensibles que ceux qui contrôlent l'intensité ou la force ballon.

Les paramètres obtenus ont été testés sur d'autres images radiologiques et donné lieu à des résultats satisfaisants.

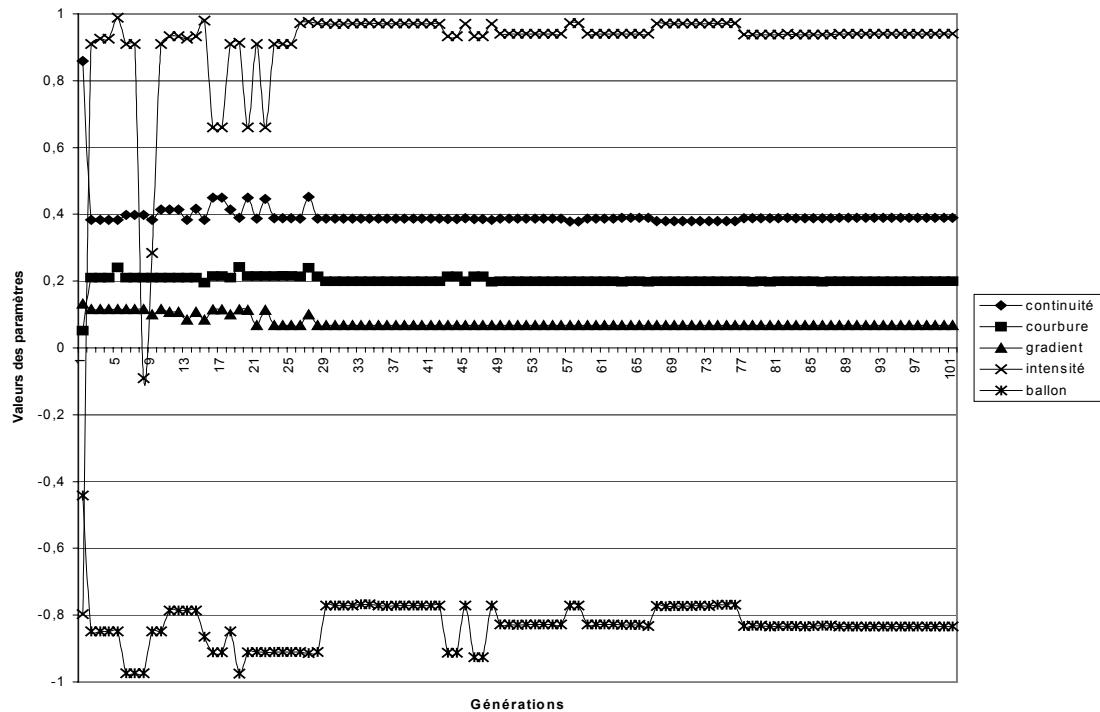


Figure 2.11 - Evolution du jeu global de paramètres

2.5.3.2 Approche non supervisée

Dans l'approche supervisée que nous venons d'étudier, nous avons déterminé un jeu global de paramètres. Le même jeu de paramètres est utilisé tout au long de l'algorithme, c'est-à-dire en tout point et à chaque itération. Sur l'image présentée sur la Figure 2.12, il est à remarquer que l'amplitude du gradient varie. Par exemple, dans la zone marquée par la flèche, elle est beaucoup plus faible que dans le voisinage du reste du cercle d'initialisation. Dans cette zone, la stratégie voudrait que l'on favorise l'énergie interne. Nous voudrions ajuster la valeur du coefficient lié au gradient à une valeur très faible. En effet, lorsque l'on garde le même coefficient, les points concernés ont tendance à se diriger vers les minima locaux du gradient alors que l'on préférerait que le *snake* conserve sa cohésion.

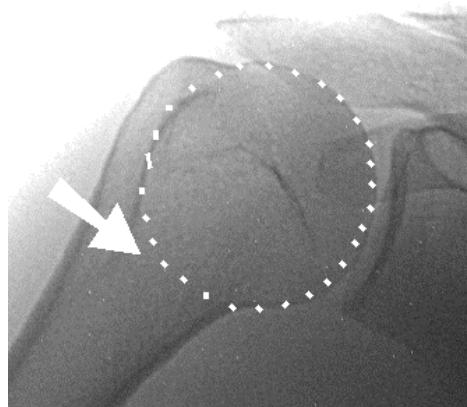


Figure 2.12 - Variation de l'amplitude du gradient dans la zone d'intérêt

Un contour actif évolue dans un certain voisinage de chaque snaxel. Dans l'implémentation par un algorithme *greedy*, chaque terme d'énergie est normalisé [Williams et Shah 1992], ce qui introduit déjà un ajustement local. Nous proposons donc d'associer un jeu de paramètres différents à chaque *snaxel*. Le jeu est alors utilisé pour tout le voisinage de ce *snaxel*. Dans cette approche il ne s'agit plus d'un algorithme génétique utilisant un algorithme *greedy* comme fonction d'évaluation mais d'un algorithme *greedy* qui utilise un algorithme génétique comme procédure de recherche locale d'un jeu de paramètres.

Un chromosome code un jeu de paramètres. Nous cherchons à minimiser l'énergie totale du *snake* et pour la *fitness*, nous prenons le minimum d'énergie dans le voisinage. Pour éviter que les paramètres ne tendent vers zéro, nous imposons que leur somme soit égale à 1 (voir §.2.5.2.2).

Soit x un chromosome et $f(x)$ sa valeur de *fitness*, alors : $f(x) = \min_{p \in D} E(p)$, où p est un point, $E(p)$ l'énergie du *snake* en ce point, et D l'ensemble de variation de p , c'est-à-dire le voisinage du *snaxel* considéré.

L'exécution sur une image simple, d'un ovale noir sur fond blanc donne le résultat visible sur la Figure 2.13.

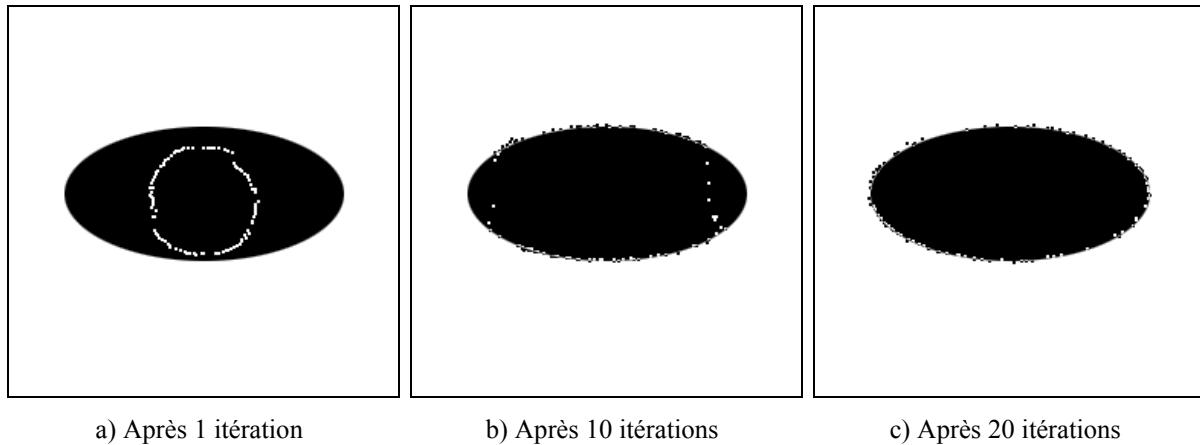


Figure 2.13 - Réglage local des paramètres sur une image simple

Nous pouvons observer, sur la Figure 2.14, l'évolution des paramètres durant l'exécution de l'algorithme génétique, pour un point, lors d'une itération de l'algorithme greedy.

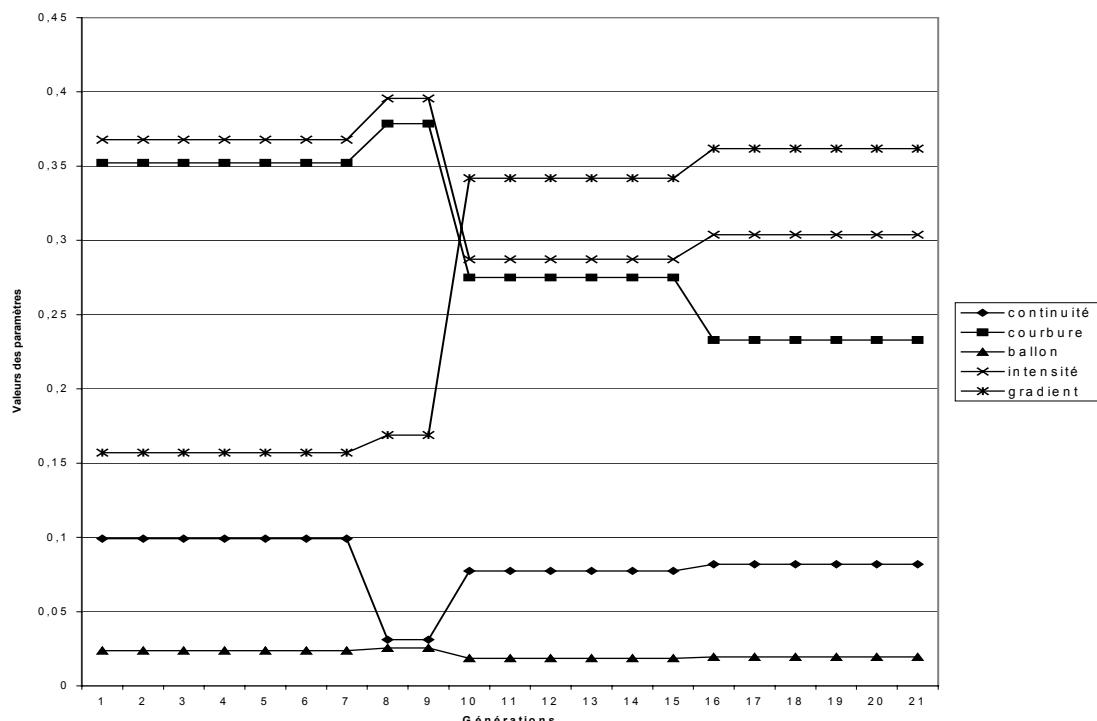


Figure 2.14 - Evolution des paramètres d'un point lors d'une optimisation locale

Sur la Figure 2.15 nous pouvons voir comment évoluent les paramètres utilisés pour calculer l'énergie totale en un point à chaque itération de l'algorithme *greedy*.

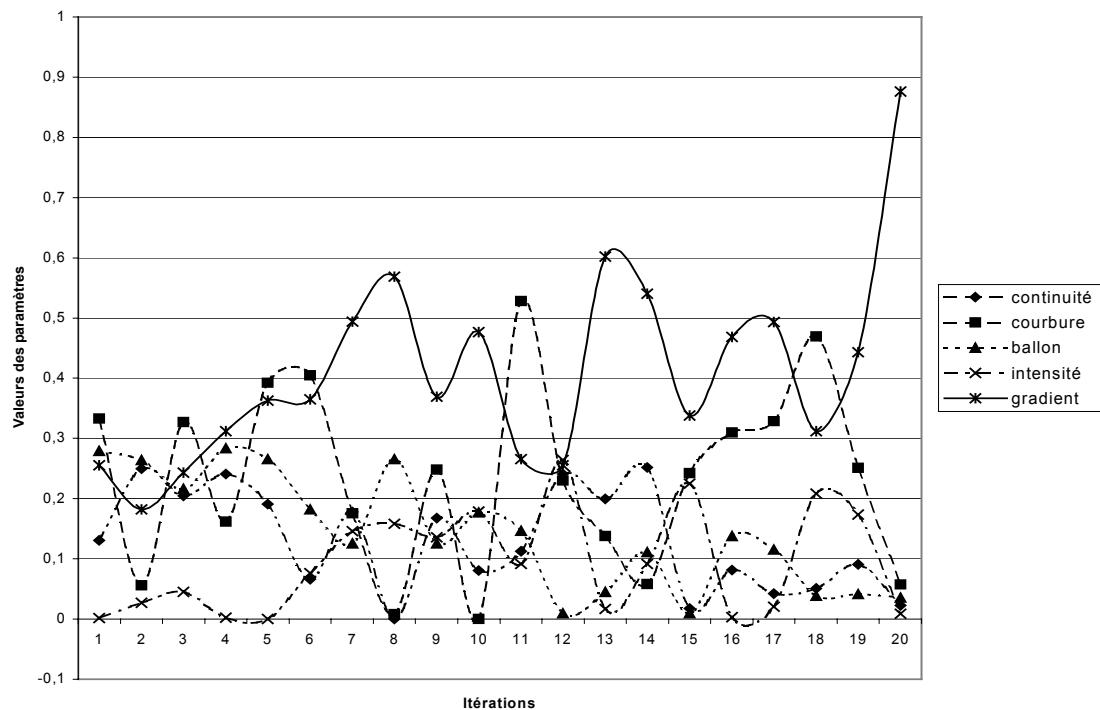


Figure 2.15 - Evolution des paramètres à chaque itération de l'algorithme *greedy*

En d'autres termes, les valeurs affichées correspondent aux résultats finaux obtenus à chaque appel de l'algorithme génétique.

Ces courbes permettent de déceler certaines tendances de l'évolution des coefficients. Par exemple, le coefficient du gradient tend à augmenter. Ceci est normal puisque, à l'état initial, le *snake* se trouve dans une zone de faible amplitude du gradient, alors qu'en fin d'algorithme, les points se trouvent sur le contour recherché. Le coefficient de l'énergie ballon tend à diminuer puisque cette énergie devient inutile en fin de déplacement.

2.5.4. Discussion

Nous avons montré, dans ce paragraphe, qu'il était possible de mettre la puissance exploratoire des algorithmes génétiques au service du réglage des paramètres intervenant dans une méthode de contour actif. Les algorithmes génétiques ont été utilisés dans une première approche supervisée où l'algorithme génétique détermine un jeu de paramètres global qui est évalué par un algorithme *greedy*. Dans une deuxième approche non supervisée, l'algorithme génétique recherche un jeu de paramètres localement pour chaque point que l'algorithme *greedy* déplace.

Dans les deux cas, les résultats obtenus avec les paramètres déterminés par la méthode sont satisfaisants.

2.6. Contours actifs autonomes

Après une approche qualité puis une approche que l'on pourrait qualifier de génétique, nous proposons d'introduire une nouvelle modélisation des coefficients à régler. Elle permet de réaliser leur optimisation de manière automatique en même temps que sera réalisée l'optimisation de la fonctionnelle d'énergie associée au problème de détection du contour.

Après avoir précisé la modélisation qui est faite dans l'algorithme traditionnel *greedy*, nous présenterons notre modèle. Quelques exemples d'applications nous permettront d'illustrer l'évolution des paramètres au cours des itérations et ainsi de mieux comprendre le rôle des paramètres, et d'expliquer certains choix qui ont été faits dans la littérature de manière empirique.

2.6.1. Contour actif et algorithme *greedy*

La méthode des contours actifs est une méthode générique. Sa mise en oeuvre peut être abordée aussi bien suivant une approche continue que suivant une approche discrète.

Dans le cas continu, la courbe \mathcal{C} est confondue avec sa représentation paramétrique, la fonction continue v à valeur dans le plan \mathcal{P} . On note s une abscisse curviligne.

$$v: [0,1] \rightarrow \mathcal{P}, s \mapsto v(s) \quad (2-97)$$

Dans le cas du traitement d'images numériques, le contour est représenté par un ensemble de points chaînés. On peut considérer que le contour est connu par la donnée d'un certain nombre de points qui seront plus ou moins nombreux en fonction de la précision que l'on recherche pour l'approximation de la forme.

Avant de préciser le principe de l'algorithme *greedy*, nous rappelons la fonctionnelle d'énergie qu'il s'agit de minimiser pour caractériser le contour.

2.6.1.1 Energies et fonctionnelle d'énergie

Pour définir les propriétés du contour recherché, plusieurs types de forces sont considérés (voir §.1.2).

- Les forces internes gèrent la cohésion intrinsèque du contour, la régularisation de la courbe, la présence ou non de coins, la répartition régulière des points le long de la courbe dans une approche discrète.
- Les forces externes correspondent à l'attache aux données environnantes, c'est-à-dire l'image elle-même. Divers éléments peuvent être considérés, par exemple le gradient, une intensité lumineuse, une couleur ou une propriété de texture. En effet, un point de contour est souvent caractérisé par un point de fort gradient des niveaux de gris, c'est-à-dire une forte différence des niveaux de gris. Dans certains cas, des connaissances *a priori* sont disponibles ; on peut savoir que l'objet recherché est plus clair que son environnement ou qu'il est plutôt d'une couleur rouge. Dans des cas plus particuliers, la texture peut être utilisée.
- Les forces de contexte peuvent être introduites comme la force ballon ou d'autres contraintes propres à l'application ; elles font évoluer le contour de manière particulière.

Finalement, des forces globales sont appliquées au contour. Ces forces le font évoluer de manière à minimiser l'énergie globale du contour. L'énergie totale du contour au sein de l'image peut être exprimée par la formule (2-98) comme une combinaison linéaire d'énergies élémentaires.

$$E(\mathcal{C}) = \alpha E_{\text{continuité}} + \beta E_{\text{courbure}} + \gamma E_{\text{gradient}} + \delta E_{\text{ballon}} + \text{etc.} \quad (2-98)$$

Les différentes énergies sont définies de manière très précise pour chaque application. Elles correspondent aux forces choisies dans le modèle pour la représentation voulue du contour en tenant compte des approximations numériques. Par contre, on voit apparaître des paramètres $(\alpha, \beta, \gamma, \delta)$ qui permettent de doser le rapport entre les différentes énergies du modèle. Nous avons vu qu'aucune technique de calcul des valeurs de ces paramètres n'est donnée même dans des applications spécifiques. Le choix est effectué par l'utilisateur qui ne peut alors être que le développeur. Ce choix n'est pas évident et nécessite une étape de mise au point de la méthode pour fixer de « bonnes valeurs », c'est-à-dire des valeurs qui conduisent à l'extraction d'un contour satisfaisant. Pour chaque image, le travail doit être repris. Dans le cas d'une famille d'images similaires, les bonnes valeurs de paramètres sont celles qui restent valables

pour toutes les images de la famille. De plus, l'optimisation globale de ces paramètres n'est jamais assurée et deux développeurs peuvent proposer des ensembles de paramètres qui sont très différents mais qui conduisent finalement à des résultats tout à fait similaires en terme de qualité de contour.

Les énergies sont calculées relativement au contour dans sa globalité, et sont indépendantes de la représentation choisie. Dans le domaine continu, l'équation de l'énergie peut s'exprimer, pour un contour \mathcal{C} d'une forme Ω , par l'expression :

$$E(v) = \int_{\mathcal{C}} \left(\alpha(s) \|v'(s)\|^2 + \beta(s) \|v''(s)\|^2 \right) ds + \int_{\mathcal{C}} \gamma P(v) ds + \delta \iint_{\Omega} dxdy \quad (2-99)$$

où les deux premiers termes correspondent à la régularisation de la courbe, où P est un potentiel de l'image et où l'énergie ballon est un scalaire proportionnel à la surface intérieure limitée par contour.

