



**HAL**  
open science

# Déploiement sur une plate-forme de visualisation d'un algorithme coopératif pour la segmentation d'images IRM autour d'un système multi-agents

Hadjer Laguel

► **To cite this version:**

Hadjer Laguel. Déploiement sur une plate-forme de visualisation d'un algorithme coopératif pour la segmentation d'images IRM autour d'un système multi-agents. Informatique [cs]. Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene, 2010. Français. NNT: . tel-00568921

**HAL Id: tel-00568921**

**<https://theses.hal.science/tel-00568921>**

Submitted on 23 Feb 2011

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediène

Faculté d'Électronique et d'Informatique

**Département Informatique**

Projet de Fin d'Étude pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état

**Option :**

**Traitement d'images**

---

**Thème :**

**Déploiement sur une plateforme de visualisation, d'un algorithme coopératif pour la segmentation d'images IRM basé sur les systèmes multi-agents.**

---

Sujet proposé par :

**Pr L. BOUMGHAR**

Présenté par :

**Mlle Hadjer LAGUEL**

**Soutenu le 12/10/2010**

**Devant le jury composé de :**

Mme F. SOUAMI	<b>Présidente</b>
Mme S. BOUAGAR	<b>Membre</b>
Mme F. DJIDEL	<b>Membre</b>

**Monôme N ° : 019 /2010**

*À mes parents et mes frères Lyes et Oussama que j'aime plus que tout au monde.*

## Remerciements

*J'adresse mes plus vifs remerciements à Madame L. Boumgihar qui m'a encadrée durant ce projet. Elle m'a fait connaître le domaine du traitement d'images, et de l'imagerie médicale. Je lui exprime toute ma gratitude, car elle a su me conseiller et me diriger avec ses remarques pertinentes.*

*Et puis, je veux surtout remercier ceux qui ont fait de mon cursus universitaire un vrai bonheur, MES AMIS.*

*Je commence par mes deux copines, Mlle Hamri Houda, qui avec son petit grain de folie a su me remonter le moral quand rien n'allait. Hood tu vas terriblement me manquer ... enfin j'espère qu'on te rejoindra bientôt. Quand je dis "On", c'est bien sur pour désigner mon autre amie, Mlle Hmidi Chahinez, celle qui avec ses mots d'encouragement, ce fameux jour où j'ai craqué, m'a remise en selle. T'étais où toutes ces années Chahy, enfin comme on dit, "Mieux vaut tard que jamais". T'es vraiment une perle et vivement qu'on parte ensemble étudier dans l'une de ces grandes universités qui te font rêver. Je vous aime très fort les copines.*

*Et puis, comment ne pas remercier mes "frères de cœur". Eux, je les remerciais matin et soir et je pense que ce sera insuffisant.*

*J'aimerais remercier M. Belarbi Khaled, déjà parce que c'est grâce à lui que j'ai eu ce sujet, et puis parce que j'ai toujours su que je pouvais compter sur lui, d'ailleurs presque à chaque fois que je craquais, c'est sur lui que ça tombait et puis il n'a jamais cessé de me proposer son aide et de m'encourager. Tout simplement, sache que ça a été un réel bonheur de te côtoyer Khaled, j'en ai appris des choses grâce à toi, alors Merci, devrais je dire : "M'ERCI MAITRE".*

*Un grand Merci également à M. Mebtouche Tarik, avec qui, j'ai eu le plaisir de partager ces 4 dernières années d'étude, fait de rire et de chansons. Merci Tarik, merci pour tout.*

*Merci à M. Touileb Yazid, parce qu'il a toujours demandé de mes nouvelles, et qu'il m'a sans cesse proposé son aide. Et puis juste parce que c'est Yazid, et que j'aimerais lui dire, que le connaître fut une merveilleuse chose.*

*Je remercie vivement tout ceux qui m'ont aidé et proposé leur aide, M. Benmerar Tarik, M. Haouchine Nazim et Mlle Chaid Romaiassa. Et puis Merci à Hakim, Saadia, Sabrina, Zineb, Youcef et tous ceux que j'aime.*

# Table des matières

<b>Introduction Générale</b>	<b>1</b>
<b>1 Imagerie par Résonance Magnétique cérébrale</b>	<b>3</b>
1.1 Introduction	3
1.2 Comprendre le cerveau par l'image	4
1.3 Quelques notions d'anatomie cérébrale	4
1.3.1 Le cerveau	4
1.4 Observation du cerveau	6
1.5 Imagerie par résonance magnétique	6
1.5.1 Principe physique de l'imagerie par résonance magnétique	7
1.5.1.1 Champ et moment magnétique	7
1.5.1.2 Le phénomène de résonance	7
1.5.1.3 Retour à l'état d'équilibre	8
1.5.2 Séquence d'acquisition	8
1.5.3 Observation des tissus en IRM	10
1.5.3.1 IRM anatomique	10
1.5.3.2 IRM fonctionnelle	10
1.5.4 Qualité des images acquises par IRM	11
1.5.4.1 Facteurs de qualité de l'image	11
1.5.4.2 Défauts des images par résonance magnétique	12
1.5.5 Les apports de l'IRM à l'étude du cerveau	15
1.5.6 Quelques atlas concernant l'IRM	15
1.6 Segmentation d'images de RMN cérébrales : segmentation en matières ou en structures	16
Conclusion	17
<b>2 La segmentation d'images médicales</b>	<b>18</b>
2.1 Introduction	18
2.2 Vision par ordinateur	19
2.2.1 Problématique de l'interprétation d'image	20
2.2.2 La gestion de l'incertitude et de l'imprécision	20
2.3 Méthodes de segmentation d'images	21
2.3.1 Méthodes de détection de discontinuité	21

2.3.2	Méthodes de détection de similarité . . . . .	21
2.4	Segmentation par classification . . . . .	22
2.4.1	Méthodologie de la classification . . . . .	22
2.4.2	Quelques méthodes de classification . . . . .	22
2.4.2.1	Classification hiérarchique . . . . .	22
2.4.2.2	Classification non hiérarchique (partitionnelle) . . . . .	22
2.4.3	La classification par les k-moyennes . . . . .	23
2.4.3.1	Les nuées dynamiques . . . . .	23
2.4.3.2	K-means ou classification binaire . . . . .	24
2.4.4	La classification floue . . . . .	25
2.4.4.1	La logique floue . . . . .	25
2.4.4.2	La théorie des sous ensembles flous . . . . .	25
2.4.4.3	L'algorithme Fuzzy C-means (FCM) . . . . .	26
2.4.4.4	Travaux utilisant la segmentation par FCM . . . . .	28
2.4.5	Quelques mots sur la segmentation par classification . . . . .	28
2.5	Segmentation contextuelle . . . . .	29
2.5.1	Segmentation par croissance de région . . . . .	29
2.5.1.1	Présentation de la croissance de région . . . . .	29
2.5.1.2	Algorithme général . . . . .	30
2.5.1.3	Propriétés de la croissance de région . . . . .	31
2.5.2	Approche contextuelle par morphologie mathématique . . . . .	32
2.5.2.1	Outils de la morphologie mathématique . . . . .	32
2.5.2.2	Travaux utilisant la morphologie mathématique . . . . .	33
2.6	Coopération en segmentation d'image . . . . .	34
2.6.1	Coopération séquentielle . . . . .	35
2.6.2	Coopération itérative . . . . .	35
	Conclusion . . . . .	35
<b>3</b>	<b>Systèmes multi-agents en analyse d'images</b>	<b>36</b>
3.1	Introduction . . . . .	36
3.2	Systèmes multi-agents . . . . .	37
3.2.1	Problématique . . . . .	37
3.2.2	De l'Intelligence Artificielle Distribuée (IAD) aux systèmes multi-agents . . . . .	38
3.2.3	Notion d'agent . . . . .	38
3.2.4	Les systèmes multi-agents ou SMA . . . . .	39
3.2.5	Interaction et organisation des agents . . . . .	40
3.2.6	Les types d'agents . . . . .	41
3.2.7	Utilité des SMA . . . . .	42
3.3	Distribution et coopération du processus d'interprétation d'images . . . . .	43
3.4	Plateformes multi-agents . . . . .	44
3.5	Présentation de la plateforme multi-agents Spade . . . . .	44
3.5.1	Spade . . . . .	44
3.5.2	Éléments de la plateforme . . . . .	45
3.5.3	Le gestionnaire d'agent de Spade . . . . .	46

3.5.4	Modèle des agents Spade . . . . .	46
3.6	Approches SMA proposées en Imagerie . . . . .	48
	Conclusion . . . . .	50
<b>4</b>	<b>Étude et mise en œuvre du système de segmentation</b>	<b>51</b>
4.1	Introduction . . . . .	51
4.2	Édition de l'encéphale . . . . .	52
4.2.1	Extraction de l'encéphale . . . . .	52
4.3	Segmentation et classification des tissus du cerveau . . . . .	54
4.3.1	Classification par k-means . . . . .	54
4.3.2	Classification par Fuzzy C-means . . . . .	56
4.3.2.1	Influence du facteur de flou sur le degré d'appartenance . . . . .	56
4.3.2.2	Classification de l'encéphale . . . . .	56
4.3.2.3	Bilan sur la segmentation par FCM . . . . .	56
4.4	Description de l'approche de segmentation proposée . . . . .	57
4.4.1	Approche coopérative et SMA : intérêt et difficulté . . . . .	58
4.4.2	Choix des outils . . . . .	59
4.4.3	Architecture du système multi-agents . . . . .	60
4.4.3.1	Interaction et communication entre agents . . . . .	61
4.4.3.2	Les types d'agents . . . . .	61
4.4.3.3	Exécution des requêtes . . . . .	61
4.4.3.4	Le modèle interne des agents . . . . .	62
4.4.3.5	Organisation des données . . . . .	62
4.5	Présentation de l'architecture du module de segmentation . . . . .	64
4.5.1	Caractéristiques des agents . . . . .	64
4.5.2	Comportement des agents . . . . .	64
4.5.3	Architecture logicielle des agents . . . . .	66
4.5.4	La croissance de région coopérative . . . . .	67
4.5.4.1	Sélection des germes . . . . .	68
4.5.4.2	Prédicat . . . . .	69
4.5.4.3	Le critère d'arrêt . . . . .	69
4.5.5	Influence de la granularité des agents . . . . .	69
4.5.6	Comparaison des résultats avec ceux de la FCM . . . . .	70
4.6	Résultats . . . . .	70
	Conclusion . . . . .	72
<b>5</b>	<b>Déploiement sur BrainVISA</b>	<b>73</b>
5.1	Introduction . . . . .	73
5.2	Plate-forme BrainVISA . . . . .	74
5.2.1	Présentation . . . . .	74
5.2.2	Gestion des données dans BrainVISA . . . . .	75
5.2.3	Les boîtes à outils de BrainVisa . . . . .	75
5.2.4	Interface graphique de BrainVISA . . . . .	76
5.3	Déploiement . . . . .	77
5.3.1	Créer un nouveau traitement . . . . .	77

## Table des matières

---

5.3.2	Interface du traitement . . . . .	79
	Conclusion . . . . .	81
	<b>Conclusion Générale</b>	<b>83</b>
<b>A</b>	<b>Anatomie cérébrale</b>	<b>84</b>
A.1	Le système nerveux central . . . . .	84
A.1.1	La moëlle épinière . . . . .	84
A.1.2	Le tronc cérébral . . . . .	84
A.1.3	Le cerveau . . . . .	85
<b>B</b>	<b>Principe physique de l'Imagerie par Résonance Magnétique</b>	<b>86</b>
B.1	Introduction . . . . .	86
B.2	La précession libre . . . . .	87
B.3	La résonance . . . . .	87
B.4	Basculement du MML . . . . .	88
B.5	Nécessité de la résonance . . . . .	88
B.6	La relaxation . . . . .	88
B.6.1	Retour à l'équilibre du MML . . . . .	89
B.6.2	Retour à l'équilibre du MMT . . . . .	89
B.7	Formation de l'image . . . . .	90
B.7.1	Le codage spatial . . . . .	90
B.7.2	L'espace k et la reconstruction par transformée de Fourier . . . . .	90
B.8	Défauts des images IRM . . . . .	91
	<b>Bibliographie</b>	<b>92</b>

# Table des figures

1.1	Schéma d'un cerveau humain. Vue sagittale à gauche. Vue coronale à droite.	5
1.2	Les trois axes de coupe pour la visualisation du cerveau [Ger99].	6
1.3	La précession d'un proton soumis au champ magnétique $B_0$	8
1.4	Séquences d'IRM.	9
1.5	IRM fonctionnelle cérébrale.	10
1.6	Effet de volume partiel d'après [Jag98].	14
1.7	Observation du décalage chimique.	14
1.8	Panneau extrait du Whole Brain Atlas.	15
1.9	Différentes fenêtres de visualisation d'Anatomist	16
2.1	Principe de la croissance de région sur une image 2D :(a) image initiale à cinq niveaux de gris (point germe en rouge, en haut de l'image), (b) et (c) sont les étapes successives de la croissance de région jusqu'à obtention du résultat (d).	30
2.2	Segmentation d'une image synthétique de 256 niveaux de gris additionnée d'un bruit gaussien (écart type = 10). (b)-(d) évolution de la segmentation à partir de deux germes (a).	31
2.3	De la gauche vers la droite : Image originale (en noir : l'objet ; en blanc : le fond), Dilatation par un carré 3x3, Érosion par un carré 3x3.	33
2.4	De la gauche vers la droite : Image originale, Fermeture par un carré 3x3, Ouverture par un carré 3x3.	34
2.5	Édition de l'encéphale.	34
3.1	Représentation schématique d'un SMA,	40
3.2	Agent cognitif	41
3.3	Agent réactif	42
3.4	Les différents modes de coopération entre opérateurs.	44
3.5	Schéma de Spade.	45
3.6	Modèle d'un agent Spade	47
3.7	Principe de la génération successive des agents de segmentation à partir du contour du cerveau, pour la matière grise, puis la matière blanche. D'après [Ger99].	48
3.8	Trois types d'agents co-existent dans le système	49

## Table des figures

---

3.9	Société d'agents organisée en pyramide irrégulière. D'après [Duc01] . . . . .	49
3.10	Segmentation d'une coupe frontale. . . . .	50
4.1	Édition de l'encéphale. . . . .	53
4.2	Segmentation de l'encéphale par les k-means, (a) : Image originale . . . . .	55
4.3	Comportement des C moyennes floues en fonction de l'indice de flous [Har05].	57
4.4	Segmentation de l'encéphale par FCM. . . . .	58
4.5	Segmentation de l'encéphale par croissance de régions [Har05]. . . . .	59
4.6	Sélection des germes par FCM. . . . .	69
4.7	Segmentation d'une coupe axiale et coronale. (a) plan axial et (b) plan coronal. . . . .	70
4.8	Résultats de la segmentation sur des images réelles . . . . .	71
5.1	Schéma de l'architecture de BrainVISA . . . . .	74
5.2	Interface de BrainVISA . . . . .	76
5.3	Structure d'un traitement BrainVISA . . . . .	78
5.4	Interface du processus développé . . . . .	80
5.5	Fenêtre d'anatomist . . . . .	80
A.1	Le tronc cérébral. . . . .	85
A.2	Le système nerveux central. . . . .	85
B.1	Les deux orientations de spin d'un proton. . . . .	87
B.2	Composantes transversale $M_{xy}$ et longitudinale $M_z$ du moment magnétique macroscopique total. . . . .	88
B.3	La relaxation. . . . .	89

# Liste des tableaux

B.1 Temps de relaxation longitudinaux et transvers aux moyens pour quelques milieux courants en IRM à 1.5 Tesla. . . . . 90

# Introduction Générale

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) a connu un véritable essor ces dernières années. Cette modalité d'imagerie est devenue un outil de plus en plus important en médecine du cerveau ou dans la recherche en neurosciences cognitives.

En effet, les champs d'exploration que cette technique offre sont larges : l'IRM anatomique qui permet d'observer avec une résolution fine les tissus cérébraux, l'IRM fonctionnelle qui offre la possibilité de visualiser l'activité cérébrale et l'IRM de diffusion qui permet d'explorer l'aspect de la connectivité des aires cérébrales.

Pour diagnostiquer certaines maladies liées à des lésions cérébrales internes, le médecin doit analyser des images médicales. Pour étudier l'évolution d'une tumeur, il est nécessaire de connaître avec exactitude les changements survenus sur ces images. L'interprétation visuelle des IRM cérébrales, n'est pas toujours sûre. C'est pour cela que le besoin d'une interprétation automatique qui permet d'assister les médecins dans leur prise de décision s'est fait ressentir.

Ainsi, pour une identification et un diagnostic fiables, dans le domaine médical, la précision est primordiale. En terme d'analyse d'images, il est plus que nécessaire que la segmentation soit précise. Les possibilités de traitement automatique de ces images s'avèrent pourtant délicates, car des capacités aussi banales pour l'œil humain que la reconnaissance d'un objet posent de réelles difficultés pour l'outil informatique.

De plus, la plupart des images médicales sont affectées, par des artefacts, qui rendent difficile la segmentation. Ces artefacts ont des origines différentes, ils peuvent être dus aux bruits, au patient lui-même à cause de ses mouvements, volontaires ou pas, pendant l'acquisition de l'image. Outre ces types d'artefacts, les Images par Résonance Magnétique (IRM) sont particulièrement caractérisées par l'effet de volume partiel que l'on retrouve lorsqu'un pixel ayant un certain niveau de gris correspond en réalité à un mélange de deux ou plusieurs tissus ; les pixels sont ici appelés mixels. Cet artefact existe principalement aux frontières entre tissus.

L'objectif de notre travail est de concevoir un système de classification d'images médicales, plus particulièrement des IRM du cerveau. Notre segmentation extrait les trois principales matières composant le cerveau : la matière blanche (MB), la matière grise (MG) et le Liquide Céphalo-Rachidien (LCR).

Il existe plusieurs algorithmes de segmentation d'images, selon le cas à résoudre. Or chaque méthode possède ses avantages et ses limites d'utilisation. Dans notre travail, nous utilisons une méthode coopérative, de manière à n'utiliser que les avantages des différentes méthodes. En effet, nous tirons partie d'une méthode de segmentation utilisant l'image dans sa globalité pour la segmenter, combinée à un algorithme qui permet de tenir compte des caractéristiques locales de l'image. Nous exploitons une classification basée sur la logique floue ainsi que la méthode de la croissance de régions. Afin d'utiliser la croissance de régions de manière plus efficace et pour l'adapter à nos images, nous basons notre système sur un système multi-agents (ou SMA).

Ce mémoire s'articule autour de cinq chapitres qui nous permettront de présenter les différents aspects de notre travail.

Le premier chapitre est dédié au cadre d'application de ce mémoire. Il introduit les termes et concepts essentiels pour appréhender l'analyse des images IRM cérébrales. Nous y présentons quelques notions d'anatomie du cerveau, qui permettront d'introduire les principes de l'imagerie par résonance magnétique cérébrale. Nous décrivons ensuite l'objectif de notre travail.

Le second chapitre vise à établir un état de l'art des méthodes de segmentation d'images médicales. En effet, nous décrivons les différentes techniques retenues pour notre approche. Des méthodes de classification telles que K-means et FCM sont utilisées pour notre travail, ainsi que des méthodes contextuelles, comme la croissance de région et la morphologie mathématique.

Le troisième chapitre est consacré à la présentation des systèmes multi-agents et leur utilisation en analyse d'images.

Le quatrième chapitre décrit l'étude et la mise en œuvre du système de segmentation proposé. Nous détaillons les différentes étapes par lesquelles nous sommes passées, en justifiant nos choix. À la fin, nous exposons les résultats obtenus sur des images réelles.

Enfin, le cinquième chapitre présente les étapes de déploiement du système de segmentation sur la plateforme de visualisation. Cette dernière y est présentée avec ses caractéristiques.

# Imagerie par Résonance Magnétique cérébrale

## Sommaire

---

<b>1.1</b>	<b>Introduction</b>	<b>3</b>
<b>1.2</b>	<b>Comprendre le cerveau par l'image</b>	<b>4</b>
<b>1.3</b>	<b>Quelques notions d'anatomie cérébrale</b>	<b>4</b>
1.3.1	Le cerveau	4
<b>1.4</b>	<b>Observation du cerveau</b>	<b>6</b>
<b>1.5</b>	<b>Imagerie par résonance magnétique</b>	<b>6</b>
1.5.1	Principe physique de l'imagerie par résonance magnétique	7
1.5.2	Séquence d'acquisition	8
1.5.3	Observation des tissus en IRM	10
1.5.4	Qualité des images acquises par IRM	11
1.5.5	Les apports de l'IRM à l'étude du cerveau	15
1.5.6	Quelques atlas concernant l'IRM	15
<b>1.6</b>	<b>Segmentation d'images de RMN cérébrales : segmentation en matières ou en structures</b>	<b>16</b>
	<b>Conclusion</b>	<b>17</b>

---

## 1.1 Introduction

[Lag10]

Malgré les avancées technologiques dans le domaine médical et en particulier en imagerie médicale, l'étude du cerveau humain est un problème ardu et reste un sujet de recherche de forte actualité, du fait d'une compréhension de son fonctionnement encore incomplète et de la mise à disposition de systèmes informatiques de plus en plus puissants avec l'évolution des techniques d'imagerie, la grande capacité de calcul des machines...etc. Une des modalités d'imagerie les plus couramment utilisées, à laquelle nous nous sommes intéressées dans le cadre de ce travail, est l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM), qui est devenue un outil indispensable pour tout examen clinique. Elle présente l'avantage

## 1.2. Comprendre le cerveau par l'image

---

d'être non invasive et permet l'acquisition d'images bi ou tridimensionnelles sur lesquelles différents contrastes sont possibles. Cette modalité permet en outre la réalisation d'études du cerveau aussi bien anatomiques que fonctionnelles.

À travers ce chapitre, nous présentons l'imagerie par résonance magnétique, ses caractéristiques ainsi que ses défauts ce qui nous aidera dans son analyse. Mais avant tout nous évoquons l'imagerie cérébrale et quelques notions d'anatomie cérébrale qui vont nous permettre d'introduire les différentes structures anatomiques qui doivent être localisées et identifiées sur les images.

## 1.2 Comprendre le cerveau par l'image

L'image est un outil sans conteste très utilisé dans le domaine de la médecine. La résonance magnétique (IRM) qu'elle soit classique, fonctionnelle ou de diffusion, les rayonnements X, l'émission de positons (TEP) ou encore les ultrasons sont autant de techniques au service des médecins et biologistes pour explorer un corps in vivo. En effet, les progrès, et même les sauts technologiques, réalisés dans le domaine des technologies d'imagerie médicale permettent actuellement de visualiser des processus biologiques au sein même des organismes vivants.

Ces progrès, au moment où les recherches sur le cerveau sont à un stade crucial de leur développement, ouvrent de nouveaux champs qui permettront de renouveler totalement notre compréhension des maladies cérébrales et de développer des stratégies thérapeutiques innovantes.

L'imagerie cérébrale (dite aussi neuro-imagerie) rend possible l'observation toujours plus fine du cerveau humain, ses techniques visent notamment à :

- Cartographier de plus en plus précisément les aires cérébrales qui sous-tendent les fonctions cognitives.
- Comprendre le cheminement et le mode de traitement de l'information dans le cerveau.
- Comprendre les pathologies cérébrales.

Il faut savoir qu'il existe trois types d'imagerie cérébrale, la neuro-imagerie anatomique (ou structurelle), la neuro-imagerie fonctionnelle, et l'imagerie de diffusion. Les deux premières notions seront abordées dans le cas particulier de l'IRM dans les paragraphes qui suivent.

## 1.3 Quelques notions d'anatomie cérébrale

Cette partie entend présenter quelques notions générales sur le cerveau qui seront utiles par la suite. Plus de détails sont mis à disposition en annexe A.

### 1.3.1 Le cerveau

Le cerveau est la partie la plus volumineuse du système nerveux central. Il est constitué essentiellement de deux hémisphères, séparés par la scissure inter-hémisphérique, et reliés

### 1.3. Quelques notions d'anatomie cérébrale

---

par différentes structures telles que le corps calleux, le thalamus et l'hypothalamus.

Le cerveau est composé de substances (ou matières) : la matière blanche et la matière grise et baigne dans un liquide appelé liquide céphalo-rachidien (Figure 1.1)

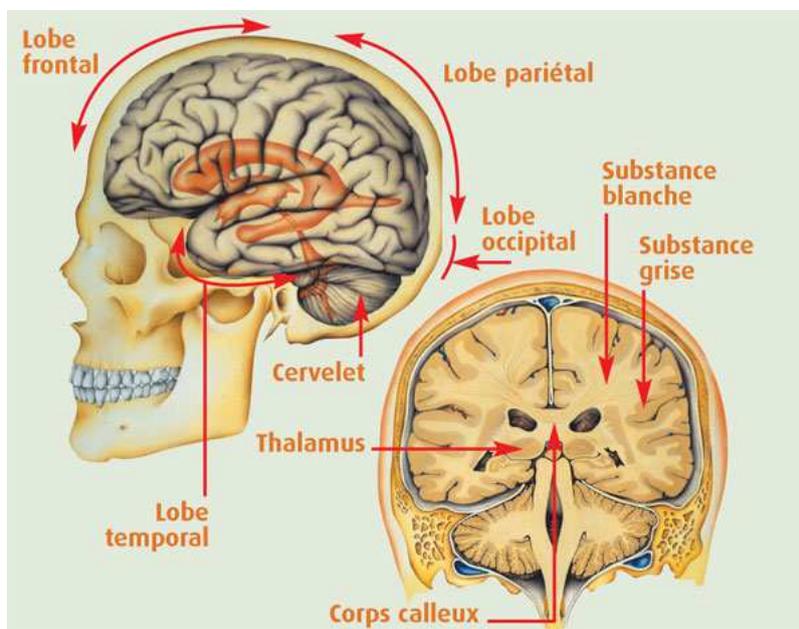


FIG. 1.1: Schéma d'un cerveau humain. Vue sagittale à gauche. Vue coronale à droite.

#### Le liquide céphalo-rachidien

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

#### La matière grise

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

- **Le cortex** : Il est le centre de la conscience. Le cortex recouvre la totalité du cerveau. Sa surface est importante (environ  $22\,000\text{ cm}^2$ ) car il suit toutes les convolutions externes du cerveau, appelées sillons. Son épaisseur est d'environ 2 à 3 millimètres.
- **Les noyaux gris centraux** : Situés au plus profond du cerveau, ils gèrent certaines fonctions vitales, ainsi que la mémoire. La densité en neurones des noyaux est moins importante que celle du cortex. On distingue les noyaux du télencéphale et les noyaux du diencephale.

## 1.4. Observation du cerveau

---

### La matière blanche

La matière blanche MB (ou substance blanche) se situe dans la partie interne du cerveau. Elle correspond à la gaine de myéline<sup>1</sup> qui recouvre les axones des neurones pour en accélérer la conduction. Ces axones myélinisés s'assemblent en faisceaux (l'équivalent des nerf) pour aller établir des connexions avec d'autres groupes de neurones.

## 1.4 Observation du cerveau

Le cerveau peut être observé par des coupes bidimensionnelles selon plusieurs angles de vue. Il existe principalement trois axes anatomiques qui permettent de réaliser les coupes : axiale, sagittale et frontale (Figure 1.2).

- **Coupe axiale (ou transverse)** : cette coupe représente une vue de dessus du cerveau. Elle correspond à un plan perpendiculaire au champ magnétique statique.
- **Coupe sagittale** : cette coupe est relative à un plan parallèle au plan inter-hémisphérique. Il s'agit de vues latérales du cerveau.
- **Coupe frontale (ou coronale)** : cette coupe est une vue de face du cerveau. Elle est acquise sur le plan perpendiculaire aux coupes axiale et sagittale.

