

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Centre universitaire ABBES LAGHROR - Khenchela

Institut des Sciences et de technologie
Département d'Informatique

MEMOIRE DE MAGISTER

Spécialité : Systèmes d'information et de connaissances

Ecole doctorale de l'ESI (Ex INI)

Présenté par :

Boussalem Mohamed

Thème

Segmentation cognitive d'image IRM par un système multi-agents

Soutenu publiquement le : 08/10/2011

Devant le jury de soutenance composé de:

Mr. Mohamed Benmohamed	Professeur	Université de Constantine	Président
Mr. Salim Chikhi	Professeur	Université de Constantine	Examineur
Mr. Mohamed Khirredine Kholladi	Maitre de conférences	Université de Constantine	Examineur
Mr. Smaine Mazouzi	Maitre de conférences	Université de Skikda	Rapporteur

Dédicace

Ce travail est dédié

A mes chers parents,

A mes frères,

A mes sœurs,

Et à ceux qui aiment Mohamed et ceux que Mohamed aime.

Remerciement

Je remercie dieu tout puissant pour la santé, la volonté, et pour tout le courage et la patience qu'il m'a donné durant la période de réalisation de ce travail.

Tous mes remerciements à ceux qui m'ont aidé à arriver à terme de ce mémoire, et en particulier :

Monsieur Smaine Mazouzi, mon encadreur, pour ses conseils efficaces et son encouragement pour faire toujours le mieux ;

Monsieur Mohamed Benmohamed, Professeur à l'université de Constantine, qui m'a fait l'honneur de présider le jury de soutenance de ce mémoire ;

Messieurs Salim Chikhi et Mohamed Khirredine Kholadi, respectivement professeur et maître de conférences à l'université de Constantine, pour avoir accepté d'évaluer mon travail et de participer au jury de soutenance.

En fin, je remercie toute personne qui a contribué de près ou de loin à l'aboutissement de ce travail.

Résumé

Il existe un grand nombre de méthodes de segmentation d'images. Celles-ci sont généralement adaptées à un type d'image particulier (photographie numérique, IRM, image satellite, . . .). Cependant, les résultats de segmentation d'image demeurent jusque là insuffisants et sujet de critiques de la part des utilisateurs.

L'émergence des systèmes multi-agents a ouvert à la vision cognitive une nouvelle perspective très prometteuse quant à la conception de systèmes à la fois fortement autonomes, scalables dans la mesure de faire spécialiser chaque agent pour une tâche bien précise.

Dans ce mémoire, nous proposons une méthode de segmentation des IRM cérébrales, et ce reposant sur un système multi agents cognitif. L'objectif de cette méthode est de segmenter une IRM cérébrale d'une façon distribuée, en utilisant un ensemble de connaissances. Ces connaissances relèvent d'une part de la segmentation d'images en général, et à l'anatomie cérébrale, d'une autre part.

Le système cognitif développé est composé de quatre agents. Chaque agent est responsable de l'extraction d'une région particulière du tissu cérébral (matière blanche, matière grise, et LCR), ainsi qu'un agent contrôleur.

Mot clefs

Vision cognitive, segmentation d'images, agent, systèmes multi-agents, IRM.

Sommaire

Introduction générale.....	9
I. Vision cognitive et systèmes multi-agents.....	13
1. Introduction.....	13
2. La vision cognitive.....	13
3. La nature multidisciplinaire de la vision cognitive.....	14
4. Les fondements scientifiques.....	14
5. Les défis de la vision cognitive:.....	15
6. Quelques travaux en vision cognitive.....	15
6.1. Une ontologie de concepts visuels.....	15
6.2. Plates-formes de vision cognitive.....	19
6.3. Sigma.....	22
6.4. Ocap/Classic.....	23
7. Les systèmes multi-agents.....	24
7.1. Le concept d'agent.....	24
7.2. Architectures d'agents.....	25
7.3. Qu'est-ce qu'un système Multi-agents?.....	29
7.4. Interactions entre agents.....	30
7.5. La communication entre les agents.....	31
8. Conclusion.....	32
II. La segmentation d'images.....	34
1. Introduction.....	34
2. Segmentation par seuillage.....	34
3. Segmentation par détection de contours.....	36
4. Segmentation en régions.....	40
4.1. Segmentation en régions par classification.....	41
4.2. Segmentation par croissance de régions.....	42
4.3. Segmentation en régions par fermeture de contours.....	43
5. Conclusion.....	43
III. Eléments d'anatomie cérébrale et IRM.....	44
1. Introduction.....	44
2. Quelques éléments d'anatomie cérébrale.....	44
2.1. Description.....	44
2.2. Observation du cerveau.....	45

2.3.	Généralités sur les tissus cérébraux	46
3.	IRM (Imagerie par Résonance Magnétique) [Ach05]	49
3.1.	Le Phénomène Physique De La RMN.....	50
3.2.	Paramètres de séquence	52
3.3.	Séquences IRM.....	53
4.	Défauts des IRM (artefacts).....	54
4.1.	Bruit.....	54
4.2.	Mouvement.....	55
4.3.	Variations du champ magnétique (inhomogénéité RF).....	55
4.4.	Effets de volume partiel.....	55
5.	Conclusion.....	56
IV.	Une approche cognitive pour la segmentation des IRM cérébrales	57
1.	Introduction	57
2.	Cadre applicatif et objectif du travail	57
3.	L'architecture globale du système.....	58
4.	Description détaillée du système	59
4.1.	Pré-segmentation	59
4.2.	Les connaissances utilisées par le système.....	60
4.3.	Description des agents du système	62
5.	Négociation entre agents et résolution de conflits.....	67
5.1.	Résolution des conflits de la segmentation.....	67
5.2.	Vérification de la contiguïté de la matière grise.....	68
5.3.	La négociation	72
6.	Conclusion.....	77
V.	Expérimentation	78
1.	Introduction	78
2.	La plate-forme d'implémentation.....	78
2.1.	La programmation orientée objet avec VB 6.....	78
2.2.	Les modules.....	79
3.	Réalisation et résultats expérimentaux	80
3.1.	La base d'images	81
3.2.	Discussion résultats de segmentation Image 1	82
3.3.	Discussion résultats de segmentation Image 2	84
3.4.	Interprétation	84

4. Conclusion.....	85
Conclusion générale et perspectives.....	86
Références bibliographiques	88

Table des figures

Figure I-1 : Hiérarchie des concepts de texture [Mai05].....	16
Tableau I. 1 : Concepts des couleurs [Mai05].....	17
Figure I-2 : Hiérarchie de concepts géométrique [Mai05].....	17
Tableau I-2 : Relations et leur signification selon le modèle RCC-8 [Mai05].....	18
Figure I-3 : La représentation graphique du modèle RCC-8[Mai05].....	18
Figure I-4: Architecture globale de la plate-forme de vision cognitive [Hud05].....	21
Figure I-5: L'architecture de SIGMA [Mat90].....	23
Figure I-6 : Une approche coopérative pour identification d'objets complexes naturels. [Oss96].....	23
Figure I-7 : Une vue de la surveillance de programmes [Oss96].....	24
Figure I-8 : La représentation d'un agent cognitif.....	26
Figure I-9 : La représentation d'un agent réactif.....	27
Figure I-10 : Architectures d'agents en couches [Jen98].....	28
Figure I-11 : Représentation symbolique d'un système multi-agents.....	30
Figure II-1 : Exemple de seuillage manuel d'une image microscopique de bactéries.....	36
Figure III-1 : Structure générale de l'encéphale.....	45
Figure III-2 : Plans de coupe en imagerie médicale.....	45
Figure III-3 : Les trois axes de coupe pour la visualisation du cerveau.....	46
Figure III-4 : Structures anatomiques de la matière grise.....	47
Figure III-5 : Coupes IRM du cerveau.....	48
Figure III-6 : Différentes structures du cerveau.....	49
Figure III-7: Appareil d'IRM [Lau03].....	50
Figure III-8: Retour à l'équilibre du vecteur d'aimantation.....	51
Figure III-9: L'angle de basculement.....	53
Figure III-10: Images IRM.....	54
Figure III-11 : L'inhomogénéité RF.....	56
Figure IV- 1: Architecture du SMA pour la segmentation des IRM.....	59
Figure IV- 2: Exemple de Matrice_Pixel_MG à la fin de la phase 1.....	68
Figure IV- 3 : la structure de la Matrice_Reg_MG.....	69
Figure IV- 4 : les voisins directs d'un pixel.....	71
Figure IV- 5: Diagramme de séquence montre l'interaction entre Agent_MG et Agent_LCR.....	74
Figure IV- 6: Diagramme de séquence montre l'interaction entre Agent_MG et Agent_MB.....	74
Figure V- 2: Exemple d'un module 1.....	80
Figure V- 3: Les classes d'agents.....	80
Figure V- 4: Image 1 originale.....	81
Figure V- 5: Le résultat de la segmentation d'Image 1.....	82
Figure V- 6: Le résultat de la segmentation d'Image 1 par notre système.....	82
Figure V- 7: Image 2 originale.....	83
Figure V- 8: Le résultat de la segmentation d'Image 2.....	83
Figure V- 9: Le résultat de la segmentation d'Image 2 par notre système.....	84

Introduction générale

La vision par ordinateur est une discipline très vaste, au croisement de différents domaines des sciences de l'ingénieur, tels que les mathématiques appliquées, l'intelligence artificielle, le traitement de signal, l'automatique, et l'informatique. Son objectif est de modéliser et réaliser des tâches de perception, exécutées par un ordinateur. Au niveau théorique, elle a pour but de fournir des modèles de la perception visuelle des formes, du mouvement, et des objets. Au niveau applicatif, elle a pour but d'automatiser différentes opérations telles que la détection des obstacles pour la navigation d'un Robot, la reconstruction tridimensionnelle d'une scène, la détection d'objet en mouvement, l'indexation d'images d'une séquence vidéo ...etc.

Vers la fin des années 70, DAVID MARR [Mar82] a proposé un modèle « computationnel » pour le traitement et la représentation de l'information visuelle. Ce paradigme s'énonce comme suit :

1. A partir d'une ou plusieurs images, un processus d'extraction de caractéristiques produit une description en terme d'attributs bidimensionnels, ce niveau de représentation est appelé première ébauche.
2. La première ébauche constitue l'entrée d'un certain nombre de processus plus ou moins indépendants qui calculent des propriétés tridimensionnelles locales relatives à la scène, il s'agit d'une représentation centrée sur l'observateur appelée ébauche 2.5D. Ces processus opèrent sur une séquence d'image (Analyse de mouvement), une paire d'images (Stéréoscopie) ou sur une seule image.
3. L'ébauche 2.5D est mis en correspondance avec des connaissances 3-D préalablement établies afin de construire une description de la scène en terme d'objet et de relations entre ces objets, il s'agit maintenant d'une description centrée sur la scène indépendamment de la position de l'observateur.

En pratique, le paradigme de DAVID MARR se traduit par trois étapes de traitement : Segmentation, Reconstruction, et Reconnaissance.

Les faiblesses des systèmes de vision assistée par ordinateur classiques ont mené à l'apparition d'une nouvelle discipline, appelée « vision cognitive ».

La vision cognitive [Aue05] est un créneau de recherche récent qui consiste à adopter le paradigme de l'IAD (intelligence artificielle distribuée) et particulièrement les SMA pour la résolution des problèmes de la vision par ordinateur. En effet, les algorithmes classiques de vision par ordinateur, aussi compliqués soient-ils, nécessitant un module supplémentaire de prise de décision (rappelons que les problèmes de vision par ordinateur sont des problèmes mal posés selon Hadamard [Had23]). La vision cognitive consiste à doter ces algorithmes de facultés cognitives, de capacités d'apprentissage, d'adaptation de plusieurs solutions et de la capacité de développer de nouvelles stratégies d'analyse et d'interprétation. L'émergence des systèmes Multi-agents a ouvert à la vision cognitive une nouvelle perspective très prometteuse quant à la conception de systèmes à la fois autonomes et coopératifs.

Dans ce mémoire de magister, nous nous sommes fixé l'objectif de proposer un système cognitif, basé sur un système multi-agents pour la segmentation d'images de résonance magnétique (IRM) du cerveau. D'un côté, la solution se veut distribuée, ce qui permet de développer le système d'une façon modulaire, d'où la facilité de la maintenance et de l'évolution. D'un autre côté, le système modélise et exploite des connaissances afin d'améliorer les résultats de segmentation, obtenus en première étape par un algorithme de classification classique. Selon notre approche, chaque agent dans le système est affecté à une région particulière du tissu cérébral. Chacun d'eux extrait la région dont il est responsable, puis entame une négociation avec les autres agents (responsable de d'autres régions) pour reclassifier les pixels ambigus.

Nous utilisons deux sortes de connaissances : Connaissance relevant de la segmentation d'image en général, et connaissances relevant des images de résonance magnétiques. Ces dernières sont extraites de manuels de radiologie, et auprès de médecins radiologues et neurologues.

Ce mémoire est composé de cinq chapitres auxquels s'ajoutent une introduction générale et une conclusion générale et perspectives.

Le premier chapitre présente les concepts de la vision cognitive, où sont décrits les fondements, les défis de la vision cognitive, et enfin nous survolons quelques travaux dans ce domaine. Nous présentons également dans ce chapitre une introduction aux systèmes multi-agents. Ce paradigme sera combiné au paradigme de vision cognitive pour proposer notre approche de segmentation d'images IRM.

Nous présentons dans le second chapitre la segmentation d'images qui fait le cœur de notre travail, où on présente les différentes méthodes de la segmentation d'image tout en évoquant les avantages et les inconvénients de chaque méthode.

Le troisième chapitre a pour objectif de fixer le cadre applicatif que nous avons envisagé. Dans une première partie, nous décrivons brièvement l'anatomie cérébrale afin de se rendre compte du contenu des images. La seconde partie est consacrée à l'imagerie par résonance magnétique (IRM).

Le chapitre 4 est réservé à notre contribution. Nous présentons à travers ce chapitre les connaissances utilisées dans notre système, ainsi que la structure et le fonctionnement des différents agents. Tout sera décrit selon les deux étapes de fonctionnement du système : La segmentation initiale de l'IRM, et l'amélioration de la segmentation par réaffectation concurrente des pixels ambigus de l'image.

Le cinquième chapitre est consacré d'une part à la présentation de la plateforme de réalisation, et d'autre part à la présentation et les discussions de certains résultats expérimentaux.

La conclusion et les perspectives de ce travail seront présentées à la fin de ce mémoire.

Chapitre 1

I. Vision cognitive et systèmes multi-agents

1. Introduction

L'idée principale de la vision cognitive est de rendre les systèmes de vision plus robustes, plus résistants et plus adaptables en les dotant de facultés cognitives : *savoir, comprendre, raisonner et apprendre*. Un système de vision cognitive est un système capable d'*apprendre*, de *s'adapter*, de *faire un choix* entre plusieurs alternatives et de *développer de nouvelles stratégies* d'analyse et d'interprétation [Ver05]. L'émergence des systèmes multi-agents a ouvert à la vision cognitive une nouvelle perspective très prometteuse quant à la conception de systèmes fortement autonome.

En premier lieu, nous présenterons dans ce chapitre, les principaux concepts liés à la vision cognitive, les fondements scientifiques, les défis de la discipline, et enfin nous présenterons quelques travaux dans le domaine de la vision cognitive.

Nous présenterons ensuite, le concept d'agent qui est simplement une entité qui agit ou opère. Nous discuterons ensuite le paradigme des systèmes multi-agents ou SMA qui présente un niveau de complexité supplémentaire à la notion d'agent, celui de la coopération entre plusieurs agents.

2. La vision cognitive

Une définition de la vision cognitive peut être trouvée dans [Aue05] : Un système de vision cognitive peut réaliser les quatre fonctions de la vision assistée par ordinateur générique, les fonctions de *détection, localisation, identification* et *compréhension*. Il peut s'engager dans le comportement orienté but, en s'adaptant aux

changements imprévus de l'environnement, il peut aussi prévoir la présence ou l'occurrence d'objets ou d'événements.

3. La nature multidisciplinaire de la vision cognitive

La vision assistée par ordinateur et la connaissance sont le cœur de la vision cognitive, mais pour étudier la vision cognitive en profondeur et en couvrant tous ses aspects, on doit aborder un tableau énorme de disciplines : La vision assistée par ordinateur, la reconnaissance des formes, l'intelligence artificielle, la science cognitive, la psychologie de perception, psychologie liée au développement, la neurophysiologie, la robotique cognitive, sémiotique, épistémologie, sciences de systèmes, cybernétique, théorie des systèmes autonomes [Aue05].

4. Les fondements scientifiques

La vision cognitive a une nature multidisciplinaire. L'accomplissement de la vision cognitive implique l'étude d'une large gamme de disciplines.

Toutes ou une partie de ces disciplines scientifiques doivent être considérées pour développer les fonctions des systèmes de vision cognitive [Aue05] :

- **La sensation visuelle** se réfère au mécanisme par lequel l'environnement a un impact sur le système cognitif.
- **L'architecture** représente la configuration minimale d'un système cognitif, qui est nécessaire pour la réalisation de certaines fonctions cognitives.
- **La mémoire** est liée à la question de représentation. Il peut avoir de différentes formes : Épisodique, modale, à court terme, et à long terme.
- **L'apprentissage** se réfère au processus de développement des états de la mémoire.
- **La reconnaissance** c'est la capacité de distinction entre des entités visuelles.

- **La délibération et le raisonnement** se réfèrent au processus d'utilisation des connaissances à priori, à fin de tirer des conclusions pour résoudre des problèmes.
- **La planification** est étroitement liée au raisonnement, à la mémoire et à la représentation. C'est un moyen qui traite les futurs événements.
- **La communication** avec d'autres systèmes ou d'autres agents est la caractéristique clé du système cognitif. Celle-là doit être effectuée suite à des activités cognitives.

5. Les défis de la vision cognitive:

Pour réaliser un système de vision cognitive, plusieurs défis doivent être abordés [Aue05] :

- **Identification de l'architecture minimale du système** : Ce défi consiste à l'identification du jeu minimal des modules de traitement et leurs corrélations.
- **Identification du but et accomplissement** : Le comportement des systèmes de vision cognitive devrait être orienté but. Dans certains cas, les buts peuvent être spécifiés par des agents externes.
- **Généralisation d'opération** : Ce défi consiste à attaquer le problème de transfert des compétences d'un contexte à un autre.
- **Création d'outils de recherche** : Pour faire évoluer le développement de la discipline, la communauté de recherche devra partager des environnements de développement de logiciels, des scénarios d'évaluation de performance et des données.

6. Quelques travaux en vision cognitive

6.1. Une ontologie de concepts visuels

Dans ce qui suit nous présentons une ontologie de concepts visuels pour la vision cognitive présentée par [Mai05]. On peut considérer cette ontologie comme un

guide qui fournit un vocabulaire pour la description visuelle des classes d'un domaine donné. L'ontologie est structurée en trois parties principales. La première contient des *concepts de texture*, la deuxième contient des *concepts de couleurs* et la dernière est faite de *concepts de géométrie*.

6.1.1. Concepts de Texture

Cette partie de l'ontologie a été inspirée par des résultats de la communauté de science cognitive. L'expérience réalisée dans [Rao93] et [Bhu97] identifie trois dimensions principales dans le processus cognitif de perception de texture. Dans cette dernière, chaque dimension constitue un élément important. On voit chaque dimension comme une abstraction d'un jeu de concepts visuels de texture (Figure I.1).