Dans le cas d'une approche discrète, le contour est modélisé par un ensemble de points ordonnés $M_i, i \in [1, N]$. L'énergie du contour est alors assimilée à la somme des énergies associées aux N points définissant le contour.

$$E(\mathcal{C}) = \sum_{i=1}^N (\alpha E_{\text{continuité}}(M_i) + \beta E_{\text{courbure}}(M_i) + \gamma E_{\text{gradient}}(M_i) + \delta E_{\text{ballon}}(M_i)) \quad (2-100)$$

Il s'agit alors de déterminer \mathcal{C} qui minimise E . Nous allons déterminer l'ensemble des N points définissant \mathcal{C} au lieu de la fonction v de paramétrisation de \mathcal{C} .

2.6.1.2 Méthode d'optimisation : l'algorithme *greedy*

Plusieurs méthodes ont été proposées pour résoudre ce problème. Trois principales familles d'approches sont généralement utilisées dans les applications décrites dans la littérature :

- la famille des approches variationnelles [Kass *et al.* 1987] qui tire avantage des développements mathématiques de l'analyse numérique ;
- la famille des approches reposant sur la programmation dynamique [Amini *et al.* 1988] qui utilise les avancées de l'informatique ;
- la famille autour de l'algorithme *greedy* [Williams *et Shah* 1992] qui est appréciée pour son temps de traitement plus rapide [Denzler *et Niemann* 1995].

Nous nous plaçons ici dans le cadre d'une implémentation reposant sur un algorithme *greedy*. Dans ce qui suit, nous allons introduire quelques notations et formaliser le processus exact de calcul utilisé dans l'algorithme *greedy* en mettant en évidence les

hypothèses qui sont implicitement faites sur la dépendance entre les paramètres, les forces et l'image elle-même.

La méthode *greedy* est basée sur l'équation (2-100). L'énergie globale est décomposée en une somme d'énergies qui sont associées à tout point du contour courant qui évolue au cours des itérations dans le processus de convergence numérique. En chaque point M , une valeur d'énergie E peut être calculée. Elle s'exprime comme une somme pondérée d'énergies E_j de différentes sortes qui interviennent dans le modèle du contour.

$$E(M) = \sum_j V_j E_j(M) \quad (2-101)$$

Les poids ou coefficients dont nous avons noté la présence précédemment sont ici notés comme les composantes d'un vecteur V . Ils sont *a priori* fixés une fois pour toutes et restent constants tout au long du processus. De plus, ils sont indépendants du point M considéré.

Soit un contour \mathcal{C} , c'est-à-dire une courbe discrétisée ; elle est représentée par N points ordonnés M . L'énergie de la courbe $E(\mathcal{C})$ peut être estimée par l'équation (2-100). La valeur de l'approximation de l'énergie globale est alors définie par :

$$\hat{E}(\mathcal{C}) = \sum_{M \in \mathcal{M}} E(M) = E(\mathcal{M}) \text{ avec } \mathcal{M} = \{M_1, \dots, M_N\} \quad (2-102)$$

Nous ne distinguons pas la courbe \mathcal{C} et les points qui constituent son approximation \mathcal{M} . Donc, le problème est de trouver l'ensemble \mathcal{M} des points tel que $E(\mathcal{M})$ soit minimum, plus précisément, la suite finie (M_1, \dots, M_N) pour laquelle l'énergie est minimale, en effet les points sont ordonnés pour définir la courbe du contour.

L'algorithme *greedy* est un algorithme itératif. A chaque itération, on cherche une amélioration en modifiant un point unique qui est remplacé par un point meilleur, qui permet de faire décroître l'énergie globale. L'énergie globale comprend N termes mais un seul est donc considéré. Les $N-1$ points qui n'ont pas été déplacés et le nouveau point constituent alors l'approximation d'un nouveau contour. Tous les points sont ainsi traités successivement le long du « contour ».

L'initialisation revient à choisir les N premiers points. Le processus, présenté juste précédemment, permet ainsi de construire une suite de points M_i , $i \in \mathbb{N}$. Le processus itératif est arrêté si la convergence est atteinte ou si le temps de calcul est dépassé.

On peut remarquer que dans la suite des M_i , la donnée de tout N-uplet de points consécutifs définit une approximation du contour recherché. On note \mathcal{M}_v le contour final défini par :

$$\mathcal{M}_v = \{M_{v-N+1}, \dots, M_v\} \quad (2-103)$$

et \mathcal{M}_i l'approximation définie par :

$$\mathcal{M}_i = \{M_{i-N+1}, \dots, M_i\} \quad (2-104)$$

A chaque itération de l'algorithme, un nouveau point M_i est calculé à partir des N derniers points précédents de la séquence et un nouveau jeu de points peut être défini comme une meilleure approximation du contour. Soit :

$$\mathcal{M}_i = (\mathcal{M}_{i-1} \setminus \{M_{i-N}\}) \cup \{M_i\}, \text{ avec } \setminus \text{ pour : privé de...} \quad (2-105)$$

Dans l'algorithme *greedy*, des contraintes sont ajoutées pendant la recherche du meilleur point. M_i est choisi seulement parmi les points d'un voisinage \mathcal{V}_{i-N} de M_{i-N} et doit minimiser la fonction :

$$M \mapsto E((\mathcal{M}_{i-1} \setminus \{M_{i-N}\}) \cup \{M\}) \quad (2-106)$$

qui est considérée comme fonction avec un seul argument et ayant pour domaine le voisinage de M_{i-N} .

C'est sur cette formulation que se base notre approche. Nous allons la présenter dans le prochain paragraphe. Le principe itératif de l'algorithme *greedy* est préservé mais la fonction à minimiser est interprétée de manière différente.

2.6.2. Modélisation locale des paramètres

Notre méthode diffère sur deux points de l'approche classique. Premièrement, nous réécrivons l'expression de l'énergie globale et nous définissons quelques nouvelles fonctions. Dans un second temps, la manière dont est optimisée la fonctionnelle d'énergie sera étudiée et modifiée.

2.6.2.1 Fonctionnelle d'énergie

Dans la plupart des modèles proposés, la formule de référence utilisée pour le calcul de l'énergie en un point est celle contenue implicitement dans la formule (2-100). Au point M , si p forces sont prises en compte, l'énergie peut être exprimée par :

$$E(M) = \sum_{j=1}^p V_j E_j(M). \quad (2-107)$$

Cette formulation laisse sous-entendre que les V_j sont des paramètres globaux, paramètres de la méthode, tandis que E_j désignerait une énergie dont la valeur dépendrait seulement du point M . En fait, l'ensemble du contour et même une partie de l'image sont impliqués dans le calcul. Une analyse plus précise des méthodes de résolution proposées dans les articles qui utilisaient l'algorithme *greedy*, nous amène à une reformulation plus exacte de l'expression de la contribution de chaque énergie locale au calcul de l'énergie associée à un point du contour discrétisé.

$$V_j E_j(M) = v_j(M) F_j(M) = b_j T_M [F_i(M)] \quad (2-108)$$

$F_i(M)$ correspond à une formule précise mais générale de l'énergie que l'on veut considérer comme certaines énergies qui ont été définies dans la section 2.6.1.2. Elle prend la forme d'une expression qui est fonction du point M , et reste valable pour tous les points du contour et pour toute l'image.

T_M est une transformation numérique qui dépend du point M . Nous faisons entrer dans cette formulation le processus de normalisation locale des énergies dans le voisinage du point. Précisons la méthode décrite par Williams et Shah [Williams et Shah 1992]. Dans ce modèle, le vecteur V qui apparaît dans l'équation (2-101), et dont les composants sont les p paramètres de poids des diverses énergies, est prédéterminé. Ainsi les paramètres paraissent globaux mais, dans ce modèle de l'énergie, chaque terme d'énergie pondérée est normalisé en considérant l'énergie calculée dans les m voisins du point considéré. Il y a normalisation par le maximum local de l'énergie. A $E_i(M)$ est substitué $\frac{E_i(M)}{\max_{M \in V(M)} E_i(M)}$. Cette opération équivaut à faire varier localement les poids des différentes énergies. Nous pouvons modéliser cette normalisation par une transformation locale T_M . Dans cet exemple, T_M est une transformation du premier degré du type $x \mapsto a_M x + b_M$ avec $a_M = \frac{1}{\max(E(M))}$ et $b_M = 0$. Les valeurs a_M et b_M sont calculées

de manière déterministe de par l'implémentation de la méthode des contours actifs. D'autres expressions de normalisation peuvent être considérées en fonction de l'énergie.

Dans l'expression (2-108), le choix de b_j reste difficile. C'est la seule part des coefficients qui reste globale, la même pour tous les points de l'image candidats au contour.

Ayant, en particulier, la même expression en chaque point de l'image, nous proposons de ne pas rendre explicite la transformation T_M utilisée d'autant plus que bien souvent les modes de normalisation choisis ne sont pas tous les mêmes pour tous les types d'énergie qui interviennent ; nous proposons plutôt de n'associer aucune connaissance *a priori* sur les pondérations à associer à une énergie en un point. Au contraire, cette pondération devient un argument inconnu aussi longtemps que la fonctionnelle d'énergie doit être minimisée.

Alors la méthode des contours actifs comme problème de minimisation doit être réécrite. La définition (2-102) doit être précisée. Il ne s'agit pas de déterminer seulement l'ensemble des points M d'un contour mais aussi l'ensemble des coefficients a_{ij} qui minimise l'expression :

$$E_t(M_1, \dots, M_N, v_{ij}) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^p v_{ij}(M_i) F_j(M_i) \text{ avec } v_{ij} \in \mathbb{R}, M_i \in I \quad (2-109)$$

où le coefficient v_{ij} qui prend la place du précédent coefficient noté V_j , est rendu dépendant du point où la force est appliquée.

Evidemment le problème apparaît plus difficile que dans une présentation classique puisque le nombre d'arguments de E est plus important. Plus la dimension de l'espace de recherche est grande, plus le problème d'optimisation est compliqué. Nous sommes face au problème de la dimension. Nous allons maintenant présenter une méthode qui permet d'obtenir, de manière automatique, une solution acceptable.

2.6.2.2 Optimisation

Comme nous l'avons mentionné auparavant, nous avons choisi de procéder en implémentant l'algorithme *greedy*. Nous adoptons donc un processus itératif où un seul point est modifié à chaque itération et au cours de N itérations successives tous les points du contour sont modifiés. Il s'agit donc, à l'itération k , de déterminer la meilleure valeur du couple (M, V) où M est un point et V un p-uplet de réels qui minimisent :

$$e(M, \mathbf{V}) = \sum_{j=1}^p v_j F_j(M) \quad (2-110)$$

L'équation (2-110) est similaire à l'équation (2-101) à la particularité près que les coefficients v_j sont considérés comme des arguments de l'expression et non plus comme des constantes. Une solution à la minimisation de l'expression permettra de définir une correspondance entre les points du contour et les coefficients locaux qui ont été affectés à chaque force.

Comme dans l'algorithme classique *greedy* à l'itération k , M est à chercher dans le voisinage du point M_{k-N} . C'est un ensemble fini qui peut être entièrement exploré. De plus, nous pouvons noter que E a des solutions évidentes qui sont $(M, 0)$ et cela pour toute valeur de M . Ce ne sont évidemment pas les solutions que nous recherchons. \mathbf{V} est un vecteur à p composantes réelles. Il n'est pas nécessaire d'effectuer la recherche du meilleur \mathbf{V} dans \mathbb{R}^p . Une valeur absolue d'un poids dans l'absolu n'apporte aucune information ; une valeur relative seulement nous intéresse pour équilibrer la ligne idéale de contour. On peut remarquer que la solution au problème de la minimisation de l'expression (2-102) est invariante à la multiplication des paramètres $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ par un scalaire positif. C'est pour nous aussi le cas. Le problème \mathcal{P} : trouver M qui minimise $e(M, \mathbf{V})$ a même solution que le problème \mathcal{P}_λ : trouver M qui minimise $e(M, \mathbf{V}_\lambda)$. Aussi, nous avons choisi de normaliser le vecteur \mathbf{V} par rapport à la norme euclidienne classique. Ainsi, nous contraignons l'espace de recherche de \mathbf{V} à la sphère unité S^p donc, (M_k, \mathbf{V}_k) est à chercher dans $\mathcal{D}_k = \mathcal{V}(M_{k-N}) \times S^p$ et à chaque itération le problème \mathcal{P}_k de minimisation peut être établi comme suit :

- trouver $(M, \mathbf{V}) \in \mathcal{D}_k$
- qui minimise $e(M, \mathbf{V}) = \sum_{j=1}^p v_j F_j(M)$.

De manière à éviter les minima locaux, la recherche de M_k peut être effectuée dans différents types de voisinage $\mathcal{V}(M_{k-N})$ en particulier le voisinage de M_{k-N} peut ou non contenir le point M_{k-N} . On prendra donc

$$\begin{cases} M_k = M & \text{si il existe un couple } (M, \mathbf{V}) \text{ solution de } \mathcal{P}_k \\ \mathbf{V}_k = \mathbf{V} \end{cases} \quad (2-111)$$

La résolution du problème \mathcal{P}_k doit être effectuée en un temps fini donc en un nombre fini d'opérations. De manière plus précise, nous limitons l'exécution à un nombre fini de calculs de $f(M, \mathbf{V})$ sur \mathcal{D}_k . Nous pourrions échantillonner \mathcal{D}_k , mais nous choisissons de balayer exhaustivement $\mathcal{V}(M_{k-N})$ et de ne faire qu'un calcul de e par

point de cet ensemble, voisinage de M_{k-N} . Pour chaque point M dans $\mathcal{V}(M_{k-N})$, nous ne considérons donc qu'une seule valeur de \mathbf{V} qui appartient à S^p . Pour déterminer cette valeur, une nouvelle valeur est tirée aléatoirement dans S^p . A chaque itération k , on construit ainsi une suite finie $(M_k^i, \mathbf{V}^i)_i$ où i varie de 1 à $\text{card}(\mathcal{V}(M_{k-N}))$. Les points dans $\mathcal{V}(M_{k-N})$ ne sont pas ordonnés *a priori*. Une référence est constituée par le résultat de l'état antérieur du contour et plus particulièrement $(M_{k-N}, \mathbf{V}_{k-N})$. Le jeu de coefficients \mathbf{V}_{k-N} est utilisé comme référence.

La suite $(M_k^i, \mathbf{V}^i)_i$ est définie par $V^0 = V_{k-N}$, $M_k^0 = M_{k-N}$, $i = 0$.

$$\begin{cases} i \leftarrow i + 1 \\ V^i = \text{valeur aléatoire} \\ \text{si } E(M^i, V^i) < E(M^{i-1}, V^{i-1}) \\ \quad \text{alors } (M^{i-1}, V^{i-1}) \text{ est mémorisé} \\ \text{sinon } V^i = V^{i-1} \end{cases} \quad (2-112)$$

Finalement, on prend pour (M_k, \mathbf{V}_k) , le meilleur couple dans la suite (M_k^i, \mathbf{V}^i) . Par construction même du processus, $e(M, \mathbf{V})$ a diminué quand on a comparé $e(M_{k-N}, \mathbf{V}_{k-N})$ et $e(M_k, \mathbf{V}_k)$.

Le résultat de (M_k, \mathbf{V}_k) peut être influencé par l'ordre du parcours du voisinage. Nous avons rendu aléatoire cette compétition ; nous ne sommes donc intéressé que par la convergence de la méthode. La suite $e(M_k, \mathbf{V}_k)_k$ est décroissante. L'algorithme dans son ensemble est présenté en Annexe - 2.

Expérimentalement, nous avons bien observé une convergence rapide de la méthode dans des images très diverses dont certaines difficiles. Le caractère aléatoire de la méthode induit que la séquence n'est pas bloquée par un minimum local et peut explorer la majeure partie de l'espace de recherche. Nous présentons des résultats dans la section suivante.

2.6.3. Résultats et interprétation

Nous avons choisi d'illustrer la méthode que nous venons de proposer à l'aide de quatre images. Pour chacune de ces quatre images, les forces mises en oeuvre sont : la continuité, la courbure, le gradient, la force ballon. Grâce à la méthode présentée dans le paragraphe précédent aucun paramètre n'a été fixé *a priori*. Seul le signe de la force

ballon est déterminé pour fixer une expansion ou une rétraction. Après avoir proposé des illustrations mettant en évidence la qualité des résultats qui peuvent être obtenus sans aucune phase d'essai préalable pour adapter les forces à l'image, nous explorerons comment évoluent les coefficients obtenus durant le processus de convergence et comment la liberté qui a été donnée à ces coefficients est utilisée pour s'adapter aux différents aspects de l'image. Nous examinerons aussi l'adaptabilité aux différentes formes.

2.6.3.1 Résultats

Avant de présenter des images réelles où les contours sont difficiles à identifier, nous avons choisi pour la première image, une image de synthèse qui représente un carré noir sur fond blanc. L'initialisation est faite par un cercle entièrement contenu dans le carré Figure 2.16a. Les résultats présentés Figure 2.16b sont obtenus pendant l'évolution du contour et la Figure 2.16c est obtenue après 45 itérations.

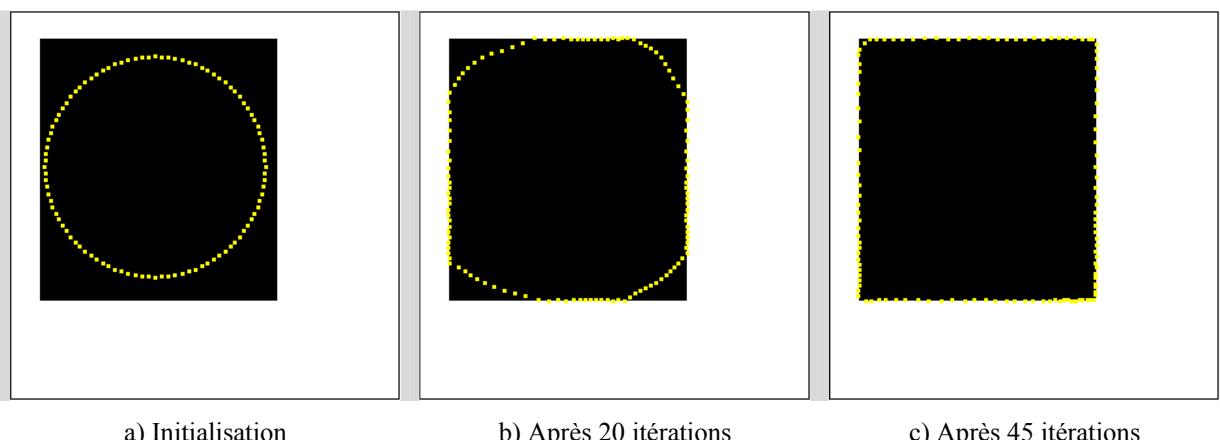


Figure 2.16 - Contour actif autonome - Image de synthèse (carré noir sur fond blanc)

Sur l'image suivante qui représente le fémur au niveau de l'articulation fémorotibiale, nous sommes intéressé par le contour du condyle. On voit comment se déforme le contour. Il est attiré, dans un premier temps, par la pointe du plateau tibial, puis il se fixe sur le bord du condyle.