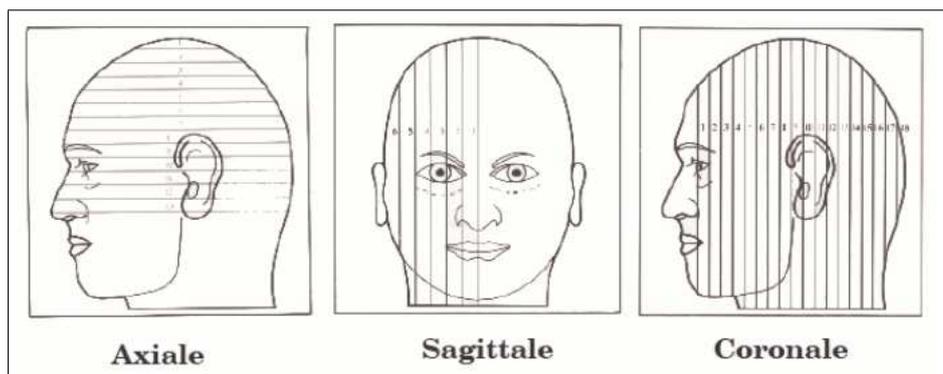


FIG. 1.2: Les trois axes de coupe pour la visualisation du cerveau [Ger99].

## 1.5 Imagerie par résonance magnétique

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est maintenant l'outil majeur du diagnostic et du suivi thérapeutique de multiples pathologies en particulier cérébrales, à tous les âges de la vie, du fait de son innocuité, de sa facilité d'utilisation et de la précision des résultats fournis.

L'IRM est une méthode d'imagerie d'investigation *in vivo* non traumatique, capable d'étudier des tissus dits mous tels que le cerveau, la moelle épinière et les muscles. Elle permet d'avoir une vue 2D ou 3D d'une partie du corps.

Elle repose sur la technique de résonance magnétique nucléaire (RMN) dont le principe physique est exposé brièvement à travers ce paragraphe, et est plus détaillé dans l'annexe

<sup>1</sup>Myéline : substance grasse qui sert à isoler et à protéger les fibres nerveuses

## 1.5. Imagerie par résonance magnétique

---

B. Ce paragraphe traite également des caractéristiques et des imperfections des images acquises par IRM. Pour plus d'informations, se référer à [DP06] et [Ger99].

### 1.5.1 Principe physique de l'imagerie par résonance magnétique

La résonance magnétique nucléaire est une technique en développement depuis une cinquantaine d'années. Le phénomène physique a été conceptualisé en 1946 simultanément par *Félix Bloch* et *Edwards Mills Purcell*. Ils ont constaté qu'en plaçant un objet ou un tissu organique quelconque dans un champ magnétique, on pouvait connaître grâce à un signal que cet objet émet, sa constitution. Ils ont obtenu le prix Nobel en 1952.

#### 1.5.1.1 Champ et moment magnétique

L'organisme est constitué d'atomes ou de structures d'atomes (molécules). La RMN et l'imagerie par RMN (IRM) font appel aux propriétés magnétiques des noyaux atomiques des molécules. Ces propriétés magnétiques sont représentées par un vecteur  $\vec{\mu}$  appelé "moment magnétique". La valeur du moment magnétique mesurée est proportionnelle à une grandeur caractéristique de la particule en rotation sur elle-même, appelée « spin ».

L'atome d'hydrogène est à la base de la plupart des applications médicales de l'IRM. En effet, on le trouve en grande quantité dans les molécules qui composent les tissus biologiques comme l'eau et les liquides organiques.

Dans un petit volume de tissu biologique, les différents noyaux d'hydrogènes (ou protons) ont des moments magnétiques  $\vec{\mu}$  orientés au hasard. Au repos la résultante (somme des moments magnétiques)  $M = \sum \vec{\mu}$  est nulle.

Lorsque les protons sont plongés dans un champ magnétique  $\vec{B}_0$ , leurs moments magnétiques de spin  $\vec{\mu}$  s'alignent localement sur la direction de  $\vec{B}_0$ . En pratique, ils se répartissent en deux groupes : ceux dont les spins sont "parallèles" à  $\vec{B}_0$  et ceux dont les spins sont "antiparallèles" à  $\vec{B}_0$ . Ils peuvent avoir un des deux états d'énergie différents (positif ou négatif). On dit alors que les spins sont animés d'un mouvement de précession autour de  $\vec{B}_0$  à une fréquence précise dépendant directement de  $\vec{B}_0$ , la fréquence de Larmor (ou fréquence de résonance) (Figure 1.3). L'orientation parallèle est la plus probable, car le niveau d'énergie est plus bas qu'en position antiparallèles. Ceci génère une résultante  $M$  orientée dans la direction du champ  $\vec{B}_0$ .

La relation mathématique existant entre le champ magnétique imposé de norme  $B_0$  et la fréquence de résonance (retournement de spin)  $f_0$  est très simple :

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

où :  $\gamma$  est un facteur appelé rapport gyromagnétique.

#### 1.5.1.2 Le phénomène de résonance

Le principe de la résonance magnétique nucléaire consiste en l'application d'une onde électromagnétique  $\vec{B}_1$  à la fréquence de résonance, pour que l'apport énergétique soit pos-

## 1.5. Imagerie par résonance magnétique

---

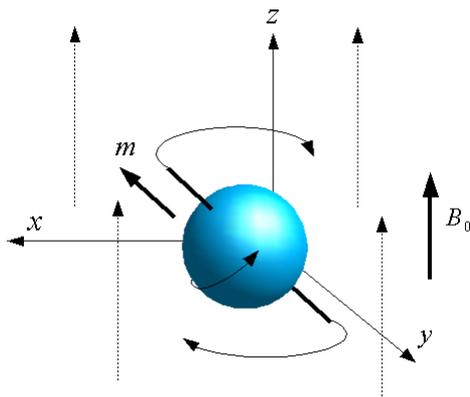


FIG. 1.3: La précession d'un proton soumis au champ magnétique  $B_0$

sible : c'est l'impulsion RF, ou impulsion radio-fréquence. L'onde magnétique oscillante, notée  $\vec{B}_1$  va donc avoir comme rôle de faire «basculer» les moments magnétiques de spin pour les placer dans un plan perpendiculaire à la direction du champ statique  $\vec{B}_0$ , c'est ce qu'on appelle l'excitation. Le moment magnétique macroscopique  $M$  évolue au cours du temps suivant un mouvement que l'on peut décrire comme une spirale assortie d'un basculement [Blo46].

L'angle de basculement de  $M$  varie en fonction de l'énergie émise, c'est-à-dire de la durée et de l'amplitude de cette excitation. Cette nouvelle configuration est instable et l'atome revient rapidement à l'état stable, dès l'arrêt de l'excitation propagée par l'impulsion RF.

### 1.5.1.3 Retour à l'état d'équilibre

Lors de l'arrêt de l'excitation par impulsion RF, la dynamique de retour des spins à l'état d'équilibre crée une onde électro-magnétique qui peut être mesurée par une antenne. La mesure IRM est en fait la mesure du temps de relaxation de ce signal : elle dépend de l'intensité du champ magnétique constant  $\vec{B}_0$  mais également de la nature des tissus. Plus précisément, il se trouve que des phénomènes physiques différents caractérisent la relaxation de l'aimantation longitudinale  $m_z$  et de l'aimantation transverse  $m_{xy}$ . Ces phénomènes sont caractérisés par deux échelles temporelles que l'on a coutume de paramétrer par deux constantes de temps  $T_1$ , relaxation de  $m_z$  et  $T_2$ , relaxation de  $m_{xy}$ . D'autres modalités d'acquisition permettent de mesurer les constantes  $T_2^*$  (relaxation transversale incomplète) et  $\rho$  (densité de protons).

L'image sera formée par le traitement et la traduction en contraste de l'énergie qui accompagne le retour à l'état d'équilibre et qui est mesurée par l'antenne réceptrice.

## 1.5.2 Séquence d'acquisition

Après avoir vu les notions de base concernant l'imagerie par résonance magnétique, nous allons maintenant décrire les différents types de contrastes qui permettent d'obtenir des images contenant des informations de natures différentes nommées modalités.

## 1.5. Imagerie par résonance magnétique

---

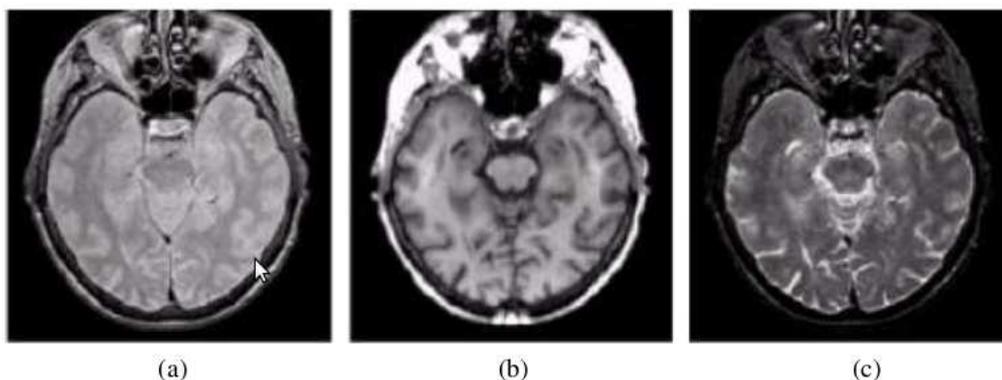


FIG. 1.4: Séquences d'IRM.

*Images d'une même coupe du cerveau humain, pondérées en : (a) densité de protons, (b)  $T_1$  et (c) en  $T_2$ .*

Dans l'IRM classique, on peut pondérer l'image en  $T_1$ ,  $T_2$  ou en densité de protons, suivant certains paramètres d'acquisition :

- le temps d'écho TE, c'est-à-dire le temps qui sépare l'impulsion RF et l'acquisition du signal ;
- le temps de répétition TR, c'est à dire le temps entre deux impulsions RF consécutives.

Les tissus ayant des temps  $T_1$  et  $T_2$  différents en fonction de leur richesse en atome d'hydrogène et en fonction du milieu dans lequel ces derniers évoluent, peuvent renvoyer des signaux différents si l'on arrive à mettre en évidence ces différences de temps. Trois types de contrastes peuvent donc être obtenus (voir Figure 1.4) :

- En utilisant un temps de répétition court (TR) et un temps d'écho (TE) court (neutralise les différences de temps  $T_2$ ), on obtient un contraste d'image pondérée en  $T_1$ , pondération dite « anatomique ».
- En utilisant un temps de répétition long (neutralise les différences de temps  $T_1$ ) et un temps d'écho long, on obtient un contraste d'image dite pondérée en  $T_2$ , dite aussi pondération « tissulaire ».
- Pour les images pondérées en densité de protons, le contraste est obtenu lorsque l'intensité de l'image dépend essentiellement de la densité locale de protons et beaucoup moins des constantes de relaxation  $T_1$  et  $T_2$ . Il est obtenu en utilisant un TR long et un TE court.

Chaque modalité contient des informations spécifiques ne se retrouvant pas dans les autres. À partir des images pondérées en  $T_1$ , on peut par exemple distinguer les différents tissus cérébraux tels que la matière blanche, la matière grise et le liquide céphalo-rachidien, tandis que les images pondérées en  $T_2$  mettent plus facilement en évidence certaines anomalies comme les lésions dues à la sclérose en plaque (SEP).

## 1.5. Imagerie par résonance magnétique

---

### 1.5.3 Observation des tissus en IRM

L'IRM offre la possibilité de visualiser l'anatomie d'organes profonds et opaques. Elle permet d'en connaître la structure anatomique, mais également d'en suivre le fonctionnement ; il s'agit dans le premier cas d'une IRM anatomique, dans le deuxième d'une IRM fonctionnelle.

#### 1.5.3.1 IRM anatomique

En observant, sous l'effet d'un champ magnétique intense, la résonance des noyaux d'hydrogène, présents en abondance dans l'eau et les graisses des tissus biologiques, cette technique permet en particulier de visualiser le cerveau en coupes montrant les détails des structures cérébrales (matière grise, matière blanche) avec une précision millimétrique. Cette imagerie "anatomique" est utilisée par les radiologues pour la détection et la localisation de lésions cérébrales.

#### 1.5.3.2 IRM fonctionnelle

Avec le développement de techniques ultrarapides d'acquisition et de traitement de données, il est devenu possible de réaliser des images RMN en des temps suffisamment brefs (jusqu'à 0,02 seconde) pour suivre certains aspects du métabolisme. Quand nous parlons, lisons, bougeons, pensons..., certaines aires de notre cerveau s'activent. Cette activation des neurones se traduit par une augmentation du débit sanguin local dans les régions cérébrales concernées (voir Figure 1.5 ).

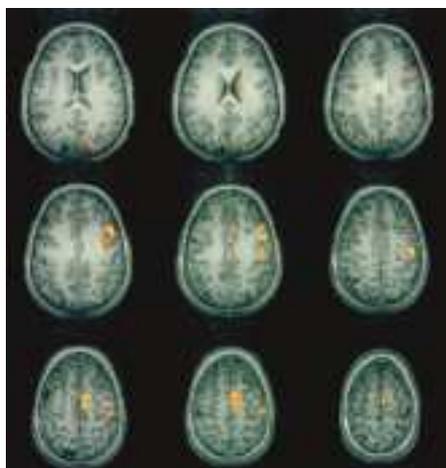


FIG. 1.5: IRM fonctionnelle cérébrale.

Les régions en jaune correspondent aux zones corticales activées lors de la stimulation du sujet.

L'IRM permet d'obtenir des images du débit sanguin avec une grande précision anatomique (1 mm) et temporelle (1/10e de seconde). La méthode la plus utilisée actuellement est celle basée sur l'aimantation de l'hémoglobine contenue dans les globules rouges du sang. L'hémoglobine se trouve sous deux formes :

- les globules rouges oxygénés par les poumons contiennent de l'oxyhémoglobine (molécule non active en RMN) ;

## 1.5. Imagerie par résonance magnétique

---

- les globules rouges désoxygénés par les tissus contiennent de la désoxyhémoglobine (active en RMN).

En suivant la perturbation du signal de RMN émis par cette molécule, il est donc possible d'observer l'afflux de sang oxygéné, qui chasse le sang désoxygéné, et ainsi les zones actives du cerveau. En faisant l'acquisition d'images à une cadence rapide (une image toutes les secondes), il est possible de suivre en direct, sous forme de film, les modulations de débit sanguin liées à l'activité cérébrale.

### 1.5.4 Qualité des images acquises par IRM

Contrairement à d'autres types d'images, il est évident qu'en imagerie médicale, il est nécessaire d'avoir le moins de déformations ou de dégradations sur l'image pour ne pas gêner voire fausser le diagnostic. La complexité de l'IRM tient certainement de l'aspect multiparamétrique de cette technique. Les paramètres mis en jeu vont influencer la qualité de l'image en modifiant un ou plusieurs critères étudiés précédemment. Rappelons que certains paramètres sont inaccessibles à l'opérateur ; d'autres par contre, dépendent directement du paramétrage lors de la préparation de la séquence d'acquisition.

#### 1.5.4.1 Facteurs de qualité de l'image

La qualité des images IRM dépend de plusieurs paramètres :

- Résolution spatiale
- contraste
- Le rapport signal sur bruit

En fonction de la région anatomique étudiée, de la pathologie recherchée, et des préférences de l'équipe, on privilégiera l'un ou l'autre de ces paramètres.

#### Le rapport signal sur bruit

Le bruit correspond aux "parasites". Aléatoire, il provient du patient (agitation thermique des protons à l'origine d'émissions parasites) et dans une moindre mesure de la chaîne de mesure (bruit "électronique"). Il vient perturber le signal émis par les protons excités de la coupe d'intérêt. Le rapport signal / bruit est fonction de la moyenne de l'intensité du signal par rapport à l'importance de la variation du bruit. C'est le facteur qui conditionne le plus la qualité de l'image par résonance magnétique. Il influencera le contraste et la résolution spatiale : le problème posé à l'opérateur est celui de la recherche du meilleur S/B avec la meilleure résolution spatiale, c'est à dire le plus petit voxel. Le rapport signal/bruit dépend de :

- facteurs non modifiables : intensité du champ, séquence d'ondes RF, caractéristiques tissulaires.
- facteurs modifiables : antenne utilisée.
- paramètres de la séquence : taille du voxel (résolution spatiale en 3D), nombre d'excitations, bande passante de réception.

## 1.5. Imagerie par résonance magnétique

---

### Le contraste

Le contraste dépend du type de séquence utilisé, de ses paramètres et des éventuelles préparations d'aimantation employées. Le contraste sera optimisé afin de répondre aux objectifs de la séquence : étude anatomique, caractérisation tissulaire, recherche d'un œdème, de sang, de graisse ou de liquide, étude de flux vasculaire, rehaussement... Le temps d'acquisition et la qualité de l'image sont interdépendants : il faudra choisir un compromis entre ces deux paramètres lors du paramétrage d'une séquence IRM. Le contraste peut être exprimé en fonction du signal par la relation :

$$C = \frac{S_a - S_b}{S_m}$$

où :  $S_a$  et  $S_b$  sont des radiométries de deux structures consécutives,  $S_m$  est la mesure du signal moyen sur une zone homogène de l'image.

La faculté de pouvoir différencier deux tissus est ainsi plus justement appréciée par la notion de contraste sur bruit : C/B.

### La résolution spatiale

La résolution spatiale correspond à la "finesse" de l'image, c'est-à-dire à la taille du plus petit détail que l'on pourra détecter. Ainsi, plus les voxels de signal enregistrés seront petits, plus la résolution spatiale sera élevée. Le volume du voxel est défini par la dimension de la matrice (256 x 256 ou 512 x 512 etc.), le champ de vue (10 cm, 20 cm, etc...), et l'épaisseur de coupe. Donc l'augmentation de la résolution spatiale entraîne une baisse du rapport S/B, celui-ci étant proportionnel au volume du voxel. Le contrôle de la résolution spatiale par la taille du voxel est effectif si le contraste et le rapport S/B sont suffisants. En effet, le gain en résolution spatiale peut être inefficace si l'image est trop bruitée.

Ainsi, la qualité d'image est un problème permanent qui se pose à l'opérateur d'IRM. Celui-ci est constamment à la recherche du meilleur compromis possible entre un bon rapport signal sur bruit, une résolution spatiale optimale et une durée d'examen acceptable. Pour un contraste donné, ces trois paramètres sont liés, l'amélioration dans un domaine se faisant au détriment de l'un ou des deux autres.

C'est essentiellement en jonglant avec les différents paramètres, qu'il sera possible de maintenir une qualité d'image optimale.

#### 1.5.4.2 Défauts des images par résonance magnétique

Il existe principalement trois paramètres entrant en jeu dans la formation d'une image par résonance magnétique  $T_1$ ,  $T_2$  et  $\rho$ . Par ailleurs, il existe d'autres facteurs qui ne sont pas maîtrisables et qui ont une influence nuisible sur la qualité des images et peuvent entraîner une dégradation.

L'IRM, comme toutes les autres techniques d'imagerie médicale, n'échappe pas à la constitution de fausses images : les biais ou les artefacts.

## 1.5. Imagerie par résonance magnétique

---

Les artefacts en IRM peuvent déformer l'image anatomique réelle et / ou simuler un processus pathologique. Il existe entre autres les artefacts suivants :

### Les artefacts liés au mouvement

L'artefact de mouvement est un des artefacts les plus fréquemment rencontrés. Comme son nom l'indique, il se constitue lorsqu'il y a translation dans l'espace du segment étudié au cours de l'acquisition. Il y a deux types de mouvements rencontrés :

- Les mouvements périodiques : Ce sont les mouvements de la respiration, les battements cardiaques et les flux sanguins.
- Les mouvements apériodiques (aléatoires) : Ce sont les mouvements du patient, les mouvements oculaires, le flux du liquide cérébro-spinal ... etc.

Ces artefacts se traduisent par des phénomènes d'aspects très variables : il s'agit souvent d'apparition d'images fantômes de la structure en mouvement.

### Variations du champ magnétique

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

Les hétérogénéités dans le champ magnétique principal et dans le champ généré par les impulsions RF peuvent provoquer une hétérogénéité dans la distribution des intensités des images obtenues en IRM, ce qui handicape les approches purement photométriques.

Ce type d'artefacts n'est pas foncièrement gênant pour le clinicien. Par contre, il peut être problématique pour un système de traitement d'images automatique. Par exemple, si on suppose que l'intensité d'une classe est constante sur toute l'image, et qu'on applique des techniques de segmentation basées sur l'intensité, ce biais posera des problèmes de classification.

### L'effet de volume partiel

La notion de volume partiel n'est pas propre à l'IRM, mais concerne toutes les techniques d'imagerie. Ces artefacts sont liés à la résolution des images. Ainsi, au niveau d'une frontière entre deux tissus dans la direction de la sélection de coupe, l'utilisation de coupe fine permet de bien séparer les tissus. En revanche, une coupe plus épaisse contient à la fois les deux tissus : le signal résultant sera alors une moyenne du signal des tissus, d'où une perte d'information en termes de contraste. Il en résulte également une perte de la résolution spatiale, puisque le signal des petites structures va être moyenné avec celui des structures adjacentes, ce qui peut les rendre invisibles ou peu distinctes (Figure 1.6).

Certaines méthodes considèrent l'effet de volume partiel comme un facteur de dégradation et cherchent à le corriger, alors que d'autres le considèrent comme une propriété de l'image et cherchent à l'estimer pour obtenir une qualité au niveau du sous-voxel [GBZB02].

## 1.5. Imagerie par résonance magnétique

---

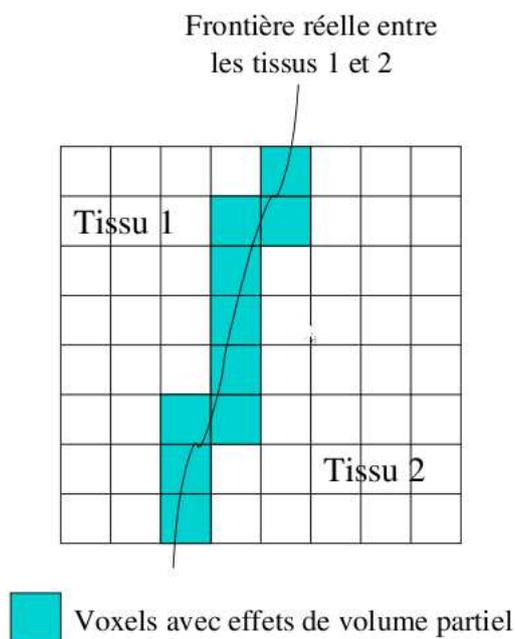


FIG. 1.6: Effet de volume partiel d'après [Jag98].

### Artefacts de déplacement chimique

Son origine vient de la différence de fréquence de résonance (fréquence de Larmor) des protons de l'eau et de la graisse, ce qui produit dans l'image un décalage spatial de l'observation des tissus. Par conséquent, on constate l'apparition de faux contours. Sur la Figure 1.7, la peau, de chaque côté de l'image, contient successivement une bande sombre puis une bande claire. Dans le cerveau il existe un petit nombre de triglycérides (responsables principaux de ce défaut), donc cet artefact se produit rarement [Har05].



FIG. 1.7: Observation du décalage chimique.

### Le bruit

Outre les artefacts, la présence de bruit dans les images acquises, dû aux propriétés physiques d'acquisition ou aux propriétés des éléments visualisés complexifient encore la tâche d'analyse des images.

## 1.5. Imagerie par résonance magnétique

Le bruit en RMN a un spectre de fréquence très large, assimilable à celui d'un bruit blanc. Ses origines sont multiples. L'ensemble des fréquences communes au bruit et au signal dépend de la bande passante englobant toutes les fréquences de résonance du signal électromagnétique. Plus celle-ci est large, moins le rapport signal sur bruit est bon.

### 1.5.5 Les apports de l'IRM à l'étude du cerveau

En permettant l'observation de l'évolution des anomalies de la substance blanche dans la sclérose en plaque et en apportant plus de précision dans la visualisation de l'atrophie progressive de la partie profonde du lobe temporal dans la maladie d'Alzheimer, l'IRM a révolutionné le diagnostic des pathologies neurologiques de l'adulte (maladies inflammatoires et infectieuses, maladies neurodégénératives et autres).

En effet, les accidents vasculaires cérébraux peuvent être visualisés dès les premières heures grâce à l'IRM de diffusion. Les épilepsies sont étudiées en détail par la visualisation de lésions microscopiques. L'appréciation du degré d'agressivité des tumeurs cérébrales, de leur sensibilité aux chimiothérapies et de leur récurrence éventuelle est possible grâce à l'IRM [CEA08].

### 1.5.6 Quelques atlas concernant l'IRM

**The Whole Brain Atlas**<sup>2</sup> de l'Ecole de Médecine de l'Université d'Harvard (Boston, U.S.A.) propose un navigateur développé en java pour se déplacer dans des vues axiales issues de différents types d'acquisitions, anatomiques et fonctionnelles, ou de reconnaître interactivement des structures cérébrales (voir Figure 1.8).

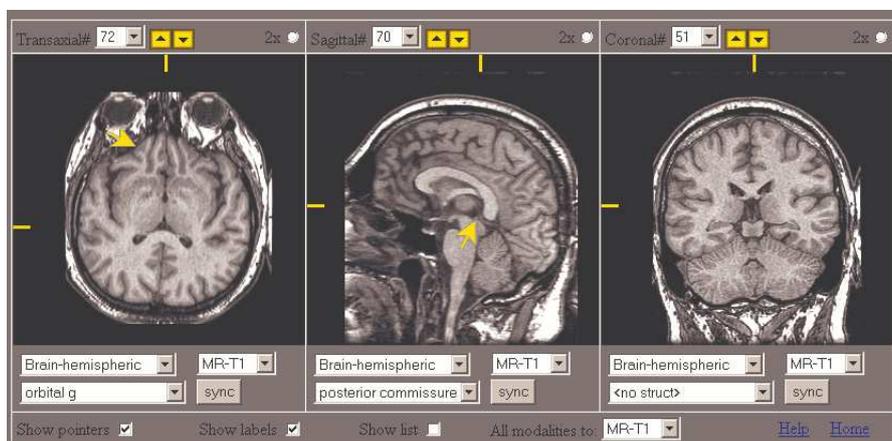


FIG. 1.8: Panneau extrait du Whole Brain Atlas.

**BrainWeb**<sup>3</sup> du Centre d'Imagerie cérébrale McConnell Brain Imaging, Centre de l'Institut Neurologique de Montréal (McGill University, Canada) a développé un simulateur d'images par résonance magnétique. L'image visualisée dépend des paramètres de

<sup>2</sup><http://www.med.harvard.edu/AANLIB/home.html>

<sup>3</sup><http://www.bic.mni.mcgill.ca/brainweb/>

## 1.6. Segmentation d'images de RMN cérébrales : segmentation en matières ou en structures

l'acquisition et est construite à partir d'une image modèle. Les images simulées de Brain-Web ont été utilisées dans plusieurs études dont nous citons : [Har05], [Ric04] .

**Anatomist** <sup>4</sup> est le logiciel de visualisation de Brainvisa (plate-forme utilisée dans notre travail et que nous présenterons plus en détail au chapitre 5).