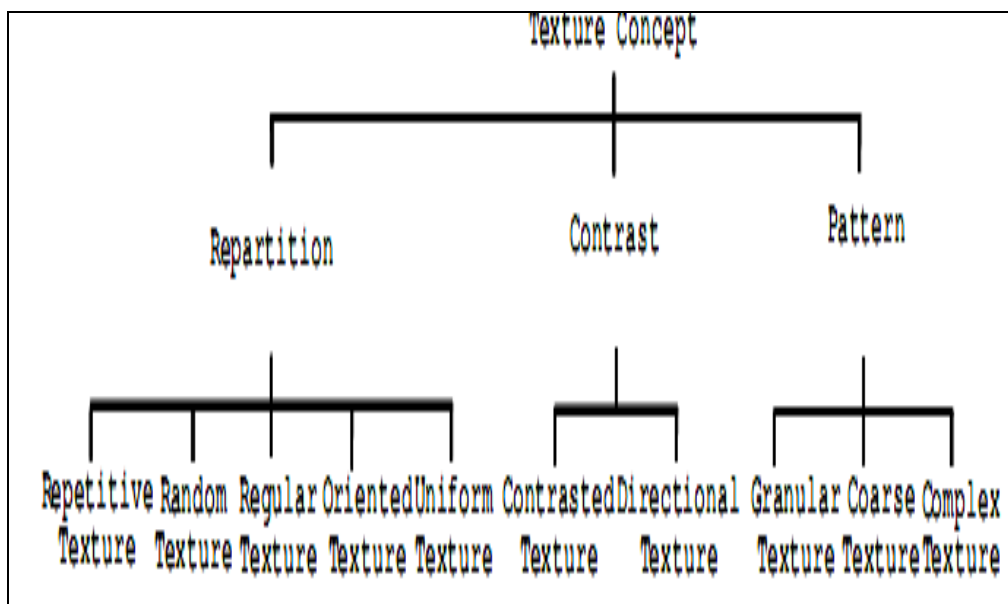


Figure I-1 : Hiérarchie des concepts de texture [Mai05]

6.1.2. Concepts de couleurs

Trois sortes de notions sont incluses : Nuance, brillance et concepts de saturation. Les auteurs ont identifié 28 concepts de nuance (Tableau I.1) qui peuvent être combinés avec cinq concepts de brillance (Très Sombre, Sombre, Moyen, Léger, Très Léger) et quatre concepts de saturation (Grisâtre, Modéré, Fort, Vif).

Certaines combinaisons de brillance et concept de saturation ont une signification de perception. Par exemple, le concept Brillant est une association des

concepts Légers et Forts. Les axiomes sont contenus dans l'ontologie afin d'exprimer ces sortes d'associations.

Red	Purple
Reddish Orange	Reddish Purple
Orange	Purplish Red
Orange Yellow	Purplish Pink
Yellow	Pink
Greenish Yellow	Yellowish Pink
Yellow Green	Brownish Pink
Yellowish Green	Brownish Orange
Green	Reddish Brown
Bluish Green	Brown
Greenish Blue	Yellowish Brown
Blue	Olive Brown
Purplish Blue	Olive
Violet	Olive Green

Tableau I-1: Concepts des couleurs [Mai05]

6.1.3. Concepts de géométrie

Dans cette partie de l'ontologie les auteurs ont défini plusieurs ensembles de concepts, présentés en deux parties. La première est utilisée pour décrire l'objet d'un point de vue spatial, l'hierarchie est composée de concepts géométriques qui peuvent être utilisés pour décrire la forme de l'objet.

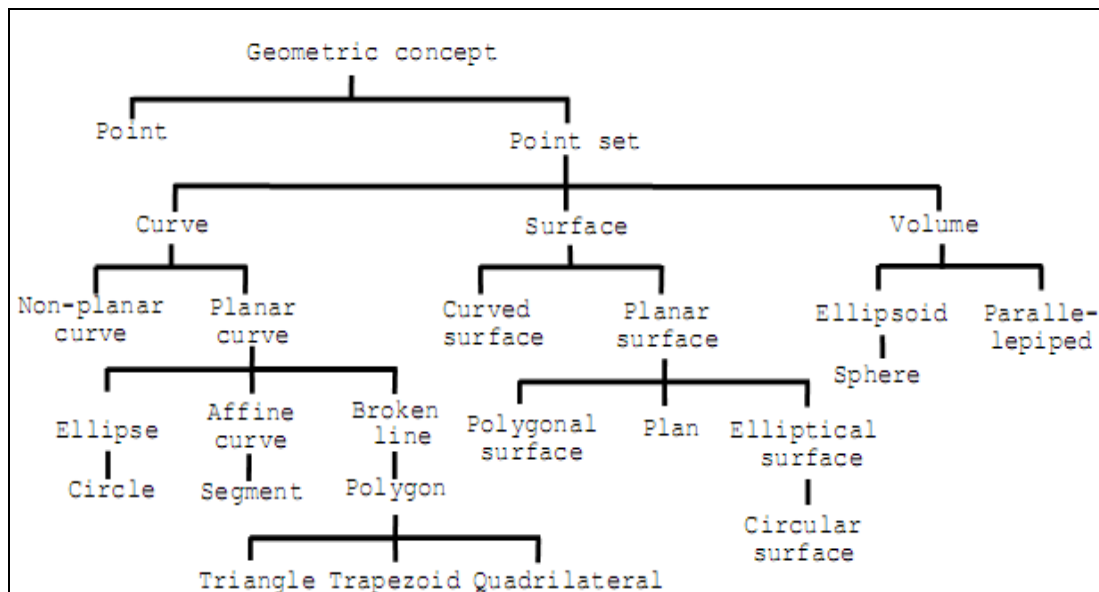


Figure I-2: Hiérarchie de concepts géométrique [Mai05]

La deuxième partie contient un jeu de relations spatiales basées sur le modèle RCC-8 [Coh01]. Cela peut être utilisé pour définir des relations entre des objets et leurs sous-parties.

RCC-8 relation	Meaning
DC(X,Y)	X disconnected from Y
EC(X,Y)	X externally connected to Y
EQ(X,Y)	X equals Y
PO(X,Y)	X partially overlapping Y
TPP(X,Y)	X tangential proper part of Y
TPP-1(X,Y)	X has tangential proper part Y
NTPP(X,Y)	X nontangential proper part of Y
NTPP-1(X,Y)	X has nontangential proper part Y

Tableau I-2 : Relations et leur signification selon le modèle RCC-8 [Mai05]

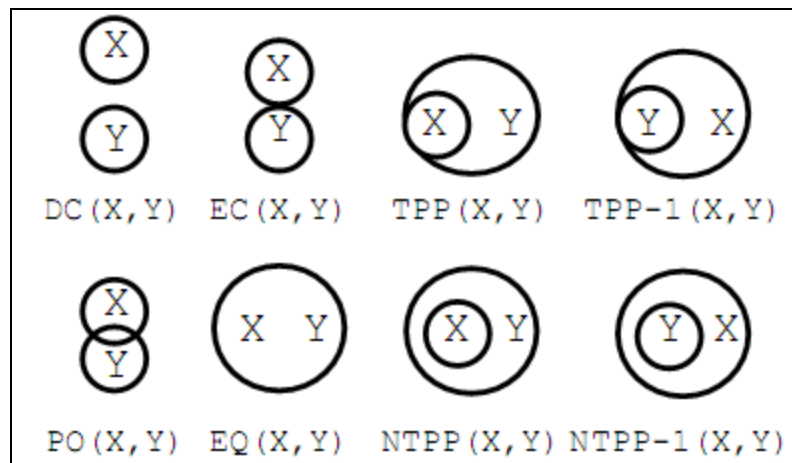


Figure I-3 : La représentation graphique du modèle RCC-8[Mai05]

6.2. Plats-formes de vision cognitive

6.2.1. Définition

Une plate-forme intelligente de vision cognitive est un système d'interprétation de scènes. Elle a un degré complet d'autonomie pour s'adapter à de nouvelles situations, des capacités d'interaction élevées grâce à un langage convivial lui permettant de comprendre les besoins de l'utilisateur, et de nombreux moyens pour communiquer son interprétation de scènes observées [Tho03]. Une plate-forme de la vision cognitive a les caractéristiques suivantes:

➤ **Autonomie**

La plate-forme intelligente de vision cognitive aura des capacités d'autonomie selon deux modes différents : Configuration statique et reconfiguration dynamique. Dans une phase de configuration statique, la plate-forme peut sélectionner automatiquement les algorithmes pertinents de vision à partir d'une bibliothèque de programmes, et peut traiter des données provenant d'un ensemble hétérogène de capteurs (plug-and-play). Cette caractéristique est nécessaire pour faciliter le passage d'une application à l'autre, et d'un site à un autre. Dans une phase de reconfiguration dynamique la plateforme doit s'adapter elle-même en temps-réel.

➤ **Interactivité**

La plate-forme intelligente de vision cognitive doit adapter son comportement directement à partir des spécifications de l'utilisateur final. En particulier un langage de haut niveau basé sur une ontologie de concepts visuels permettra de décrire de nouvelles classes, de nouveaux événements ou des activités complexes.

➤ **Communication**

La plate-forme intelligente de vision cognitive doit disposer d'outils de visualisation configurable (scalable) allant de simple écran de palm pilot à des

environnements immersifs, avec la transmission temps-réel des données pertinentes et l'annotation automatique des images et des vidéos pour l'archivage.

6.2.2. Travail de Céline Hudelot

Une plate-forme de vision cognitive est proposée par Céline Hudelot [Hud05]. La plate-forme proposée a une architecture distribuée qui se base sur la coopération de trois systèmes à base de connaissances :

- **Un système dédié à l'interprétation sémantique** : Chargé de l'interprétation sémantique de la scène à l'aide de la terminologie du domaine d'application.
- **Un système dédié à la mise en correspondance** : La mise en correspondance implique les données issues des capteurs, les symboles servant à décrire de manière abstraite et qualitative les objets, et les situations du monde réel.
- **Un système de pilotage de programmes de traitement d'images.**

La gestion de la communication et de l'interopérabilité entre les différents modules de la plate-forme est assurée par deux ontologies, une ontologie de concepts visuelles pour la vision cognitive développée dans [Mai05], et une autre de concepts de traitement d'images. L'architecture globale de la plate-forme de la vision cognitive proposée est représentée dans la Figure I-2:

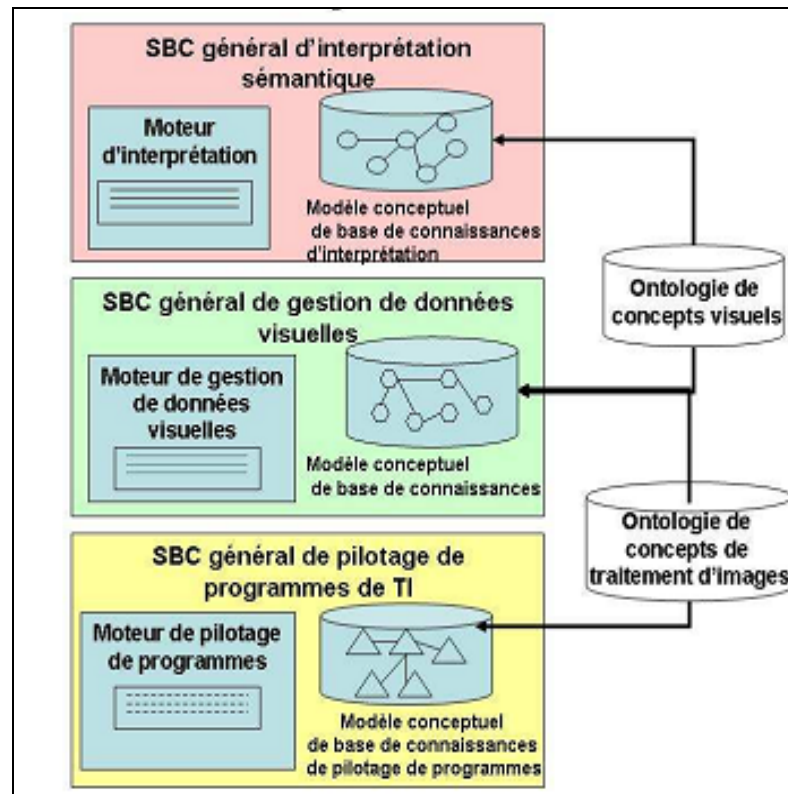


Figure I-4: Architecture globale de la plate-forme de vision cognitive [Hud05]

6.2.3. Application à la reconnaissance des pathologies végétale

La plate-forme de vision cognitive développée dans [Hud05] a été utilisée pour construire un système d'interprétation d'images microscopiques de feuilles de rosier, pour le diagnostic des maladies du rosier de serre, il s'agissait de:

- La construction d'une base de connaissances dédiée au domaine d'application (les pathologies foliaires du rosier de serre).
- La construction d'une base de connaissances pour la gestion des données visuelles, c'est à dire la construction du lien d'ancrage entre : les concepts visuels utilisés pour décrire le domaine, les descripteurs d'image, l'ontologie des concepts de traitement d'images, et la définition des critères de gestion des données visuelles.
- La construction d'une base de connaissances de pilotage des programmes de traitement d'images, en utilisant une bibliothèque de traitements d'images.

Une base de connaissances, décrivant les signes et symptômes précoces des pathologies du rosier de serre, à l'aide de l'ontologie de concepts visuels a été développée dans [Mai05].

6.3. Sigma

Matsuyama et Hwang proposent un système basé sur la connaissance pour la compréhension d'images aériennes ; appelé Sigma [Mat90]. Les questions d'acquisition de connaissances sont traitées dans ce travail.

Comme vu dans la Figure I.5, Sigma est structuré en quatre modules principaux :

1. The Geometric Reasoning Expert (GRE). (l'expert de raisonnement géométrique) GRE : est le module de raisonnement central dans le système. Il construit la description de la scène en établissant des relations spatiales entre des objets. Un modèle du monde est utilisé pour produire les hypothèses qui doivent être vérifiées dans l'image. Ce processus est appelé le processus d'accumulation de preuves. La base de données est utilisée pour stocker les parties cohérentes de preuve. Les analyses Ascendante et descendante sont intégrées dans un processus de raisonnement unifié.
2. The Model Selection Expert (MSE) (l'expert de sélection de modèles)
3. The Low Level Vision Expert (LLVE). LLVE (l'expert de vision de bas niveau) : Est dédié pour les tâches de traitement d'image de bas niveau à savoir ; segmentation et extraction des caractéristiques.
4. The Question and Answer Module (QAM). QAM (le module de question/réponse) est utilisé pour récupérer les informations pendant le processus d'interprétation.

Ce système a été seulement utilisé pour des buts de la compréhension des images aériennes.

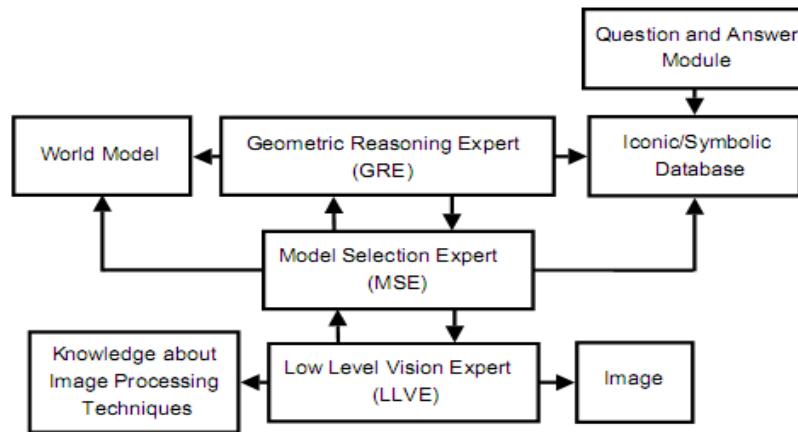


Figure I-5: L'architecture de SIGMA est conçue comme une architecture distribuée. Les modules communiquent selon le mécanisme Question/Réponse [Mat90]

6.4. Ocapi/Classic

Dans [Oss96], une approche basée sur la coopération entre deux systèmes à base de connaissances est présentée. Elle consiste à la division du problème de la reconnaissance d'objets complexes en deux sous-problèmes distincts : Interprétation sémantique de haut niveau, et traitement d'image de bas niveau. Un système basé sur la connaissance consacré et associé à chaque sous-problème.

Ce travail aborde des questions de communication entre les deux systèmes à base de connaissances. Une vue de cette approche est présentée dans la Figure I-6 :

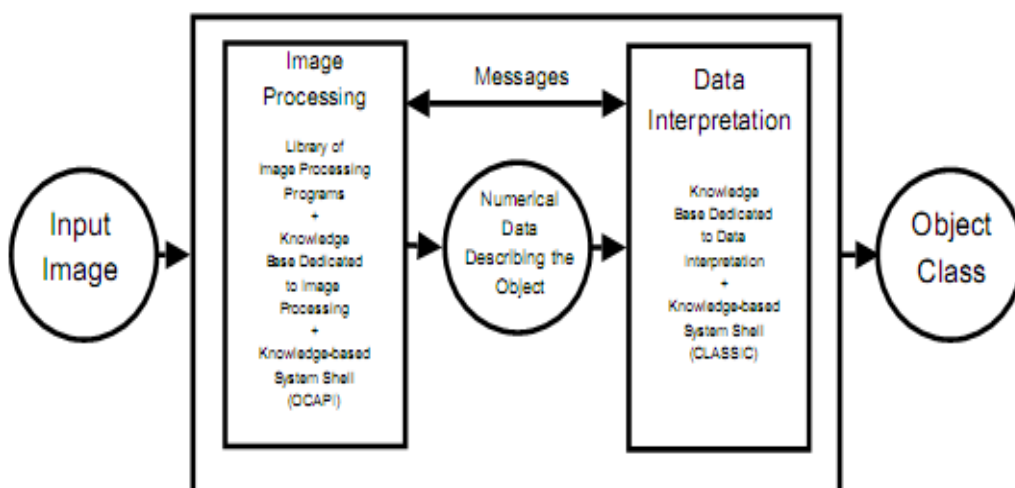


Figure I-6 : Une approche coopérative pour identification d'objets complexes naturels. L'entrée du système est une image contenant un objet pour le classifier. En sortie, le nom de la classe de l'objet [Oss96]

L'approche utilisée face au problème de surveillance de programmes de traitement d'image de bas niveau est l'approche de [Cle93] Figure I-7, où une connaissance à priori sur une bibliothèque de programmes améliore l'utilisation de ces derniers. Les mécanismes planification, exécution, évaluation et réparation, sont impliqués dans la surveillance de programmes.

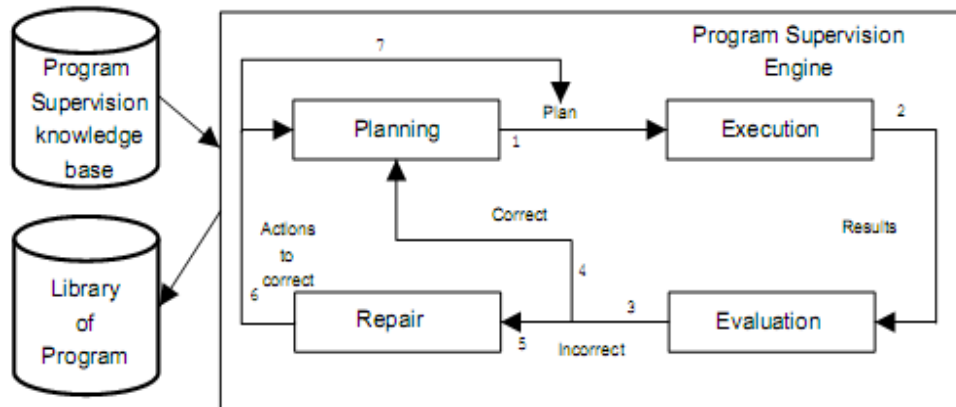


Figure I-7 : Une vue de la surveillance de programmes [Oss96]

7. Les systèmes multi-agents

7.1. Le concept d'agent

Le concept d'agent a fait l'objet d'études pour plusieurs décennies dans différentes disciplines. Il a été non seulement utilisé dans les systèmes à base de connaissances, la robotique, le langage naturel et d'autres domaines de l'intelligence artificielle, mais aussi dans des disciplines comme la philosophie et la psychologie. Il existe de multiples définitions pour un agent selon le point de vue privilégié. Par exemple,

Demazeau, Y. [Dem90] : « *Un agent est une entité intelligente, agissant rationnellement et intentionnellement, en fonction de ses buts propres et l'état actuel de sa connaissance* ».

