

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI, TIZI-OUZOU



FACULTE DE GENIE ELECTRIQUE ET D'INFORMATIQUE
DEPARTEMENT AUTOMATIQUE

Mémoire de Magister

en Automatique

Option : **Traitement d'Images et Reconnaissance de Formes**

Présenté par

HAMMOUCHE Abdelaziz

Ingénieur UMMTO

Systèmes Multi-Agents Appliqués en Segmentation d'Images

Mémoire soutenu le 20 / 10 /2008 devant le jury d'examen composé de :

AMEUR Soltane,
DIAF Moussa,
GUERTI Mhania,
HAMMOUCHE Kamal,
LAHDIR Mourad,

Professeur, UMMTO
Professeur, UMMTO
Professeur, ENP, Alger
Maître de conférences, UMMTO
Docteur, UMMTO

Président
Rapporteur
Examinatrice
Examineur
Examineur

Avant-propos

Le travail que nous présentons dans ce mémoire a été effectué au sein du laboratoire « Robotique et Vision », département Automatique, Faculté de Génie Electrique et d'Informatique, Université Mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou.

J'exprime mes remerciements et toute ma gratitude à mon Directeur de mémoire, monsieur **DIAF Moussa**, Professeur à l'université Mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou, pour l'aide et le soutien qu'il m'a apportés tout au long de ce travail.

Nos plus vifs remerciements vont aussi au Professeur **AMEUR Soltane**, Professeur à l'U.M.M.T.O pour nous avoir fait honneur de présider le jury de ce mémoire et l'intérêt qu'il a porté à ce travail.

Nous tenons, aussi, à remercier vivement Madame **GUERTI Mhania**, Professeur à l'Ecole Polytechnique d'Alger, pour avoir bien voulu faire partie du jury de soutenance de ce mémoire. Son expérience nous sera d'une grande utilité.

Que monsieur **HAMMOUCHE Kamal**, Maître de conférences à l'U.M.M.T.O trouve ici l'expression de notre profonde gratitude pour l'intérêt qu'il a porté à notre travail en acceptant de participer au jury de ce mémoire.

Monsieur **LAHDIR Mourad**, Docteur en électronique, enseignant à l'U.M.M.T.O nous fait honneur en acceptant de faire partie du jury de ce mémoire. Qu'il trouve, ici, nos plus vifs remerciements.

Sommaire

INTRODUCTION GENERALE.....	01
-----------------------------------	-----------

Chapitre 1 : Etat de l'art sur la Segmentation d'images

1.1 Introduction	04
1.2 La segmentation	05
1.2.1 L'approche contour	05
1.2.1.1 Les Méthodes dérivatives	05
1.2.1.2 Les Méthodes surfaciques	07
1.2.2 L'approche région	08
1.2.2.1 Les Méthodes par fusion de régions.....	08
1.2.2.2 Les Méthodes de type division (Split)	09
1.2.2.3 Les Méthodes de type division/fusion	11
1.2.3 L'approche de type classification.....	13
1.2.3.1 Seuillage d'histogrammes.....	14
1.2.3.2 L'algorithme des centres mobiles et ses variantes	15
1.2.3.3 Classification par les plus proches voisins	16
1.2.3.4 Classification par les champs de Markov	17
1.2.4 Les Approches coopératives en segmentation d'images	17
1.2.4.1 L'approche séquentielle (série).....	18
1.2.4.2 L'approche parallèle.....	18
1.2.4.3 L'approche hybride.....	19
1.3 Conclusion.....	19

Chapitre 2 : Approches Multi-Agent en Segmentation d'Images

2.1 Introduction	21
2.2 Présentation des systèmes Multi-Agent.....	22

2.2.1 Définition d'un agent	22
2.2.2 Les différentes catégories d'agents.....	23
2.2.3 Architecture de contrôle des agents cognitifs.....	25
2.2.3.1 Automates à états finis.....	25
2.2.3.2 ASIC (Architecture for Social and Individual Control).....	25
2.2.3.3 BDI (Beliefs, Desires, Intention).....	26
2.2.4 Sociétés et organisations	26
2.2.4.1 Définition d'un système Multi-Agent.....	27
2.2.4.2 Coopération.....	27
2.2.4.3 La coordination	29
2.3 Approches Multi-Agent en segmentation d'images.....	29
2.3.1 Modèles d'approches Multi-Agent	30
2.3.1.1 Les approches centrées tâche.....	30
2.3.1.2 Les approches centrées modèle.....	30
2.3.1.3 Les agents situés dans l'image.....	30
2.3.2 Exemples d'approches Multi-agent	31
2.3.2.1 Agents situés dans l'image et organisés en pyramide irrégulière.....	31
2.3.2.2 Une approche située, coopérative et décentralisée pour l'interprétation d'images cérébrales par RMN.....	33
2.3.2.3 La segmentation adaptative d'image avec le comportement distribué des agents.....	37
2.3.2.4 Une approche décentralisée et adaptative de la gestion d'information en vision	41
2.4 Conclusion	46

Chapitre 3 : L'approche Multi-Agent adoptée

3.1 Introduction	48
3.2 L'approche Multi-Agent Adoptée.....	49
3.3 Présentation de la plate forme logicielle	50
3.3.1 Les agents de gestion du système	50
3.4 Fonctionnement du système Multi-Agent.....	52
3.4.1 Pré Traitement.....	52
3.4.1.1 Pré segmentation en régions.....	52
3.4.1.2 Détection de contours.....	54

3.4.2 Initialisation des agents de segmentation	56
3.4.2.1 Les agents de segmentation.....	56
3.4.2.2 Les comportements des agents de segmentation.....	57
3.4.2.3 La coopération.....	59
3.4.2.3.1 Coopération région - région pour la fusion de région	59
3.4.2.3.2 Coopération Contour-Région pour la fusion de régions.....	64
3.4.3 Fin d'exécution du système.....	66
3.5 Conclusion.....	67

Chapitre 4 : Validation et résultats

4.1 Introduction	69
4.2 Implémentation et Paramétrage	70
4.3 Application à des Images tests	71
4.4 Application à des Images IRM	75
4.5 Application à des Images IRM réelle avec lésions	78
4.6 Evolution et interactions de la société d'agents région	80
4.7 Conclusion.....	82
CONCLUSION GENERALE.....	84

Annexes

Références Bibliographiques

INTRODUCTION GENERALE

À l'intersection de plusieurs domaines scientifiques les Systèmes Multi-Agents s'inspirent d'études issues de disciplines connexe notamment la sociologie, la psychologie sociale, les sciences cognitives et bien d'autres encore. Dans le domaine technique, on les trouve parfois à la base de la programmation orientée agents et génie logiciel, en robotique cognitive et coopération entre robots. Plus récemment encore, les SMA sont utilisés pour l'analyse d'images en vue d'une compréhension de scènes, d'une segmentation régions - contours ou pour détecter certaines zones particulières dans une image.

La segmentation des images constitue l'objectif de base de tout système de vision et une étape importante dans le processus d'analyse d'images [1]. La segmentation permet de distinguer les différents objets dans une image en les isolants du fond ou des autres objets. Les méthodes de segmentation peuvent être séparées en trois grandes familles [2] D'un côté, les approches contour cherchent à extraire les contours présents dans l'image, en se basant sur la recherche des discontinuités locales présentes dans l'image. De l'autre côté, les approches région cherchent quand à elles, à trouver des ensembles de pixels qui partagent des propriétés similaires. Les régions homogènes sont construites à partir des parties connexes de ses ensembles. Et enfin les méthodes de classification qui fournissent une partition de l'image en regroupant des pixels ayant des niveaux de gris similaires dans une même classe de pixels. Les régions sont définies par les ensembles maximaux de pixels connexes appartenant à la même classe. Il est encore difficile de cerner l'homogénéité au sein de l'image, par exemple en définissant

globalement un simple seuil d'homogénéité comme préconisé dans certaines approches classiques de segmentation, tel que la croissance de région, du fait que cette homogénéité peut être à des degrés variables et cela à différentes parties de l'image. De ce fait l'instauration d'une coopération contour-région pour optimiser la segmentation s'avère utile. Déjà dans [4], sont proposées des règles de fusion ou de division de régions, de prolongement ou de raccordement de contours. La coopération s'exprime par l'intermédiaire des variables des règles de production, qui peuvent par exemple s'instancier avec des couples de régions à fusionner. Un mécanisme de focalisation de l'attention permet à tout instant, de considérer une région courante et un contour courant, sur lesquels on va tenter d'appliquer les règles de fusion, de division, de prolongement, de raccordement.

Malgré la multiplicité d'approches, la segmentation d'images reste un problème ouvert. Peu nombreux sont les systèmes qui instaurent une véritable coopération entre les approches classiques « contour » et « région », or c'est en général ce type de coopération qui permet d'obtenir des résultats significativement meilleurs. Et il est encore plus rare que l'on reconsidère a posteriori les résultats obtenus dans des zones particulières de l'image, en mettant en œuvre localement des stratégies plus sophistiquées en exploitant des connaissances a priori sur des zones de l'image.

L'objectif de notre travail est de concevoir un système Multi-Agent pour la segmentation d'images, où deux catégories d'agents réactifs cohabitent et coopèrent, dans le but de segmenter des images IRM. Pour ce faire, dans le premier chapitre de ce mémoire, nous intéressons aux méthodes de segmentation classiques. Ainsi, nous définissons, dans un premier temps, les inconvénients et avantages de chaque type de méthodes de segmentation citées ci-dessus. Nous définissons, ensuite, les approches coopératives.

Dans la première section du second chapitre, nous présentons les systèmes Multi-Agent, depuis l'agent jusqu'à l'organisation d'une société d'agents. La deuxième section de ce chapitre est consacrée à l'étude de quelques approches Multi-Agent en segmentation d'image. Dans le troisième chapitre, nous présentons l'approche Multi-agent que nous avons choisie et nous détaillons les modes de coopération région-région et contour-région actuellement implémentés. Dans le quatrième et dernier chapitre, nous présentons les résultats obtenus sur des images testées puis sur des images IRM cérébrales. Enfin, nous dressons un bilan de ce travail et décrivons la manière dont nous comptons enrichir ce système.

Chapitre 1

Etat de l'art sur la Segmentation d'Images

Chapitre 1

Etat de l'art sur la Segmentation d'Images

1.1 Introduction

La segmentation d'image est une étape très importante dans le processus de vision. Elle a pour but de partitionner l'image en zones homogènes, les plus proches possibles des régions d'objets réellement présents dans l'image. En général, les régions extraites ne correspondent que partiellement aux objets, et l'utilisation des connaissances spécifiques au domaine s'avère nécessaire [5]. Cependant, pour mieux comprendre le principe de segmentation, il est nécessaire de faire un détour sur ses différentes approches et d'en décrire leurs avantages et inconvénients afin de sélectionner celles qui vont être utilisées dans notre travail. Ainsi donc, dans la section 1.2, et après une brève définition de la segmentation, nous survolerons les différentes techniques de segmentation d'images (sous section 1.2.1 et sous section 1.2.2). Nous clôturons ce chapitre par une conclusion (section 1.3).

1.2 La segmentation

L'étape de segmentation doit transformer l'image en une information, quantitativement, réduite et/ou, qualitativement, rehaussée. Cette transformation est confrontée aux problèmes d'ambiguïtés et du bruit qui affectent certains pixels de l'image [5]. Pour cela, plusieurs techniques de segmentation d'images ont vues le jour. Ces techniques de segmentation peuvent être classées en trois grandes approches :

1. les approches frontières (contour) ;
2. les approches régions ;
3. les approches de types classification ;

Les approches frontière et régions sont duales car la frontière qui entoure chaque région définit un contour fermé et chaque contour fermé décrit une région.

1.2.1 L'approche contour

Selon *Pavlidis* [6], un contour est une zone de transition séparant deux régions homogènes due à des discontinuités de profondeur et de réflectance de la scène observée. Ainsi, un contour peut séparer deux régions ayant des intensités moyennes différentes. Il s'agit, alors, de contours de type « saut d'amplitude ». Comme il peut correspondre à une variation locale d'intensité présentant un maximum ou un minimum. Cependant, d'autres étapes sont nécessaires pour passer des points de contours à une liste de contours exploitables par un processus d'interprétation. Très souvent, la détection des points de contours est suivie d'une étape de prolongement et de chaînage de ces points, et un codage des chaînes obtenues par des segments de droites [7].

Il existe plusieurs méthodes de segmentations basées sur l'approche contours. Les plus connues sont les méthodes dérivatives. Néanmoins, il existe d'autres méthodes qui font appel à d'autres modèles de l'image tels les contours actifs [8].

1.2.1.1 Les méthodes dérivatives

Les méthodes dérivatives sont les plus utilisées pour détecter des transitions d'intensités par différenciation numérique. Ce sont des méthodes locales qui balayent l'image avec un masque définissant la zone d'intérêt. A chaque position, un opérateur est appliqué afin de détecter les transitions significatives au niveau de l'attribut de discontinuité choisi. Le résultat est une image binaire constituée de points de contours et de points non-contours. Pour obtenir des régions homogènes il est nécessaire d'utiliser en aval de ces méthodes des traitements qui ferment les contours ouverts et remplissent les

zones délimitées par ces contours. Etant donné que les opérateurs de dérivation sont très sensibles au bruit, les images bruitées doivent être seuillées au préalable. Le seuillage et la dérivation sont en pratique réunies dans un seul filtre.

De nombreuses techniques d'extraction de contours existent dans la littérature. Elles peuvent être divisées en deux approches. Les *approches Gradient* (calcul des premières dérivées partielles) et les *approches Laplacien* (calcul des deuxièmes dérivées partielles). L'allure de la dérivée première et de la dérivée seconde est donnée par la figure 1.1. Une zone de transition dans le signal correspond à un maximum (ou un minimum) local de la dérivée première (figure 1.1.b) et un passage par zéro de la dérivée seconde (figure 1.1.c). L'identification d'une zone de transition du signal peut être faite par seuillage de la norme de sa dérivée première ou du passage par zéro de sa dérivée seconde.

Parmi les opérateurs gradient, on trouve le masque de Robert [9], de Prewitt [10], de Sobel [11], de Kirsh [12]. Ces opérateurs sont faciles à implémenter, rapides en temps de calcul et donnent de bons résultats pour des images non bruitées. En cas de présence de bruit, une phase de seuillage est utilisée avant de procéder à l'application de ces opérateurs. Le problème majeur des techniques exploitant le Laplacien est sa grande sensibilité aux petites variations non significatives et qui sont dues essentiellement à la présence du bruit. Une manière de résoudre ce problème est d'utiliser un filtre gaussien comme proposé par Marr et Hildreth [13]. La méthode consiste à convoluer l'image par une gaussienne puis appliquer le filtre Laplacien.

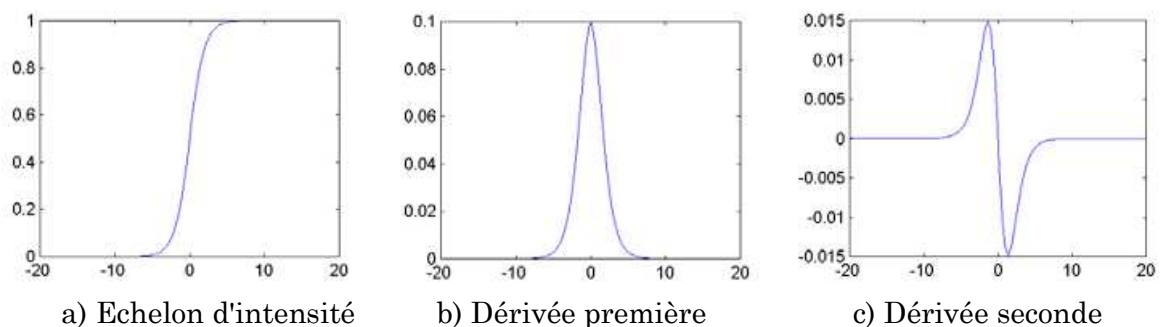


Fig 1.1 Détection de contours (exemple mono-dimensionnel).

Pour améliorer la qualité des contours et pallier aux problèmes de précision, de localisation et d'efficacité de détection, des opérateurs de dérivation avec filtrages optimaux sont apparus. Le filtre optimal est un dérivateur qui permet de détecter des contours en respectant les critères de Canny [14]. Ces derniers se résument en :

1. *Une bonne détection* : l'opérateur donne une réponse au voisinage d'un contour;

2. *Une bonne localisation* : optimisation de la précision avec laquelle le contour est détecté;
3. *Unicité de la réponse* : le contour doit provoquer une réponse unique de l'opérateur.

1.2.1.2 Les méthodes surfaciques

Les méthodes surfaciques sont appelées ainsi car leur représentation géométrique est une surface, et la transition entre deux régions est modélisée par un gabarit. Le contour est présent quand il y a une bonne corrélation entre le modèle surfacique et une zone de l'image [15], parmi les approches surfaciques on trouve les approches contours actifs.

- Les méthodes contours actifs

Les contours actifs ou « Snakes » ont été introduits par Kass et al. [8]. L'idée de base est de positionner, au voisinage du contour à détecter, une courbe qui sera l'initialisation du contour actif et de la déformer successivement jusqu'à ce qu'elle coïncide avec la frontière de l'objet. C'est, donc, un outil capable de se mouvoir automatiquement vers les données recherchées. Il est décrit géométriquement et guidé par une loi d'évolution régissant ses déformations [16].

Discussion

A partir de cette brève présentation de l'approche contour, nous pouvons tirer plusieurs conclusions [17]. La plus importante c'est que les détecteurs de contours donnent de bons résultats quand l'image traitée n'est pas trop bruitée. Dans le cas contraire, ils nécessitent l'utilisation de filtres de lissage, qui peuvent affecter les frontières entre les régions homogènes (délocaliser les points de contours). De plus les seuils sont difficiles à fixer sans une information a priori qui n'est pas toujours disponible. Les filtres optimaux présentent un bon compromis entre une bonne détection et une bonne localisation.

La deuxième, importante, conclusion qu'on peut tirer, est que la carte de points de contours obtenue à la fin du processus de segmentation, devra souvent être transformée en un ensemble de régions plus riches en information et plus facilement exploitable par le haut niveau. Une étape de fermeture des contours sera donc généralement nécessaire avant de commencer la phase d'interprétation [18].

1.2.2 L'approche région

Contrairement à la segmentation par contours, la segmentation en régions consiste à décomposer l'image en des régions homogènes [19], [20]. Ces régions sont composées de l'ensemble des pixels connexes possédant les mêmes propriétés au sens d'un prédicat d'homogénéité donné [21].

Dans ce type de méthodes de segmentation, en plus de l'information niveau de gris, l'information spatiale est automatiquement intégrée dans le processus de segmentation [22], [23], [24]. Le contrôle géométrique peut être aussi utilisé pour contrôler le processus de segmentation [25]. Le problème fondamental associé à cette catégorie d'approches est justement lié à la définition du critère d'homogénéité utilisé dans le processus de segmentation de l'image. On distingue trois grandes approches.

1.2.2.1 Les méthodes par Fusion de régions

Les méthodes par fusion de régions procèdent par agrégation itérative des pixels (ou de régions). L'algorithme s'arrête quand une segmentation optimale est atteinte au sens d'un prédicat d'homogénéité. Dans cette catégorie, on distingue les méthodes qui agrègent des pixels adjacents de façon itérative et d'autres plus sophistiquées, qui fusionnent de petites régions (obtenues par une simple technique de croissance de régions ou par une technique de division), en utilisant plusieurs critères de fusion (portant sur les caractéristiques des régions adjacentes).

a- Agrégation de pixels

Le point de départ est le choix d'un ensemble de pixels appelés « germes ». A chaque germe on associe un vecteur de caractéristiques. Chaque germe est agrégé avec le premier pixel connexe qui possède un vecteur de caractéristiques suffisamment proche du sien [19], [26]. Le processus d'agrégation est itératif, de sorte que chaque région croît pixel par pixel. Divers vecteurs de caractéristiques et diverses mesures de similarité ont été proposés dans la littérature [27]. Généralement, le vecteur de caractéristique est réduit à la valeur de niveau de gris, et la distance euclidienne est utilisée comme mesure de similarité. Des propriétés statistiques, telles que la moyenne ou la variance, peuvent aussi être utilisées [28].

b- Regroupement itératif d'ensemble de pixels

Au départ, de petites régions-germes sont générées (elles peuvent se réduire à un pixel). Un graphe d'adjacence de régions est construit, tel que chaque nœud représente une région et chaque arête représente une adjacence entre deux régions. Un coût de

fusion est associé à chaque couple de régions adjacentes. La méthode consiste, alors, à déterminer, à partir de ce graphe pondéré, les meilleures fusions qui minimisent ce coût. Cette méthode est facile à implémenter mais pose certains problèmes tels que le choix du seuil de similarité: un seuil trop faible crée une sur-segmentation et un seuil très fort conduit à une sous-segmentation [29].

Monga [30], propose une méthode de segmentation par croissance de régions, en utilisant plusieurs prédicats d'uniformité qui sont de plus en plus tolérants. L'utilisation de prédicats emboîtés permet, d'une part de limiter le problème du choix du prédicat de fusion, et d'autre part de corriger des erreurs de segmentation, produites à un niveau supérieur. Cependant, le temps de calcul, par rapport aux méthodes de fusion classiques, est plus important. Une autre difficulté de cette méthode réside dans le choix de l'ordre d'emboîtements des prédicats.

Dans [31], un algorithme de croissance de région est proposé, tel que le critère d'homogénéité n'est pas fixé au départ, mais est défini automatiquement à partir des caractéristiques de la région à segmenter. La méthode est basée sur un modèle qui décrit l'homogénéité et la forme de la région à segmenter. Les paramètres du critère d'homogénéité sont estimés à partir des zones d'échantillon dans la région. Ces endroits sont choisis séquentiellement à partir d'un point germe, et le critère d'homogénéité est mis à jour sans interruption. Afin d'affiner les résultats de segmentation obtenues, certains auteurs prennent en considération l'information frontière entre deux régions.

Dans *Xiaohan et al* [32], proposent un algorithme de croissance de régions par agrégation de pixels. Ils utilisent un critère d'homogénéité, qui est la somme pondérée du contraste entre une région, un pixel candidat et une information sur la valeur du gradient en ce pixel. Une valeur faible de cette fonction indique une grande adaptation du pixel à la région considérée. La même idée a été proposée par *Kara et al* [33], qui ne considère à chaque itération de l'algorithme, que les pixels dont le gradient est faible par rapport à un seuil fixé par l'utilisateur.

1.2.2.2 Les méthodes de type division (Split)

Les méthodes de division, qui procèdent par division des régions de base en régions plus petites, sont de plus en plus homogènes. La division s'arrête quand toutes les régions produites vérifient un certain critère d'homogénéité.

Dans ce type de méthodes, l'image est divisée d'une manière récursive tant que le critère d'homogénéité n'est pas vérifié. Le critère d'homogénéité est validé d'une manière globale sur l'image originale. Si le critère est vérifié l'algorithme s'arrête. Sinon, on

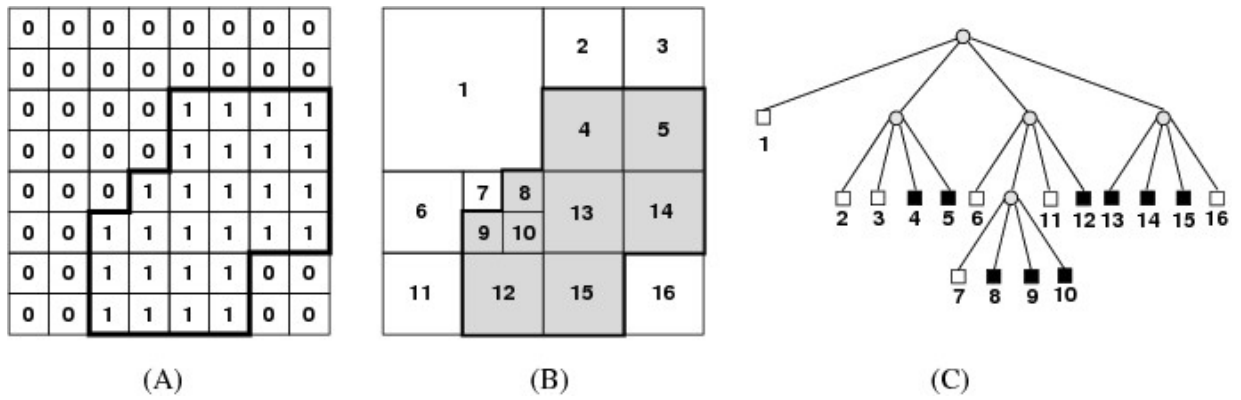
divise l'image en des zones. Chaque zone est testée et divisée plusieurs fois si elle ne valide pas le critère. L'algorithme se termine lorsque toutes les régions sont homogènes ou bien leur taille est en dessous d'un seuil de taille minimal fixé.

La division de l'image est réalisée selon une structure géométrique. Citons deux structures possibles :

- **L'arbre quartenaire (structure « Quadtree »)** : Le Quadtree est un tétra-arbre dont chaque nœud possède exactement quatre nœuds fils, excepté les nœuds terminaux. Chaque nœud correspond à un bloc, c'est à dire une zone de l'image de forme carrée, dont le nombre de lignes et de colonnes est une puissance de deux. La racine de l'arbre correspond à l'image entière, qui doit être de forme carrée et dont le nombre de lignes et de colonnes est également une puissance de deux. A la base de la pyramide, chaque bloc correspond, donc, à un pixel de l'image. Un algorithme simple de division consiste à tester l'homogénéité de l'image originale. Si elle n'est pas homogène, elle est récursivement découpée en des zones carrées jusqu'à ce que chaque carré soit homogène (figure 1.2). Malgré sa simplicité, cette méthode présente deux inconvénients majeurs qui sont la non invariance en translation et sa rigidité.
- **Structure de Voronoi** : Au départ des germes initiaux sont choisis afin de construire les polygones de Voronoi (figure 1.3). Ensuite de nouveaux germes sontensemencés d'une manière itérative à l'intérieur de chaque polygone non homogène, modifiant ainsi le diagramme de Voronoi. Le processus d'ensemencement de germes se poursuit jusqu'à ce que tous les polygones soient homogènes ou bien que leurs tailles atteignent un seuil préfixé. Une des différences par rapport à la structure précédente, est que lorsqu'un polygone est partitionné, la topologie de polygones voisins change aussi, s'adaptant à ce nouveau partitionnement.

Beaucoup d'algorithmes de division consistent à tester l'homogénéité des régions en utilisant l'histogramme de niveau de gris. Les différents pics et vallées de l'histogramme sont recherchés, et les régions sont alors définies à partir des intervalles entre les vallées.

Dans la technique de *Ohlander, Price et Reddy* [34], l'histogramme de l'image originale est calculé. À partir des vallées et des pics extraits, l'image est décomposée successivement en des régions homogènes. Pour chacune des régions obtenues, l'histogramme est recalculé. Si l'histogramme est uni-modal, la région reste inchangée, sinon elle est divisée et le processus continue. La division récursive prend fin quand toutes les régions ont un histogramme uni-modal.



satisfait. Lorsqu'il n'est plus possible de fusionner, il reste encore une étape pour examiner les blocs adjacents qui n'étaient pas au même niveau dans le Quadtree et les fusionner s'ils satisfont le critère d'homogénéité (figure 1.4).

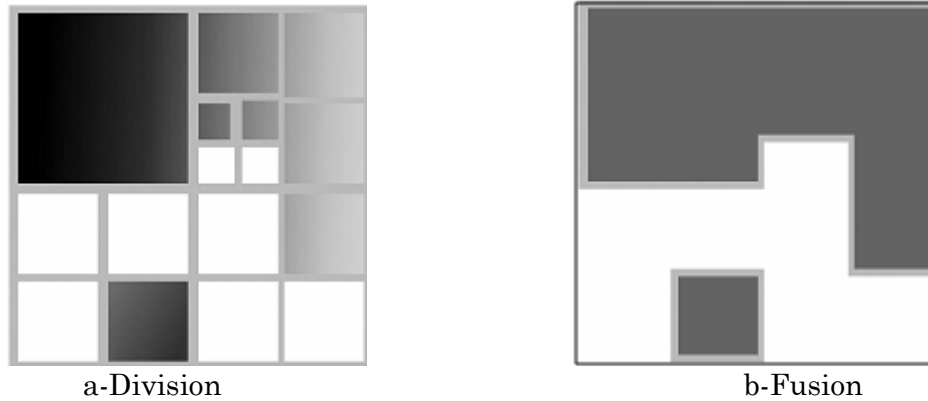


Fig. 1.4 La segmentation par division-Fusion.

Chen et Pavlidis [37], reprennent cet algorithme pour segmenter des images au sens de la texture. Pour évaluer l'homogénéité d'une région, ils suggèrent l'utilisation d'un test statistique qui suppose que les moyennes des régions ne varient pas trop durant la phase de division. Cette méthode, bien qu'elle soit rapide et de taille mémoire relativement simple, crée de faux contours entre les régions de l'image. De plus elle n'utilise aucun critère de forme pour contraindre la fusion, ce qui occasionne parfois des régions particulièrement découpées.

T. Pavlidis et Y. T. Liow [24], présentent une méthode de segmentation en combinant les résultats obtenus par la méthode de croissance de régions et de contours actifs. L'algorithme se décompose en trois étapes. La première est une procédure de division-fusion (Split and Merge) de *Pavlidis*, qui permet d'obtenir une sur-segmentation de l'image. La seconde, est une procédure de fusion des régions adjacentes, contrôlée par une information de contraste le long de la frontière commune entre les deux régions.

Bertolino [38], propose une segmentation pyramidale et utilise une information de gradient, lors de l'évaluation de la fusion des régions du graphe d'adjacence. *Bonnin* [39], propose une méthode de segmentation incrémentale, qui fait coopérer en parallèle des techniques de segmentation en régions homogènes et de détection de contours, tout en s'échangeant des informations. Les deux cartes de segmentation obtenues sont alors exploitées pour une reconstruction 3D efficace.

L'inconvénient majeur du Quadtree réside dans la rigidité du découpage carré qu'il impose. Il conduit à un partitionnement global de l'image qui ne respecte pas

toujours la forme des régions présentes dans l'image. Par ailleurs, la phase de regroupement des blocs est sensible à l'ordre du parcours du Quadtree.

Afin de résoudre ce problème le partitionnement de Voronoi est utilisé [40]. Tout d'abord, des germes initiaux sont ensemencés sur l'image (ils servent de noyaux pour la détermination des polygones de Voronoi). Ensuite, de nouveaux germes sont introduits à l'intérieur des polygones non homogènes. Cette étape de division est itérée jusqu'à ce que tous les polygones du diagramme deviennent homogènes. A la fin du processus de segmentation, les polygones adjacents similaires sont fusionnés. L'ajustement du seuil de fusion reste délicat et l'initialisation des germes peut mener à des résultats de segmentation différents.

Discussion

Les méthodes de fusion de régions sont très sensibles au bruit, d'autant qu'elles se reposent sur des petites régions à fusionner (ou bien des pixels à agréger), et que ces dernières véhiculent peu d'informations. De plus, la segmentation dépend fortement des germes initiaux [17]. Un autre inconvénient, est qu'elles introduisent un grand temps de calcul, car elles impliquent à chaque itération, la recherche des couples de régions à fusionner. Elles se distinguent selon l'ordre de parcours des différents nœuds du graphe et selon les critères de fusion [41].

Les méthodes de division sont efficaces surtout pour des images simples. Ces dernières contiennent peu de régions, et leur histogramme présente une bonne séparation entre les pics (pour faciliter le choix de seuil). D'un autre côté, elles génèrent un effet de sur segmentation, dès qu'une petite variation du critère d'homogénéité est détectée. C'est de leur technique qui se repose sur des statistiques globales.