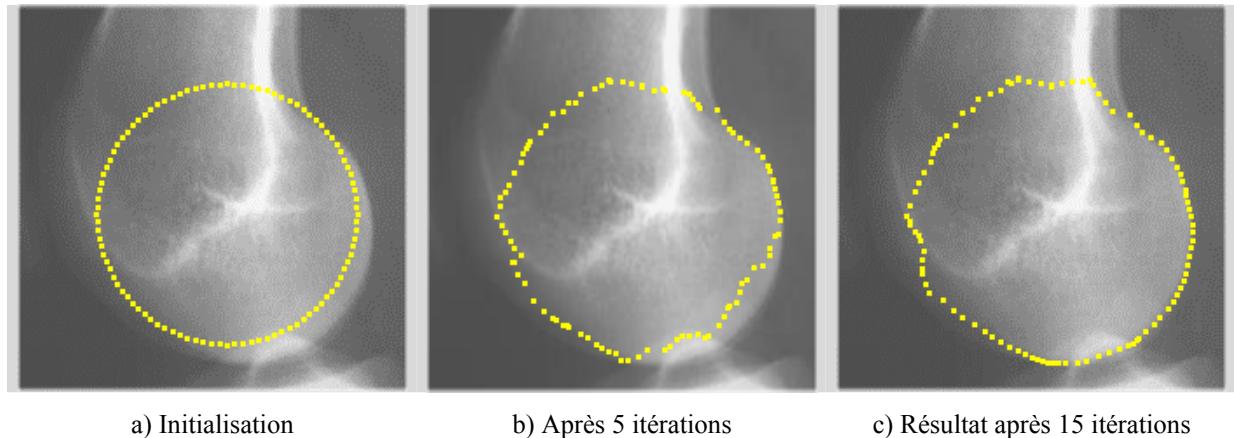


Figure 2.17 - Contour actif autonome - Recherche du condyle dans l'articulation fémoro-tibiale

Sur une radio d'épaule, les résultats sont aussi encourageants lors de la recherche de la tête humérale.

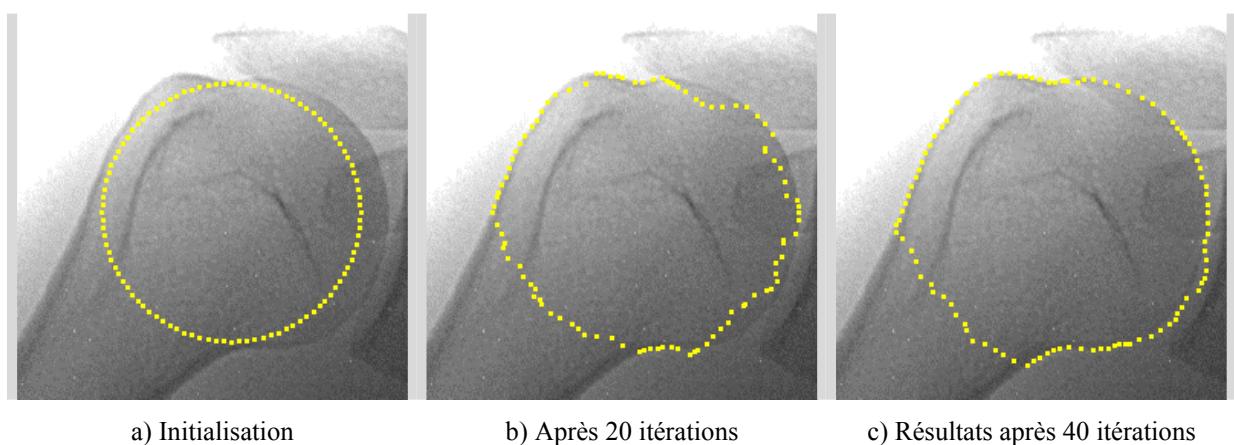


Figure 2.18 - Contour actif autonome - Détection de la tête humérale

Sur une forme plus complexe et un fond bruité, les résultats sont toujours satisfaisants.

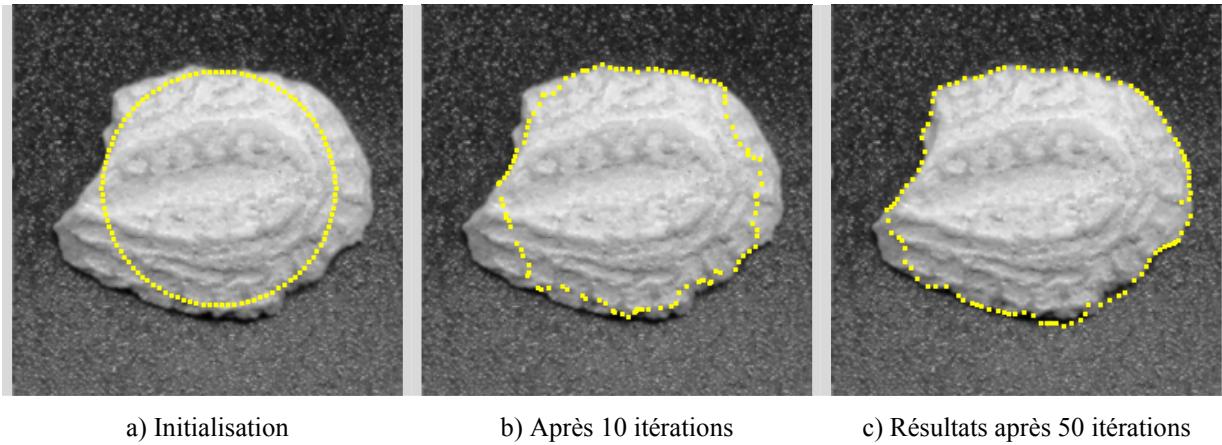


Figure 2.19 - Contour actif autonome - Détection d'une forme complexe

2.6.3.2 Analyse de l'évolution des paramètres

N'ayant fait aucune hypothèse sur la valeur des paramètres, il nous a semblé intéressant d'étudier l'évolution des paramètres choisis. Vu la grande liberté que nous avons laissée pour les valeurs possibles des paramètres, plusieurs types d'évolution sont possibles. Nous distinguons, d'une part, une évolution temporelle pour les paramètres associés au $i^{\text{ème}}$ point de l'approximation du contour qui lui-même a une position variable au cours du temps et d'autre part, une évolution spatiale le long d'une approximation du contour obtenue lors d'une itération. Sur la Figure 2.20, est représentée l'évolution des paramètres de quatre énergies sur 100 itérations.

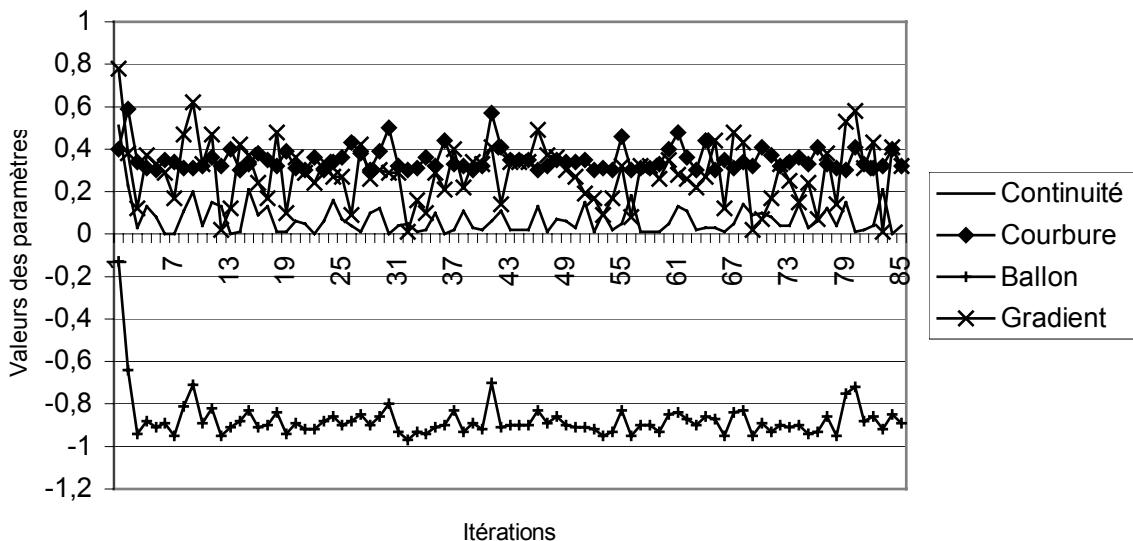
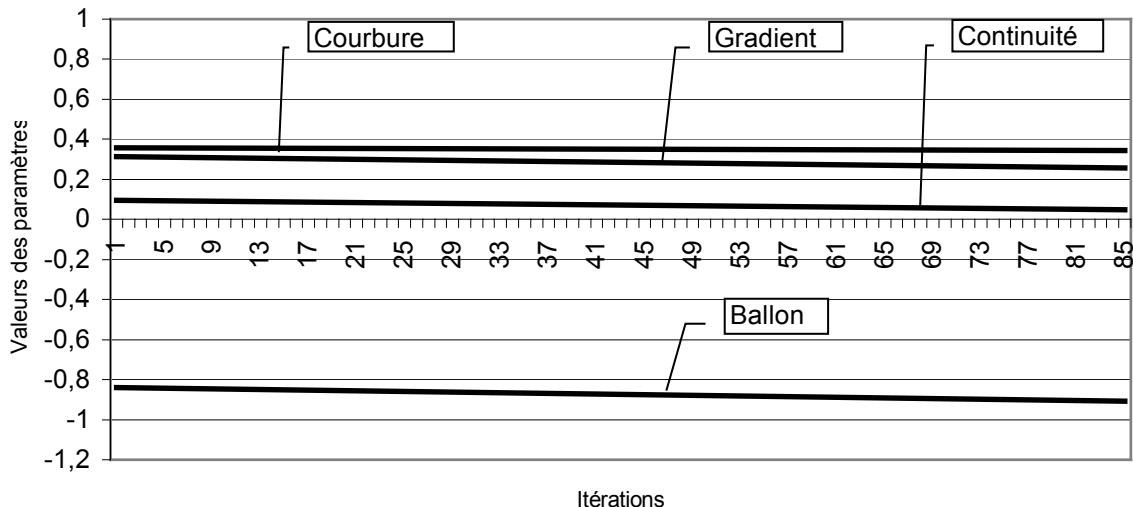


Figure 2.20 - Evolution des coefficients du contour actif autonome

**Figure 2.21** - Tendance de l'évolution des paramètres

On observe une oscillation plus ou moins importante des valeurs autour d'une courbe de tendance qui évolue faiblement, comme on le voit sur la Figure 2.21. On a donc défini un algorithme de contour actif sans paramètre mais, de plus, on peut considérer que l'on définit ainsi une manière constructive de déterminer un p-uplet de paramètres.

Sur l'image étudiée ici, les valeurs du coefficient de l'énergie du gradient varient beaucoup plus que les autres. La stabilité n'a pas été obtenue pendant le processus. Une zone stable pendant le processus de convergence permettrait de proposer à l'utilisateur un autre contour possible en plus du contour final.

2.6.3.3 Influence de la forme

Dans les deux applications d'images radiographiques que nous avons précédemment évoquées, la région d'intérêt présente un aspect circulaire. Il nous a paru intéressant d'examiner le comportement de notre algorithme sur des formes diverses, présentant en particulier des concavités ou des points anguleux. Nous avons choisi deux types de formes, des formes pleines et des formes définies par leur contour. Les trois premiers exemples sont des formes artificielles d'un pixel de large, sur fond blanc, dans une image de 256 x 256 pixels.

Dans chaque cas, comme dans la section précédente, nous présenterons l'initialisation, une étape intermédiaire et le résultat final.

Cercle

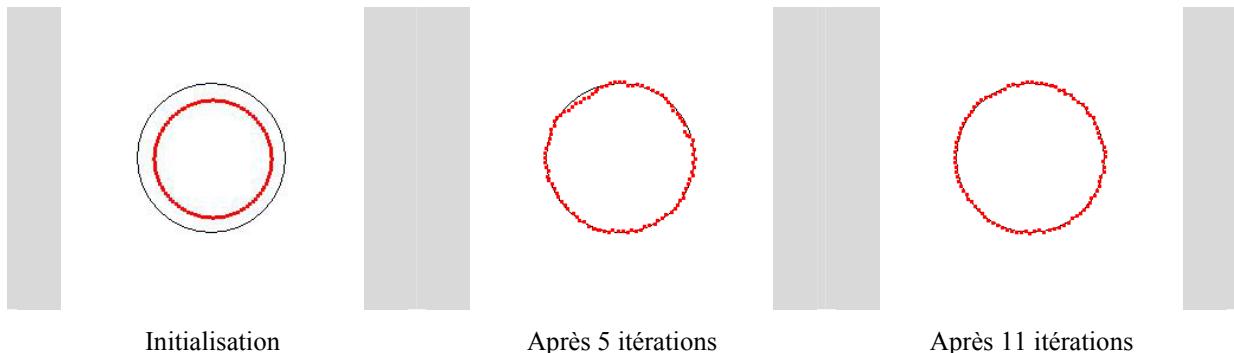


Figure 2.22 - Contour actif autonome – Recherche d'un cercle par l'intérieur

Triangle

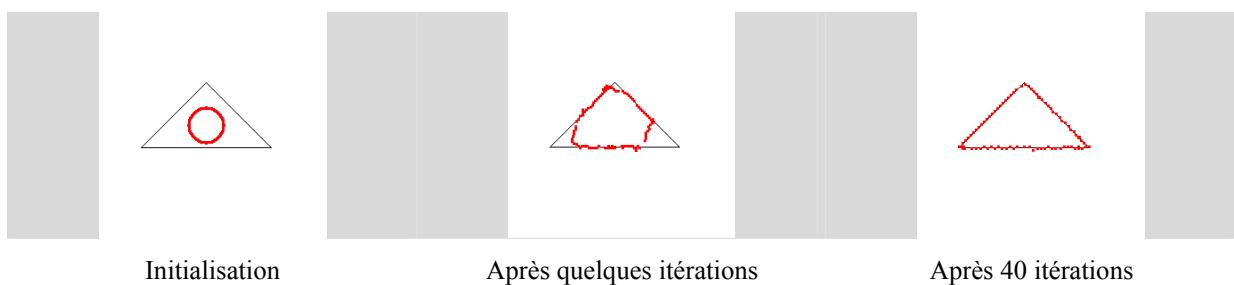


Figure 2.23 - Contour actif autonome – Recherche d'un triangle par l'intérieur

Forme en H

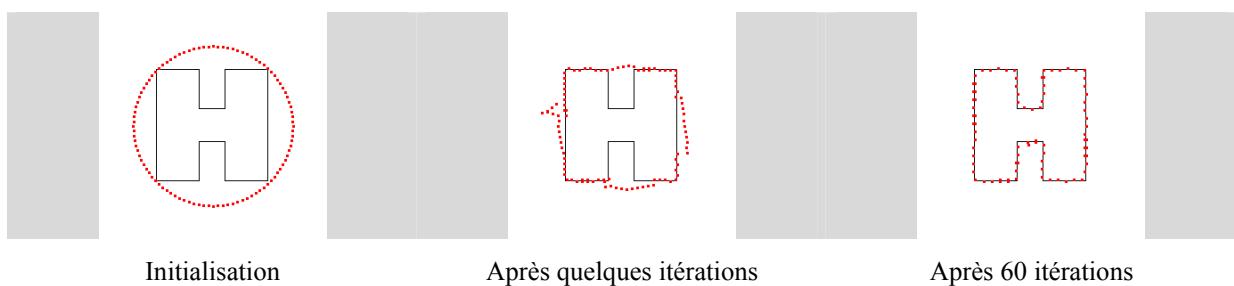


Figure 2.24 - Contour actif autonome – Recherche d'un H par l'extérieur

Double carré

Nous abordons ici le cas d'une forme pleine complexe.

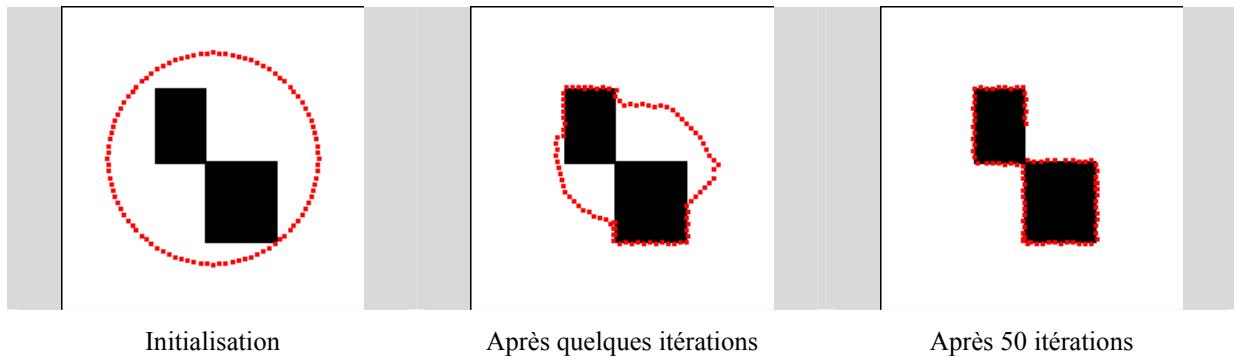


Figure 2.25 - Contour actif autonome – Recherche d'un double carré par l'extérieur

Il est à remarquer que sur cette même forme, l'initialisation par l'intérieur ne donne pas de bons résultats. Cela se comprend puisque nous avons fixé une tendance à l'expansion alors que dans certaines régions, il faudrait que le contour se contracte.

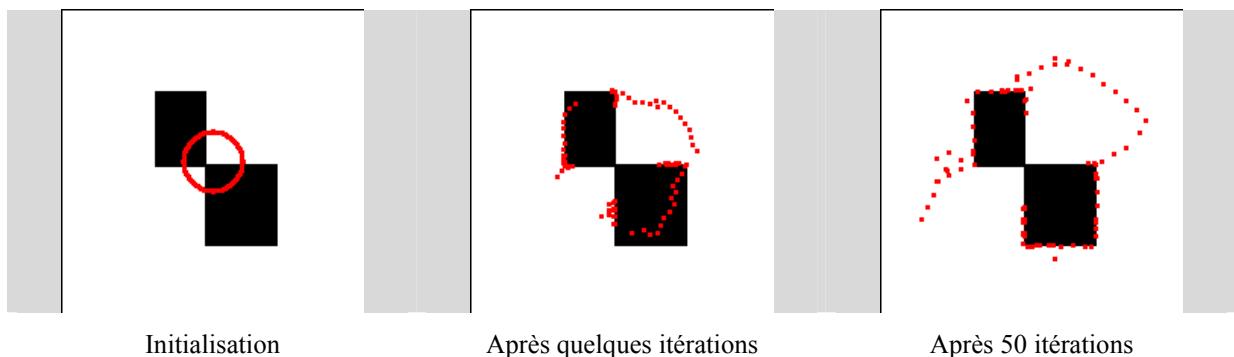


Figure 2.26 - Contour actif autonome – Recherche d'un double carré par l'intérieur

D'autres résultats, sur d'autres formes, sont présentés en Annexe - 3.

2.6.3.4 Vitesse

Par principe de ce contour actif autonome, à chaque itération un nouveau jeu de paramètres est meilleur que le précédent, mais il n'est probablement pas « le meilleur ». Il en découle que davantage d'itérations seront probablement nécessaires pour arriver au même résultat de contour qu'avec un jeu optimal. On pourrait alors penser que cette méthode devrait être très pénalisante en temps. Nous avons effectué des tests sur l'image du carré et sur l'image du condyle. Les résultats sont présentés dans le tableau ci-dessous.