Ferber J. [Fer95], a donné une définition minimale d'agent : on appelle agent une entité physique ou virtuelle :

- capable d'agir dans un environnement,
- qui peut communiquer directement avec d'autres agents,
- menée par un ensemble de tendances sous forme d'objectifs individuels ou d'une fonction de satisfaction, voire de survie, qu'elle cherche à optimiser,
- qui possède des ressources propres,
- capable de percevoir mais de manière limitée son environnement,
- qui ne dispose que d'une représentation partielle de cet environnement, et éventuellement aucune,
- qui possède des compétences et qui offre des services,
- qui peut éventuellement se reproduire,
- dont le comportement tend à satisfaire ses objectifs, en tenant compte des ressources et des compétences dont elle dispose, et en fonction de sa perception, de ses représentations et des communications qu'elle reçoit.

7.2. Architectures d'agents

Il existe plusieurs manières de concevoir des agents. Indépendamment de l'architecture adoptée, un agent peut toujours être vu comme une fonction liant ses perceptions à ses actions. Plus précisément, un agent perçoit l'environnement à l'aide de ses capteurs et il agit sur son environnement à l'aide de ses effecteurs. Ce qui différencie les différentes architectures d'agents, c'est la manière dont les perceptions sont liées aux actions.

7.2.1. Les agents cognitifs

Les agents cognitifs sont généralement « intentionnels » c'est-à-dire qu'ils possèdent des objectifs et des plans explicites leur permettant d'atteindre leurs buts.

Ils agissent suivant un cycle (perception/décision/action). La figure I-8 représente un le principe général d'agent cognitif.

Ces agents disposent d'une base de connaissances comprenant les diverses informations liées à leurs domaines d'expertise et à la gestion des interactions avec les autres agents et leur environnement. Cette base de connaissances regroupe ce qu'on appelle les états mentaux de l'agent. Un état mental ou cognition est une structure cognitive élémentaire, il concerne les croyances, les désirs et les intentions.

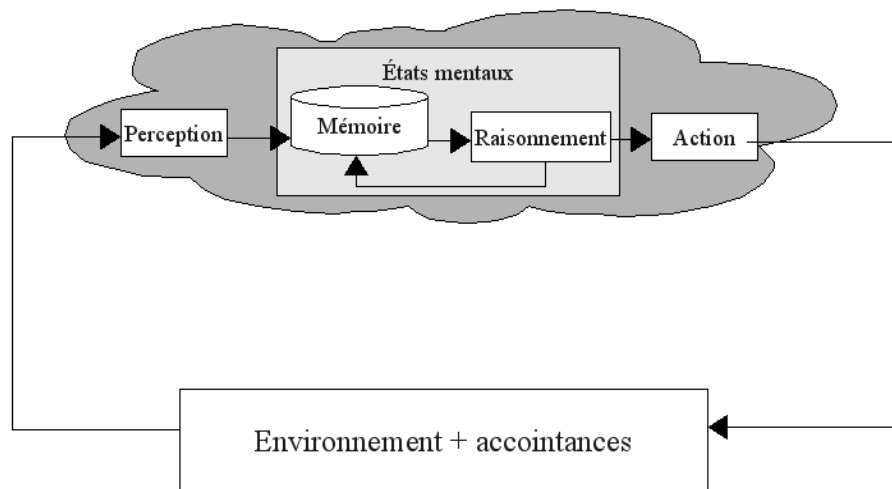


Figure I-8 : La représentation d'un agent cognitif.

On peut définir ces trois notions comme suit :

- Les croyances : Ce sont les informations que l'agent possède à propos du monde qui l'entoure.
- L'intention : C'est une attitude orientée vers l'action. Elle va conduire l'agent à chercher les moyens et à mener des actions pour satisfaire cette intention. Si l'agent a pour but, entre autres, de satisfaire d'autres agents, il pourra prendre si on le lui demande, des engagements vis-à-vis des demandeurs sur l'exécution d'une tâche.
- Le désir : C'est une attitude voisine de l'intention. Cependant, sa durée de validité est plus courte. Le désir par opposition à l'intention est une attitude changeante à court terme. De plus, le désir n'engage pas l'agent à l'action ; mais sous certaines conditions, le désir peut devenir intention. Wooldridge [Woo99] a proposé une architecture ayant sept composantes, les croyances, les intentions, les désirs et il a ajouté quatre fonction : Une fonction de révision des croyances, une deuxième pour la

génération des options, une autre comme filtre et Une dernière fonction pour la sélection des actions.

7.2.2. Les agents réactifs

Les agents réactifs au contraire des agents cognitifs, ne sont pas « intelligents » pris individuellement. Ils ne peuvent que réagir à des stimuli simples provenant de leur environnement (Figure I-9). Leur comportement est donc simplement dicté par leur relation à leur entourage sans qu'ils ne disposent d'une représentation des autres agents ou de leur environnement.

Cependant, du fait de leur nombre, ces agents réactifs peuvent résoudre des problèmes complexes. Les travaux sur ces agents s'intéressent plus à la modélisation d'une société d'agents qu'à l'agent lui-même. Les analogies que les chercheurs ont établies sont celles de la vie artificielle, de l'éthologie (la fourmilière, la termitière, la ruche d'abeille, etc).

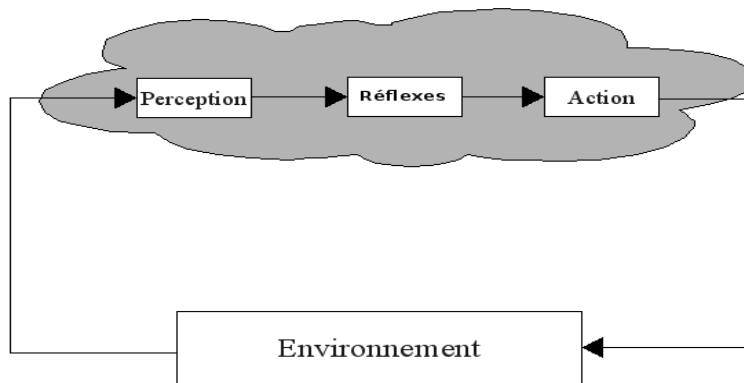


Figure I-9 : La représentation d'un agent réactif.

7.2.3. Les agents hybrides

Les sections précédentes ont présenté deux types d'architectures : Cognitive et réactive. Chacune de ces architectures est appropriée pour un certain type de problème. Pour la majorité des problèmes, ni une architecture complètement réactive, ni une architecture complètement cognitive n'est appropriée. Les agents doivent pouvoir réagir très rapidement dans certaines situations (comportement réflexe), tandis que dans d'autres, ils doivent avoir un comportement plus réfléchi (cognitif).

Dans ce cas, une architecture conciliant à la fois des aspects réactifs et cognitifs est requise. On parle alors d'architecture hybride, dans laquelle on retrouve

généralement plusieurs couches logicielles. Les couches peuvent être arrangées verticalement (seulement une couche a accès aux capteurs et aux effecteurs) ou horizontalement (toutes les couches ont accès aux entrées et aux sorties), (Figure I-10).

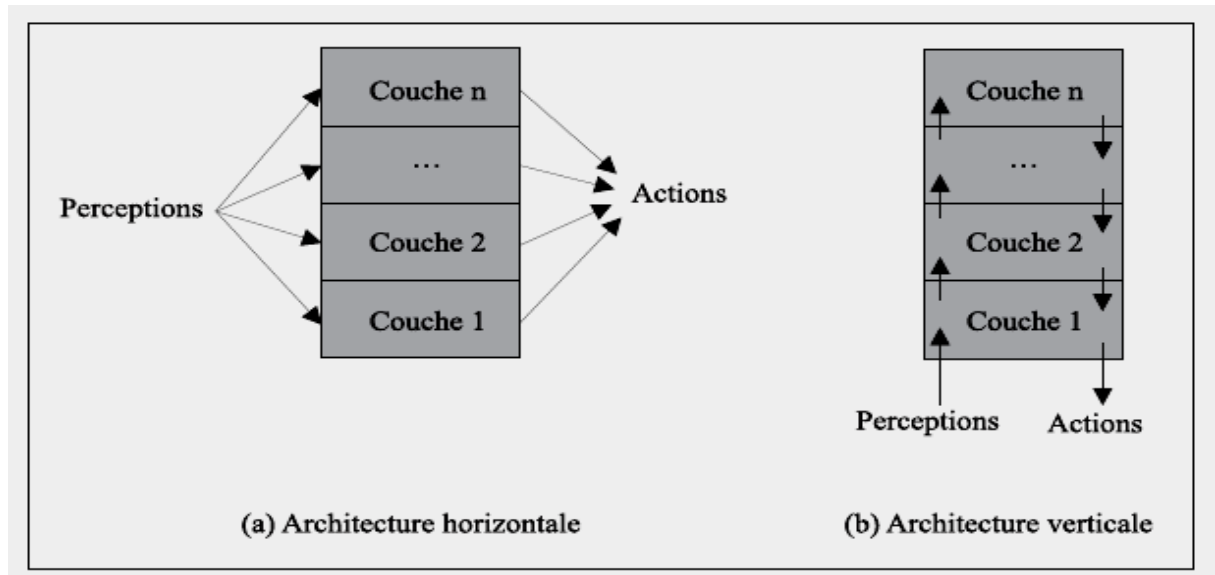


Figure I-10 : Architectures d'agents en couches [Jen98]

Dans ce type d'architecture, les couches sont arrangées de manière hiérarchique. Les différents niveaux de la hiérarchie traitent les informations provenant de l'environnement à différents niveaux d'abstraction. La plupart des architectures considèrent que trois couches suffisent amplement [Jar01]. Ainsi, au plus bas niveau de l'architecture, on retrouve habituellement une couche purement réactive, qui prend ses décisions en se basant sur des données brutes en provenance des capteurs. La couche intermédiaire fait abstraction des données brutes et travaille plutôt avec une vision qui se situe au niveau des connaissances de l'environnement. Finalement, la couche supérieure se charge des aspects sociaux de l'environnement. Dans cette dernière couche, on retrouve généralement une représentation des autres agents (leurs buts, leurs croyances, etc.). Pour produire le comportement global de l'agent, ces trois couches interagissent ensemble. Ces interactions varient beaucoup d'une implémentation à une autre.

7.3. Qu'est-ce qu'un système Multi-agents?

Le système Multi-agents peut être défini comme étant un ensemble organisé d'agents [Bri01]. Ceci signifie que dans un système multi-agents, il existe une ou plusieurs organisations qui structurent les règles de cohabitation et de travail collectif entre les agents (définition des différents rôles, partage de ressources, dépendance entre tâches...).

En 1995, une approche intégrée (l'approche « Voyelles ») des systèmes multi-agents est proposé par Demazeau. Elle est basée sur une décomposition en quatre parties [Dem95].

- **Agent A**, qui concerne les modèles ou architectures utilisées pour la partie active de l'agent, depuis un simple automate jusqu'à un système complexe à base de connaissances.
- **Environnement E**, milieu dans lequel évoluent les agents. Il est généralement de nature spatial.
- **Interaction I**, englobe les infrastructures, les langages et les protocoles d'interactions entre agents, depuis les interactions physiques jusqu'aux interactions par actes de langage.
- **Organisation O**, structure des agents en groupes, hiérarchies, relations...etc.

Jennings donne un sens plus général au terme système multi-agents et l'utilise pour tous types de systèmes formés de plusieurs composants autonomes qui respectent les caractéristiques suivantes [Jen98]:

- Chaque agent est doté de possibilités limitées pour résoudre un problème ;
- Il n'existe pas de contrôle global du système ;
- Les données sont décentralisées ;
- Le calcul est asynchrone ;

Enfin, un système multi-agents est composé de différents agents qui interagissent mais qui sont limités et différent au sien de leurs capacités sensorielles et cognitives aussi bien que dans leur connaissance de l'environnement [Wei99].

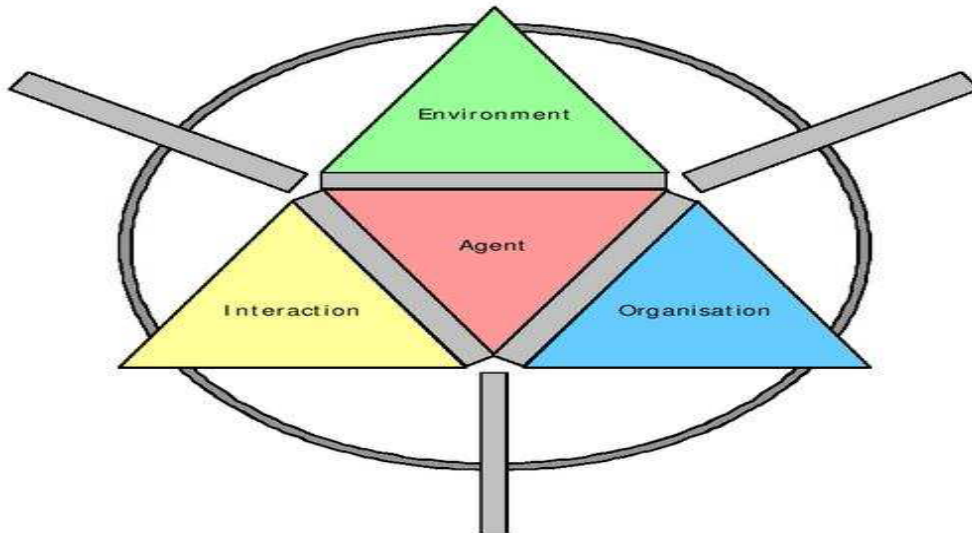


Figure I-11 : Représentation symbolique d'un système multi-agents

7.4. Interactions entre agents

L'interaction est une notion importante dans les systèmes multi-agents, car un objectif dans la définition d'une société d'agents est de créer des échanges entre ces agents afin d'augmenter les capacités du groupe. L'interaction peut être définie comme la mise en relation dynamique de deux ou plusieurs agents par le biais d'un ensemble d'actions réciproques [Fer95].

Les interactions sont basées sur :

➤ **La coopération**

La coopération est nécessaire quand un agent ne peut pas atteindre ses buts sans l'aide des autres agents. Souvent les buts nécessitant la coopération sont des buts sociaux, ils assurent la survie du groupe ou de l'espèce. Quelquefois, ce sont des buts individuels, un agent qui en aide un autre peut attendre une aide en retour ou se faire payer son travail. Un agent peut avoir besoin d'un autre agent parce que cet agent a des compétences qu'il n'a pas, ou parce qu'il faut être plusieurs pour réaliser la tâche.

➤ **La coordination**

Il y a interaction entre les agents soit parce qu'ils coopèrent, soit parce qu'ils sont en compétition. Dans les deux cas, une coordination peut être nécessaire pour

améliorer le fonctionnement global du système. Lorsque plusieurs agents travaillent sur le même lieu, utilisent les mêmes ressources, où résolvent des sous problèmes qui ne sont pas complètement indépendants (conception d'un objet complexe par exemple), ils doivent accomplir, en plus des tâches liées directement au problème traité, des tâches de coordination. Ces tâches ne sont pas directement productives mais elles améliorent les tâches productives [Dem97].

➤ **La négociation**

Les agents interagissant dans un tel environnement partagé, ils doivent coordonner leurs actions et avoir des mécanismes pour la résolution des conflits. La coordination et la résolution des conflits sont surtout nécessaire dans le cas des agents égocentrés (des agents ayant leurs propres buts, désirs, préférences, etc.).

Le mécanisme favori pour la *résolution des conflits et la coordination*, est la *négociation*.

Dans le cas des agents intelligents et dans les systèmes multi-agents, la négociation est une composante de base de l'interaction surtout parce que les agents sont autonomes; il n'y a pas de solution imposée à l'avance et les agents doivent arriver à trouver des solutions dynamiquement, pendant qu'ils résolvent les problèmes.

7.5. La communication entre les agents

On distingue essentiellement deux modèles de communication :

➤ **Communication par partage d'information**

La communication entre les différents agents du système est réalisée par partage d'information lorsque ceux-ci disposent d'une zone de données commune dans laquelle ils rangent les conclusions qu'ils ont pu tirer. Outre ces résultats partiels, cette zone renferme les données du problème initial. Les agents peuvent ainsi y puiser les informations dont ils ont besoin pour résoudre une partie du problème globale.

Cette zone est le moyen d'échange d'information entre les agents. Ils la consultent pour se faire une idée de l'état d'avancement de la construction de la solution et voir ainsi si la situation leur est favorable, si leur raisonnement est opportun ou pas. Les agents n'ont alors pas besoin de se connaître mutuellement.

➤ **Communication par envoi de messages**

Les SMA fondés sur la communication par envoi de messages, révèlent d'une distribution totale à la fois des connaissances, des résultats partiels et des méthodes utilisées pour aboutir à un résultat.

Les deux principaux mots de ce système sont:

- ***Le traitement local*** : un agent ne peut manipuler que sa base de connaissances locales, envoyer des messages aux autres agents qu'il connaît (accointances), et créer des nouveaux agents.
- ***L'envoi de messages avec continuation*** : quand un agent envoie un message, il précise à quel agent la réponse de ce message doit être envoyée [Fer95].

8. Conclusion

La vision cognitive, un domaine en pleine croissance, consiste à munir les algorithmes classiques de la vision par ordinateur (artificielle), par des comportements de raisonnement et de prise de décision, la nature même des problèmes posés par la vision par ordinateur nécessite le raisonnement et la prise de décision. Les SMA possèdent les avantages traditionnels de la solution distribuée et concurrente de problèmes, comme la modularité, la vitesse (avec le parallélisme). Ils offrent aussi la facilité de maintenance, la réutilisation et la portabilité mais surtout, ils ont l'avantage de pouvoir faire intervenir des schémas d'interaction sophistiqués.

Les SMA sont des systèmes idéaux pour représenter des problèmes possédant

de multiples résolveurs découlant d'une multitude de méthodes de résolution

Le chapitre suivant est consacré à la segmentation d'image, qui fait l'objectif de ce travail, où nous présenterons un état de l'art des techniques de segmentation d'images.

Chapitre 2

II. La segmentation d'images

1. Introduction

La segmentation d'images est l'une des étapes de traitement d'image indispensable à toute application de la vision par ordinateur (excepté quelques cas où des modèles stochastiques sont utilisés). Elle a pour but de rassembler des pixels entre eux suivant des critères prédéfinis. Les pixels sont regroupés en régions, qui constituent des partitions de l'image, il peut s'agir par exemple de séparer les objets du fond. En d'autres termes, son rôle est de délimiter dans l'image traitée un ensemble de zones pertinentes pour l'interprétation ou la modélisation de la scène perçue. Donc, la segmentation est une étape clé, et sa qualité conditionne fortement la réussite globale d'un système d'interprétation d'images. Il existe de nombreuses méthodes de segmentation : segmentation par seuillage, par contour, par région... etc.