Les méthodes de division / fusion ont un temps de calcul moins important que les autres méthodes, étant donné que le nombre de régions à fusionner peut être réduit au cours de l'étape de division. Cependant, elles sont peu robustes et sensibles aux résultats obtenus par la phase de division.

1.2.3 L'approche de type classification

Les méthodes de segmentation d'images par classification sont issues du domaine de classification des données multidimensionnelles [42]. Elles définissent une partition de l'image en un ensemble de classes, telle que chaque classe rassemble des pixels ayant des vecteurs de caractéristiques (souvent réduit au niveau de gris), aussi similaires que possible. Les classes doivent être aussi distinctes que possible les unes des autres [43].

Généralement, ces méthodes de segmentation ne prennent pas en compte la disposition spatiale des pixels et ne considèrent que le vecteur de caractéristiques utilisé. Elles identifient les classes de pixels, présentes dans l'image, et affectent à chaque pixel une étiquette indiquant la classe à laquelle il appartient. Ainsi, les pixels appartenant à une classe peuvent former plusieurs régions non adjacentes, dans l'image, mais partageant les mêmes propriétés statistiques. Une segmentation en régions n'est obtenue qu'après analyse de la connexité des pixels dans l'image étiquetée.

Il n'existe pas une méthode de classification qui peut s'appliquer à tout type d'image, qui peut, aussi, fournir un partitionnement optimal le plus naturel possible. Le choix d'une méthode est déterminé par différents facteurs, tels que le nombre de classes attendues, la forme des classes extraites ou encore le chevauchement ou non des classes [21].

Les méthodes de classification se différencient par : la fonction de distance utilisée pour regrouper les pixels de l'image en des classes, la fonction objective utilisée pour évaluer la qualité de la classification obtenue et par la stratégie de regroupement et de parcours de l'espace des classes possibles. Le processus de classification implique l'exécution des tâches suivantes [44]:

1. Représentation des données de la classification (inclut l'extraction des attributs des pixels servant à la classification tels que niveau de gris, paramètres de texture, couleur, etc) ;
2. Définition d'une distance de similarité entre les pixels (exemple distance euclidienne entre les niveaux de gris des pixels) ;
3. Regroupement des pixels en des classes ;
4. Evaluation de la classification obtenue.

1.2.3.1 Seuillage d'histogramme

La segmentation par le seuillage est la plus ancienne et la plus populaire de toutes les méthodes de classification [19]. Le seuillage se base sur l'étude de la distribution des niveaux de gris des pixels (étude de la dynamique). Dans le cas d'une image composée d'une ou plusieurs régions de même type, et d'un fond visuellement différent, l'histogramme est bimodal (figure 4.9 (a)). Si l'image est constituée de régions ayant des caractéristiques différentes, son histogramme est multimodal (figure 4.9 (b)).

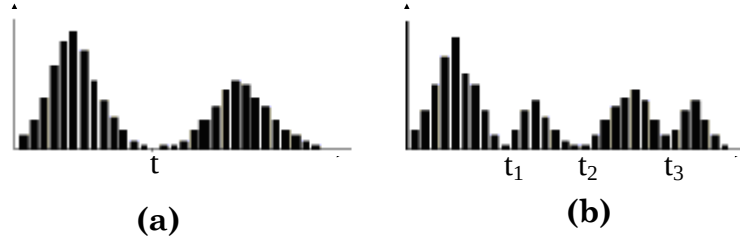


Fig. 1.5 Exemples d'histogrammes : (a) Histogramme bimodal.
(b) Histogramme multi-modal

Le choix de seuils d'histogramme peut se faire de deux manières différentes. Dans le premier procédé, les seuils sont déterminés globalement pour tous les points de l'image. Tandis que dans le second procédé, les seuils sont calculés localement à partir de petites fenêtres de focalisation. Nous allons passer en revue les techniques les plus utilisées dans la littérature pour déterminer les seuils d'histogramme.

1.2.3.2 L'algorithme des centres mobiles et ses variantes

Dans l'algorithme des centres mobiles, on choisit des centres de classes arbitrairement parmi les pixels de l'image. Le regroupement de pixels est itératif. Il est obtenu par minimisation de l'inertie intraclasse. Le figure 1.6 résume les étapes de classification par les centres mobiles, tels que décrits par *Tou et Gonzalez* [45] :

Soit K le nombre de classes

Initialiser chaque centre de classe c_k $k \in 1...K$ à une valeur initiale arbitraire

Tant que *le critère d'arrêt n'est pas vérifié* **faire**

Affecter chaque pixel i à la classe la plus proche :

$$x \in c_k \text{ si } d^2(x_i^k, \mu_k) < d^2(x_i^j, \mu_j) \quad j = 1...K \quad j \neq k$$

$$\text{mise à jour des centres des classes: } c_k = \frac{1}{|\mu_k|} \sum_{i \in c_k} x_i^k \quad k = 1...K ;$$

Fin Tant que

Retourner la partition générée

Fig.1.6 Algorithme des centres mobiles

L'algorithme s'arrête, quand aucun changement significatif des centres des classes n'est observé d'une itération à une autre, ou bien quand un nombre maximum d'itération est obtenue.

On trouve aussi des versions légèrement différentes des « centres mobiles » qui sont nombreuses tel que :

- **les nuées dynamiques [46]** : qui est une extension de l'algorithme des centres mobiles, telle qu'une classe n'est plus définie par son centre, mais représentée par un groupe de pixels formant un « noyau ».
- **Le k -means [47]** : il est différent de celui des centres mobiles par le fait qu'à chaque itération, chaque nouvelle affectation d'un pixel à une classe entraîne la remise à jour immédiat de son centre de gravité.

Ce genre d'algorithmes exige la connaissance du nombre « optimum » de classes présentes dans l'image. C'est un problème complexe qui nécessite une connaissance *a priori* sur les objets constituant l'image, qui n'est pas toujours disponible. Afin de s'affranchir de cette contrainte, différents algorithmes de classification dynamique ont été proposés dans la littérature. Parmi ces algorithmes on peut citer l'algorithme **ISODATA** (Iterative Self-Organizing Data Analysis Techniques A) [48]. Dans cet algorithme, on introduit une heuristique qui permet de modifier le nombre de classes au cours des itérations de la façon suivante:

- Lorsqu'une classe présente une inertie intraclasse supérieure à un seuil fixé par l'utilisateur, la classe est divisée en deux ;
- Lorsque la distance entre les centres de gravité de deux classes devient inférieure à un autre seuil, les classes sont fusionnées.

1.2.3.3 Classification par les plus proches voisins

Depuis son introduction par *Lu* et *Fu* [49], l'algorithme de classification par les plus proches voisins a été largement utilisé pour la classification de données. La règle d'affectation d'un pixel non étiqueté à une classe est la suivante :

- Déterminer les K plus proches pixels présents dans un voisinage immédiat sans tenir compte de leur classe;
- Relever ensuite le nn_k de ces pixels appartenant à chaque classe C_k $k=1...q$ du problème) q classes;
- Affecter le pixel à la classe C_i avec le nombre nn_i $i=1...q$ maximum.

Ce processus est répété jusqu'à ce que tous les pixels soient assignés à des classes [50].

1.2.3.4 Classification par les champs de Markov

Contrairement aux méthodes de classification précédentes, les approches de classification par Champ de Markov permettent de faire évoluer une partition de l'image en intégrant deux types d'informations : le niveau de gris du pixel et la classe de ses voisins. Dans le cadre des champs de Markov, une image à segmenter Y est considérée comme une dégradation d'une image parfaite E , contenant les étiquettes idéales des pixels. La segmentation est vue comme la restauration de l'image E à partir de l'image observée Y . L'intérêt des champs de Markov est qu'ils offrent un cadre mathématique puissant qui permet une corrélation spatiale des étiquettes entre pixels voisins et donc de régulariser l'étiquetage [51].

Discussion

Les techniques de seuillage sont simples à mettre en œuvre et donnent de bons résultats pour les images bien contrastées. Elles exploitent, exclusivement, les informations de niveau de gris, sans tenir compte de la position des pixels. Ce qui, dans le cas d'images bruitées, crée des contours très chahutés et une sur-segmentation de l'image. La taille des régions extraites dépend du choix des seuils qui est souvent une opération délicate (les modes de l'histogramme ne sont pas toujours bien séparés par des vallées) [17]. Les méthodes de classification par partition recherchent, pour chaque pixel de l'image, la classe la plus proche en sens d'une distance, et convergent vers un minimum local de l'inertie totale. Ce minimum ne correspond pas, nécessairement, au minimum global recherché. Il dépend de la position initiale des centres de gravité. De plus certaines méthodes impliquent un nombre k de classes à fixer *a priori*, et distribuent les pixels sur l'ensemble de ces classes en ignorant l'information spatiale. Les méthodes de classification par champ de Markov, sont très puissantes pour analyser les images, car elles tiennent compte de la présence du bruit. Le modèle markovien permet une modélisation simple et pertinente des contextes et interactions locales de pixels. Cependant, il exige un nombre considérable d'itérations, pour converger vers des solutions stables. Ce qui conduit à une augmentation du temps de calcul.

1.2.4 Les Approches coopératives en segmentation d'images

L'analyse des différentes méthodes de segmentation précédentes a montré qu'il est difficile d'aboutir à un résultat satisfaisant en appliquant une seule méthode de segmentation. Ce qui nécessite, donc, de faire coopérer plusieurs méthodes, en

particulier celles de détection de contours et celles d'extraction de régions. La coopération contour-région pour optimiser la segmentation n'est pas une préoccupation récente.

Nazif [4], a proposé un système expert de segmentation d'ordre un, où sont proposées des règles de fusion ou de division de régions, de prolongement ou de raccordement de contours. La coopération s'exprime par l'intermédiaire des variables des règles de production, qui peuvent par exemple s'instancier avec des couples de régions à fusionner. Un mécanisme de focalisation permet à tout instant, de considérer une région courante et un contour courant, sur lesquels on va tenter d'appliquer les règles de fusion, de division, de prolongement, de raccordement.

Ammar [52], a repris ces idées en utilisant une architecture à base de tableau noir, pour pallier le manque d'efficacité des systèmes experts, où toutes les règles sont potentiellement en concurrence et tous les faits de la base de faits sont « à plat ». Les règles de fusion, de division, de prolongement, de raccordement y prennent alors la forme de sources de connaissances.

Dans [53] et [54], la segmentation est essentiellement considérée comme un processus de croissance de régions dans lequel il s'agit de faire un usage judicieux et opportun de l'information contour.

Zouagui [55], a proposé trois approches coopératives, à savoir l'approche séquentielle, l'approche parallèle et l'approche hybride.

1.2.4.1 L'approche séquentielle (série)

L'approche séquentielle, une des premières mises en œuvre [56] [57]. Appelée aussi coopération par initialisation. Dans cette approche on démarre la segmentation par une méthode et le résultat obtenu est utilisé comme une initialisation d'une deuxième méthode. Les méthodes de segmentation associées à ces approches sont généralement des méthodes de détection de contours, de division / fusion et de croissance de régions. Le but est d'incorporer l'information contours dans les techniques de segmentation régions.

1.2.4.2 L'approches parallèle

Dans cette approche, les méthodes de segmentation s'exécutent en parallèle sur la même image. Leur fonctionnement est indépendant l'une de l'autre. Le résultat final de la segmentation est obtenu par la fusion des résultats issus des méthodes de segmentation. Dans cette approche les méthodes de segmentation utilisées sont de type croissance de régions ou multi-résolution.

1.2.4.3 L'approches hybride

Dans l'approche hybride, la coopération par initialisation est complétée par une boucle de retour sur le processus global de segmentation. L'objectif est de construire la segmentation progressivement, en optimisant à chaque étape les résultats obtenus par chaque méthode mise en jeu afin d'affiner les résultats.

1.3 Conclusion

L'analyse des différentes méthodes de segmentation précédentes a montré qu'il est difficile d'aboutir à un résultat satisfaisant en appliquant une seule méthode de segmentation. D'où la nécessité de faire coopérer plusieurs méthodes, en particulier celles de détection de contours et celles d'extraction de régions. Dans le chapitre suivant, en va étudier les approches coopératives en segmentation d'images en utilisant les approches Multi-Agent, qui constituent l'objectif de notre étude.

Chapitre 2

Approches Multi-Agent en Segmentation d'Images

Chapitre 2

Approches Multi-Agent en Segmentation d'Images

2.1 Introduction

Un système Multi-Agent est un système distribué, composé d'un ensemble d'agents interagissant entre eux, selon des modes de coopération, de concurrence et de coexistence. Dans ce chapitre, nous allons voir les systèmes Multi-Agent en général, puis nous ferons l'étude de quelques architectures Multi-Agent appliquées dans les systèmes de vision. Ainsi, dans la section 2.2, nous allons présenter les différentes définitions de la notion agent, d'un système Multi-Agent, les différents types d'agents, suivis des modes de coopérations. Dans la section 2.3, nous allons présenter quelques approches Multi-agent en segmentation d'images. Enfin, nous allons terminer ce chapitre par une conclusion.

2.2 Présentation des systèmes Multi-Agent

Un système Multi-Agent, est un système composé de plusieurs agents de même nature ou de nature différente, donc il nous faut d'abord savoir comment fonctionne chaque entité (agent), les interactions qu'il possède avec les autres entités, pour exécuter ce que fait le système.

2.2.1 Définition d'un agent

Le concept d'agent a été l'objet d'études pour plusieurs décennies dans différentes disciplines. Il existe plusieurs définitions d'agents. Elles se ressemblent toutes, mais diffèrent selon le type d'application pour laquelle est conçu l'agent.

Pour *Jacques Ferber* [58], on appelle agent une entité physique ou virtuelle :

- 1- Qui est capable d'agir dans un environnement;
- 2- Qui peut communiquer, directement, avec d'autres agents;
- 3- Qui est mue par un ensemble de tendances (sous la forme d'objectifs individuels ou d'une fonction de satisfaction, voire de survie, qu'elle cherche à optimiser);
- 4- Qui possède des ressources propres;
- 5- Qui est capable de percevoir, mais de manière limitée de son environnement;
- 6- Qui possède des compétences et offres de services;
- 7- Qui peut éventuellement se reproduire;
- 8- Dont le comportement tend à satisfaire des objectifs, en tenant compte des ressources et des compétences dont elle dispose, et en fonction de sa perception, des représentations et des communications qu'elle reçoit.

Pour *Jennings, Sycara et Wooldridge* [59] et [60], un agent est un système informatique, **situé** dans un environnement. Il agit d'une façon **autonome** et **flexible** pour atteindre les objectifs pour lesquels il a été conçu. Les notions "situé", "autonomie" et "flexible" sont définies comme suit:

- **Situé**: l'agent est capable d'agir sur son environnement à partir des entrées sensorielles qu'il reçoit de ce même environnement. Exemples: systèmes de contrôle de processus, systèmes embarqués, etc. ;

- **Autonome:** l'agent est capable d'agir sans l'intervention d'un tiers (humain ou agent). Il contrôle ses propres actions ainsi que son état interne;
- **Flexible:** l'agent dans ce cas est:
 - capable de répondre à temps: l'agent doit être capable de percevoir son environnement et élaborer une réponse dans les temps requis.
 - proactif: l'agent doit exhiber un comportement proactif et opportuniste, tout en étant capable de prendre l'initiative au "bon" moment. Un ensemble d'agents A, qui sont des objets particuliers, ce sont les entités actives du système.
 - social: l'agent doit être capable d'interagir avec les autres agents (logiciels et humains) quand la situation l'exige afin de compléter ses tâches ou aider ces agents à accomplir les leurs.

2.2.2 Les différentes catégories d'agents

Classiquement, deux grandes catégories de systèmes agents sont distinguées. Les systèmes d'agents cognitifs et les systèmes d'agents réactifs [5]. Le comportement complexe du système émerge de la coexistence et de la coopération des comportements simples.

a) Les agents réactifs

Les agents réactifs ont une réaction à l'environnement (suivant un cycle perception/action ou stimulus/réponse). L'agent réactif ne possède pas une représentation complète de son environnement. Il n'est pas capable de tenir compte de ses actions passées (figure 2.1).

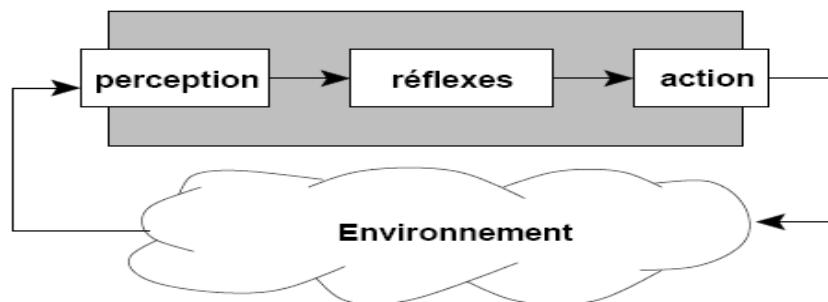


Fig. 2.1 Agent Réactif

Les systèmes Multi-Agent constitués, uniquement, d'agents réactifs, possèdent un grand nombre d'agents. La convergence du comportement de l'ensemble des agents, vers un état décisionnel stable, n'est pas forcément assurée. Si un état stable est atteint, il n'est pas sûr qu'il s'agisse de la solution optimale.

b) Les agents cognitifs

Les agents cognitifs possèdent des capacités de raisonnement et d'exécution de tâches complexes. Ils sont dotés de représentations et de connaissances explicites de soi, de l'environnement et des autres agents. Les agents cognitifs ont une représentation du monde sur laquelle ils peuvent raisonner. Elle regroupe l'ensemble des états mentaux de l'agent. Les états mentaux, ou attitudes intentionnelles, peuvent être de natures différentes (figure 2.2).

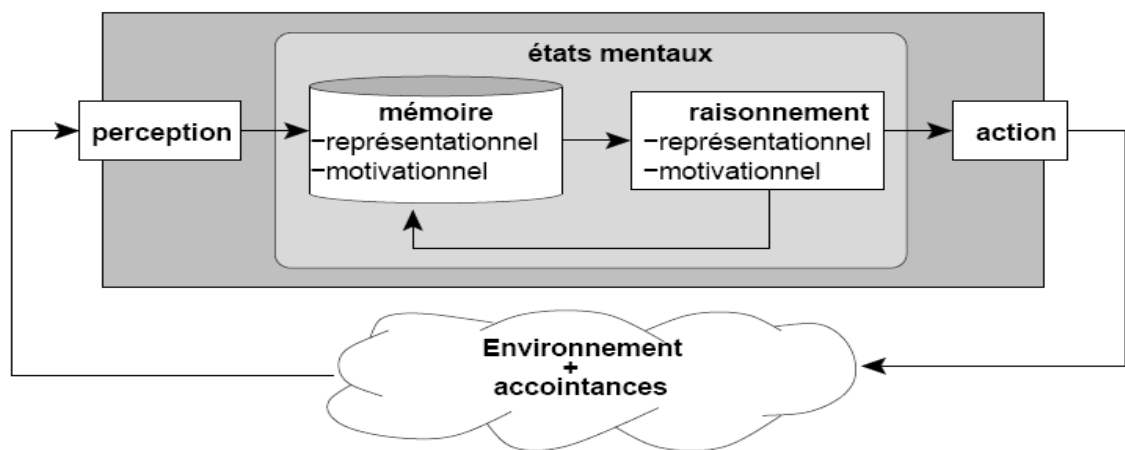


Fig. 2.2 Agent Cognitif

- *Etat mentaux à caractère représentationnel* : concernent les croyances que l'agent possède à propos de lui-même, son environnement et ses accointances. Ces dernières étant l'ensemble des agents connus par cet agent.
- *Etat mentaux à caractère motivationnel ou conatif* : ces états mentaux représentent les différentes motivations de l'agent, qui sont au cœur de la structure de contrôle de l'agent, permettant une sélection motivée des actions à mener. La présence ou l'absence de certaines attitudes, ou la capacité à les définir dynamiquement, vont conditionner la complexité de l'architecture de contrôle de l'agent.

La convergence du système, vers un état décisionnel stable, n'est pas non plus assurée par l'utilisation de ce type d'agents. Cependant, ils permettent de résoudre des problèmes plus complexes (nécessitant une plus grande abstraction).

c) Les agents hybrides

Un agent hybride, est un agent où le concepteur tente de concilier, dans une même architecture logicielle, des activités réflexes, où l'agent réagit directement à des stimuli extérieurs en ignorant, notamment, l'historique de la perception (avec une activité de délibération (ou cognitive), où l'agent planifie à plus long terme son comportement). Traditionnellement, en intelligence artificielle distribuée, les approches réactives et cognitives s'opposent, mais peuvent être vues comme des cas limités d'agents adaptés aux niveaux des ressources. Parce que des choix particuliers de conception ont été effectués, ces systèmes sont alors optimisés pour des classes particulières de domaines d'applications et ne peuvent pas s'adapter à de nouveaux besoins.

2.2.3 Architecture de contrôle des agents cognitifs

Nous présentons trois architectures de contrôle des agents cognitifs :

2.2.3.1 Automates à états finis

Qui est une architecture simple pour le contrôle des actions de l'agent, l'automate est un graphe où les sommets représentent les états possibles de l'agent et un arc entre deux sommets symbolise la transition entre ces deux états. Chaque transition représente l'événement qui fait passer d'un état à un autre, et l'action à mener lors de cette transition, on la représente par le couple « événement, action ».

Pour un grand nombre d'états et d'actions possibles, l'automate devient complexe, d'où l'utilisation des réseaux de pétri.

2.2.3.2 ASIC (Architecture for Social and Individual Control)

Cette architecture proposée par Boissier [61], [62] se présente comme un modèle de contrôle vertical en trois couches (figure 2.3) et chaque couche respecte la décomposition classique *Perception–Raisonnement–Action*. L'architecture ASIC est sous la forme de contrôle hiérarchique, la couche de décision définit l'objectif de l'agent, la couche d'adaptation adapte la loi de commande en fonction de l'évolution de l'environnement

pour un objectif donné et enfin la couche commande qui détermine la commande à appliquer au processus par l'application de la loi de commande définie en vue de satisfaire le but défini.

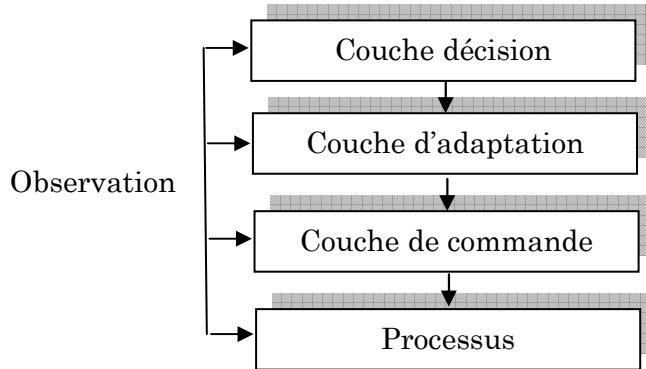


Fig. 2.3 architecture d'une couche de contrôle d'après [61]

La présence des trois couches n'est pas nécessaire, car un agent peut avoir un but fixe et il n'aura pas besoin de la couche décision, et pour un agent n'adaptant pas sa manière de satisfaire ses buts selon le contexte, n'aura pas besoin de la couche adaptation. Ces différents modules agissent en fonction de l'état interne de l'agent.

2.2.3.3 BDI (Beliefs, Desires, Intention)

Selon [63], [64] ces architectures articulent leur contrôle autour des croyances et des deux attitudes conatives que sont le désir et l'intention. Les désirs sont les options que l'agent souhaiterait réaliser au vu de ces croyances, un agent agissant selon son désir est sensible au moindre stimulus, de ce fait on dote l'agent d'un comportement délibératif consistant à choisir parmi ses désirs ceux qu'il souhaite concrétiser (intentions [63]). Une fois les intentions sont adaptées l'activité motivationnelle de l'agent est modifiée « un homme marié n'a pas le même comportement qu'un célibataire »

2.2.4 Sociétés et organisations

Après avoir évoqué les différentes natures et structures d'agents, nous allons analyser la façon dont ils se constituent en société, de plus, les agents sont en relation dans l'objectif d'interagir et forment ainsi un système Multi-agent

2.2.4.1 Définition d'un système Multi-Agent

Un système Multi-Agent noté (SMA) est un système composé des éléments suivants [59] [60] :

- 1- Un environnement E ;
- 2- Un ensemble d'objets O . Ces objets sont situés, c'est-à-dire que pour tout objet, il est possible, à un moment donné, d'associer une position dans E ;
- 3- Un ensemble d'agents A qui sont des objets particuliers. Ce sont les entités actives du système ;
- 4- Un ensemble de relations R qui unissent des objets (et donc des agents) entre eux ;
- 5- Un ensemble d'opérations Op . permettant aux agents de A de percevoir, produire, consommer, transformer, et manipuler des objets de O . Cela correspond à la capacité des agents de percevoir leur environnement, de manger, etc. ;
- 6- Des opérateurs chargés de représenter l'application de ces opérations et la réaction du monde à cette tentative de modification, que l'on appellera les lois de l'univers.

Un système Multi-agent est caractérisé par :

- Chaque agent a des informations ou des capacités de résolution de problèmes limitée. Ainsi, chaque agent à un point de vue partiel ;
- Il n'y a aucun contrôle global du système multi agents ;
- Les données sont décentralisées ;
- Le calcul est asynchrone.

Les systèmes Multi-agent ont l'avantage de faire intervenir des schémas d'interactions sophistiqués tel que la coopération, la coordination et la négociation. Dans ce qui suit nous allons examiner les deux formes principales d'interaction qui sont la coopération et la coordination.

2.2.4.2 La Coopération

La coopération est une caractéristique très importante dans les systèmes Multi-agent. En effet, une résolution distribuée d'un problème est le résultat de l'interaction coopérative entre les différents agents [65].

La coopération est une technique qui combine plusieurs sources d'information, ou modalités de traitement, pour accomplir une tâche de vision. Il existe de multiples manières d'envisager la coopération dans les approches Multi-Agent.

J. Hoc dans [66] et [67], propose de distinguer trois formes de coopération Multi Agent (illustrées dans la figure 2.4) :

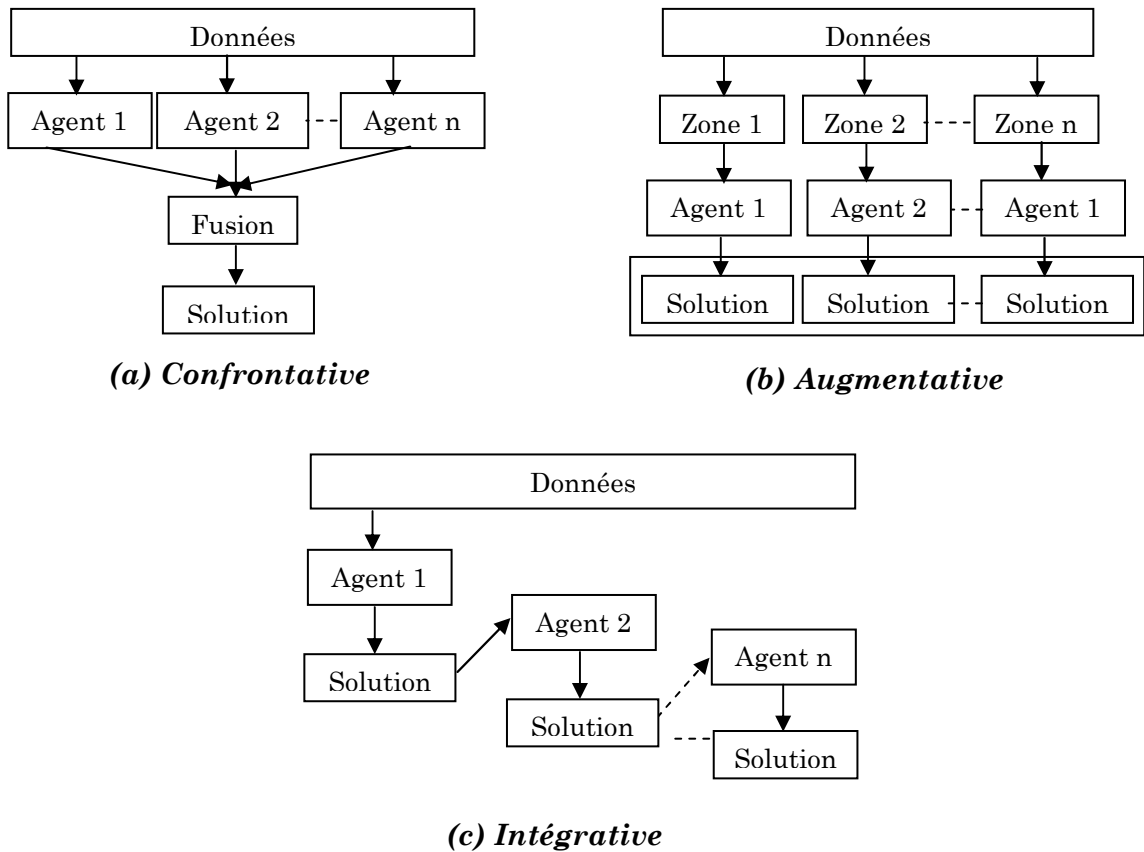


Fig. 2.4 Les Différentes formes de coopération Multi-Agent.

- **La coopération confrontative** : selon laquelle, une tâche est exécutée par plusieurs agents de spécialités différentes, œuvrant de manière concurrente sur le même ensemble de données. Le résultat étant obtenu par fusion ;
- **la coopération augmentative** : selon laquelle, une tâche est répartie sur une collection d'agents similaires, œuvrant de manière concurrente sur des sous ensembles disjoints de données (zones). La solution étant obtenue sous la forme d'un ensemble de solutions locales ;
- **la coopération intégrative** : selon laquelle, une tâche est décomposée en sous tâches, accomplies par des agents de spécialités différentes et œuvrant de manière coordonnée. La solution étant obtenue au terme de leur exécution.

Ces trois formes de coopération Multi-agent sont, souvent, associées dans la conception des systèmes de vision, de manière plus ou moins bien formalisée et très souvent implicite.

2.2.4.3 La coordination

Cette étape correspond au contrôle social ou collectif du système. Le but de la coordination est d'organiser l'activité des agents (coopération), on procède généralement en deux étapes, choisir un plan d'exécution suivi par la synchronisation des agents de ce plan et ce dernier est centralisé ou bien distribué.

a- La coordination centralisée

Constituée d'une seule entité, le coordinateur est responsable de la bonne exécution, donc il va agir suivant son plan à envoyer des ordres d'actions aux agents esclaves et attendre un accusé de réception ou bien le résultat d'exécution d'une action peut ordonner l'action suivante. Cette méthode de coordination facilite la conception du programme, mais réduit les performances du système (temps). On retrouve ce mécanisme dans les stratégies des *Schema system* [68], où la stratégie pilote l'exécution des différentes sources de connaissances.

b- La coordination distribuée

Dans le cas où plusieurs agents décident de coopérer ; Chaque agent va choisir un protocole d'interaction adapté à la coopération qu'il souhaite mettre en œuvre. Ces protocoles sont sous la forme d'un automate à états finis ou sous la forme d'un réseau de pétri. Cette approche vise à augmenter l'autonomie décisionnelle des agents, ce qui améliore la flexibilité et l'ouverture du système.

2.3 Approches Multi-Agents en segmentation d'images

L'utilisation des systèmes Multi-Agents en vision a donné naissance à trois familles d'approches se distinguant dans la décomposition du problème. Ces approches sont destinées à des applications spécifiques, qui ont pour objectifs de traiter, interpréter et d'analyser des images. Parmi ces approches, il y a celle qui extraient des primitives de forme, région et contour et celle qui interprètent des scènes complexes à l'aide de connaissances à priori.