	Nombre d'itérations		Temps (s)	
	Classique	Autonome	Classique	Autonome
Condyle	10	35	0,8	4,9
Carré	22	32	3,9	7,4

Tableau 2.15 - Comparaison de la vitesse entre un contour actif classique et autonome

Plus le contour à trouver est compliqué, plus le contour actif autonome nécessitera d'itérations, donc de temps de calcul. L'augmentation est sensible mais n'est absolument pas rédhibitoire.

2.6.4. Discussion

Nous avons présenté le contour actif autonome. Il est basé sur un algorithme *greedy*. Après l'avoir justifié théoriquement par une modélisation mathématique, nous avons présenté l'algorithme modifié puis des résultats sur des images. Il est remarquable d'obtenir des résultats aussi satisfaisants sur des images aussi complexes que des radios de genou ou d'épaule sans aucun réglage de paramètres. Notre approche est peu sensible aux formes recherchées. Quant à l'initialisation du contour, elle peut s'automatiser comme les autres méthodes classiques. Le temps de calcul est évidemment plus long qu'avec l'algorithme classique mais c'est sans tenir compte du temps de réglage des paramètres de ce dernier et de la possibilité d'utilisation de la méthode par un novice en traitement d'images ou en utilisation des contours actifs.

Conclusion

Dans ce travail, nous nous sommes intéressé aux contours actifs. Dans une première partie, nous les avons placés dans le cadre du traitement d'images et particulièrement parmi les méthodes de segmentation. Nous avons rappelé la classification classique avec l'approche contour, l'approche région et le "template matching". Les contours actifs, les *snakes* qui font l'objet de recherche depuis plus de vingt-cinq ans, présentent des variantes qui dérivent de toutes ces approches. Nous nous sommes résolument situés dans une approche contour et nous avons présenté les implémentations les plus connues, variationnelles, par programmation dynamique et par l'algorithme *greedy*. Il s'agit, dans tous les cas, de la minimisation d'une somme d'énergies diverses. Nous avons proposé, pour ce problème de minimisation, d'utiliser la puissance exploratoire des algorithmes génétiques. Cette implémentation personnelle utilise un algorithme génétique pour faire évoluer une population de *snakes* vers un individu qui présente une énergie minimum. Notre méthode ne nécessite aucune connaissance structurelle *a priori* de l'image. L'initialisation est totalement aléatoire. Cette méthode n'utilise pas la notion de déplacement dans un certain voisinage mais cherche, parmi des *snakes*, un *snake* optimal. Des résultats de contours, obtenus sur des images de diverses monnaies ou d'amulettes monétiformes, ont été présentés. Sur les images orthopédiques de l'arti-

culation fémoro-tibiale, nous avons recherché le condyle et dans l'image de l'épaule, nous avons cherché à mettre en évidence la tête humérale.

La somme d'énergies à minimiser met en jeu un nombre variable d'énergies différentes mais, dans tous les cas, une pondération de ces différentes énergies est nécessaire. Dans notre deuxième grande partie, nous nous sommes intéressé aux réglages de ces coefficients de pondération. L'usage le plus répandu consiste en un réglage par essai-erreur qui nécessite, pour un candide, de vingt minutes à trois quarts d'heure de tâtonnement par image, selon la complexité de celle-ci. Dans l'optique de fournir un outil à des utilisateurs non informaticiens, des chirurgiens par exemple, nous avons pensé souhaitable d'automatiser un maximum de phases de traitement. Cette phase fastidieuse de réglage peut être un frein au développement de la méthode. Nous avons proposé trois techniques, toutes basées sur l'algorithme greedy et testées sur des images simples de synthèse, des images de monnaies et des radiographies.

La première est issue de la « qualité », une discipline en plein essor. Nous avons montré qu'en utilisant un plan d'expériences, il est possible, avec un nombre minimum d'expériences, de déterminer un jeu de paramètres. Sur l'image de l'articulation fémoro-tibiale, trente deux expériences nous permettent d'obtenir un jeu de paramètres satisfaisant. Nous avons aussi utilisé cette méthode pour analyser les facteurs et leurs interactions intervenant dans la recherche d'un contour actif. Je retiendrai deux informations de cette analyse : la continuité a peu d'effet et il existe peu d'interactions. Néanmoins, parmi ces faibles interactions, il existe une interaction ballon-gradient.

Dans la deuxième technique que nous avons développée pour régler les coefficients de pondérations des différentes énergies, nous utilisons de nouveau un algorithme génétique. Une première approche supervisée détermine un jeu global de paramètres. Dans ce cas, l'algorithme greedy sert de fonction d'évaluation de l'algorithme génétique. La deuxième approche est non supervisée. Elle détermine un jeu local de paramètres. L'algorithme génétique détermine un jeu de paramètres qui minimise l'énergie pour chaque point dans le voisinage du point que l'algorithme greedy cherche à améliorer. Nous pouvons remarquer que dans cette approche, le coefficient de continuité est aussi assez faible. L'évolution des coefficients dans cette approche non supervisée laisse apparaître une corrélation entre le coefficient de l'énergie ballon et le coefficient du gradient.

La troisième technique part d'une analyse de l'algorithme greedy proposé par Williams et Shah. Chaque point du contour évolue l'un après l'autre, dans son propre voisinage. Pour chaque point du voisinage, une énergie totale est calculée à partir de différentes énergies. Les coefficients de pondération de ces différentes énergies sont déterminés de manière globale. Le point choisi comme nouveau point est le point d'éner-

gie minimum. Pour que le choix entre les différents points du voisinage soit possible, Williams et Shah proposent de normaliser, en chaque point du voisinage, chacune des énergies composant l'énergie totale. Cette normalisation revient à introduire une variation locale des différentes énergies. Notre solution propose de ne plus fixer *a priori* les coefficients, mais de les laisser se déterminer localement de manière aléatoire. La convergence du contour actif est assurée, en n'acceptant un nouveau jeu de paramètres que s'il améliore l'énergie totale calculée avec ce nouveau jeu. Ces contours actifs autonomes que je traduirais en anglais par "*Autonomous Snakes*" ou AS, ont montré leur adaptabilité aux formes concaves et anguleuses sur des images de synthèse de différentes formes. Nous avons montré qu'ils donnent des résultats sur les images utilisées tout au long de cette thèse. Il est à remarquer que l'analyse des paramètres choisis par l'AS montre une faible valeur pour la continuité et une relation entre les variations du coefficient du gradient et du coefficient de la continuité.

Ces dernières remarques sont communes aux contours actifs autonomes, au réglage par algorithme génétique, ainsi qu'à l'analyse par plan d'expériences. Ces constatations ouvrent donc des perspectives de nouvelles recherches. Des recherches d'évaluation mathématique de ces paramètres peuvent être entreprises ; elles devraient approfondir ce qui a déjà été abordé autour du modèle variationnel. Des améliorations du modèle AS peuvent être envisagées, par exemple en lui adjoignant une « recherche tabou » qui placerait dans une « liste tabou » les points déjà explorés.

Enfin les plans d'expériences devraient être utilisés pour d'autres problèmes de traitement d'images et d'autres problèmes en informatique, introduisant une démarche qualité dans l'établissement ou l'utilisation de certains algorithmes.

Annexes

Annexe - 1

Algorithme "greedy"

Faire

```
| Pour tous les points du snake  
| | Pour tous les points du voisinage  
| | | Calculer les energies  
| | FinPour  
| | Pour tous les points du voisinage  
| | | Normalisation  
| | FinPour  
| | Minimiser pour obtenir le nouveau point  
| FinPour  
Jusqu'au Critère d'arrêt
```

Annexe - 2

Algorithme pour le contour actif autonome

Tirage aléatoire des paramètres AncienParm(a, b, c, d, g)

Faire

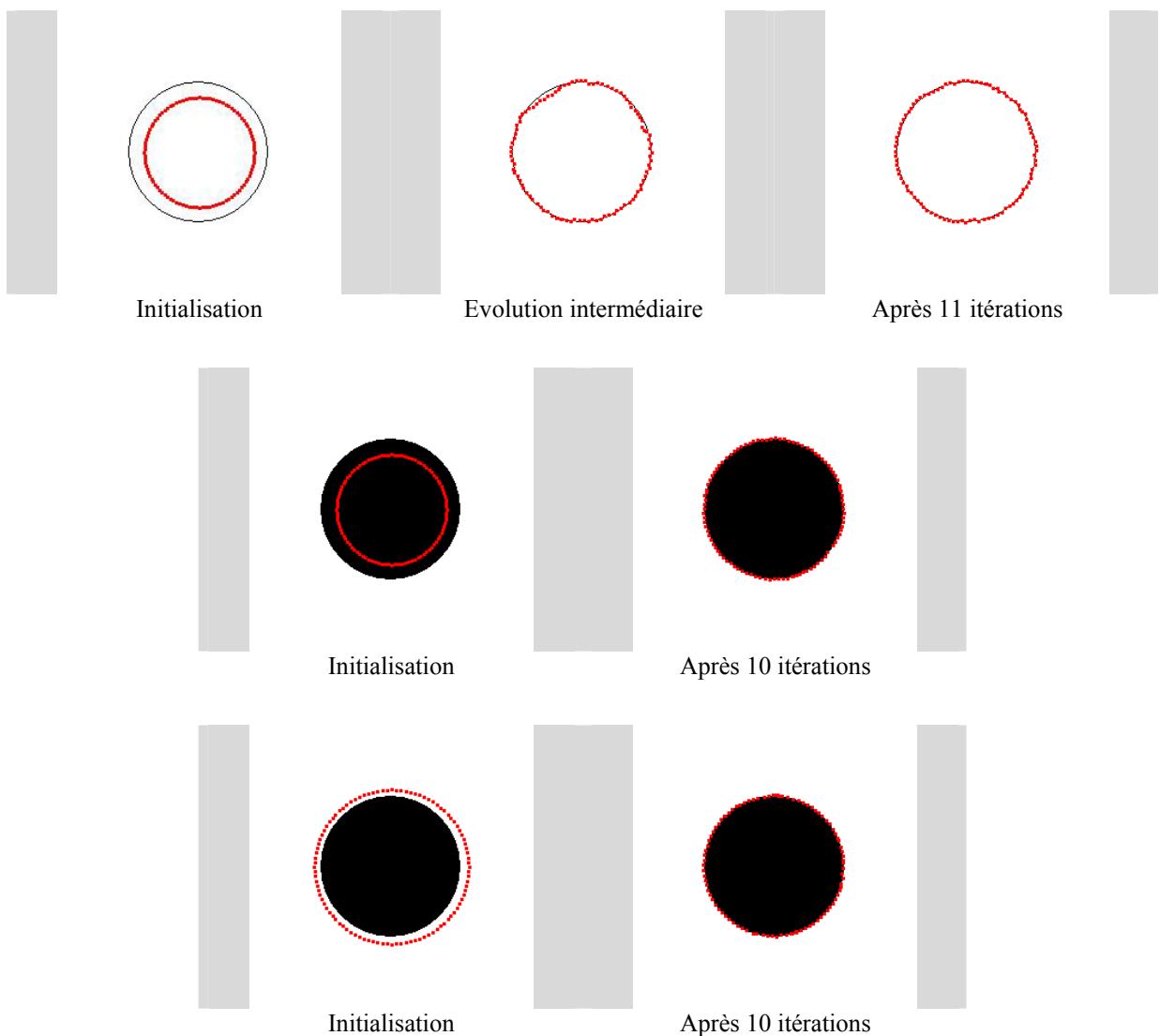
```
| Pour tous les points du snake
| | Pour tous les points du voisinage
| | | Calculer les énergies
| | | FinPour
| | Pour tous les points du voisinage
| | | Normalisation
| | | FinPour
| | Pour tous les points du voisinage
| | | Tirage aléatoire des paramètres NouvParm(a1, b1, c1, d1, g1)
| | | Jusqu' à  $\Sigma$  des carrés des coefficients = 1 ±5 %
| | | Si EnergTot avec NouvParm < EnergTot avec AncienParm
| | | Alors AncienParm ←NouvParm
| | | FinSi
| | | FinPour
| | | Minimiser EnergTot pour obtenir le nouveau point
| | FinPour
Jusqu' au critère d'arrêt
```

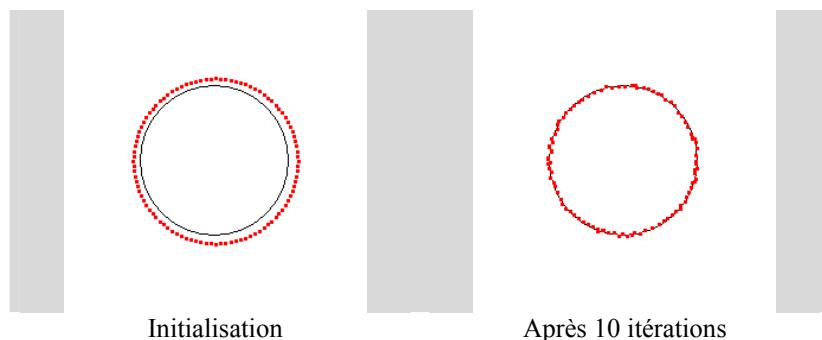
Annexe - 3

Contour actif autonome - Influence de la forme

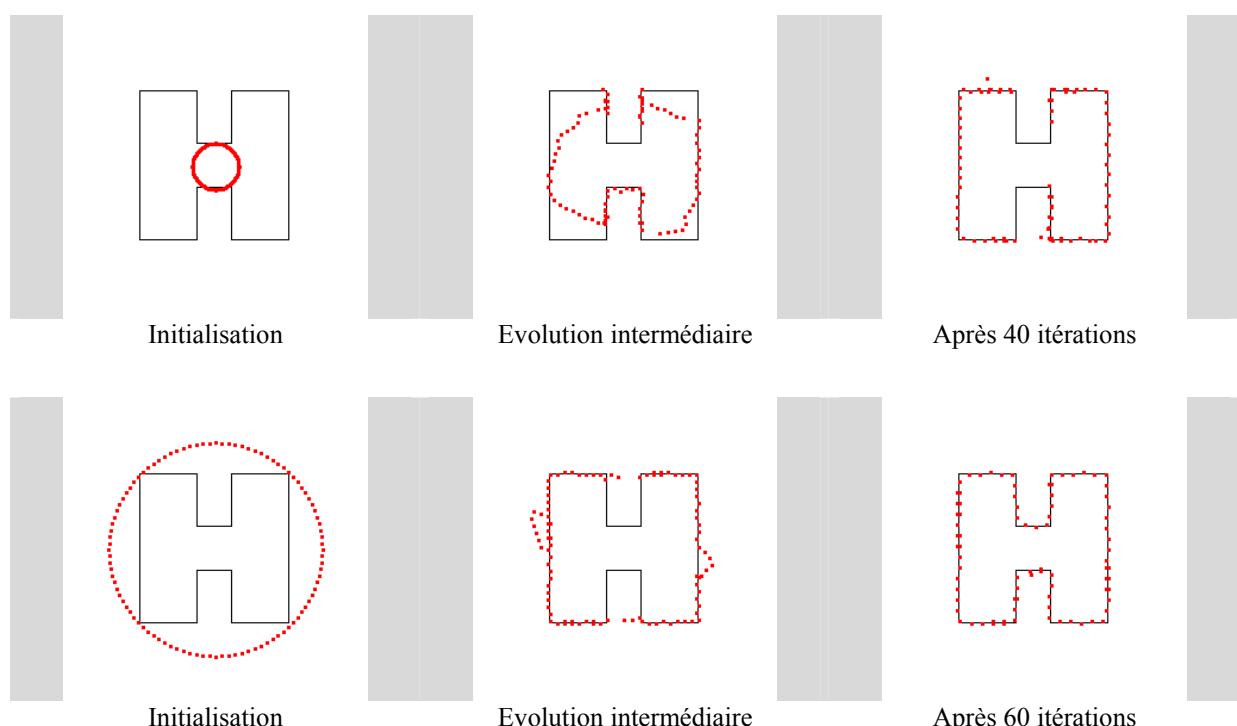
Toutes les images sont de taille 256 x 256 pixels. Le contour est approximé par un ensemble de 100 points. Cette annexe reprend et complète les exemples du texte.

Cercle

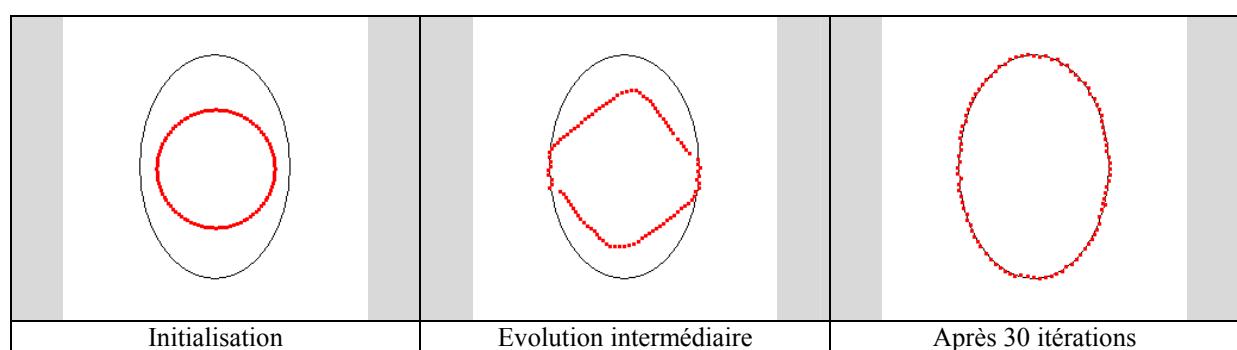


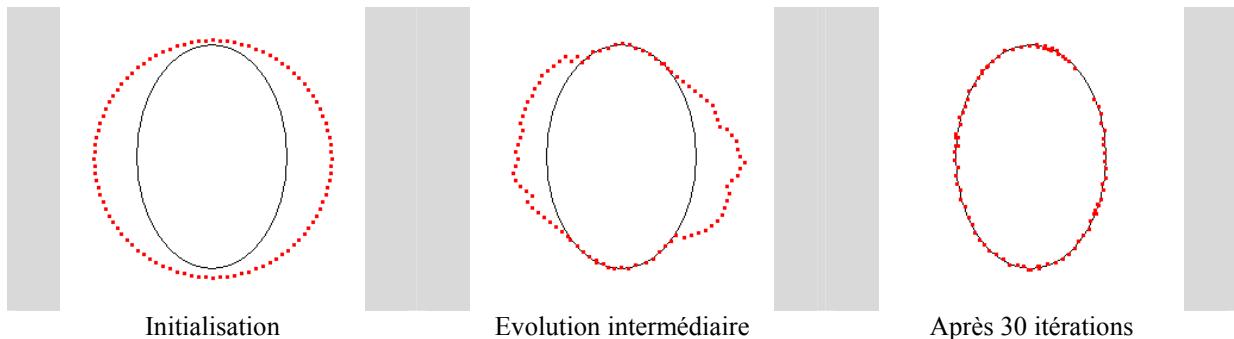


Forme en H

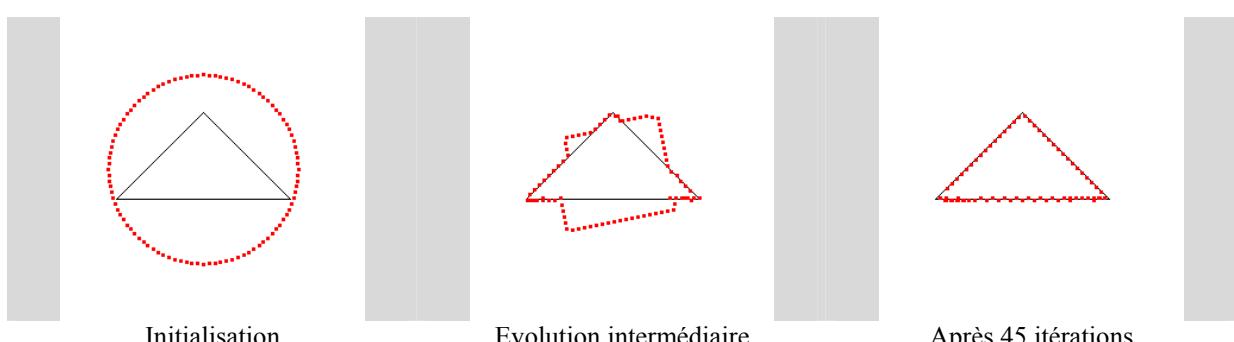
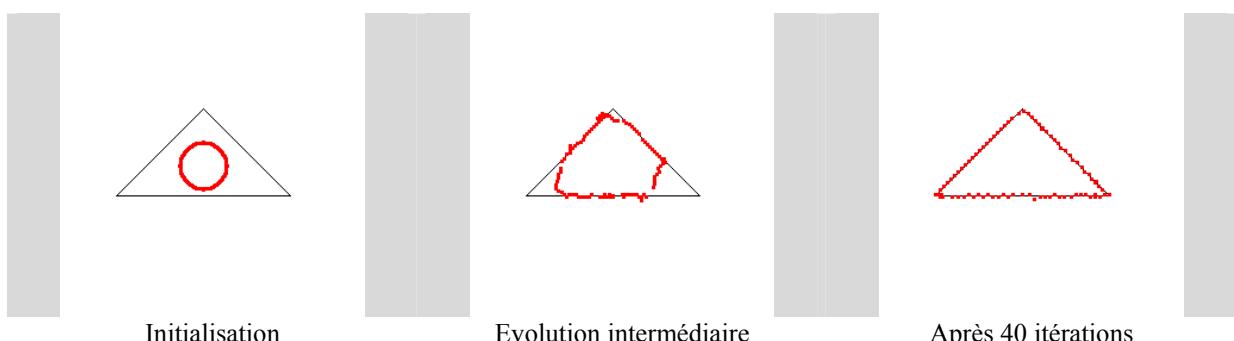