Anatomist propose des outils pour visualiser les volumes du cerveau sous tous les angles, de fusionner deux volumes, de dessiner manuellement des régions d'intérêt. Il a la particularité d'intégrer un module dédié aux données structurées, c'est-à-dire aux ensembles d'objets reliés entre eux dans une structure de graphe. Ces objets peuvent être les plis corticaux extraits d'une images IRM  $T_1$ , les faisceaux de fibres extraits d'une image IRM de diffusion, les activations extraites d'une carte statistique paramétrique,...(Figure 1.9)

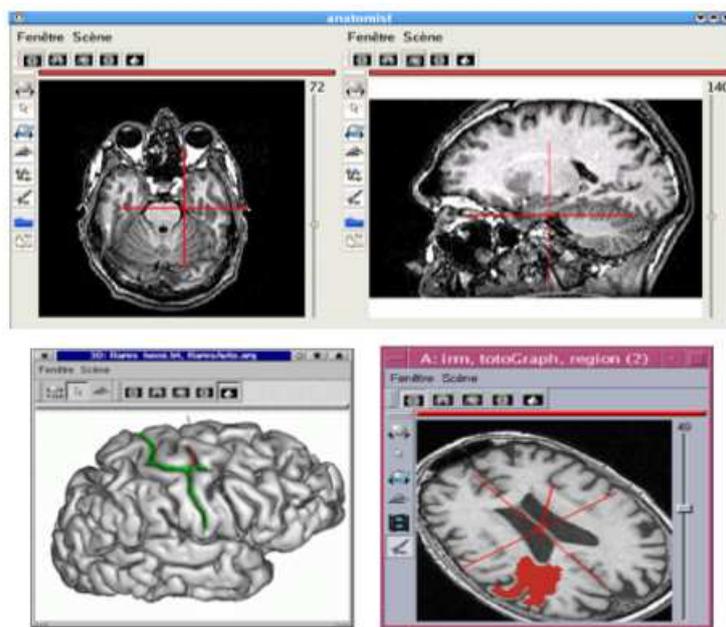


FIG. 1.9: Différentes fenêtres de visualisation d'Anatomist

## 1.6 Segmentation d'images de RMN cérébrales : segmentation en matières ou en structures

Lors de la segmentation des images IRM cérébrales, plusieurs niveaux de description peuvent être choisis selon que l'on s'intéresse pour une application donnée [Ric04] :

- au *tissu* présent en chacun des pixels : trois matières sont alors essentiellement prises en compte, le liquide céphalo-rachidien, la matière grise ou la matière blanche (auxquels on peut ajouter l'air, la peau, le muscle et l'os si l'on s'intéresse aux matières présentes à l'extérieur du cerveau). Notre travail s'inscrit dans ce contexte.

<sup>4</sup><http://brainvisa.info/>

## 1.6. Segmentation d'images de RMN cérébrales : segmentation en matières ou en structures

---

- à la *structure cérébrale* ou à la région de cette structure que le pixel contient majoritairement : on cherche alors principalement à délimiter le cortex et les noyaux centraux (constitués de matière grise), ou à discriminer le liquide céphalo-rachidien présent à l'intérieur des sillons corticaux, de celui présent dans chacun des ventricules. La description peut, dans ce cas, être d'une complexité variable, selon que l'on cherche ou non à définir des sub-divisions des structures anatomiques (par exemple en cherchant à distinguer les différents sillons du cortex) et selon que la description permet de distinguer ou non les différentes aires cérébrales (les hémisphères, les lobes cérébraux, ...).

Dans les deux cas, la présence d'artefacts inhérents au processus d'acquisition rend la segmentation des images plus complexe.

Face à ces difficultés, il est parfois nécessaire d'introduire des connaissances a priori sur [Ric04] :

- la *radiométrie* des tissus d'une part, afin de segmenter l'image en matières : ces connaissances concernent la forme des distributions d'intensité des tissus.
- l'*anatomie* cérébrale d'autre part, afin de segmenter l'image en structures anatomiques : ces connaissances concernent alors la forme et la localisation des structures, comme cela a été fait dans [Gé98] .

## Conclusion

Dans les paragraphes précédents nous avons montré que malgré tout le soin apporté à l'acquisition, l'information contenue dans l'image peut être perturbée par des phénomènes extérieurs. Dans ce contexte, le traitement d'image devient indispensable. Son panel sans cesse grandissant de méthodes permet de mettre de l'ordre dans la masse de données que représente une image. Parmi ces méthodes, la segmentation a pour but de partitionner ou segmenter l'image en un ensemble de régions cohérentes, pouvant être assimilées à un objet d'intérêt. En regard de la quantité d'information à traiter, il est indispensable d'automatiser cette tâche.

De ce fait, dans le prochain chapitre nous effectuons une rétrospective des différentes méthodes de segmentation d'images et plus particulièrement d'images IRM.

# La segmentation d'images médicales

## Sommaire

---

<b>2.1 Introduction</b>	<b>18</b>
<b>2.2 Vision par ordinateur</b>	<b>19</b>
2.2.1 Problématique de l'interprétation d'image	20
2.2.2 La gestion de l'incertitude et de l'imprécision	20
<b>2.3 Méthodes de segmentation d'images</b>	<b>21</b>
2.3.1 Méthodes de détection de discontinuité	21
2.3.2 Méthodes de détection de similarité	21
<b>2.4 Segmentation par classification</b>	<b>22</b>
2.4.1 Méthodologie de la classification	22
2.4.2 Quelques méthodes de classification	22
2.4.3 La classification par les k-moyennes	23
2.4.4 La classification floue	25
2.4.5 Quelques mots sur la segmentation par classification	28
<b>2.5 Segmentation contextuelle</b>	<b>29</b>
2.5.1 Segmentation par croissance de région	29
2.5.2 Approche contextuelle par morphologie mathématique	32
<b>2.6 Coopération en segmentation d'image</b>	<b>34</b>
2.6.1 Coopération séquentielle	35
2.6.2 Coopération itérative	35
<b>Conclusion</b>	<b>35</b>

---

## 2.1 Introduction

Quelque soit son origine une image constitue une représentation d'un univers composé d'entités : objets dans une scène intérieure, cellules, surfaces sismiques, organes du corps humain... Le but de toute méthode de segmentation est l'extraction d'attributs caractérisant ces entités. Les attributs étudiés correspondent à des points d'intérêt ou à des zones caractéristiques de l'image.

## 2.2. Vision par ordinateur

---

La diversité des images, la difficulté des problèmes, les origines variées des chercheurs, l'évolution de la puissance de calcul des ordinateurs, et un certain empirisme dans l'évaluation des résultats ont conduit à l'introduction d'une multitude d'algorithmes.

La segmentation fiable et précise des volumes anatomiques (normaux ou pathologiques) issus des systèmes d'imagerie reste un objectif important en traitement de l'information médicale car elle constitue le premier maillon de la chaîne d'analyse aboutissant à l'étude de la morphologie des structures internes, et la détection et quantification des lésions. Un grand nombre de méthodes de segmentation ont été proposées depuis de nombreuses années pour ce type d'images.

Des synthèses de méthodes de segmentation d'images médicales sont nombreuses et sont présentées dans la littérature [Har05]. Nous limitons notre présentation aux différentes méthodes utilisées pour notre travail, suivie de travaux antérieurs, utilisant ces méthodes en imagerie médicale.

La segmentation d'images constitue la pierre de base d'un système de vision et nous commençons ce chapitre par une brève présentation de la vision par ordinateur.

## 2.2 Vision par ordinateur

La vision par ordinateur est un domaine technologique très dynamique et en pleine effervescence, tant du point de vue de la recherche scientifique que des applications *grand public*.

La vision est un processus de traitement de l'information. L'entrée d'un système de vision est constituée par une séquence d'images. Le système lui-même apporte un certain nombre de connaissances qui interviennent à tous les niveaux. La sortie est une description de l'entrée en termes d'objets et de relation entre ces objets.

L'analyse d'image est généralement vue sous deux angles : les traitements **de bas niveau** et les traitements **de haut niveau (interprétation)**. Cette distinction est fonction du contenu sémantique des entités traitées et extraites de l'image. Les traitements de bas niveau opèrent en général sur des grandeurs calculées à partir des valeurs attachées à chaque point de l'image sans faire nécessairement la liaison avec la réalité qu'elles représentent. Ces traitements manipulent des données de nature numérique, contrairement aux traitements de haut niveau qui opèrent sur des entités de nature symbolique associées à une représentation de la réalité extraite de l'image : ils sont relatifs à l'interprétation et à la compréhension de l'image exprimée avec des mots du vocabulaire et de l'application.

### Remarque

La majorité des opérateurs de base peuvent être classés en trois catégories : seuillage, détection de contours, extraction de régions qui sont des modèles de base permettant la conception de méthodes **bas niveau** de segmentation et de description des images.

Parmi les inconvénients de la vision de bas niveau, on peut citer par exemple la difficulté de segmenter une image en primitives bas niveau sans connaître le domaine d'application de l'image et l'utilisation que l'on veut faire de cette segmentation.

### 2.2.1 Problématique de l'interprétation d'image

L'interprétation des images correspond à l'analyse d'une image ou d'une scène permettant de décrire les objets composant la scène et leurs relations, c'est-à-dire extraire la sémantique de l'image, afin de mieux la comprendre. La problématique de l'interprétation d'image, est un problème de perception de l'environnement et de prise de décision.

Les systèmes de vision doivent œuvrer au sein d'environnements partiellement connus. Pour effectuer des choix, des mécanismes spécifiques doivent être introduits reposant notamment sur l'évaluation de la confiance dans les hypothèses courantes, en fonction de nombreux paramètres tels que la qualité du traitement, le choix des opérateurs, la présence de descripteurs significatifs pour les objets. Des modèles *a priori*, décrivant les entités présentes dans les images, doivent être définis et combinés avec la mise en place de coopérations entre différents types de traitements [Har05].

La première théorie de la vision numérique a été proposée dans [Mar82] et consiste en une architecture à trois niveaux que tout système de traitement de l'information doit respecter, pour demeurer cohérent. Ces travaux ont inspiré la plupart des systèmes de traitement de l'information. Les différents niveaux proposés sont les suivants :

- un niveau abstrait : le « quoi » et le « pourquoi », c'est-à-dire que doit-on faire ? Ce qui revient à mettre en place une méthodologie ou une théorie en relation avec les données en entrée ;
- un niveau de la représentation : le comment ? En structurant les données et en concevant les algorithmes ;
- un niveau de réalisation : l'implantation des algorithmes, reliée au matériel.

### 2.2.2 La gestion de l'incertitude et de l'imprécision

Les informations manipulées par le système sont incomplètes, imprécises et potentiellement erronées. Pour pouvoir les utiliser afin de produire de nouvelles informations de façon robuste, c'est-à-dire pour pouvoir prendre des décisions, il est nécessaire d'évaluer et de gérer leur incertitude. Différents formalismes numériques modélisant l'incertain ont été proposés, tels que les approches probabilistes et possibilistes qui permettent d'introduire des mécanismes d'inférence de façon à tirer des conclusions provisoires (dont l'incertitude est quantifiée), nécessaires à la progression de l'interprétation et à l'estimation des modèles.

En effet, le modèle de traitement de l'incertitude le plus connu est celui basé sur la théorie des probabilités. Néanmoins, la notion de probabilité n'est pas très bien adaptée à traiter d'autres aspects du raisonnement humain, comme l'imprécision et la confiance.

En ce qui concerne la modélisation de l'imprécision, la notion d'intervalle d'erreur (utilisée par exemple en physique pour décrire l'erreur de mesure) est la plus ancienne. Par la suite, d'autres notions comme celle du degré de confiance introduite dans la théorie de Dempster-Shafer et celle de degré d'appartenance de la théorie des sous-ensembles flous sont venues compléter la modélisation.

Les innombrables travaux sur la théorie des sous-ensembles flous en ont fait un modèle puissant pour modéliser l'imprécision. Zadeh [Zad65] en introduisant les sous-ensembles

## 2.3. Méthodes de segmentation d'images

---

floos a rapproché la notion d'intervalle et le raisonnement humain en considérant plutôt des frontières graduelles que des frontières abruptes (nous aborderons le sujet des sous-ensembles flous dans les prochains paragraphes).

Par exemple, en imagerie par résonance magnétique, la traduction, «chaque individu appartient à une classe» par «chaque pixel appartient à une structure» n'est pas possible. Comme nous l'avons vu dans le premier chapitre, l'effet de volume partiel crée des pixels de mélange (région intermédiaire) qui sont constitués de plusieurs structures. Les données sont alors imprécises [Har05].

## 2.3 Méthodes de segmentation d'images

La segmentation permet de distinguer les objets d'intérêt d'une image en les isolant du fond ou des autres structures. Après la segmentation d'une image, chaque pixel se voit attribuer une région, et chaque région correspond à une partie sémantique de l'image. Les discontinuités entre les régions correspondent aux contours des objets [KKM], aux incertitudes près.

Les approches de segmentation peuvent se diviser en deux grandes classes :

- Approches de détection de discontinuité (contours ou encore frontières).
- Approches de détection de similarité (régions).

Remarquons qu'il existe aussi d'autres approches moins utilisées telles que les contours actifs, les templates, les modèles pyramidaux et les modèles mixtes.

### 2.3.1 Méthodes de détection de discontinuité

Les approches contours cherchent à extraire les contours présents dans l'image, en se basant sur l'étude des changements abrupts de la fonction de luminance ou sur la discontinuité des propriétés des ensembles.

### 2.3.2 Méthodes de détection de similarité

Les approches régions cherchent quand à elles, à détecter les zones de l'image présentant des caractéristiques d'homogénéité et vérifiant un critère d'homogénéité et de similitude. Parmi les approches régions, on distingue les méthodes de classification, la croissance de régions et la division-fusion.

Les deux approches sont complémentaires et aucune n'a prouvé sa supériorité par rapport à l'autre, chacune ayant des avantages et ses domaines d'application.

Cependant au cours de notre travail, nous nous sommes plutôt intéressées aux méthodes basées sur la détection des similarités (approche régions). Nous commençons par présenter les méthodes de classification, en mettant l'accent sur la classification floue puis, nous nous attelons aux méthodes contextuelles, et plus précisément à la croissance de régions.

## 2.4 Segmentation par classification

Les méthodes de classification permettent de regrouper des objets en groupes ou classes d'objets plus homogènes. Les objets regroupés ont des caractéristiques communes, ils sont similaires mais se distinguent clairement des objets des autres classes.

Généralement les résultats des méthodes de classification sont plus ou moins différents [Ati05] .

### 2.4.1 Méthodologie de la classification

La mise en œuvre d'une procédure de classification, ayant pour objectif de classifier automatiquement des objets, comporte généralement deux phases fondamentales :

- **une phase d'apprentissage** dont le but est de déterminer un espace de représentation des signaux et de rechercher les paramètres discriminants capables de caractériser chaque classe d'objets ;
- **une phase de reconnaissance** au cours de laquelle on attribue à une classe chacun des objets inconnus dans l'espace de représentation déterminé durant l'apprentissage.

#### Remarque

La classification peut être supervisée ou non supervisée.

### 2.4.2 Quelques méthodes de classification

La majorité des algorithmes de classification peuvent être divisés en deux catégories :

#### 2.4.2.1 Classification hiérarchique

La classification hiérarchique fournit une hiérarchie de partitions. Ce type de classification regroupe les méthodes ascendantes, descendantes et combinées. Ces algorithmes essaient de créer une hiérarchie de classes. Les objets les plus similaires sont rassemblés dans des groupes aux plus bas niveaux, tandis que les objets moins similaires se retrouvent dans des groupes aux plus hauts niveaux.

#### 2.4.2.2 Classification non hiérarchique (partitionnelle)

Il n'y a pas de hiérarchie. Dans la plupart de ces méthodes le choix *a priori* du nombre de classes est nécessaire. Les points d'initialisation peuvent être des points du nuage pris au hasard ou les centroïdes d'une partition préalable. Les classes obtenues n'ont pas plus d'importance les unes que les autres.

Nous distinguons deux types de classification partitionnelle :

- classification dure
- classification floue

## 2.4. Segmentation par classification

---

Dans la suite de ce paragraphe, nous présentons la segmentation dure par les k-Means (k moyennes), nous passons ensuite, à la segmentation basée sur la théorie des sous ensembles flous.

### 2.4.3 La classification par les k-moyennes

Avant de présenter la classification par les k-moyennes, nous parlons des nuées dynamiques de Diday [Did71], qui sont une version généralisée des k-moyennes.

#### 2.4.3.1 Les nuées dynamiques

La méthode des nuées dynamiques consiste à trouver la partition optimale d'un ensemble d'individus en  $c$  sous-ensembles (ou classes), chaque sous-ensemble  $C_i$  est représenté par un « noyau ». Cette méthode a été proposée par Diday.

On note :

$\Omega$  : L'ensemble des partitions  $\pi$  de  $X$  en  $c$  classes (  $C_1, \dots, C_c$  ).  
 $v = ( v_1, \dots, v_c )$  un ensemble de  $c$  noyaux, où  $v_i$  est le noyau de la classe  $C_i$ .  
 $f(x, v_i)$  un critère qui mesure la dissimilarité (ou dissemblance) entre l'individu  $x$  et la classe  $C_i$ .

La classification cherche à optimiser l'adéquation entre la partition  $\pi$  et la représentation  $v$  associée au sens du critère  $f$ , c'est-à-dire à avoir la somme des mesures entre les individus et leur classe la plus faible possible.

La fonction objectif à minimiser s'écrit alors ;

$$g_f(\Omega) = \sum_{v_i \in \Omega} \sum_{x_k \in C_i} f(x_k, v_i) \quad (2.1)$$

La solution optimale à un algorithme partitionnel est de trouver, parmi toutes les partitions possibles contenant  $c$  classes, celle qui minimise la fonction de coût.

En pratique, cette option n'est pas envisageable, compte tenu de l'explosion combinatoire, même pour une population d'échantillons de taille raisonnable. Par conséquent, la majorité des approches partitionnelles utilisent une technique d'optimisation itérative.

Afin de minimiser la fonction objectif, l'algorithme le plus utilisé est le suivant [Gé98] :

1.  $it = 0$
2. Choisir une classification initiale de  $X$  :  $\{ v_1(it), \dots, v_c(it) \}$
3.  $it = it + 1$
4. Actualiser chaque classe suivant :

$$C_i(it) = \{x_k \in X, f(x_k, v_i^{(it-1)}) \leq f(x_k, v_j^{(it-1)}) \forall j \neq i\}$$

5. si  $\exists i, v_i^{(it)} \neq v_i^{(it-1)}$  alors retourner à l'étape 3

## 2.4. Segmentation par classification

---

Lors d'une itération, on affecte à chaque individu la classe dont la caractérisation est la plus proche des caractéristiques de cet individu. Ainsi les classes voient leur forme évoluer progressivement.

### Discussion

R. Haroun dans [Har05] est arrivée aux remarques suivantes :

1. Le choix des noyaux initiaux  $V^0$  est très important puisque la partition obtenue en dépend.
2. Cet algorithme est un algorithme de descente ; donc il converge vers un minimum local. Si l'on souhaite éviter la rencontre d'un minimum local trop éloigné de la solution optimale, il faut alors mettre en œuvre une stratégie de recherche globale. Dans [Gé98], T. Géraud présente quelques méthodes d'optimisation qui permettent de résoudre ce problème.

### 2.4.3.2 K-means ou classification binaire

Soit  $X = \{ x_k / k = 1, \dots, n \}$  un sous-ensemble d'un espace n-dimensionnel. Une partition de  $X$  en  $c$  classes peut être représentée par des sous-groupes mutuellement disjoints  $C_1 \dots C_c$ , tel que  $C_1 \cup \dots \cup C_c = X$ .

Chaque vecteur  $x_k$  est assigné à une et seulement une classe qui lui est la plus proche.

La fonction objectif correspondante s'exprime sous la forme [AYFM02] :

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n U_{ik} d^2(x_k, v_i) \quad (2.2)$$

Où :

- $v_i$  désigne le prototype (centroïde) de cette classe.
- $d$  mesure la similarité entre le prototype et le vecteur de données.
- $u_{ik}$  est un indicateur binaire  $\in \{0, 1\}$  désignant l'appartenance ou non du vecteur  $x_k$  à la classe  $C_i$  ( $u_{ik} = 1$  si  $x_k \in C_i$  et  $u_{ik} = 0$  sinon,  $\forall i=1 \dots c$  et  $x_k \in X$ )

L'indicateur d'appartenance  $u_{ik}$  s'exprime comme suit :

$$u(x_k, v_i) = \{1 \text{ si } d(x_k, v_i) = \min_c d(x_k, v_c) \text{ ou } 0 \text{ sinon}\}$$

L'optimisation se fait de manière itérative. Les étapes de cette classification peuvent être résumées comme suit :

1. Initialiser l'ensemble des centroïdes avec des éléments, soit pris au hasard de l'ensemble de données, soit d'après des connaissances *a priori*.
2. Assigner chaque point au centroïde le plus proche.
3. Calculer les nouveaux centroïdes des classes construites. Les centroïdes étant les centres des classes, ils sont calculés par la moyenne des éléments de la classe.

## 2.4. Segmentation par classification

---

4. Générer une nouvelle partition de l'ensemble de données en assignant chaque point au centroïde le plus proche.
5. S'il y a changement dans la partition, réitérer depuis l'étape 3.

### Discussion

La méthode des k-moyennes est très attrayante pour obtenir rapidement une première classification. De plus, c'est une méthode simple et rapide. Cependant, pour le cas particulier des images médicales, la supposition *a priori* par ces méthodes que les limites entre les classes sont très bien définies peut poser problème. Pour pallier ces limites, une méthode reposant sur les sous-ensembles flous est née.

### 2.4.4 La classification floue

Le principe de la classification floue est d'affecter un élément à classer non pas à une classe comme dans les approches classiques (dont fait partie la méthode des k-means), mais à toutes les classes avec un certain degré.

Ce principe découle de ce qu'on appelle la logique floue, qui est venue compléter la logique classique.

#### 2.4.4.1 La logique floue

Dans la vie de tous les jours, nous nous trouvons dans des situations où les informations dont nous disposons ne sont pas toujours précises. Dans le domaine de la science aussi, des imprécisions peuvent être vues; par exemple lorsqu'on veut établir une valeur qui caractérise le degré de similarité de deux formes.

L'être humain est habitué à utiliser des informations entachées d'incertitudes et d'imprécision dans la vie de tous les jours, il utilise ces informations incomplètes, raisonne avec elles et prend des décisions. Dans le domaine scientifique, il a été nécessaire de créer une logique qui admette des valeurs de vérité en dehors de l'ensemble { vrai, faux } pour pouvoir tenir compte et manipuler ce genre d'information incomplète.

Lukasiewicz propose en 1920 une logique ayant les trois valeurs de vérité suivantes : "vrai", "faux" et "doute". Ces valeurs ont été représentées par l'ensemble { 0,1,0.5 }, et ont été ensuite étendues à l'intervalle [0,1].

Néanmoins c'est Zadeh [Zad65], qui à partir de l'idée d'appartenance partielle d'un élément à plusieurs classes, a formellement introduit la logique floue.

#### 2.4.4.2 La théorie des sous ensembles flous

La théorie des sous ensembles flous et les outils de raisonnement qui en découlent, proposent un cadre formel qui permet de modéliser le langage naturel et de gérer l'imprécis et l'incertain.

Cette théorie est basée sur la notion de degré d'appartenance. Ces degrés sont des valeurs qui expriment l'appartenance incertaine d'un pixel à une région. Le degré d'appartenance se situe dans l'intervalle [0,1] et les classes obtenues ne sont pas forcément disjointes.

## 2.4. Segmentation par classification

---

Dans ce cas, les données  $x_j$  ne sont plus assignées à une classe unique, mais à plusieurs par l'intermédiaire de degrés d'appartenance  $u_{ij}$  du vecteur  $x_j$  à la classe  $i$

### 2.4.4.3 L'algorithme Fuzzy C-means (FCM)

L'algorithme des c-moyennes floues ou fuzzy c-means (FCM) repose sur la recherche des valeurs prises par les centroïdes des classes et par les degrés d'appartenance des voxels à ces classes, qui en respectant les contraintes, minimisent la fonction objectif suivante [Har05] :

$$J = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n U_{ik}^m d^2(x_k, v_i) \quad (2.3)$$

avec :

- $c$  : le nombre de classes, connu a priori.
- $n$  : la taille du vecteur de données (nombre de pixels à classer).
- $u_{ik}$  : le degré d'appartenance du pixel  $x_k$  à la classe  $i$  connue par son centroïde  $v_i$ .
- $d$  : le degré de similitude, il peut être la distance Euclidienne.
- $m$  : un réel  $>1$  appelé degré de flou. Plus  $m$  tend vers 1, plus la classification devient dure et  $u_{ik}$  se rapproche de 0 ou de 1. Inversement quand  $m$  devient trop grand il y a moins de tolérance au bruit, et la distribution des degrés d'appartenance tend à se concentrer autour de  $1/c$ .

### Notation

Soit  $X = \{x_k, k = 1, \dots, n\}$  un sous-ensemble d'un espace  $E$ , de dimension  $n$ . Nous cherchons à segmenter  $X$  en  $c$  classes suivant une classification floue. Chaque classe  $C$  est caractérisée par son prototype  $v_i$ , et  $V = \{v_i, i=1, \dots, c\}$  l'ensemble des prototypes des classes.

L'algorithme de la FCM tente de minimiser la fonction objectif, par rapport à chaque degré d'appartenance flou  $u_{ik}$  et chaque prototype  $v_i$ .

Le rôle de l'indice de flou  $m$  est de contrôler la contribution du bruit présent dans les données. Les détails sur le choix de  $m$  se trouvent dans le chapitre 4, dans notre présentation des études sur l'influence de  $m$  sur les résultats de la segmentation des images IRM.

### Solution du problème d'optimisation

De la même façon que pour la classification dure, l'optimisation se fait de manière itérative. Les degrés d'appartenance ou les prototypes sont d'abord initialisés, puis à chaque itération du processus, les appartenances et les prototypes sont mis à jour, et les vecteurs de données se déplacent d'une classe à une autre en vue de minimiser la fonction objectif jusqu'à stabilisation.

Les degrés d'appartenance doivent satisfaire les conditions suivantes :

$$0 \leq u_{ik} \leq 1 \quad \forall i \in [1, c], \quad \forall k \in [1, n]$$

## 2.4. Segmentation par classification

---

$$\sum_{i=1}^c U_{ik} \forall k \in [1, n] \text{ Relation de fermeture}$$

$$0 < \sum_{k=1}^n U_{ik} < n \forall i \in [1, c] \text{ Aucune classe vide}$$

Les degrés d'appartenance  $u_{ik}$  et le centroïde  $v_i$  s'expriment comme suit :

$$u_{ik} = \frac{(d(x_k, v_i))^{\frac{2}{m-1}}}{\sum_{j=1}^c (d(x_k, v_j))^{\frac{2}{m-1}}} \quad (2.4)$$

$$V_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m} \quad (2.5)$$

La procédure de mise à jour est itérée jusqu'à ce que la variation maximale des degrés d'appartenance (ou des prototypes) soit en dessous d'un seuil  $\varepsilon$  (typiquement égal à 0.01).

Les valeurs d'appartenance constituent une matrice à  $c$  lignes (une ligne par classe à former) et  $n$  colonnes (une colonne par individu à classifier) :

$$U = [u_{ik}]_{i=1..n}$$

Pour chaque individu, la colonne correspondante de  $U$  représente un vecteur d'appartenance, chaque ligne de ce vecteur contenant la valeur d'appartenance de l'individu pour la classe correspondante.  $U$  est dite matrice de la  $c$ -partition floue. Les valeurs des prototypes constituent un vecteur de taille  $c$ , chaque élément représente un centroïde d'une classe :

$$V = [v_i]_{i=1..c}$$

Dans ce qui suit nous présentons l'algorithme de la FCM :

1. Fixer les paramètres ;
    - $c$  : nombre de classes ;
    - $\varepsilon$  : seuil représentant l'erreur de convergence (par exemple : = 0.001) ;
    - $m$  : degré de flou, généralement pris égal à 2.
  2. Initialiser la matrice degrés d'appartenances  $U$  par des valeurs aléatoires dans l'intervalle  $[0, 1]$ .
  3. Mettre à jour la matrice prototype  $V$  par la relation (2.5)
  4. Mettre à jour la matrice degrés d'appartenances par la relation (2.4)
- Répéter les étapes 3 à 4 jusqu'à satisfaction du critère d'arrêt qui est :

$$\|U^{\text{ancien}} - U^{\text{nouveau}}\| < \varepsilon$$

## 2.4. Segmentation par classification

---

### Déffuzzification

Enfin, une ultime étape est nécessaire lorsque le résultat souhaité est une classification non floue. On parle alors de « déffuzzification ». Lorsque l'on ne souhaite pas mettre en évidence les pixels où les degrés d'appartenance sont approximativement les mêmes pour chaque classe, une façon naturelle de procéder est de considérer que la classe finale d'un pixel est celle pour laquelle le degré d'appartenance est maximal :

$$\forall k \in [1, n] \quad x_k \in C_j \iff (u_{jk} < u_{ik} \quad \forall i \neq j \in [1, c])$$

L'étape de la déffuzzification se fait après la dernière itération de l'algorithme des  $c$ -moyennes floues.