2. Segmentation par seuillage

Le seuillage est la technique de segmentation la plus répandue pour extraire les objets du fond de l'image. Les avantages de cette technique sont sa facilité de mise en œuvre et son efficacité dans les systèmes en temps réel [Coc95]. Cette technique est basée sur l'hypothèse que les objets peuvent être distingués par leur niveau de gris. Le seuil optimal est celui qui permet de séparer les objets entre eux ou différents objets du fond. La problématique de cette technique est de trouver ce seuil optimal de manière automatique.

Le seuillage consiste à classer, suivant le nombre de classes, les différents pixels d'une image, en se basant sur l'histogramme de niveaux de gris de l'image. En

d'autres termes, la segmentation d'une image en m classes consiste à chercher $m-1$ seuils.

Soit f l'image originale et g l'image segmentée, la classification de chaque pixel est définie par :

$$g(x,y) = k \text{ si } T_k \leq f(x,y) < T_{k+1} \text{ pour } k=0, \dots, m-1$$

où x, y sont les coordonnées du pixel, m est le nombre de classes et T_0, \dots, T_{m-1} sont les différents seuils de segmentation. A titre d'exemple, dans le cas d'un seuillage simple (appelé aussi binarisation) ($m=2$), les valeurs attribuées aux pixels sont 0 ou 1. Par ailleurs, un seuillage est dit partiel si les valeurs attribuées aux pixels sont 0 ou $f(x, y)$, ce qui permet de voir sur l'image en niveaux de gris les valeurs des pixels appartenant à la classe A (Figure II-1).

Le seuillage manuel d'une image comporte quatre étapes :

- observation de l'histogramme de l'image,
- choix des seuils dans les vallées,
- définition des classes de régions par intervalles de couleurs,
- classement des pixels.

Une segmentation optimale par seuillage nécessite donc une localisation optimale des seuils de segmentation dans l'histogramme. En partant de l'hypothèse du seuillage, si l'histogramme possède plusieurs modes (pics), les seuils optimaux sont situés entre ces derniers. Cependant, dans la pratique, ce cas de figure ne se présente pas fréquemment, ce qui rend l'opération de segmentation plus complexe (par exemple, dans le cas où l'histogramme possède un seul mode). Afin de résoudre ce problème de seuils optimaux, une multitude de méthodes ont été développées. Les plus répandues d'entre elles sont rassemblées dans un recueil [Sez04].

La figure II-1 illustre la méthode de segmentation par seuillage manuel appliquée à une image microscopique de bactéries.

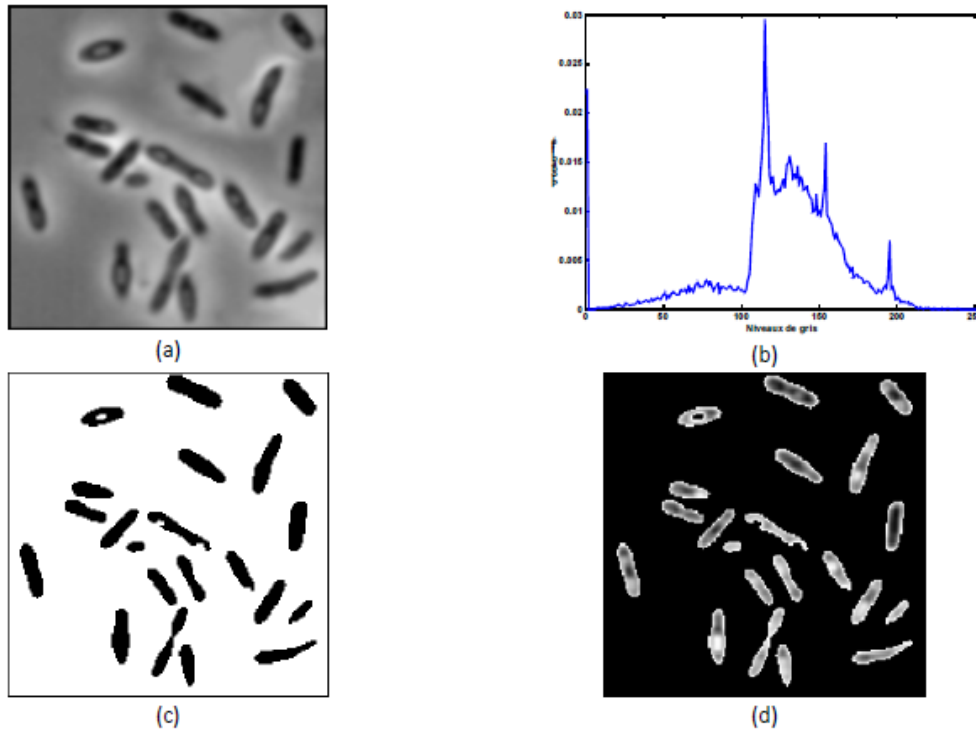


Figure II-1 : Exemple de seuillage manuel d'une image microscopique de bactéries. (a) image originale de bactéries, (b) Histogramme de l'image, (c) Seuillage global de l'image, (d) Seuillage partiel de l'image.

Dans la littérature, plusieurs classifications des méthodes de seuillage ont été proposées, mais la plupart des auteurs [Sez04]; [Ots79]; [Kit86]; classent les méthodes de seuillage en deux classes : les méthodes paramétriques et les méthodes non paramétriques. Les méthodes non paramétriques ont la réputation d'être des méthodes robustes ; elles sont basées sur l'optimisation d'un ou plusieurs critères *a posteriori*, sans l'estimation de paramètre(s) ; la plus connue d'entre elles est la méthode d'Otsu [Ots79]. Les méthodes paramétriques sont basées sur l'hypothèse que les densités de probabilité des niveaux de gris des différentes classes sont gaussiennes, les seuils optimaux sont alors à l'intersection de celles-ci [Kit86].

3. Segmentation par détection de contours

Les variations d'intensité de lumière et de couleur sont très bien perçues par le système visuel humain. En effet, une frontière est définie comme un endroit de l'image où la transition en niveaux de gris est la plus importante entre deux régions. Ces frontières constituent le contour des objets. La segmentation par détection de contour permet de détecter les transitions entre les régions de l'image [Gon02].

La détection de contours sur une image multi-niveaux consiste à rechercher un ensemble de points délimitant toutes les régions de celle-ci.

En général, un élément de contours est un point de l'image appartenant à la frontière entre objets ou régions de niveaux de gris différents.

Ainsi, la détection de contours est souvent le premier problème qu'on rencontre en traitant une image et elle constitue un problème classique du traitement d'image. Mais les difficultés de la détection des contours proviennent du bruit important présent dans les images (bruit du capteur, bruit d'échantillonnage, irrégularité des surfaces des objets...).

➤ **Définition d'un contour**

On peut définir un contour comme une frontière entre deux régions de niveaux de gris différents et relativement homogènes. Cette définition a l'avantage d'être la plus générale possible et englobe toutes les formes de contours que l'on peut rencontrer.

➤ **Le gradient**

L'opérateur gradient permet de détecter les variations rapides de niveaux de gris. Le passage par un maximum du module du gradient détermine alors un point de contour.

Soit $I(x, y)$ la fonction de répartition de la luminance dans l'image. Le gradient en coordonnées cartésiennes est exprimé par :

$$G_x(x, y) = \frac{\partial U(x, y)}{\partial x} \text{ et } G_y(x, y) = \frac{\partial U(x, y)}{\partial y}$$

Sachant que le gradient est un vecteur orienté perpendiculairement au contour, on utilisera son module G et son argument θ .

$$G(x, y) = \sqrt{G_x(x, y)^2 + G_y(x, y)^2}$$

$$\Theta(x, y) = \arctg\left(\frac{G_y(x, y)}{G_x(x, y)}\right)$$

➤ Opérateur de Prewitt

Prewitt [Pre70] a choisi le filtre passe-bas moyenneur de taille 3x3 suivant:

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Ce filtre peut être séparé en deux filtres monodimensionnels.

1. Le premier $(1 \ 1 \ 1)$ est un moyenneur suivant l'axe des X dont la dérivée est $(1 \ 0 \ -1)$
2. Le second $\begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$ est un moyenneur suivant l'axe des Y dont la dérivée est $\begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{pmatrix}$

A partir des définitions des filtres séparables, nous pouvons déterminer les masques de convolution du filtre de **Prewitt** P_x et P_y pour chaque direction

$$P_x = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} * (1 \ 0 \ -1) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \text{ et } P_y = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix} * (1 \ 1 \ 1) = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

➤ Opérateur de Sobel

Sobel [Sob90] a choisi un filtre de type:

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 1 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

Ce filtre peut être séparé en deux filtres monodimensionnels.

1. Le premier $(1 \ 2 \ 1)$ est un moyenneur suivant l'axe des X dont la dérivée est $(1 \ 0 \ -1)$.

2. Le second $\begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{pmatrix}$ est un moyenneur suivant l'axe des Y dont la dérivée est $\begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{pmatrix}$

A partir des définitions des filtres séparables, nous pouvons déterminer les masques de convolution du filtre de Sobel S_x et S_y pour chaque direction.

$$S_x = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix} * (1 \ 0 \ -1) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \text{ et } S_y = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix} * (1 \ 2 \ 1) = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$$

Les filtres de Sobel et Prewitt peuvent présenter de fausses détections et ils ne sont généralement pas fermés [Pal93].

Nous avons présenté les masques les plus utilisés. Cependant, ils ne sont qu'un cas particulier. Mais comment peut-on savoir quelle taille choisir pour un opérateur? Nous donnons ici quelques règles simples :

1. Plus le masque est grand, moins le gradient est sensible au bruit.
2. Plus le masque est grand, plus le temps de calcul est élevé
3. Plus le masque est grand, moins bonnes est la localisation des contours.

Ces indications sont contradictoires et il faut donc réaliser un compromis. Généralement, il existe des contours de nature très différente qui nécessitent l'utilisation de plusieurs tailles de masques.

4. Segmentation en régions

La segmentation en régions homogènes consiste à partitionner l'image en zones d'intérêts correspondants à des objets de la scène requis par une application donnée.

Le problème de la segmentation en régions peut s'énoncée comme suit :

Etant donné :

- Un ensemble d'entités (souvent des pixels),
- Un ensemble d'attributs caractérisant ces entités (luminosité ...),
- Des relations topologiques entre ces entités (connexité...),
- Des attributs relationnels entre ces entités (relation d'adjacence...).

On cherche alors une (ou plusieurs) partition sur cet ensemble d'entités ayant des propriétés intéressantes par rapport aux attributs et aux relations topologiques et relationnelles. Cette problématique est caractérisée par :

- La définition des critères d'homogénéité → Modélisation analytique
- Un algorithme de utilisant ces critères → Modélisation algorithmique.

Formulation mathématique

Etant donnée une image I , la segmentation de I par un prédicat (critère) P est une partition

$S = \{R_1, R_2, \dots, R_i\}$ telle que :

$$\bigcup_{i=1}^n R_i = I.$$

- R_i est connexe
- $P(R_i) = \text{vrai} \forall i$
- $P(R_i \cup R_j) = \text{faux} \forall i \neq j$

Ces quatre conditions ne définissent pas, en général, une segmentation unique, cette lacune peut être contournée en ajoutons une contrainte d'optimisation d'une fonction

C caractérisant la qualité d'une segmentation. Donc, s'ajoute aux quatre conditions la contrainte suivante :

- Parmi toutes les segmentations possibles, si on cherche une segmentation optimale S_{opt} telle que : $C(S_{opt}) \leq C(S) \forall S \in \{S_i\}$.

4.1. Segmentation en régions par classification

Les méthodes s'appuyant sur cette approche, déterminent d'abord une partition de l'espace de luminances en utilisant les niveaux de gris : Chaque pixel est associé à une classe de niveaux de gris. Les régions sont définies par suite par les ensembles maximaux de pixels connexes appartenant à la même classe. Souvent, les classes sont déterminées statistiquement à partir de l'histogramme cumulé des niveaux de gris présents dans l'image. Cette procédure donne des bonnes performances dans les images contenant peu d'objets distincts ayant des niveaux d'intensité suffisamment différents, plusieurs améliorations de cette méthode ont été proposées :

Chow et Kaneko [Cho72] utilisent des histogrammes pour des régions locales (voisinage de 33X33 ou 65X65 par exemple) pour des blocs d'image définis a priori. Cette variante permet de calculer des seuils locaux et adaptatifs à chaque bloc de pixels.

Weszca et Nagel [Wes74] calculent les histogrammes seulement pour les pixels ayant une faible valeur du Laplacien (seules les pixels en dehors des zones de fort gradient sont pris en compte, Watanabe [Wat74] propose de choisir une valeur seuil maximisant la somme des gradients calculés sur tous les pixels dont le niveau de gris égal à la valeur du seuil.

Ces méthodes fonctionnent bien pour les images parfaites contenant peu d'objets entièrement distincts par leur intensité. Malheureusement, souvent dans la réalité les images contiennent un nombre important d'objets et sont bruités. Dans ce cas, ces méthodes se révèlent inefficaces, des relations d'ordre spatial doivent être utilisées.

4.2. Segmentation par croissance de régions

Ce type d'approche, consiste à regrouper itérativement des ensembles de points connexes en régions plus importantes en utilisant des propriétés d'homogénéité. Cette approche regroupe deux grandes classes de méthodes : Celles qui opèrent par "agrégation de points" et celles qui opèrent par "regroupement itératif de points"

4.2.1. Agrégation de points

Cette méthode consiste à l'association d'un vecteur de propriétés à chaque pixel, deux pixels sont regroupés si leurs vecteurs sont assez similaires. Le résultat de la segmentation est l'ensemble des composants connexes déterminés. Plusieurs vecteurs de propriétés ont été proposés: Le premier consiste à considérer seulement le niveau de gris comme vecteur de propriété et la différence comme mesure, deux pixels sont agrégés si la différence de leur niveau de gris est inférieur à un seuil, une autre mesure proposé pour ce même type de vecteurs est la norme des différences considérée avec tous les voisins du pixel en cours, Nagao et Matsuyama [Nag83] se basent sur les composants (R,V,B) comme vecteur de propriétés. D'autres critères plus sophistiqués sont envisageables, souvent on utilise les informations issues d'un détecteur de contour comme vecteur de propriétés.

L'inconvénient de cette approche réside dont le fait qu'un seul pixel ne véhicule pas assez d'information pour le classer convenablement, pour cela, d'autres approches sont utilisées.

4.2.2. Regroupement itératif d'ensembles de points

Dans cette approche, on définit tout d'abord une partition initiale de l'image, puis on regroupe successivement les régions on utilisant des critères globaux entre des ensembles de point et non seulement entre un ensemble et un pixel isolé.

Une première méthode fut introduite par Muerle et Allen [Mue68]: Deux ensembles de points adjacents sont regroupés si leurs distribution de niveaux de gris sont similaires, un test statistique (tel que celui de Smirnov-Kolmogorov) est utilisé.

Brice et Fenema *et al.* [Bri70] effectuent la croissance de régions en partitionnant l'image en ensembles initiaux de points de même intensité, les couples de

régions adjacentes sont regroupés séquentiellement dont une fraction significative de frontière a un contraste faible. Une stratégie de "Split & Merge" utilisant les Quadrees est ensuite mise en œuvre, ainsi, on obtient un ensemble de régions dont l'amplitude de variation des luminances est majorée par un seuil.

La plupart de ces méthodes regroupent itérativement tous les couples de régions adjacentes vérifiant certains critères. Le processus s'arrête quand plus aucun couple de région ne vérifie ces critères.

4.3. Segmentation en régions par fermeture de contours

Cette méthode sert plutôt à détecter les régions qu'à leur segmentation, cependant, dans la plupart des cas réelles, les régions homogènes sont délimitées par un seul contour, ce qui rend cette méthode valable aussi pour la segmentation des régions.

Une idée classique par exemple développée par Deriche et Cocquerez [Der87] est de détecter les régions en identifiant les contours fermés constituant leurs frontières. On détermine alors les régions non pas en recherchant des zones homogènes mais en détectant les points frontières entre deux zones homogènes de caractéristiques différentes. Ces points frontières correspondent aux points de contour et peuvent être calculées avec un algorithme de détection de contours.

5. Conclusion

La segmentation d'images fait une partie importante du processus de traitement d'image. Dans ce chapitre on a présenté les grandes catégories des méthodes de la segmentation d'images. La détection des contours et la segmentation par régions sont les deux approches principales, et on trouve d'autres méthodes qui basent sur la coopération entre ces deux approches. Le chapitre suivant est consacré à l'anatomie cérébrale et aux images de résonance magnétique (IRM). Ceci étant nécessaire pour pouvoir adapter les méthodes de segmentation, et d'en proposer de nouvelles méthodes pour la segmentation des IRM.

Chapitre 3

III. Eléments d'anatomie cérébrale et IRM

1. Introduction

Ce chapitre a pour objectif de fixer le cadre applicatif que nous avons envisagé. Dans une première partie, nous décrivons brièvement l'anatomie cérébrale afin de rendre compte du contenu des images. Différentes modalités d'observation du cerveau sont ensuite présentées. La seconde partie est consacrée à l'imagerie par résonance magnétique (IRM). Nous y décrivons dans un premier temps les principes physiques de la résonance magnétique nucléaire et la formation des images. Enfin une description des différentes caractéristiques des IRM est présentée.

2. Quelques éléments d'anatomie cérébrale

2.1. Description

Bien que représentant seulement 2% du poids total du corps humain (soit environ 1,4 kilogrammes), le cerveau gère directement ou indirectement 98 % de ses fonctions. Il est responsable des fonctions humaines les plus complexes comme la pensée, la résolution de problèmes, les émotions, la conscience et les comportements sociaux, et régit les fonctions essentielles du corps comme la respiration, le processus d'alimentation, le sommeil, les mouvements et les cinq sens [Nob06].

Le cerveau est composé de deux types de cellules : les neurones et les cellules gliales. Les neurones sont des cellules nerveuses capables de recevoir et de transmettre l'information. Ils sont constitués d'un corps cellulaire, de plusieurs prolongements afférents appelés dendrites et d'un prolongement efférent appelé axone. Chaque neurone peut posséder jusqu'à 10 000 connexions avec d'autres neurones, ce qui conduit à un nombre très élevé de réseaux interconnectés. Les cellules gliales sont quant à elles des cellules de soutien qui contribuent à assurer le bon fonctionnement des neurones, sans participer directement au transfert de

l'information. Le cerveau contient plus de 100 000 millions de neurones et encore davantage de cellules gliales [Nob06].

Le cerveau est la partie la plus volumineuse du système nerveux central. Il est placé dans la boîte crânienne. Il se situe dans une enceinte liquidienne (Liquide Céphalo-Rachiden) qui a la particularité de pénétrer également à l'intérieur du cerveau dans les cavités du système ventriculaire. Il est constitué de deux hémisphères principaux. Les hémisphères sont reliés par différentes structures cérébrales comme le corps calleux ou le thalamus.

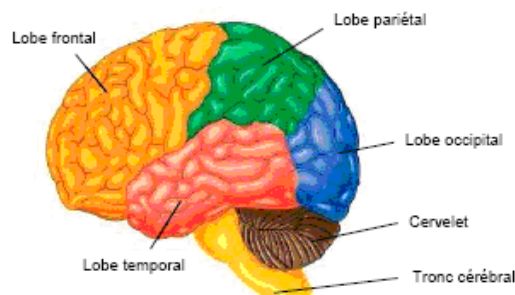


Figure III-1 : Structure générale de l'encéphale.

2.2. Observation du cerveau

Les coupes axiale, frontale et sagittale sont des coupes du cerveau approximativement parallèles, respectivement, au plan qui comprend nez et oreilles, au plan du visage et au plan de symétrie de la tête [Flo90]. Ces coupes sont orthogonales deux à deux (Figure III-2).