Dans cette partie, nous allons décrire l'organisation générale de chaque famille puis nous résumons quelques approches utilisant des agents réactifs, hybrides ou situés pour la segmentation d'image médicale [5], [69] et [70] ou biologique [71].

2.3.1 Modèles d'approches Multi-Agents

2.3.1.1 Les approches centrées tâche

Dans ces approches, l'organisation est hiérarchique prédéfinie, les agents des niveaux supérieurs adressent des requêtes aux agents des niveaux inférieurs. Et le rôle des agents est prédéfini et les relations sont fixées. La coopération est généralement à caractère intégratif, les agents des niveaux supérieurs intègrent les résultats des agents des niveaux inférieurs. Ces architectures sont constituées de peu d'agents cognitifs. Parmi ces approches on trouve le système MAVI qui est une variante du projet européen VAP [72] et MESSIE-II [73].

2.3.1.2 Les approches centrées modèle

L'organisation est du type variable hiérarchique prédéfinie. Les agents du modèle disposent de la connaissance opératoire pour piloter les tâches et pour coopérer suivant le lien existant entre eux. Le rôle respectif des agents est prédéfini mais les relations entre eux varient en fonction des reconnaissances effectuées. Deux modes de coopération sont utilisés, la coopération intégrative, car le niveau supérieure intègre le résultat de ces sous partie et la coopération confortative, car l'utilisation des cohérences spatiales mutuelles tendent à confirmer ou à infirmer la certitude des hypothèses. Les architectures centrées modèle disposent de quelques dizaines d'agents cognitifs. Parmi ces approches on trouve le système VISION/ *SchemaSystem* [74] développé par Hanson et Riseman et le système de Yannai et Deguchi [75] pour la reconnaissance de forme.

2.3.1.3 Les agents situés dans l'image

C'est une approche récente, l'image est vue comme un environnement ou territoire analysé par une société d'agents distribués spatialement, ces approches sont riches par la distribution du calcul, l'adaptation locale des traitements, en plus des coopérations entre les aspects contour et région. L'organisation est de type variable égalitaire prédéfinie, car les relations entre agents varient en fonction des rencontres faites dans l'environnement, par ailleurs, on en trouve la disponibilité des trois modes de coopération, augmentative parce que les agents travaillent de façon disjointe,

confrontatif lorsque les agents travaillent sur des zones communes, et intégrative lorsque des agents initialisent d'autres agents dans l'image. Le nombre d'agents cognitifs dans ces architectures est élevé et peuvent être aussi réactifs.

2.3.2 Exemples d'approches Multi-agent

2.3.2.1 Agents situés dans l'image et organisés en pyramide irrégulière

Duchesnay dans [5], s'appuie sur la structure de pyramide irrégulière, pour gérer le processus de fusion de régions et assurer la convergence de la segmentation. Un des aspects intéressants de son approche, est l'utilisation d'une procédure de décimation (récursive) pour le passage du niveau k au niveau $k+1$. La pyramide se construit en partant de la base qui représente l'image pré segmentée avec l'algorithme QuadTree, jusqu'au dernier niveau de la pyramide comportant le minimum d'informations. Les niveaux de cette pyramide sont des graphes d'adjacence de régions. Le système proposé est constitué d'une société d'agents organisée selon une pyramide irrégulière, où deux familles d'agents, à savoir des *agents région* et des *agents contour*, collaborent pour segmenter une image de mammographie (figure 2.5).

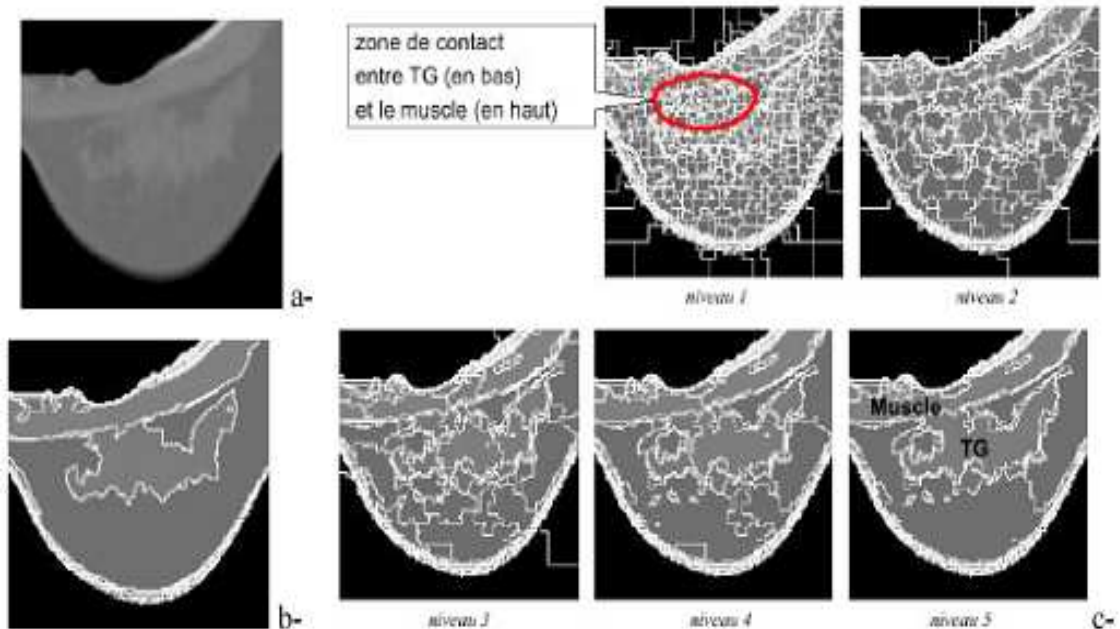


Fig. 2.5 Segmentation d'une image de mammographie : a- L'image CT de mammographie à segmenter ; b- le résultat de la segmentation ; c- Le résultat obtenu aux différents niveaux de la pyramide.

Les agents région sont rattachés à des partitions de l'image obtenue par l'algorithme QuadTree. Ils sont dotés de différents comportements d'extraction des régions,

d'exploration pour identifier leurs voisins, de planification de fusion avec les autres agents région, de coopération avec les agents contour pour décider de la fusion des régions, et de destruction / reproduction pour créer des agents à des niveaux supérieurs de la pyramide.

Les agents contours sont rattachés à des chaînes robustes de contours extraites après calcul du gradient de niveaux de gris.

Ainsi, les différentes étapes de cette approche sont :

a) L'initialisation

Les *agents région* sont initialisés au premier niveau de la pyramide à l'aide d'un algorithme de division récursive (Split), basé sur une structure d'arbre quaternaire. Chaque agent région est associé à chaque région issue de cette pré segmentation, ce qui permet de limiter le nombre d'agents. Ainsi, limiter la capacité calculatoire du système sur les zones de transition ou texturée. Les *agents contour* sont obtenus par l'application d'une séquence d'opérateurs permettant d'extraire des chaînes de segments de contours robustes (mais fragmentées). Les agents du premier niveau de la pyramide vont ensuite interagir, fusionner et se reproduire pour créer des agents aux niveaux supérieurs de la pyramide.

b) La séquence de sept comportements

Après l'initialisation, l'agent exécute une séquence de sept comportements pour chaque niveau de la pyramide (figure 2.6) :

- 1- *le comportement de marquage de territoire et d'extraction d'attributs* : au cours de ce comportement, l'agent va étiqueter une image d'étiquettes avec son identifiant et extraire les attributs (moyenne, écart-type de l'intensité, histogramme, nombre de voxels, centre de gravité) de la primitive, région ou contour, dont il est le représentant.
- 2- *le comportement d'exploration de l'environnement* : ce comportement permet de détecter les agents voisins, région ou contour, dans l'image (à l'aide de l'image d'étiquettes)
- 3- *le comportement de planification de fusion* : ce comportement permet de calculer en fonction du contexte local, c'est-à-dire des affinités qu'un agent possède pour ses

voisins (estimées à partir des caractéristiques locales), un plan de fusion contenant tous les agents avec lesquels il souhaite fusionner.

- 4- *le comportement de coopération* : ce comportement permet à chaque agent d'améliorer son plan de fusion en tenant compte de l'avis de ses voisins (région et contour) sur ses désirs de fusion
- 5- *le comportement décimation* : le nombre d'agents doit être réduit d'un niveau à l'autre de la pyramide; au cours de ce comportement sont sélectionnés les agents qui peuvent se reproduire au niveau supérieur de la pyramide.
- 6- *le comportement de rattachement* : les agents non survivants sont «rattachés» à l'agent survivant avec lequel ils ont fusionnés.
- 7- *le comportement de reproduction* : chaque agent survivant crée un nouvel agent au niveau supérieur de la pyramide.

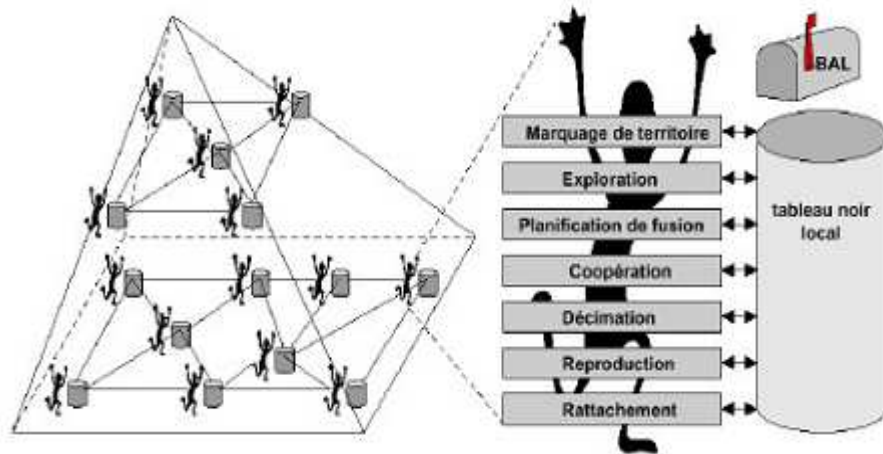


Fig. 2.6 Construction de la pyramide et comportements de l'agent.

2.3.2.2 Une approche située, coopérative et décentralisée pour l'interprétation d'images cérébrales par RMN

Natalie Richard dans [69], a proposé un système Multi-agent pour la segmentation des tissus. Dans cette approche, des agents situés coopèrent pour segmenter des IRM cérébrales. On y trouve diverses catégories d'agents : un agent de contrôle global, des agents de contrôle locaux et les agents de segmentation, spécialisés

dans la détection des trois types de tissus cérébraux (matière blanche, matière grise et liquide céphalorachidien). L'approche proposée est :

- **Située** : différents contextes de segmentation sont distribués dans l'image, permettant de prendre en compte, de manière élégante, l'hétérogénéité d'intensité des tissus.
- **Coopérative** : des mécanismes sont mis en œuvre afin de garantir la cohérence globale de la segmentation, à partir des modèles locaux.
- **Décentralisée** : de manière à construire des processus opportunistes et rapides.

Pour mettre en œuvre cette approche deux systèmes sont développés qui permettent d'étudier deux stratégies distribuées d'interprétation, reposant sur des mécanismes différents d'estimation des paramètres des modèles et de gestion de l'incertitude d'affectation des voxels aux classes.

Le premier système repose sur un processus local d'interprétation en deux phases, composée chacune d'une étape d'estimation des modèles d'intensité et d'une étape d'étiquetage des voxels. Durant la phase initiale une sous-segmentation de l'image est produite grâce à un étiquetage par croissance de région. Qui sera utilisée au cours de la phase finale pour l'ajustement des modèles. Ces modèles sont utilisés pour étiqueter les voxels les plus difficiles, situés à la frontière entre les tissus, à l'aide d'un mécanisme d'étiquetage adapté.

Le second système suit une approche de type Estimation-Segmentation alternée (proche des approches EM d'estimation/maximisation), au cours de laquelle l'estimation des paramètres des modèles d'intensité et la classification des voxels sont itérées. Une meilleure formalisation de l'incertitude de l'affectation des voxels aux classes est utilisée, grâce à l'introduction d'une modélisation par champ de Markov afin de régulariser l'étiquetage. La probabilité finale d'appartenance d'un voxel à une classe est obtenue par fusion de la probabilité à priori calculée à l'aide du modèle markovien et de la probabilité du niveau de gris observé dans le voxel, calculée à l'aide du modèle de distribution d'intensité. La stratégie d'ajustement des modèles radiométriques consiste à alterner localement des étapes de calcul des modèles, de vérification de ces modèles à partir du voisinage et d'étiquetage. Contrairement au premier système, les hétérogénéités d'intensité à l'intérieur des partitions sont prises en compte. Le fonctionnement des agents locaux et les interactions avec le voisinage est résumé par le schéma suivant :

a) L'architecture Multi-Agent

Trois types d'agents coexistent dans le système (figure 2.7) : l'agent de contrôle global, les agents de contrôle local et les agents spécialisés par tissu, dont les rôles sont présentés ci-dessous.

- ❖ **L'agent de contrôle global (AgCg)** : Il est chargé de remplir les tâches relatives à l'ensemble de l'image, essentiellement, le partitionnement du volume de données suivant une grille dont les nœuds sont espacés d'une distance D_e (de l'ordre de 30 voxels environ), et la création, «l'ancrage» à chaque nœud de la grille d'un agent de contrôle local.
- ❖ **Les agents de contrôle local (AgCl)** : Leur rôle consiste à créer et à activer les agents spécialisés par tissus, à estimer les paramètres des modèles locaux de distribution d'intensité et à confronter les résultats obtenus par les agents spécialisés pour les différents tissus afin de prendre la décision d'étiquetage.
- ❖ **Les agents spécialisés par tissu (AgT)** : Trois types d'agents spécialisés par tissu sont définis. Des fichiers de configuration permettent à chacun de ces trois types d'agents spécialisés par tissu d'adapter leurs traitements au type de tissu. Deux types supplémentaires d'agent spécialisés par tissu peuvent être ajoutés pour les mélanges de tissus, si cette option est sélectionnée par l'utilisateur.

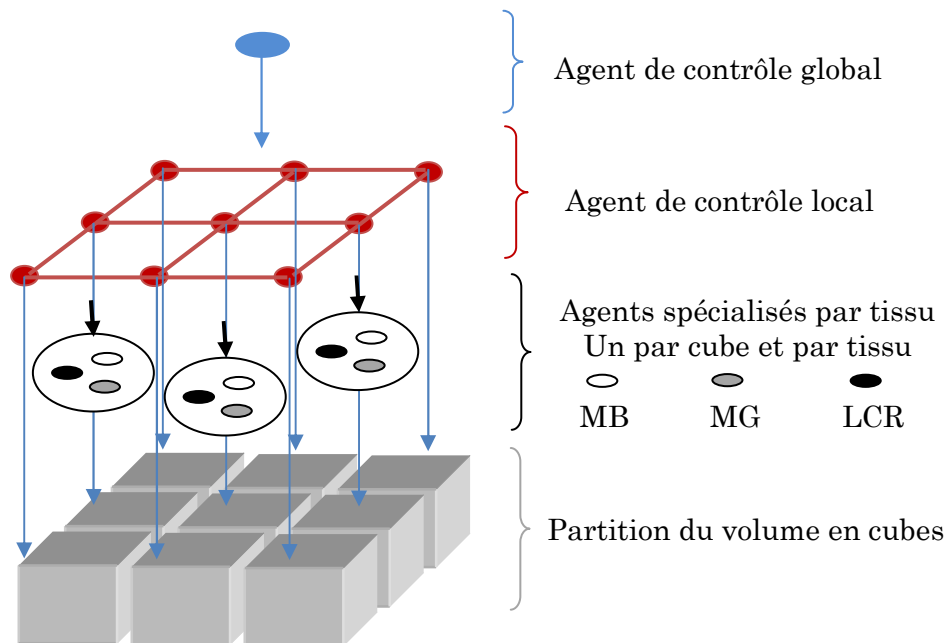


Fig. 2.7 Trois types d'agents coexistent dans le système : les agents de contrôle global et de contrôle local, et les agents spécialisés par tissus

b) Les comportements des agents

Au démarrage du système, l'agent de contrôle global réalise le partitionnement de l'image et la création des agents de contrôle local. Les agents de contrôle local et les agents spécialisés par tissu exécutent quant à eux en alternance plusieurs comportements correspondants aux étapes d'estimation des modèles et d'étiquetage des voxels de chacune des deux phases de traitement (figure 2.10).

Chaque agent de contrôle local exécute les comportements suivants :

- *le comportement d'estimation initiale des modèles radiométriques (AgCl_C1)* : l'agent de contrôle local estime les paramètres des modèles radiométriques locaux et crée les agents spécialisés par tissus auxquels il transmet les modèles radiométriques, lorsque ceux-ci sont disponibles.
- *le calcul des seuils pour la croissance de région (AgCl_C2)* : les seuils utilisés pour définir les critères radiométriques utilisés pour la croissance de région sont calculés dynamiquement à partir des modèles gaussiens.
- *l'estimation finale des modèles radiométriques (AgCl_C3)* : les modèles radiométriques sont réévalués à partir de l'étiquetage (de la sous-segmentation) réalisé par les agents spécialisés par tissu pendant la phase initiale (figure 2.8).
- *l'étiquetage compétitif (AgCl_C4)* : de nouvelles fonctions d'évaluation des voxels sont calculées, correspondant aux modèles ajustés à l'étape finale. Tous les voxels non encore marqués sont classés.

Chaque agent spécialisé par tissu articule quant à lui les comportements suivants :

- *la vérification des modèles radiométriques (AgT_C1)* : l'objectif est de contrôler et/ou de calculer les modèles radiométriques calculés par les agents de contrôle local, à partir des modèles obtenus par les agents voisins spécialisés pour le même tissu. Un processus d'interpolation est utilisé pour remplacer les paramètres du modèle lorsque ceux-ci s'éloignent trop de ceux calculés localement par l'agent.
- *l'ancrage (AgT_C2)* : l'objectif est de déterminer la localisation d'un germe pour démarrer la croissance de région. Des positions d'ancrage sont sélectionnées aléatoirement du centre de la partition vers sa périphérie, puis évaluées, jusqu'à ce que certains critères de sélection soient vérifiés.

- la croissance de région (*AgT_C3*): les voxels « candidats » à l'agrégation à la région (situés à la frontière du territoire déjà marqué) sont évalués séquentiellement deux étapes alternées régulièrement : des contraintes radiométriques strictes sont utilisées dans un premier temps pour évaluer les voxels. Ces contraintes sont dans un second temps relâchées et combinées avec un critère basé sur l'étiquetage des voxels voisins.

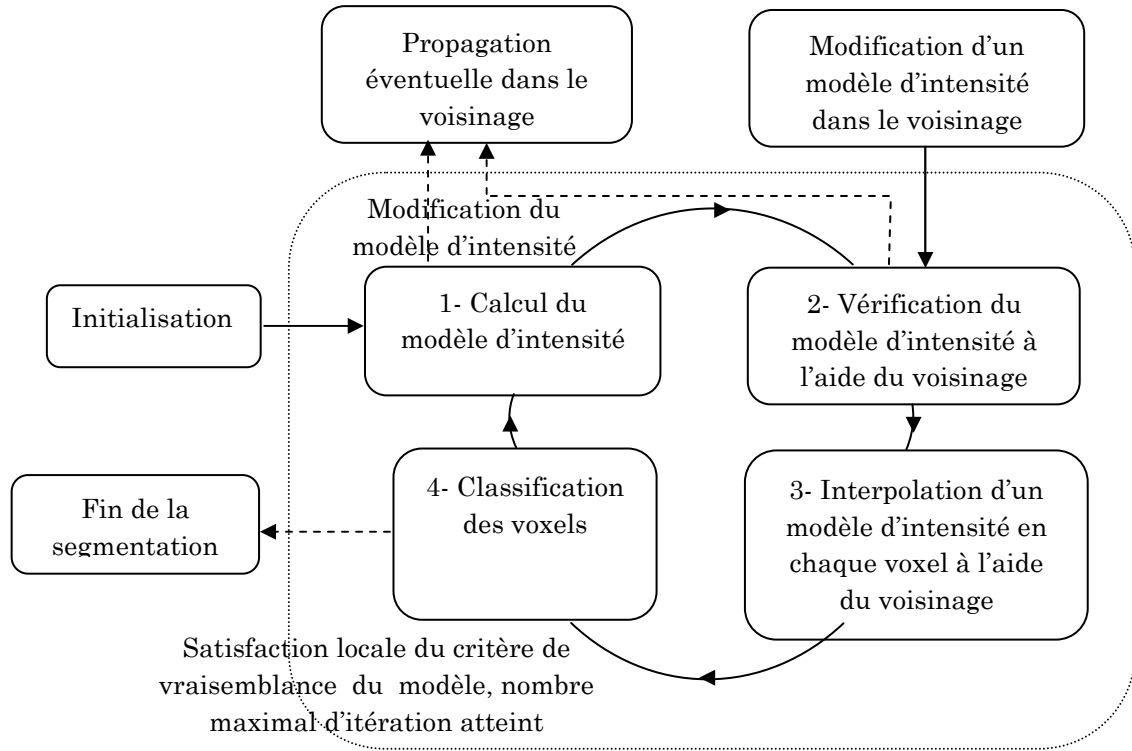


Fig. 2.8 Etapes de l'interprétation de chaque agent tissu local

2.3.2.3 La segmentation adaptative d'image avec le comportement distribué des agents

Liu et al. [70] ont abordé la segmentation d'image sous l'angle des algorithmes génétiques : Il s'agit de générer la population d'agents de segmentation la mieux adaptée à la distribution de points rencontrés dans l'image. Les agents sont dotés de comportements très simples et de capacités de reproduction, qui sont chargés de rechercher des caractéristiques locales sur les images, considérées comme leur environnement. Dès qu'il perçoit un stimulus dans cet environnement, c'est-à-dire qu'il est placé sur un pixel remplissant certains critères caractérisant l'appartenance à une région homogène filiforme, l'agent dépose une étiquette spécifique et déclenche son comportement de reproduction. S'il ne perçoit pas de stimulus, il déclenche un comportement de diffusion, de façon à poursuivre l'exploration de l'image (figure 2.9).

Des directions préférentielles sont utilisées dans les mécanismes de diffusion et de reproduction, calculées à partir des réussites estimées des agents précédents.

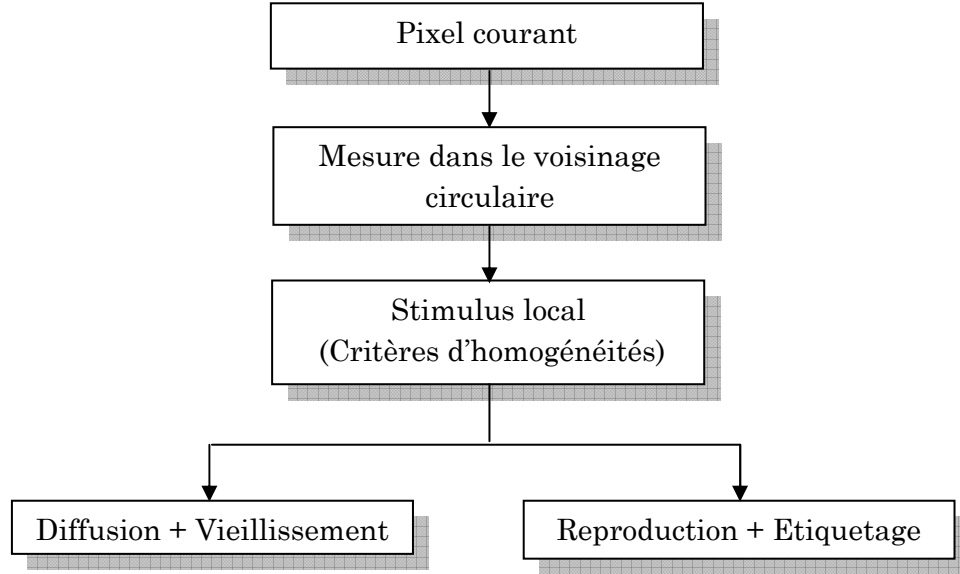


Fig. 2.9 Comportement et règles d'évolution d'un agent autonome

Les stimuli locaux sont spécifiques à la caractéristique recherchée. Pour étiqueter une région filiforme homogène, les trois critères suivants sont utilisés:

- le contraste relatif $G_{(i,j)-region} \in (\eta_1, \eta_2)$, c'est-à-dire le nombre de pixels du voisinage de l'agent où l'intensité est proche de celle en (i, j) , qui est noté :

$$G_{(i,j)-region} = \sum_{\|(i,j)-(k,l)\| \leq R_{(i,j)-region}} p(i, j, k, l) \quad 2.1$$

$$\text{Avec : } p(i, j, k, l) = \begin{cases} 1 & \text{if } \|I(i, j) - I(k, l)\| \leq \delta, \\ 0 & \text{Sinon.} \end{cases} \quad 2.2$$

- l'intensité moyenne locale $mean_{(i,j)-region} \in (M_1, M_2)$, notée :

$$mean_{(i,j)-region} = \frac{1}{N} \sum_{\|(i,j)-(k,l)\| \leq R_{(i,j)-region}} I(k, l) \quad 2.3$$

- l'écart-type local $std_{(i,j)-region} \in (D_1, D_2)$, noté :

$$std_{(i,j)-region} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{\|(i,j)-(k,l)\| \leq R_{(i,j)-region}} I(I(k,l) - mean_{(i,j)-region})^2} \quad 2.4$$

Les agents sont dotés de quelques comportements simples, qui peuvent être formulés sous forme de règles de production :

- *le comportement d'étiquetage* : quand un agent actif $\alpha_{(i,j)}$ (de génération g) est placé sur un pixel (i,j) qui remplit certains critères prédéfinis (lorsqu'il rencontre un stimulus), il «dépose» une étiquette spécifique $\beta_{(i,j)}$ déclenche son comportement de reproduction puis est détruit, selon la règle de production suivante:

$$\text{SI stimulus local en (i,j) ALORS } \alpha_{(i,j)}^{(g)} \Rightarrow \beta_{(i,j)}^{(g+1)}$$

- *le comportement de reproduction* : lorsque ce comportement est déclenché, un nombre prédéterminé de nouveaux agents (M) sont créés et envoyés en des points spécifiques à proximité de l'agent. La reproduction est effectuée dans des directions w (parmi un ensemble de directions possibles Ω) et à des distances l (inférieures au rayon L de la zone de reproduction), selon la règle de production suivante:

$$\text{SI stimulus local en (i,j) ALORS } \alpha_{(i,j)}^{(g)} \Rightarrow \left\{ a_{v(\omega, \bar{l})} \mid v=1, 2, \dots, M; \omega \in \Omega; \bar{l} \leq L \right\}^{(g+1)}$$

- *le comportement de diffusion*: Si le pixel sur lequel est placé l'agent ne remplit pas les critères nécessaires au dépôt d'une étiquette, l'agent se déplace vers une nouvelle position spécifique de son voisinage. La diffusion est effectuée dans une direction θ (parmi un ensemble de directions possibles Θ) et à une distance d (inférieure au rayon D de la zone de diffusion), selon la règle de production suivante (où t est l'indice de temps).

$$\text{SI pas de stimulus local en (i,j) ALORS } \alpha_{(i,j)}^{(t)} \Rightarrow \alpha_{(\theta, d)}^{(t+1)}, \theta \in \Theta, d \in D$$

- *la disparition* : si l'agent n'a rencontré aucun pixel remplissant ses critères après un certain nombre de diffusion (une certaine durée de vie), ou s'il sort de la zone étudiée de l'image, il disparaît.

$$\text{SI durée de vie} > \text{durée de vie maximale OU (i,j) } \notin \text{œ zone étudiée ALORS}$$

$$\alpha_{(i,j)}^{(t)} \Rightarrow \text{NULL}$$

L'évolution des comportements

Les directions de diffusion et de reproduction sont choisies en fonction de deux vecteurs notés $P_w(\Omega) = [p_1, p_2, \dots, p_w, \dots, p_N]$ et $Q_\theta(\Theta) = [q_1, \dots, q_2, \dots, q_\theta, \dots, q_N]$, contenant respectivement les probabilités p_w et q_θ de se reproduire et de diffuser avec succès dans l'une des N directions possibles. Ces probabilités vérifient les relations :

$$\sum_{k=1}^N p_k = 1 \text{ et } \sum_{k=1}^N q_k = 1 \quad 2.5$$

Elles sont modifiées à chaque étape en fonction des comportements adoptés par les agents à l'étape précédente. Soit un agent $\alpha^{(g)}$, qui s'est reproduit en un ensemble d'agents $\{\alpha_j\}^{(g+1)}$. Les directions de reproduction et de diffusion des agents de génération (g+1) seront calculées à partir des directions de l'agent initial $\alpha^{(g)}$ et de celles des autres agents $\{\alpha_j\}^{(g+1)}$, qui ont réussi, c'est-à-dire qui ont trouvé un pixel répondant à leurs critères. Une fonction de satisfaction est définie pour évaluer la réussite des agents selon la relation suivante:

$$f(\alpha_i) = \begin{cases} 1 - \frac{\text{Durée de vie de l'agent}}{\text{Durée de vie maximal}} & \text{si } \alpha_i \text{ a rencontré un stimulus} \\ -1 & \text{Sinon} \end{cases} \quad 2.6$$

Cette fonction, qui mesure le nombre d'étapes nécessaires à l'agent pour trouver un pixel satisfaisant, vaut 1 lorsque le nouvel agent est placé dès sa création sur un tel pixel. On dit qu'un agent α_i a réussi lorsque $f(\alpha_j) > 0$. De nouveaux vecteurs de probabilité pour un agent $\alpha_j^{(g+1)}$ sont calculés en utilisant l'agent $\alpha^{(g)}$ et les agents $\alpha_j^{(g+1)}$ pour lesquels $f(\alpha_j^{(g+1)}) > 0$. La mise à jour des probabilités est réalisée de la façon suivante :

$$p_\omega^{t+1} \leftarrow \frac{p_\omega^t + \zeta}{1 + \psi}, \quad q_\omega^{t+1} \leftarrow \frac{q_\omega^t + \zeta}{1 + \psi} \quad 2.7$$

$$\text{avec } \zeta = \begin{cases} \psi & \text{si l'agent a eu du succès} \\ 0 & \text{Sinon} \end{cases}$$

Il y a ainsi héritage de meilleures directions pour se reproduire et diffuser.

2.3.2.4 Une approche décentralisée et adaptative de la gestion d'information en vision

BOUCHER dans [71], a spécialisé les agents dans la segmentation et l'interprétation d'une séquence d'images cytologiques de cellules en mouvement (figure 2.10). Chaque agent est spécialisé à l'aide de connaissances a priori sur une partie de la cellule à segmenter par exemple son noyau ou son cytoplasme. La représentation des informations se fait selon deux structures distinctes (figure 2.11), qui représentent les informations récoltées sur les différentes entités de l'image :

- *la structure environnement* : qui contient les images sources, leurs caractéristiques et les résultats de segmentation.
- *la structure information* : qui contient les différentes structures que les agents construisent, organisées selon différents niveaux sémantiques (informations sur les primitives de forme, sur les composantes symboliques) et selon des relations topographiques.