### Discussion

Pour l'algorithme des  $c$ -moyennes floues, la décision d'appartenance d'un pixel à une classe n'est prise qu'à la fin de la convergence, contrairement aux  $k$ -moyennes qui affectent un pixel à une classe à chaque itération. La FCM offre la possibilité d'agir sur la considération du bruit et la notion de confiance.

#### 2.4.4.4 Travaux utilisant la segmentation par FCM

L'algorithme FCM a été largement utilisé pour la segmentation des images de cerveau, quels que soient la modalité et le type d'acquisition (mono ou multimodal). De nombreux travaux ont notamment été effectués en imagerie par résonance magnétique. Baumgartner et al. ont ainsi utilisé la FCM pour segmenter les régions activées (simulation et aires motrices) du cerveau. Les pixels étant représentés par leur niveau de gris, les auteurs ont montré non seulement que l'algorithme avait des performances comparables à l'analyse de corrélation standard (avec l'avantage de ne nécessiter aucune connaissance *a priori* sur le paradigme), mais aussi que la FCM détectait des zones effectivement activées qui restaient silencieuses avec la corrélation.

En IRM traditionnelle, Clark et al. ont utilisé les  $c$ -moyennes floues comme étape d'initialisation à un système expert pour segmenter des volumes de tumeur ou d'œdème sur des images IRM cérébrales [STM07].

#### 2.4.5 Quelques mots sur la segmentation par classification

Les limites majeures de la classification viennent des données elles même. Parfois, ces dernières ne contiennent pas suffisamment d'informations sur la région pour réussir une segmentation parfaite. Pour pallier les limites de la classification, des méthodes dites contextuelles sont nées [Har05].

# 2.5 Segmentation contextuelle

Les méthodes que nous avons présentées ci-dessus sont des méthodes dites non-contextuelles, c'est-à-dire qu'elles ne tiennent pas compte des voisinages des pixels. Elles considèrent que l'appartenance d'un pixel à une classe ne dépend que de sa radiométrie.

À l'issue de l'application de ces méthodes sur des IRM cérébrales, nous obtenons une information relative aux caractéristiques radiométriques des matières principales présentes dans ces images : le liquide céphalo-rachidien, la substance grise et la substance blanche. La segmentation résultante n'est pourtant pas toujours très satisfaisante

Du fait du bruit et de la présence de volumes partiels, la loi statistique caractérisant la radiométrie d'une classe recouvre presque systématiquement la loi d'une ou de plusieurs autres classes. L'application de seuils radiométriques pour décider de l'appartenance d'un pixel à une classe cause donc des erreurs, qui pourraient être évitées si des connaissances portées par le voisinage de ce pixel étaient prises en compte.

Les paragraphes qui suivent présentent la croissance de région, qui est une méthode très utilisée dans la segmentation d'image médicale. Ensuite l'approche par morphologie mathématique est exposée, méthode généralement utilisée afin d'extraire l'encéphale.

### 2.5.1 Segmentation par croissance de région

Les méthodes par croissance de région, sont basées sur un processus itératif d'agrégation de pixels. Ces méthodes de par leur relative simplicité de mise en œuvre ont été l'une des premières familles d'outils utilisés pour la segmentation d'image. Dans [Zuc76], Zucker introduit les premiers travaux relatifs à la croissance de région (Figure 2.1).

#### 2.5.1.1 Présentation de la croissance de région

À partir d'un ensemble de points initiaux, cette méthode agrège les pixels suivant un double critère : l'homogénéité et l'adjacence. Cette agrégation de pixels est contrôlée par un prédicat (fonction booléenne). Le processus s'applique sur une ou plusieurs régions.

Le prédicat permet d'identifier une contrainte que doivent satisfaire les régions, il peut être de nature géométrique (région rectangulaire, région convexe ...), de nature radiométrique (région homogène,...) ou une combinaison des deux.

*Exemples de prédicats d'homogénéité pour une région :*

- La variance  $\sigma^2(\mathbf{R})$  des niveaux de gris de l'image associés aux points de la région  $\mathbf{R}$  est inférieure à un seuil préfixé.
- La proposition  $\alpha(\mathbf{R})$  de points dont le niveau de gris se situe hors de l'intervalle  $[\mathbf{m}(\mathbf{R}) - \alpha(\mathbf{R}), \mathbf{m}(\mathbf{R}) + \alpha(\mathbf{R})]$  (où  $\mathbf{m}(\mathbf{R})$  est la valeur moyenne des niveaux de gris), ne dépasse pas un seuil préfixé.

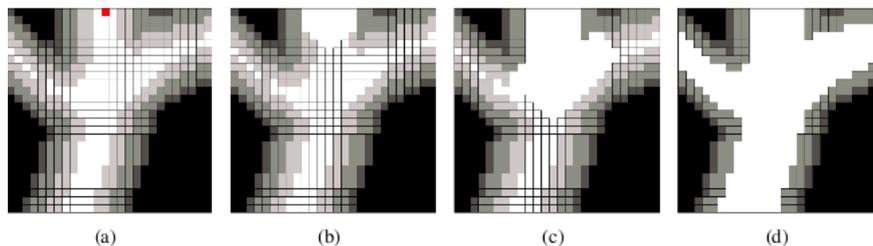


FIG. 2.1: Principe de la croissance de région sur une image 2D : (a) image initiale à cinq niveaux de gris (point germe en rouge, en haut de l'image), (b) et (c) sont les étapes successives de la croissance de région jusqu'à obtention du résultat (d).

### 2.5.1.2 Algorithme général

Pour chaque région, le processus de croissance comprend une phase d'initialisation et une phase itérative.

On suppose que l'ensemble des sites  $S$  de l'image a été partiellement partitionné en  $R_j$  régions,  $j = 1, \dots, i-1$ . La phase itérative modifie la région  $R_i$  représentant l'objet segmenté. La région  $S^{(0)} = S - \cup R_j$  correspond à l'ensemble des éléments non segmentés. Le processus de croissance de région étant itératif, le contenu d'une région à l'itération  $n$  est notée  $R^{(n)}$ .

#### Germes initiaux

L'initialisation de la croissance de région nécessite le positionnement de germes désignant la ou les premières régions. Bien entendu, le point ou la zone germe doit faire partie de la région recherchée, au risque d'obtenir une segmentation partiellement, voire totalement erronée. Ces germes constituent donc la région initiale  $R_i^{(0)}$ .

Le choix d'un germe  $R_i^{(0)}$  peut se faire par seuillage sur un attribut (par exemple le niveau de gris), ou de toute autre manière (extraction de formes géométriques, etc.). Un germe peut éventuellement être réduit à un seul point.

#### Un processus itératif

Suite à la phase d'initialisation, un processus itératif de déformation ajoute progressivement des points situés à la périphérie de la région en train de croître, s'ils respectent le prédicat. Ces nouveaux points sont regroupés dans l'ensemble que l'on note  $S^{(k)}$ . Considérons une croissance de région ne faisant croître qu'une seule région. Étant donné une région initiale  $R^{(0)}$ , la région suivante  $R^{(k+1)}$  est obtenue à partir de la région courante  $R^{(k)}$  et de la couronne  $S^{(k)}$  par la réunion suivante :

$$R^{(k+1)} = R^{(k)} \cup S^{(k)} \quad (2.6)$$

## 2.5. Segmentation contextuelle

Dans la croissance de région, la condition d'agglomération implique la définition d'un terme de similarité entre un point candidat et la région segmentée. Ce terme de ressemblance, appelé critère, est utilisé par le prédicat pour décider de l'ajout ou non d'un pixel. En pratique, le critère implique presque toujours une mesure d'homogénéité sur les intensités des points de la région segmentée. La Figure 2.2 présente un résultat de segmentation par croissance de région sur une image synthétique. Le processus a été initialisé à partir de deux germes. Le résultat est donné à différentes itérations de l'évolution.

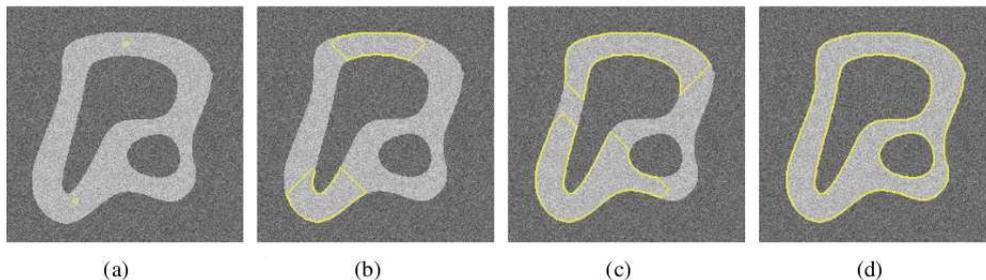


FIG. 2.2: Segmentation d'une image synthétique de 256 niveaux de gris additionnée d'un bruit gaussien (écart type = 10). (b)-(d) évolution de la segmentation à partir de deux germes (a).

### Convergence, critère d'arrêt

Comme l'itération porte sur une région croissante et bornée, la convergence est assurée au bout d'un nombre fini d'itérations. Le processus de croissance peut s'arrêter selon deux scénarios :

- toutes les régions satisfont le prédicat et la segmentation comprend  $n$  régions.
- il existe  $n - 1$  régions qui vérifient le prédicat, la  $n^{ième}$  région comprend les points ne vérifiant pas le prédicat.

#### 2.5.1.3 Propriétés de la croissance de région

La croissance de région a été employée à de multiples reprises pour la segmentation des images médicales. Cela s'explique par le fait que c'est une méthode simple à initialiser et rapide. Parmi les propriétés caractérisant cette méthode, ce qui suit [Ros08] :

1. La croissance de région permet de segmenter un objet d'intérêt par la simple désignation de cet objet. Cette particularité la rend attrayante pour les applications médicales.
2. La croissance de région n'intègre pas par défaut de terme de régularisation. La méthode ne nécessite pas de lisser le contour de la région segmentée contrairement à d'autres méthodes comme les contours actifs. Dans le cadre de la quantification pour l'imagerie médicale, ce terme de régularisation peut provoquer une erreur de mesure.
3. Une propriété consécutive au point précédent et à l'origine de la principale faiblesse de la méthode : sa sensibilité aux points de fuite. Un point de fuite se définit par la connexion de deux régions distinctes aux propriétés statistiques semblables.

### 2.5.2 Approche contextuelle par morphologie mathématique

La morphologie mathématique est une branche des mathématiques fondée sur l'étude des ensembles permettant d'analyser les structures géométriques. Cette méthode qui a vu le jour à l'Ecole des Mines de Paris, entre 1964 et 1968, sous l'impulsion de G. Matheron puis de J. Serra, a donné lieu depuis, à de nombreux développements.

Le développement de la morphologie mathématique a été inspiré par des problèmes de traitement d'images, domaine qui constitue son principal champ d'application. Elle fournit en particulier des outils de filtrage, segmentation, quantification et modélisation d'images.

Dans ce qui suit, nous présentons les éléments de base de la morphologie mathématique. Nous allons étudier la morphologie mathématique appliquée à des images binaires (deux niveaux de gris) car ceci correspond à notre utilisation de cette méthode. Toutefois, l'approche peut aussi être appliquée à des images en plusieurs niveaux de gris.

#### 2.5.2.1 Outils de la morphologie mathématique

La morphologie mathématique est connue par ses éléments ensemblistes  $S \subset X$ ;  $S \cap X \neq \emptyset$  où  $X$  est l'ensemble à analyser et  $S$  un élément structurant que l'on choisit en fonction des besoins de l'analyse. Ces relations sont en effet, à la base d'opérateurs morphologiques élémentaires qui sont l'érosion et la dilatation (voir Figure 2.3).

Sur une image binaire,  $X$  pourra être l'ensemble des pixels blancs ou tout sous-ensemble de ce dernier, et  $S$  un sous-ensemble quelconque de l'ensemble des sites.

On notera :

$X_t = \{ x + t, x \in X \}$ , le translaté de  $X$  par  $t$ .

$\check{S} = \{ -s, s \in S \}$ , le symétrique de  $S$  par rapport à l'origine.

#### Soustraction de Minkowski

La soustraction de Minkowski de l'ensemble  $X$  par l'ensemble  $Y$  est définie par :

$$X \ominus Y = \bigcap X_y$$

#### Addition de Minkowski

L'addition de Minkowski de l'ensemble  $X$  par l'ensemble  $Y$  est définie par :

$$X \oplus Y = \{ x + y, x \in X, y \in Y \}$$

#### Érosion

L'érosion mathématique par un élément structurant  $S$  est une soustraction de Minkowski par  $\check{S}$  de telle manière que :

$$X \ominus \check{S} = \{ x, S x \subset X \}$$

Une opération d'érosion sur une image  $I$  binaire contenant des étiquettes 0 et 1 (1 et 0 représentent respectivement le blanc et le noir), par un élément structurant  $S$ , consiste à

## 2.5. Segmentation contextuelle

---

une convolution de  $S$  avec  $I$ , centré en  $i$ . Si cette convolution est inférieure à une valeur prédéterminée (généralement la surface de  $S$ , le nombre de pixels qui sont à 1 dans l'élément structurant lui-même), on change la valeur du pixel  $i$  dans  $I$  de 1 à 0.

L'élément structurant (érosion kernel) détermine de quelle façon l'érosion amincit les frontières dans une image.

### Dilatation

La dilatation mathématique par un élément structurant  $S$  est une addition de Minkowski par  $\check{S}$  tel que :

$$X \oplus \check{S} = \{ x, S x \cap X \neq \emptyset \}$$

Comme pour l'érosion, une dilatation sur une image  $I$  contenant les étiquettes 0 et 1, par un élément structurant  $S$  change la valeur du pixel  $i$  dans  $I$  de 1 à 0, si le résultat de la convolution de  $S$  avec  $I$ , centré en  $i$ , est supérieur à une valeur prédéterminée. Cette valeur est généralement nulle. L'élément structurant (dilatation kernel) détermine de quelle façon la dilatation élargit les frontières dans une image.

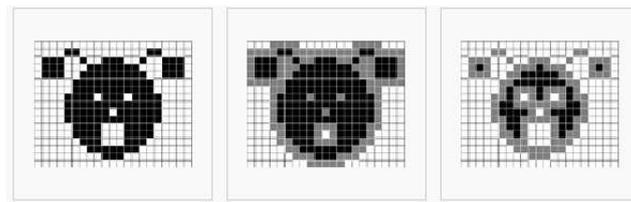


FIG. 2.3: De la gauche vers la droite : Image originale (en noir : l'objet ; en blanc : le fond), Dilatation par un carré 3x3, Érosion par un carré 3x3.

### Dilatation conditionnelle

Une dilatation conditionnelle est une opération de dilatation avec la condition ajoutée que seuls les pixels allumés (qui sont à 1) dans l'image sur laquelle la dilatation est conditionnée, vont être mis à 1 par l'opération de dilatation. Il est équivalent de masquer le résultat de la dilatation par une autre image.

### Ouverture et fermeture

Une opération d'ouverture mathématique consiste en une érosion suivie par une dilatation avec le même élément structurant. La fermeture quant à elle, est une dilatation suivie par une érosion avec toujours le même élément structurant. (Voir Figure 2.4 )

#### 2.5.2.2 Travaux utilisant la morphologie mathématique

Comme évoqué précédemment, la majorité des travaux utilisant la morphologie mathématique, ont pour but de réaliser l'édition de l'encéphale ou de segmenter les structures sous-corticales comme cela a été fait dans [Gé98] et [Har05].

## 2.6. Coopération en segmentation d'image

---

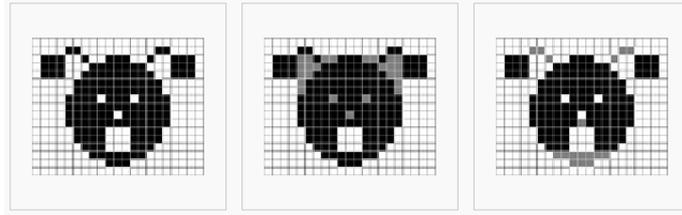


FIG. 2.4: De la gauche vers la droite : Image originale, Fermeture par un carré 3x3, Ouverture par un carré 3x3.

### Édition de l'encéphale

En plus de la matière blanche, matière grise et du LCR, les images IRM cérébrales initiales contiennent d'autres substances indésirables. Il faut donc extraire l'encéphale du reste de l'image de la tête, cette segmentation est appelée édition de l'encéphale (Figure 2.5) .

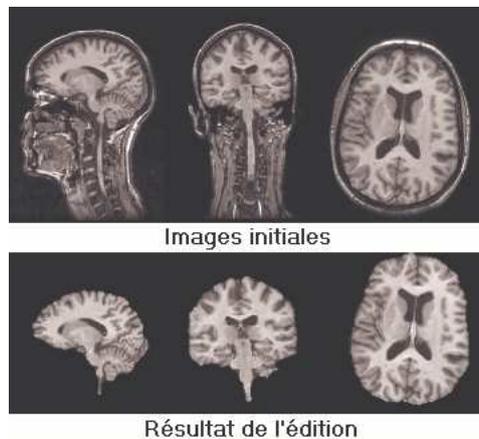


FIG. 2.5: Édition de l'encéphale.

### Remarque

D'autres méthodes de segmentation contextuelles existent, parmi elles la segmentation par champ de Markov. Cette méthode a été utilisée pendant longtemps et dans beaucoup de travaux se rapportant à la segmentation des images de RMN.

## 2.6 Coopération en segmentation d'image

Comme nous l'avons déjà précisé, il existe plusieurs approches de segmentation d'images, chacune agit de manière différente et utilise des attributs différents. De plus, chaque méthode ayant ses avantages et ses limites d'utilisation selon le problème à résoudre. Dans notre travail, nous visons à utiliser les avantages de plusieurs méthodes en même temps.

## 2.6. Coopération en segmentation d'image

---

Ceci est réalisé grâce à la coopération. En effet, les méthodes coopérative apportent une meilleure segmentation des images puisque les algorithmes émergents de la coopération prennent en compte les différentes caractéristiques de ces images

Il existe en grande partie deux types de coopération ; une coopération dite « séquentielle » dans laquelle il existe une exploitation successive du résultat d'une approche pour guider une autre. Un autre type de coopération est dit « itératif » fondé sur une définition mutuelle de contraintes et qui permet une émergence de la solution [Har05].

### 2.6.1 Coopération séquentielle

Les approches par coopération séquentielle sont principalement fondées sur des principes de focalisations successives et de corrections de résultats intermédiaires. L'objectif est de réduire progressivement la difficulté du problème en le décomposant en sous-parties de plus en plus fines.

### 2.6.2 Coopération itérative

Dans les approches par coopération itérative, plusieurs modules de segmentation s'exécutent simultanément. L'objectif est de construire la segmentation progressivement, en optimisant à chaque étape les résultats obtenus par chaque méthode mise en jeu. Il existe relativement peu de travaux proposant un tel type de coopération pour la segmentation.

## Conclusion

La présentation du contexte de la vision par ordinateur et de la problématique concernant l'interprétation de l'image nous a paru essentielle à l'introduction de ce chapitre. Cette présentation a permis un élargissement du domaine d'analyse indispensable à la conception d'un module de segmentation.

Après une synthèse des méthodes de segmentation d'images où nous avons exposé les méthodes par classification (les k-moyennes et les fuzzy C-means) et les méthodes contextuelles (croissance de régions et morphologie mathématique), qui sont utilisées dans le cadre de notre travail, le dernier paragraphe nous a permis d'introduire la notion de coopération en segmentation d'image.

Plutôt que d'utiliser des méthodes de segmentation classiques, il peut être intéressant de faire coopérer plusieurs approches ; ce courant de pensée est utilisé dans de récents travaux. L'approche que nous proposons dans ce mémoire s'inscrit dans cet axe.

Afin d'utiliser la croissance de régions de manière plus efficace, elle est fondée sur un environnement de « systèmes multi-agents ». Dans le chapitre suivant, nous présenterons les systèmes multi-agents.

# Systemes multi-agents en analyse d'images

## Sommaire

---

<b>3.1</b>	<b>Introduction</b>	<b>36</b>
<b>3.2</b>	<b>Systemes multi-agents</b>	<b>37</b>
3.2.1	Problématique	37
3.2.2	De l'Intelligence Artificielle Distribuée (IAD) aux systemes multi-agents	38
3.2.3	Notion d'agent	38
3.2.4	Les systemes multi-agents ou SMA	39
3.2.5	Interaction et organisation des agents	40
3.2.6	Les types d'agents	41
3.2.7	Utilité des SMA	42
<b>3.3</b>	<b>Distribution et coopération du processus d'interprétation d'images</b>	<b>43</b>
<b>3.4</b>	<b>Plateformes multi-agents</b>	<b>44</b>
<b>3.5</b>	<b>Présentation de la plateforme multi-agents Spade</b>	<b>44</b>
3.5.1	Spade	44
3.5.2	Éléments de la plateforme	45
3.5.3	Le gestionnaire d'agent de Spade	46
3.5.4	Modèle des agents Spade	46
<b>3.6</b>	<b>Approches SMA proposées en Imagerie</b>	<b>48</b>
	<b>Conclusion</b>	<b>50</b>

---

## 3.1 Introduction

Le thème des systemes multi-agents (SMA), s'il n'est pas récent, est actuellement un champ de recherche très actif. Cette discipline est à la connexion de plusieurs domaines en particulier de l'intelligence artificielle, des systemes informatiques distribués et du génie logiciel. C'est une discipline qui s'intéresse aux comportements collectifs produits par les interactions de plusieurs entités autonomes et flexibles appelées *agents*.

## 3.2. Systèmes multi-agents

---

Ce chapitre introduit, tout d'abord, les notions d'agents et de systèmes multi-agents (SMAs), en exposant la problématique des systèmes de vision, qui s'insère en partie dans le domaine de l'intelligence artificielle distribuée. Le système Spade, sur lequel nous avons implémenté notre solution sera présenté au cinquième paragraphe. À la fin, un aperçu des différentes approches SMA en imagerie est donné.

## 3.2 Systèmes multi-agents

Les systèmes multi-agents ont des applications dans le domaine de l'intelligence artificielle où ils permettent de réduire la complexité de la résolution d'un problème en divisant le savoir nécessaire en sous-ensembles, en associant un agent intelligent indépendant à chacun de ces sous-ensembles et en coordonnant l'activité de ces agents [Fer95].

Afin de mieux comprendre ces systèmes, nous exposons dans les paragraphes qui suivent, l'intelligence artificielle distribuée et sa relation avec les systèmes de vision.

### 3.2.1 Problématique

Interpréter une image consiste à produire une description symbolique de cette image, c'est-à-dire à reconnaître et décrire les différentes entités qui la composent. Ce problème de « vision artificielle » s'apparente aux problèmes classiques de l'intelligence artificielle. Il s'agit en effet d'un problème de prise de décision : tout au long du processus de vision, des choix doivent être faits.

La problématique de la vision artificielle fait donc appel aux compétences provenant de différents domaines. Le traitement d'image de bas niveau fournit les modèles et les opérateurs pour l'extraction de « primitives » à partir des images et l'intelligence artificielle fournit des outils et des formalismes pour la représentation des informations et des connaissances et pour la mise en œuvre de raisonnements permettant de réaliser l'interprétation du contenu de l'image [Har05].

Ces considérations ont conduit à la conception et à l'étude de différentes architectures logicielles adaptées au développement de systèmes de vision (architectures à base de tableaux noirs, de systèmes multi-agents, ...). Ces architectures doivent proposer des solutions pour :

- représenter et organiser les informations manipulées par le système afin d'en faciliter la gestion,
- extraire de nouvelles informations et gérer l'incertitude liée à ces informations,
- focaliser et combiner les différents traitements nécessaires à l'interprétation des images,
- contrôler et coordonner l'exécution de ces traitements, c'est-à-dire décider à quel moment, sous quelles conditions et dans quel ordre ils doivent être déclenchés.

Un état de l'art de ces différents aspects est présenté dans [Ric04].

### 3.2.2 De l'Intelligence Artificielle Distribuée (IAD) aux systèmes multi-agents

Le but de l'Intelligence Artificielle Distribuée est de concevoir des approches de développement de *communautés* d'agents intelligents qui puissent interagir de façon coopérative mais aussi conflictuelle ou concurrente afin de résoudre des problèmes complexes.

Les systèmes de vision sont composés d'un grand nombre d'entités traduisant des connaissances hétérogènes, tant descriptives qu'opératoires. Dans le but de fournir un cadre favorisant une intégration harmonieuse de ces composants, ils utilisent l'une des approches de l'Intelligence Artificielle Distribuée comme architecture de contrôle. Les justifications d'un tel choix sont nombreuses [Har05] :

1. **Préserver la modularité et l'ouverture** : garantir la capacité d'améliorer et d'ajouter de nouveaux agents, sans dégrader les performances du reste du système ou provoquer la réécriture massive du code.
2. **Flexibilité** : le contrôle doit être suffisamment flexible pour permettre, d'une part, une évolution en fonction des agents présents et, d'autre part, installer dynamiquement des boucles de contrôle entre eux.
3. **Calcul distribué** : l'IAD permet de traiter les problèmes qui sont par nature physiquement et/ou fonctionnellement distribués.
4. **Robustesse** : la fusion de l'analyse de plusieurs agents permet d'améliorer la robustesse.
5. **Focalisation et adaptation des connaissances** : la focalisation et l'adaptation des connaissances peuvent offrir une adaptation des paramètres en fonction d'un contexte local de l'image; ou la focalisation des agents sur des régions riches en information.

L'intelligence artificielle distribuée a conduit à la réalisation de systèmes multi-agents qui permettent de modéliser le comportement d'un ensemble d'entités plus ou moins expertes, plus ou moins organisées selon des lois de type social. Ces entités, ou agents, disposent d'une certaine autonomie et sont émergés dans un environnement dans lequel, et avec lequel elles interagissent. D'où leurs structures autour de trois fonctions principales : celles de percevoir, de décider et d'agir.

Avant d'aborder les systèmes multi-agents, il est utile d'évoquer quelques notions de base sur les agents, c'est l'objet des sections suivantes.

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

## 3.2. Systèmes multi-agents

---

- capable d’agir dans un environnement,
- qui peut communiquer directement avec d’autres agents,
- mue par un ensemble de tendances sous la forme d’objectifs individuels ou d’une fonction de satisfaction, voire de survie, qu’elle cherche à optimiser,
- 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.

Pour notre travail, nous retenons la définition adoptée par [Har05] d’après les travaux de M. Wooldridge : « Un agent est un système informatique, *situé* dans un environnement, qui agit de façon *autonome* et *flexible* pour atteindre les objectifs pour lesquels il a été conçu ».

Les notions « situé », « autonome » et « flexible » sont définies comme suit :

- **situé** : L’environnement fournit aux agents des entrées sensorielles qui leurs permettent d’agir sur lui. Dans notre contexte, l’environnement des agents est l’image.
- **autonome** : l’agent est capable d’agir sans l’intervention d’un tiers (humain ou agent) et contrôle ses propres actions ainsi que son état interne.
- **flexible** : l’agent dans ce cas est :
  - capable de répondre à temps : l’agent doit être capable de percevoir son environnement et d’élaborer une réponse dans les temps requis ;
  - proactif : un agent ne fait pas que réagir à son environnement mais il est aussi capable de produire de lui-même des actions motivées par des buts.
  - social : l’agent doit être capable d’interagir avec les autres agents (logiciels et humains), quand la situation l’exige, afin de compléter ses tâches ou aider d’autres agents à accomplir les leurs.