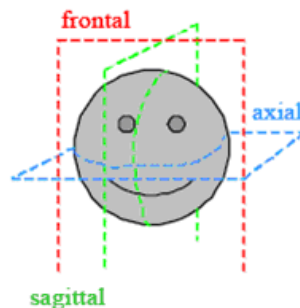


Figure III-2 : Plans de coupe en imagerie médicale.

- **Coupes axiales**

Ces coupes correspondent quasiment à un plan horizontal. En imagerie par résonance magnétique, elles correspondent à un plan perpendiculaire à l'axe du champ magnétique principal.

- **Coupes sagittales**

Ces coupes sont prises dans des plans parallèles au plan inter hémisphérique. Il s'agit des vues latérales du cerveau.

- **Coupes coronales**

Se sont des coupes perpendiculaires aux coupes axiales et sagittales.



Figure III-3 : Les trois axes de coupe pour la visualisation du cerveau.

2.3. Généralités sur les tissus cérébraux

Le cerveau est composé de trois tissus principaux : Le liquide cérébro-spinal, la matière grise et la matière blanche [Lar06] [Mir07].

- **Le liquide céphalo-rachidien**

Le liquide céphalo-rachidien (LCR) ou cérébro-spinal (en anglais cerebro-spinal fluid), baigne le cerveau et permet de le protéger. Ce fluide circule à travers une série de cavités communicantes appelées les ventricules. En plus de contribuer à absorber les coups, le LCR diminue la pression à la base du cerveau en faisant "flotter" le tissu nerveux. Il est produit par les plexus choroïdes dans les ventricules les plus hauts puis il est absorbé dans le système veineux à la base du cerveau. Le LCR circule vers le bas en évacuant les déchets toxiques et en transportant des hormones entre des régions éloignées du cerveau.

➤ **La matière grise**

La matière grise (MG), correspond au corps cellulaire des neurones avec un dense réseau de dendrites. On la trouve par exemple dans le centre de la moelle épinière et dans le cortex (écorce des hémisphères cérébraux).

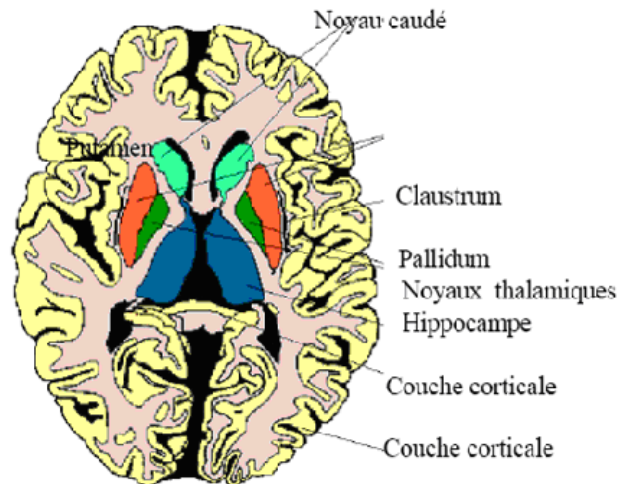


Figure III-4 : Structures anatomiques de la matière grise.

• **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.

• **Les noyaux de base** : Les noyaux centraux, qui sont avec le cortex les seules structures de substance grise du cerveau, sont également formés de corps cellulaires neuroniques mais avec une densité moins importante que dans le cortex. Ils sont composés des noyaux du télencéphale, ces noyaux sont appelés les noyaux de base (ou corps strié), parmi eux, on distingue les noyaux caudés et les noyaux lenticulaires.

✓ **Le noyau caudé** : En forme de virgule à grosse extrémité il est presque complètement enroulé autour du thalamus. Il longe à peu près dans toute son étendue le ventricule latérale. On lui distingue trois parties : la tête, le corps et la queue.

✓ **Noyaux lenticulaires** : Le noyau lenticulaire se situe en dehors du noyau caudé et thalamus. Sa forme est celle d'une lentille biconvexe,

triangulaire sur les coupes axiales et coronales. Le noyau lenticulaire se compose du putamen (externe), et du pallidum (interne).

• **Les noyaux du diencéphale:** parmi ces noyaux :

✓ **Le thalamus:** le thalamus est une masse grise qui flanque la cavité du troisième ventricule, aboutissent toutes les sensations avant qu'elles soient projetées vers la conscience. Le thalamus est connecté aux centres moteurs et coordinateurs.

✓ **L'hypothalamus :** l'hypothalamus est la paroi inférieure du troisième ventricule, se prolonge jusqu'à l'hypophyse. De petite dimension, il a la charge des équilibres, physiologiques du corps. Les nouveaux atlas (*Un atlas est une carte 3D des structures et tissus sur un cerveau particulier. Chaque voxel est classifié.*)associent dorénavant le pallidum au groupe de noyaux gris du diencéphale [Bou99].

➤ **La matière blanche**

La matière blanche (MB) enfin, correspond aux gaines de myélines qui recouvrent les axones des neurones pour en accélérer la conduction. Ces axones myélinisés s'assemblent en faisceaux pour établir des connections avec d'autres groupes de neurones.

Les différents composants du cerveau sont présentés dans la Figure III-5 sur des coupes IRM équivalentes.

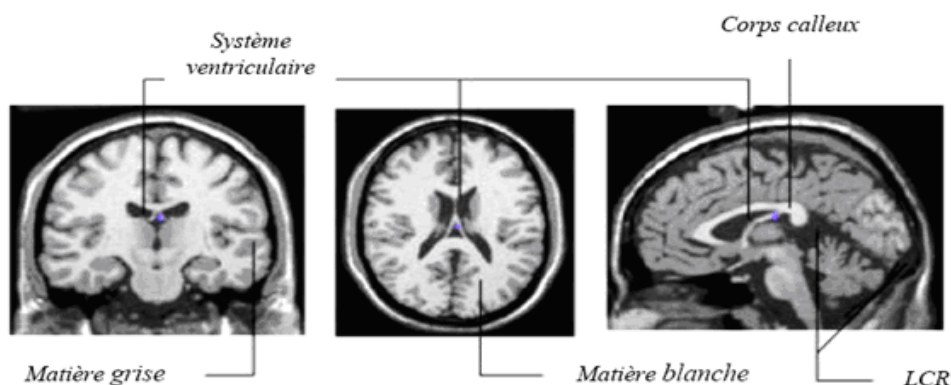


Figure III-5 : Coupes IRM du cerveau.

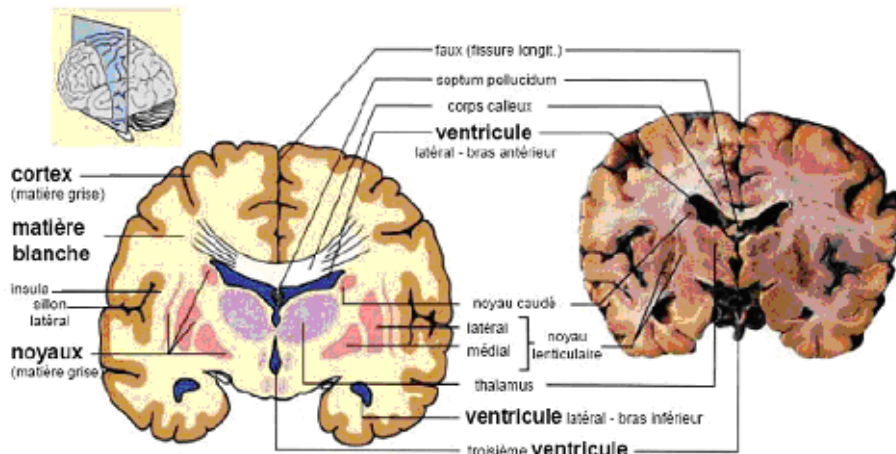


Figure III-6 : Différentes structures du cerveau.

3. IRM (Imagerie par Résonance Magnétique) [Ach05]

La résonance magnétique nucléaire (RMN) est une technique en développement depuis une cinquantaine d'années. Le phénomène physique a été conceptualisé en 1946 par BLOCH et PURCELL [Blo46]. Ils ont obtenu le prix Nobel en 1952. Cette technique a été largement utilisée par les chimistes, puis les biologistes.

Lauterbur [Lau73] publia les premières images obtenues par résonance magnétique nucléaire (IRM) dans la revue Nature. Ce n'est qu'en 1979 qu'un appareil permit d'obtenir des images de la tête chez l'homme. Aujourd'hui, l'IRM est devenue une technique majeure de l'imagerie médicale moderne. Potentiellement, elle est appelée encore à des développements importants; en dehors de l'image morphologique avec sa sensibilité diagnostique démontrée, l'IRM permet aujourd'hui d'autres approches : Angiographiques, métaboliques (spectrométrie ^1H et spectrométrie phosphore), et fonctionnelles (perfusion tissulaire, volume sanguin cérébral).



Figure III-7: Appareil d'IRM [Lau03].

3.1. Le Phénomène Physique De La RMN

➤ Précession

Placé dans un champ magnétique statique $\mathbf{B}_0 = B_0 \mathbf{u}_z$, le moment magnétique d'un proton va tourner très rapidement autour de l'axe \mathbf{u}_z en décrivant un cône de révolution. La fréquence avec laquelle se produit cette rotation, dite mouvement de précession, est donnée par la relation de Larmor :

$$f_0 = \gamma \frac{B_0}{2\pi}$$

Où γ est le rapport gyromagnétique du proton.

Ainsi, sous l'influence de \mathbf{B}_0 , les protons produisent un moment magnétique macroscopique (ou aimantation) d'équilibre \mathbf{M}_0 orienté dans la direction de \mathbf{B}_0 .

➤ Résonance

La résonance est un transfert d'énergie entre deux systèmes oscillant à la même fréquence. Pour faire basculer un proton d'un état d'énergie E_1 à un état E_2 , il faut lui apporter une quantité d'énergie DE , reliée à la fréquence de résonance f_0 par la relation :

$$\Delta E = \hbar \nu_0 = \frac{\hbar \gamma B_0}{2\pi}$$

Lors d'une expérience RMN, l'échantillon est soumis à une onde radiofréquence (RF) créée par un champ magnétique $\mathbf{B1}$, non colinéaire à $\mathbf{B0}$, et tournant à la fréquence f_0 . Les protons, qui étaient alignés selon $\mathbf{B0}$, reçoivent alors un apport d'énergie sous la forme d'une onde de pulsation égale à leur fréquence propre. Ils résonnent donc, et le vecteur d'aimantation macroscopique est basculé de sa position d'équilibre $\mathbf{M0}$ vers une position \mathbf{M} tant que $\mathbf{B1}$ dure.

➤ **Relaxation et temps de relaxation**

A l'arrêt de l'onde $\mathbf{B1}$, un signal dit de précession libre est enregistré. Il accompagne le retour à la position d'équilibre (en spirale) du vecteur \mathbf{M} (Figure III-8). En particulier, le retour à l'équilibre des projections de l'aimantation sur le vecteur \mathbf{u} (aimantation longitudinale)

$\mathbf{ML} = (\mathbf{M} \cdot \mathbf{uz})\mathbf{uz}$ et sur le plan normal à ce vecteur (aimantation transversale $\mathbf{MT} = \mathbf{M} - \mathbf{ML}$) est mesuré. Seule \mathbf{MT} participe au signal en générant un signal dans l'antenne réceptrice.

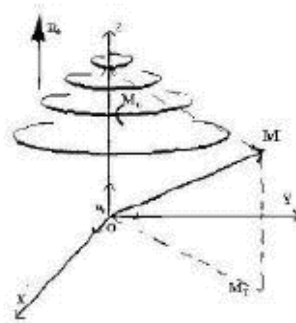


Figure III-8: Retour à l'équilibre du vecteur d'aimantation

Ces retours à l'équilibre suivent des cinétiques exponentielles indépendantes, qui dérivent des équations de Bloch :

$$M_L(t) = M_0 - (M_0 - M_L(0))e^{-t/T_1} \quad \text{et} \quad M_T(t) = M_T(0)e^{-t/T_2}$$

Où T_1 et T_2 sont respectivement les temps de relaxation longitudinale et transversale, dépendant des propriétés physico-chimiques des tissus.

3.2. Paramètres de séquence

Les paramètres de séquence sont les paramètres que le manipulateur fixe sur la console pour définir la séquence IRM. Ils permettent de contrôler l'influence des différents paramètres tissulaires T_1 , T_2 et densité de proton dans le signal "pondération" et de moduler ainsi le contraste dans l'image.

➤ Temps d'écho

Le signal de précession libre ne peut être enregistré directement après l'excitation (déphasage parasite induit par les gradients). C'est pourquoi il est acquis sous la forme d'un écho de spin ou de gradient. Par définition, le délai entre le milieu de l'impulsion d'excitation et le sommet de l'écho est appelé temps d'écho. Il est noté TE . Dans la méthode d'écho de spin, les hétérogénéités de B_0 et les différences d'aimantation des tissus sont compensées, alors qu'elles ne le sont pas en écho de gradient. La courbe de décroissance est donc différente pour ces deux techniques.

➤ Temps de répétition

L'image est constituée à partir de la répétition de la même séquence avec un gradient de phase G_p d'amplitude différente. Le temps qui sépare deux répétitions est appelé temps de répétition est noté TR . Le TR , comme le TE , est un facteur de contraste. S'il est suffisamment long, l'aimantation repousse tout le signal qui ne dépend pas de la vitesse d'aimantation (donc de T_1), mais essentiellement de la densité protonique. S'il est court, le système atteint après quelques répétitions un régime stationnaire et l'aimantation tend vers une valeur d'équilibre dépendant de la vitesse d'aimantation des tissus, et donc de leur T_1 . L'image révèle ainsi les différences de T_1 entre les tissus.

➤ Angle de basculement

Si B_1 est orthogonal à B_0 , ce qui est généralement le cas, le phénomène de résonance magnétique bascule l'aimantation M selon un axe perpendiculaire au champ principal B_0 . Si M est basculé à 90° (excitation par une impulsion $\pi/2$), toute l'aimantation est dans le plan transversal et M_L est nul. En cas de basculement d'un angle inférieur à

90°, seule une partie de l'aimantation est convertie en signal (M_T) et il persiste une aimantation M_L pouvant être utilisée pour une autre excitation. L'angle de basculement correspond donc à une énergie délivrée par le champ B_1 . Le signal S sera d'autant plus faible que cet angle sera petit. En régime stationnaire, l'angle de bascule α intervient dans le contraste de l'image et gouverne la réserve en aimantation. Pour des angles petits ($\alpha < 20^\circ$), la densité protonique est prépondérante. Plus α est grand, plus T_1 gouverne le contraste.

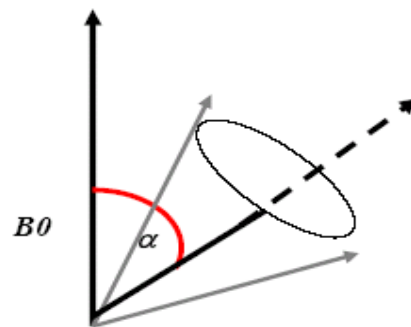


Figure III-9: L'angle de basculement

3.3. Séquences IRM

En modifiant les valeurs des différents paramètres de séquence, une grande diversité de volumes variant par le contraste peut être acquise [Bos03]. Le choix de l'ensemble des paramètres est alors fonction de l'étude clinique à réaliser. On peut obtenir des images pondérées en T1, en T2, en densité de protons, ...etc.

3.3.1. Image pondérée en densité de protons (ρ)

Pour un TR long (de l'ordre de 2s) et un TE court (de l'ordre de 20ms), la différence de densité protonique entre la substance grise et la substance blanche s'accroît. On obtient une séquence pondérée en densité de protons ρ , qui reflète la localisation et la concentration des noyaux d'hydrogène des différentes structures. Les tissus sont ordonnés par niveaux de gris croissants en matière blanche (MB), matière grise (MG) et liquide cérébro-rachidien (LCR)

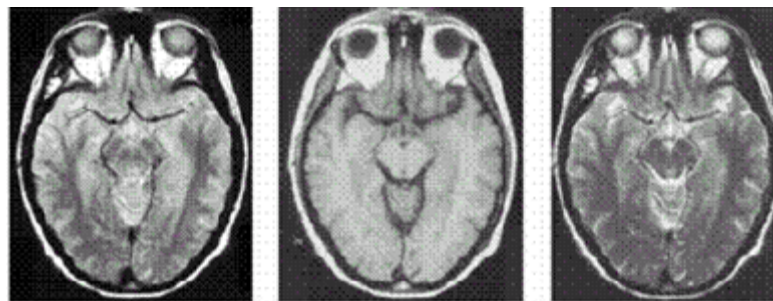
3.3.2. Image pondérée en T2

Pour des TR longs (de l'ordre de 2s) et des TE longs (environ 90ms), la décroissance du signal domine la différence de densité protonique entre tissus, et le

signal est suffisant pour réaliser une image dite pondérée en T_2 , où les tissus sont ordonnés par niveaux de gris croissants en MB, MG, LCR.

3.3.3. Image pondérée en T1

Pour des TR courts (de l'ordre de 600ms), le contraste entre les tissus dépend essentiellement de leur vitesse d'aimantation, donc de T_1 . Pour des TE courts (environ 20ms), les différences de décroissance du signal entre les tissus n'ont pas le temps de s'exprimer, rendant le contraste indépendant de T_2 . Ainsi, on obtient une image pondérée en T_1 , où les tissus sont ordonnés par niveaux de gris croissants en LCR, MG, MB.



Densité de protons (ρ)

T1

T2

Figure III-10: Images IRM.

4. Défauts des IRM (artefacts)

Outre les trois paramètres principaux 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. Les erreurs (artefacts) d'acquisition en IRM sont de natures différentes de celles observées dans d'autres domaines du traitement d'images.

On distingue essentiellement quatre effets: le bruit, le mouvement, les variations de champ, et les effets de volume partiel [Ger99].

4.1. Bruit

Le bruit a des origines multiples, liées en partie au bruit de l'appareillage. Dans les images par 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 contradictoires et il est nécessaire de trouver

un bon compromis entre résolution et bruit. Ainsi, on peut doubler la taille des pixels 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.

4.2. 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, les mouvements de la tête, sont responsables d'artefacts dans les IRM cérébrales.

4.3. Variations du champ magnétique (inhomogénéité RF)

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 [Sle98]. Les distorsions de champ sont également analysées en détail et corrigées dans [Lan99].

4.4. Effets de volume partiel

Les effets de volume partiel sont directement liés au processus de numérisation du signal.

Ainsi, si un pixel est intersecté par 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. Cet artefact n'est pas très gênant pour le clinicien sauf dans des cas extrêmes, où le contraste entre différents tissus disparaît par exemple.

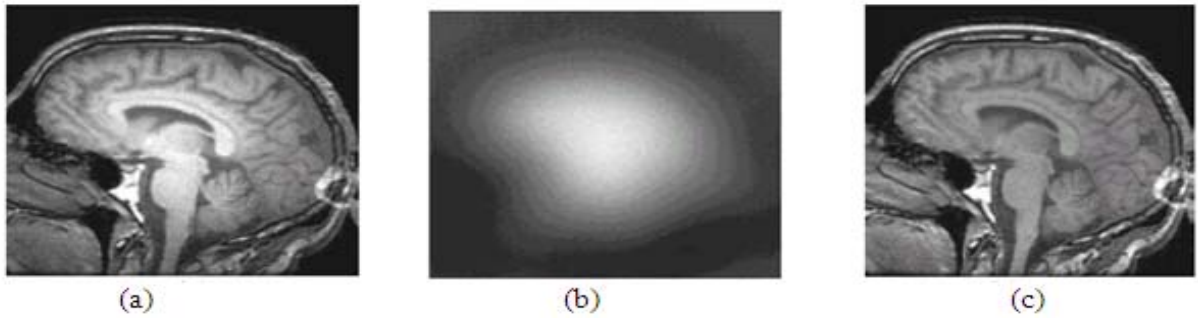


Figure III-11 : L'inhomogénéité RF. (a) : Image affectée par une inhomogénéité RF, (b) : L'artefact RF isolé, (c) : image sans artefact

5. Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre les notions essentielles liées à l'anatomie du cerveau ainsi que les principes d'acquisition des images par résonance magnétique qui apporte une aide consistante en termes de diagnostic précoce et de caractérisation des tissus cérébraux.