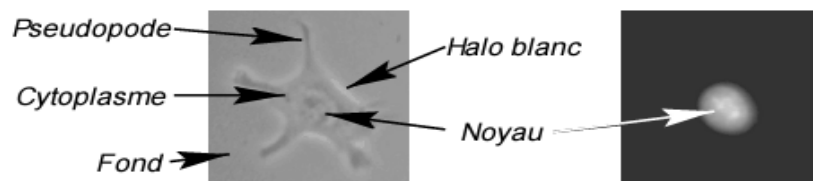


Fig. 2.10 Composantes identifiées dans les images cellulaires. Les deux images sont mises en commun pour cette identification.

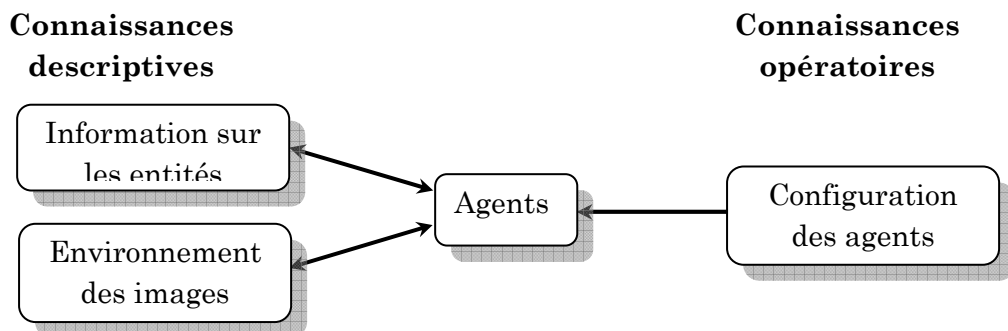


Fig. 2.11 Modèle conceptuel du système. L'agent possède différentes sources d'information et de connaissances à sa disposition.

Le système Multi-Agent, composé d'une population d'agents de type différent, liée par des relations de parentés (père / fils), établit des communications par les relations de voisinage, pour gérer les problèmes de fusion et d'annexion de territoire. L'initialisation des premiers agents se fait soit d'une *manière automatique*, réalisable dans le cas où les premiers agents sont faciles à déterminer (Il s'agit de donner avec la configuration d'un agent les critères permettant de retrouver de façon globale les agents dans l'image) ou bien d'une *manière manuelle* dans le cas où les premiers agents dans la première image sont plus difficiles à détecter, dans ce cas, l'utilisateur peut démarrer lui-même l'exécution en indiquant, sur l'interface, la position de ces premiers agents, par la suite, le système continue de façon automatique. Pour la suite des images de la séquence, les agents sont initialisés automatiquement à l'aide des informations récoltées dans l'image précédente. Les agents noyaux sont chargés d'initialiser les agents noyaux dans l'image suivante de la séquence lorsque leur propre segmentation est terminée.

Le contrôle dans le système Multi-Agent est réalisé selon deux niveaux (figure 2.12).

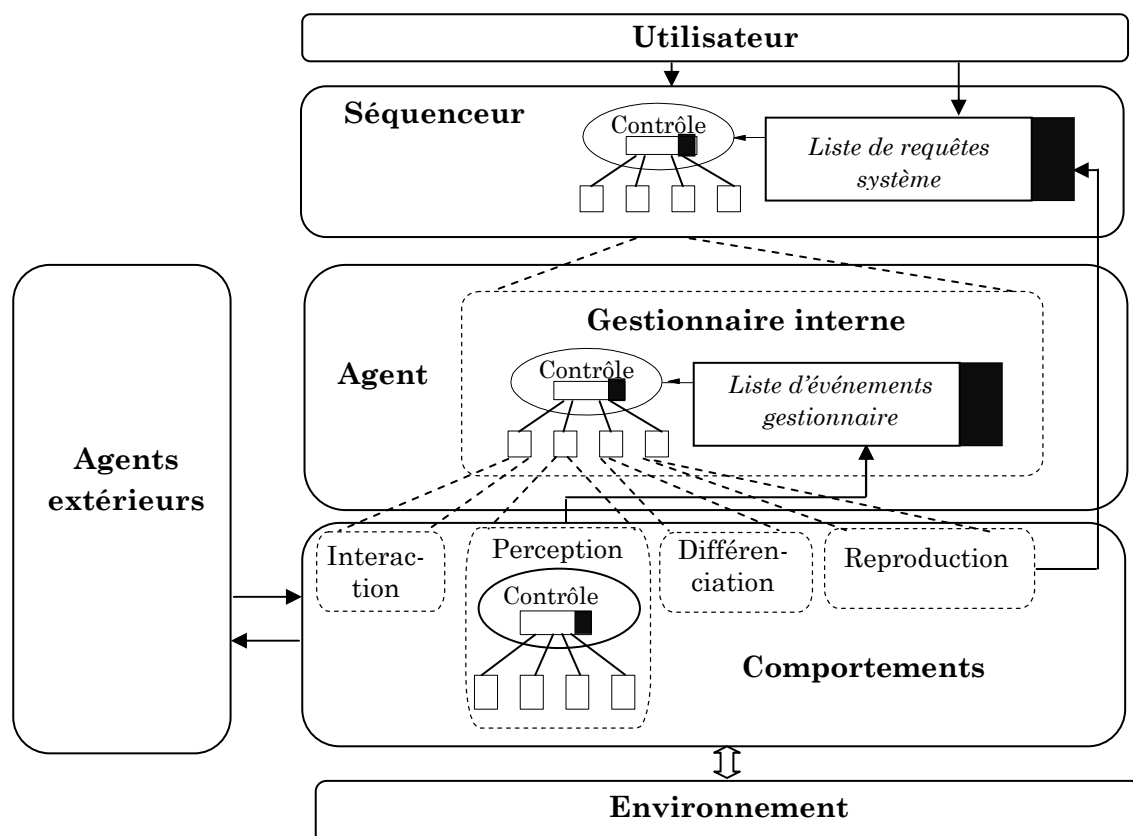


Fig. 2.12 L'architecture Multi-agent

Le niveau système : composé d'un séquenceur, le seul niveau central et global du système qui gère l'exécution concurrente des différents agents en émettant leurs activités. **Le niveau agent :** ou chaque agent possède un gestionnaire interne qui régule ces différents comportements et choisit le plus approprié pour chaque situation. La gestion du niveau agent se fait par un mécanisme couplant événements et priorités d'exécution des comportements comme suit :

- 1- Les événements sont analysés par le gestionnaire en vue d'ajuster, de façon réactive, la priorité des comportements susceptibles d'être déclenchés.
- 2- Les comportements d'un agent s'exécutent de manière concurrente et interruptibles et leur exécution est soumise à un temps limité, suivi d'une réévaluation de la situation.
- 3- Sur réception d'un événement transmis par un comportement (pour exprimer un état ou une situation particulière) le gestionnaire décide de l'action à entreprendre (selon une table interne et l'état courant de l'agent).
- 4- Cette action se traduit par une modification de la priorité d'un des comportements de la liste ou par la création de nouvelles instances d'un comportement.

Les agents sont dotés de quatre comportements de base, qui sont déclenchés de manière concurrente et asynchrone, gérés par un contrôleur interne d'après le principe de tâches compétitives défini par *Drogoul*, *Ferber* puis *Guessoum*. Les quatre comportements sont divisés en deux catégories :

Trois comportements de gestion de l'information

- *le comportement de perception* (construction de primitives) : l'image est étiquetée, par croissance de région ou de contour, suivant l'algorithme proposé par [51]: une liste de pixels candidats est construite à chaque cycle de perception, à partir des pixels voisins de la primitive (région ou contour) en cours de construction. L'agrégation de ces pixels à la primitive, se fait après leur évaluations par une fonction complexe fusionnant des critères de (seuillage, d'homogénéité, de compacité et d'inclusion) pour les agents régions et des critères (d'extremum, d'homogénéité, d'opposition du contour et de taille) pour les agents contours. Les paramètres utilisés dans les fonctions d'évaluation sont adaptés au fur et à mesure que des pixels sont agrégés à la primitive. Des événements particuliers peuvent survenir, qui sont signalés au gestionnaire interne de l'agent en vue de déclencher des comportements d'interaction.

- Lorsque le pixel élu est déjà agrégé par une autre primitive.
- Lorsqu'il s'agit d'une primitive de même type, une discussion peut s'engager afin d'envisager une fusion des territoires correspondant.
- *le comportement d'interaction* (correction de primitives) : Il s'agit de communications clairement établie entre deux agents devant discuter soit une fusion de deux régions voisines : dans ce cas la, les agents lancés pour la segmentation (figure 2.13), commencent par segmenter leur composantes, pendant leurs évolution, deux agents qui se rencontrent et découvrent qu'ils travaillent sur la même composante vont fusionner. La fusion se déroule en trois étapes : demande de fusion, réponse (acceptation ou refus), terminaison (destruction) d'un des deux agents, et poursuite de l'autre, qui s'approprie l'ensemble du territoire. Ou bien réaliser des annexions lorsque deux agents de type différent se disputant une zone de litige, afin de procéder à une éventuelle correction de la segmentation. L'opération se déroule en trois étapes : transmission de l'évaluation de la zone et demande d'annexion, réévaluation de la zone et transmission de la valeur d'évaluation résultante, décision d'appropriation ou non par l'agent requêteur. La zone est finalement attribuée à l'agent réalisant la plus forte évaluation et déclarée ensuite inviolable.



Fig. 2.13 Processus de coopération : a) lancement d'agents région et contour par un agent contour. b) lancement d'agents contour par un agent région.

- *le comportement de différenciation* (interprétation ou migration d'information) : permet d'interpréter une primitive région intermédiaire en lui apportant un sens sémantique pour l'application. Il s'agit d'évaluer la primitive afin de déterminer le type de composante dont elle se rapproche le plus. Ces régions «non interprétées » sont extraites par le comportement de perception en utilisant l'information de mouvement d'une image à l'autre de la séquence. Pour cela un opérateur de différence d'image permet de calculer, à partir de la séquence d'images, des images « bas-niveau » où les pixels prennent des niveaux de gris élevés dans les zones de fort mouvement.

Un comportement de contrôle, de gestion de la stratégie :

- *le comportement de reproduction* (focalisation des agents) : permet à un agent d'explorer son environnement local et de lancer des germes d'agents qui continueront le travail de segmentation. La stratégie d'exploration de l'image est définie et distribuée pour chaque agent. Les types et les conditions de lancement des agents sont définis par le fichier de segmentation. Deux types de reproduction sont mis en œuvre :

- La reproduction dans la même image, afin de continuer la segmentation de l'image courante : des agents de spécialisations différentes, sont lancés aux endroits stratégiques de l'image. Chaque type d'agent étudie son environnement local et choisit les endroits les plus appropriés pour initialiser de nouveaux germes. Cette exploration permet l'adaptation de la création des agents au contexte local de l'image et au type d'agent à créer (par spécialisation du comportement) (figure 2.14).

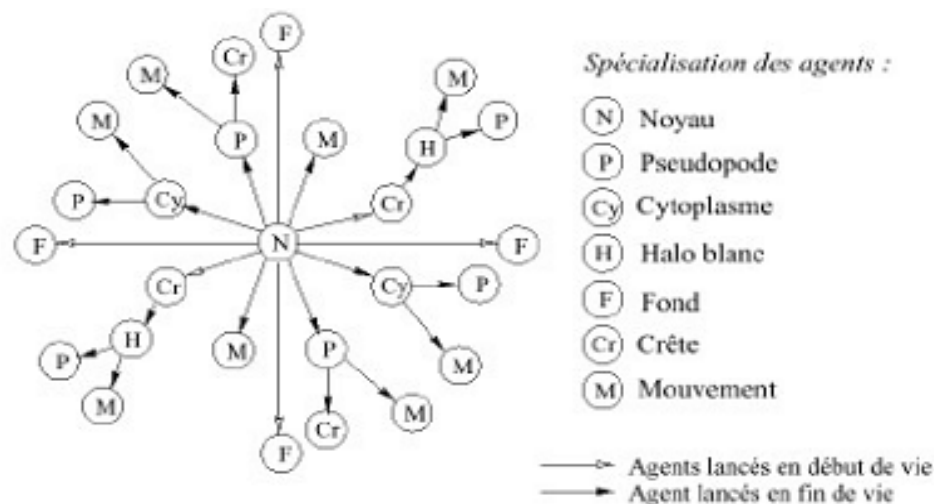


Fig. 2.14 Stratégie d'exploration de l'image implantée par le comportement de reproduction, tous les agents contribuent à l'exploration de la cellule.

- La reproduction vers l'image suivante, afin de poursuivre la segmentation de la séquence d'images : Dont le principe est de démarrer le traitement de l'image suivante, même lorsque l'image courante n'est pas entièrement traitée. Ainsi, le traitement complet de la séquence d'images s'effectue en pipeline. Le lancement des agents dans l'image suivante est réaliser seulement pour les agents de type région, lorsque l'agent à terminer la segmentation dans l'image courante. Ce lancement s'effectue au centre de gravité de la primitive, par le calcul du déplacement moyen en utilisant les

informations des agents des images précédentes. La stratégie utilisée par Boucher est de centraliser le passage d'une image à l'autre sur le noyau de la cellule. Ce choix a été fait à cause de la simplicité de la segmentation du noyau et pour sa position centrale dans la cellule ; ensuite, la recherche des autres composantes se fait par les mécanismes du comportement de reproduction dans la même image. Cette stratégie est bien adaptée pour les applications cytologiques.

2.4 Conclusion

Comme nous venons de le voir, les architectures Multi-Agent peuvent prendre des formes très variées, selon l'application réalisée et que la coopération des agents constitue le noyau de ces systèmes. Dans la section suivante nous proposons notre système Multi-Agent, qui fait combiner deux méthodes de segmentation à savoir la méthode de segmentation contour *Canny* et la méthode de segmentation région (Ligne de Partage des Eaux).

Chapitre 3

L'approche Multi-Agent adoptée

Chapitre 3

L'approche Multi-Agent adoptée

3.1 Introduction

Dans ce chapitre nous allons présenter l'approche Multi-agent que nous avons choisie. Nous avons opté pour une architecture Multi-Agent car les agents fournissent un cadre naturel pour l'expression de la coopération et de la négociation; permettent aussi de faire cohabiter des agents de toutes natures, depuis des agents réactifs très primitifs jusqu'à des agents cognitifs évolués, et de les faire évoluer en parallèle.

L'idée originale était à l'instar d'associer un agent à chaque pixel, puisque les images sont constituées de grandes zones homogènes faciles à segmenter avec des approches de segmentation classiques. De ce fait nous avons utilisé des méthodes de segmentation classique qui vont effectuer une pré-segmentation de l'image originale, ce qui réduit considérablement le nombre de primitives initiales et donc le nombre d'agents. L'objectif est donc d'obtenir une segmentation initiale, même imparfaite, que le Système Multi-Agent tentera d'améliorer.

Pour cela dans la section 3.2 nous expliquons notre système. La section 3.3, nous donnerons l'explication sur l'étape de pré-segmentation, qui sera l'entrée de notre système Multi-agent (section 3.4) et l'étape de mode de coopération utilisées (section 3.5). Enfin, nous présentons une conclusion sur ce chapitre.

3.2 L'approche Multi-Agent Adoptée

Avant de générer les agents de segmentation Une pré-segmentation initiale est effectuée comme dans Nazif [4]. En entrée au système Multi-Agent sont, donc, fournies deux images. Une carte de régions et une carte de contours, à partir desquelles sont lancés des agents régions et contours. Nous distinguons deux catégories d'agents :

- Des agents, nommés agents de gestion du système et qui contiennent les informations nécessaires (image initiale, carte contour, carte région) au fonctionnement du système Multi-Agent
- Des agents nommés agents de segmentation, chargé de l'amélioration de la pré-segmentation initiale.

La figure 3.1 montre l'algorithme de déroulement du système Multi-Agent pour la segmentation.

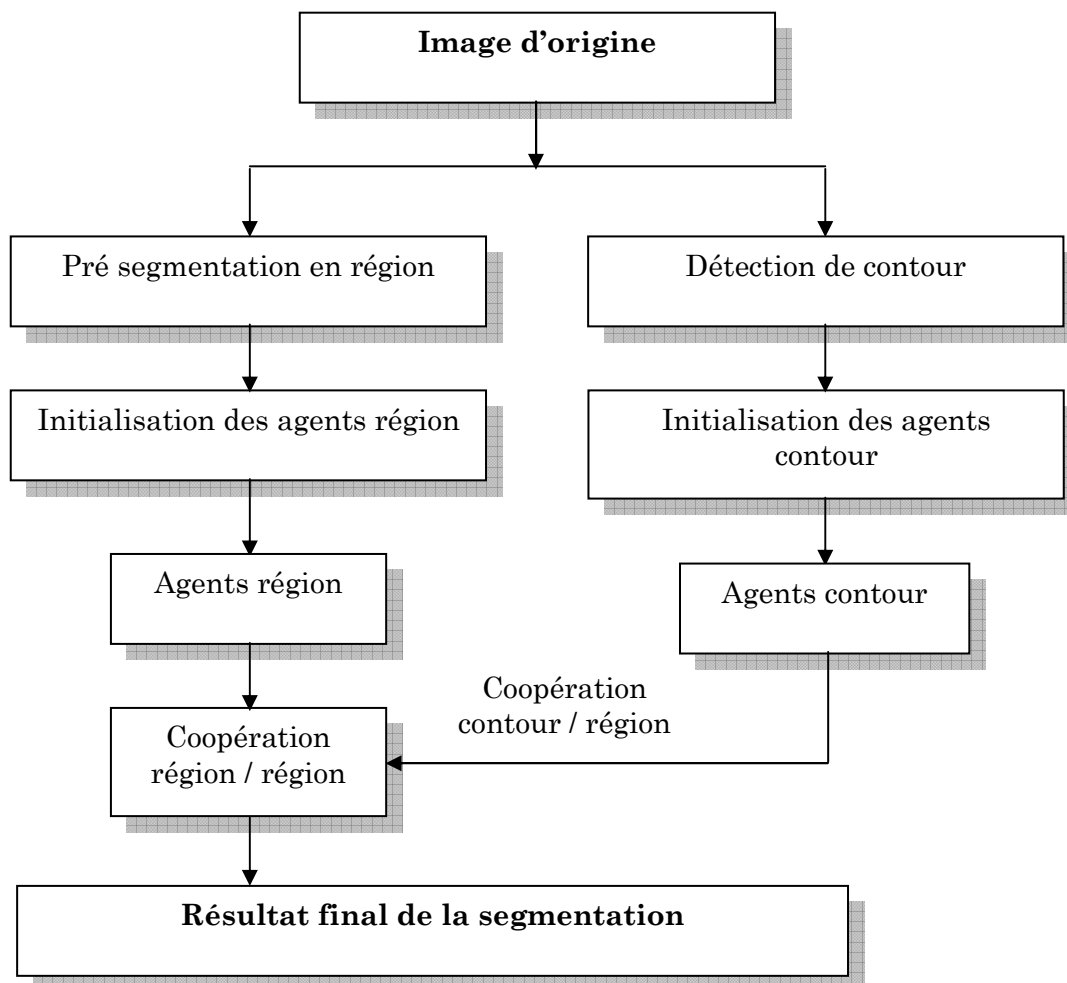


Fig. 3.1 Algorithme de déroulement du système Multi-Agent adoptée.

3.3 Présentation de la plate forme logicielle

3.3.1 Les agents de gestion du système

La communication de l'utilisateur avec l'interface est réalisée via l'agent interface. Ce dernier récupère un ensemble de paramètres qui va communiquer à un autre agent moniteur. Ce dernier prend en charge l'initialisation du système. Enfin un dernier agent environnement représente l'environnement partagé par les différents agents du système

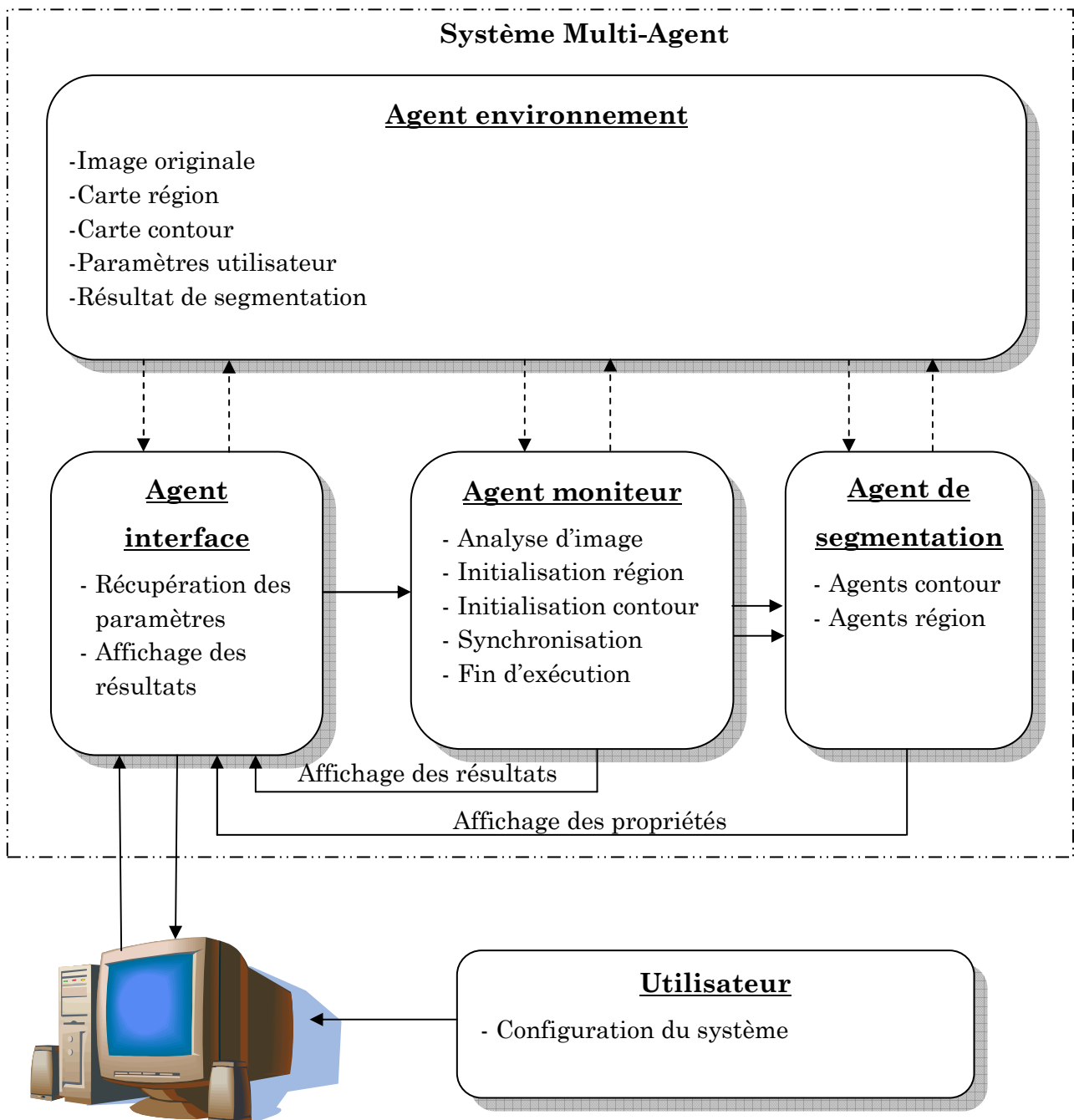


Fig.3.2 .Présentation de la plate forme logicielle et l'échange d'informations

a- L'agent environnement

L'agent environnement dispose de toutes les informations partagées par les agents du système qui sont :

- Paramètres fournis par l'utilisateur ;
- Image d'origine;
- Carte région ;
- Carte contour ;
- Résultats de la segmentation ;

Pour chaque mise à jour du système, il y a la carte région renouvelée et la carte contour que les agents explorent pour rencontrer les meilleurs voisins

b- L'agent interface

C'est l'agent qui récupère les données fournies par l'utilisateur. Il sert d'agent intermédiaire entre l'utilisateur et le système Multi-agent. Il possède un ensemble de menus permettant de sélectionner les images à traiter ainsi que la modification des paramètres en entrée du système, la récupération des informations des agents survivants et les résultats en sortie du système

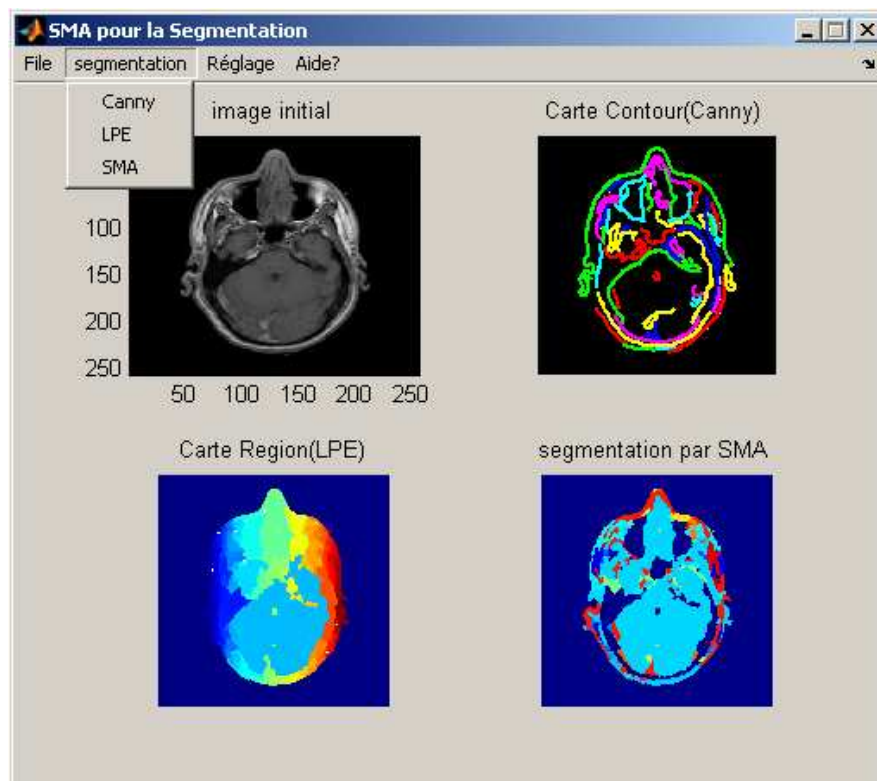


Fig.3.3 L'interface graphique

c- L'agent moniteur

C'est l'agent responsable de l'exécution du Système multiagent. Il joue le rôle de coordinateur car c'est lui qui assure l'initialisation du système et la synchronisation des agents dans l'exécution des différentes tâches (coopération, fusion, suppression d'agent non-survivant à la fusion), et enfin la fin d'exécution du programme.

d- Agents de segmentation

On trouve deux catégories d'agents de segmentation : les agents région et les agents contour, où chaque agent présente une primitive de l'image et doté de croyances sur lui et sur l'environnement.

Les agents régions ont comme but de fusionner entre agents similaires. Par contre, les agents contour ont pour objectif la validation de fusion de région ou bien l'opposition à la fusion.

3.4 Fonctionnement du système Multi-Agent

Après avoir paramétré notre système, et sélectionné l'image à segmenter, le système effectuera un pré traitement de l'image pour générer les agents de segmentation

3.4.1 Pré Traitement

Dans la phase de pré traitement, nous utilisons la méthode de segmentation par ligne de partage des eaux (LPE), pour obtenir une carte des régions, et la méthode de *Canny* suivie d'un chaînage des contours, pour l'extraction de segments de contours.

3.4.1.1 Pré segmentation en régions

Dans la phase de pré-segmentation en régions, nous avons opté pour la méthode de segmentation par ligne de partage des eaux (LPE), pour fournir une carte région qui sera sur-segmentée.

a- Principe de la segmentation par ligne de partage des eaux

En morphologie mathématique, l'algorithme de la ligne de partage des eaux (LPE), proposé par *Digabel* et *Lantuéjoul* [76], est un algorithme de segmentation d'images (figure 3.6) qui décompose une image en régions homogènes. La ligne de partage des eaux s'applique sur une image vue comme une carte d'altitude. Cette image est généralement une image de gradient permettant d'identifier les zones homogènes et hétérogènes du signal d'entrée. L'élévation du pixel étant directement proportionnelle à

l'hétérogénéité de la zone dans laquelle il se situe. Cette carte est inondée à partir de ses minima locaux et lorsque deux bassins de rétention se rencontrent, une ligne de partage des eaux est créée. Un exemple de coupe d'une image d'élévation immergée est donné en figure 3.4.

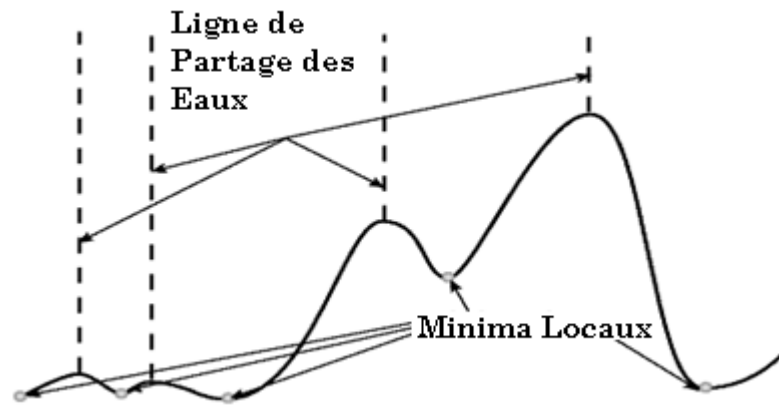


Fig. 3.4 Exemple de coupe d'image d'élévation immergée.

Construction de la LPE par inondation

Imaginons que de l'eau jaillisse de chaque minimum et que la surface soit inondée à partir de ces sources (figure 3.5). Progressivement, le niveau de l'eau s'élève.

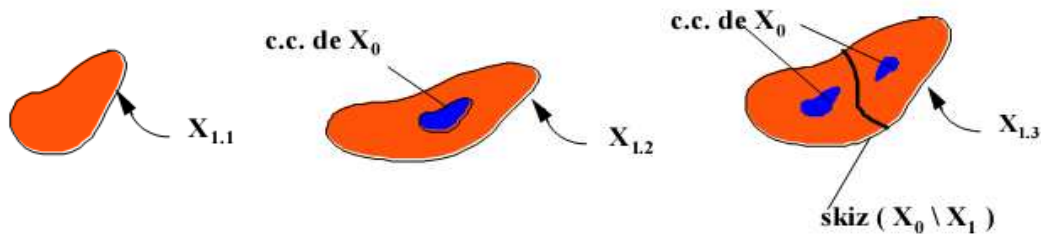


Fig. 3.5 Evolution de l'inondation.

- Pour empêcher le mélange des eaux venant de minima différents, on crée un barrage élémentaire en chaque point de contact. L'eau continue de s'élever ;
- A la fin, ne restent que les digues achevées, entourées d'eau : c'est la LPE.

Soit m la valeur minimale de la fonction f .