Bien entendu, selon les applications, certaines propriétés sont plus importantes que d’autres, il peut même s’avérer que pour certains types d’applications, des propriétés additionnelles soient requises. Il convient cependant de souligner que la présence des propriétés qu’on vient de voir comme l’autonomie, la flexibilité et la sociabilité, donne naissance au paradigme agent tout en le distinguant des systèmes conventionnels comme les systèmes distribués [Har05].

### 3.2.4 Les systèmes multi-agents ou SMA

Pour Weiss dans [Wei00] : « Les agents sont des entités computationnelles qui peuvent être vue comme percevant et agissant de façon autonome sur leur environnement... On peut parler d’autonomie parce que le comportement de l’agent dépend au moins partiellement de son expérience ».

## 3.2. Systèmes multi-agents

---

Un SMA est constitué d'un ensemble de processus informatiques se déroulant en même temps, donc d'un ensemble de plusieurs agents vivant au même moment, partageant des ressources communes et communiquant entre eux. Le point clé des systèmes multi-agents réside dans la formalisation de la coordination entre les agents.

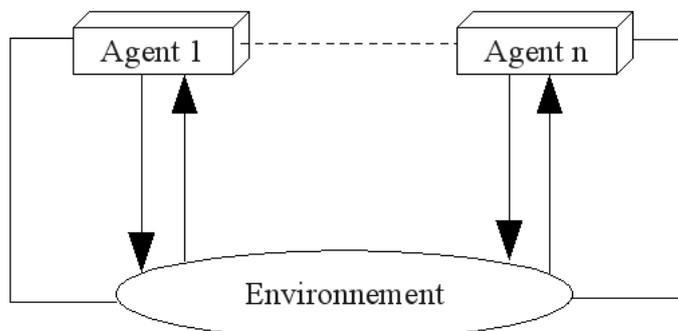


FIG. 3.1: Représentation schématique d'un SMA, du point de vue d'un observateur extérieur

Les agents sont capables de le percevoir et d'agir sur l'**environnement** commun qu'ils partagent. Les perceptions permettent aux agents d'acquérir des informations sur l'évolution de leur environnement, et leurs actions leur permettent entre autres de le modifier.

La Figure 3.1, fait clairement apparaître le rôle fondamental de l'environnement dans un SMA. En effet, si la notion d'environnement joue un rôle essentiel dans la définition de ce qu'est un agent, elle prend une dimension encore supérieure lorsqu'on considère plusieurs individus.

### 3.2.5 Interaction et organisation des agents

Outre la notion d'environnement, qui comme on l'a expliqué, est fondamentale dans la définition des SMA, deux autres concepts caractérisent ces derniers. Le concept d'interaction qui permet aux agents d'échanger et le concept d'organisation, qui les structure.

#### 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** : travailler ensemble dans un but commun.
- **La coordination** : organiser la solution d'un problème de telle sorte que les interactions nuisibles soient évitées ou que les interactions bénéfiques soient exploitées.

## 3.2. Systèmes multi-agents

- **La négociation** : parvenir à un accord acceptable pour toutes les parties concernées.

### Organisation des agents

Les organisations permettent de maîtriser et de structurer les agents, qui n'ont qu'une vision partielle de l'ensemble afin d'éviter les incohérences et les redondances au niveau système.

### 3.2.6 Les types d'agents

Les agents peuvent être classés selon leurs degrés d'autonomie, de coopération et d'adaptation, caractéristiques généralement considérées comme principales en IAD.

Deux types d'agent ont longtemps été distingués dans les SMA :

#### 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'accomplir leurs buts. Ils agissent suivant un cycle (perception/décision/action). La Figure 3.2 représente un 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 connaissance 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

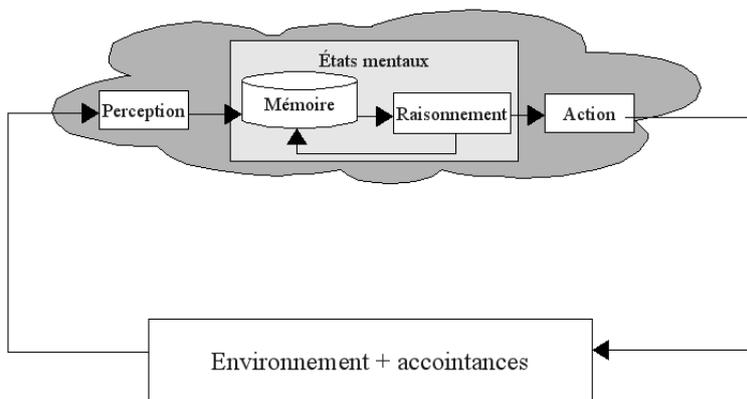


FIG. 3.2: Agent cognitif

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.

## 3.2. Systèmes multi-agents

---

- **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.

### 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 3.3). 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 établi sont celles de la vie artificielle, de l'éthologie (la fourmilière, la termitière, la ruche d'abeille), etc.

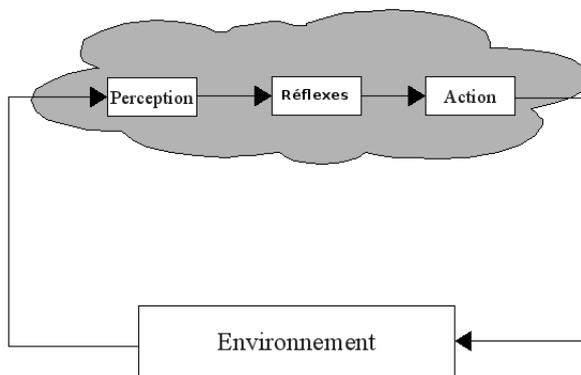


FIG. 3.3: Agent réactif

Dans [MMG05], nous trouvons une référence vers les travaux de Ramos et Almeida, qui ont proposé un système multi-agent basé sur les colonies de fourmis artificielles. Le système procède à la segmentation d'une image en niveaux de gris, en la considérant comme environnement dans lequel se déplacent les fourmis.

Ces travaux ont montré que certaines capacités perceptives (collectives) émergent des interactions locales entre les différents agents d'une part, et entre les agents et l'environnement d'autre part.

### 3.2.7 Utilité des SMA

Les SMA sont des systèmes idéaux pour représenter des problèmes possédant de multiples solveurs découlant d'une multitude de méthodes de résolution. Ces systèmes pos-

### 3.3. Distribution et coopération du processus d'interprétation d'images

---

sèdent 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.

## 3.3 Distribution et coopération du processus d'interprétation d'images

Comme nous l'avons brièvement expliqué au début du chapitre précédent, l'interprétation d'images consiste à construire du sens à partir des données provenant de la scène analysée, c'est-à-dire à structurer ces données, à reconnaître les différentes entités qui composent l'image, à comprendre leur organisation spatiale et à construire une description de la scène. Ce processus est souvent qualifié de distribué et de coopératif [Har05] :

### Un processus distribué

L'interprétation d'images est un processus intrinsèquement distribué en termes de buts à atteindre, de zones de l'image à explorer et de méthodes à appliquer. Différents traitements doivent être combinés, suivant plusieurs modes de coopération afin d'interpréter une image. Chaque traitement utilise un certain nombre d'informations pour en produire de nouvelles.

### Un processus coopératif

La distribution des traitements va de paire avec la mise en œuvre de coopérations par le système, qui doit combiner plusieurs sources d'informations ou de modalités de traitement pour accomplir une tâche donnée, et tirer partie par exemple, des complémentarités entre méthodes ou opérateurs et augmenter la robustesse du processus d'interprétation (voir Figure 3.4 ). On distingue trois types de coopération :

- *La coopération confrontative* : plusieurs agents de différentes spécialités exécutent une même tâche (sur le même ensemble de données), de manière concurrente, ainsi le résultat est obtenu par fusion.
- *La coopération augmentative* : elle apporte une réponse au caractère spatialement distribué de l'information image. Ici, on a une collection d'agents de compétences similaires, et qui travaillent en parallèle sur des sous-ensembles disjoints de données. La solution est obtenue sous la forme d'un ensemble de solutions locales.
- *La coopération intégrative* : dans ce cas, une tâche est décomposée en sous-tâches. Des agents de spécialités différentes accomplissent ces dernières de manière coordonnée et la solution est obtenue au terme de leur exécution.

### 3.4. Plateformes multi-agents

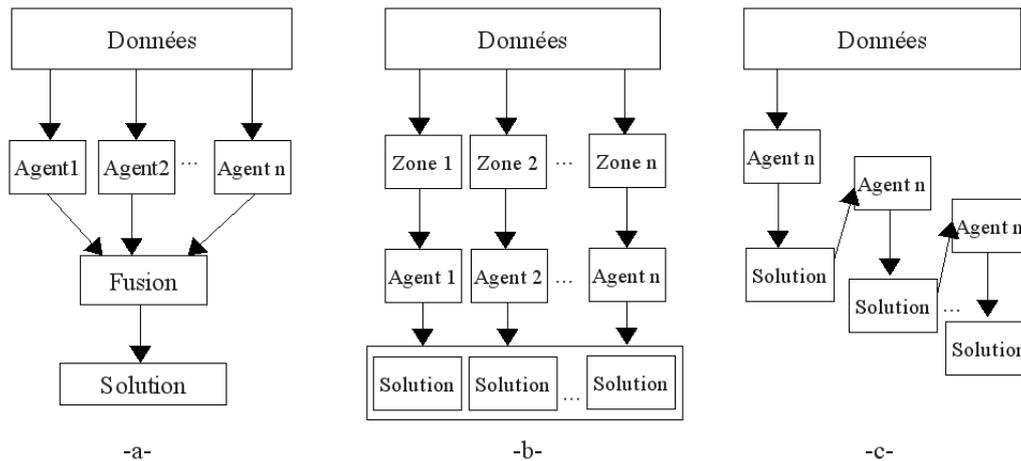


FIG. 3.4: Les différents modes de coopération entre opérateurs.

(a- coopération confrontative, b- coopération augmentative, c- coopération intégrative.

## 3.4 Plateformes multi-agents

Le meilleur moyen pour construire un système multi-agent(SMA) est d'utiliser une plateforme multi-agent. Une plateforme multi-agent est un ensemble d'outils nécessaire à la construction et à la mise en service d'agents au sein d'un environnement spécifique. Ces outils peuvent servir également à l'analyse et au test du SMA ainsi créé. Ces outils peuvent se présenter sous la forme d'environnement de programmation (API) et d'applications permettant d'aider le développeur. Nous présentons dans le paragraphe qui suit la plateforme Spade que nous avons utilisé pour la solution proposée.

## 3.5 Présentation de la plateforme multi-agents Spade

Dans ce paragraphe, nous introduisons une plateforme multi-agents appelée Spade qui tire avantage d'un nouveau modèle de communication basé sur les protocoles de messagerie instantanée. Plus de détails se trouvent dans [MJG06].

### 3.5.1 Spade

Spade ( Smart Python multi-Agent Development Environment ) est une plateforme de développement d'infrastructure basée sur le paradigme des systèmes multi-agents. Spade est basée sur le protocole XMPP/Jabber et est écrite en Python (nous présenterons dans le chapitre suivant le langage Python). Cette plateforme est conforme aux normes FIPA et un agent Python peut communiquer avec un agent C++ ou Java.

## FIPA

La FIPA (Foundation for Intelligent Physical Agents) est une organisation de normalisation qui été formée dans le but de prévenir la prolifération des systèmes d'agents incompatibles et de promouvoir la technologie à base d'agents.

## 3.5. Présentation de la plateforme multi-agents Spade

---

### XMPP/Jabber

XMPP/Jabber (ou simplement Jabber) est un protocole standard d'internet pour la messagerie instantanée et la communication. Il est construit sur le protocole XMPP <sup>1</sup>.

Cette technologie offre de nombreuses fonctionnalités et installations qui facilitent la construction de SMA, tels que l'existence d'un canal de communication, des concepts d'utilisateurs (agents), des serveurs (plates-formes) et un protocole de communication extensible basée sur XML <sup>2</sup>, comme le FIPA-ACL <sup>3</sup>.

### Remarque

Spade recommande l'utilisation de la "Spade Agent Library" qui est un module écrit en python. Ce module est un ensemble de classes, fonctions et outils, qui permet de créer de nouveaux agents pouvant être déployé sur la plateforme

### 3.5.2 Éléments de la plateforme

L'élément principal de la plateforme est le routeur XML, auquel tous les autres composants et agents sont connectés. Il s'agit en fait d'un serveur XMPP standard qui se charge d'acheminer les messages de l'envoyeur vers le bon destinataire sans intervention de l'utilisateur (c'est une sorte de système de transport de message ou MTS). La figure 3.5 schématise la plateforme Spade.

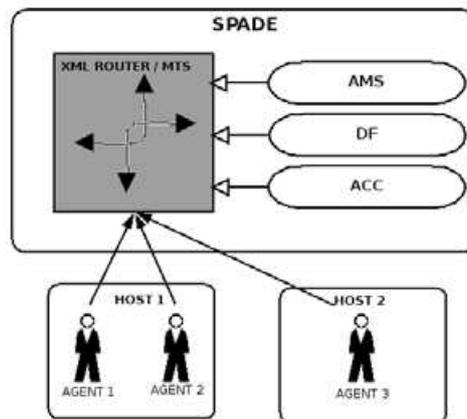


FIG. 3.5: Schéma de Spade.

---

<sup>1</sup>XMPP (eXtensible Messaging and Presence Protocol) : une architecture décentralisée d'échange de données.

<sup>2</sup>XML (eXtensible Markup Language) : un langage informatique de balisage.

<sup>3</sup>FIPA/ACL ( Agent Communication Language ) : un standard de langage de communication de la FIPA.

## 3.5. Présentation de la plateforme multi-agents Spade

---

De plus, comme Spade couvre les normes FIPA, elle fournit donc :

- un canal de communication (ACC, Agent Communication Channel). Mécanisme permettant aux agents (et à la plateforme) de communiquer .
- un système de gestion d’agent (AMS, Agent Management System). Une manière pour les agents de s’inscrire dans la plateforme et d’être joignable via le DF (Directory Facilitator).
- le DF (Directory Facilitator), est donc une sorte d’annuaire où les agents s’inscrivent au moment du déploiement. Grâce au DF on peut retrouver un agent sur un réseau simplement en se servant de sa fonction.
- le support du langage de communication ACL. Il peut être représenté dans une syntaxe ressemblant à du XML.

### 3.5.3 Le gestionnaire d’agent de Spade

Le système de gestion des agents de Spade, permet de gérer, identifier, et chercher les agents déployés sur la plateforme. Il est initialisé au lancement de Spade.

C’est ce gestionnaire qui prend en charge l’enregistrement des agents et leur suppression à la fin de leur cycle de vie. De plus, il fournit aux agents différents services à l’aide de requêtes. On peut citer le service d’information sur la plateforme, qui permet de récupérer des informations sur la plateforme et les différents agents qui y sont déployés. Il offre également un service de recherche, qui permet à un agent de chercher un autre agent suivant certains critères. Et enfin, un service de modification, qui sert aux agents à modifier les informations les concernant et mettre à jour leur état.

### 3.5.4 Modèle des agents Spade

Spade offre un modèle prédéfini à ses agents. Ce modèle est composé principalement d’un mécanisme de connexion à la plateforme, d’un dispatcheur de message, et d’un ensemble de comportements divers appelés « Behavior » (voir Figure 3.6).

Chaque agent a besoin d’avoir un identifiant appelé Jabber ID "JID" et un mot de passe valide afin de pouvoir se connecter à la plateforme. En effet, c’est le JID qui permet d’identifier un agent sur la plateforme. Le JID prend la forme suivante : nom-utilisateur@domaine-du-serveur .

#### Connexion à la plateforme

Les communications dans Spade sont traitées en interne par le biais du protocole Jabber. Ce protocole a un mécanisme d’enregistrement et d’authentification des utilisateurs sur un serveur Jabber. Depuis que Spade a adopté les composants du serveur Jabber, les agents utilisent le mécanisme expliqué ci-dessus et s’authentifient au serveur en tant que client Jabber.

Après une authentification réussie, chaque agent possède un flux de communication ouvert et persistant avec la plateforme. Ce processus est déclenché automatiquement dans le cadre du processus d’enregistrement d’agent.

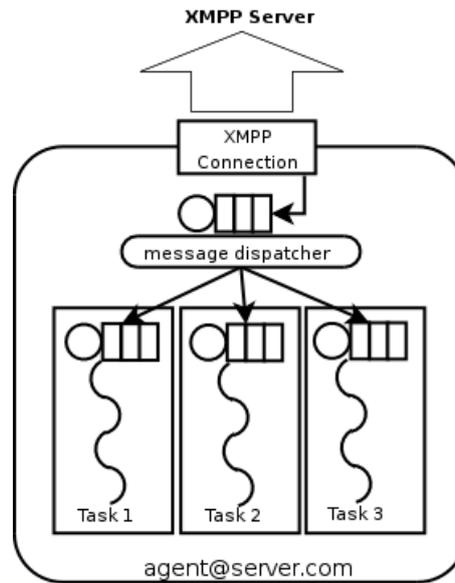


FIG. 3.6: Modèle d'un agent Spade

#### Le dispatcheur de message

Chaque agent Spade possède un composant du dispatcheur de message qui lui est propre. Ce dispatcheur de message agit tel un facteur : quand un message arrive pour un agent, il est placé dans la boîte aux lettres correspondante et quand un agent veut envoyer un message, le dispatcheur s'en charge en l'injectant dans le flux de communication.

La répartition (dispatching) des messages se fait automatiquement par la « Spade Agent Library » dès qu'un message arrive ou est envoyé.

#### Les comportements

Un agent peut avoir différents comportements de manière simultanée. Un comportement est une tâche qu'un agent peut exécuter. La plateforme Spade fournit quelques types de comportements prédéfinis. Ces comportements aident à l'implémentation des différentes tâches que l'agent peut effectuer. Les types de comportements fournis par Spade sont les suivants :

- Les comportements cycliques et périodiques sont utilisés pour les tâches répétitives.
- Les comportements de type « One-Shot » et « Time-Out » peuvent être utilisés pour effectuer des tâches occasionnelles.
- La machine à états finis permet la définition de comportements plus complexes.
- Les comportements liés aux événements quant à eux répondent aux événements que l'agent perçoit.

Chaque agent peut avoir autant de comportements qu'il le désire. Quand un agent reçoit un message, le dispatcheur de message redirige ce dernier vers la file d'attente des comportements correspondante.

Il faut savoir que chaque type de comportement a un modèle de message qui lui est attaché, et c'est ce modèle qui permet au dispatcheur de déterminer pour quel compor-

### 3.6. Approches SMA proposées en Imagerie

tement un message est destiné. En résumé, un comportement peut choisir quel genre de message il veut recevoir en utilisant les modèles.

## 3.6 Approches SMA proposées en Imagerie

Dans ce qui suit, nous allons exposer brièvement quelques travaux utilisant les SMA en segmentation d'images.

### Travaux relatifs à L. Germond

Dans [Ger99], L. Germond propose différentes coopérations définies entre un modèle déformable, un système multi-agents et un détecteur de contour. Le modèle déformable est utilisé pour extraire l'encéphale. À partir de là, plusieurs agents sont placés sur l'encéphale de telle façon que les agents de matière grise soient placés en périphérie, et ceux de la matière blanche à l'intérieur (voir Figure 3.7).

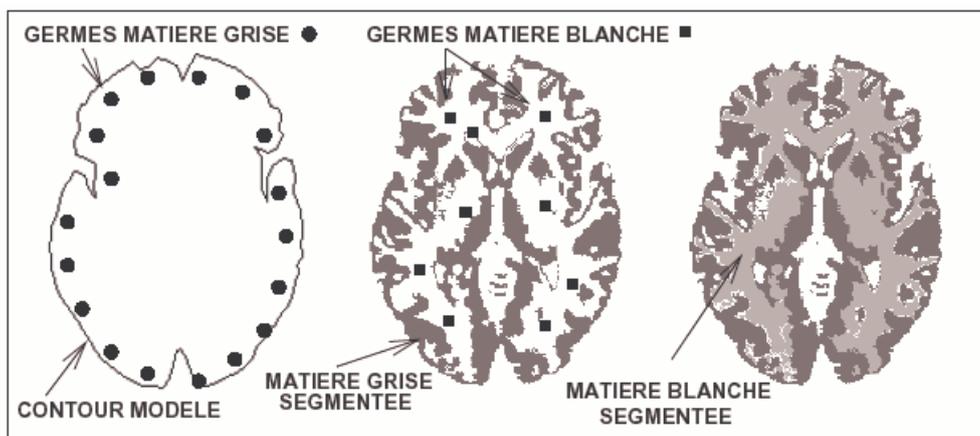


FIG. 3.7: Principe de la génération successive des agents de segmentation à partir du contour du cerveau, pour la matière grise, puis la matière blanche. D'après [Ger99].

### Travaux relatifs à N. Richard et al.

Les travaux de N. Richard et al. [RDG03] et [Ric04] sont destinés à la segmentation des tissus cérébraux en matière blanche, matière grise et liquide céphalo-rachidien. Des agents situés dans l'image travaillent en coopération. Il existe plusieurs types d'agents : un agent de contrôle global, plusieurs agents de contrôle local et des agents de segmentation qui effectuent une croissance de régions, chacun de ces agents concerne l'un des trois tissus. La Figure 3.8 montre les trois types d'agents présents dans le système.

### 3.6. Approches SMA proposées en Imagerie

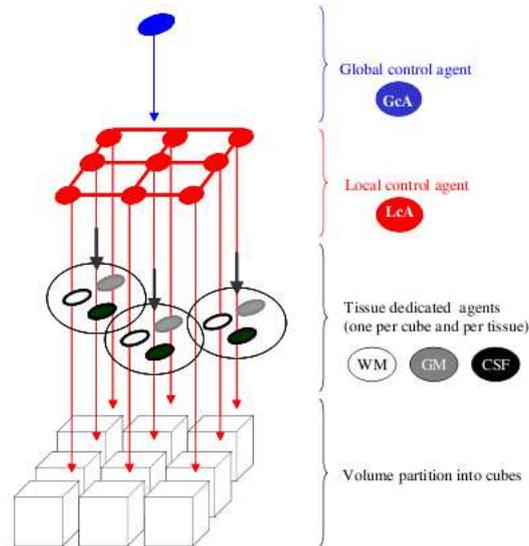


FIG. 3.8: Trois types d'agents co-existent dans le système. Les agents de contrôle global et de contrôle local, et les agents spécialisés par tissus. D'après [RDG03] .

#### Travaux relatifs à E. Duchesnay et al.

Dans leurs travaux [Duc01] , [DMJ03], Duchesnay et al. réalisent une plate forme multi- agents destinée à la segmentation d'images. Comme pré-classification, Duchesnay et al. utilisent la décomposition en « split and merge », qui est une segmentation qui ne donne que les zones homogènes dans l'image. Un agent est ensuite placé dans chaque zone homogène et le processus de la segmentation basé sur les SMA débute. Ils adoptent les pyramides irrégulières comme élément organisationnel de la population d'agents (Figure 3.9 ) ; la progression du processus se faisant de la base de la pyramide jusqu'au sommet. Dans ces travaux, la segmentation est appliquée à des images de scanner du sein.

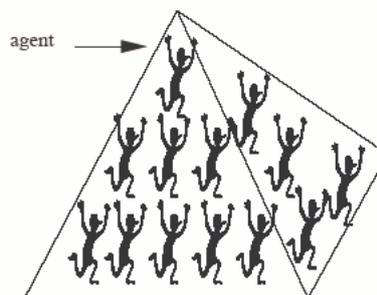


FIG. 3.9: Société d'agents organisée en pyramide irrégulière. D'après [Duc01] .

#### Travaux relatifs à R.Haroun, F. Boumghar et al.

Les travaux de Haroun et al. dans [HBHH05] portent sur la segmentation d'image IRM du cerveau. Les auteurs y présentent une approche coopérative mettant en œuvre deux algorithmes de segmentation d'image, que sont la FCM (pour gérer l'incertitude et l'imprécision) et la croissance de région (pour agir localement sur l'image). Un système multi-agents est introduit dans la phase de croissance de région afin d'améliorer la qualité de la segmentation. Il existe deux types d'agents, un agent de type "contrôleur" et plusieurs agents de type "Croissance" déployés sur l'image. La Figure 3.10 montre la différence entre une segmentation classique par FCM (a et b) et une segmentation coopérative avec un système multi-agents.

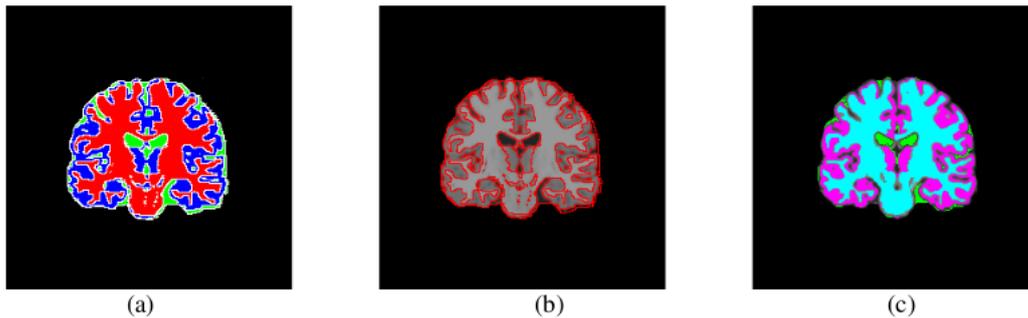


FIG. 3.10: Segmentation d'une coupe frontale.

(a) Segmentation par FCM, (b) Visualisation des limites entre régions produites par la FCM et (c) Segmentation par l'approche multi-agents.

## Conclusion

Ce chapitre a servi à présenter les systèmes multi-agents, qui sont des systèmes permettant la modélisation distribuée des traitements et des connaissances, différents modes de coopération, etc.

Nous avons vu qu'il existait deux types d'agents, réactifs et cognitifs, les agents du deuxième type sont utilisés dans peu de travaux, ils concernent des systèmes d'une certaine complexité, ceci n'exclut pas l'utilisation des agents réactifs dans la résolution de problèmes complexes.

Le meilleur moyen pour construire un système multi-agent(SMA) est d'utiliser une plateforme multi-agent. Dans le cadre de notre travail, c'est la plateforme multi-agents Spade qui a été choisie, une brève présentation de cette dernière est faite dans ce chapitre.

La dernière section nous a permis de présenter quelques travaux concernant l'imagerie médicale et utilisant les systèmes multi-agents.

Le prochain chapitre sera consacré à la présentation de l'approche que nous avons développée.

# Étude et mise en œuvre du système de segmentation

## Sommaire

---

<b>4.1</b>	<b>Introduction</b>	<b>51</b>
<b>4.2</b>	<b>Édition de l'encéphale</b>	<b>52</b>
4.2.1	Extraction de l'encéphale	52
<b>4.3</b>	<b>Segmentation et classification des tissus du cerveau</b>	<b>54</b>
4.3.1	Classification par k-means	54
4.3.2	Classification par Fuzzy C-means	56
<b>4.4</b>	<b>Description de l'approche de segmentation proposée</b>	<b>57</b>
4.4.1	Approche coopérative et SMA : intérêt et difficulté	58
4.4.2	Choix des outils	59
4.4.3	Architecture du système multi-agents	60
<b>4.5</b>	<b>Présentation de l'architecture du module de segmentation</b>	<b>64</b>
4.5.1	Caractéristiques des agents	64
4.5.2	Comportement des agents	64
4.5.3	Architecture logicielle des agents	66
4.5.4	La croissance de région coopérative	67
4.5.5	Influence de la granularité des agents	69
4.5.6	Comparaison des résultats avec ceux de la FCM	70
<b>4.6</b>	<b>Résultats</b>	<b>70</b>
	<b>Conclusion</b>	<b>72</b>

---

## 4.1 Introduction

L'objectif de notre travail est de déployer sur une plate-forme de visualisation 3D, un système de segmentation d'images par résonance magnétique du cerveau.