Nous avons remarqué que l'imagerie à Résonance Magnétique est une technique d'imagerie médicale très utile pour l'observation du cerveau, car c'est la méthode d'imagerie qui, dans la plupart des cas, donne les informations les plus riches (la résolution spatiale habituelle est de l'ordre du millimètre).

Un volume d'IRM est divisé en deux classes : la classe dite normale et la classe dite anormale. La classe normale contient les tissus tels que MB, MG, et LCR. La classe anormale contient les zones pathologiques telles que tumeur, œdème et nécrose,...etc.

Chapitre 4

IV. Une approche cognitive pour la segmentation des IRM cérébrales

1. Introduction

La segmentation des IRM cérébrales constitue une étape de base, indispensable à de nombreuses applications en médecine, surtout en neurologie (planning opératoire). Bien que très précises pour décrire les structures du cerveau, les images de résonance magnétique présentent de nombreuses difficultés (faible contraste, inhomogènes) et leur traitement ne peut se faire par des approches simples. De plus le cerveau humain est un organe complexe et hautement variable en forme et apparence, d'un individu à un autre.

2. Cadre applicatif et objectif du travail

Dans ce mémoire, nous proposons une approche de segmentation des IRM cérébrales basée sur un système Multi-agents (SMA) cognitif. Dans la littérature il y a de nombreuses approches de segmentation basées sur les SMA. Entre autre, on trouve l'approche adaptative pour la segmentation des images IRM [Kho05]. Cette approche est basée sur la fonctionnalité émergente des systèmes multi-agents permettant d'obtenir une segmentation. Les agents dans ce cas sont réactifs, d'où leur nombre est important. Chaque région est affectée à un type d'agent qui marque les pixels de celle-ci, selon des informations d'intensité (niveau de gris), le résultat émergent est une image segmentée.

Contrairement à l'approche citée avant, dans notre approche, nous allons utiliser des agents cognitifs. Ces agents utilisent des connaissances pour surmonter les problèmes liés à la segmentation, tout en utilisant un nombre réduit d'agents.

3. L'architecture globale du système

Notre système est composé de quatre agents, un agent contrôleur et trois agents de segmentation, où chacun est chargé de la segmentation d'une région (Tissus cérébrale).

La Figure IV- 1 représente un schéma général de l'approche. Elle montre aussi l'enchaînement des fonctionnalités du système. L'entrée du système est une IRM cérébrale. L'agent contrôleur est chargé de la tâche de pré-segmentation, l'initialisation et le lancement des agents de segmentation. Les agents de segmentation commencent la segmentation après l'initialisation et le lancement. Ces agents utilisent des connaissances "*a priori*" propres à la segmentation d'image, et autres connaissances propres à l'anatomie cérébrale. En cours de la segmentation, les agents communiquent entre eux pour résoudre les conflits de segmentation. Dans le paragraphe suivant on détaille chaque étape et la structure de chaque agent.

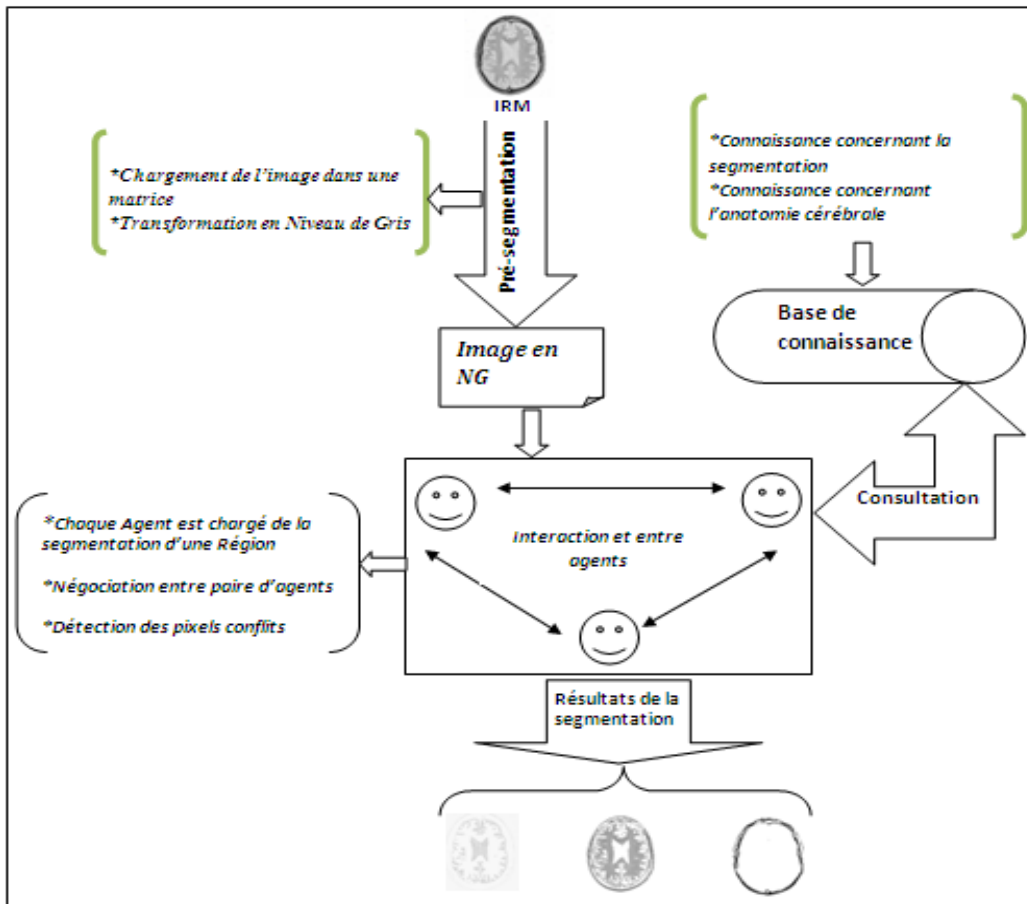


Figure IV- 1: Architecture du SMA pour la segmentation des IRM

4. Description détaillée du système

4.1. Pré-segmentation

Avant le lancement des agents de segmentation, on doit convertir l'image IRM qui est en RGB en une image à niveau de gris. Pour cela on a suivi la méthode suivante :

- On charge l'image RGB dans une matrice *Image_RGB*. Cette matrice va contenir la valeur qui représente la couleur de chaque pixel (cette valeur contient la valeur de R (rouge), G (vert) et B (bleu)).
- A chaque pixel de la matrice précédente on extrait les valeurs de R, G et B afin de calculer la moyenne de ces trois valeurs pour obtenir le niveau de gris du pixel.
- On charge ces valeurs dans une matrice *Image_NG*, qui représente une image IRM à niveau de gris.

4.2. Les connaissances utilisées par le système

D'après la définition des systèmes de vision cognitifs, on trouve que ces systèmes utilisent des connaissances facilitant la prise de décisions. A cet effet, notre système utilise des connaissances propres aux IRM cérébrales pour prendre des décisions afin de surmonter les problèmes liés à la segmentation.

Les connaissances qu'on va utiliser sont revues dans le chapitre de segmentation d'images et dans le chapitre de l'anatomie cérébrale et IRM. Elles sont classées en deux catégories :

4.2.1. Connaissances propres à la segmentation

Du chapitre de la segmentation d'image, et surtout dans la définition de la segmentation en région on peut extraire les connaissances suivantes :

- L'intersection des régions segmentées donne toujours un ensemble vide, la formulation mathématique de cette connaissance (règle) est écrite comme suit :

$$-\forall i \neq j \ R_i \cap R_j = \text{ensemble vide} / R_i \text{ et } R_j \text{ sont deux régions distinctes.}$$

A partir de cette règle on ne devrait trouver un pixel qui appartient en même temps à deux régions.

- L'union des régions obtenues par segmentation donne l'image initiale. Formellement :

$$\bigcup_{i=1}^n R_i = I.$$

, où I est l'image entière.

4.2.2. Connaissances propres à l'anatomie cérébrale

Ces connaissances sont extraites du chapitre de l'anatomie cérébrale et IRM, ainsi que de certains entretiens menés avec des médecins en neurologie et en radiologie. Elles relèvent de l'anatomie cérébrale. Elles sont présentées comme suit :

- Dans le cas d'une anatomie cérébrale qui n'est pas pathologique, on trouve qu'elle est composée de trois régions (Tissus cérébraux) : Matière Blanche (**MB**), Matière Grise (**MG**) et Liquide céphalo-rachidien (**LCR**).
- La matière blanche **MG** se trouve toujours contiguë, on ne peut pas trouver une discontinuité dans la matière grise.
- Le liquide céphalo-rachidien (**LCR**) apparaît toujours plus foncé par rapport aux autres matières. La matière grise un peu moins foncée, et la matière blanche beaucoup moins foncée. La matière blanche donc a le niveau de gris le plus clair. L'étude de quelques histogrammes de niveaux de gris réalisée sur un certain nombre d'IRM, nous a permis de définir les intervalles suivants de niveaux de gris associés à chaque type de régions.
- **La Matière Blanche MB** : Selon les IRM cérébrales étudiées, la matière blanche a un niveau de gris variant entre **195 et 254**.
- **La Matière Grise MG** : Les pixels de la matière grise ont un niveau de gris variant de **95 à 205**.
- **Liquide céphalo-rachidien LCR** : Les pixels de cette région ont un niveau de gris entre **0 à 100**.

Selon ces intervalles, nous constatons le chevauchement des régions expliquant la mixture des tissus, notamment aux frontières des régions. Donc pour chaque matière (région) nous avons défini deux intervalles : Un intervalle de confiance et un intervalle d'incertitude. Ces intervalles sont présentés dans le tableau suivant :

	Niveaux de gris	
	Intervalle de confiance	Intervalle d'incertitude
Matière Blanche (MB)	[205, 254]	[195, 205]
Matière Grise (MG)	[100, 195]	[95, 100] et [195 à 205]
Liquide céphalo-rachidien(LCR)	[0, 95]	[95 ,100]

L'objectif de notre travail est de mieux affecter les pixels qui sont aux bords des tissus histologiques aux régions qui leurs sont correspondant dans l'image. Autrement dit, le problème concerne les pixels dont le niveau de gris est situé dans les différents intervalles d'incertitude.

4.3. Description des agents du système

Notre système est composé de quatre agents : un agent contrôleur et trois agents de segmentation. Nous détaillons dans la suite les différents agents utilisés :

4.3.1. Agent contrôleur

Nous pouvons définir le contrôleur du système comme étant un super-agent, qui se charge de la tâche de pré-segmentation puis la préparation des agents de segmentation et leur lancement, donc l'agent contrôleur est chargé de :

- ✓ Lire l'image et la charger dans une matrice *Image_RGB* ;
- ✓ Convertir la matrice *Image_RGB* en une matrice à niveau de gris *Image_NG* ;
- ✓ Initialisation des agents de segmentation ;
- ✓ Lancement des agents de segmentation.

On a expliqué précédemment les deux premières fonctionnalités, la procédure suivante est le sous-programme de l'agent contrôleur qui est chargé de l'initialisation

Procédure initialisation et lancement des agents de segmentation

- *Initialisation de l'intervalle des niveaux de gris de confiance et d'incertitude de la région Matière Blanche.*
- *Initialisation de l'intervalle des niveaux de gris de confiance Matière Grise*
- *Initialisation de l'intervalle des niveaux de gris de confiance et d'incertitude de la LCR.*

Lancer Agent_MB

Lancer Agent_LCR

Lancer Agent_MG

Fin procédure initialisation des agents de segmentation

et le lancement des agents de segmentation.

4.3.2. Agent _MB

Cet agent est chargé de la segmentation de la matière blanche, il a la structure suivante :

Structure de l'agent_MB

Attribut

MinMB, MaxMB, MoyenneNG_MB, Nbre_Pixels_MB : entier
Min_int_pix_conf, Max_int_pix_conf : entier
LMB liste des pixels de la matière blanche
LPC_MB_MG liste des pixels de conflis entre matière
blanche et matière grise.

Methode segmenter_MB (Image_NG)
Evenement négociation

Fin Structure de l'agent

L'agent contrôleur initialise les variables *MinMB*, *MaxMB*, *Min_int_pix_conf*, et *Max_int_pix_conf*. Ces dernières représentent respectivement : La valeur minimale, et maximale de niveau de gris des pixels de la matière blanche, et l'intervalle de niveau de gris d'incertitude ([*Min_int_pix_conf*, *Max_int_pix_conf*]) qui peut engendrer des pixels conflis avec la matière grise. Cet agent utilise ces valeurs dans le processus de segmentation. Aussi il comprend deux procédures, l'une pour la segmentation et l'autre pour la négociation afin de résoudre les conflits correspondant aux pixels de chevauchement entre la matière blanche et la matière grise. La méthode de négociation sera discutée dans la phase de négociation.

```
Methode segmenter_MB (Image_NG)

  Pour chaque pixel    p(x, y)  de l'image

    Si p(x, y) vérifie le critère de similarité de la MB
    (intervalle de confiance du niveau de gris) alors

      - Ajouter    p(x, y)    à la liste des pixels de la MB

    Sinon

      Si le niveau de gris du pixel appartient à l'intervalle
      d'incertitude

        - Ajouter p(x, y) à la liste des pixels
        conflits entre la MB et la MG

      Fin si

    Fin si

  Fin pour

Fin Methode segmenter_MB
```

La procédure précédente est chargée l'extraction des pixels de la matière blanche. Le principe est de classer les pixels qui vérifient le critère d'homogénéité de celle-ci (intervalle de niveau de gris de confiance), si le pixel appartient à l'intervalle d'incertitude entre les deux matières grise et blanche, on l'ajoute à la liste des pixels de conflit entre ces deux matières (régions).

4.3.3.Agent_MG:

Cet agent est chargé de l'extraction de la matière grise. Il a presque la même structure que l'Agent_MB ; cependant, il a une autre procédure lui permettant la vérification de la contiguïté de la région dont il est chargé.

Structure de l'agent_MG

Attribut

MinMG, MaxMG, Nbre_Pixels_MG : entier
LMG liste des pixels de la matière grise

Méthodes

Methode segmenter_MG
Methode vérif_contig_MG
Methode négociation

Fin Structure de l'agent MG

L'agent contrôleur procède de la même manière que pour l'agent précédent pour l'initialisation de cet agent(**Agent_MG**). Ce dernier utilise les valeurs initialisées (*MinMG*, *MaxMG*) dans le processus de segmentation.

```
Methode segmenter_MG (Image_NG)  
  
  Pour chaque pixel  $p(x, y)$  de l'image  
  
    Si  $p(x, y)$  vérifie le critère de similarité de la MG  
    (intervalle de confiance du niveau de gris) alors  
  
      - Ajouter  $p(x, y)$  à la liste des pixels de la MG  
  
    Fin si  
  
  Fin pour  
  
Fin Methode segmenter_MG
```

La procédure **segmenter_MG** est chargée de la segmentation de la matière grise, avec le même principe que celui de la procédure concernant l'Agent_MB sauf que cette procédure opère seulement sur l'intervalle de niveau de gris de confiance. Cette procédure n'ajoute pas les pixels de chevauchement aux listes des pixels de conflits avec la matière blanche et le LCR, car cette tâche est assurée par les deux autres agents, à savoir l'Agent_MB, et l'Agent_LCR.

4.3.4.Agent_LCR :

Cet agent est chargé de l'extraction du pourtour du crâne. Il a la même structure que l'Agent_MB. L'agent contrôleur initialise les variables *MinLCR*, *MaxLCR*, *Min_int_pix_conf*, et *Max_int_pix_conf* qui représentent respectivement : la valeur minimale et la valeur maximale de niveau de gris des pixels appartenant au LCR, et les deux dernières représentent l'intervalle de niveau de gris d'incertitude qui peut engendrer des pixels conflit avec la matière grise. Cet agent utilise ces valeurs dans le processus de segmentation.

Structure de l'agent LCR

Attribut

MinLCR, MaxLCR, Nbre_Pixels_LCR : entier

Min_int_pix_conf, Max_int_pix_conf : entier

LLCR liste des pixels du LCR

*LPC_LCR_MG liste des pixels de conflis entre le LCR et la
matière grise.*

Méthodes

Methode segmenter_LCR

Evenement négociation

Fin Structure de l'agent

La procédure `segmenter_LCR` est chargée de la segmentation du liquide céphalo-rachidien, le principe est de classer les pixels qui vérifient le critère d'homogénéité du liquide céphalo-rachidien (intervalle de niveau de gris de confiance), et si le pixel appartient à l'intervalle de niveau de gris d'incertitude on l'ajoute à la liste des pixels de conflit.

```
Methode segmenter_LCR (Image_NG)  
  
  Pour chaque pixel  $p(x, y)$  de l'image  
  
    Si  $p(x, y)$  vérifie le critère de similarité du LCR  
    (intervalle de confiance du niveau de gris) alors  
  
      - Ajouter  $p(x, y)$  à la liste des pixels du LCR  
  
    Sinon  
  
      Si le niveau de gris du pixel appartient à l'intervalle  
      d'incertitude  
  
        - Ajouter  $p(x, y)$  à la liste des pixels  
        conflits entre le LCR et la MG  
  
      Fin si  
  
    Fin si  
  
  Fin pour  
  
Fin Methode segmenter_LCR
```

5. Négociation entre agents et résolution de conflits

A partir des connaissances utilisées dont on a déjà parlé précédemment, on peut prédire les situations conflictuelles suivantes :

- Un pixel appartient à deux régions,
- Une discontinuité dans la matière blanche.

5.1. Résolution des conflits de la segmentation

En premier lieu, on doit vérifier la contiguïté de la matière grise (**MG**) et on deuxième lieu on essaye d'améliorer cette contiguïté par l'inclusion des pixels conflictuels entre la matière grise et la matière blanche d'une part, et les pixels conflictuels entre la matière grise et le **LCR** d'une autre part.

5.2. Vérification de la contiguïté de la matière grise

Pour vérifier s'il y a une discontinuité de la matière grise on doit suivre les étapes suivantes :

➤ Phase 1

- ✓ On utilise une matrice *Matrice_Pixel_MG* ayant la même taille de l'image.
- ✓ Initialiser les éléments de cette matrice par 0.
- ✓ On utilise la liste des pixels de la matière grise (les éléments de cette liste contient les coordonnées des pixels de la matière grise), pour mettre à 1 tous les éléments de la matrice correspondant à la liste des pixels de la matière grise.

La matrice de la Figure IV-2 montre une sous région de la matière grise, composé de deux éléments contigus.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	1	1	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0
11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0
12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0
13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0
15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Figure IV- 2: Exemple de *Matrice_Pixel_MG* à la fin de la phase 1.