Ovale

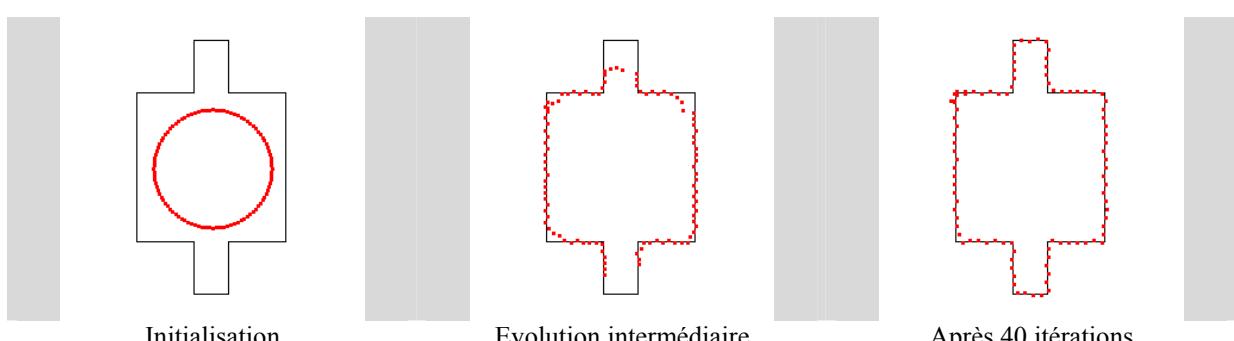


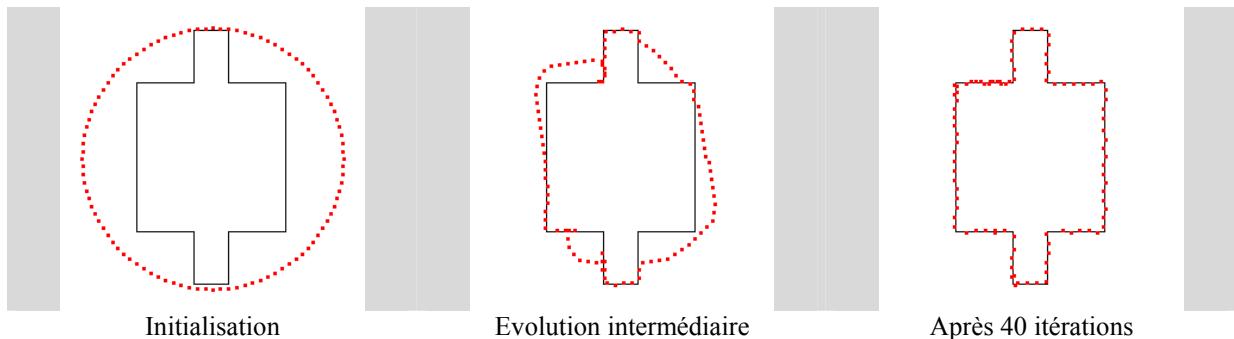


Triangle

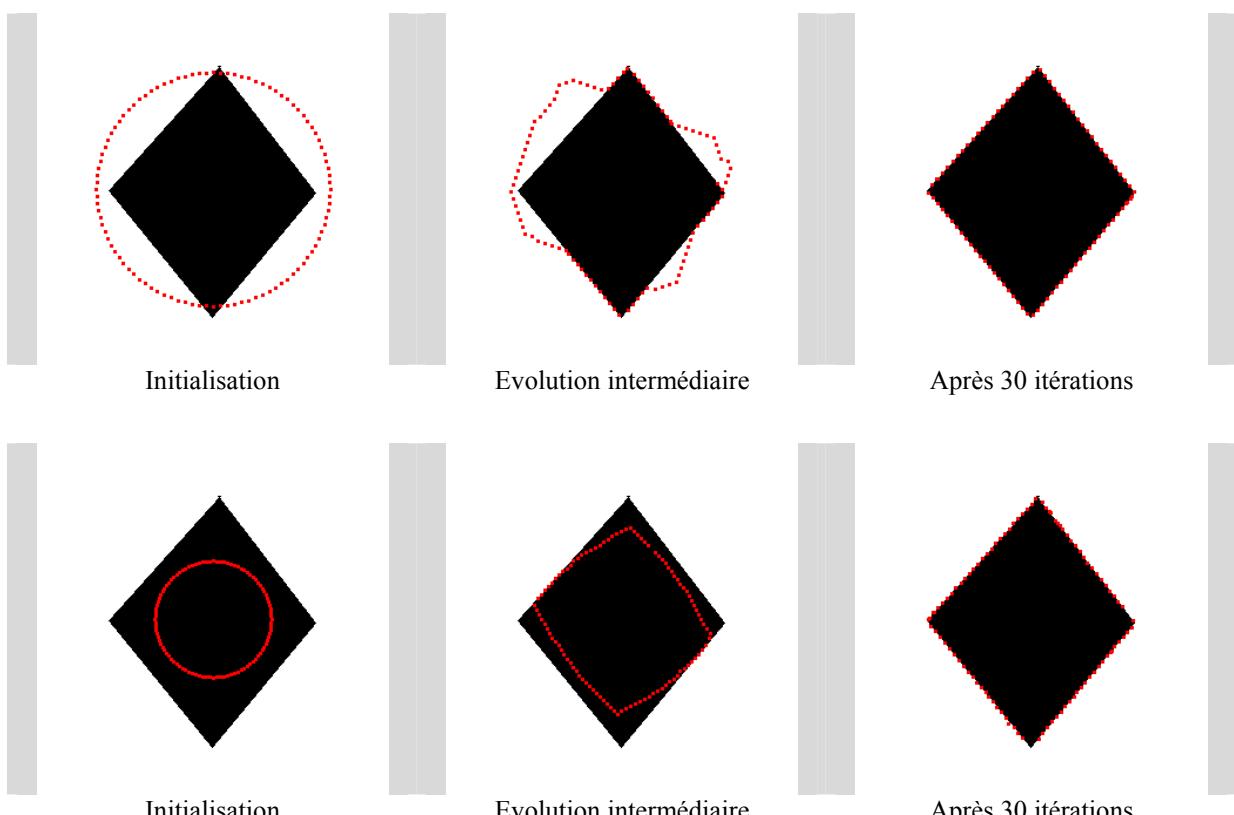


Forme en plus

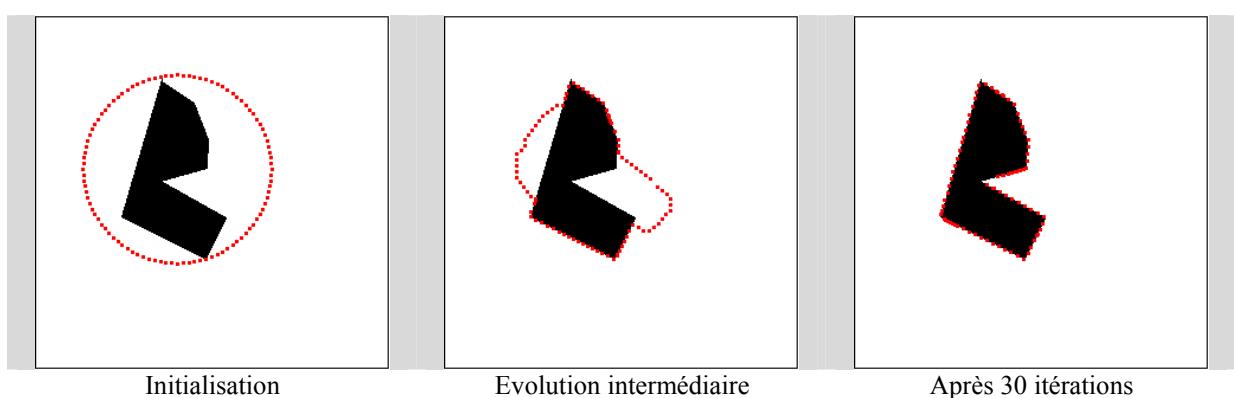


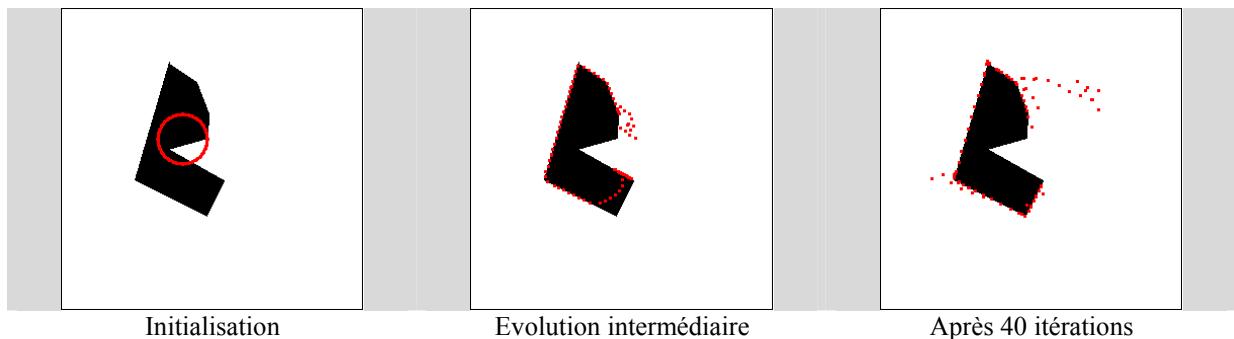


Losange

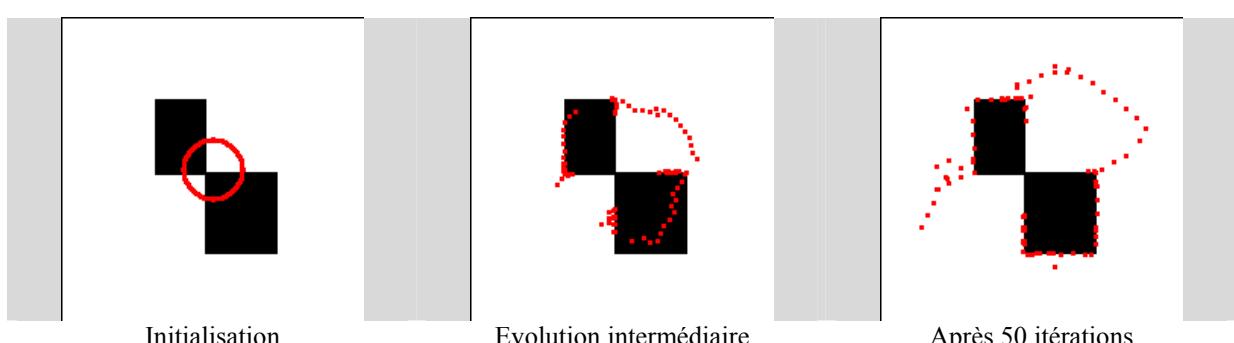
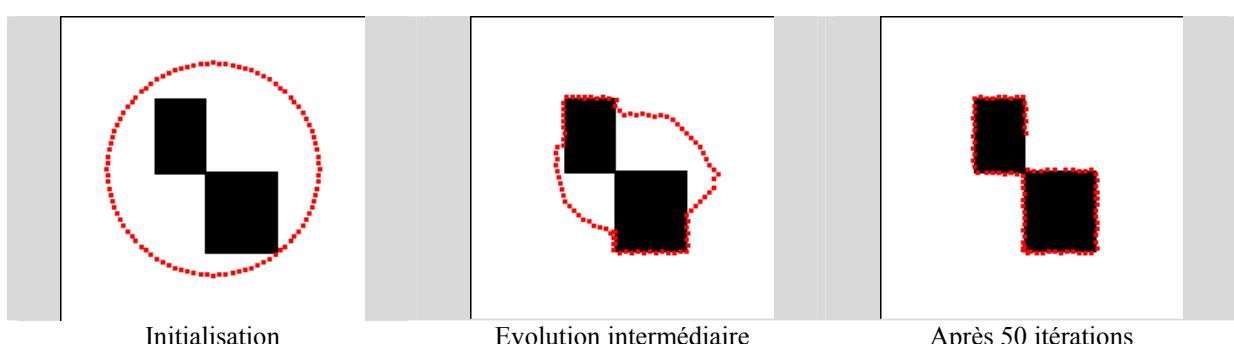


Polygone





Double carré

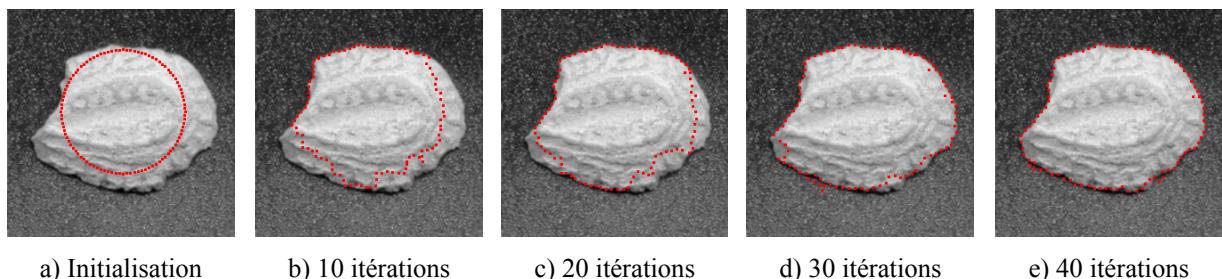


Annexe - 4

Contours actifs - Influence de la variation d'un paramètre

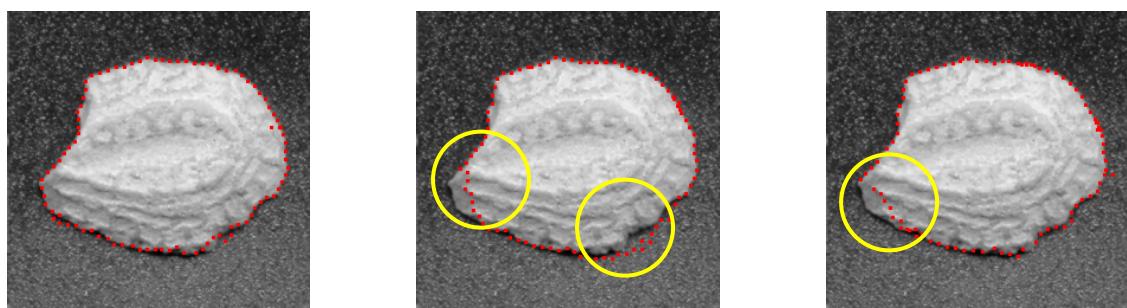
Paramètres originaux

Intensité	Courbure	Continuité	Ballon.	Gradient	x	y	r	Nb pts	Nb. it.
0	0,05	0,2	-0,8	0,14	130	115	70	100	40



a) Initialisation b) 10 itérations c) 20 itérations d) 30 itérations e) 40 itérations