## 4.2. Édition de l'encéphale

---

Notre segmentation a pour but d'extraire les trois principaux tissus composant le cerveau : la matière blanche (MB), la matière grise (MG) et le liquide céphalo-rachidien (LCR). Dans ce travail, nous faisons coopérer différentes méthodes de segmentation, afin de tirer partie des avantages de chacune d'elles. La première méthode appliquée est une méthode de classification, qui utilise l'image dans sa globalité pour la segmenter, alors que la deuxième méthode permet de tenir compte des caractéristiques locales de l'image. Cette coopération est bâtie dans un environnement multi-agents

Nous détaillons dans ce chapitre les différents éléments de l'approche de segmentation proposée. Nous commençons par présenter l'étape de l'extraction de l'encéphale suivie de la segmentation de ce dernier en trois classes de tissus : matière blanche, matière grise et liquide céphalo-rachidien. Nous présentons également tout au long du chapitre, les différentes étapes et études qui nous ont mené à réaliser le système de segmentation final, cela nous permet de justifier notre choix des algorithmes et outils utilisés.

## 4.2 Édition de l'encéphale

Il est nécessaire d'isoler le cerveau ou encéphale, c'est-à-dire d'éliminer les pixels relatifs au crâne, à la peau et aux tissus environnants, avant de commencer la procédure de segmentation en trois classes de tissus.

L'édition de l'encéphale est réalisée ici, grâce à une méthode contextuelle : la morphologie mathématique exécutée après binarisation de l'image. Cette procédure nécessite certains paramètres : la moyenne et l'écart type, ils sont estimés pour chaque tissu cérébral.

Les paragraphes qui suivent exposent les différentes étapes qui mènent à l'isolation du cerveau. Nous avons adopté une approche similaire à celle trouvée dans [Har05].

### Paramètres des tissus

Dans le but d'obtenir les paramètres utilisés dans la procédure de l'édition de l'encéphale, nous commençons par effectuer une pré-segmentation grossière en utilisant la méthode des k-moyennes (décrite au chapitre 2). Pour chacune de ces classes, nous calculons la moyenne et la variance par :

$$\mu_{classe} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$$

$$\sigma_{classe}^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu_{classe})^2$$

### 4.2.1 Extraction de l'encéphale

L'extraction de l'encéphale s'effectue par les méthodes de la morphologie mathématique selon les étapes suivantes (Figure 4.1) :

## 4.2. Édition de l'encéphale

---

### 1. Seuillage

L'image est tout d'abord binarisée, avec des seuils de binarisation obtenus à partir de la moyenne et de l'écart type calculés précédemment. Ceci permet de faire apparaître un seul objet du cerveau.

Les seuils sont calculés par :

$$S_1 = \mu_{LCR} - \sigma_{LCR}$$
$$S_2 = \mu_{MB} + 2 * \sigma_{MB}$$

### 2. Érosion

Afin de déconnecter le cerveau de la peau, nous exécutons une érosion. Cette étape permettra de diminuer le volume du cerveau et d'élargir les trous apparus lors de la binarisation.

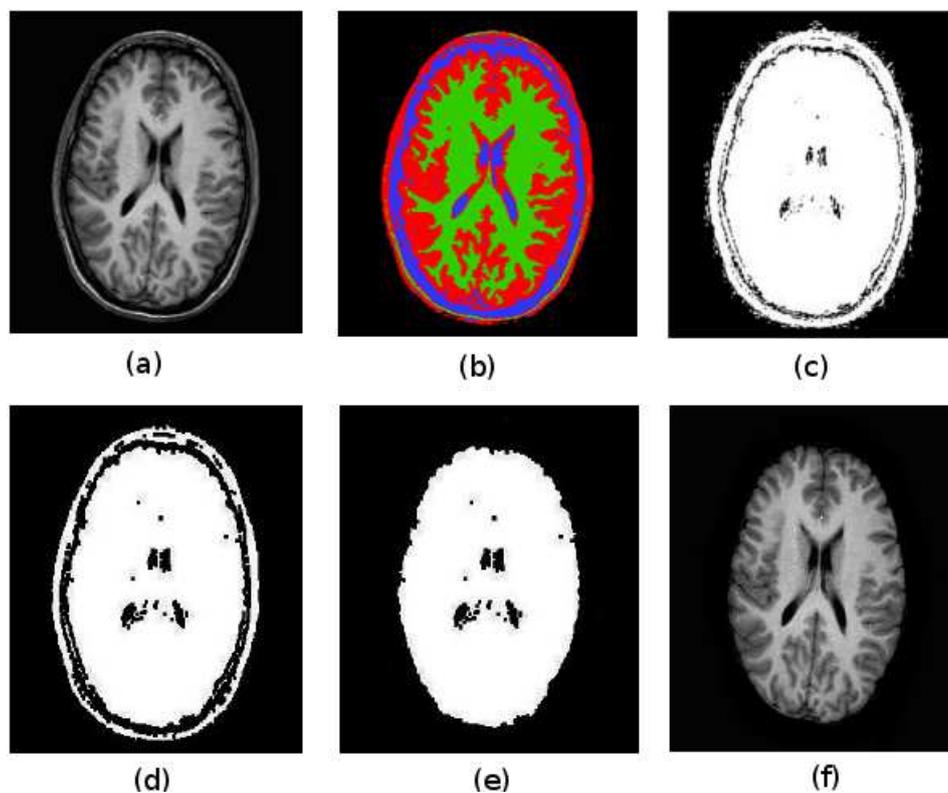


FIG. 4.1: Édition de l'encéphale.

(a) Image originale d'une coupe axiale, (b) Image segmentée par k-Means, (c) Image binarisée, (d) Image érodée, (e) Masque du cerveau après dilatation conditionnelle (f) Superposition de l'image dilatée sur l'image originale.

### 3. Segmentation des composantes connexes

À l'issue de l'étape précédente, nous obtenons une image binaire contenant plusieurs objets blancs sur un fond noir. Nous réalisons une segmentation par étiquetage en com-

### 4.3. Segmentation et classification des tissus du cerveau

---

posantes connexes, afin d'extraire chaque objet séparément. Après calcul du volume de chaque objet, nous retenons la composante connexe la plus volumineuse comme étant l'encéphale.

#### 4. Dilatation conditionnelle

Afin de reboucher les trous apparus à cause de l'érosion et de retrouver le volume original de l'encéphale, une dilatation s'impose ; le résultat de celle-ci est le masque de l'encéphale. En fait, nous réalisons une dilatation conditionnelle, le masque est superposé sur l'image initiale. Ainsi nous obtenons l'encéphale isolé.

#### Remarque

- Les outils de la morphologie mathématique (érosion et dilatation) sont utilisés avec un élément structurant de forme circulaire, de 2 pixels de rayon.
- L'étape de l'extraction de l'encéphale ne fait qu'isoler le cerveau et éliminer les pixels des tissus environnant. Les différentes méthodes appliquées durant cette étape n'ont aucune incidence sur les pixels initiaux du cerveau et l'image qu'on segmentera par la suite gardera les informations initiales.

### 4.3 Segmentation et classification des tissus du cerveau

Comme nous l'avons évoqué à différentes reprises, les images IRM ont des caractéristiques qui les différencient des autres images (non médicales). Parmi ces caractéristiques, l'effet de volume partiel qui fait ressortir de nouvelles classes, souvent appelées "classes de mélanges". Les classes de mélanges que l'on rencontre le plus souvent sont : mélange MB-MG et MG-LCR, et ce au niveau des frontières entre tissus. On trouve dans la littérature plusieurs solutions pour pallier à ce problème, parmi elles, la proposition de C. Jaggi dans [Jag98] qui consiste à réaliser une classification de l'encéphale en cinq classes (trois pour les tissus purs et deux pour les classes de mélanges).

Pour notre travail, nous n'avons pas choisi d'opérer ainsi tenant compte des travaux de R. Haroun dans [Har05], qui en segmentant par une FCM en cinq classes, n'a pas obtenu les vrais pixels de mélanges. En effet les proportions de pixels de mélanges diffèrent selon la résolution et la taille des images. De plus dans les cas où les images comportent des pathologies, il existe plus de cinq classes et nous ignorons donc le nombre de classe à rechercher.

Les paragraphes qui suivent nous serviront à exposer les résultats de l'implémentation des différents algorithmes précédemment présentés, ce qui nous permettra de faire émerger le système proposé et de choisir les paramètres appropriés.

#### 4.3.1 Classification par k-means

Nous avons commencé par réaliser une segmentation des images IRM en trois classes en utilisant l'algorithme des K-means. Cet algorithme, étant une technique d'optimisation

### 4.3. Segmentation et classification des tissus du cerveau

---

(qui vise à minimiser la valeur d'un certain critère numérique), il s'arrête lorsqu'il ne peut plus faire baisser la valeur du critère à minimiser.

On constate que l'algorithme des k-means a tendance à converger au premier minimum local rencontré et cette convergence n'est pas toujours proche de la solution optimale (ne garantit pas d'atteindre la valeur la plus faible possible du critère).

Dans le but de solutionner ce problème de minimum local, nous avons opter pour l'approche qui fait exécuter l'algorithme plusieurs fois avec des centres différents choisis de manière aléatoire. Ainsi, pour chaque exécution, l'algorithme va converger vers un minimum. Nous retenons la plus petite valeur de ces minimums.

La figure 4.2 montre les résultats de la segmentation d'une coupe axiale d'une IRM  $T_1$ . Nous avons fixé le nombre de classes à 3 et le nombre d'itérations de l'algorithme à 100, pour un bon compromis précision-temps.

Le but de cette segmentation est de fournir une information globale sur la disposition des trois tissus sur l'image. En effet, les pixels de mélanges ne sont pas pris en compte mais sont considérés comme des pixels purs.

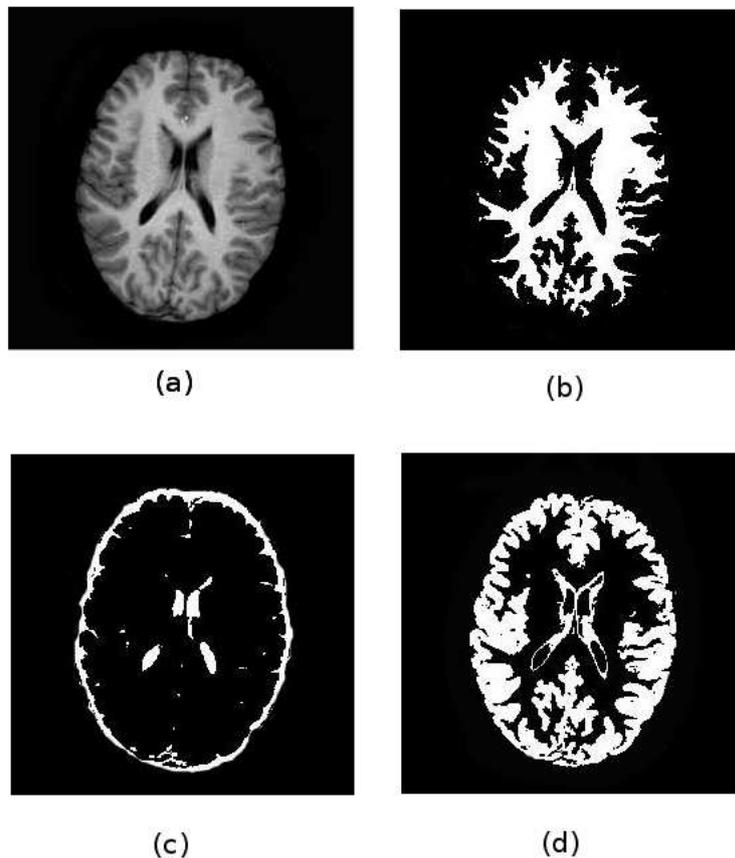


FIG. 4.2: Segmentation de l'encéphale par les k-means, (a) : Image originale  
(b) : Matière blanche, (c) : Liquide céphalo-rachidien, (d) : Matière grise

### 4.3.2 Classification par Fuzzy C-means

L'algorithme de la FCM a pour résultat une représentation qui donne pour chaque pixel, son degré d'appartenance à chaque classe. Il permet aussi de représenter une image pour chaque classe dont les niveaux de gris reflètent l'appartenance des pixels, ces images sont appelées "cartes d'appartenances floues".

#### 4.3.2.1 Influence du facteur de flou sur le degré d'appartenance

Le bruit est l'autre défaut caractérisant les images RMN. Son effet peut être modélisé par la FCM, mais cette modélisation dépend fortement de l'indice de flou  $m$ . Pour notre travail nous avons choisi un indice  $m = 2$ . Le prochain paragraphe n'est que le résumé de l'étude effectuée au cours du Magister de R.Haroun dans [Har05], sur l'influence du facteur de flou sur les résultats de la classification pour des IRM cérébrales et qui nous a mené à ce choix.

La figure 4.3 représente les quatre graphes résultant de l'étude. Chacun de ces graphes reflète l'appartenance des pixels à l'une des trois classes et pour des indices de flou différents.

#### Interprétation

Pour  $m=1.1$ , l'effet de bruit n'est pas pris en compte, l'algorithme des FCM se comporte comme celui des K-means, les appartenances sont très proches de 0 ou de 1.

Pour  $m = 10$ , on voit que les différentes valeurs d'appartenance sont du même ordre de grandeur, sauf pour les radiométries proches du centre d'une classe qui ont une valeur d'appartenance élevée relativement aux autres classes.

Cependant, pour  $m$  compris entre 2 et 5, on ne rencontre pas les mêmes problèmes que pour les deux premières configurations. On constate que lorsque  $m$  augmente (de 2 à 5) les valeurs s'éloignent de 1 et de 0, il y a plus de tolérance au bruit dans le résultat de la segmentation.

#### 4.3.2.2 Classification de l'encéphale

L'algorithme des FCM est appliqué sur des IRM pondérés en  $T_1$ , avec un nombre de classe fixé à 3. La figure 4.4, présente les résultats pour une coupe axiale (a), coronale (b) et sagittale (c). La matière blanche est représentée par la couleur jaune, la matière grise est en violet et le LCR est en bleu.

#### 4.3.2.3 Bilan sur la segmentation par FCM

La FCM nous permet d'agir sur l'image en utilisant des informations globales. Cette segmentation offre des cartes d'appartenance facilement interprétables. En effet, elle nous permet de connaître les régions possédant une plus grande appartenance à un tissu donné. De plus la classification floue, nous permet de tenir compte de l'effet de bruit, et ceci grâce au facteur de flou  $m$ , qui peut être ajusté par rapport à la tolérance de bruit désirée.

#### 4.4. Description de l'approche de segmentation proposée

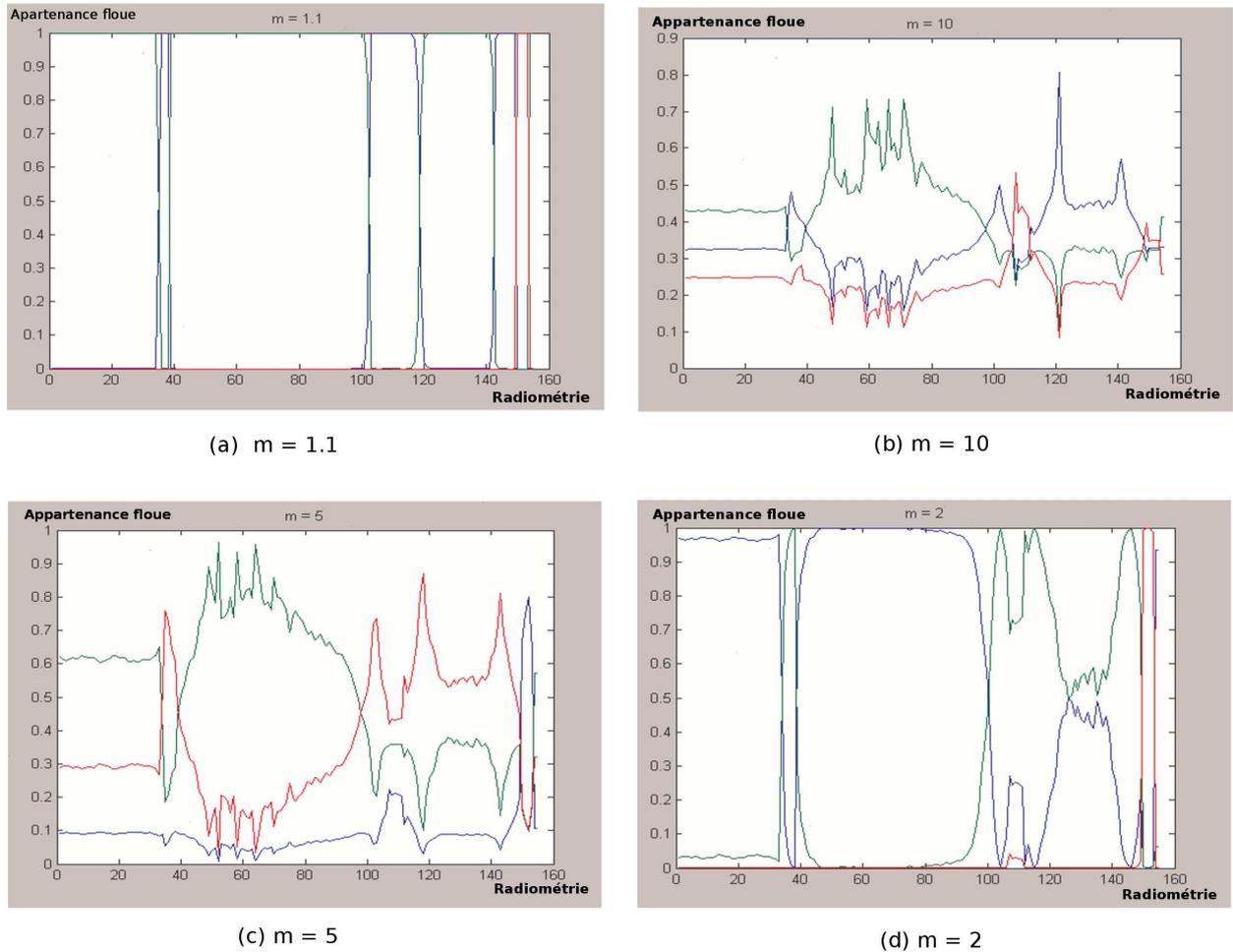


FIG. 4.3: Comportement des  $C$  moyennes floues en fonction de l'indice de flous [Har05].

Cependant l'algorithme de la FCM ne fournit pas une bonne segmentation des tissus cérébraux, s'il est utilisé seul. Ceci s'explique par le fait que cette méthode qui hérite des méthodes de classification, a l'inconvénient de ne tenir compte que des informations globales de l'image sans considérer les pixels comme appartenant à une image bidimensionnelle.

#### 4.4 Description de l'approche de segmentation proposée

L'approche que nous proposons pour ce mémoire est donc une approche coopérative, qui permet d'exploiter les avantages de différentes méthodes. Les justifications d'un tel choix sont présentées dans les paragraphes qui suivent.

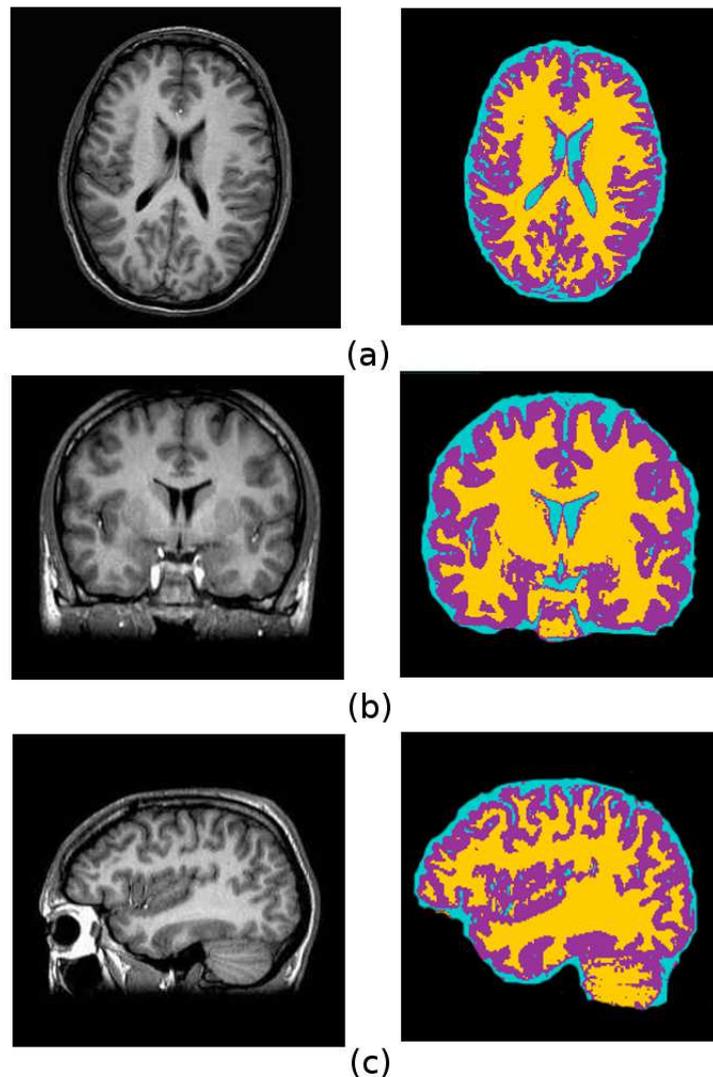


FIG. 4.4: Segmentation de l'encéphale par FCM.  
à gauche : image originale, à droite : image segmentée

##### 4.4.1 Approche coopérative et SMA : intérêt et difficulté

Afin de segmenter une IRM, il est important de tenir compte des informations de type contextuel. L'algorithme par croissance de régions offre la possibilité de tenir compte de manière simultanée des relations topologiques et des caractéristiques d'homogénéité des régions. Cet algorithme est utilisé dans l'approche que nous proposons.

La caractère incertain des données IRM, dû principalement à l'effet de volume partiel, expliqué précédemment engendre des pixels qui n'appartiennent pas forcément à un tissu particulier mais représentent des zones de mélange de deux ou plusieurs tissus cérébraux. Ceci nous pousse à exploiter une méthode qui tient compte de cet artefact.

La méthode de classification floue FCM nous a paru la plus appropriée pour la modélisation de ces données. En effet, elle attribue à chaque pixel un degré d'appartenance à chacune des classes. De plus, elle offre aussi la possibilité de considérer l'imprécision causée par le bruit et l'inhomogénéité dans les images.

#### 4.4. Description de l'approche de segmentation proposée

---

L'approche coopérative proposée dans ce mémoire combine la croissance de régions avec la classification floue. La coopération est de type séquentiel (vu au chapitre 2).

Afin d'utiliser la croissance de régions dans le cadre de notre travail de manière plus efficace, nous concevons le système dans un environnement multi-agents. Ce système sera détaillé plus loin.

Ce choix de concevoir le système dans un environnement multi-agents, est justifié par le point suivant :

- Plusieurs travaux utilisant la croissance de région classique pour la segmentation du cerveau en trois matières : MB, MG et LCR ont fait état de l'apparition de zones de chevauchement entre les tissus.

Par exemple dans [Har05], l'auteur a utilisé l'algorithme de croissance de région, en partant de trois germes, chacun relatif à une matière. Cette approche impose à l'utilisateur de choisir un ordre des tissus réalisant la croissance dont les résultats de la segmentation dépendent fortement. En effet, selon l'ordre choisi, on constate en général que le germe correspondant à la première région qui commence la croissance envahit les autres régions.

Cet envahissement (chevauchement) est dû au fait qu'au niveau des frontières, il existe une différence graduelle entre les radiométries des pixels, chaque région en phase de croissance, peut s'agréger tous les pixels proches de ses caractéristiques (vérifiant les prédicat), sans aucune autre restriction. La figure 4.5 montre les résultats obtenus dans [Har05].

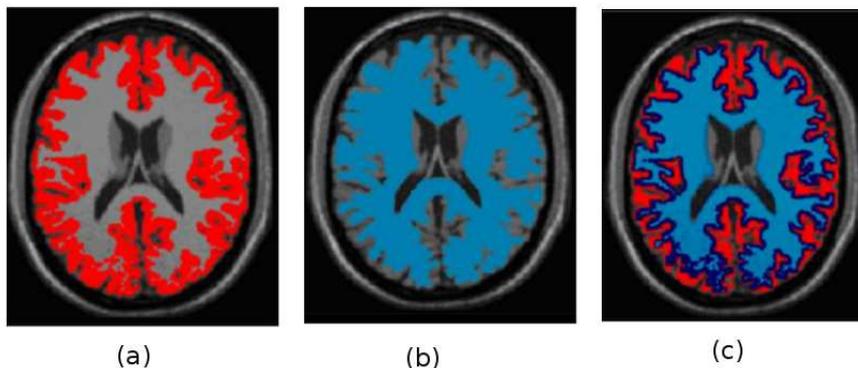


FIG. 4.5: Segmentation de l'encéphale par croissance de régions [Har05].  
(a) segmentation de la MG, (b) segmentation de la MB et (c) régions de chevauchement entre les deux régions segmentées.

Donc, dans le but de pallier à ce problème d'envahissement, nous faisons exécuter les germes, de manière simultanée pour les trois classes, ainsi chaque germe protège sa région contre l'envahissement des autres. Nous réalisons cela en fondant la croissance de régions sur un système multi-agents, chaque germe étant représenté par un agent. Le détail du système sera abordé dans les sections qui suivent.

##### 4.4.2 Choix des outils

Dans cette section, nous exposons les différents outils utilisés pour la réalisation de notre système.

## 4.4. Description de l'approche de segmentation proposée

---

### Langage de programmation

Notre application a été développée en Python<sup>1</sup>. Ce choix s'est d'une certaine façon imposé à nous, car les processus sur la plateforme BrainVISA sont écrits en python. Néanmoins, nous avons découvert en ce langage, des caractéristiques fort intéressantes, on cite :

- Python est un langage de programmation interprété multi-paradigme. En effet, il a un support pour la programmation orientée objet, la programmation fonctionnelle ou encore la programmation itérative.
- Ce langage a l'avantage d'avoir une syntaxe très simple, qui combinée à des types de données évolués (listes, dictionnaires,...), conduit à des programmes à la fois très compacts et très lisibles. De plus, Python est dynamiquement typé, c'est à dire que tout objet manipulable par le programmeur possède un type bien défini à l'exécution, qui n'a pas besoin d'être déclaré à l'avance.
- Python intègre, comme Java ou les versions récentes de C++, un système d'exceptions, qui permet de simplifier considérablement la gestion des erreurs.
- La portabilité de python, lui permettant de fonctionner sur la plupart des plateformes informatiques.
- Le langage Python peut être utilisé dans différents domaines, et offre diverses fonctionnalités, que ce soit pour la programmation système, le développement web ou encore la réalisation d'interfaces graphiques. En ce qui concerne le traitement d'images et le calcul scientifique, il fournit des bibliothèques spécialisées telles que PIL<sup>2</sup>, NumPy<sup>3</sup> ... etc.

### plateforme multi-agents

Il existe plusieurs plateformes offrant un cadre d'exécution aux agents. Pour notre travail, il a fallu trouver une plateforme qui permet de développer des agents en Python, et qui offre un certain nombre de services. La plateforme Spade nous a semblé la plus adaptée. Les principales caractéristiques de cette plateforme ont été présentées au chapitre 3.