➤ **Phase 2**

Dans cette phase on utilise une autre matrice *Matrice_Reg_MG* où chaque ligne contient des pixels d'une région contigüe de la MG. Cette matrice a la structure suivante :

3	3	4	3	4	4	5	5	4	6	5	6	6	5	6	6	4	7	5	7	4	6	7	6	4	8	5	8	6	9
10	12	10	13	11	11	11	12	11	13	12	11	12	12	12	13	13	10	14	11	14	12	/	/	/	/	/	/	/	/

Figure IV- 3 : La structure de la Matrice_Reg_MG

Cette dernière matrice est obtenu à partir de la matrice précédente (*Matrice_Pixel_MG*), et ce, utilisant l'algorithme ci-après :

```
Méthode vérif_contig_MG
  Nbre_sous_regions = 0

  Pour A = 1 à H
    Pour B = 1 à w
      Si Matrice_Pixel_MG (A, B)=1 alors
        Nbre_sous_regions= Nbre_sous_regions + 1
        D=1
        Matrice_Reg_MG (Nbre_sous_regions, D)= (A, B)
        F = 1
        Matrice_Pixel_MG (A, B) = 0
        Tan que (D <= F)
          (i, j) = Matrice_Reg_MG (Nbre_sous_regions, D)
          Pour x = i-1 à i+1
            Pour y = j-1 à j+1
              Si Matrice_Pixel_MG(x, y)=1 alors
                F = F+1
                Matrice_Reg_MG (Nbre_sous_regions, F)=(x, y)
                Matrice_Pixel_MG(x, y)=0
              Fin si
            Fin pour
          Fin pour
        Fin pour
      Fin pour
    Fin pour
  Fin Méthode vérif_contig_MG
```

➤ **Le déroulement de l'algorithme**

- ✓ Au début on initialise *Nbre_sous_region* à 0 ;
- ✓ On parcourt *Matrice_Pixel_MG* jusqu'on trouve un pixel de la matière grise (la valeur 1) ;
- ✓ On incrémente le nombre des sous régions (*Nbre_sous_regions*)
- ✓ On ajoute les coordonnées du pixel à *Matrice_Reg_MG* ;
- ✓ On remplace la valeur de ce pixel par 0 dans *Matrice_Pixel_MG*, pour éviter la l'inclusion une seconde fois du même pixel.
- ✓ Puis on examine ses 8 pixels voisins directs.

La Figure suivante montre les 8 pixels voisins directe d'un pixel ayant les cordonnées i, j .

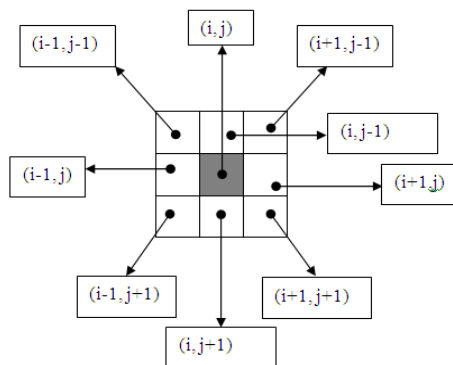


Figure IV- 4 : les voisins directs d'un pixel

- ✓ Si le pixel voisin appartient à la matière grise, on l'ajoute à la ligne correspondante (sous région), et on remplace sa valeur dans *Matrice_Pixel_MG* par un 0 pour ne pas l'inclure une autre fois.
- ✓ On utilise deux indices D et F pour positionner les voisins du pixel à inspecter.
- ✓ Quand on finit avec les voisins du pixel actuel, on répète la procédure pour chacun des pixels voisins, jusqu'on trouve une discontinuité, donc on a une sous région.

- ✓ Le résultat de l'étape précédente forme une ligne dans la nouvelle matrice *Matrice_Reg_MG*.
- ✓ On recommence le parcours de la matrice *Matrice_Pixel_MG* afin d'obtenir d'autres sous régions.

Selon la valeur de la variable `Nbre_sous_regions` (qui représente le nombre de sous régions de la matière grise), on peut savoir s'il y a une discontinuité dans la matière grise ou non.

5.3. La négociation

Dans notre système la négociation a un double rôle :

- L'inclusion des pixels de chevauchement à la région correspondante dans l'image,
- L'amélioration de la contiguïté de la matière grise.

Cette phase intervient entre paire d'agents ayant un chevauchement de pixels. On peut trouver des pixels de conflits entre les régions MB-MG dans l'intervalle de niveau de gris [195, 205] et entre les régions MG-LCR dans l'intervalle de niveau de gris [95, 100]. Donc les paires d'agent (*Agent_MB*, *Agent_MB*) et (*Agent_MG*, *Agent_LCR*) doivent communiquer et négocier pour résoudre ces conflits.

Critère de contiguïté d'une région

Afin de vérifier si l'ajout d'un pixel améliore la contiguïté de la région MG, nous faisons appel à la méthode *verif_contig_MG*.

➤ **Les protocoles de négociation**

L'objectif de la négociation est d'inclure les pixels de conflit à la région correspondante, tout en prenant en compte la contiguïté de la matière grise. Donc

l'Agent_MG est l'agent le plus sensé par l'ajout d'un pixel à sa région, en remède à cette question on propose les protocoles de négociation suivants :

- ✓ L'Agent MG envoie un message comprenant une demande à l'Agent_MB (respectivement Agent_LCR) pour lui envoyer un pixel de conflit.
- ✓ L'Agent_MB (respectivement l'Agent_LCR) envoie un message à l'Agent_MG qui comprend l'identité et les propriétés du pixel sujet de la négociation (pixel adjacent à la matière grise).
- ✓ L'Agent MG utilise la fonction *vérif_contig_MG* pour savoir est ce que l'inclusion de ce pixel améliore la contigüité de la matière grise. Selon le résultat de cette fonction, l'agent décide l'acceptation ou le refus d'inclure ce pixel, et envoie un message à l'autre agent pour l'informer.
- ✓ L'Agent_MB (respectivement l'Agent_LCR) selon la réponse de l'Agent_MG :
Si la réponse est négative (l'Agent_MG n'a pas inclut le pixel sujet de la négociation à sa région), l'Agent_MB (respectivement l'Agent_LCR) inclut le pixel à la liste des pixels de sa région (de confiance), et envoie un message comprenant l'identité et les propriétés du pixel suivant.
Sinon, il envoie un message à l'Agent_MG comprenant l'identité et les propriétés du pixel suivant.
- ✓ La procédure de négociation se répète jusqu'à la fin de tous les pixels de conflit.

Pour modéliser la négociation on a choisi le diagramme de séquences UML, étant donné qu'il montre l'interaction des agents selon l'ordre chronologique.

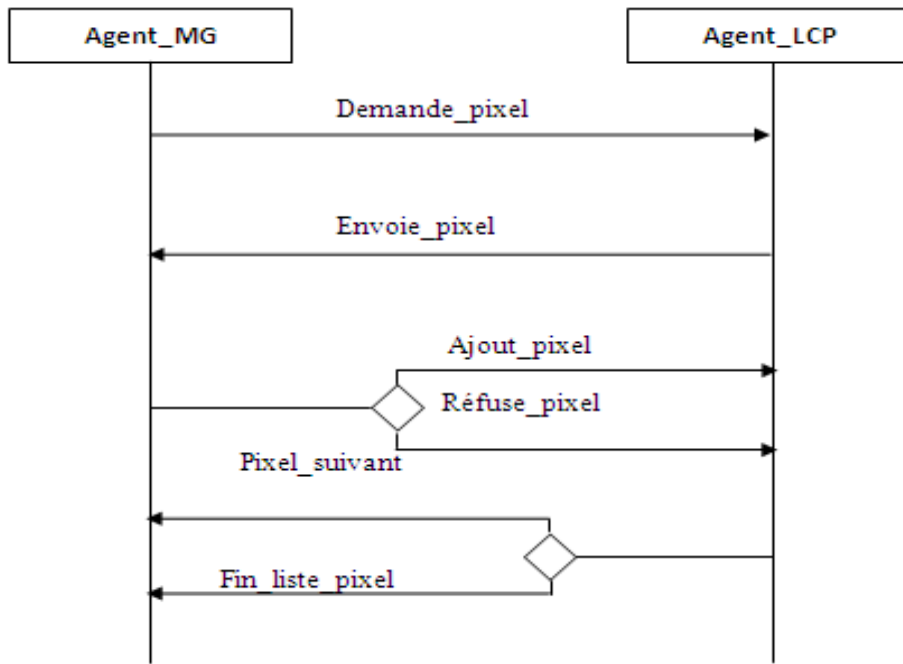


Figure IV- 5: Diagramme de séquence montre l'interaction entre Agent_MG et Agent_LCR

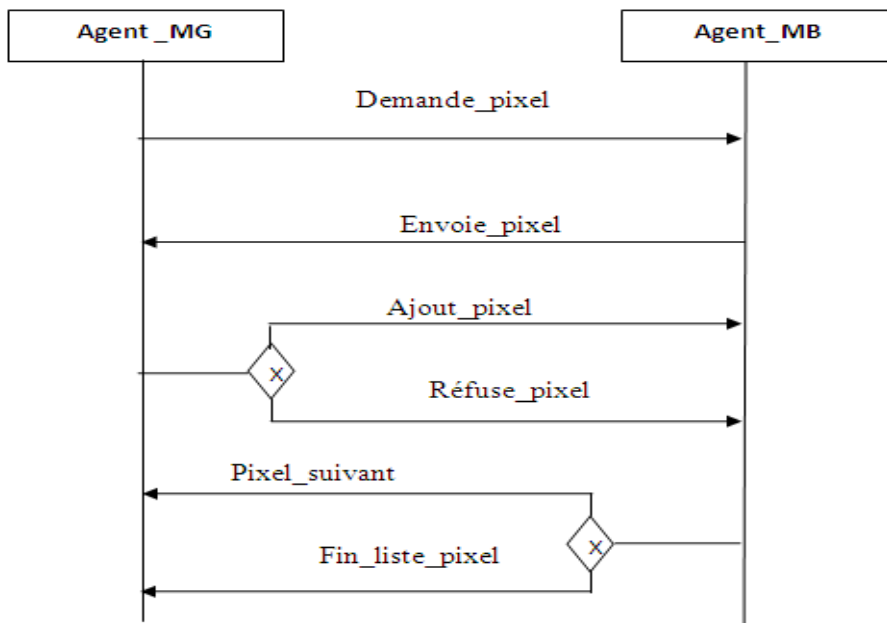


Figure IV- 6: Diagramme de séquence montre l'interaction entre Agent_MG et Agent_MB

➤ **Primitive d'interaction**

Primitive	Désignation
<i>Demande_pixel</i>	L'Agent_MG demande un pixel de conflit.
<i>Envoie_pixel</i>	L'Agent_MB ou l'Agent_LCR envoie un pixel de conflit à l'Agent_MG
<i>Ajout_pixel</i>	L'Agent_MG informe l'Agent_MB ou l'Agent_LCR qu'il a ajouté le pixel sujet de la négociation à sa région.
<i>Réfuse_pixel</i>	L'Agent_MG informe l'Agent_MB ou l'Agent_LCR qu'il n'a pas ajouté le pixel sujet de la négociation à sa région.
<i>Pixel_suivant</i>	L'Agent_MB ou l'Agent_LCR envoie à l'Agent_MG un autre pixel de conflit.
<i>Fin_liste_pixel</i>	Si la liste des pixels de conflit est vide, l'Agent_MB ou l'Agent_LCR envoie un message à l'Agent_MG pour l'informer que la liste des pixels de conflit est vide pour terminer la négociation

La négociation s'arrête quand les listes des pixels de conflit sont vides. A la fin de la négociation entre les agents de segmentation, notre système produit une IRM cérébrale segmentée en trois régions, Matière blanche, matière grise et LCR. Dans ce qui suit, on présente les algorithmes de la négociation pour l'Agent_MG et les deux autres agents.

```
Méthode négociation Agent_MG
  Envoyer message à l'agent_MB (respectivement l'agent_LCR)
  pour demander un pixel de la liste des pixels conflits.
  Recevoir message (pixel conflit ou liste vide)
  Si liste vide
    Arrêter négociation
  Sinon
    Appel fonction verif_contig_MG pour savoir si
    l'ajout du pixel améliore la contigüité de la MG
    Si oui alors
      Inclusion = vrai
      Inclure pixel
    Sinon
      Inclusion = faux
    Fin si
  Envoyer un message à l'agent_MB (respectivement
  agent_LCR) contient la variable ''Inclusion'' pour
  savoir si l'agent_MG a ajouté le pixel à sa région ou
  pas, et en demandant le pixel suivant.
  Fin si
Fin Méthode négociation Agent_MG
```

```
Méthode négociation Agent_MB (respectivement agent_LCR)
  Recevoir message (requête)
  Sélectionner un pixel de conflit p(x, y) adjacent à la Région MG
  Envoyer message contient p(x, y)
  Recevoir message (inclusion : boolien)
    Si non inclusion alors
      Inclure pixel à la liste de pixels (de confiance)
    Fin si
  Retirer pixel de la liste des pixels de conflit
  Envoyer message contient pixel suivant
Fin méthode
```

6. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté un système multi-agents de segmentation des IRM cérébrales. Ce système est basé sur des agents cognitifs qui utilisent des connaissances pour améliorer le processus de segmentation. Ces connaissances sont divisées en deux classes : Connaissances propres à la segmentation d'images, et connaissances propres à l'anatomie cérébrale. Nous avons détaillé la structure et le rôle de chaque agent du système. Le chapitre suivant est consacré à l'évaluation du système, par la présentation des résultats expérimentaux.

Chapitre 5

V. Expérimentation

1. Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons des résultats expérimentaux de notre système pour la segmentation d'IRM cérébrales. Notre système est réalisé avec Visual Basic 6. Dans ce qui suit nous présentons les résultats de segmentation pour deux IRM, En premier lieu nous présentons la plateforme de développement, avant de procéder à la présentation de nos résultats.

2. La plate-forme d'implémentation

Visual Basic est un langage de programmation existant actuellement en trois versions (*Learning*, *Professional*, *Entreprise*) [God02]. Les programmes (aussi appelées *applications*) sont créés dans un environnement de développement intégré (*Integrated Development Environment- IDE*), ceci dans le but de créer, exécuter et déboguer les programmes d'une manière efficace. Ce langage est réputé pour permettre un développement rapide d'applications. Outre une interface utilisateur graphique, il dispose de caractéristiques telles que la manipulation d'événements, un accès à Win32 API, la programmation orientée objet, la gestion d'erreurs, la programmation structurée. C'est un langage interprété ; cependant, les éditions *Professional* et *Entreprise* permettent une compilation en *code natif* (*code machine*).

2.1. La programmation orientée objet avec VB 6

Visual Basic permet le développement orienté objet. Au lieu de résoudre un problème en le décomposant en problèmes plus petits, il s'agit de le scinder sous

forme d'objets qui existent chacun indépendamment les uns des autres. Chaque objet possède certaines caractéristiques (appelées *propriétés*) et fonctions qu'il serait en mesure d'effectuer (appelées *méthodes*).

L'unité de programmation en langage objet est la *classe* à partir laquelle les objets sont " instanciés " (créés). En fait, la communication avec un objet se fait notamment à travers ses propriétés et ses méthodes. Une propriété a une valeur que le programmeur peut consulter, ou modifier ; une méthode est une procédure permettant d'agir sur les objets d'une classe.

2.2. Les modules

Un projet est constitué de modules, tels que des modules *feuilles*, ou des modules *standards* (encore appelés modules *codes*). A la différence d'un module *feuille*, un module *standard* ne comporte pas d'IUG, il est uniquement composé de codes de programme.

En dehors de déclarations, les modules sont constitués de procédures, trois types de procédures existent :

- les procédures *événementielles*, en anglais *event procedures*, en réponse à des événements (appui sur une touche du clavier, clic de souris, etc.) ;
- les procédures *Visual Basic*, en anglais *Visual Basic procedures*, (*Input*, *Print*, etc.), fournies par Microsoft pour effectuer des tâches courantes, liées au système.
- les procédures conçues par le programmeur. Elles sont de deux types : Les procédures *Sub* et les procédures *Function*.

Un programmeur peut écrire des procédures pour exécuter des tâches spécifiques pouvant être utilisées à différents endroits dans un programme. A des fins de réutilisation éventuelle (en anglais, on parle de *software reusability*), chaque procédure devra être limitée à la résolution d'une tâche bien définie, il est de coutume que la taille d'une procédure ne dépasse pas une demie page.

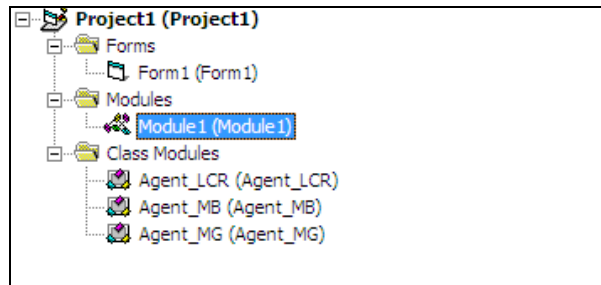


Figure V- 1: Exemple d'un module 1

3. Réalisation et résultats expérimentaux

Dans notre application, nous avons utilisé un module pour déclarer les structures de données, et les procédures globales.

Chaque agent est représenté par une classe dans l’application, et a des attributs et des méthodes spécifiques.

La figure suivante représente les classes des agents.

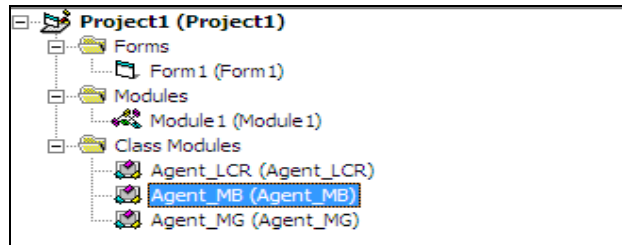


Figure V- 2: Les classes d'agents

Nous avons expérimenté notre système sur plusieurs IRM. Dans ce qui suit, nous présentons les résultats de segmentation, pour montrer la capacité de notre système à améliorer une segmentation.

3.1. La base d'images

La base de données du McConnell Brain Imaging Center met à disposition un grand nombre d'images simulées accompagnées de leur « vérité terrain ». Elles sont simulées selon différentes pondérations (T1, T2, PD), différentes épaisseurs de coupes, différentes valeurs de bruit (0%, 3%, 5%, 7% et 9%) et d'inhomogénéité (0%, 20%, 40%). Ces images sont générées à partir d'un modèle anatomique réaliste de cerveau et d'un simulateur, le lien vers ce site est dans la référence [Web11].

Pour savoir s'il y a une amélioration dans la segmentation d'IRM, on segmente une IRM cérébrale, avec une segmentation simple, sans l'utilisation des connaissances, et une autre segmentation, où nous utilisons des connaissances.

Dans ce qui suit, nous présentons, les résultats de segmentation de deux IRM cérébrales, avec une discussion sur les résultats de la segmentation de notre système, en comparant ces derniers avec ceux d'une segmentation classique (sans l'utilisation des connaissances).