Posons :

$$X_0 = \{x : f(x) = m\},$$

$$X_k = \{x : f(x) \leq m+k\} \text{ avec } 1 \leq k \leq \max f$$

Appelons Y_1 les zones d'influence géodésiques de X_0 dans X_1 et distinguons trois types de composantes connexes de X

- 1- Celle, $X_{1,1}$ qui ne contiennent pas de points de X_0 : elles sont absentes de Y_1
- 2- Celle, $X_{1,2}$ qui contiennent une seule composante connexe de X_0 : elles font alors partie de Y_1
- 3- Celle, $X_{1,3}$ qui contiennent plusieurs composantes connexes de X_0 : Y_1 récupère alors $X_{1,3}$ diminuée des branches de son skiz géodésique.
- 4- Comme les $X_{1,1}$ sont des minima apparus à la cote 1, il convient de les incorporer à l'inondation. On remplace donc X_1 par $Y_1 \sim X_{1,1}$
- 5- Et l'on itère, c'est-à-dire que l'on calcule les zones d'influence géodésiques Y_2 de $Y_1 \sim X_{1,1}$ dans X_2 , d'où le marqueur $Y_2 \sim X_{2,1}$, etc....
- 6- Le processus s'arrête quand on atteint le niveau $k = \max f$. on a alors :

$$Y_{\max f} = \text{réunion des bassins versant.}$$

$$[Y_{\max f}]^c = \text{ligne de partage des eaux.}$$

Fig. 3.6 Algorithme de S.Beucher &Ch.Lantuejoul [76]

3.4.1.2 Détection de contours

Pour détecter les contours d'objets présents dans une image, nous avons utilisé l'algorithme de *Canny* qui utilise les cartes de gradient de l'image. Au résultat, nous appliquerons une approximation polygonale pour extraire les chaînes de segments de contour.

Pour obtenir une carte de contours, nous avons suivi l'organigramme ci-dessous (figure 3.7)

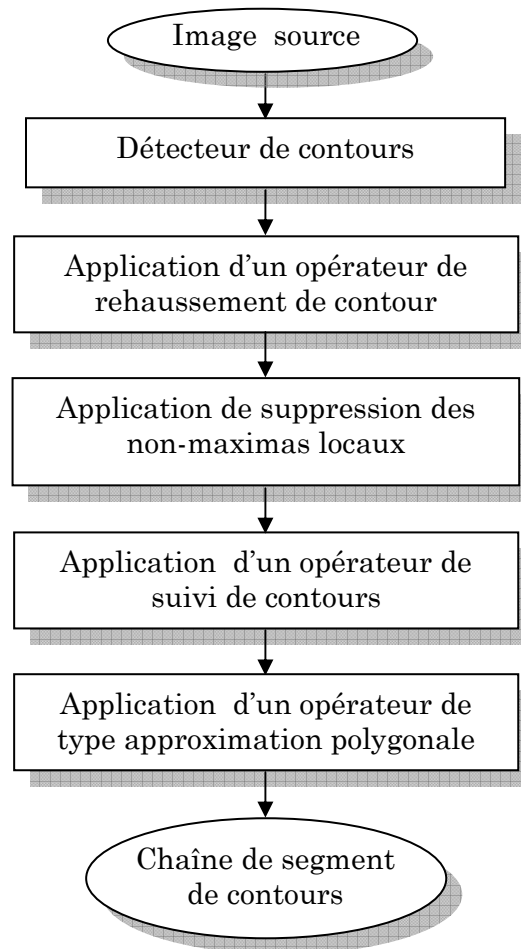


Fig.3.7 Organigramme d'extraction chaîne de segment de contours

L'algorithme de Canny permet de satisfaire les trois conditions :

1. qualité de la détection des vrais points de contours,
2. localisation des points détectés,
3. unicité de la solution (en cas de détection multiple).

La prise en compte de ces trois conditions pour l'opérateur idéal de détection fournit une première approximation par la dérivée de la fonction de Gauss $g(i)$, proposée par Canny :

$$g(i) = \alpha \cdot i \cdot e^{-\frac{i^2}{2\sigma^2}} \quad 3.1$$

Ce filtre a l'avantage de la séparabilité car il opère indépendamment sur les deux axes de l'image. L'implémentation du filtre de Canny utilise le lissage unidimensionnel avec le filtre de Gauss $g(x)$, suivi de la convolution avec le filtre unidimensionnel de la dérivée $g1(x)$ de la fonction de Gauss, sur chacun des deux axes, afin d'obtenir les cartes de la norme des gradients et de leurs orientations locales:

L'extraction de segments de contour se fait comme suit :

1. Filtrage de l'image par un filtre Gaussien dont la variance σ^2 fixe le degré de lissage,
2. Estimation de l'amplitude et de l'orientation du gradient en appliquant un filtre de Sobel,
3. Sélection des maxima locaux, par l'utilisation du seuillage par hystérésis pour détecter et relier les contours. Les paramètres de l'algorithme de seuillage par hystérésis, τ_1 et τ_2 , sont choisis pour optimiser la relation entre la qualité de la détection locale et la qualité de la détection globale.
4. Extraction de chaîne de segments : ce fait en deux étapes, la première est l'extraction des segments de l'image contour et la suivante est le regroupement des segments connexes appelé chaînage.
5. Approximation polygonale : elle réduit la quantité d'information de chaque chaîne de segment en fonction d'une tolérance [77], [78], [79].

3.4.2 Initialisation des agents de segmentation

L'étape d'initialisation permet de lancer les agents région et les agents contour issus de l'étape de pré-segmentation, et permet de doter chaque agent par des connaissances sur lui, et sur son environnement.

3.4.2.1 Les agents de segmentation

Lors du comportement d'exploration, chaque agent région ou contour, enregistre l'ensemble des informations, concernant son voisinage, ainsi que ses propres informations (croyances), dans un vecteur propre à lui.

a) Les agents région

Les informations propres à l'agent région qui sont les croyances de l'agent, sont représentées par les attributs photométriques et géométriques de la région. Ces attributs sont :

- **Id_R** : numéro d'identification de la région ;
- **μ_s** : moyenne des niveaux de gris de la région;
- **σ_s** : l'écart-type des niveaux de gris de la région;
- **$Surf_s$** : surface de la région (nombre de pixels);

La moyenne et l'écart-type sont calculées à partir des formules suivantes :

$$\mu_s = \frac{\sum(x_i)}{Surf_s} \quad 3.2$$

$$\sigma_s = \sqrt{\sum(x_i^2) - \frac{(\sum(x_i))^2}{Surf_s}} \quad 3.3$$

Où

$Surf_s$: le nombre de pixels de la région S, x_i : le niveau de gris du pixel i de la région S,

$\sum(x_i^2)$: la somme des niveaux de gris de la région S, $\sum(x_i)$: la somme des carrés des niveaux des gris de la région S.

Par contre, pour le voisinage les agents régions vont explorer la carte région pour y découvrir leurs voisins de type région. Les zones explorées correspondent aux sites adjacents le long des sites frontières de la région. Ensuite un vecteur liste des voisins est crée.

b) Les agents contour

Cependant, les croyances de chaque agent contour contiennent la chaine de segments de contour que l'agent représente. Les attributs de chaque agent contour sont définis comme suit :

- **Idc** : numéro d'identification de l'agent contour;
- **Lc** : longueur du contour (nombre de pixels);
- **Listec** : liste orientée des pixels du contour;
- **gs** : le gradient moyen normalisé le long du segment.

Nous ne stockons pas d'information de voisinage pour les agents contour; un agent contour peut connaître ses voisins région sur la carte de région.

3.4.2.2 Les comportements des agents de segmentation

Les agents contour et région possèdent plusieurs comportements :

- **Le comportement d'exploration** : chaque agent région cherche ses voisins dans l'image. La construction des relations de voisinage est réalisée par les agents après avoir marqué leurs territoires. Chaque rencontre se traduit par l'établissement d'une relation d'adjacence. Les rencontres ainsi faites deviennent les voisins de l'agent, avec ceux qu'il va interagir et fusionner s'ils sont similaires.

- **Le comportement de planification de fusion** : dans ce comportement chaque agent cherche le meilleur voisin avec celui qu'il va entreprendre la fusion. Pour cela, il parcourt la liste de ses voisins établie précédemment et récupère les attributs de chaque voisin pour sélectionner celui qui présente des propriétés similaires. Ainsi si les deux agents région partagent le même avis sur la fusion, ils formeront un couple d'agents région prêt pour la fusion.

Par exemple si on a AR_1 et AR_2 deux agents région voisins, (chaque agent région connaît l'ensemble de ses agents région voisins). Si AR_2 est le meilleur voisin de AR_1 , l'agent AR_1 demande la fusion pour l'agent AR_2 . Dans le cas où AR_1 est le meilleur voisin de AR_2 alors l'agent AR_2 accepte la fusion. Dans le cas contraire, l'agent AR_2 envoie une demande de fusion pour son meilleur voisin (figure 3.8).

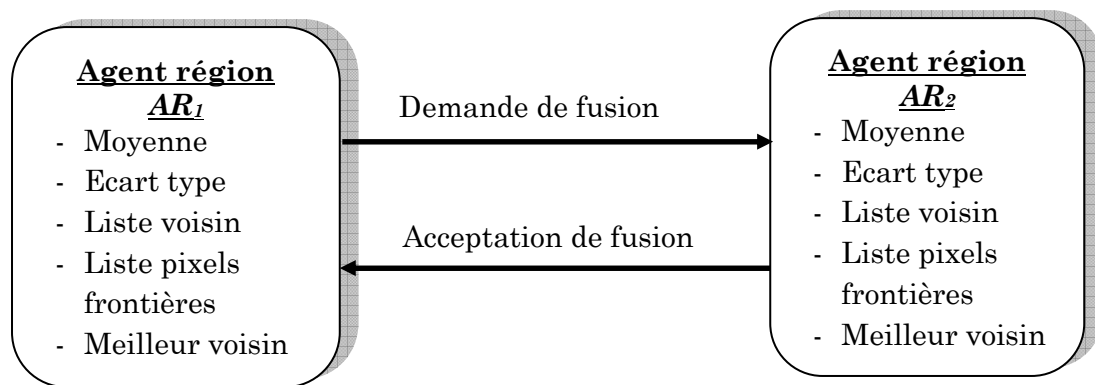


Fig. 3.8 Représentation d'une planification de fusion entre agents régions

Les agents contour ont pour objectif la validation de la fusion, ou bien l'opposition si les deux agents région candidats à la fusion partagent des points frontière avec lui (figure 3.9).

Prenons l'exemple précédent en rajoutant l'agent contour AC_{1-2}

Dans le cas où AR_1 et AR_2 sont les deux meilleurs voisins candidats à la fusion, ils demandent l'avis de l'agent contour AC_{1-2} et ce dernier s'oppose à la fusion s'il est présent dans la majorité des pixels frontières des deux agents région.

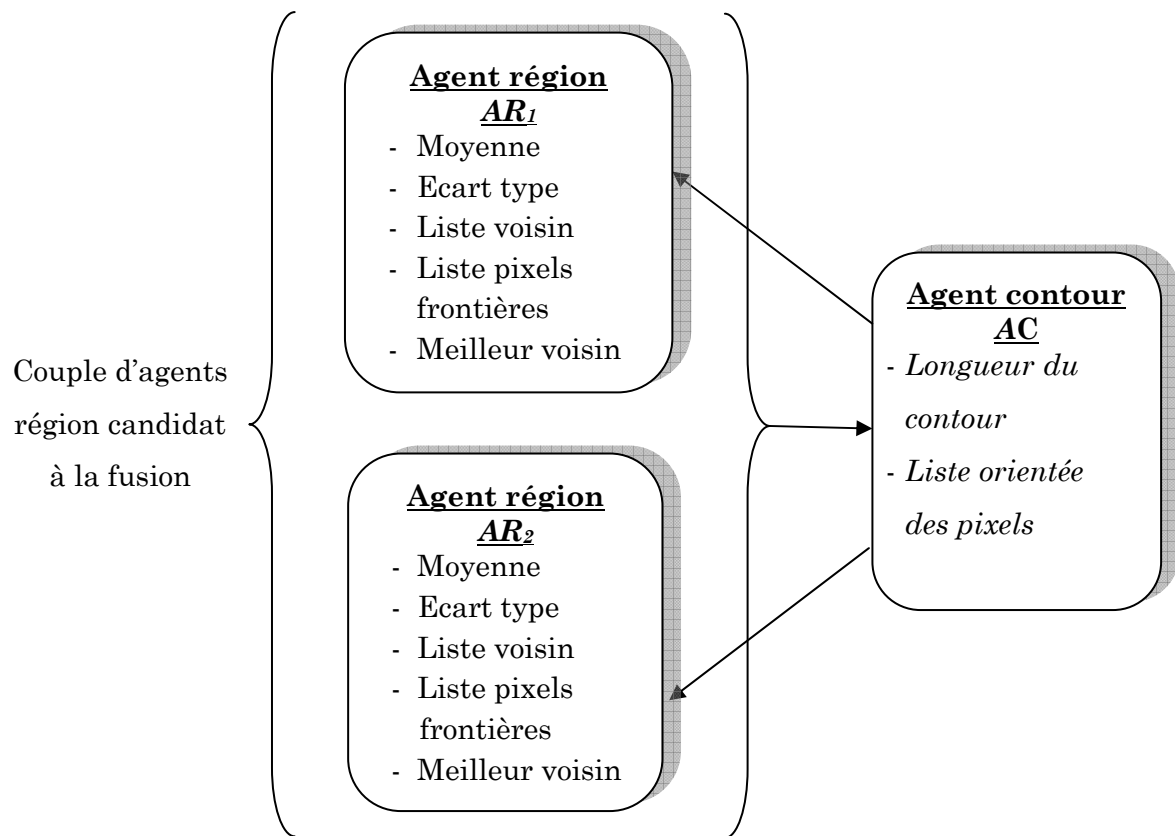


Fig. 3.9 Représentation d'une planification de fusion entre agents régions utilisant l'information contour

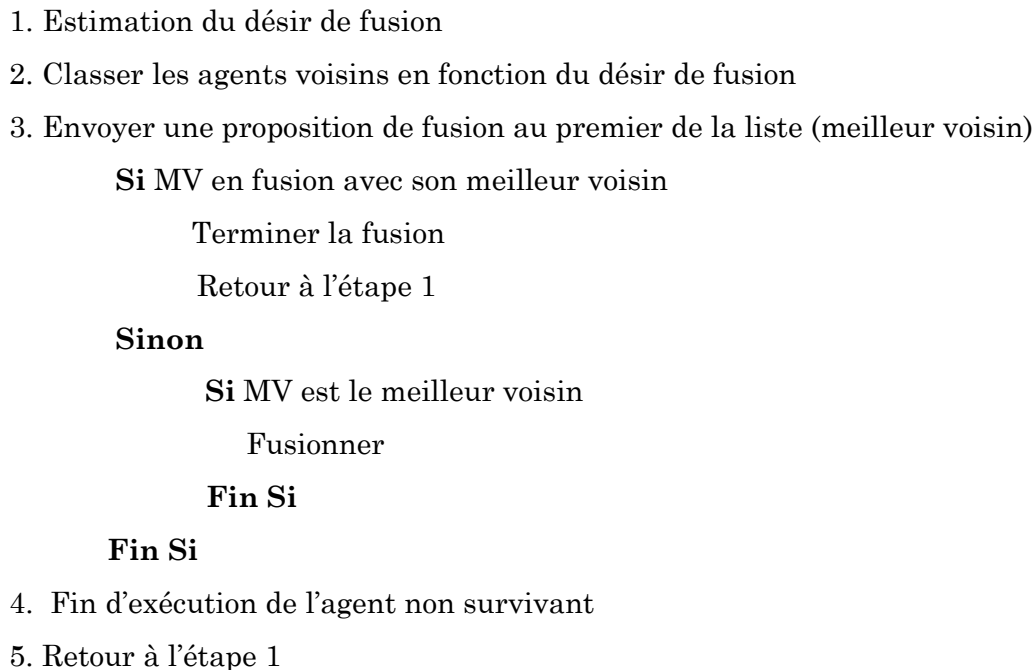
- **Le comportement de coopération** : dans un premier temps, nous effectuons une coopération région-région basée sur le désir mutuel de fusion entre les deux agents région. Puis, l'application sera élargie en rajoutant la coopération région-contour, en utilisant l'information contour pour confirmer la fusion des couples d'agents région.

3.4.2.3 La coopération

3.4.2.3.1 La coopération région - région pour la fusion de région

Pour la coopération région-région, nous avons mis au point la stratégie de fusion de deux régions, sans se préoccuper de l'information contour issue des agents contour. Pour cet effet, le comportement de fusion des agents régions est testé uniquement sur le désir mutuel de fusion entre les deux agents région voisins.

La fusion de deux régions est réalisée selon l'algorithme de la figure 3.10 :

- 
- ```

graph TD
 1[1. Estimation du désir de fusion] --> 2[2. Classer les agents voisins en fonction du désir de fusion]
 2 --> 3[3. Envoyer une proposition de fusion au premier de la liste (meilleur voisin)]
 3 --> SiMV[Si MV en fusion avec son meilleur voisin]
 SiMV --> Terminer[Terminer la fusion]
 Terminer --> Retour1[Retour à l'étape 1]
 SiMV --> Sinon[Sinon]
 Sinon --> SiMVest[Si MV est le meilleur voisin]
 SiMVest --> Fusionner[Fusionner]
 Fusionner --> FinSi[Fin Si]
 FinSi --> FinSi2[Fin Si]
 FinSi2 --> 4[4. Fin d'exécution de l'agent non survivant]
 4 --> 5[5. Retour à l'étape 1]

```
1. Estimation du désir de fusion
  2. Classer les agents voisins en fonction du désir de fusion
  3. Envoyer une proposition de fusion au premier de la liste (meilleur voisin)
    - Si** MV en fusion avec son meilleur voisin
      - Terminer la fusion
      - Retour à l'étape 1
    - Sinon**
      - Si** MV est le meilleur voisin
        - Fusionner
      - Fin Si**
    - Fin Si**
  4. Fin d'exécution de l'agent non survivant
  5. Retour à l'étape 1

**Fig. 3.10** Algorithme de Fusion de Régions

- 1- *Planification de fusion entre deux agents région* : Pour mettre en œuvre la fusion de deux régions, chaque agent région calcule son désir de fusion avec chaque voisin, puis communique son désir de fusion au meilleur voisin (MV). Pour qu'une fusion ait lieu, il faut que le désir de fusion soit mutuel entre les deux agents régions voisin. Dans notre étude nous nous sommes basés sur le superlatif (Meilleur), ou l'agent qui possède des caractéristiques proches, comme exemple si ( $R_1$  et  $R_2$ ) est un couple d'agents région candidats à la fusion, le meilleur voisin de l'agent  $R_1$  doit être l'agent  $R_2$  et le meilleur voisin de l'agent  $R_2$  doit être l'agent  $R_1$ .
- 2- *L'estimation du désir de fusion* : Le désir de fusion est choisi en fonction des propriétés similaires telles que la moyenne, l'écart type, la variance etc. qui doivent être très proches, un seuil de décision peut même être utilisé. Dans notre application, nous avons utilisé la moyenne; et chaque agent possède un seuil

propre à lui. L'opération de fusion est exécutée quand le désir de fusion est mutuel (formule 3.4).

$$\left\{ \begin{array}{l} |\Delta \mu| = abs |\mu_{R1} - \mu_{R2}| \leq Seuil_{R1} \\ \quad \quad \quad et \\ |\Delta \mu| = abs |\mu_{R1} - \mu_{R2}| \leq Seuil_{R2}. \end{array} \right. \quad 3.4$$

Où  $|\Delta \mu|$ , est la différence de moyennes des niveaux de gris des régions  $R_1$  et  $R_2$ .

Nous avons utilisé deux seuils : un seuil qui est global, et un seuil local qui est plus restrictif que le seuil global. Afin d'obtenir une analyse localement adaptée il est intéressant d'utiliser un seuil local qui est inférieur au seuil global.

Si le voisinage de l'agent région est composé d'agents région qui lui ressemblent, il est souhaitable alors que la relation de similarité soit plus exigeante (figure 3.11).

Dans notre approche, nous forçons d'abord les meilleurs fusions afin d'éviter des fusions inadaptées qui font dériver progressivement les caractéristiques des régions issues des fusions.

Le seuil local de chaque agent est calculé comme suit :

Soit  $l$  le nombre de voisins de l'agent  $R_1$

$$Seuil_{R1} = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l abs |\mu_{R1} - \mu_{Ri}| \quad 3.5$$

et soit  $n$  le nombre de voisins de l'agent  $R_2$

$$Seuil_{R2} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n abs |\mu_{R2} - \mu_{Ri}| \quad 3.6$$

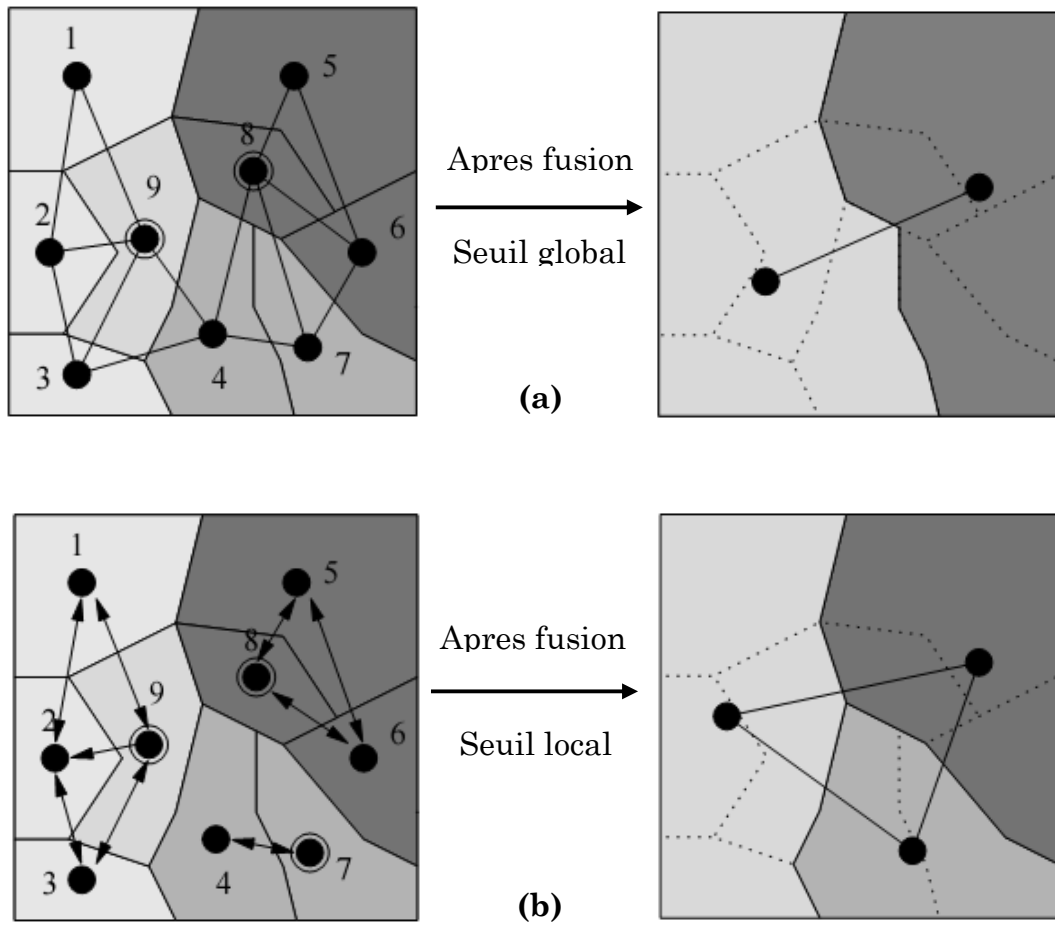
Pour que la fusion ait lieu, il faut que

$$Seuil_{R2} \leq Seuil_g \text{ et } Seuil_{R1} \leq Seuil_g \quad 3.7$$

avec :

$$Seuil_g = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mu_i \quad 3.8$$

Où  $m$  représente le nombre d'agents région



**Fig. 3.11** Différence entre la fusion selon un seuil global (a) et la fusion selon un seuil local (b).

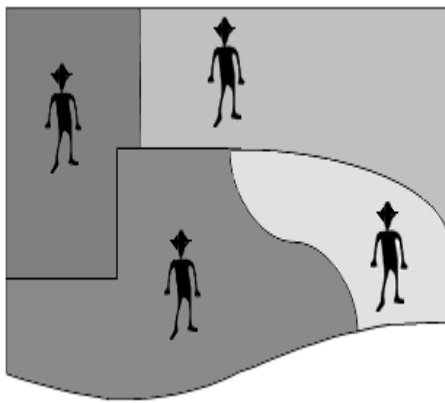
- 3- *critère de survie* : il s'agit de décider lequel des deux agents régions va survivre à la fusion. Dans notre étude nous avons choisi la surface comme critère de survie. Ainsi l'agent région qui possède la plus grande surface survivra à la fusion, Si :

$$\left\{ \begin{array}{ll} SurfR_1 > SurfR_2 & \rightarrow \text{l'agent } R_1 \text{ survivra à la fusion} \\ SurfR_2 > SurfR_1 & \rightarrow \text{l'agent } R_2 \text{ survivra à la fusion} \end{array} \right. \quad 3.9$$

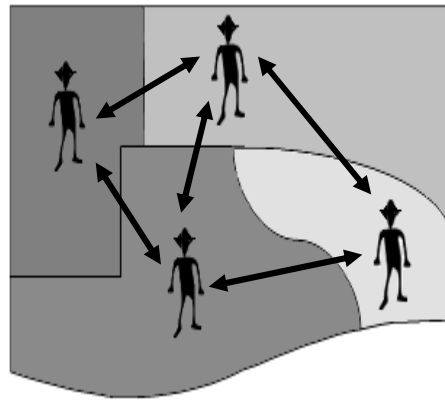
- 4- *Acceptation de fusion* : après la prise de décision de fusion entre les deux meilleurs voisins, les agents concernés par la fusion rejettent toute autre proposition de fusion avec tout autre voisin jusqu'à la fin de cette opération. Après la fusion, des couples d'agents région candidats à la fusion, les agents qui

vérifient le critère de survie vont hériter des attributs des meilleurs voisins, et ces derniers vont mettre fin à leurs vies.

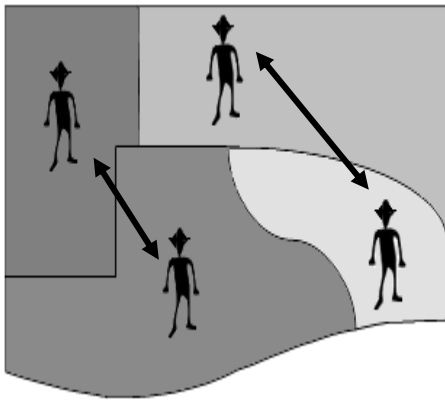
A la fin de chaque fusion, une mise à jour des attributs de régions est réalisée, et le processus est réitéré jusqu'à ce que tous les couples de régions qui vérifient le critère de fusion aient fusionné (figure 3.12).



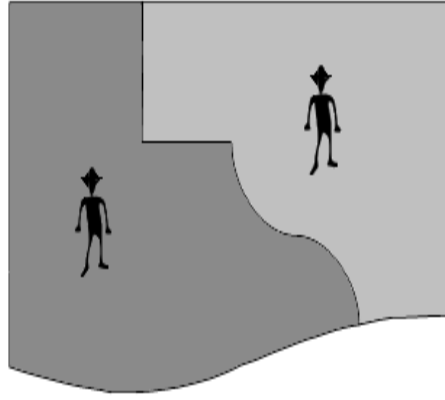
a- Initialisation d'agents région



b- Planification de fusion



c- Sélection du Meilleur Voisin



d- Fusion et suppression d'agents non survivants

**Fig. 3.12** Coopération région-région pour la fusion de régions.

### 3.4.2.3.2 Coopération Contour-Région pour la fusion de régions

La coopération contour-région pour la fusion de régions, est réalisée de manière à utiliser l'information contour pour confirmer la fusion de régions ou bien à l'opposition d'une fusion de régions (figure 3.13).

Cette coopération, se résume par la modification portée sur le critère d'acceptation de fusion. Nous rajoutons à ce dernier l'information du nombre de pixels de la carte de régions présentes dans les frontières des deux régions candidates à la fusion, et qui est calculé de la façon suivante :

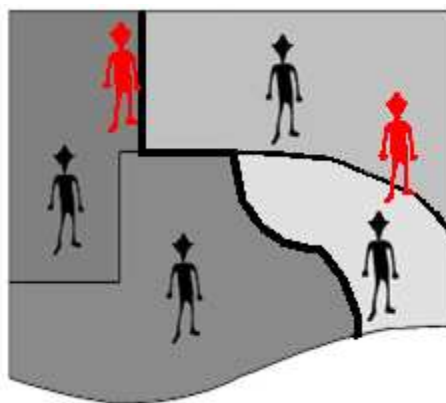
Soient  $R_1$  et  $R_2$  deux régions candidates à une fusion. Le critère d'autorisation de fusion est défini par :

$$C_{R1-2} + C_{R2-1} \leq Seuil * P_{R1-2} \quad 3.10$$

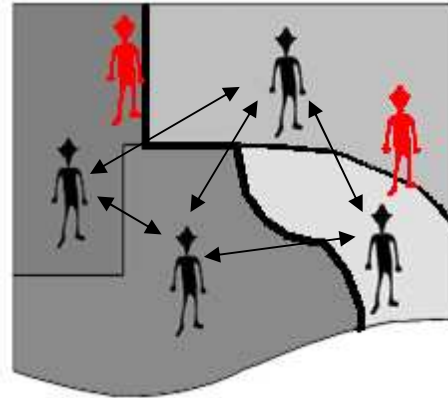
avec :

- $P_{R1-2}$  : le nombre de points frontière de l'agent  $R_1$  avec l'agent  $R_2$ ,
- $C_{R1-2}$  : le nombre de points frontière de l'agent  $R_1$  avec l'agent  $R_2$  appartenant à un contour,
- $C_{R2-1}$  : le nombre de points frontière de l'agent  $R_2$  avec l'agent  $R_1$  appartenant à un contour.

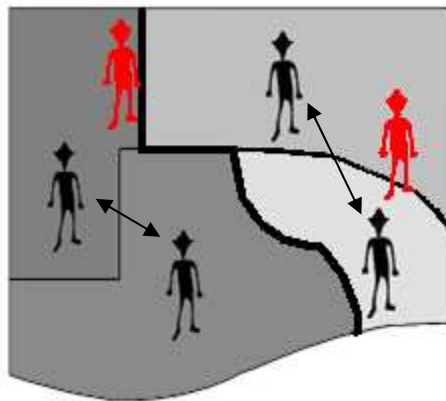
Ans la fusion n'est réalisée que lorsque le désir de fusion entre les deux régions est réciproque, et si le nombre de points de contours sur la frontière des deux régions est faible.