### 4.4.3 Architecture du système multi-agents

L'architecture multi-agents que nous avons développée repose sur la notion d'agents situés et coopératifs (paragraphe 3.2.2 du chapitre précédent). Effectivement, les agents sont situés dans un environnement composé de données expérimentales (fournies lors des étapes précédentes d'analyse) et des informations progressivement extraites. Ici, la coopération est augmentative, c'est à dire que chaque agent travaille localement et s'adapte réactivement aux modifications de l'environnement. La communication entre les agents s'effectue par l'intermédiaire de l'environnement et via le système d'échange de messages.

---

<sup>1</sup> <http://www.python.org/>

<sup>2</sup>Python Imaging Library : <http://www.pythonware.com/products/pil/>

<sup>3</sup><http://numpy.scipy.org/>

## 4.4. Description de l'approche de segmentation proposée

---

C'est le système de gestion des agents qui crée et supprime les agents selon les besoins du système. Les agents peuvent prendre différents rôles (que nous définirons plus tard) à différents instants. Le changement de rôle dépend de la progression du processus de segmentation.

En plus de l'utilisation de l'annuaire, (le DF exposé dans le paragraphe concernant Spade) contenant les informations sur tous les agents, le système, se base sur différentes listes. On a des listes caractérisants les agents selon leur état et une liste des rôles.

### 4.4.3.1 Interaction et communication entre agents

Comme cela a été expliqué au chapitre précédent, dès sa création et son enregistrement, un agent possède un flux de communication continu avec la plateforme, ce qui lui permet de connaître son environnement à tout instant. De plus, la plateforme offre un système d'échange de messages facilité grâce au dispatcheur de messages (évoqué au précédent chapitre, paragraphe 3.5.4 ).

### 4.4.3.2 Les types d'agents

Notre système sera composé de deux types d'agents. Nous aurons un agent "contrôleur", et plusieurs agents "de croissance". Ces types d'agents partagent certaines caractéristiques mais se différencient par d'autres.

#### Le contrôleur du système

On peut définir le contrôleur du système comme étant un super agent, qui se charge de lancer l'exécution des autres agents. Il s'appuie sur les trois listes qui contiennent des liens vers les agents selon leur état et sur la quatrième liste contenant les rôles des agents dont la modification est déclenchée par la réception de requêtes.

#### Les agents de croissance

Ce sont des agents dont la tâche principale est l'exécution de la croissance de région. Leur création est demandée par le contrôleur.

### 4.4.3.3 Exécution des requêtes

Dans notre système, on distingue deux sortes de requêtes. Celles qui sont adressées par le contrôleur du système au gestionnaire des agents, et qui donnent accès à différents services, tels que :

- La récupération des informations sur la plateforme et sur les agents qui y sont déployés.
- La modification des ses propres informations.
- La recherche des autres agents selon un critère.

Et le deuxième type de requêtes : ce sont les agents qui les adressent au contrôleur du système. Ces requêtes dépendent des états des agents et peuvent faire l'objet de :

#### 4.4. Description de l'approche de segmentation proposée

---

- Changement d'état d'un agent : l'agent relatif est déplacé d'une liste d'états à une autre.
- Changement de rôle d'un agent : l'agent concerné est alors déplacé d'une liste de rôles à une autre.

Le résultat de ce deuxième type de requêtes est la mise à jour des différentes listes des agents, et la possibilité d'exécuter des actions spécifiques.

##### 4.4.3.4 Le modèle interne des agents

L'agent est la partie active du système, c'est lui qui fait les traitements sur les images et produit, en sortie, des informations en utilisant les connaissances définies dans sa configuration. Les agents se spécialisent dès leur création, d'une première manière, suivant le traitement qu'ils doivent effectuer, et les informations qui leurs sont données en entrée. Les agents se spécialisent également selon leur type de tissu cérébral relatif, leur état et leur rôle.

Un agent possède une vie limitée, avec un début et une fin. Il est créé à un certain instant par le système de gestion de la plateforme, et peut être détruit également à tout moment.

L'agent passe par trois états pendant son cycle de vie, il est respectivement actif, inactif et suspendu. Lorsque l'agent est dans l'état "actif", le contrôleur lui donne périodiquement la main pour qu'il exécute une partie des traitements dont il a la charge. Il peut passer à l'état "suspendu", c'est à dire qu'il ne peut pas s'exécuter. Ceci arrive dans les cas suivants : soit parce qu'il est en attente d'informations qui seront produites par un autre agent, soit parce que le contrôleur ne lui a pas donné la main. Lorsque l'agent a été stoppé dans son traitement (la croissance de régions) par la condition d'arrêt, il se met dans l'état inactif.

Un agent dans l'état suspendu ou inactif, peut encore exécuter certains traitements, dont le déclenchement est provoqué cette fois, par des requêtes émises par d'autres agents. Lorsque l'agent contrôleur donne la main à un agent de la liste des agents suspendus, ce dernier devient actif et s'exécute pendant un cycle donné au delà duquel il doit rendre la main au contrôleur.

##### 4.4.3.5 Organisation des données

L'environnement des agents est constitué par l'ensemble des informations, liées à l'application et manipulées par le système. Il contient initialement les données, c'est-à-dire les images à analyser et les connaissances fournies *a priori*, et il s'enrichit progressivement des informations extraites par les agents.

L'organisation des ces informations s'effectue au sein d'une zone commune partagée par tous les agents. Toutes les informations récoltées sont accumulées de façon externe aux agents afin qu'elles puissent subsister à leur mort et qu'elles soient utilisables facilement par les autres agents. Les informations doivent être structurées en groupes (chaque groupe caractérisant une entité), et en représentation des liens existants entre ces groupes.

#### 4.4. Description de l'approche de segmentation proposée

---

Il faut bien faire la distinction entre les différents types d'information. On a les connaissances descriptives et opératoires qui donnent une représentation *a priori* des différents concepts présents dans l'application et des traitements et paramètres à employer, et puis les informations descriptives accumulées par les agents, qui sont des sources de connaissances dynamiques que les agents utiliseront par la suite pour effectuer leurs propres traitements.

Les agents manipulent ces informations sous formes de "cartes", où sont organisées les informations décrivant chacun des pixels, et sur lesquelles les agents viennent lire et écrire.

##### **Les cartes (informations organisées par pixel)**

Comme on l'a dit, les cartes permettent de stocker les informations sur les pixels. Ces informations sont soit données ou calculées *a priori* (typiquement les cartes bas-niveau), soit progressivement extraites, de façon augmentative, par différents agents répartis sur l'image.

Il faut savoir que des cartes décrivant les pixels à différents niveaux sont produites et utilisées par les agents : cartes de bas-niveau, cartes décrivant les régions, cartes décrivant des concepts. Plusieurs cartes peuvent être associées à un même concept, ces cartes contiennent des informations aussi bien numériques (niveau de gris, nombre de voisins d'un pixel avec l'étiquette d'un tissu) que symboliques (étiquette attribuant un pixel à une primitive ou à un concept).

**Les informations de « bas-niveau » :** Plusieurs types de cartes peuvent être désignés comme des cartes de « bas-niveau » :

- les cartes de niveaux de gris constituant les données à interpréter.
- les cartes obtenues par transformation des cartes de niveau de gris (cartes de module et de directions de gradient, cartes obtenues par morphologie mathématique ...)
- les cartes destinées à corriger les niveaux de gris.

Dans notre application, seulement quatre cartes sont introduites :

- une carte de l'image de niveaux de gris.
- trois cartes d'appartenance floues : ces cartes sont obtenues lors d'une pré-segmentation de l'image par FCM, chacune étant relative à une classe.

**Les informations sur les régions :** Une structure d'informations regroupe les informations sur les régions. Une carte est associée à cette structure qui permet de connaître l'identifiant de la région associée à chaque pixel, position du germe, ...

**Les informations sur les concepts (cerveau, tissus cérébraux) :** Des informations sont rattachées au concept « cerveau » d'une part, et aux concepts « matière blanche », « matière grise » et « liquide céphalo-rachidien » d'autre part. Le premier type d'informations est calculé à l'aide de la carte du cerveau différenciant l'intérieur du cerveau du reste

### 4.5 Présentation de l'architecture du module de segmentation

L'image dans laquelle les agents sont situés, représente l'environnement des ces derniers. Les agents sont distribués et agissent de manière simultanée sur cet environnement. Dans ce qui suit nous présentons les caractéristiques du système proposé :

1. **Organisation** : comme nous l'avons précédemment précisé, les rôles et les états des agents peuvent varier au cours du temps, ainsi que les relations entre les agents qui sont variables en fonction des rencontres faites dans l'environnement.
2. **Type et nombre d'agents** : nous utilisons les deux types d'agents précédemment présentés, que nous appelons AgentCrois et AgentIma. Nous distinguons dans notre système, plusieurs AgentCrois et un seul AgentIma.

#### 4.5.1 Caractéristiques des agents

Chacun des deux types d'agents précédemment cités, possède ses propres caractéristiques :

##### AgentCrois

Ce type d'agents est chargé d'exécuter l'algorithme de croissance de région, dont le résultat est l'étiquetage des pixels. Ces agents peuvent jouer l'un des trois rôles suivants :

- Le rôle "croissance" : il correspond à un processus de croissance de région.
- Le rôle "négociation" : il consiste à négocier une éventuelle fusion avec un autre agent.
- Le rôle "fusion" : il consiste à effectuer la fusion avec un autre agent.

Les agents de type "AgentCrois" peuvent passer bien sûr par les trois états : "actif", "suspendu" ou bien "inactif".

##### AgentIma

Dans notre application, AgentIma est l'agent relatif à l'agent contrôleur (évoqué précédemment). Cet agent possède un seul rôle : le "contrôle".

#### 4.5.2 Comportement des agents

Le paragraphe qui suit présente les différentes phases du processus, ainsi que les comportements des agents face aux événements. Nous définissons trois phases : phase d'initialisation, phase de croissance et phase de négociation. Il existe un chevauchement entre ces phases.

##### La phase d'initialisation

Comme son nom l'indique cette phase permet d'initialiser le système et les différentes listes. AgentIma et AgentCrois s'y comportent comme suit :

### Phase d'initialisation

#### Comportement de AgentIma :

AgentIma est à tout moment à l'état d'écoute de ses messages.

Dans la Phase d'Initialisation, AgentIma lance un AgentCrois relatif au premier germe.

Lorsque AgentIma constate que le premier AgentCrois est dans l'état "suspendu" :

- Il peut lancer un deuxième AgentCrois,
- Il met à jour ses données.

#### Comportement de AgentCrois :

Un AgentCrois venant d'être lancé prend le rôle « croissance » et se met dans l'état "actif".

L'AgentCrois commence sa croissance de régions à partir de son germe :

- Il observe ses pixels voisins,
- Il ajoute à sa région les pixels qui répondent au Prédicat,
- Il incrémente le nombre de ses itérations et met à jour ses données.

Ensuite, AgentCrois se met dans l'état « suspendu ». Cet état va permettre à AgentIma de lancer un deuxième AgentCrois relatif au deuxième germe.

### La phase de déroulement des croissances

Cette phase décrit, comment les agents de type AgentCrois alternent les états et les rôles selon les besoins du système :

### Phase de déroulement des croissances

Lorsque AgentIma perçoit qu'un AgentCrois est dans l'état "suspendu" : Il analyse la liste Listrôle et lance l'AgentCrois approprié.

Si un AgentCrois trouve sa condition d'arrêt de la croissance satisfaite, il ne meurt pas car il se peut qu'il soit sollicité par un autre AgentCrois en vue d'une fusion, cet agent se met dans l'état "inactif".

Si pendant la progression un AgentCrois veut ajouter à sa région un pixel qui appartient déjà à une autre région, une Phase de Négociation commence.

## 4.5. Présentation de l'architecture du module de segmentation

---

### La phase de négociation

Cette phase intervient entre deux agents, si l'un d'eux veut agréger à sa région un pixel déjà étiqueté par l'autre. Elle suit les instructions suivantes :

**Phase de Négociation**

Les deux AgentCrois concernés par cette phase changent de rôle, ces agents avaient le rôle « croissance », ils prennent le rôle « négociation ».

Tant que le processus de négociation est en cours, AgentIma ne déclenche pas un autre agent (les autres agents sont en état « suspendu »).

Si les deux AgentCrois possèdent des germes du même type alors ils fusionnent :

- Il se crée un nouveau AgentCrois fils,
- Ce nouvel agent récupère toutes les données des deux agents pères,
- Les agents pères meurent,
- AgentIma met à jour toutes ses données.

Si les deux AgentCrois ne possèdent pas des germes du même type alors, le processus de segmentation continue et les deux agents concernés reprennent le rôle « croissance ».

### Remarque

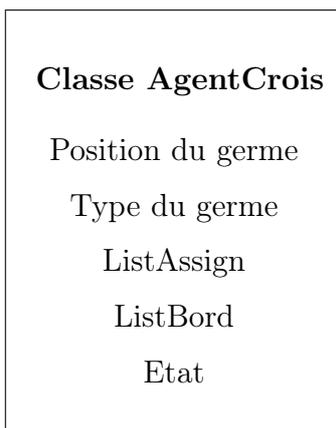
Avec la progression du processus, le nombre d'agents disponibles diminue et la vitesse d'exécution augmente.

### 4.5.3 Architecture logicielle des agents

Les agents sont représentés par des classes implémentées en Python. Le système multi-agents est exécuté sur un seul processeur.

Les principaux membres de ces classes sont comme suit :





Avec :

**ListRole** : Toutes les cellules sont nulles sauf celles concernant le prochain agent qui doit commencer la croissance de sa région.

**ListSusp** : Informe le système sur les agents qui ont vérifié le critère d'arrêt de la croissance de région, ces agents attendent une éventuelle fusion avec un autre agent.

**Type du germe** : Concerne le tissu cérébral relatif au germe de l'agent concerné, chaque tissu est représenté par une étiquette.

**ListAssign** : Concerne tous les pixels déjà assignés à la région de l'agent.

**ListBord** : Contient tous les pixels appartenant à la frontière de la région en cours. L'agent connaît ses pixels candidats, à tout moment.

**Etat** : Représente l'état de l'agent, il peut prendre les valeurs suivantes : « actif », « suspendu » ou « inactif ».

### Remarques

1. ListRole, ListSusp, ListAssign et ListBord sont des listes dont la taille varie avec la progression du processus de segmentation, car à tout moment, des agents peuvent disparaître ou être créés et chaque agent voit sa région augmenter.
2. Dans ce paragraphe, nous avons présenté les principaux membres des classes de manière à ce que le fonctionnement global du système soit compréhensible, néanmoins il existe d'autres membres de ces classes et d'autres conditions qui conduisent les comportements des agents.

#### 4.5.4 La croissance de région coopérative

Le positionnement des germes sur l'image est la préoccupation première de la croissance de région. Plusieurs méthodes permettant d'obtenir des germes significatifs selon l'application existent. Instinctivement, pour la segmentation d'IRM en trois classes, on pourrait penser à sélectionner comme germes, trois pixels (chacun relatif à un tissu). Ces trois pixels pourraient être choisis sur la base de la moyenne des niveaux de gris de chaque tissu obtenue après avoir effectué une classification dure par les k-Means.

## 4.5. Présentation de l'architecture du module de segmentation

---

La croissance de région débuterait avec l'un des trois germes, lequel analyse ses pixels voisins, et s'ils vérifient le prédicat alors il les ajoute à sa région.

Nous trouvons dans [Har05] les résultats d'une telle segmentation, avec un prédicat défini comme suit :

$$NG(P) - MG(R) < S$$

avec :

- P est le pixel inspecté.
- NG (P) est la radiométrie du pixel P.
- MG (R) : la moyenne des niveaux de gris de la région R.
- S est un seuil choisi expérimentalement.

Ces résultats ne sont pas concluants, et mènent à des erreurs dans la segmentation.

Dans notre travail, afin d'éviter ce genre de problème, nous avons décidé de procéder autrement.

### 4.5.4.1 Sélection des germes

Pour déterminer les germes significatifs, nous suivons la démarche suivante :

- Une classification par FCM est effectuée sur l'image, ce qui nous permettra d'obtenir les degrés d'appartenance de chaque pixel à une classe donnée. Nous fixons le nombre de classes à 3 et le facteur de flou  $m$  à 2 ( tel que justifié au début du chapitre). Les résultats montrent que certains pixels possèdent des degrés d'appartenance élevés à l'une des classes, nous admettrons que pour  $u_{ik} > 0.8$  ces pixels feront partie de cette classe.

- La liste des germes éventuels est une liste de points que nous positionnons sur l'image de manière régulière (avec un pas prédéfini). Ces points sont positionnés uniquement dans la zone de l'encéphale.

Ces points ne sont pris comme germe que si leurs degrés d'appartenance à une région donnée sont supérieurs au seuil fixé et que leurs voisins possèdent également des degrés d'appartenance supérieurs à 0.8 pour cette même région.

Les germes se concentrent dans les parties de l'image où il y a le plus de probabilité d'avoir un tissu pur. La figure 4.6 montre une telle concentration, cette image est un cas extrême relatif au nombre de germes.

### Remarque

Cette double condition pour la sélection des germes, s'explique par le fait que dans certains cas, si on ne conditionne que le germe en ne tenant pas compte de ses voisins, on peut avoir des erreurs de segmentation. Comme par exemple, l'apparition de points dans la matière blanche qui possèdent un degré d'appartenance élevé pour la matière grise (phénomène causé par le bruit).

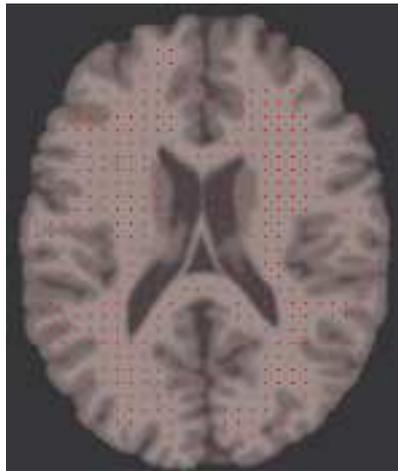


FIG. 4.6: Sélection des germes par FCM.

### 4.5.4.2 Prédicat

En plus du choix des germes qui est très important pour la croissance de régions, le choix du prédicat a également une importance accrue. Pour notre travail, nous avons adopté le prédicat suivant [Har05] :

$$\mu_{tissu} - \alpha * \sigma_{tissu} < NG < \mu_{tissu} + \alpha * \sigma_{tissu}$$

avec :

- NG : le niveau de gris du pixel considéré.
- $\mu_{tissu}$  et  $\sigma_{tissu}$  : la moyenne et l'écart type de la région relative au tissu considéré, obtenues après avoir effectué une première classification dure (k-Means).
- $\alpha$  : un coefficient fixé 1.5.

Nous associons à ce prédicat, une condition telle que : aucun pixel ayant une appartenance inférieure à 0.7 n'est ajouté à la région en cours. Cette condition nous permettra d'éviter le chevauchement entre la matière blanche et la matière grise qui peut apparaitre dans certains cas.

### 4.5.4.3 Le critère d'arrêt

Le critère d'arrêt que nous choisissons est la non existence de pixels pouvant être ajoutés (vérifiant la condition d'agrégation) à la région en cours de croissance.

### 4.5.5 Influence de la granularité des agents

Le nombre d'AgentCrois (effectuant la croissance) dépend du pas utilisé lors du positionnement des germes éventuels sur l'image, le nombre d'agents possède une influence négative sur la durée totale de la segmentation car il y a plus de communications entre les agents. Cependant, une faible granularité cause des chevauchements entre les régions.

### 4.5.6 Comparaison des résultats avec ceux de la FCM

La plupart des travaux concernant les IRM cérébrales, que ce soit pour étudier les tissus, des lésions, etc., utilisent la FCM pour segmenter l'image en trois classes de tissus. Nous comparons dans ce qui suit, les résultats obtenus par l'approche proposée avec ceux de la FCM.

Les images de la Figure 4.7 représente les résultats, à gauche, par la méthode FCM classique, et à droite par notre approche pour une séquence T1 en coupe axiale et coronale. Les différences peuvent être observées au niveau des frontières entre les tissus, par exemple, comme on remarque dans la partie entourée d'un cercle, notre approche corrige l'apparition de certains pixels qui sont classifiés comme étant du liquide céphalo-rachidien dans la matière grise.

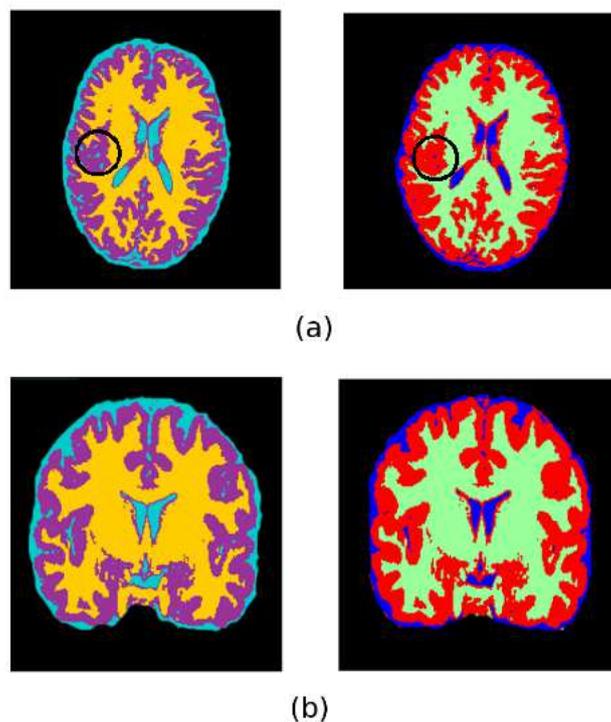


FIG. 4.7: Segmentation d'une coupe axiale et coronale. (a) plan axial et (b) plan coronal.

## 4.6 Résultats

La segmentation est appliquée sur des images réelles qui peuvent être au format jpeg, png ou gif. Ces images sont ceux de patients sains. La figure 4.8 montre les résultats pour les trois coupes : axiale, frontale et sagittale (de haut en bas). Les colonnes (a) et (b) représentent respectivement l'image initiale et l'image après extraction de l'encéphale. Dans la colonne (c), nous avons l'image segmentée, avec la matière blanche qui est coloriée en vert, en rouge, on retrouve la matière grise et la couleur bleue représente le liquide céphalo-rachidien.

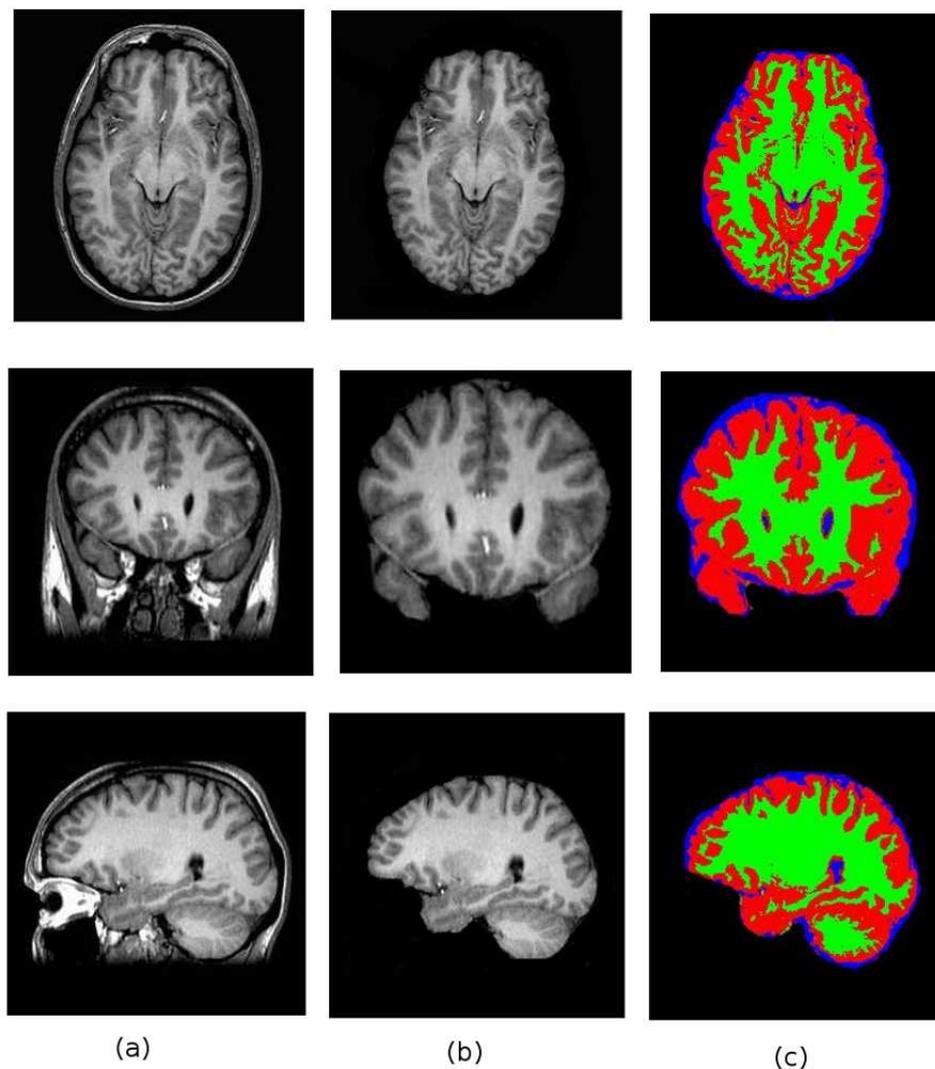


FIG. 4.8: Résultats de la segmentation sur des images réelles

## Interprétation

Les résultats présentés dans la figure 4.8 montrent que notre approche permet d'avoir une classification plus nette, c'est-à-dire que l'on ne constate pas l'apparition de pixels dans la matière blanche, classifiés comme appartenant à la matière grise. Ceci est dû à l'utilisation de la coopération, qui nous permet de prendre en compte les caractéristiques globales et locales de l'image.

## Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté notre approche de segmentation du cerveau basée sur la coopération dans un environnement multi-agents. Nous avons commencé par exposer l'étape de l'édition de l'encéphale qui s'est faite par morphologie mathématique. Par la suite, nous avons détaillé l'approche, qui vise à classifier l'encéphale en trois classes :

## 4.6. Résultats

---

matière grise, matière blanche, liquide céphalo-rachidien.

Nous avons tout d'abord utilisé les algorithmes k-means et FCM. Pour la FCM, nous avons justifié notre choix pour le facteur de flou puis nous avons discuté les résultats obtenus.

La coopération est intégrée dans notre travail afin de tirer partie des différentes techniques de segmentation. La FCM qui agit sur l'image dans sa globalité et fournit une information sur les degrés d'appartenance des pixels aux classes de tissus et la croissance de région qui permet d'exploiter les informations locales. La deuxième technique exploite les résultats de la FCM.

Nous avons proposé de fonder la croissance de région sur un système multi-agents, afin d'éviter certains problèmes de chevauchement entre les tissus. En effet, avec les SMA, nous avons, un agent pour chaque germe, donc nous effectuons une segmentation répartie sur l'image et qui agit de manière simultanée sur toute sa surface.

De plus, les systèmes multi-agents en offrant un entrelacement entre les actions des agents, permettent d'adapter la stratégie d'analyse de l'image au fur et à mesure que des résultats partiels sont produits.

Les paramètres de la croissance de régions sont ajustés dans ce travail afin de s'adapter au cas particulier des IRM cérébrales. Pour le choix des germes, qui représente une étape cruciale dans la croissance de région, nous nous sommes basées sur des études récentes, et nous avons opté pour une approche de répartition basée sur les résultats d'une première classification par FCM.

En ce qui concerne le prédicat d'agrégation, nous avons utilisé une double condition, l'une concernant les différences locales entre pixels et l'autre utilisant les informations fournies par la FCM.