Variation du paramètre gradient

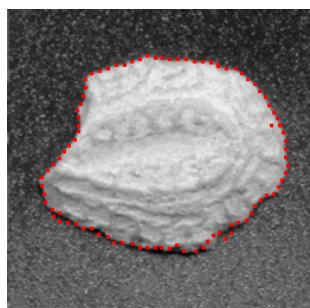


Gradient d'origine : 0,14

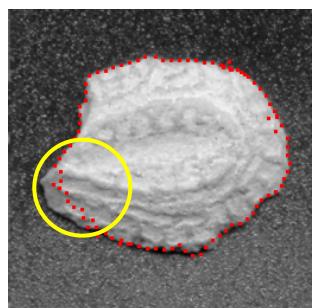
Gradient : 0,13

Gradient : 0,15

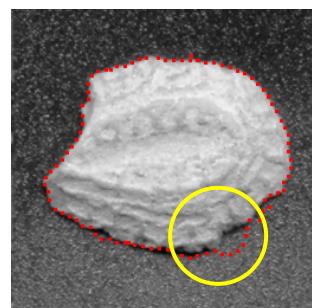
Variation du paramètre ballon



Ballon d'origine : -0,8

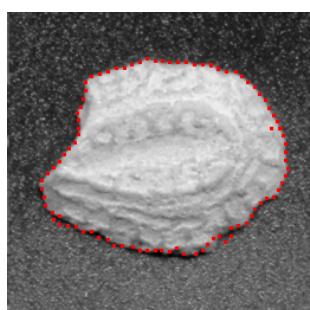


Ballon : -0,7

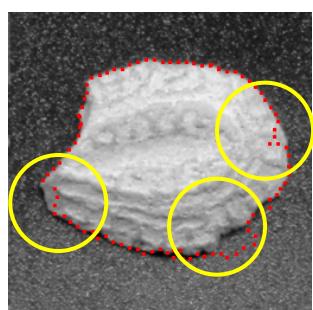


Ballon : -0,9

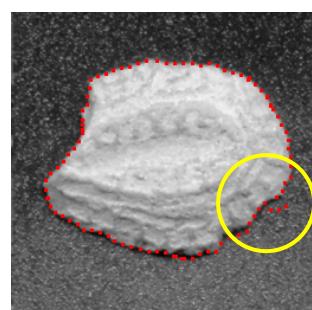
Variation du paramètre de continuité



Continuité d'origine : 0,20

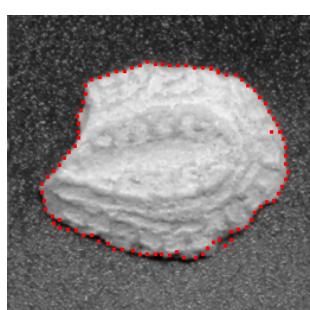


Continuité : 0,19

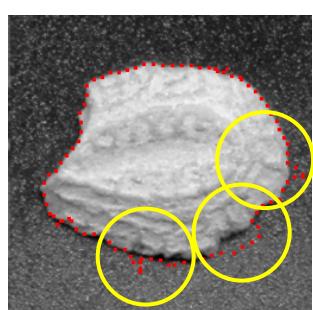


Continuité : 0,21

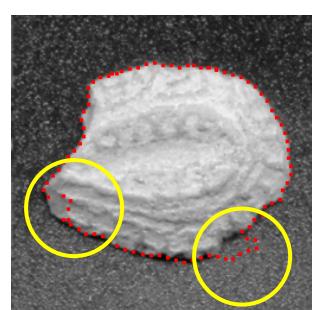
Variation du paramètre de courbure



Courbure d'origine : 0,05

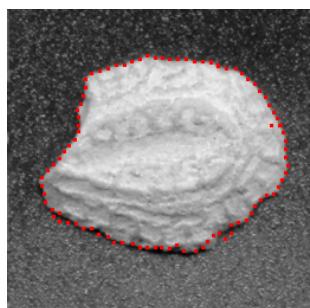


Courbure : 0,04

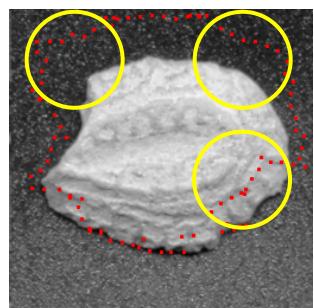


Courbure : 0,06

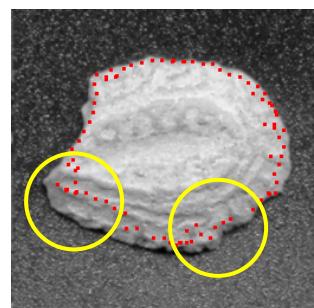
Variation du paramètre d'intensité



Intensité d'origine : 0



Intensité : 0,5

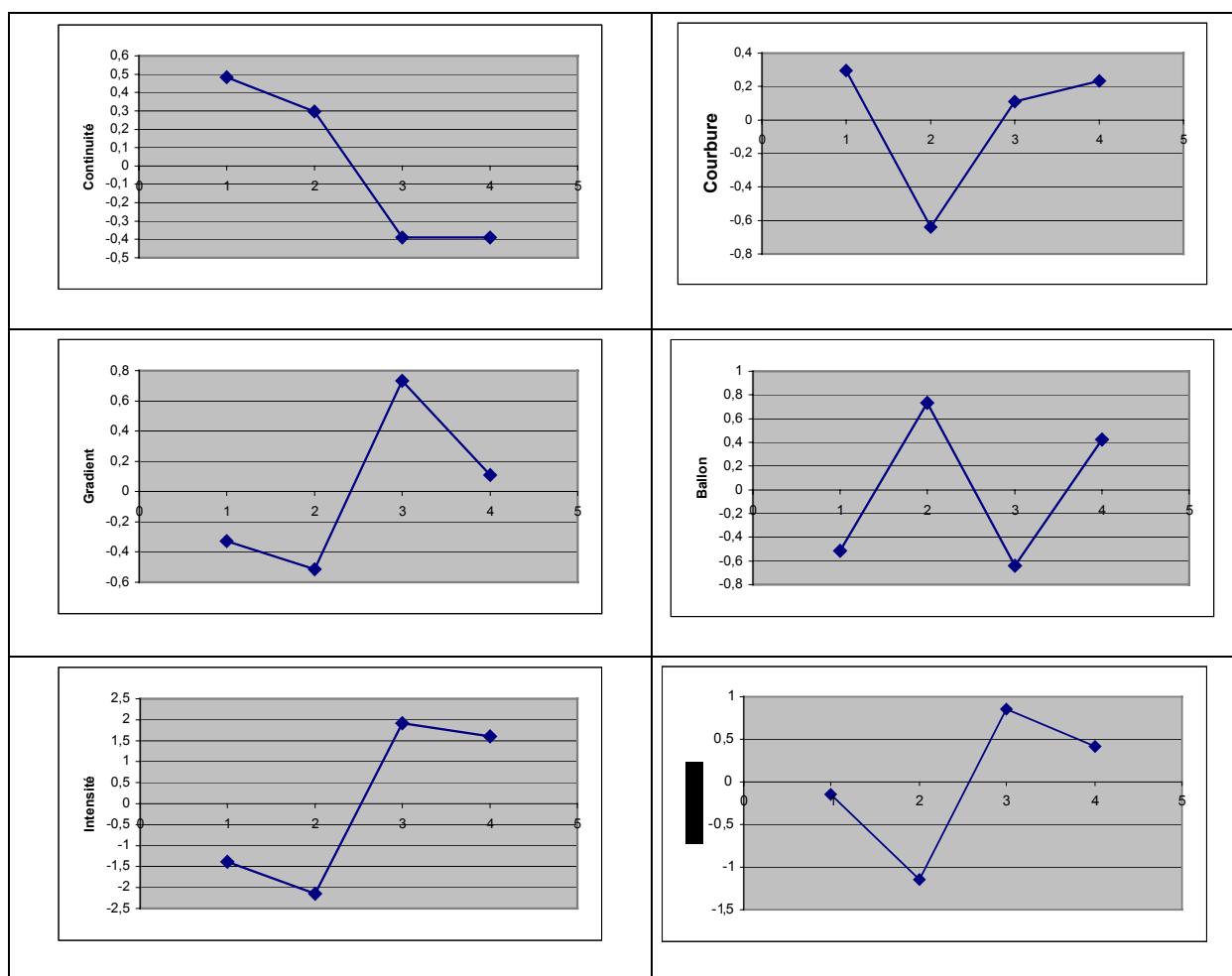


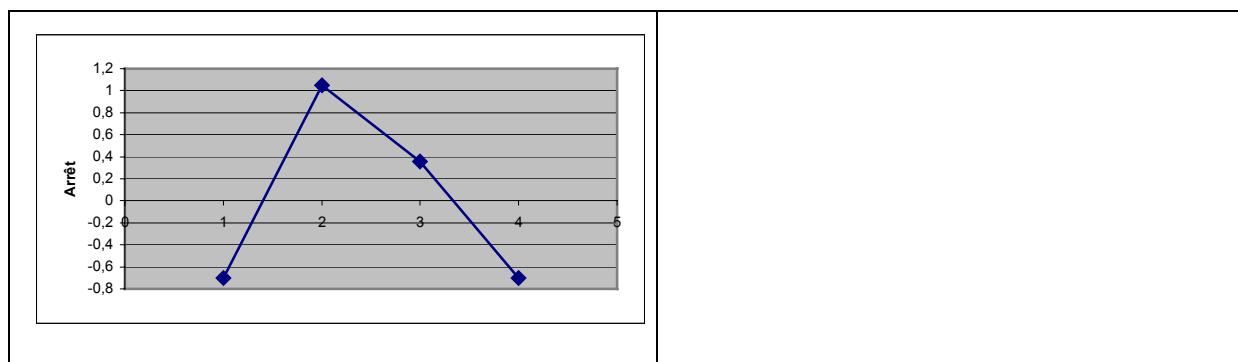
Intensité : -0,5

Annexe - 5

Plan d'expériences - Plan 4⁷

Graphes des effets





Annexe - 6

Plan d'expériences - Plan 2³¹

Ces tableaux donnent le niveau de confiance de signification pour les facteurs et les interactions pour une initialisation intérieure et extérieure des douze images de synthèse. Les conditions de chaque expérience apparaissent à gauche, type de forme, vide ou pleine, avec une initialisation interne ou externe du *snake*. Chaque ligne correspond à la synthèse des deux sous-plans. D'abord, sur cette page nous trouvons les sept facteurs principaux et six interactions puis, sur la page suivante, les 15 dernières interactions. Les valeurs du tableau indiquent le taux de confiance pour lequel les actions sont jugées significatives (à 90 %, à 95 % ou à 99 %). L'absence de valeur indique que le seuil minimum de 90 % n'a pas été atteint et que ce facteur, ou cette interaction, n'est donc pas considéré comme significatif.

			Int. d	Cour. b	Cont. a	Bal. I	Grad. c	Vois. v	Iter.s	Int. Cour.	Int. Cont.	Int. Bal.	Int. Grad.	Int. Vois.	Int. Iter.
Cercle	contour	Ext.	95	95	90	99	99								
		Int.	99	95		99	99					99			
		Ext.		95	90	90	99				90				
	Plein	Ext.	90	95		99	99	90			95				
		Int.	95	99		99	95								
		Ext.	95	90		99	95				95				
Ellipse	contour	Ext.	95	99		99	95								
		Int.	95	90		99	95				95				
		Ext.	99		99	99				90	99	95			
	Plein	Ext.		99		99	99			90	99	95			
		Int.		99		99	99			90	95	95			
		Ext.			99	99				90	95	95			
H	Contour	Ext.	95	99		99		90			95				
		Int.	99			99	95				99				
		Ext.		99		99	99								
	Plein	Ext.			99	99				90	99	95			
		Int.		95	90		99	99			95				
		Ext.		99		99	99								
H+rond	Contour	Ext.	95	99		99	99		95		90	95	99		
		Int.	95	90		99	99				90	95	99		
		Ext.	95	99		99	99		95		95				
	Plein	Ext.		99		99	99								
		Int.	95	90		99	99				90	95	99		
		Ext.		99		99	99								
Plus	Contour	Ext.	95	99	95	99	99	95			90	90	90		
		Int.	99		90	90	99				95				
		Ext.		99		99	99								
	Plein	Ext.		90		95	99				90	90	90		
		Int.	90			95	99				90	90	90		
		Ext.			99	99	99								
Triangle	Contour	Ext.	95		99	90									
		Int.		95		99	95			90		95			
		Ext.		99		99	99					95			
	Plein	Ext.		95		99	90					95			
		Int.		95		99	90					95			
		Ext.		95		99	90					95			

		Cour. Cont.	Cour. Bal.	Cour. grad	Cour. Vois.	Cour. Iter.	Cont. Bal.	Cont. Grad.	Cont. Vois..	Cont. Iter.	Bal. Grad.	Bal. Vois.	Bal. Iter.	Grad. Vois.	Grad. Iter.	Vois. Iter.
Cercle	Contour	Ext.									90					
	Plein	Int.										90				
	Contour	Ext. 90									99					95
Ellipse		Int. 95										90				95
	Plein	Ext.									95			90		
	Contour	Int. 90					90		90							
H		Ext. 95					99	95			99					
	Plein	Int. 95	90				90				95					
	Contour	Ext. 95									95			95		
	Plein	Int. 99					95									
H+rond	Contour	Ext. 90									99			90		
		Int. 99	90				90	95								
	Plein	Ext. 95									90		95			
	Contour	Int.														
Plus		Ext. 90									99					
	Plein	Int. 99														99
	Contour	Ext.									99			99		
	Plein	Int. 99										90				
Triangle	Contour	Ext. 99	95				95	95			90			90		
	Plein	Int. 95	95					95			90					
	Contour	Ext. 90					90				95			95		
	Plein	Int. 95	95						90							

Publications de l'auteur

- Manifestations d'audience internationale avec comité de sélection

Jean-Jacques ROUSSELLE, Nicole VINCENT, Nicolas VERBEKE. "Genetic Algoriyhm To Set Active Contour". 10th International Conference Computer Analysis of Images and Patterns CAIP'2003, 25-27 août 2003, Groningen, Hollande.

Jean-Jacques ROUSSELLE, Nicole VINCENT. "Design of Experiments To Set Active Contour". 6th International Conference on Quality Control by Artificial Vision, 19-23 mai 2003, Gattlinburg, Tennessee, USA.

Nicole VINCENT, Jean-Jacques ROUSSELLE. "Determination of Optimal Coefficients in active contour method for contour extraction". Eleven International Colloquium on Numerical Analysis and Computer Sciences with Applications, 12-17 août 2002, Plodiv, Bulgaria, Invited Lecture, p. 79.

Jean-Jacques ROUSSELLE, Jean BRILHAULT, Nicole VINCENT, David CHAMPION, Luc FAVARD. "Study of the Tibio-Femoral Joint using Active Contours". CIMA 2001 International ICSC-NAISO Congress on Computational Intelligence: Methods and Applications, June 19-22 2001, Univ. of Wales, Bangor, UK, p. 111-115.

Jean-Jacques ROUSSELLE, Gilles VERLEY, Jean BRILHAULT, Nicole VINCENT, Luc FAVARD. "Formulation of the Equation of the Femoral Condyle Outline". Proceedings ICCCP 2001 International Conference on Communication, Computer and Power, p. 130-135, 12-14 février 2001, Muscat, Sultanate of Oman.

Gilles VERLEY, Jean-Jacques ROUSSELLE. "An evolved link-specification language for creating and sharing documents on the web". CRIS 2000 Current Research Information Systems, 25-27 mai 2000, Helsinki, Island, p. 65-66. Disponible, en version de 8 p., au format pdf, le 26/10/2001 sur <http://www.cordis.lu/cris2000/src/prog_day2.htm>.

Jean-Jacques ROUSSELLE, Gilles VERLEY, Jean BRILHAULT, Nicole VINCENT, Vincent SABARD, Luc FAVARD. "Traitement d'images dans une étude du genou au moyen d'une caractérisation du condyle". VI2000 - Proceedings Vision Interface 2000, 14-17 mai 2000, Montréal, Canada, p. 323-329.

Jean-Jacques ROUSSELLE, Gilles VERLEY, Nicole VINCENT, Vincent SABARD, Luc FAVARD. "Image Processing for a morphological Study of the Knee". International Conference on Computer Science, Cii'99, 22-23 novembre 1999, Annaba, Algérie, Revue des Sciences et Technologie, Publication de l'Université d'Annaba, Algérie, Synthèse N° 06, novembre 1999, p. 146-154.

Claude GAUDEAU, Hervé NICOLAS, Jean-Luc BOMONT, Stéphanie BENOIST, Eric ROBERT, Arnaud LECHRIST, J-J. ROUSSELLE. "Progiciel d'Ethnopharmacologie". 3^{me} Colloque Européen d'Ethnopharmacologie, 29 mai - 2 juin 1996, Gènes, Italie.

J-J. ROUSSELLE, H. PEROTEAU, J.P. ASSELIN DE BEAUVILLE. "Neural Networks Training for Orientation of an Object: Two different Solutions LVQ and Back Propagation". Proceedings ICSE'94 Tenth International conference on system Engineering, 6-8 septembre 1994, vol. 2, p. 1044-1050, Coventry, England.

Jean-Jacques ROUSSELLE, J.P. ASSELIN DE BEAUVILLE. "Orientation d'un objet par apprentissage d'un réseau de neurones multicouches". A.I.D.R.I. Association Internationale pour le Développement de la Recherche Interdisciplinaire, Colloque sur le Neuromimétisme, 20-24 juin 1994, Lyon, p. 151.

Jean-Jacques ROUSSELLE. "Les architectures parallèles en traitement d'images". Séminaire méthodes mathématiques et informatique industrielle, 06-10 mai 1991, Blida, Algérie.

Jean-Jacques ROUSSELLE, Claude GAUDEAU. "New architectures in images processing". Medinfo 89, 16-20 octobre 1989, Bejing, China.

- Manifestations d'audience nationale avec comité de sélection

Jean-Jacques ROUSSELLE, Jean-Louis MONTEIRO, Nicolas MONTIER, Nicole VINCENT, "Contours actifs autonomes". 14^{ème} congrès Francophone AFRIF-FIA, 20-30 janvier 2004, Toulouse (soumis).

Jean-Jacques ROUSSELLE, Nicole VINCENT, Nicolas MONTIER, Jean-Louis MONTEIRO "Contour actif à paramètres aléatoires". 10^{ème} colloque GRETSI sur le traitement du signal et des images, 8-11 septembre 2003, Paris.

Jean-Jacques ROUSSELLE, Nicole VINCENT. "Réglage d'un contour actif par algorithme génétique". CNR'IUT 2003, Colloque National de la Recherche en IUT 2003, 15-16 mai 2003, Tarbes, p. 335.

Jean-Jacques ROUSSELLE, Nicole VINCENT. "Plans d'expériences et segmentation par contours actifs". CNR'IUT 2002, Colloque National de la Recherche en IUT 2002, 15-16 mai 2002, Le Creusot, p. 209-214.

Jean-Jacques ROUSSELLE, Jean BRILHAULT, Nicole VINCENT, David CHAMPION, Luc FAVARD. "Etude de l'articulation fémoro-tibiale par contours actifs". CNR'IUT 2001, Colloque National de la Recherche en IUT 2001, 13 - 15 juin 2001, Roanne, France. Publication de l'université de Saint-Etienne, p. 247-256.

Jean-Jacques ROUSSELLE, Jean BRILHAULT, Nicole VINCENT, David CHAMPION, Luc FAVARD. "Des contours actifs pour une biométrie du fémur". ORASIS 2001, Congrès de vision, 5 - 8 juin 2001, Cahors, p. 367-374.

Jean BRILHAULT, J.-J. ROUSSELLE, L. FAVARD, Nicole VINCENT. "Biométrie de la diaphyse fémorale des genu valgum : lieu de la déformation en valgus". VIIème colloque de la société de Biométrie Humaine, 7-9 décembre 2000, Roscoff.

Gilles VERLEY, Jean-Jacques ROUSSELLE, Eric RAMAT. "Locho, un générateur de données stochastiques client-serveur". CNR'IUT 2000, Colloque National de la Recherche en IUT 2000, 14 - 16 juin 2000, Bourges.

Jean BRILHAULT, G. VERLEY, J.-J. ROUSSELLE, L. FAVARD. "Condyle fémoral latéral et genu-valgum : biométrie et analyse de forme". GRECO, groupe de recherche : expérimentation et chirurgie orthopédie, 7 novembre 1999, Paris.

Jean BRILHAULT, G. VERLEY, J.-J. ROUSSELLE, L. FAVARD. "Condyle fémoral latéral et genu-valgum : biométrie et analyse de forme". Société de biométrie humaine MNHN, 3 novembre 1999, Paris.

Jean-Jacques ROUSSELLE, Gilles VERLEY, Nicole VINCENT, Vincent SABARD, Luc FAVARD. "Traitement d'images pour une étude morphologique du genou". CNRIUT'99, Colloque National de la Recherche IUT' 99, 2 - 4 juin 1999, Aix-en-Provence.

Jean-Jacques ROUSSELLE, Gilles VERLEY, Luc FAVARD, Gwenaël BOSSE, Sylvain ROY. *"Mise en équation du tracé d'un condyle de fémur"*. CNRIUT'98, Colloque National de la Recherche IUT' 98, 18 - 20 mai 1998, Créteil.