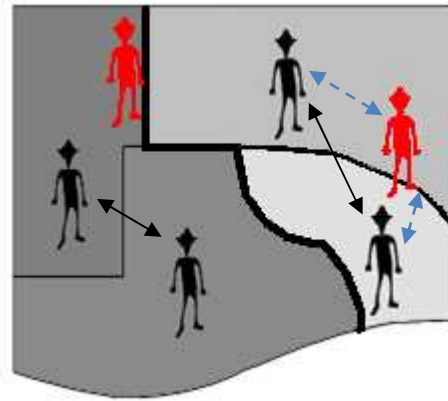
a- Initialisation d'agents  
région / contour



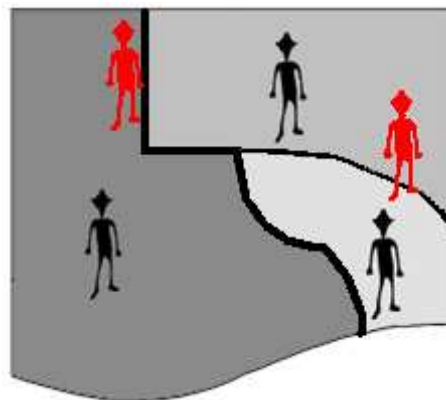
b- Planification de fusion



c- Sélection du Meilleur Voisin



d- coopération région-contour  
pour la fusion de régions



e- Fusion et suppression d'agents  
non survivants

**Fig. 3.13** Coopération région-région et région-contour pour la fusion de régions.

Notre algorithme de fusion deviendra alors (figure.3.14) :

- 
- ```

graph TD
    1[1. Estimation du désir de fusion] --> 2[2. Classer les agents voisins en fonction du désir de fusion]
    2 --> 3[3. Envoyer une proposition de fusion au premier de la liste (meilleur voisin)]
    3 --> D1{Si MV en fusion avec son meilleur voisin}
    D1 -- Oui --> T1[Terminer la fusion]
    T1 --> R1[Retour à l'étape 1]
    D1 -- Non --> S1[Sinon]
    S1 --> D2{Si (MV est le meilleur voisin & le nombre de points de Contours sur la frontière des deux régions est faible)}
    D2 -- Oui --> F1[Fusionner]
    D2 -- Non --> FS1[Fin Si]
    F1 --> FS1
    FS1 --> 4[4. Fin d'exécution de l'agent non survivant]
    4 --> 5[5. Retour à l'étape 1]
  
```
1. Estimation du désir de fusion
 2. Classer les agents voisins en fonction du désir de fusion
 3. Envoyer une proposition de fusion au premier de la liste (meilleur voisin)
 - Si** MV en fusion avec son meilleur voisin
 - Terminer la fusion
 - Retour à l'étape 1
 - Sinon**
 - Si** (MV est le meilleur voisin & le nombre de points de Contours sur la frontière des deux régions est faible)
 - Fusionner
 - Fin Si**
 - Fin Si**
 4. Fin d'exécution de l'agent non survivant
 5. Retour à l'étape 1

Fig. 3.14 Algorithme de Fusion de Régions avec la coopération région-contour.

La coopération région-contour a été utilisée dans le but d'empêcher la fusion de régions de moyenne proche traversée par un vrai contour, ce qui permet d'avoir une bonne segmentation.

3.4.3 Fin d'exécution du système

La convergence du système est assurée car les agents respectent les lois de fusion définies précédemment. La diminution du nombre de couples de régions candidats à la fusion se fait d'une itération à une autre, ce qui nous donne un gain en temps de calcul, et lors des dernières itérations, la diminution de ces couples est très faible et n'apporte que très peu d'améliorations à la qualité de la segmentation. Ainsi, il est peut-être pertinent d'arrêter le processus de fusion.

La condition d'arrêt de notre système, est assurée par le critère qui est la moyenne des moyennes des niveaux de gris de chaque région qui est calculé par le $Seuil_g$.

3.5 Conclusion

Dans cette partie nous avons présenté l'approche Multi-Agents pour la segmentation d'image que nous avons réalisée, ainsi que les différents modes de coopération que nous avons mis en œuvre. La coopération de méthodes de segmentation joue un grand rôle pour l'obtention de bons résultats, car chaque méthode peut servir de correcteur de défaut de la deuxième méthode. Le prochain chapitre est réservé pour la validation de notre approche.

Chapitre 4

Validation et résultats

Chapitre 4

Validation et résultats

4.1 Introduction

Nous présentons, dans ce chapitre, quelques résultats que nous avons obtenus lors de l'application de notre approche. Comme dans de nombreux problèmes de segmentation d'images, la validation des résultats obtenus est un problème délicat. Pour cela, nous avons utilisé, dans un premier temps, des images de synthèse dont la segmentation de référence est parfaitement connue, dans le but d'évaluer la performance de notre système. Puis, nous l'avons appliqué sur des images IRM réelles, dont le résultat de segmentation est réalisé manuellement par des experts.

4.2 Implémentation et Paramétrage

Nous avons développé notre système Multi-Agent sous MATLAB. Ce dernier est un langage interprété, ce qui lui vaut la réputation d'être lent en temps de calcul sur des instructions comme les boucles ou les conditions. En revanche nous observons une grande rapidité lors des calculs matriciels. En effet MATLAB ne permet pas l'exécution de processus parallèles. Heureusement, nous travaillons dans un environnement discret, tant pour le terrain que pour le temps. Nous comptons le temps en nombre de cycles, c'est précisément cette information qui a permis d'éviter l'utilisation des Thread. Pour nous un cycle correspond à une exécution de la boucle principale et dans cette boucle nous faisons évoluer chaque agent une fois [77] (figure 4.1).

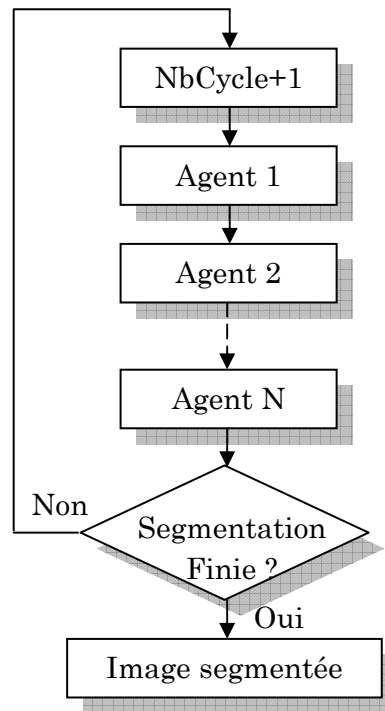


Fig.4.1 Algorithme n'utilisant pas de thread.

Le premier exemple des images synthétiques, est une image dégradée de 0 à 255. La deuxième est l'image SAVOISE qui présente des objets de formes géométriques différentes et en dernier, l'image fibres musculaires qui est une image microscopique. Puis nous appliquons notre système à des images du domaine médical, en particulier, des IRM cérébrales. Ces images sont difficiles à segmenter, même pour un expert humain, en raison des faibles contrastes, des intensités des niveaux de gris non uniformes au sein d'un même tissu.

Pour le paramétrage, il s'agit de régler les deux paramètres : le gradient de la ligne de partage des eaux, que nous avons fixé à 1 pour générer autant d'agents région, et le seuil de l'image, qui est un seuil calculé pour chaque image. Ce dernier sert pour déterminer le seuil local de chaque région.

4.3 Application à des Images tests

Puisque les images IRM sont des images en niveaux de gris et que la variation des niveaux de gris peut être en dégradée, nous avons testé notre système sur l'image dégradée.

4.3.1 Image a deux dégradés

Nous avons une image de synthèse de taille 315*315, présentant deux dégradés variant de 0 à 255. La segmentation idéale est constituée de deux régions, une pour chaque dégradé.

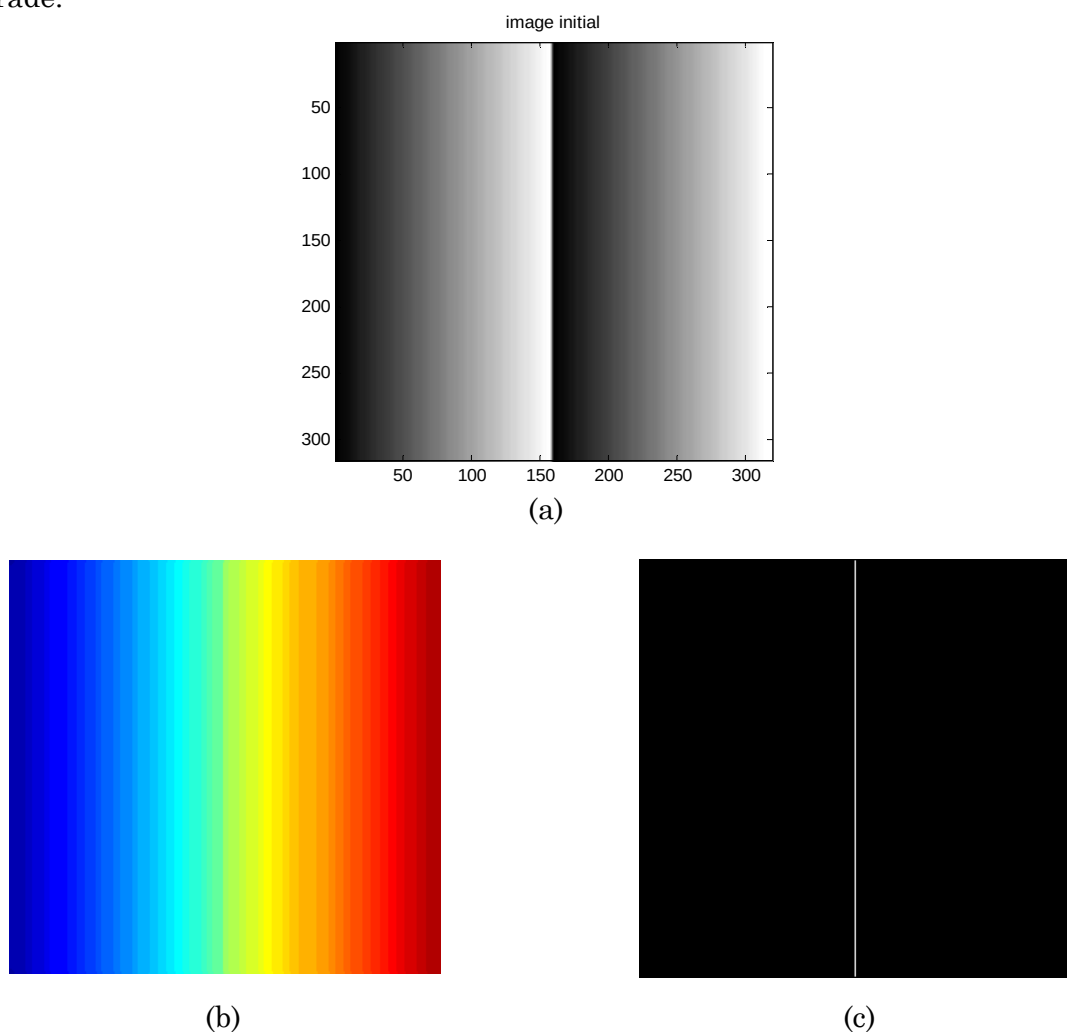


Fig.4.2 Segmentation de l'image à deux dégradé : (a) image d'origine, (b) image carte région(LPE) et (c) image carte contour (Canny).

Discussion

L'initialisation du système a généré 49 agents régions et un agent contour. La figure 4.3, montre quelques étapes de fusion du dégradé. Nous pouvons dire que la fusion des régions est respectée dans les deux dégradés de l'image. Nous remarquons, qu'il y a un seul contour dans la carte contour qui sépare les deux moitié du dégradé, ce qui va permettre de ne pas fusionner les deux dégradés de l'image.

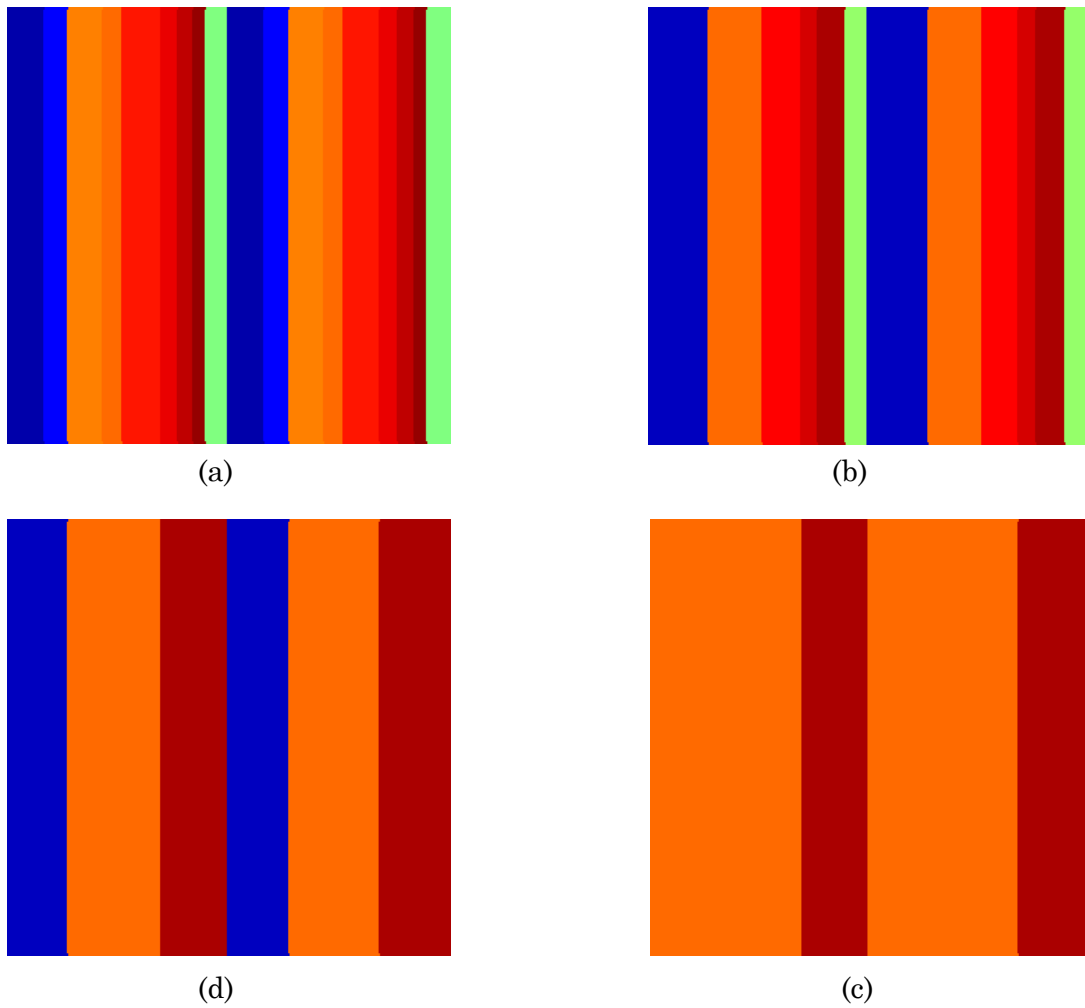


Fig.4.3 Etapes de segmentation de l'image dégradée.

4.3.2 Image SAVOISE

L'image SAVOISE de Taille 310*310 est utilisée dans le but d'évaluer la capacité de notre méthode à extraire les différentes formes géométriques (transitions horizontales, verticales, diagonales et cercles).

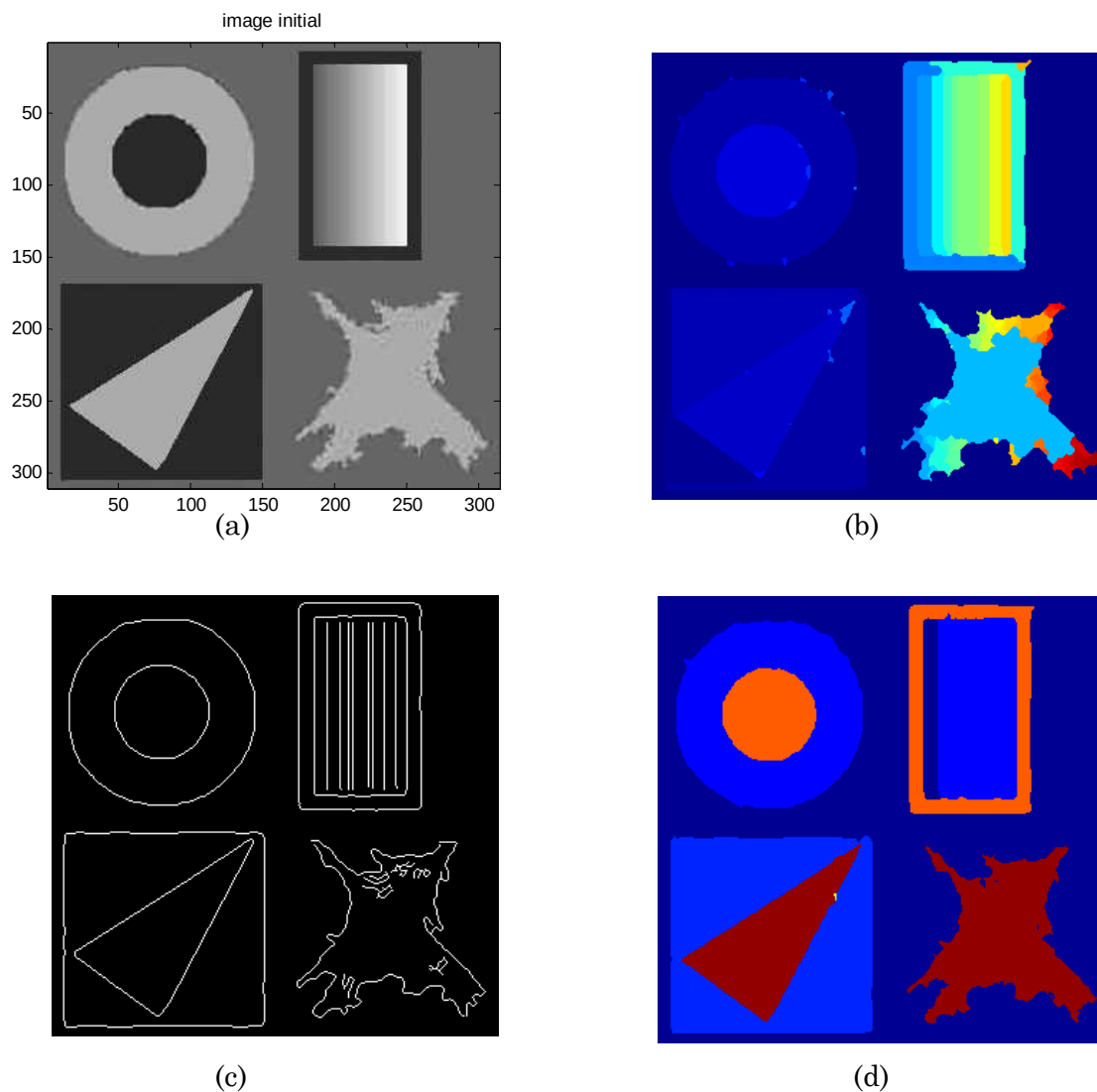


Fig.4.4 Segmentation de l'image SAVOISE: (a) image d'origine, (b) image carte région(LPE), (c) image carte contour(Canny) et (d) segmentation finale(SMA).

Discussion

L'initialisation du système a généré 12 Agents Contour et 175 Agents Région. Nous remarquons, aussi, que la méthode par ligne de partage des eaux a réalisé presque la segmentation de toute l'image. Nous remarquons, aussi, que l'extraction des différentes

formes géométriques que contient l'image SAVOISE a été réalisée par notre système, même au niveau du dégradé contenu à l'intérieure du rectangle.

4.3.3 Fibres musculaires

Image de taille 302*302, (figure 4.5 a), présente deux types de fibres musculaires :

- des fibres foncées et homogènes se démarquant nettement du fond et des fibres claires.
- des fibres claires et texturées dont le contraste est moins marqué avec le fond.

Les frontières, entre les fibres du même type, ne peuvent pas être établies avec certitude. Un apport, supplémentaire, d'informations *a priori* sur la forme des fibres, est très nécessaire.

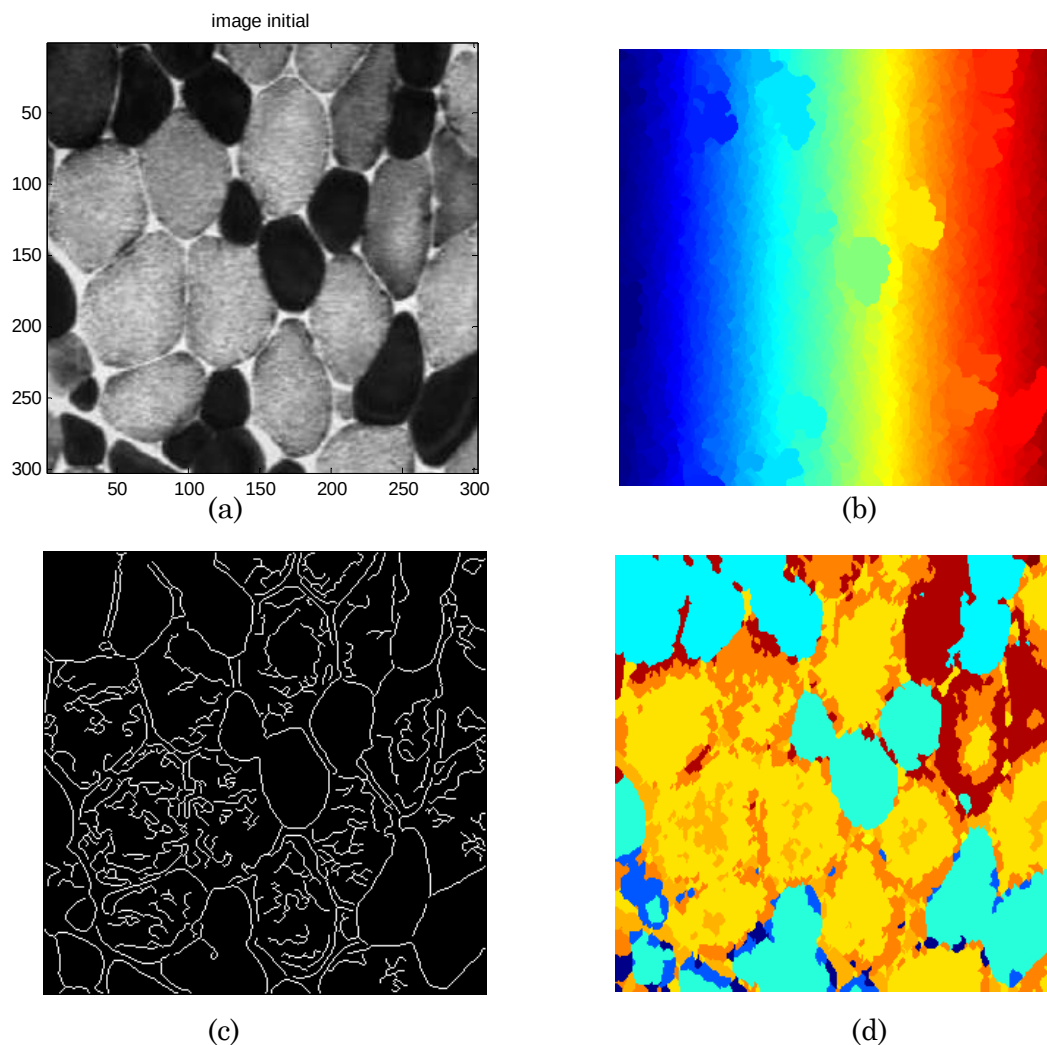


Fig.4.5 Segmentation de l'image fibres musculaire : (a) image d'origine, (b) image carte région(LPE), (c) image carte contour(Canny) et (d) segmentation finale(SMA).

Discussion

L'initialisation du système a généré 3204 agents région et 136 agents contour. Nous avons remarqué, que les fibres noires et les fibres claires sont parfaitement séparées. Cependant, quelques fibres claires sont confondues avec le fond.

4.4 Application à des Images IRM

Les images IRM utilisées, sont des images axiales de taille 359*359. Ces IRM sont pondérées T1 (annexe B), permettant d'obtenir un contraste matière blanche / matière grise suffisamment bon, pour effectuer des routines de segmentation.

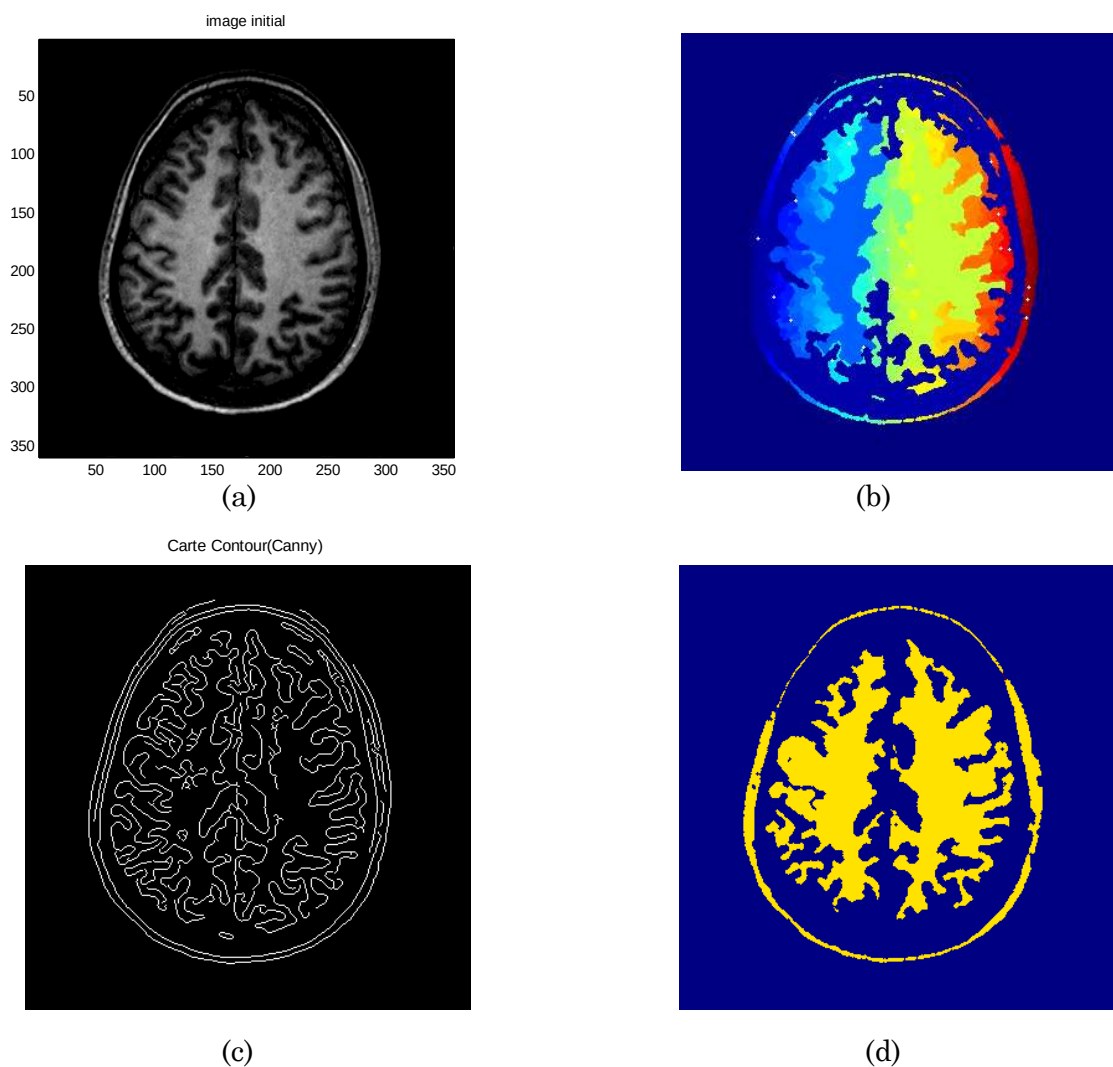


Fig.4.5 segmentation de l'image IRM 1: (a) image originale, (b) image carte région(LPE), (c) image carte contour(Canny) et (d) segmentation finale(SMA).

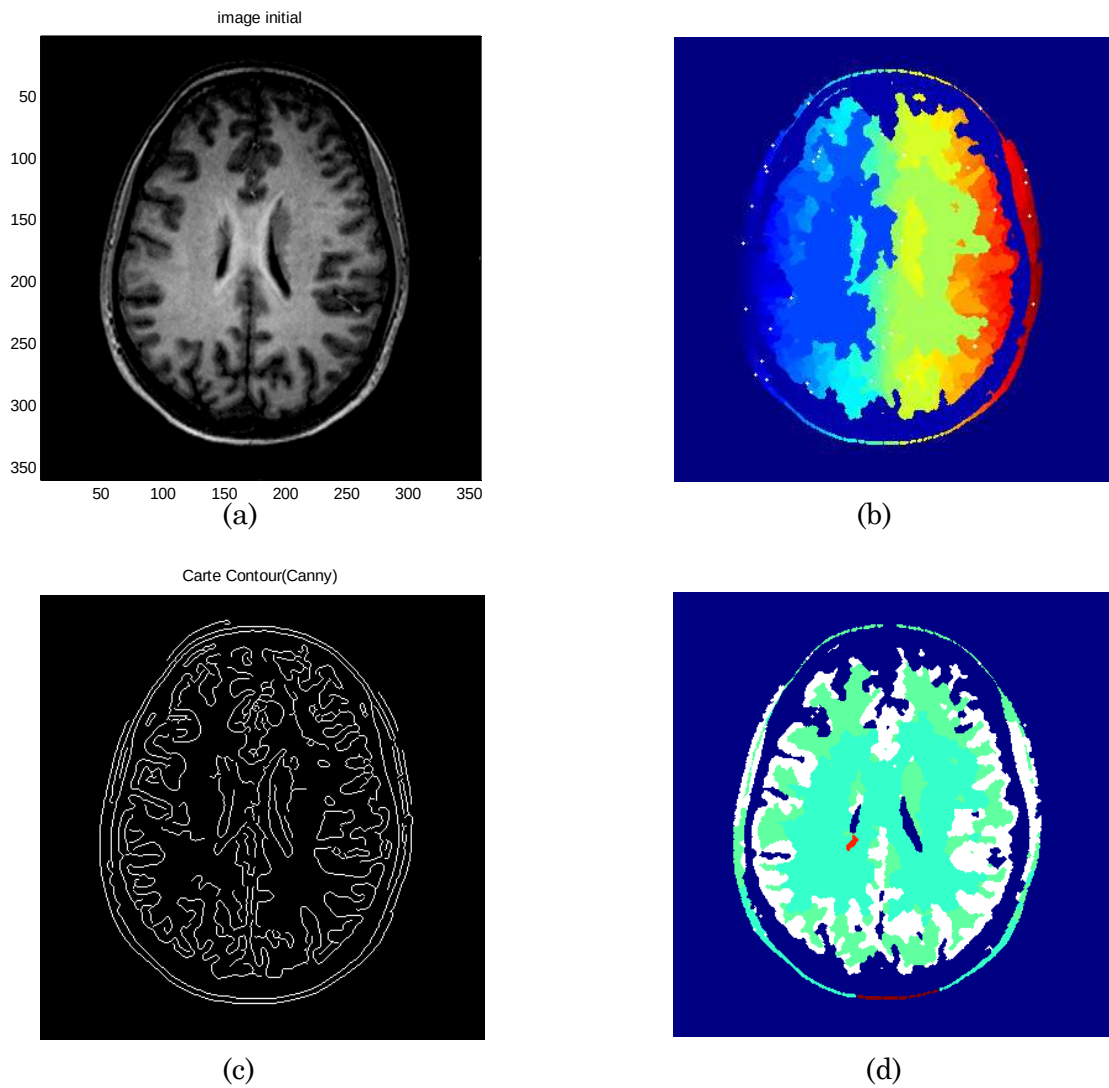


Fig.4.6 segmentation de l'image IRM 2: (a) image d'origine, (b) image carte région(LPE), (c) image carte contour(Canny) et (d) segmentation finale(SMA).