Image 1

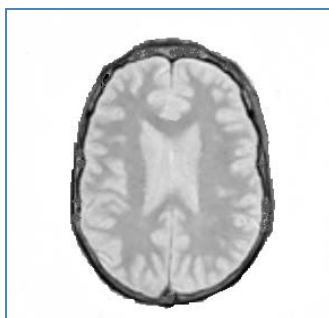


Figure V- 3: Image 1 originale

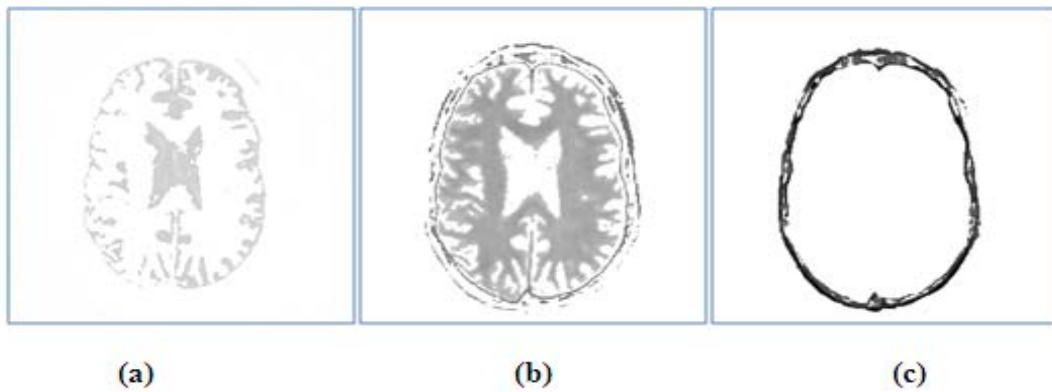


Figure V- 4: Le résultat de la segmentation d'Image 1 par une segmentation simple, (a) : Matière Blanche, (b) : Matière Grise, (c) : LCR

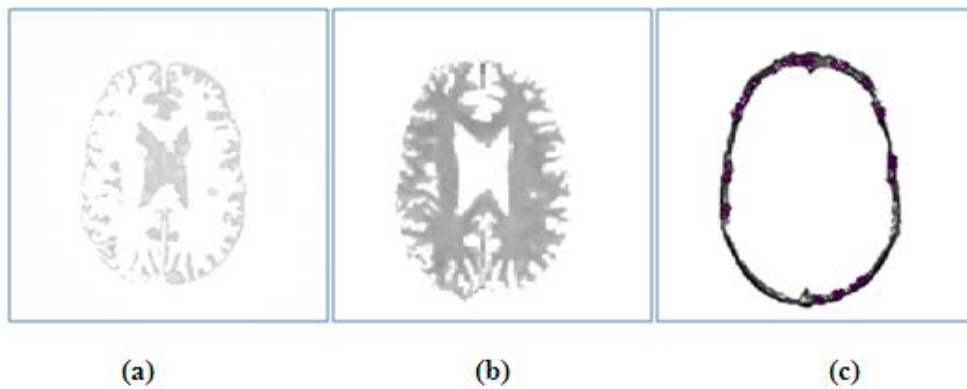


Figure V- 5: Le résultat de la segmentation d'Image 1 par notre système, (a) : Matière Blanche, (b) : Matière Grise, (c) : LCR

3.2. Discussion résultats de segmentation Image 1

Nous constatons que l'image segmentée par une segmentation simple par seuillage (Sans utilisation des connaissances), (Figure V-4), est mal segmenté, où nous trouvons des discontinuités dans la matière grise (MG), des pixels ou ensemble des pixels isolés dans les trois tissus segmentés.

En utilisant notre système, basée sur un ensemble de connaissances (inhérentes à la segmentation et à l'anatomie cérébrale), les résultats de segmentation sont plus nette par rapport à une segmentation simple (Figure V.5). Nous remarquons une

amélioration importante dans la contigüité de la matière grise (MG), une matière blanche et un LCR mieux délimités.

Malgré l'amélioration remarquable de la segmentation, nous trouvons, qu'il y a des pixels isolés dans chacun des tissus, et ça est dû au bruit.

Image 2

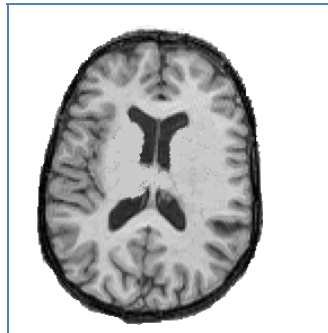


Figure V- 6: Image 2 originale

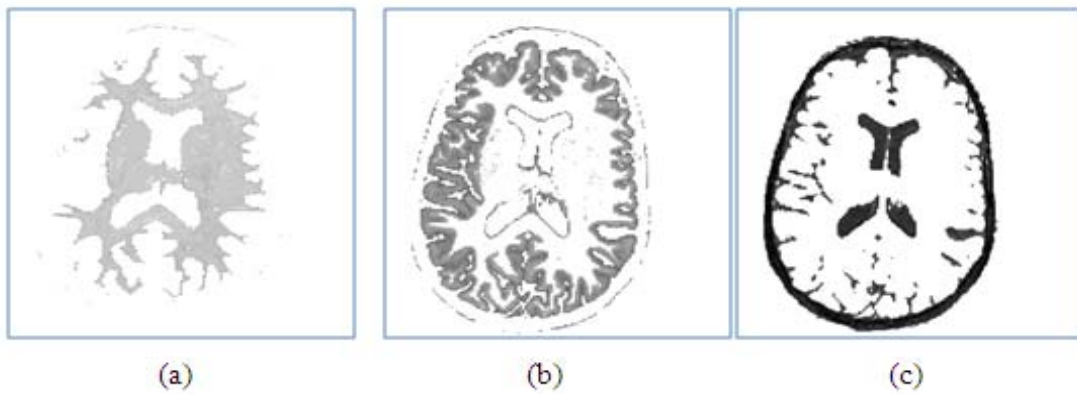


Figure V- 7: Le résultat de la segmentation d'Image 2 par une segmentation simple, (a) : Matière Blanche, (b) : Matière Grise, (c) : LCR

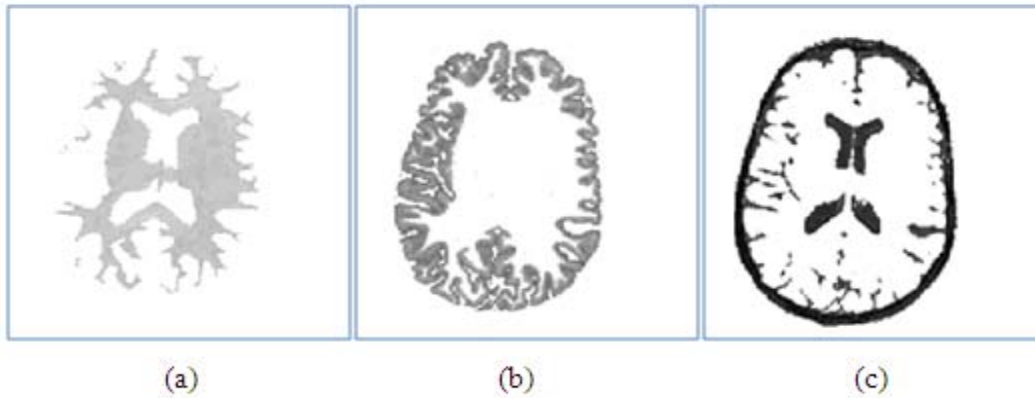


Figure V- 8: Le résultat de la segmentation d'Image 1 par notre système, (a) : Matière Blanche, (b) : Matière Grise, (c) : LCR

3.3. Discussion résultats de segmentation Image 2

Les résultats de segmentation de notre système, sont présentés dans la Figure V-7, où on peut voir une matière grise (MG) contiguë, une matière blanche et un LCR claires, mais toujours il y a des pixels isolés dans la matière grise, et ça dû au bruit présent dans l'image.

Par rapport aux résultats de la segmentation selon une approche classique, Figure V-6, nous voyons une amélioration importante de la segmentation produite par notre système.

3.4. Interprétation

Les résultats obtenus montrent que notre système permet d'avoir une segmentation plus nette. Les pixels dans les intervalles d'incertitudes sont mieux affectés aux différentes régions. Ceci a permis d'avoir une région « Matière grise » MG fortement contiguë. Les régions « Matière blanche » MB et « Liquide céphalo-rachidien » LCR sont mieux délimités. Ce progrès quand à la qualité des résultats de segmentation d'IRM cérébrale est dû à l'utilisation des connaissances, qui nous permet d'avoir des résultats satisfaisants.

Cependant, nous avons remarqué, que malgré l'amélioration de segmentation obtenue selon notre approche, qu'on peut trouver des pixels isolés. Ceci est dû au bruit, et même à la variance de niveaux de gris de chaque tissu d'une personne à une autre.

4. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons commencé par la présentation de la plate-forme de développement de notre système pour la segmentation d'IRM cérébrales, en l'occurrence le Visual Basic 6.0. Nous avons procédé en suite à la présentation des résultats de segmentation de quelques IRM cérébrales prises de bases de données de test. Nous avons également discuté ces résultats (pour chaque image), où nous avons montré l'intérêt d'utilisation de connaissances pour l'amélioration de la différenciation des différents tissus de la matière cérébrale, en concluant avec une interprétation générale des résultats obtenus.

Conclusion générale et perspectives

Durant ce projet de magister nous nous sommes intéressés à la vision cognitive, et plus particulièrement à la segmentation cognitive d'images. Les images à résonance magnétique ont été considérées vu leur complexité de segmentation et d'interprétation. Pour ce genre d'images, sans être exhaustifs sur le sujet, nous avons essayé d'extraire les connaissances relatives au tissu cérébrale et de les modéliser et de les utiliser afin de construire un système permettant de fiabiliser les résultats de segmentation.

Nous avons également introduit les connaissances propres à la segmentation elle-même comme connaissances préalables du système. Cet ensemble de connaissance nous a permis la mise en œuvre d'un système cognitif de segmentation d'images de résonance magnétique du cerveau. Néanmoins, notre système peu être généralisé à d'autre type d'images, en considérant les caractéristiques qui leurs sont propres, et en modélisant les connaissances qui leurs sont inhérentes.

Afin de modulariser le système proposé et permettre son évolution et sa maintenance, nous l'avons conçu comme système multi-agents. Chaque agent dans le système est attribué à une région donnée correspondant à son tour à un tissu particulier de la matière cérébrale. Au début chaque agent s'occupe de sa propre région, en essayons d'extraire une ébauche de cette région en utilisant un algorithme classique de segmentation par classification de pixels. En seconde lieu, les agents interagissent pour négocier l'appartenance d'un certain nombre de pixels qui ont été classés ambigus dans la première étape, et ce en utilisant des connaissances à la fois, propres à la segmentation d'images en général, et à l'anatomie des tissus cérébraux d'autre part.

Nous avons mené une expérimentation de notre approche en implémentant notre système, et en utilisant un ensemble d'IRM obtenues à partir de bases de données d'IRM de test. Les résultats obtenus, ont montré l'intérêt de l'utilisation des connaissances préalables pour la segmentation. Cependant, nous avons constaté que les résultats obtenus restent encore à améliorer.

En perspective à ce travail, nous projetons d'enrichir les connaissances du système par les informations factuelles sous formes de données cliniques concernant les patients sujets des IRM. Ces informations représentées sous formes de connaissances vont permettre de fiabiliser encore plus la segmentation d'images à résonance magnétique. Dans notre implémentation, les connaissances ont été fixées et codées directement dans les sources du système. Nous projetons également un sous-système expert serveur de connaissances, et qui sera interfacé avec le système de segmentation. Ceci nous permettra d'avoir un système scalable, où son évolution et sa maintenance seront moins coûteuses.

Références bibliographiques

- [Ach05] Achmirowicz, A. Beck, J. Delobel, P, Vivarelli, C, " Imagerie IRM interventionnelle", Projet Master MTS, UTC, (2004-2005).
- [Aue05] Auer, P, Vernon, D, Thonnat, M. Groupe: ECVision, "A research roadmap of cognitive vision". Technical report. IST Project IST, (2005).
- [Bhu97] Bhushan N, Rao AR, Lohse GL. The texture Lexicon: Understanding the categorization of visual texture terms and their relationship to texture images. *Cognitive Science*. 21(1):219-246, (1997).
- [Blo46] Bloch, F, "Nuclear Induction", *Physical Review*, 70:460-474, (1946).
- [Bos03] Bosc, M. "Contribution à la détection des changements dans les séquences IRM 3D multimodales", Thèse de doctorat. Université Louis Pasteur Strasbourg, (2003).
- [Bou99] Boucher, A. "Une approche décentralisée et adaptative de la gestion d'information en vision". Thèse de doctorat, Université Joseph Fourier, Grenoble, (1999).
- [Bri01] Briot, J, et Demazeau, Y. "Principes et architectures des systèmes multi-agents", pages 1-11. Hermès, Paris, France, (2001).
- [Bri70] Brice, C. et Fenema, C. "Scene analysis using regions.", In *Artificial intelligence*, number 1, pages 205-226, (1970).
- [Cho72] Chow, K, et Kaneko, T. Boundary detection of radiographic images by a thresholding method. In S. Watanebe, editor, *Frontiers of pattern recognition*, pages 61-82 Academic Press, New York, (1972).
- [Cle93] Clement, V, et Thonnat, M. "A knowledge-based approach to integration of image procedures processing.", *CVGIP: Image Understanding*, 57(2):166-184. (1993).
- [Coc95] Cocquerez, J, et Philip, S. "Analyse d'images et segmentation." Masson. (1995).
- [Coh01] Cohn AG, Hazarika SM *Qualitative Spatial Representation and Reasoning: An Overview*. *Fundamenta Informaticae* 46(1-2):1-29 (2001).

- [Dem90] Demazeau, Y. Müller J, (Ed), "Decentralized Artificial Intelligence ". Elsevier. (1990).
- [Dem95] Demazeau, Y. "From interactions to collective behaviour in agent-based systems.", In Proceeding of European Conference on Cognitive Science. (1995).
- [Dem97] Demazeau, Y. "Steps toward multi-agent oriented programming. ", In Proceedings of the First International Workshop on Multi-Agent Systems – IW- MASS97. (1997).
- [Der87] Deriche, R. et Cocquerez. J. "Extraction de composants connexes basée sur une détection optimale des contours. ", In CESTA. Paris. (1987).
- [Fer95] Ferber, J. "Les systèmes multi-agents. Vers une intelligence collective. ", InterEditions. (1995).
- [Flo90] Floch, P, Molho, M et Outin. H, "Imagerie de l'encéphale, Anatomie et observations cliniques. " Laboratoires Sandoz. (1990).
- [Ger99] Germond, L. "Trois principes de coopération pour la segmentation en imagerie de résonance magnétique cérébrale", Thèse de doctorat L'université Joseph Fourier. (1999).
- [God02] Godon A. "Programmer avec Visual Basic", cours M2AI - ISTIA, (2001/2002).
- [Gon02] Gonzalez, R.C. et Woods, R.E. Digital Image Processing. 2e éd., Prentice Hall, 793 p. (2002).
- [Had23] Hadamard, J. Lecture on Cauchy's Problem in Linear Partial Differential Equations. Yale University Press, New Haven. Première définition des problèmes mal posés. (1923).
- [Hud03] Hudelot, C et Thonnat, M. "A Cognitive Vision Platform for Automatic Recognition of Natural Complex Objects.», International Conference on Tools with Artificial Intelligence IEEE. (2003).
- [Hud05] Hudelot, C. "Towards a Cognitive Vision Platform for Semantic Image Interpretation; Application to the Recognition of Biological Organisms" These de doctorat, INRIA Sophia-Antipolis (2005).
- [Jar01] Jarras, I, Chaib-draa, B, Moulin B, "Systèmes multi-agents : Principes généraux et applications ", Hermès. (2001).

- [Jen98] Jennings N.R., Sycara K., Wooldridge M. " A Roadmap of Agent Research and Development ", *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, 1, 7-38. (1998).
- [Kho05] Khouadjia, M. Khanfouf, H. Meshoul, S. "Une Approche adaptative pour la segmentation d'images : Implémentation sur la plate-forme Multi-agents NetLogo". Laboratoire LIRE, Université de Constantine. (2005).
- [Kit86] Kittler, J. et Illingworth, J. "Minimum error thresholding. *Pattern Recognition*.", Vol. 19, 1, pp. 38-52. (1986).
- [Lan99] Langlois, S. Desvignes, M. "A simple Approach to Correcting the effects of non-linear gradient fields ». *Journal of Magnetic Resonance Imaging*", 9(6), pp. 821–831. (1999).
- [Lar06] Morin Yves " Larousse médical " , édition larousse. (2006).
- [Lau73] Lauterbur, P, "Image formation by induced local interaction: examples employing NMR", *Nature*, 242:190-191. (1973).
- [Mai05] Maillot, N. "Ontology Based Object Learning and Recognition" Thèse de doctorat, INRIA Sophia-Antipolis. (2005).
- [Mar82] Marr, D, *Vision*. Freeman, San Francisco, (1982).
- [Mat90]. Matsuyama, T. et Hwang, V.-S. "SIGMA – A Knowledge-Based Aerial Image Understanding System.", Plenum Press New York USA. (1990).
- [Mir07] Miri, S, " Segmentation des structures cérébrales en IRM: intégration de contraintes topologiques", Master 2 ISTI [R], Université Louis Pasteur Strasbourg. (2007).
- [Mue68] Muerle, J. Allen, D "Experimental evaluation of techniques for automatic segmentation of objects in a complexe scene", *Pictorial Pattern Recognition* pp 3-13, Thompson, Washington. (1968).
- [Nag79] Nagao, M. Matsuyama T. et Ikeda, Y. "Region extraction and shape analysis in aerial photographs" ,CGIP, volume 10. (1979).
- [Nag83] Nagao, M. et Matsuyama, M. " Structural image analysis". (1983).

- [Nob06] Noblet, V. "Recalage non rigide d'images cérébrales 3D avec contrainte de conservation de la topologie", Thèse, l'Université Louis Pasteur - Strasbourg I., (2006).
- [Oss96] Ossola, J., Brémond, F., et Thonnat, M. "A communication level in a distributed architecture for object recognition.", In 8th International Conference on Systems Research Informatics and Cybernetics. (1996).
- [Ots79] Otsu, N. "A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms.", IEEE Trans. On Syst., Man and Cyb., Vol. 9, 1, pp. 62-66. (1979).
- [Pal93] Pal, N. R. and Pal, S. K. (1993) A review on image segmentation techniques. Pattern Recognition, vol. 26, n° 9, p. 1277-1294
- [Pre70] Prewitt, J. M. S. Object enhancement and extraction, Academic Press. (1970).
- [Rao93] Rao A.R., Lohse, G.L. Towards a Texture Naming System: Identifying Relevent Dimensions of Texture Visual Research 36,(11):1649-1669, (1993).
- [Sez04] Sezgin, M. et Sankur, B. "Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation." , J. of Electronic Imaging., Vol. 13,1, pp. 146 - 165. (2004).
- [Sle98] Sled, J., Zijdenbos, A., et Evans, A. "A Nonparametric Method for Automatic Correction of Intensity Nonuniformity in MRI Data ". IEEE Transactions on Medical Imaging, 17(1), pp. 87-97. (1998).
- [Sob90] Sobel, I. An isotropic image gradient operator, Academic Press. (1990)
- [Tho03] Thonnat, M, Habilitation A Diriger Des Recherches, "Vers une vision cognitive: mise en œuvre de connaissances et de raisonnements pour l'analyse et l'interprétation d'images. (2003).
- [Ver05] Vernon, D. Cognitive Vision – The Development of a Discipline, KI-Zeitschrift Künstliche Intelligenz, German Society for Informatics, April, Special Issue on Cognitive Computer Vision, pp 38-41, (2005).
- [Wat74] Watanabe, S. et Cybest Group, "An automated apparatus for cancer prescreening", Cybest. In Computer Graphics and Image Processing, number 3 pages 350-358. (1974).
- [Web11] http://mouldy.bic.mni.mcgill.ca/brainweb/selection_normal.html ce site est disponible jusqu'à ce jour.

- [Wei99] Weiss, G. et Dillenbourg, P. Cognitive and computational approaches, chapter What is multi in multi agent learning? pages 64-80. Pergamon hPress, Oxford, United Kingdom. (1999).
- [Wes74] Weszka, J., Nagel, R. et Rosenfeld, A. "A threshold selection technique.", In IEEE Trans. Comput., number C-23, pages 1322-1326, (1974).
- [Woo99] Wooldridge M, « Intelligent Agents », Weiss G., Ed., *Multiagent Systems : A Modern Approach to Distributed Artificial Intelligence*, Chapitre 1, p. 27-77, The MIT Press, Cambridge, MA. .(1999).