Jean-Jacques ROUSSELLE, J.P. ASSELIN DE BEAUVILLE. *"Approche connexionniste de l'orientation d'un objet dans une image"*. Actes du colloque, A.G.I.'93, 6-7 mai 1993, La Rochelle, p.151.

- Manifestations sans comité de sélection

Jean-Jacques ROUSSELLE, Nicole VINCENT. *"Un algorithme génétique pour régler des contours actifs"*. Forum de l'Ecole doctorale "Santé, Sciences, Technologie", 13-14 mai 2003, Université François Rabelais de Tours, p. 55.

Jean-Jacques ROUSSELLE, Nicole VINCENT. *"Plans d'expériences pour le réglage de contours actifs"*. Forum de l'Ecole doctorale "Santé, Sciences, Technologie", 6-7 mai 2002, Université François Rabelais de Tours, p. 66.

Jean-Jacques ROUSSELLE. *"Segmentation et contours actifs"*. Première Journée Tourangelle de Modélisation et Simulation, 1 février 2002.

Jean-Jacques ROUSSELLE, Nicole VINCENT. *"Contours actifs : un modèle pour une application biomédicale"*. Forum de l'Ecole doctorale "Santé, Sciences, Technologie", 15- 16 mai 2001, Université François Rabelais de Tours, p. 33.

Jean-Jacques ROUSSELLE. *"Applications industrielles des réseaux connexionnistes"*. 2ème Ecole Maghrébine d'Informatique, 6-9 novembre 1993, Annaba, Algérie.

- Séminaires internes

Gilles VERLEY, Jean-Jacques ROUSSELLE. *"Un langage évolué de spécification de liens pour la conception et le partage de documents sur le web"*. Séminaire L.I. 22 juin 2000, Tours.

Jean-Jacques ROUSSELLE. *"Orientation d'objet par apprentissage d'un réseau multicouches"*. Séminaire L.I., 5 avril 1994, Tours.

Jean-Jacques ROUSSELLE. *"Introduction aux réseaux de neurones artificiels et à leurs applications"*. Séminaire du groupe de travail G.O.Th.A. - Groupe d'Ordonnancement Théorique et Appliquée, 4 mars 1994, Tours.

Jean-Jacques ROUSSELLE. *"Présentation des réseaux neuro-mimétiques"*. Séminaire L.I., 10 mai 1991, Tours.

- Séminaires à l'étranger

Jean-Jacques ROUSSELLE. *"GRAFCET, a Tool of the 20th Century for the 21stCentury"*. Sultan Qaboos Seminar, Université Sultan Qaboos, février 2001, Oman.

Jean-Jacques ROUSSELLE. *"Programming for Process Control: From Industrial Applications, to Training Model"*. Sultan Qaboos Seminar, Université Sultan Qaboos, Décembre 1998, Oman.

Jean-Jacques ROUSSELLE. *"Programming for Process Control"*. Sultan Qaboos Seminar, Université Sultan Qaboos, Février 1998, Oman.

- Publications

Jean-Jacques ROUSSELLE. *"Techniques connexionnistes pour la détection et l'orientation d'un objet"*. Mémoire d'ingénieur C.N.A.M., 2 juillet 1993, 130 p.

Jean-Jacques ROUSSELLE. *"Présentation des réseaux neuro-mimétiques"*. Examen C en vue de l'obtention du diplôme d'ingénieur CNAM, mai 1991, 82 p.

Jean-Jacques ROUSSELLE. *"Les architectures parallèles en traitement d'images"*. Probatoire C.N.A.M, juin 1989, 64 p.

- Rapports internes

Jean-Jacques ROUSSELLE, Gilles VERLEY, Luc FAVARD, Gwenaël BOSSE, Sylvain ROY. *"Mise en équation du tracé d'un condyle de fémur"*. Rapport interne L.I. n° 198, octobre 1997, 13 p.

Jean-Jacques ROUSSELLE. *"Applications industrielles des réseaux connexionnistes"*. Rapport interne L.I. n° 138, janvier 1994, 34 p.

Jean-Jacques ROUSSELLE. *"Applications industrielles des réseaux connexionnistes"*. Rapport interne L.I. n° 136, octobre 1993, 33 p.

Jean-Jacques ROUSSELLE, J.P. ASSELIN DE BEAUVILLE. *"Orientation d'un objet par apprentissage d'un réseau de neurones multicouches"*. Rapport interne n° 133, octobre 1993, 14 p.

Jean-Jacques ROUSSELLE. *"Panorama sur les réseaux neuro-mimétiques"*. Rapport interne L.I. n°121, mai 1991.

Bibliographie

[Achard *et al.* 2001] **ACHARD, M. LEE, E. LOPES, D. MILLET, D.** - *Les réseaux de Pétri et les plans d'expériences pour l'allocation d'objectifs de fiabilité et le choix de maintenance préventive*. Qualita 2001, 4^{ème} congrès international pluridisciplinaire Qualité et Sûreté de Fonctionnement, 22-23 mars 2001, Annecy, France. Disponible le 08/10/2001 sur : <http://www.millet.free.fr/cv/>.

[Alexander 1997] **ALEXANDER D.** - *Statistical Modeling of Color Data and Model Selection for Region Tracking*. Ph.D. University College London, England, 1997, p. 244. Disponible le 05/02/2002 sur :
<http://www.cs.ucl.ac.uk/staff/D.Alexander/Thesis/references.ps.gz>.

[Amini *et al.* 1988] **AMINI, A.A. TEHRANI, S. and WEYMOUTH T.E.** - *Using Dynamic Programming for Minimizing the Energy of Active Contours in the Presence of Hard Constraints*, 2nd Int. Conf. Comput. Vision, décembre 1988, Tampa, FL, USA, p. 95-99.

[Angella 2001] **ANGELLA, F.** - *Modèles déformables et Systèmes particulaires : application à l'extraction de structures arborescentes en analyse d'images*. Thèse de doctorat de l'Université de Bordeaux 1, spécialité : Automatique, Productique, Signal et Image, 9 janvier 2001, p. 131. Disponible le 19/06/2002 sur :

<http://perso.wanadoo.fr/franck.angella/search.html>.

[Bäck 1993] **BÄCK, T.** - *Optimal Mutation Rates in Genetic Search*. Fifth International Conference in Genetic algorithm (ICGA'93), San Mateo, CA, USA, 1993, p. 2-8. Disponible le 08/02/2003 sur :

<http://www.eark.polytechnique.fr/EC/GA/papers/>

[Ballerini 1999] **BALLERINI, L.** - Genetic Snakes for Medical Images Segmentation. *Lectures Notes in Computer Science*, vol. 1596, ISSN 0301-9743, 1999, p. 59-73.

[Ballerini et Bocchio 2002] **BALLERINI, L. BOCCHIO, L.** - *Segmentation of Liver Images by Texture and Genetic Snakes*. 2nd European Medical and Biological Conference, Vienne, Autriche, 4-8 décembre 2002. Disponible le 22/02/2003 sur :
<http://www.aass.oru.se/~lucia/papers/embec02.html>

[Basclé 1994] **BASCLE, B.** - *Contributions et applications des modèles déformables en vision par ordinateur*. Thèse de doctorat de l'Université de Nice-Sophia Antipolis, spécialité : Sciences de l'ingénieur, 13 juillet 1994, p. 200.

[Bellet 1998] **BELLET, F.** - *Une approche incrémentale à base de processus coopératifs et adaptatifs pour la segmentation des images en niveaux de gris*. Thèse de doctorat de l'Institut National Polytechnique de Grenoble, spécialité : Informatique, 19 juin 1998, p. 210. Disponible le 27/12/2002, sur :
<http://creatis-www.insa-lyon.fr/~bellet/>.

[Benichou 2000] **BENICHOU, P.** - *Les plans d'expériences*, Disponible le 04/10/2001 sur :
<http://www.educnet.education.fr/rnchimie/math/benichou/cours/plan/plan.htm>.

[Benoit-Cattin *et al.* 1999] **BENOIT-CATTIN, H. ZOUAGUI, T. ODET, C.** - *Une vision fonctionnelle de la segmentation d'images*. Congrès Francophone de Vision par Ordinateur, ORASIS'01, 5-8 juin 2001, Cahors, France, p. 425-433. Disponible le 10/05/2002 sur <http://creatis-www.insa-lyon.fr/~yougz/index.html>.

[Berger 1991] **BERGER, M-O** - *Les contours actifs : modélisation, comportement et convergence*. Thèse de doctorat de l'Institut National Polytechnique de Lorraine, spécialité: Informatique, 6 février 1991, p.135.

[Berger 2003] **BERGER, M-O.** - *Résistance au bruit : problèmes mal posés, notion de conditionnement*. Disponible le 17/01/2003 sur :
<http://www.loria.fr/~berger/DEA/dea.html>.

[Bi 1997] **BI, D.** - *Segmentation d'images basée sur les statistiques de rangs des niveaux de gris*. Thèse de doctorat de l'Université de Tours, spécialité : Informatique, 27 janvier 1997, p.179.

- [Blake et Yuille 1992] **BLAKE A. AND YUILLE, A.** - *Active vision*, MIT Press Cambridge, Massachusetts, USA, ISBN : 0-262-02351, 1993, p. 368.
- [Box et al. 1978] **BOX, G. HUNTER, W.G. HUNTER, J.S.** - *Statistics for experimenters*. Wiley, New York, 1978.
- [Bredno et al. 2000a] **BREDNO, J. LEHMANN, T. SPITZER, K.** - *Automatic parameter setting for balloon models*. Proc. SPIE Symposium on Electronic Imaging, Science and Technology, 2000. Disponible le 02/11/2001 sur :
<http://citeseer.nj.nec.com/bredno00automatic.html>
- [Bredno et al. 2000b] **BREDNO, J. LEHMANN, T. SPITZER, K.** - A general finite element model for segmentation in 2, 3, and 4 dimensions. Proc. SPIE 2000, vol. 3979(2), 2000, p. 1185-1194. Disponible le 22/02/2003 sur :
http://libra.imib.rwth-aachen.de/lehmann/paper_en.php.
- [Brigger et al 2000] **BRIGGER, P. HOEG, J. UNSER, M.** - B-Spline Snakes: A Flexible Tool for Parametric Contour Detection. *IEEE Transaction on Image Processing*, vol. 9, n° 9, septembre 2000, p. 1484-1496. Disponible le 25/01/2002 sur :
<http://bigwww.epfl.ch/publications/brigger9901.html>
- [Brilhault et al. 1999] **BRILHAULT, J. VERLEY, G. ROUSSELLE, J.-J. FAVARD, L.** - *Condyle fémoral latéral et genu-valgum : biométrie et analyse de forme*. Société de biométrie humaine MNHN, 3 novembre 1999, Paris.
- [Brouard et al. 1997] **BROUARD, T. SLIMANE, M. VENTURINI, M. ASSELIN DE BEAUVILLE J.P.** - *Segmentation non-supervisée d'images par Chaînes de Markov cachées*. 5emes rencontres de la Société Française de Classification, Lyon, 1997, p. 177-180.
- [Burr 1981] **BURR, D.J.** - Elastic Matching of Line Drawings. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI)*, vol. 3, n° 6, novembre 1981, p. 708-713.
- [Caldora Costa et al. 2001] **CALDORA COSTA, M. COULOMB, J.-L. MARÉCHAL, Y.** - *Parameters Screening of TEAM Workshop Problem 25 by the Application of Experimental Design Method*. XI International Symposium on Theoretical Electrical Engineering - ISET 2001, août 2001, Linz, Autriche. Disponible le 22/11/2002 sur
http://www.leg.ensieg.inpg.fr/modelisation/publications/publications_2001/istet2001/CaldoraCosta123_Paper.pdf.
- [Caldora Costa 2001] **CALDORA COSTA, M.** - *Optimisation de dispositifs électromagnétiques dans un contexte d'analyse par la méthode des éléments finis*. Thèse de doctorat de l'Institut National Polytechnique de Grenoble, spécialité : Génie Électrique, 28 juin 2001, 191 p.
- [Canny 1986] **CANNY, J.** - A Computational Approach to Edge Detection. *IEEE Transaction on PAMI*, 1986, 8(6), p. 679-698.

- [Caselles *et al.* 1993] **CASELLES, V. CATTÉ, F. COLL, T. DIBOS, F.** - A geometric model for active contours in image processing. *Numerische Mathematik*, n° 66, 1993, p. 1-31.
- [Caselles *et al.* 1995] **CASELLES, V. KIMMEL, R. SAPIRO, G.** - *Geodesic Active Contours*. Fifth International Conf. on Computer Vision (ICCV'95), Cambridge, MA, USA, juin, 1995, p. 694-699. Disponible le 05/12/2002 sur :
http://www.iua.upf.es/~vcaselles/papers_v/ICCV_GAC.pdf.
- [Caselles *et al.* 1997] **CASELLES, V. KIMMEL, R. SAPIRO, G.** - Geodesic Active Contours. *International Journal of Computer Vision*, vol. 1, n° 22, 1997, p. 61-79.
- [Chassery et Montanvert 1991] **CHASSERY, J.M. MONTANVERT A.** - *Géométrie discrète en analyse d'images*. Ed. Hermès, mai 1991, p. 538.
- [Cocquerez et Philipp 1995] **COCQUEREZ, J.-P. PHILIPP, S.** - *Analyse d'images : filtrage et segmentation*. Ed. Masson, 1995, 457 p.
- [Cohen I. 1992] **COHEN, I.** - *Modèles Déformables 2-D et 3-D : Application à la Segmentation d'Images Médicales*. Thèse de doctorat de l'Université de Paris IX - Dauphine, spécialité : Mathématiques appliquées, 03 juin 1992, p.152. Disponible le 01/11/2001 sur : <http://www.inria.fr/rrrt/index.fr.html>.
- [Cohen I. et Herlin 1996] **COHEN I., HERLIN I.** - *Optical Flow and Phase Portrait Methods for Environmental Satellite Image Sequences*. ECCV 1996, Oxford, UK, 1996. Disponible 23/01/2002 : <http://www-air.inria.fr/Publications/abstracts/eccv96.html>.
- [Cohen L.D. 1989] **COHEN, L.D.** - On active contours models, In *Proceedings of NATO ASI Active Perception and Robot vision*, Maratea, juillet 1989.
- [Cohen L.D. 1990] **COHEN, L.D.** - *Etudes des modèles de contours actifs et d'autres techniques de traitement d'images*, Thèse de doctorat de l'Université de Paris Sud, centre d'Orsay, spécialité : informatique, 1990, 165 p.
- [Cohen L.D. 1991] **COHEN, L.D.** - On Active Contour Models and Balloons, *Computer Vision, Graphics, and Image Processing: Image Understanding*, vol. 53, n° 2, March 1991, p. 211-218. Apparaît d'abord en RR INRIA 1075, août 1989. Disponible le 01/11/2001 sur <http://www.ceremade.dauphine.fr/~cohen/habilpub.html>.
- [Cohen L.D. et Cohen I. 1990-91-92-93] **COHEN L.D. COHEN, I.** - *Finite Element Methods for Active Contour Models and Balloons for 2D and 3D Images*. Third International Conference on Computer Vision, ICCV'90, Osaka, Japan, December 1990,p. 587-591.
Version-longue : Technical Report 9124, CEREMADE, U.R.A. CNRS 749, Université Paris IX - Dauphine, novembre 1991.
Voir aussi dans *Cahiers de Mathématiques de la Décision*, n° 9124, novembre 1991.

- Voir aussi Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR'92, Urbana Champaign, Illinois, juin 1992, p. 592-598.
- Voir aussi *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI, vol. 15, n° 11, novembre 1993, p. 1131-1147.
- Disponible le 01/11/2001 : <http://www.ceremade.dauphine.fr/~cohen/habilpub.html>.
- [De Jong 1975] **DE JONG, K.A.** - *An analysis of the behavior of a class genetic adaptive systems*, PhD University of Michigan, USA, 1975. Disponible le 09/02/2003 sur : http://cs.gmu.edu/~eclab/kdj_thesis.html.
- [Delmas 2000] **DELMAS, P.** - *Extraction des contours de lèvres d'un visage parlant par contours actifs*, Thèse de doctorat de l'Institut Polytechnique de Grenoble, spécialité : Signal - Image - Parole - Télécoms, 2000, 159 p. Disponible le 07/03/2001 sur : http://cepax6.lis.inpg.fr/these/Th_Delmas.html.
- [Denzler et Niemann 1995] **DENZLER, J. NIEMANN, H.** - *Evaluating the Performance of Active Contour Models for Real-time Object Tracking*, Second Asian Conference on Computer Vision, Singapore, 1995, p. II/341-II/345. Disponible le 01/12/2001 sur : <http://www5.informatik.uni-erlangen.de/literature/English/Bild/1995.html>.
- [Deriche 1987] **DERICHE, R.** - Using Canny Criteria to Derive a recursively Implemented Optimal Edge Detector. *Computer Vision*, 1987, 1(2): 167.
- [Dessalles 1996] **DESSALLES, J.-L.** - *L'ordinateur génétique* — Ed. Hermès, Paris 1996, 141 p., ISBN 2-86601-538-X
- [Droesbeke et al. 1997] **DROESBEKE, J.-J. FINE, J. SAPORTA, G.** - *Plans d'expériences : application à l'entreprise*, Ed. Technip, juillet 1997, 509 p.
- [Falah et al. 1994] **FALAH, R.K. BOLON, P. COCQUEREZ. J.P.** - *A region-region and region-edge cooperative approach of image segmentation*. Proceedings of the IEEE ICIP Conference, vol. 3, novembre 1994, p. 470-474.
- [Fisker et Cartensen 1998] **FISKER, R. CARTENSEN, J.M.** - *On parameter estimation in deformable models*. 14th International Conference on Pattern Recognition, 16 - 20 août 1998, Brisbane, Australie, p. 762-766.
- [Freisleben et Merz 1996] **FREISLEBEN, B. MERZ, P.** - *New Genetic Local Search Operators for the Traveling Salesman Problem*. Proceedings of Fourth Conference on Parallel Problem Solving from Nature, vol. 1141, Ed. Hans-Michael Voigt, Werner Ebeling, Ingo Rechenberg and Hans-Paul Schwefel, Springer, Berlin, 1996, p. 890-899. Disponible le 21/02/2003 sur : <http://citeseer.nj.nec.com/freisleben96new.html>.
- [Gaspar 2000] **GASPAR, A.** - *Etude de l'adaptativité de systèmes évolutionnaires en environnement à fitness dynamique* - Thèse de l'Université de Nice Sophia Antipolis, juillet 2000, 361 p. Disponible le 28/10/2002 sur : <http://alessio.free.fr/alife/phd/index.html>.