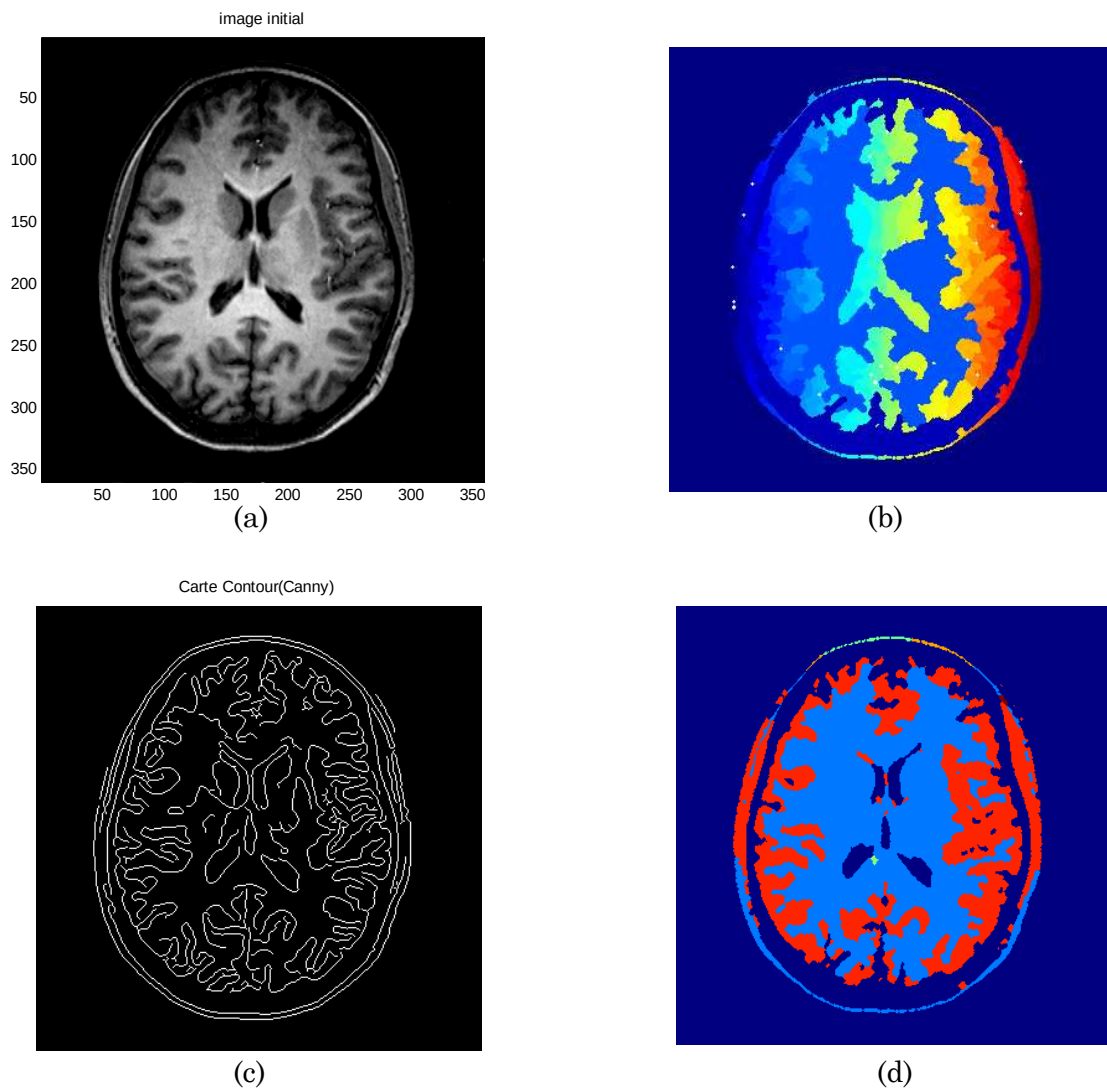


Fig.4.7 segmentation de l'image IRM 3: (a) image d'origine, (b) image carte région(LPE), (c) image carte contour(Canny) et (d) segmentation finale(SMA).

Discussion

Sur les figures 4.6 à 4.8 sont présentées la segmentation de trois IRM cérébrales. Ainsi nous pouvons remarquer dans les images originales, que les deux matières (grise et blanche) sont confondues. Par contre, dans les résultats obtenus dans les figures 4.7 (d) et 4.8 (d), nous avons pu mettre en évidence les deux matières.

4.5 Application à des Images IRM réelle avec lésions

Nous avons utilisé deux images IRM, de taille 362*362 (figure.4.8 (a)) et de taille 370*371 (figure.4.9 (a)). Ces images IRM présentent des lésions, dont la segmentation de référence est faite par un expert (figure.4.8 (b) et figure.4.9 (b)).

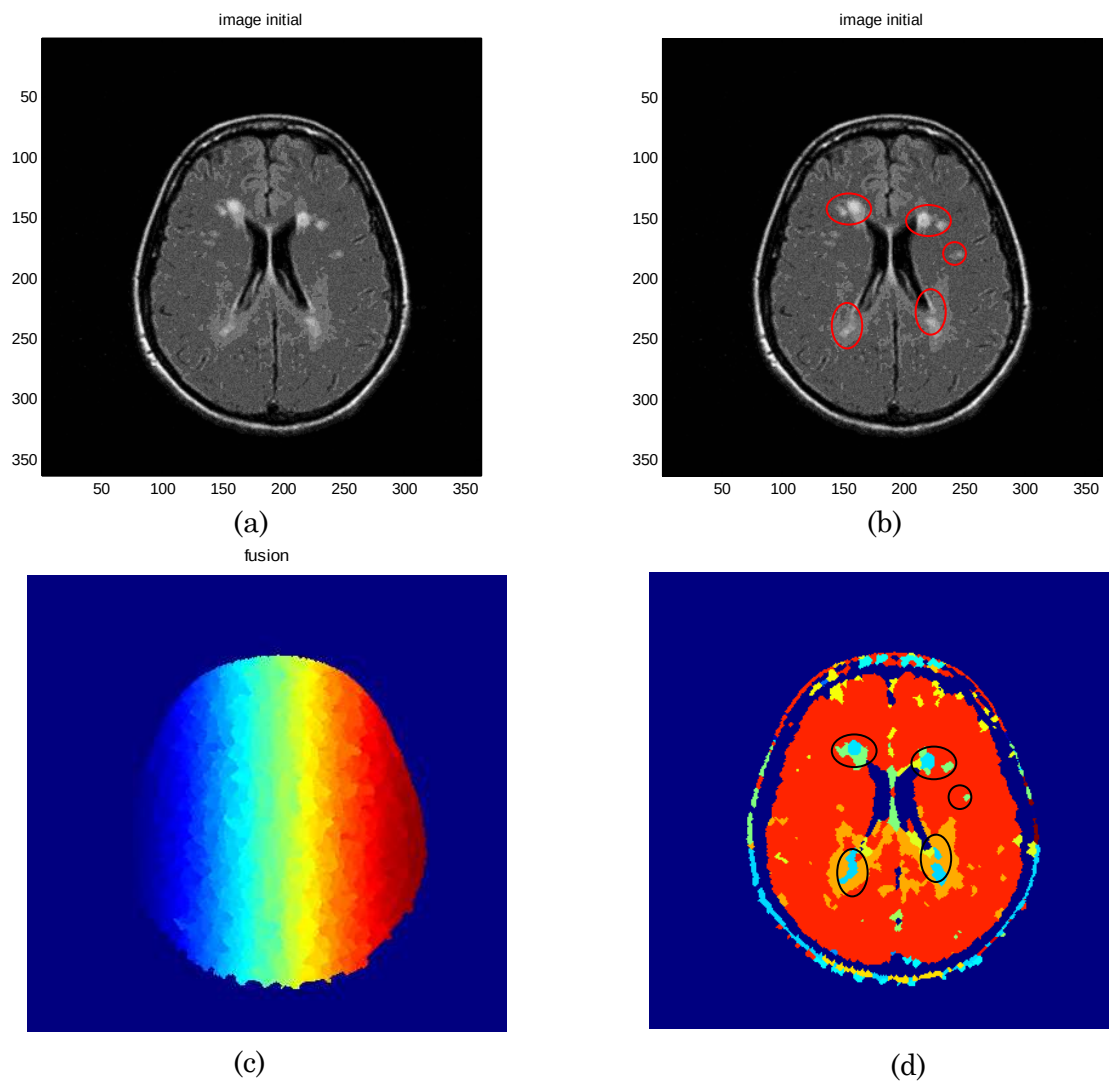


Fig.4.8 segmentation de l'image IRM avec lésions 1: (a) image d'origine, (b) image avec expertise, (c) image carte région(LPE) et (d) segmentation finale(SMA).

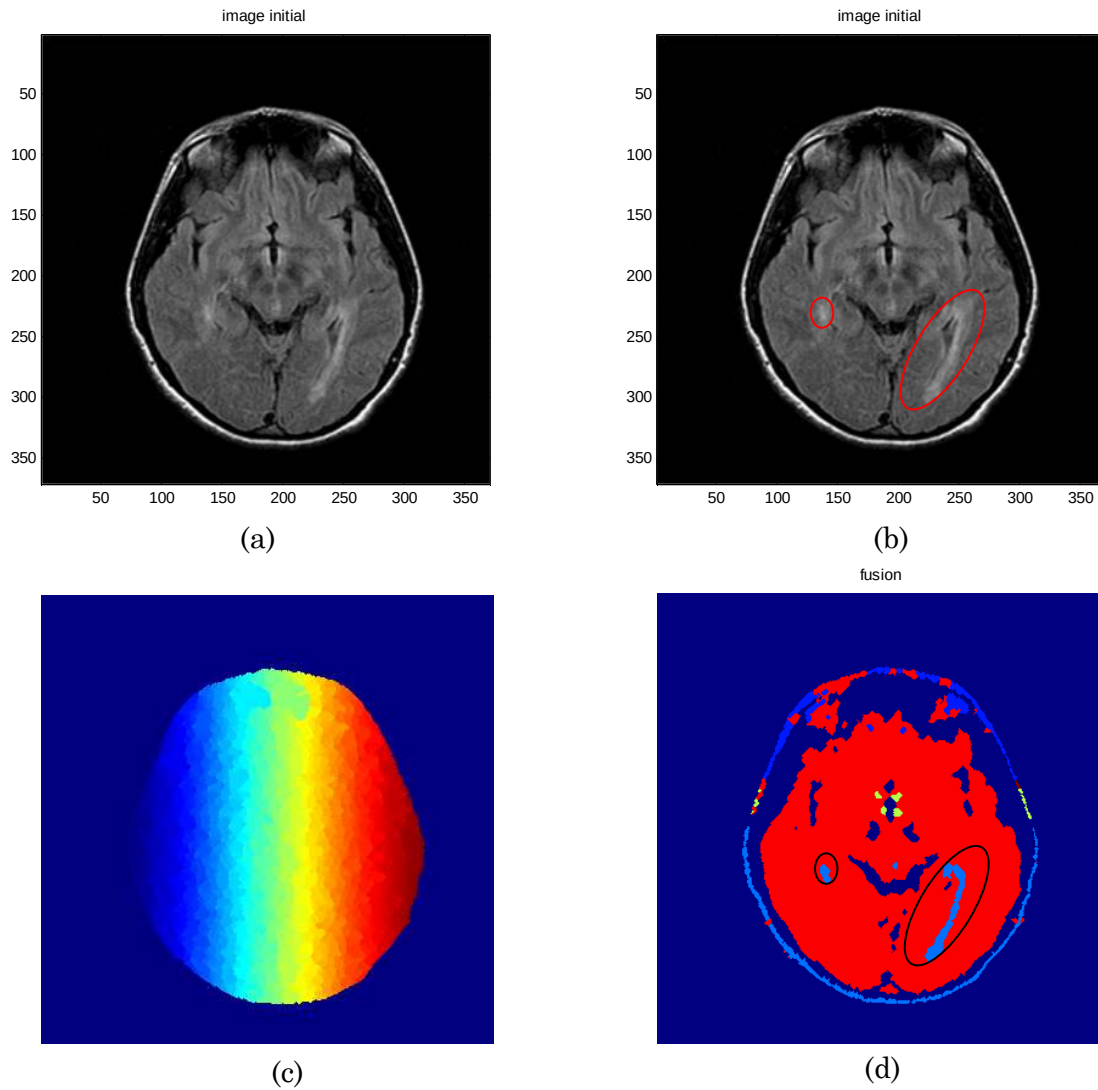


Fig.4.9 segmentation de l'image IRM avec lésions 2: (a) image d'origine, (b) image avec expertise, (c) image carte région(LPE) et (d) segmentation finale(SMA).

Discussion

Dans les figure 4.8 (c) et figure 4.9 (c) nous avons donné les résultats de segmentation. Nous pouvons constater que toutes les lésions existantes ont été détectées. Cependant le volume des lésions n'est pas respecté.

4.6 Evolution et interactions de la société d'agents région

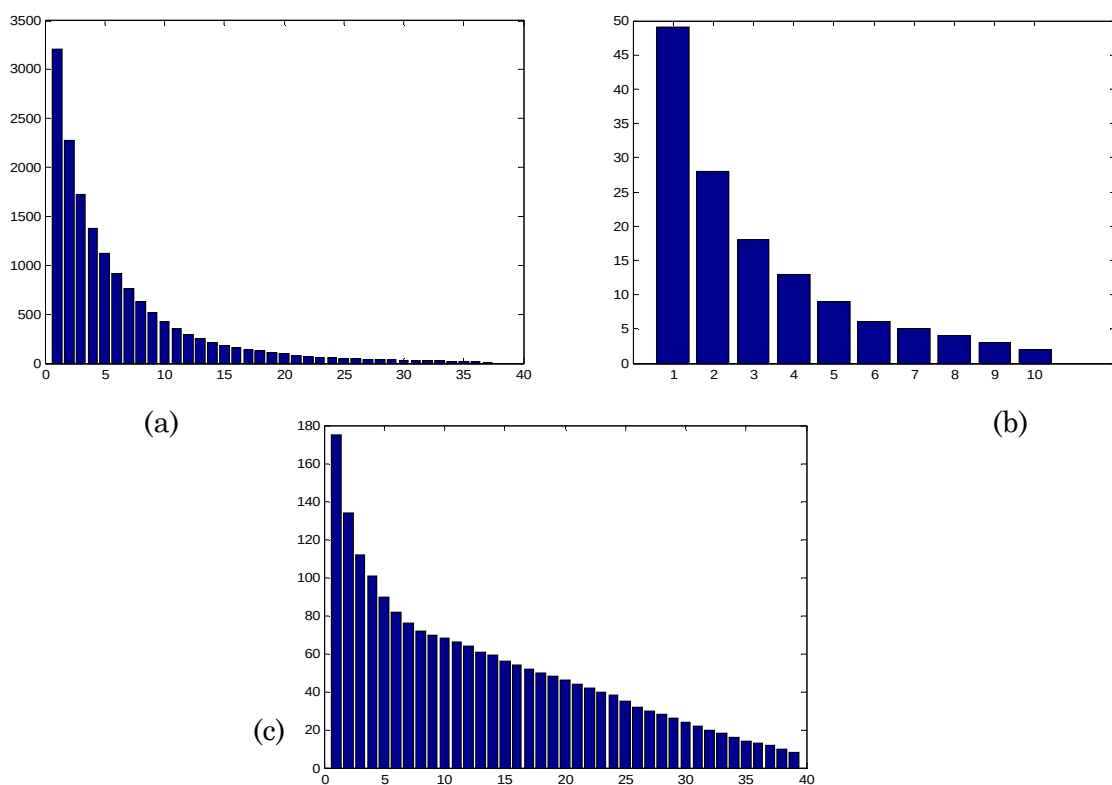


Fig.4.10 Evolution de la société d'agents région en fonction des itérations 1: (a) image à deux dégradés, (b) image SAVOISE, (c) image Fibres musculaires.

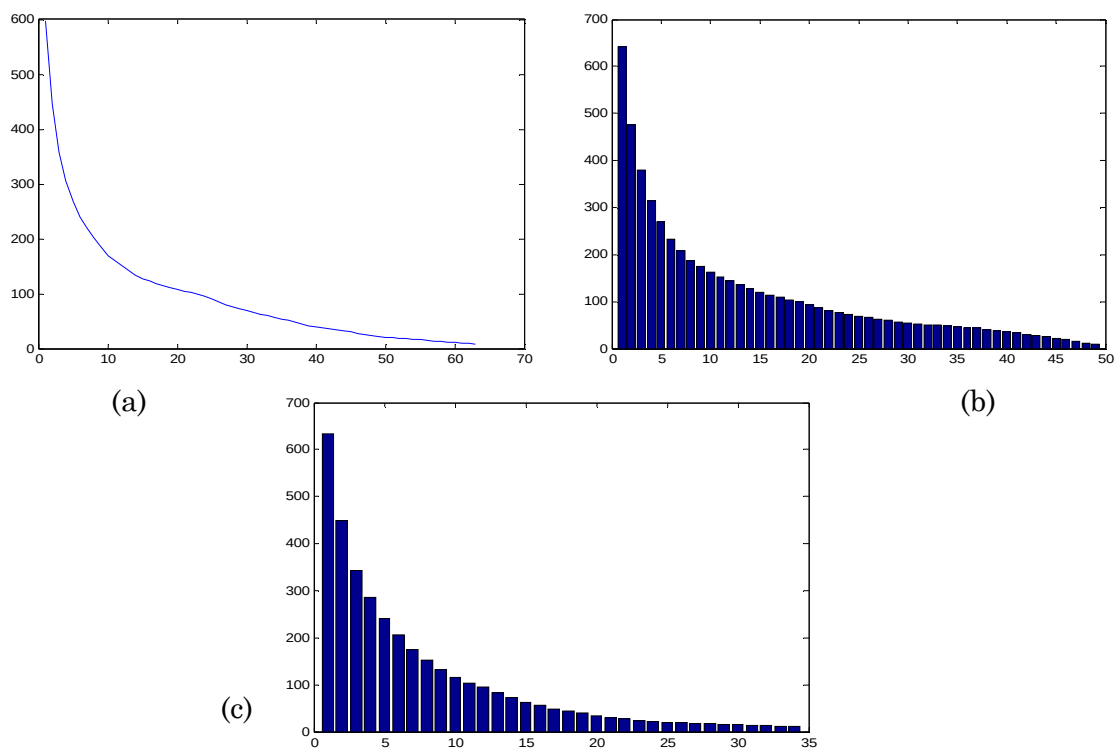


Fig.4.11 Evolution de la société d'agents région en fonction des itérations 2: (a) image IRM 1, (b) image IRM 2, (c) image IRM 3.

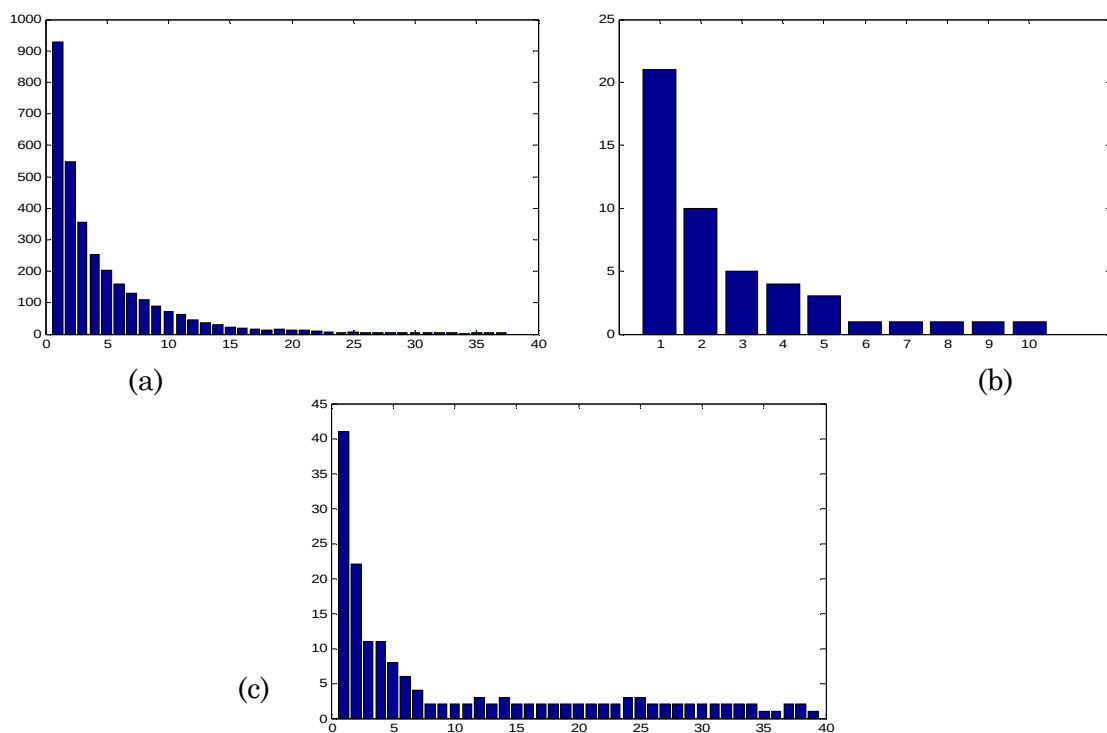


Fig.4.12 Intention de fusion des agents région en fonction des itérations 1: (a) image dégradée, (b) image SAVOISE, (c) image Fibres musculaires

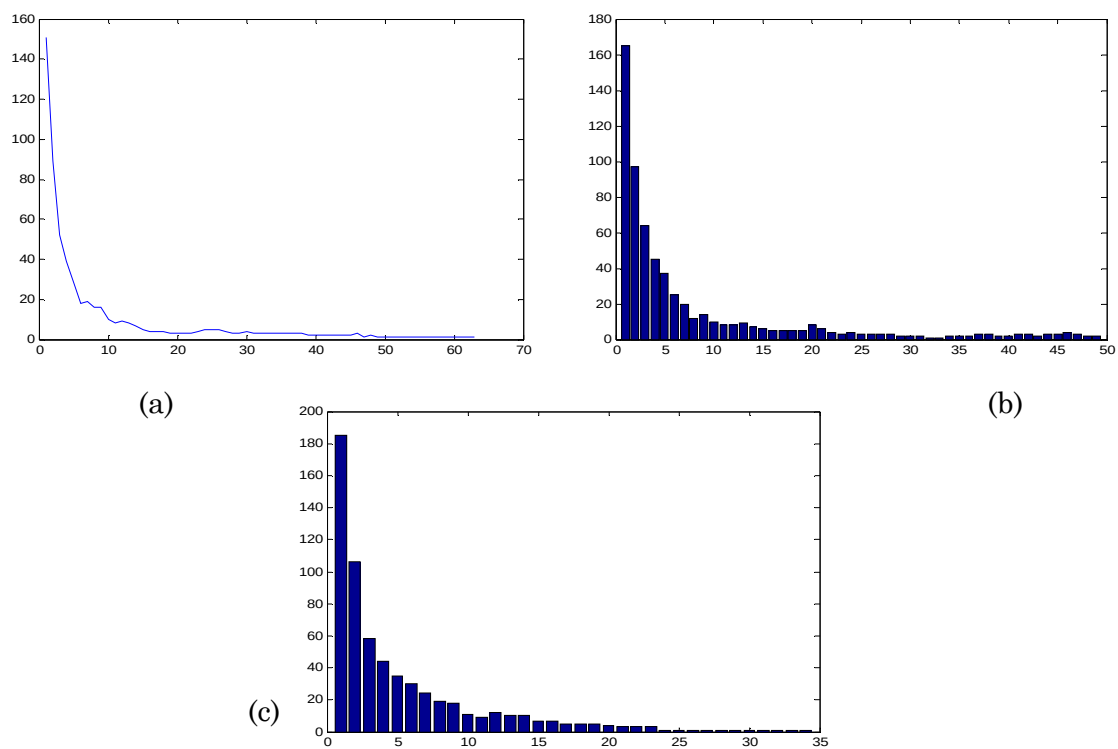


Fig.4.13 Intention de fusion des agents région en fonction des itérations 2: (a) image IRM 1, (b) image IRM 2, (c) image IRM 3.

Discussion

Les figures 4.10 et 4.11, montrent l'évolution de la société d'agents région en fonction des itérations de notre système (chaque itération correspond à un cycle d'exécution de tous les agents du système). Nous remarquons dans les courbes, la décroissance du nombre d'agents qui prend la forme de l'exponentielle. Ce qui permet un gain en temps de calcul

Les figures 4.12 et 4.13, montrent les intensions de fusion entre agents région, qui sont décroissantes. Nous remarquons, que la relation de similarité a été respectée ce qui signifie que le système commence par les meilleurs fusions.

4.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une approche Multi-Agent, dont une société d'agents situés dans l'image, coopèrent dans le but de réaliser la segmentation des images IRM cérébrale. L'utilisation d'images de synthèse nous a permis d'évaluer la fiabilité de notre approche. La segmentation par ligne de partage des eaux (LPE) présente l'avantage de fournir des régions, suffisamment grandes, lorsque l'image n'est pas bruitée. La présence du bruit dans l'image a une grande influence sur la coopération région-contour. Dans ce cas les frontières régions ne seront pas bien déterminées.

CONCLUSION

GENERALE

Le travail de mémoire avait pour objectif de proposer une approche Multi-Agent pour la segmentation d'images. Cependant l'utilisation des méthodes classiques de segmentation, ne répondent pas souvent au besoin de l'utilisateur, et il est difficile d'aboutir à un résultat satisfaisant en n'appliquant qu'une seule méthode de segmentation. Faire coopérer plusieurs méthodes de segmentation, en particulier celles de détection de contours et celles d'extraction de régions est devenue nécessaire.

Le domaine des systèmes Multi-Agent a pour objectif la modélisation et la simulation de systèmes basés sur des entités autonomes en interaction. Le but est donc de créer des systèmes informatiques composés d'éléments logiciels simples ayant la capacité de résoudre un ou plusieurs problèmes donnés. Aucune des entités autonomes ne possède la solution aux problèmes ni la capacité de les résoudre. Seul le collectif peut, par l'intermédiaire des multiples interactions entretenues, mener à une solution. En effet, lors du développement d'un système Multi-Agent, l'informaticien modélise des agents autonomes, capables de communiquer entre eux et d'agir sur leur environnement, pour atteindre un objectif commun.

L'approche multi-agents pour effectuer une coopération régions-contours semble naturelle. Dans notre approche, nous avons utilisé deux méthodes de segmentation classique, la segmentation par ligne de partage des eaux(LPE), qui est une approche région, fournissant une sous-segmentation initiale et qui va servir pour la génération d'agents région, situés dans l'image. Ensuite, une segmentation par approche contour, en utilisant le filtre optimal de Canny, suivi d'un opérateur d'approximation polygonale pour l'extraction de segments de contour, pour le lancement d'agents contour a été effectuée. Les deux catégories d'agents, coexistent et coopèrent, dans un environnement

commun. L'objectif principal de notre système, est de réaliser la fusion de régions, en utilisant l'information contour.

Les résultats obtenus, par l'utilisation de notre système, sont satisfaisants et peuvent être améliorés, soit par l'introduction d'un seuil de décision, car dans notre étude, nous nous sommes basés uniquement sur le superlatif « le meilleur », où le couple de fusion est sélectionné selon le critère de la différence de moyennes. L'avantage principal de notre système, est réutilisable, car on peut changer ou bien ajouter d'autres méthodes de segmentation région, telle que la méthode de segmentation par croissance de région, structure par arbre quaternaire (QuadTree) qui décompose l'image en plusieurs régions

L'introduction de connaissances *a priori*, sera intéressante pour la définition des agents spécialisés dans la détection des tissus (matière blanche, matière grise, liquide céphalo-rachidien), la détection de tumeurs.

Annexe A

Anatomie du Cerveau

A. Quelques éléments d'anatomie

A.1 Le cerveau

Le système nerveux central est l'organe qui contrôle l'ensemble des comportements de l'individu, qu'il s'agisse de comportements conscients ou inconscients. Il est constitué d'un réseau complexe de communications dont les influx règlent le fonctionnement des organes. Anatomiquement, le système nerveux central est composé de trois parties : la moelle épinière, le tronc cérébral et le cerveau.

Le cerveau est la partie la plus volumineuse du système nerveux central. Il est constitué essentiellement de deux hémisphères, séparés par la scissure inter- hémisphérique, et reliés par différentes structures telles que le corps calleux, le thalamus et l'hypothalamus. Le cerveau est composé de substance (ou matière) grise externe appelée cortex, de substance blanche sous-jacente et de structures profondes appelées noyaux gris centraux. Le cerveau baigne dans un liquide appelé liquide céphalo-rachidien.

A.2 Les principaux tissus cérébraux

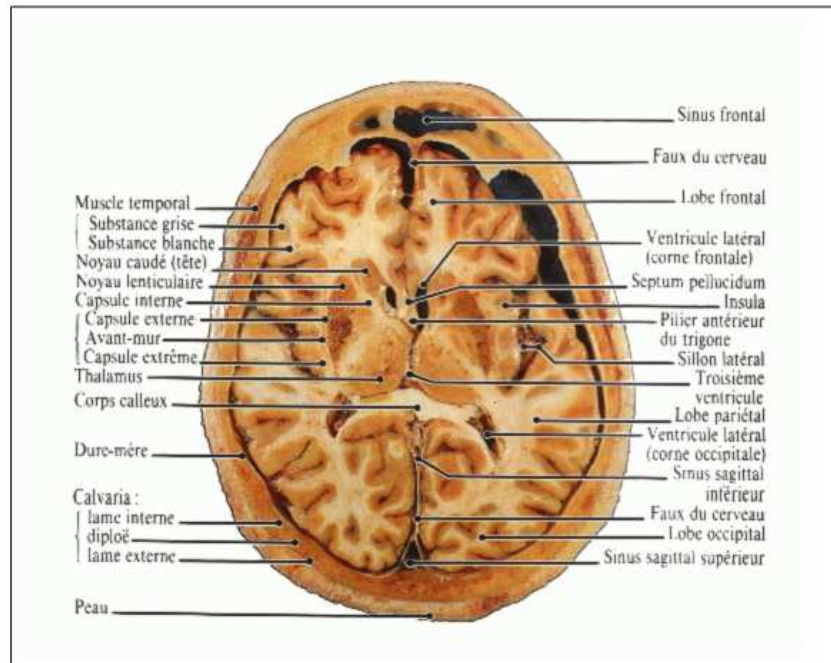


Fig. A.1 Photographie d'un cerveau post-mortem, visualisation des principaux éléments.

a- Le liquide céphalo-rachidien

Le liquide céphalo-rachidien ou cérébro-spinal (en anglais cérébro-spinal fluid) entoure le cerveau et remplit les ventricules cérébraux. Il permet de protéger le cerveau des chocs en jouant un rôle d'amortisseur, et remplit des fonctions importantes dans les échanges entre le sang et les tissus nerveux.

b- La matière grise

On peut distinguer plusieurs structures composées de matière grise. D'une part, on trouve le cortex, situé à la périphérie du cerveau et d'autre part les noyaux gris centraux. La matière grise est essentiellement composée de neurones et constitue donc le siège de l'activité cérébrale.

- 1. Le cortex :** Le cortex recouvre la totalité du cerveau. Sa surface est importante car il suit toutes les convolutions externes du cerveau, appelées sillons. Son épaisseur est d'environ 2 à 3 millimètres.

2. Les noyaux gris centraux : Ces noyaux sont également composés de matière grise. Les principaux noyaux sont le noyau caudé, qui longe le ventricule latéral, le noyau lenticulaire composé du putamen et du pallidum et le noyau thalamique qui est le plus gros des noyaux centraux.

c- La matière blanche

C'est la partie interne du cerveau, elle contient les liaisons entre les neurones.

Les différents composants du cerveau sont présents dans la figure A.1 sur une coupe photographiée post-mortem, et dans la figure A.2 sur une coupe IRM équivalente (d'après [81]).