- [Gao *et al.* 1998] **GAO, J. KOSAKA, A. KAK, A.** - *A Deformable Model for Human Organ Extraction*. IEEE International Conference on Image Processing, Chicago, USA, 1998, p. 323-328. Disponible le 04/03/2003 sur :
<http://rvl1.ecn.purdue.edu/~kosaka/>.
- [Gillon 1997] **GILLON, F.** - *Modélisation et optimisation par plans d'expériences d'un moteur à commutations électriques*. Thèse de doctorat de l'Université des Sciences et Technologie de Lille, spécialité : Génie Electrique, 18 décembre 1997, p. 160.
- [Gonzalez *et Wintz* 1977] **GONZALEZ, R.C. WINTZ, P.** - *Digital Image Processing*. Ed. Addison-Wesley Publishing Company Advanced Book Program/World Science Division, Reading, Massachusetts. USA, ISBN: 0-201-03045-4. 1977, p.431.
- [Goupy 1988] **GOUPY, J.** - *La méthode des plans d'expériences : optimisation du choix des essais et de l'interprétation des résultats*, Ed. Dunod, ISBN : 2-04-018732-4, 1988, 303 p.
- [Haralick 1980] **HARALICK, R.M.** - Edge and Region Analysis for Digital Image Data. *Computer Graphics and Image Processing*, 1980, n° 12, p. 60-73.
- [Haralick *et Shapiro* 1985] **HARALICK, R.M. SHAPIRO, L.G.** - Image Segmentation Techniques. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, n° 29, 1985, pp. 100-132.
- [Heusch 2002] **HEUSCH, G.** - *Détection automatique de visages dans une séquence vidéo*. Rapport SSC Semestre 5, VRLAB, Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne, 18 février 2002. Disponible le 29/04/2003 sur :
http://vrlab.epfl.ch/public/STUDENTS_PROJECTS/Guillaume.Heusch/rapport.pdf
fLien : /pdf/rapport.pdf.
- [Holland 1975] **HOLLAND, J. H.** - *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. University of Michigan Press, 1975. (Second édition : MIT Press, 1992.)
- [Horowitz *et Pavlidis* 1974] **HOROWITZ, S.L. PAVLIDIS, T.** - *Picture Segmentation by a Directed Split-and-merge Procedure*. Proceedings of the International Joint Conference on Pattern Recognition, août 1974, p. 424-433.
- [Huang *et Wang* 1995] **HUANG, L-K. WANG, M-J.J.** - Image thresholding by minimizing the measures of fuzziness, *Pattern Recognition*, 1995, 28(1), pp. 41-51.
- [Ivins *et Porrill* 1994] **IVINS, J. PORRILL, J.** - *Active Region Model for Segmenting Medical Images*. Proceedings of the 1st International Conference on Image Processing, Austin, TX, USA, 1994, p. 227-231. Disponible le 25/01/2002 sur :
<http://www.computing.edu.au/~jim/snakes.html>.

- [Ivins 1996] **IVINS, J.P.** - *Statistical Snakes: Active Region Models*. PhD Faculty of Pure Science, University of Sheffield, England, April, 1996, p. 235. Disponible le 25/01/2002 sur : <http://www.computing.edu.au/~jim/thesis/>.
- [Jain *et al.* 1998] **JAIN, A.K. ZHONG, Y. DUBUISSON-JOLLY, M.P.** - Deformable template models: A review. *Signal Processing*, 1998, n° 71, p. 109-129.
- [Jones *et Plassmann* 2000] **JONES, T.D. PLASSMANN, P.** - An Active Contour Model for Measuring the Area of Leg Ulcers. *IEEE Transaction on Medical Imaging*, vol. 19, n° 12, décembre 2000, p. 1202-1210. Disponible le 06/08/2001 sur : <http://www.comp.glam.ac.uk/pages/staff/tjones/>.
- [Karaolani *et al* 1992] **KARAOLANI, P. SULLIVAN, G.D. BAKER, K.D.** - *Active Contours using Finite Elements to Control Local Scale*. Proc. 3rd British Machine Vision Conference, 1992, p. 481-487.
- [Kass *et al.* 1987] **KASS, M. WITKIN, A. TERZOPOULOS, D.** - *Snakes: Active Contour Models*, In Proceedings of the first International Conference on Computer Vision, juin 1987, p. 259-268.
- [Kass *et al.* 1988] **KASS, M. WITKIN, A. AND TERZOPOULOS D** - Snakes: Active Contour Models. *International Journal of Computer Vision*, vol. 55, 1988, p. 321-331
- [Klette *et Zamperoni* 1994] **KLETTE, R. ZAMPERONI, P.** - *Handbook of Image Processing Operators*. Ed. Wiley, 1994, p. 397.
- [Larsen *et al.* 1995] **LARSEN, O.V. RADEVA, P. MARTI, E.** - *Bounds on the Optimal Elasticity Parameters for a Snake*. Proceedings of 8th International Conference on Image Analysis and Processing, San Remo, Italy, 1995. Disponible le 09/02/2002 sur : <http://citeseer.nj.nec.com/348116.html> .
- [Lam *et Yan* 1994] **LAM, K.-M. YAN, H.** - Fast greedy algorithm for active contours. *Electronics Letters*, 6 Janvier, 1994, vol. 30, n° 1, p. 21-23.
- [Lefevre *et al.* 2002] **LEFEVRE, S. GÉRARD, J.G. PIRON, A. VINCENT, N.** - *An Extended Snake Model For Real-Time Multiple Object Tracking*. International Workshop on Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems, Ghent, Belgique, septembre 2002, p. 268-275. Disponible le 29/04/2003, sur <http://www.rfai.li.univ-tours.fr/RFAI/fr/publications/publiperso.asp?val=1&nom=14>.
- [Liévin *et al.* 1999] **LIÉVIN, M. DELMAS, P. COULON, P.Y. LUTHON, F. FRISTOT, V.** - *Automatic Lip Tracking: Bayesian Segmentation and Active Contours in a Cooperative Scheme*, ICMCS'99, IEEE Int. Conf. On Multimedia, Computer and Systems, juin 1999, Florence, Italie, vol. 1, p. 691-696. Disponible le : 26/12/2001 sur : <http://marchlievin.multimania.com/>.

- [Lopez 2000] **LOPEZ, P.** - *Comportement mécanique d'une fracture en cisaillement : Analyse par plan d'expériences des données mécaniques et morphologiques connues sur une fracture.* Thèse de docteur de l'Université Bordeaux I, spécialité : mécanique, 22 décembre 2000, p. 401.
- [Ma 1998] **MA, T.** - *Active Contour Models: Consistency, Stability, and Parameter Estimation.* PhD. Yale University, USA, mai 1998, p. 131.
- [Malladi *et al.* 1995] **MALLADI, R.** **SETHIAN, J.A.** **VEMURI, B.C.** - Shape Modeling with Front Propagation: A Level Set Approach. *IEEE T. Patt. Anal. Mach. Intell.*, vol. 17(2), 1995, p. 158-175. Disponible le 28/12/2001 sur : <http://citeseer.nj.nec.com/malladi95shape.html>.
- [Marin-Hernandez *et al.* Rios-Figueroa 1999] **MARIN-HERNANDEZ, A.** **RIOS-FIGUEROA, H.V.** - Eels: Electric Snakes. *Computacion y Sistemas*, vol. 2, n° 2-3, p. 87-94, 1999. Disponible le 05/08/2002 sur : <http://www.laas.fr/~amarin/publis.html>.
- [Marr 1982] **MARR, D.** - *Vision - A Computational Investigation into the Human Representation and Processing of Visual Information.* Ed. W. H. Freeman and Company, New York, USA, ISBN: 0-7167-1284-9, 1982, p. 397.
- [Maurincomme *et al* 1993] **MAURINCOMME, E.** **FIBROULET, D.** **FINET, G.** **MAGNIN, I.** **REIBER J.H.C.** - ADDER: a snake-based segmentation approach for intravascular ultrasound images. Conference Proceedings DICTA-93: Digital Image Computing: Techniques and Applications, Eds. Ka Kit Fung and Athula Ginige, Australian Pattern Recognition Society, Sydney, Australia, décembre 1993, p. 422-429.
- [McInerney et Terzopoulos 1996] **MCINERNEY, T.** AND **TERZOPOULOS D.** - Deformable Models in Medical Image Analysis: A Survey. *Medical Image Analysis*, vol. 1, n° 2, 1996, p. 91-108. Disponible le 31/10/2001 : <http://www.cs.toronto.edu/~tim>.
- [MFQ PACA 2003] **MFQ PACA** - *Diagramme d'Ishikawa*, MFQ PACA, Maison de la Qualité, ZE Lagoubran 83200. Disponible le 14/04/2003 sur : http://www.sudqualite.org/documents/encyclopedie/I_J_K/ishikawa.htm.
- [Michalewicz 1992] **MICHALEWICZ, Z.** - *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs* - Ed. Springer-Verlag - Berlin-Heidelberg, 1992, 252 p., ISBN 3-540-55387-8.
- [Monga 1987] **MONGA, O.** - An Optimal Region Growing Algorithm for Image Segmentation. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, vol. 1, n° 3 & 4, 1987, p. 351-375.
- [Monga *et* Wrobel 1987] **MONGA, O.** **WROBEL, B.** - Segmentation d'images : vers une méthodologie - Image segmentation: towards a methodology. *Traitement du Signal*, vol. 4, n° 3, 1987, p. 169-193.

- [Montagnat et Delingette 1995] **MONTAGNAT, J. DELINGETTE, H.** - A review of deformable surfaces: topology, geometry and deformation. *Image and Vision Computing*, vol 19(14), 2001, p. 1023-1040. Disponible le 05/12/2002 sur :
<http://www-sop.inria.fr/epidaure/BIBLIO/Author/MONTAGNAT-J.html>
- [Nemrodw 2000] **NEMRODW** - *Plan d'expériences* — [CD d'évaluation], LPRAI, B. P. 7 — Marseille — Le Merlan, 13311 Marseille Cedex 14.
- [Otsu 1979] **OTSU, N.** - A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. SMC-9, n° 1, 1979, p. 62-66.
- [Pal et Pal 1993] **PAL, N.R. PAL, S.K.** - A Review on Segmentation techniques. *Pattern Recognition*, vol. 26, n° 9, 1993, p. 1277-1294.
- [Park et Keller 2001] **PARK, J. KELLER, J.M.** - Snakes on the Watershed. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 23, n° 10, octobre 2001, p. 1201-1205.
- [Pham et al. 1999] **PHAM, D.L. XU, C. PRINCE, J.L.** - *A Survey of Current Methods in Medical Image Segmentation*. Technical Report JHU/ECE 99-01, Department of Electrical and Computer Engineering, Johns Hopkins University, Baltimore, MD, 21218, USA, 1999, p. 27. Disponible le 15/12/2000 :
<http://iacl.ece.jhu.edu/~chenyang/>.
- [Piednoir 2000] **PIEDNOIR, J. L.** - *Plans d'expérience*. Disponible 04/10/2001 sur :
<http://www.educnet.education.fr/rnchimie/math/sommaire.htm>.
- [Pillet 1994] **PILLET, M.** - *Introduction aux plans d'expériences par la méthode Taguchi*. Ed. Les Editions d'organisation, ISBN : 2-7081-1442-5, 1994, 238 p.
- [Poggio et al. 1985] **POGGIO, T. TORRE, V. KOCH, C.** - Computational vision and regularization theory. *Nature*, vol. 317, n° 26, 1985, p. 314-319.
- [Radeva et Marti 1995] **RADEVA, P. MARTI, E.** - *Facial Features Segmentation by Model-Based Snakes*. Conference Trobada de Joves Investigadors, Bellaterra (Barcelona), Espagne, septembre, 1995. Disponible le 09/02/2002 sur :
http://www.cvc.uab.es/~enric/doc/prfaces_i.htm.
- [Ramel et al. 2000] **RAMEL, J.Y. VINCENT, N. EMPTOZ, H.** - A structural representation for understanding line drawing images. *International Journal on Document Analysis and Recognition*. Special issue on Graphics Recognition, vol. 3, n° 2, décembre 2000, p. 58-66. Disponible le 29/04/2003 sur :
<http://www.rfai.li.univ-tours.fr/rfai/fr/publications/publiperso.asp?val=2&nom=3>.
- [Ranganath 1992] **RANGANATH, S.** - *Analysis of the Effects of Snake Parameters and Contour Extraction*. Proc. 2nd Int. Conf. Automation, Robotics and Computer Vision, Singapore, 1992, p. CV-4.5.1 - CV-4.5.5.

- [Ronfard 1994] **RONFARD, R.** - Region-Based Strategies for Active Contour Models. *International Journal of Computer Vision*, vol. 13, n° 2, 1994, p. 229-251.
- [Rosenberger 1999] **ROSENBERGER, C.** - *Mise en oeuvre d'un système adaptatif de segmentation d'images*. Thèse de doctorat de l'Université de Rennes, spécialité : Traitement du signal et télécommunications, 7 décembre 1999, p. 169. Disponible le 11/05/2001 sur : <http://www-isis.enst.fr/Kiosque/theses/>
- [Rousselle et Gaudeau 1989] **ROUSSELLE, J-J. GAUDEAU, C.** - *New Architectures in Image Processing*, MEDINFO'89, 1989, octobre 16-20, Beijing, Chine.
- [Rousselle et al. 1999] **ROUSSELLE, J-J. VERLEY, G. VINCENT, N. SABAR, V. FAVARD, L.** - *Image Processing for a morphological Study of the Knee*, Cii'99, International Conference on Computer Science, 22-23 novembre 1999, Annaba, Algérie, p. 111-115. Revue des Sciences et Technologie, Publication de l'Université d'Annaba, Algérie, Synthèse N° 06, novembre 1999, p. 146-154.
- [Rousselle 2000] **ROUSSELLE, J.-J. VERLEY, G. BRILHAULT, J. VINCENT, N. SABARD, V. FAVARD, L.** - *Traitemet d'images dans une étude du genou au moyen d'une caractérisation du condyle*. Proceedings Vision Interface 2000, p. 323-329, VI2000, Montréal, Canada.
- [Rousselle et al. 2001] **ROUSSELLE, J-J. BRILHAULT, J. VINCENT, N. CHAMPION, D. FAVARD, L.** - *Study of the Tibio-Femoral Joint Using Active Contours*, CIMA'2001, International ICSC Congress on Computational Intelligence Methods and Applications, 2001, juin 19-22, Bangor, Pays de Galles, p. 111-115.
- [Salotti et al. 1996] **SALOTTI, M. BELLET, F. GARBAY, C.** - *Evaluation of Edge Detectors: Critics and Proposal*. ECCV Workshop on Performance Characteristics of Vision Algorithms, Robin College, Cambridge (UK), avril 1996, p. 81-87. Disponible le 29/04/2003 sur : <http://www.vision.auc.dk/~hic/performance-ws.html>.
- [Samadani 1991] **SAMADANI, R.** - *A Deformable Model for Human Organ Extraction*. International Symposium on Optical Applied science and Engineering. Proc SPIE: Geometric Methods in Computer Vision, vol. 1570, San Diego, California, USA, juillet 1991, p. 202-213.
- [Schimmerling et al. 1994] **SCHIMMERLING, P. SISSON, J.-C. ZAIDI, A.** - *Pratique des plans d'expériences*, Ed. Lavoisier TEC & DOC, ISBN : 2-7430-0239-5, février 1998, 526p.
- [Sethian 1999] **SETHIAN, J.A.** - *Level Set Methods: Evolving Interfaces in Geometry, Fluid Mechanics, Computer Vision and Materials Sciences*, Cambridge University Press, 1996-1999.

- [Sobel 1978] **SOBEL, I.** - Neighborhood Coding of Binary Images for Fast Contour Following and General Binary Array Processing. *Computer Graphics and Image Processing*, n° 8, 1978, p. 127-135.
- [ter Haar Romeny 1996] **TER HAAR ROMENY, B.M.** - *Introduction to scale-space theory: Multiscale geometric image analysis*. Technical Report ICU-96-21, Utrecht University, Netherlands. Septembre 1996, p. 26. Disponible le 30/12/2001 sur : <http://www.isi.uu.nl/Publications/pdf/vbc96tutorial.pdf>.
- [Tikhonov 1976] **TIKHONOV, A. ARSENIN, V.** *Méthode de résolution de problèmes mal posés*. Edition de Moscou, MIR, 1976.
- [Williams et Shah 1992] **WILLIAMS, D.J. and SHAH, M.** - A Fast Algorithm for Active Contours and Curvature Estimation, *CVIGP Computer Vision Graphics Image Process: Image Understanding*, vol. 55, n° 1, janvier 1992, p. 14-26.
- [Xu C. et Prince 1998a] **XU, C. PRINCE, J. L.** - Snakes, Shapes, and Gradient Vector Flow. *IEEE Trans on Image Processing*, vol. 7, n° 3, mars 1998, p. 359-369. Disponible le 21/03/2001 sur : <http://iacl.ece.jhu.edu/~chenyang/>.
- [Xu C. et Prince 1998b] **XU, C. PRINCE, J.L.** - Generalized Gradient Vector Flow External Forces for Active Contours, *Signal Processing*, vol. 71 (2), décembre 1998, p. 131-139. Disponible le 09/02/2002 sur : <http://iacl.ece.jhu.edu/projects/gvf/>.
- [Xu C. 2000] **XU, C.** - *Deformable Models with Application to Human Cerebral Cortex Reconstruction from Magnetic Resonance Images*. PhD Johns Hopkins University, Baltimore, Maryland, USA. avril 2000, p. 135. Disponible le 18/03/2001 sur : <http://iacl.ece.jhu.edu/~chenyang/research/pubs.html>.
- [Xu G. et al. 1993-94] **XU, G. SEGAWA, E. TSUJI, S.** - *A Robust active contours with insensitive parameters*. In Proc of 4th International Conference on Computer Vision, 1993, p. 562-566. et *Pattern recognition*, vol. 27, n° 7, 1994, p. 879-884.

Résumé

Les méthodes de segmentation d’images sont nombreuses ; toutes présentent des avantages mais ne donnent pas entière satisfaction. Toutes doivent être adaptées en fonction des applications que l’on se propose de réaliser. Les contours actifs ou modèles déformables ont permis de s’affranchir du chaînage des points du contour mais nécessitent le réglage de nombreux paramètres.

Les contours actifs que nous avons étudiés sont implémentés par un algorithme « *greedy* ». D’abord, nous proposons une variante basée sur une minimisation par algorithme génétique. Puis nous présentons trois approches pour régler les paramètres qui contrôlent l’évolution du contour. Les plans d’expériences permettent, sur un jeu d’images, de choisir très rapidement un jeu de paramètres performants. Les algorithmes génétiques peuvent être utilisés pour optimiser les paramètres. Enfin, nous décrivons une approche originale où les paramètres sont locaux et tirés aléatoirement. Ces contours actifs autonomes permettent une évolution des contours sans aucun réglage.

Les applications développées trouvent leur intérêt dans le domaine médical.

Mots-clefs

Traitemet d’images, contours actifs, segmentation, algorithme *greedy*, plan d’expériences, algorithme génétique, contour actif autonome.

Abstract

The segmentation methods of images are numerous; all have advantages but do not give full satisfaction. All must be adapted according to the application which has to be carried out. Active contours or deformable models made it possible to avoid to chain the contour points but require the adjustment of many parameters. Active contours that we have studied are implemented using a greedy algorithm. First, we propose an alternative based on a minimization by genetic algorithm. Then we propose three approaches to regulate the parameters which control the evolution of contour. Design of experiments makes it possible from a set of images to very quickly choose a set of powerful parameters. The genetic algorithms can be used to optimize the parameters. Finally we propose an original approach where the parameters are local and randomly defined. These autonomous snake allow an evolution of contours without any adjustment. The applications use various images, but in particular medical images.

Keywords

Image processing, active contours, segmentation, greedy algorithm, design of experiments, genetic algorithm, autonomous snake.