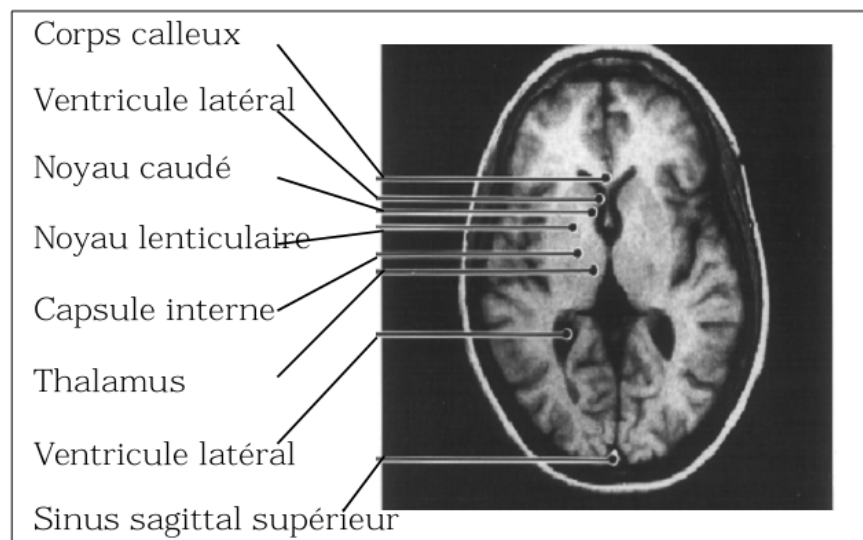


Fig. A.2 Visualisation des principaux organes dans une coupe IRM.

A.3 Observation du cerveau

L'observation par des coupes en deux dimensions du cerveau peut être effectuée selon plusieurs angles de vue. Ainsi, on distingue trois axes anatomiques pour réaliser les coupes (fig. A.3).

- 1. Coupes axiales :** Ces coupes correspondent quasiment à un plan horizontal. En imagerie de résonance magnétique, elles correspondent à un plan perpendiculaire à l'axe du champ magnétique principal.
- 2. Coupes sagittales :** Ces coupes sont prises dans des plans parallèles au plan inter-hémisphérique. Il s'agit de vues latérales du cerveau.

3. **Coupes coronales** : Ce sont des coupes perpendiculaires aux coupes axiales et sagittales. Elles correspondent à des vues de face du cerveau.

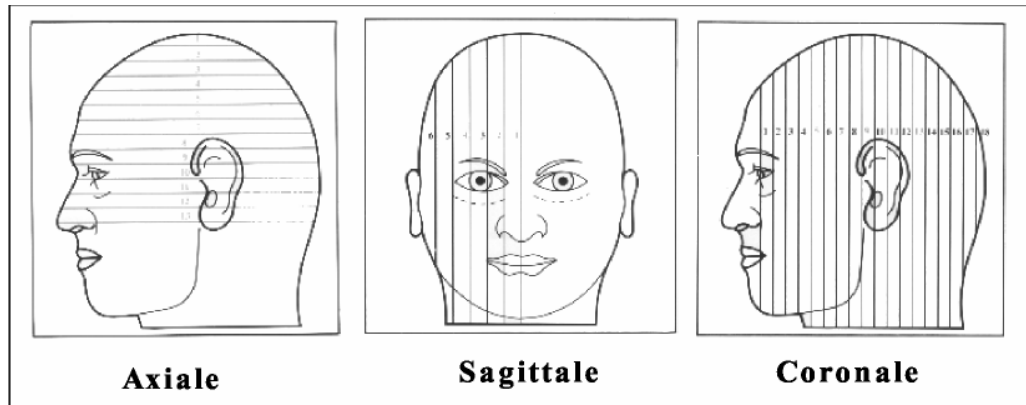


Fig. A.3 Les trois axes de coupe pour la visualisation du cerveau.

A.4 Acquisition dans le repère de Talairach

Le repère de Talairach est fondé sur des repères anatomiques précis et son utilisation permet l'alignement spatial de cerveaux différents par rapport au cerveau de référence de l'atlas de Talairach [82], [83].

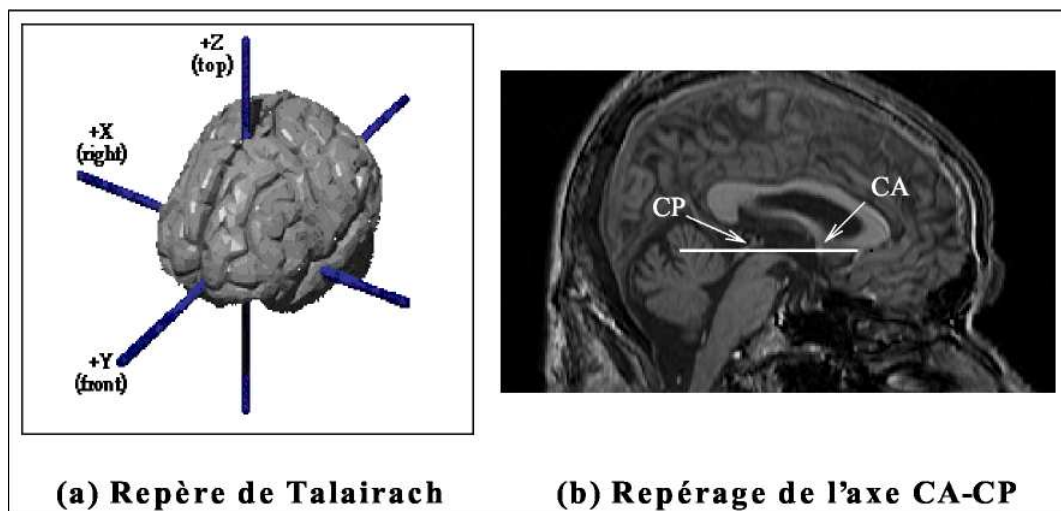


Fig. A.4 (a) Principe du repère de Talairach. (b) Détection de l'axe CA-CP.

C'est un système de coordonnées direct tel que +x représente la partie droite de l'individu, +y sa partie antérieure et +z sa partie supérieure. Le plan y-z est déterminé par la scissure inter hémisphérique.

L'axe des y est défini par la ligne CA-CP qui passe sur le contour supérieur de la commissure antérieure (CA) et sous le contour inférieur de la commissure postérieure (CP). L'origine du repère est choisie au point le plus postérieur de CA.

Des procédés de détection automatique de l'axe CA-CP à partir de points de repère anatomiques sont proposés dans [84] et [85]. Une approche de normalisation spatiale est également proposée dans [86].

Annexe B

Principes élémentaires de L'IRM

Cette section résume les principes élémentaires de l'imagerie par résonance magnétique. Pour plus d'informations on pourra se reporter à [87], [88].

B.1 Champ et moment magnétique

Le moment magnétique est une grandeur vectorielle caractéristique d'un circuit électrique qui permet d'étudier son comportement dans un champ magnétique. Ainsi, un électron qui décrit une orbite autour d'un noyau constitue une boucle de courant, de moment magnétique $\vec{\mu}$ perpendiculaire à l'orbite.

Lorsqu'un proton est placé dans un champ magnétique $\vec{B}_0$ statique, son moment magnétique est animé d'un mouvement de précession (fig. B.1) autour de l'axe de vecteur directeur $\vec{B}_0$ et sa fréquence de rotation est exprimée par l'équation (B.1) où γ est le rapport gyromagnétique spécifique au noyau étudié.

$$f_0 = \frac{\gamma}{2\pi} B_0 \tag{B.1}$$

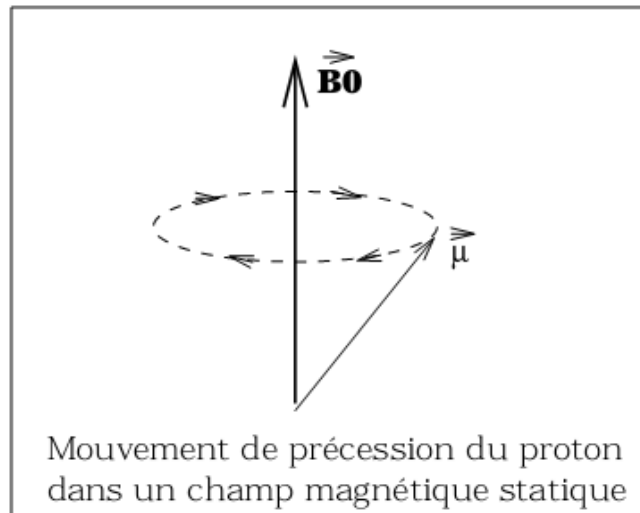


Fig. B.1 Mouvement de précession du proton dans un champ magnétique statique.

Dans le cas du proton, la mécanique quantique n'autorise que deux états possibles de spin $(-\frac{1}{2}, +\frac{1}{2})$. $\vec{\mu}$ Sera donc orienté soit parallèlement à $\vec{B}_0$, soit dans la direction opposée à $\vec{B}_0$. Comme la population ayant un spin de $1/2$ est très légèrement supérieure à la population ayant un spin de $-1/2$, le moment magnétique résultant $\vec{M}$ sera orienté dans le sens de $\vec{B}_0$; sa composante en z, $\vec{M}_z$ est petite devant $\vec{B}_0$. Pour mesurer ce moment magnétique il faut donc le basculer dans le plan transverse XY. Pour cela, on applique une onde radiofréquence (RF) égale à f_0 et perpendiculaire à $\vec{B}_0$.

B.2 Phénomène de résonance

En IRM, le signal étudié est l'énergie libérée par l'ensemble des protons lors de leur retour à l'état stable. Le paramètre d'excitation RF joue un rôle essentiel car la composante transverse $\vec{M}_{xy}$ dépend de la durée et de l'amplitude de la RF.

Deux autres paramètres jouent un rôle important lors de l'acquisition d'images : ce sont les constantes de temps décrivant la durée du retour à l'équilibre, le retour étant une fonction exponentielle du temps.

1. T_1 : C'est le temps nécessaire au retour de $\vec{M}$ dans la direction de $\vec{B}_0$. Ce temps est appelé temps de relaxation longitudinal ou encore temps de relaxation spin-réseau.
2. T_2 : C'est le temps de relaxation qui décrit le retour à 0 de la composante $\vec{M}_{xy}$ de $\vec{M}$. Ce temps est appelé temps de relaxation transverse ou temps de relaxation spin-spin.

B.3 Imagerie de résonance magnétique

Les phénomènes décrits dans les sections précédentes doivent être appliqués à un grand nombre de noyaux afin d'être décelables. En effet, un noyau seul libère une très faible quantité d'énergie.

Un traitement mathématique fondé sur la transformée de Fourier permet en post-traitement de relier localisation et fréquence pour construire une image en niveaux de gris.

De plus, pour pouvoir associer un signal à chaque pixel d'une image, des gradients de champ sont appliqués qui permettent d'associer des fréquences de résonance différentes à des localisations spatiales distinctes.

B.4 Contraste des images

Les images résultant de la mesure de l'aimantation $\vec{M}$ en tout point d'un volume dépendent principalement de trois paramètres intrinsèques :

1. T_1 : Le temps de relaxation longitudinal.
2. T_2 : Le temps de relaxation transverse.
3. ρ : La densité de protons, qui définit la quantité de signal considérée.

Des paramètres extrinsèques liés à la séquence d'acquisition utilisée sont essentiels :

1. TR (temps de répétition) représente le temps qui sépare deux excitations RF successives. Si TR est long ($>3s$), tous les tissus auront le temps de revenir à leur état initial et le contraste sera quasiment indépendant de T_1 .

Si au contraire, TR est court, on observera des différences de contraste entre les tissus ayant un T_1 court (Pour un champ de 1.5T, 786ms pour la matière blanche) qui pourront revenir à l'équilibre, et les tissus ayant un T_1 long qui ne reviendront pas à l'équilibre (3s pour le liquide cérébro-spinal). Le contraste des images sera donc dépendant des T_1 respectifs des tissus étudiés.

Ce contraste est souvent utilisé pour construire des images anatomiques.

2. TE (temps d'écho) représente le temps qui sépare l'impulsion RF du maximum du

signal de résonance magnétique détecte. Ce signal est appelé écho.

Si TE est court (<20ms), la décroissance du signal issue des différents tissus est négligeable et le contraste est quasiment indépendant de T_2 .

Si TE est long (>50ms), le signal sera plus élevé pour les tissus ayant un T_2 plus long.

3. α représente l'angle de basculement de $\vec{M}$ dans le plan XY.

B.5 Exemples de séquences

Nous présentons ici quelques séquences qui ont été utilisées pour l'acquisition des images sur lesquelles nous travaillons. FA représente l'angle de basculement en degrés, TR le temps de répétition en ms, TE le temps d'écho en ms, FOV la taille de l'image en mm, Epaisseur l'épaisseur de chaque coupe en mm, Matrix le nombre de pixels obtenus dans les images 2D, OverContiguous indique si les coupes sont acquises directement à l'épaisseur E ou bien à l'épaisseur 2E, et Contraste représente le type de contraste obtenu.

	FA	TR	TE	FOV	Epaisseur	Matrix	OverContiguous	Contraste
séquence1	30	13	6	220	1	256x256	no	T1
séquence2	30	8	2	220	1	256x256	no	T1
séquence3	30	24	6	220	1	256x256	yes	T1
séquence4	30	13	8	220	2	256x256	no	T1

B.6 Defaults des images

Outre les trois paramètres principaux T_1 , T_2 , ρ qui entrent en jeu dans la formation d'une image de résonance magnétique, un certain nombre d'autres facteurs viennent affecter la qualité des images.

On distingue essentiellement quatre effets : le bruit, le mouvement, les variations de champ et les effets de volume partiel.

- 1- **Bruit** : Le bruit a des origines multiples, liées en partie au bruit de l'appareillage. Dans les images de résonance magnétique, l'objectif est d'augmenter le contraste entre les tissus tout en conservant une bonne résolution et un rapport signal / bruit élevé. Ces

caractéristiques sont cependant contradictoire et il est nécessaire de trouver un bon compromis entre résolution et bruit. Ainsi, on peut doubler la taille des voxels pour multiplier le rapport signal/bruit d'un facteur p , mais la résolution est divisée par deux. Le choix d'acquisition est donc un facteur déterminant.

2- Mouvement : Le mouvement peut provenir de plusieurs sources. Il peut être lié au métabolisme comme la circulation sanguine ou la respiration. Il peut également être lié au mouvement du patient pendant l'acquisition. Dans tous les cas, le mouvement diminue la qualité de l'image et pose des problèmes d'interprétation.

3- Variations du champ magnétique : Les variations de champ ont pour conséquence une variation des intensités d'un même tissu dans une direction quelconque de l'image. Ce phénomène est dû au fait que le champ magnétique n'est pas parfaitement homogène spatialement et temporellement pendant une acquisition. Il existe de plus des non-linéarités de gradient de champ magnétique.

Des approches ont été proposées pour corriger les inhomogénéités du champ magnétique dans le cadre de prétraitements [89], [90] Les distorsions de champ sont également analysées en détail et corrigées dans [91].

4- Effets de volume partiel : Les effets de volume partiel sont directement liés au processus de numérisation du signal. Ainsi, si un voxel intersecte plusieurs objets, son niveau de gris sera une combinaison des niveaux de gris issus de chacun des objets traversés. La prise en compte des effets de volumes partiels est nécessaire dans le cadre d'approches de segmentation dont l'objectif est d'effectuer des mesures sur les différents tissus.

Références Bibliographiques

- [1] MONGA O., WROBEL B., “*Segmentation d’images: vers une méthodologie*”, Traitement du Signal, vol. 4, n° 3, pp 169-193, 1987.
- [2] N.R. Pal, S.K. Pal, “*A review on image segmentation techniques*”, Pattern Recognition 9(26): 1277–1294, 1993.
- [3] Hakim SETTACHE « *Une plate-forme multi-agent pour la segmentation d’images : Application dans le domaine des IRM cérébrales 2D* ». Rapport de stage de DEA Intelligence Artificielle et Algorithmique Option « image », 2002
- [4] Nazif A. M., Levine M. D. *Low level segmentation: An expert system*. IEEE Trans. Pattern An Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1984, vol. 6, n° 5, pp. 555-577
- [5] E. Duchesnay « *Agents situés dans l’image et organisés en pyramide irrégulière* ». Contribution à la segmentation par une approche d’agrégation coopérative et adaptative. Thèse de Doctorat de l’Université de Rennes-1 2001.
- [6] T. Pavlidis, *Why progress in machine vision is so slow*, Pattern Recognition Letters, vol. 13, p. 221-225, 1992.
- [7] G. Giraudon, « *Chaînage efficace de contours* », Rapport interne INRIAn°605, janvier 1987.
- [8] M. Kass A. Witkin , D. Terzopoulos « *Snakes: Active contour models* », Computer Vision, Graphics, and Image Processing, : pp. 321-331, 1988
- [9] L.G. Roberts. « *Machine perception of three-dimensional solids, chaoter optical and electro-optical information processing* » . J-P.Tippet and al. Ed. MIT Press. Pp 159-197. Cambridge 1965.
- [10] J. M. S. Prewitt. “*Object enhancement and extraction*”. In B. S. Lipkin and A. Rosenfeld. Editors. Picture Processing and Psychopictorics. Pages 75-149, Academic Press. New York. 1970
- [11] I. Sobel. “*Neighbourhood coding of binary images for fast contour following and general array binary processing*”. Computer Graphics and Image Processing.8:127-135, 1978.
- [12] R.A. Kirsch, “*Computer determination of the constituent structure of biological images*”, Computers and Biomedical Research, vol. 4, n3, p.315-328, 1971.
- [13] D. Marr, H. Hildreth, “*Theory of edge detection*”, Proceedings of the Royal Society of London B207, p 187-217, 1980.
- [14] J. Canny, “*A computational approach to edge detection*”, IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 8, n°6, p. 679-698, novembre 1986.

- [15] M.F Hueckel *An operator which locates edges in digitized pictures*, J. Ass.Comput. Mach, vol. 18, n° 1, pp. 113-125, 1971.
- [16] Chilali,O « *Classification automatique de données utilisant les modèles déformables*», thèse de magister, université Mouloud Mammeri de Tizi-ouzou, Algérie, 2006.
- [17] OUADFEL SALIMA, « *Contributions à la Segmentation d'images basées sur la résolution collective par colonies de fourmis artificielles* » thèse Doctorat en Informatique université de batna, 2006.
- [18] K. Haris, S. Efstratiadis, N.Magiaveras et A. Katsaggelos. « *Hybrid image segmentation using watersheds and fast region merging*». IEEE Trans.Image. Processing, vol.7, pp 1684-1699, 1998
- [19] R.C. Gonzalez And R.E, Woods. "*Digital image processing*". Addison-Wesley, Reading, MA.
- [20] C. Fuh, S. Cho and K. Essig. *Hierarchical Color Image Region Segmentation for Content-Based Image Retrieval Systems*. IEEE Transactions on Image Processing, vol. 9, no. 1, pp. 156-162, 2000.
- [21] A. Jain, R.Duin et J.Mao. Statistical Pattern Recognition : A review. IEEE "*Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*", Vol. 22, No.1, pp 4-37 , 2000.
- [22] A. Lopès, R. Fjørtoft, D. Ducrot, P. Marthon, and C. Le maréchal. "*Segmentation of SAR images in homogeneous regions*". In C. H. Chen, editor, *Information Processing for Remote Sensing*. World Scientific Publishing Co., Singapore, 1999.
- [23] M. Chang, I. Sezan. I et M. Tekalp. "*Adaptative Bayesian Segmentation of Color Images*". Journal of Electronic Imaging, vol. 3, no 4, pp. 404-414, 1994
- [24] T. Pavlidis and Y.-T. Liow. "*Integrating region growing and edge detection*". IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 12(3):225--233, 1990.
- [25] J.M. Chassery , Montonvert A., « *Géométrie discrète en analyse d'image*»,
- [26] A. Trémeau et N. Borel. « *A region growing and merging algorithm to color segmentation*». Pattern Recognition, 30 :1191–1203, 1997.
- [27] J.P. Cocquerez et S. Philipp, « *Comparaison de méthodes de segmentation ème d'images* », conf. Invité, 15 GRETSI, Juan-les Pins, sept. 1995.
- [28] J. Bryant "*On the clustering of multidimensional pictorial data*". In Pattern Recognition, number 11, pages 115-125, 1979.
- [29] R.H. Turi "*Clustering-Based Color Image Segmentation* ", Phd Thesis. Monash University, Australia 2001
- [30] O. Monga et B. Wrobel B, « *Segmentation d'images: vers une méthodologie*», Traitement du Signal, vol. 4, n° 3, pp 169-193, 1987.
- [31] P. Regina K.D. Toennies, " *Segmentation of medical images using adaptive region growing*". Proc. SPIE Vol. 4322, p. 1337-1346, Medical Imaging 2001: Image Processing, Milan Sonka; Kenneth M. Hanson; Eds.

- [32] Y. Xiaohan, J. Ylä-Jääski, O. Huttunen, T. Vehkomaki, O. Sipila, and T. Katila, “*Image segmentation combining region growing and edge detection*”, In Proceedings of the 11 th International Conference on Pattern Recognition. volume 3, pages 481-484, 1992.
- [33] R.Kara. Falah, P. Bolon, and J.P. Cocquerez, “*A region-region and region-edge cooperative approach of image segmentation*”. In Proceedings of the IEEE ICIP Conference, volume 3, pages 470-474, Nov 1994.
- [34] R. Ohlander, K. Price, and D.R.reddy.” *Picture segmentation using recursive region splitting method*”. Computer Graphics and Image Processing, 8: 313-333, 1979.
- [35] S.L. Horowitz, and T. Pavlidis. “*Picture segmentation by a tree traversal algorithm*”. Journal of the association for computing machinery, 23(2): 368-388.
- [36] K. C. Strasters and J. J. Gerbrands, “*Three-dimensional image segmentation using a split, merge and group approach*”, Pattern Recognition Letters, 1991, vol. 12, p. 307-325.
- [37] P.C Chen. et T .Pavildis. “*Segmentation by texture using a co-occurrence matrix and a split and merge algorithm*”. In ICPR78. PP 565-569. 1978
- [38] P. Bertolino. « *Contribution des pyramides irrégulières en segmentation d’images multiresolution* ». Thèse de doctorat. Institut National Polytechnique de Grenoble. France. Novembre 1995.
- [39] P. Bonnin, « *Méthode systématique de conception et réalisation d’applications en vision par ordinateur* », Thèse de Doctorat, Décembre 1991
- [40] J.M. Chassery et M. Melkemi. « *Diagramme de Voronoï appliqué à la segmentation d’images et à la détection d’événements en imagerie multi-sources* ». Traitement du signal, 8(3) :155–164, 1991.
- [41] J.R. Beveridge, J.G. Riffith. R. R. Kohler A.R. Hanson et E. M. Riseman “*Segmenting images using localized histograms and region merging*”. IJCV 2 pp. 311-347,Janvier, 1989
- [42] R.Lumia, R.M.Haralick, O.A.Zuniga, L.G.Shapiro, T.C.Pong, and F.P.Wang. *Texture analysis of aerial photographs*. PR, 16(1):39-46, JANUARY 1983.
- [43] A.K. Jain, M.N. Murty, and P.J. Flynn. “ *Data clustering : a review*”. ACM Computing Surveys, 1999.
- [44] A.K Jain et R.C Dubes “*Algorithms for clustering Data*”. Prentice Hall Advanced Reference series, 1988.
- [45] J. Tou et R. Gonzalez. « *Pattern Recognition Principles*”. Addison-Wesley , Massachusettsn, USA, 1974.
- [46] E. Diday. « *Une nouvelle méthode en classification automatique et reconnaissance des formes : la méthode des nuées dynamiques* ». Revue de Statistique Appliquée, 18(2) :20–33, 1971.
- [47] L. MacQueen. “*Some methods for classification and analysis of multivariate observations*”. In Proceeding 5th Berkeley Symp., pages 281–297, 1967.
- [48] G.H. Ball and D.J. Hall, “*A clustering technique for summarizing multi-variate data*”, Behavioral Science, Vol.12, pp. 153-155, 1967

- [49] K.S. Fu and J.K. Mui, "A survey on image segmentation", Pattern Recognition, vol. 13, p. 3-16, 1980.
- [50] A.K. Jain, M.N. Murty, and P.J. Flynn. "Data clustering : a review". ACM Computing Surveys, 1999.
- [51] R. Chellappa, et A.K Jain, Editors, 1993. "Markov Random Fields: Theory and Application " Academic Press, San Diego.
- [52] Z. AMMAR « *Système de segmentation d'images à base de connaissances* ». Thèse de Doctorat de l'Université de Caen (1995)
- [53] F. BELLET, M. SALOTTI, C. GARBAY « *Une approche opportuniste et coopérative pour la vision de bas niveau* ». TSI vol. 12 – n° 5 – p. 480-493 (1995)
- [54] P. BONNIN, B. ZAVIDOVIQUE « *La segmentation coopérative : comment combiner détection de contours et croissance de régions ?* ». GRETSI'93 – p.755-758 (1993)
- [55] Zouagui T., Benoit-Cattin H., Odet C. "Image segmentation functional model". Pattern Recognition, 2004, vol. 37, n° 9, pp. 1785-1795.
- [56] Gambotto J. P. "A new approach to combining region growing and edge detection". Pattern Recognition Letters, 1993, vol. 14, pp. 869-875.
- [57] Kara-Falah R., Bolon P., Cocquerez J. P. "A region-region and region-edge cooperative approach of image segmentation". International Conference on Image Processing, Austin, Texas, 1994, pp. 470-474.
- [58] J. Ferber « *les systèmes multi agents vers une intelligence collective* » inter édition 1995
- [59] P. Balez, P. Bart, M. Beal et E. Frigot. « *Système multi agents* » – EPITA 2002.
- [60] I. Jarras et B. Chaib-draa. « *Aperçu sur les systèmes Multi-agents* ». Scientific Serie, CIRANO Montréal 2002.
- [61] O. Boissier. « *Problème de contrôle dans un système intégré de vision ; utilisation d'un Système Multi-Agent* ». Ph.D. thesis, thèse de l'institut national polytechnique de grenoble, 1993.
- [62] O. Boissier. And Y. Demazeau. « *An architecture for social and individual control and its application to computer vision* ». In Perum, J.W. and Müller, J.P. Eds. Lecture Notes artificial Intelligence, 1069 (proceeding of the MAAMAW Workshop, Odense, Denmark, August 1994).
- [63] M.E.Bratman, D.J.Israel, and M.E. Pollack. « *Plans and ressource-bounded partial reasoning* ». Computational Intelligence, 4:349-355, 1998.
- [64] A. S. Rao and M. P. Georgeff. « *Modelling rational agents within a BDI architecture* ». in R. Fikes and E. Sandewall, editors, Proc. of Knowledge Representation and Reasoning, pages 473-484. Morgan kaufman, 1991.
- [65] S. Labidi, W. Lejouad. « *De l'Intelligence Artificielle Distribuée aux Systèmes Multi-Agents* ». INRIA, Rapport de recherche 1993.
- [66] Garbay, C. (2000). "Architectures Logicielles et Contrôle dans les Systèmes de Vision.". "Les Systèmes de Vision". Chap. 7. Ed. Jean-Michel Jolion. Traité IC2, Hermès.

- [67] Hoc, J. (1996). "*Supervision et contrôle de processus : la cognition en situation dynamique*". Grenoble, PUG.
- [68] B.A. Draper, R.T. Collins, A. Brolio, A.R. Hanson, and Riesenman E.M. «*The schema system*». International Journal of Computer Vision, 2: 209-250, 1989.
- [69] Natalie Richard « *Une approche située, coopérative et décentralisée pour l'interprétation d'images cérébrales par RMN* ». Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, 2004.
- [70] Liu, J. and Y. Y. Tang (1999). "Adaptive Image Segmentation With Distributed Behavior-Based Agents". IEEE Trans. Pattern Analysis And Machine Intelligence 21(6): 544-551
- [71] Boucher, A. (1999). "*Une approche décentralisée et adaptative de la gestion d'information en vision*". Thèse de doctorat, Université Joseph Fourier, Grenoble, 1999.
- [72] J.L Crowley et al. « *Vision as a process* ». Technical report, ESPRIT Basic Research Action 3038, Aalborg, 1989.
- [73] F.Sandakly. « *Contribution à la mise en oeuvre d'une architecture à base de connaissances pour l'interprétation de scènes 2D et 3D* ». Ph.D. thesis, Thèse de l'université de Nice-Sophia Antipolis, 1995.
- [74] A.R. Hanson, and Riesenman E.M. «*VISION: a computer system for interpreting scenes*». PAMI, 6(5):555-577, September 1978.
- [75] K. Yanai and K. Deguchi. «*An architecture of object recognition system for various images based on multi-agent*». In International Conference on Pattern Recognition, pages 278-281. 1998
- [76] DIGABEL H., LANTUEJOUL C. (1978) : "*Iterative algorithms*", Proc. of 2nd European Symposium on Quant. analysis of microstructures in material sciences, biology and medicine, Caen, France, 4-7 Oct. 77.
- [77] Pavaldis T. and Horwitz S.L. "*Segmentation of planes curves*", IEEE Transaction on Computers, vol. 23, n° 8, pp. 860-870, 1974.
- [78] Kurozumi Y. and Davis W. « *Polygonal approximation by the minmax method* », Computer Graphics and Image Processing, vol 19, pp. 248-264, 1981.
- [79] Wall K. and Danielsson P.E. « *A Fast sequential method for polygonal approximation of digitized curves* », CVGIP, vol. 28, pp. 220-227, 1984.
- [80] Rapport de DEA : « *Modélisation d'un système Multi-Agent Hétérogène* ». Philippe LUCIDARME Juillet 2000
- [81] P. Le Floch-Prigent, M. Molho, and H. Outin. « *Imagerie de l'encephalé, Anatomie et observations cliniques* ». Laboratoires Sandoz, 1990.
- [82] J.Talairach and P.Tournoux. « *Atlas d'anatomie stéréotaxique* ». Masson et Cie, 1957.
- [83] J.Talairach and P.Tournoux. "*Co-planar stereo taxic atlas of the human brain*". Georg Thieme Verlag, Stuttgart, 1988.

- [84] K. J. Friston, A. P. Holmes, J. B. Poline, C. D. Frith, and R. S. J. Frackowiak. “*Statistical Parametric Maps in Functional Imaging: a general linear approach*”. Human Brain Mapping, 2, pp.189–210, 1995.
- [85] L.Vérard, P.Allain, J.M.travère, J.C.Baron, and D.Bloyet. “*Fully Automatic Identification of AC and PC land mark son Brain MRI using Scene Analysis*”. IEEE Transactions on Medical Imaging, 16(5), pp.610–616, 1997.
- [86] J. Lancaster, T. Glass, B. Lankipalli, H. Downs, H. Mayberg, and P. Fox. “*A Modality-Independant Approach to Spatial Normalisation of Tomographic Images of the Human Brain*”. Human Brain Mapping, 3,pp.209–223, 1995.
- [87] J. Bittoun. “*Basic Principles of Magnetic Resonance Imaging*”. In 15th Annul Scientific Meeting of the European Society for Magnetic Resonance in Medecine and Biology, 45–53. Eds Cerdan , Haase and Terrier. Geneva. Springer,1998.
- [88] A.Alaux. “*L’image par resonance magnetique*”. Montpellier, Sauramps Medical,1994.
- [89] J.G. Sled, A.P. Zijdenbos, and A.C. Evans. “*A Nonparametric Method for Automatic Correction of Intensity Non uniformity in MRI Data*”. IEEE Transactions on Medical Imaging, 17(1), pp.87–97, 1998.
- [90] C.R. Meyer, P.H. Bland, and J. Pipe. “*Retrospective Correction of Intensity Inhomogeneities in MRI*”. IEEE Transactions on Medical Imaging, 14(1),pp. 36–41, 1995.
- [91] S. Langlois, M. Desvignes, J.M. Constans, and M. Revenu. « *MRI Geometric Distortions : A simple Approach to Correcting the effects of non-linear gradient fields* ». Journal of Magnetic Resonance Imaging, 9(6), pp.821–831, 1999.