# Déploiement sur BrainVISA

## Sommaire

---

<b>5.1</b>	<b>Introduction</b>	<b>73</b>
<b>5.2</b>	<b>Plate-forme BrainVISA</b>	<b>74</b>
5.2.1	Présentation	74
5.2.2	Gestion des données dans BrainVISA	75
5.2.3	Les boîtes à outils de BrainVisa	75
5.2.4	Interface graphique de BrainVISA	76
<b>5.3</b>	<b>Déploiement</b>	<b>77</b>
5.3.1	Créer un nouveau traitement	77
5.3.2	Interface du traitement	79
	<b>Conclusion</b>	<b>81</b>

---

## 5.1 Introduction

Après avoir exposé notre système de segmentation basé sur la coopération, nous allons à travers ce chapitre, présenter les étapes de son déploiement sur BrainVISA.

Au départ, notre système pouvait s'exécuter uniquement grâce à un script python, donc seulement en ligne de commande. Brainvisa nous a permis de réaliser une interface pour notre outil. Dans ce chapitre nous présentons l'interface graphique de BrainVISA, et nous exposons l'interface réalisée pour notre traitement.

La plateforme logicielle BrainVISA est un environnement permettant un accès simplifié aux images issues des examens IRM et aux logiciels d'analyse et de traitement de ces images. BrainVISA Étant Open source, elle permet de déployer de nouveaux traitements facilement.

### 5.2 Plate-forme BrainVISA

BrainVISA est née à l'initiative des méthodologistes de l'IFR 49<sup>1</sup>. Le premier prototype a été développé durant l'année 2000/2001 par *Yann Cointepas*, lequel a présenté un atelier sur la plateforme aux Journées d'étude algéro-françaises en Imagerie Médicale (JETIM2008) en Novembre 2008.

Depuis le premier prototype, le noyau de BrainVISA a été repris et développé par l'équipe de *Jean-François Mangin* (directeur du LNAO<sup>2</sup>) et les ingénieurs de l'IFR 49, d'abord au Service Hospitalier Frédéric Joliot et maintenant à Neurospin<sup>3</sup> au CEA Saclay.

#### 5.2.1 Présentation

BrainVISA est modulaire et personnalisable, elle réunit divers outils de recherche en neuroimagerie. Ces outils sont regroupés par thèmes dans des boîtes à outils. L'architecture de BrainVISA fournit, comme on peut le voir sur la figure 5.1 :

- aux **utilisateurs**, une interface unifiée pour traiter leurs images en utilisant des méthodes provenant de plusieurs laboratoires.
- aux **méthodologistes**, des outils pour réaliser facilement une interface graphique à leurs algorithmes, où nous-mêmes à travers l'équipe ParIMéd du laboratoire LRPE de la faculté d'électronique et d'Informatique de l'USTHB, nous nous situons.

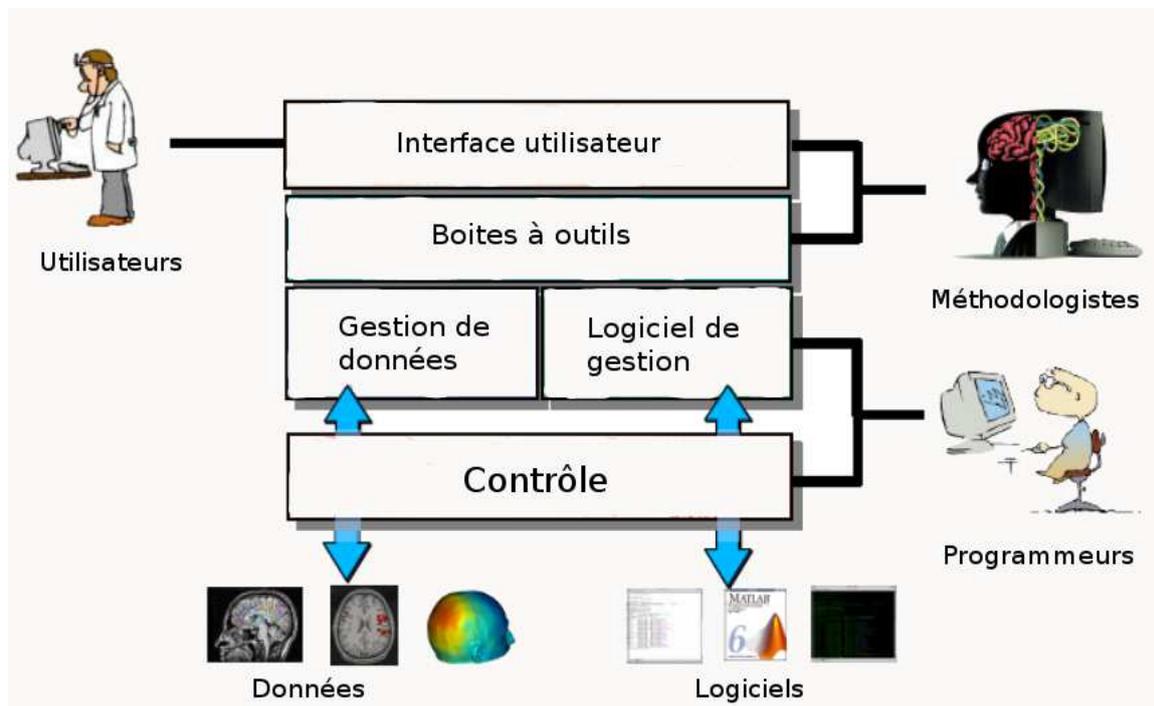


FIG. 5.1: Schéma de l'architecture de BrainVISA

<sup>1</sup> Institut Fédératif de Recherche 49 – Institut d'Imagerie Neuro-fonctionnelle, regroupant divers établissements de recherche publique (CNRS – INSERM – Université Paris XI et Paris VI) autour d'un axe commun : l'Imagerie Neuro-fonctionnelle.

<sup>2</sup> LNAO : Laboratoire de Neuroimagerie Assistée par Ordinateur

<sup>3</sup> Neurospin : Centre d'imagerie cérébrale en champ intense dont le but est d'étudier le cerveau.

### 5.2.2 Gestion des données dans BrainVISA

L'organisation des données est un point important dans la compréhension et la prise en main de BrainVISA. En effet, BrainVISA a été conçue pour permettre une utilisation simplifiée d'outils de neuroimagerie issus de différents laboratoires et pouvant combiner des données issues de plusieurs modalités d'acquisition (IRMa, IRMf, IRMd, EEG/MEG<sup>4</sup>, PET<sup>5</sup>, etc.). Les interactions entre ces outils et les différentes modalités ont été rendues possibles grâce à un système d'organisation des données. Afin de rester compatible avec les logiciels existants, BrainVISA s'appuie principalement sur l'organisation des fichiers et des répertoires pour construire une base de données.

Un répertoire est une base de données BrainVISA si la structure de ses sous-répertoires et les noms des fichiers dans ce répertoire respectent un ensemble de règles. Ces règles permettent à BrainVISA de parcourir l'ensemble du contenu du répertoire de données et d'identifier sans ambiguïté les éléments composant la base de données. Ces éléments sont composés des informations suivantes :

- Types de données.
- Format de fichier.
- Fichiers.
- Attributs.

Il est possible de créer plusieurs bases de données et de sélectionner celles que l'on souhaite activer.

#### Remarque

Pour notre application, dans cette première phase nous n'utilisons pas le système de bases de données de BrainVISA car cela requiert l'utilisation de méthodes préexistantes, pour définir les ontologies. Comprendre ces méthodes et les adapter aurait pris beaucoup de temps, donc nous avons décidé d'utiliser seulement les méthodes et les outils de python. Nous avons laissé l'utilisation du système de bases de données de BrainVISA comme perspectives.

### 5.2.3 Les boîtes à outils de BrainVisa

La modularité est l'un des points forts de l'infrastructure de BrainVISA. En effet, BrainVISA se base sur un système de boîtes à outils, qui sont indépendantes et séparées les unes des autres.

Une boîte à outils inclut un ensemble de traitements, d'extensions pour l'organisation des données, Nous citons comme exemple, la boîte à outils dédié au traitement des images IRM pondérées en  $T_1$ . Le produit de la principale chaîne de traitements issue de cette boîte à outils est le suivant : une classification en niveaux de gris pour la morphométrie voxel par voxel, des maillages des surfaces de chaque hémisphère pour la visualisation, des maillages sphériques de la matière blanche de chaque hémisphère, un graphe des

---

<sup>4</sup>ElectroEncephaloGraphy / MagnetoEncephaloGraphy

<sup>5</sup>Positron Emission Tomography ou tomographie par émission de positons

## 5.2. Plate-forme BrainVISA

plissements corticaux, un étiquetage de ces plissements fondé sur une nomenclature des principaux sillons.

Les autres boîtes à outils peuvent être regroupées selon leur domaine d'application, on cite :

- Un pipeline pour le tracking des fibres et pour l'IRM de diffusion.
- Une boîte à outils pour les IRM fonctionnelles.
- Un outil de traitement des EEG/MEG.

### Remarque

BrainVISA intègre de multiples bibliothèques pour la manipulation de différents types de structures de données, tels que les images, les ROI, les mailles, les textures, etc. Ces données peuvent être stockées sous différents formats (JPG, PNG, MINC, DICOM, ...).

### 5.2.4 Interface graphique de BrainVISA

L'interface graphique BrainVISA est composée principalement de 3 panneaux, de la gauche vers la droite, on peut voir la première partie qui liste les boîtes à outils. L'arborescence des traitements de chaque boîte à outils est mise dans la partie du milieu, avec la liste de tous les répertoires contenant les traitements proprement dit. Le dernier panneau est consacré à la partie documentation. Cette documentation sert à expliquer le traitement utilisé et donner les détails sur les formats des données d'entrée et de sortie ( Figure 5.2).

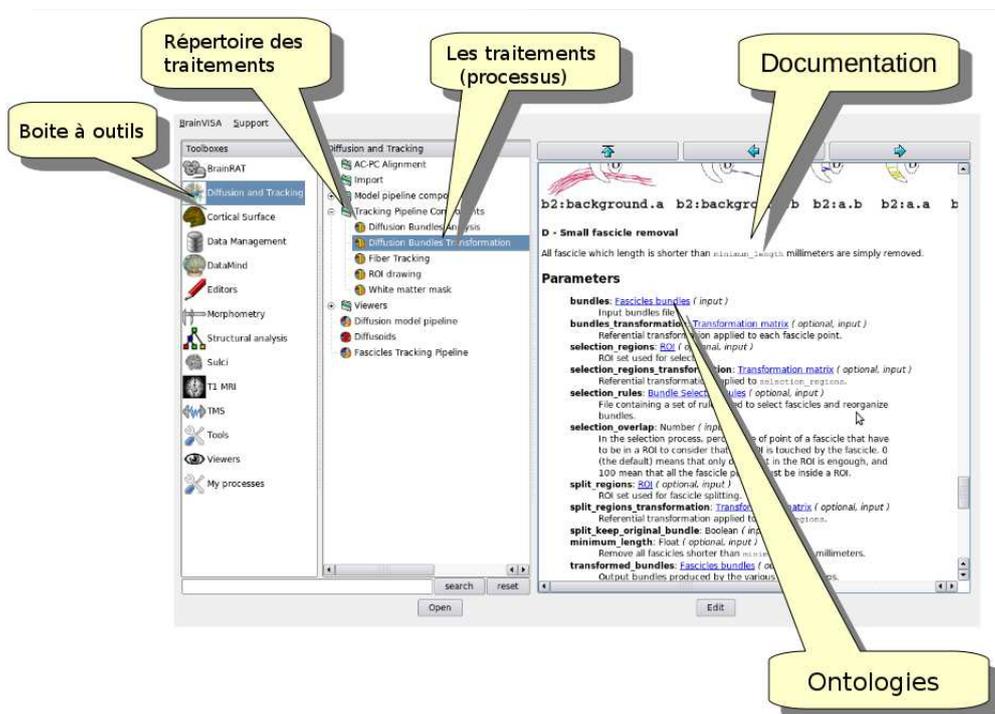


FIG. 5.2: Interface de BrainVISA

### 5.3 Déploiement

La plateforme a été conçue de façon à être facilement personnalisable. Les modifications peuvent intervenir à tous les niveaux de l'infrastructure :

- Traitement des images : créer des algorithmes pour le traitement des images, soit en combinant des méthodes préexistantes et fournies par BrainVISA, soit en écrivant de nouvelles.
- Visualisation : la possibilité de customiser (personnaliser) des outils de visualisation existants ou de créer de nouveaux afficheurs et visualiseurs.
- Interface de l'utilisateur : personnaliser quelques éléments d'une interface ou en concevoir une.

Dans le cadre de notre travail, nous avons ajouté un nouveau traitement à BrainVISA et lui avons réalisé une interface, celle-ci sera présentée en détails dans le paragraphe qui suit.

#### 5.3.1 Créer un nouveau traitement

BrainVISA se base sur un système de briques logicielles, c'est ce qu'on appelle les *traitements*. Ils sont réalisés en Python, suivant une structure prédéfinie. La figure 5.3 montre un exemple pour un traitement de seuillage.

Ajouter un processus (traitement) sur BrainVISA, consiste donc à créer un nouveau répertoire (dossier), qui sera mis dans le sous-répertoire `\Brainvisa \toolboxes`. Ce répertoire contiendra un dossier nommé "process", dans lequel, on crée un fichier Python, avec l'extension ".py".

Comme on le voit sur la figure 5.3, il y a une partie "Header", qui sert surtout à importer les méthodes et les classes dont nous avons besoin pour notre traitement. La deuxième partie, est la signature, qui correspond à la partie où on définit les paramètres du processus :

```
signature = Signature( list-param )
– list-param ← nom, type, nom, type, ...
– Types de paramètres :
  – String ()
  – Number(), Float(), Integer()
  – Boolean()
  – Choice( value, ( label, value ), ... )
  – ReadDiskItem( type, formats )
  – WriteDiskItem( type, formats )
```

Après la signature, la partie initialisation permet d'initialiser les paramètres définis plus haut. Cette partie étant optionnelle, nous ne l'avons pas définie dans notre traitement.

### 5.3. Déploiement

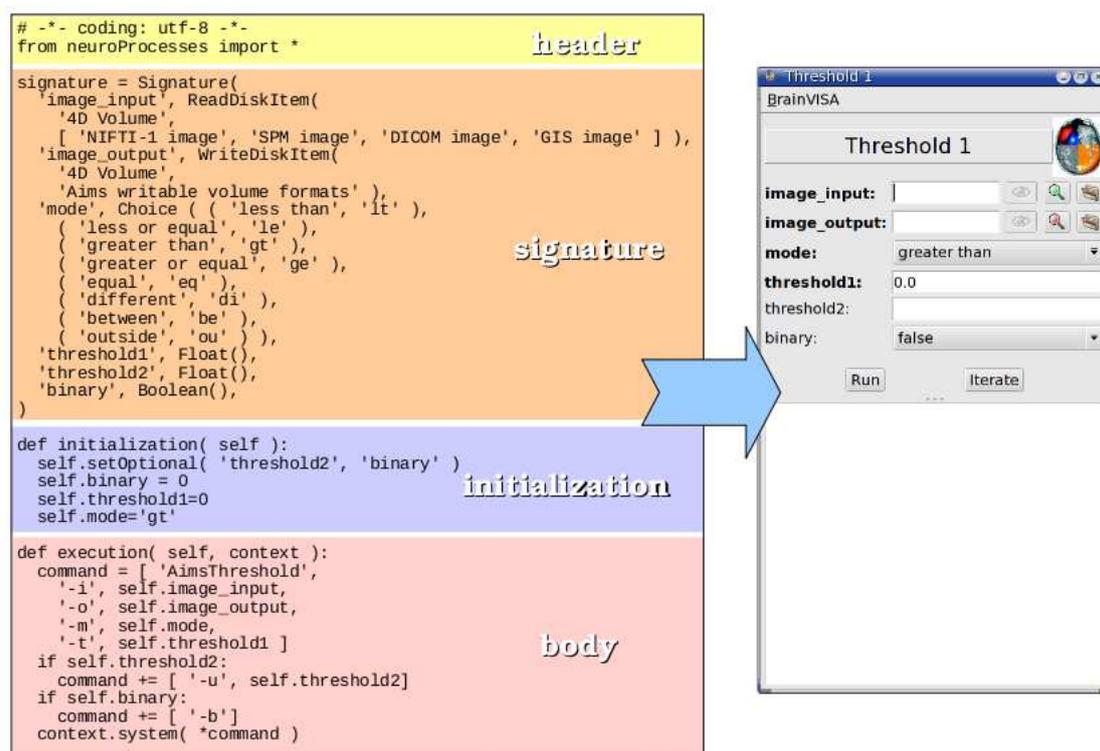


FIG. 5.3: Structure d'un traitement BrainVISA

Ensuite, vient la partie la plus importante, le corps du processus "Le traitement proprement dit", qui a la structure suivante :

```
def execution( self, context ) :
    command = [ 'nom-traitement', ...]
```

La méthode "execution" reçoit comme paramètres :

- **self** : qui permet d'avoir les valeurs des paramètres.
- **Context** : représente le contexte d'exécution. Le contrôle et la gestion des interactions entre le système et les utilisateurs dépendent du contexte.

Notre traitement aura la structure suivante : La Signature, avec deux instructions qui permettent de renseigner les champs à avoir dans l'interface et les formats de ces champs. Donc nous avons, "Image-originale", qui caractérise l'image en entrée, et "Image-segmentée", qui représente le résultat.

La partie Body, quant à elle, renferme les instructions pour récupérer les données de l'image à segmenter et pour y appliquer le traitement de croissance de région basé sur les SMA. Les dernières instructions servent à sauvegarder l'image résultante, et aussi à l'afficher à l'utilisateur à l'aide du logiciel "Anatomist".

### 5.3. Déploiement

---

HEADER :

```
- # * - coding : utf-8 - * -  
from neuroProcesses import *
```

SIGNATURE :

```
signature = Signature(  
'Image-originale', ReadDiskItem( '2D Volume', [JPG image, BMP, PNG, TIFF] ),  
'Image-segmentee', WriteDiskItem( '2D Volume', 'Aims writable volume formats' )  
)
```

BODY :

```
def execution( self, context ) :  
    Img= Image.open( self.Image-originale.fullPath() )  
    context.Croissance-SMA (Img)  
    Copie.save (self.Image-segmentee.fullPath())  
    a = anatomist.Anatomist()  
  
    aImage = a.loadObject (self.Image-segmentee.fullPath(),self.Image-originale.fullPath())  
  
    aWindow = a.createWindow( 'Axial' )  
    aWindow.addObject( (aImage) )
```

#### 5.3.2 Interface du traitement

L'interface qui résulte de ce code conçu, implémenté et déployé sur BrainVISA est expliquée en figure 5.4. Il y a différents éléments :

- Un bouton «Executer» : permet de lancer le traitement.
- Un bouton «Itérations» : permet de lancer d'autres itérations du traitement, ce qui facilite le travail de l'utilisateur, qu'il n'a pas besoin à chaque fois de relancer l'interface.
- Un bouton avec «dessin de dossier» : sert à spécifier le chemin des images à segmenter

### 5.3. Déploiement

dans le cas de "image-originale", et renseigne le chemin d'enregistrement de l'image en sortie pour "image-segmentée".

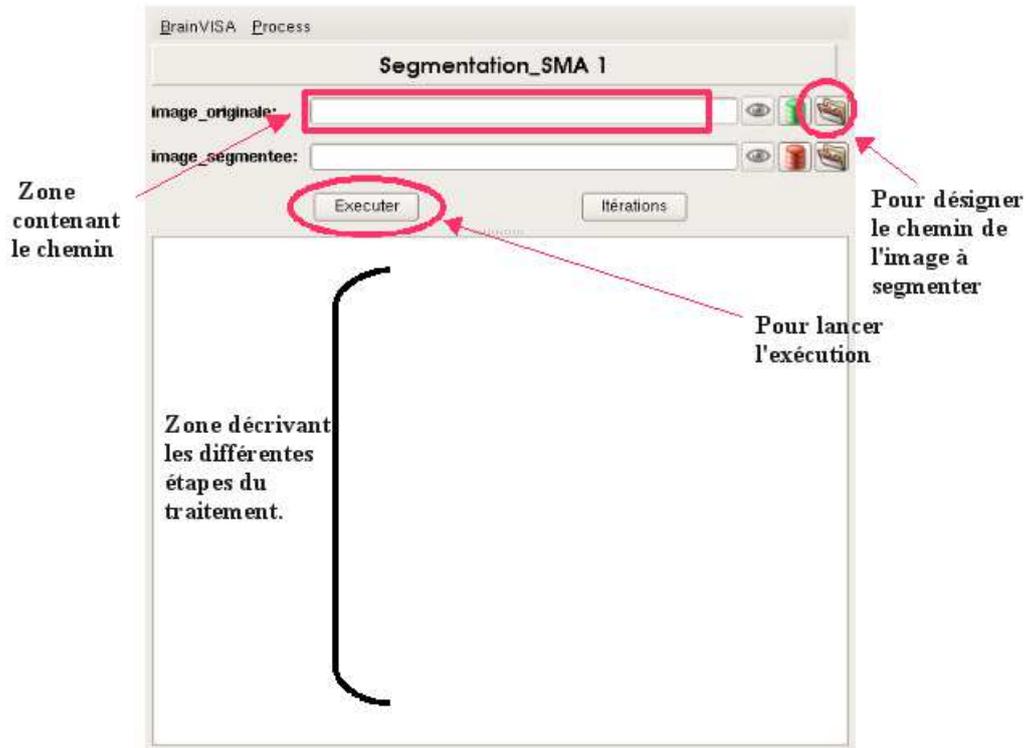


FIG. 5.4: Interface du processus développé

Le bouton avec «dessin un oeil» : permet de visualiser les images, lance le logiciel Anatomist, présenté dans la chapitre 1. La figure 5.5 montre une fenetre d'Anatomist, avec l'image segmentée.

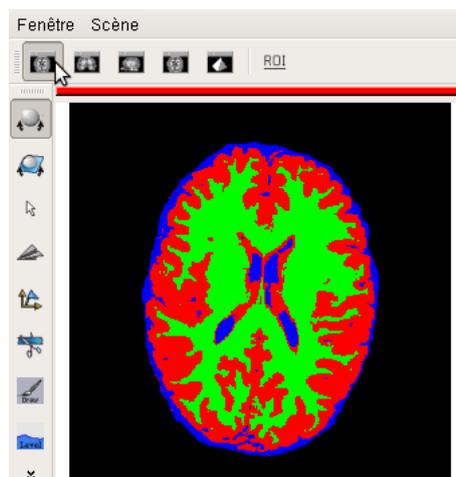


FIG. 5.5: Fenêtre d'anatomist

## Conclusion

Ce chapitre clôture ce mémoire en exposant la dernière étape de notre travail, le déploiement sur la plateforme de visualisation.

BrainVISA fournit une infrastructure de développement qui peut être utilisée à différents niveaux. Au plus simple niveau, les chercheurs l'utilisent dans leur travail au quotidien pour créer des scripts afin d'adapter BrainVISA à aux situations ou aux organisations des données spécifiques. Ces scripts peuvent être exécutés de manière interactive pour l'exploration et la résolution de problème itérative. À un niveau intermédiaire, BrainVISA peut inclure ces scripts dans un environnement graphique généré automatiquement et peut les relier à des bases de données. Au plus haut niveau de complexité, il est possible de construire une application à partir de zéro en utilisant des composants graphiques existant et des composants d'analyse de données.

Les étapes du déploiement nous ont permis de nous familiariser avec le logiciel, et d'essayer différentes stratégies. Ceci a également contribuer à nous faire mieux connaître les méthodes de traitement des images cérébrales.

# Conclusion Générale

L'objectif de notre travail a concerné la segmentation des tissus cérébraux à partir d'images de résonance magnétique nucléaire, en vue de segmenter l'encéphale en trois types de tissus : la matière grise, la matière blanche et le liquide céphalo-rachidien.

Nous avons tout d'abord présenté l'anatomie cérébrale et la technique d'imagerie par résonance magnétique, ainsi que les principes importants de la formation de l'image. L'étude bibliographique menée concernant les méthodes de segmentation d'images nous a permis d'appréhender la diversité des méthodes de segmentation des tissus cérébraux en IRM. Nous avons ensuite effectué une étude concernant les systèmes multi-agents. Nous y avons également vu quelques travaux utilisant les SMA pour la segmentation d'images médicales.

Le système de segmentation proposé est décrit suivant les différentes étapes. Comme dans la plupart des travaux, nous commençons par l'étape de l'édition de l'encéphale, qui sépare ce dernier des autres tissus, qui apparaissent initialement dans les IRM. Nous utilisons à cet effet, un seuillage et une morphologie mathématique.

Pour obtenir les seuils de binarisation, nous effectuons une pré-segmentation par les k-Means, qui nous fournira la moyenne et la variance des radiométries des trois types de tissus recherchés. Après cela, une succession de dilatations et d'érosions est réalisée suivie d'une segmentation en composantes connexes afin d'extraire l'objet le plus volumineux, qui représente l'encéphale. L'étape de l'édition de l'encéphale étant réalisée, nous décrivons la segmentation des tissus cérébraux en trois régions.

L'approche que nous avons mise en œuvre est basée sur la « coopération ». En effet, nous faisons coopérer deux méthodes de segmentation d'images, chacune agissant d'une certaine manière sur l'image.

Nous utilisons une méthode qui tient compte de l'image dans sa globalité pour la segmenter, la « classification floue : la FCM ». Les autres avantages de la FCM sont qu'elle tient compte des pixels de volume partiel, et qu'elle permet de modéliser l'effet de bruit en fournissant des cartes d'appartenances floues. Dans le but d'introduire les informations et les caractéristiques locales de l'image, nous avons utilisé la « croissance de régions » en coopération avec la classification floue.

L'utilisation de la croissance de régions, de la manière classique avec nos IRM cérébrales produit des chevauchements entre régions. Afin de les éviter et d'utiliser cet

algorithme de manière plus efficace, nous l'avons développé autour d'un système multi-agents.

La croissance de régions requiert la définition d'un prédicat. Faisant suite à l'étude bibliographique, nous avons choisi d'utiliser un double prédicat qui nous assure les meilleurs résultats et une condition qui nous évite le chevauchement entre les tissus dans les frontières.

Afin de choisir des germes significatifs pour la croissance de région, nous avons utilisé les informations fournies par la FCM, sur les degrés d'appartenance de chaque pixel aux trois classes de tissus. Nous avons également utilisé une condition pour restreindre le choix comme germe à certains pixels. Cette condition influe directement sur le nombre d'agents à lancer, et donc sur la qualité de la segmentation. En outre, nous avons vu dans ce même chapitre l'influence du nombre d'agents sur le résultat de la segmentation. Ces derniers ont été présentés, dans la dernière section de ce chapitre, avec une comparaison avec la segmentation par FCM classique.

En dernier lieu, nous avons présenté la plateforme BrainIVSA qui a hébergé notre système de segmentation, et nous avons exposé les différentes étapes par lesquelles nous sommes passés pour le déploiement et la réalisation de l'interface.

Comme perspectives à notre travail, nous proposons d'utiliser des agents cognitifs à la place d'agents réactifs. De plus, vu que BrainVISA permet la visualisation 3D, il serait intéressant de proposer un système qui afficherait les résultats de la segmentation de manière tridimensionnelle. Penser à utiliser d'autres méthodes que la morphologie mathématique pour extraire l'encéphale, par exemple, mettre en œuvre une approche contours avec un modèle déformable, comme c'est fait pour le logiciel BET<sup>6</sup>. Enfin, la norme DICOM étant de plus en plus utilisées en imagerie médicale afin d'avoir des informations supplémentaires, il serait intéressant de pouvoir traiter directement des images au format DICOM.

---

<sup>6</sup> Brain Extraction Tool - <http://www.fmrib.ox.ac.uk/fsl/bet2/>

# Anatomie cérébrale

## A.1 Le système nerveux central

L'ensemble des comportements de l'individu, qu'ils soient volontaires ou involontaires, sont sous le contrôle du système nerveux central (SNC). Il est constitué d'un réseau complexe de communications dont les influx règlent le fonctionnement des organes. En anatomie, le SNC se compose de quatre parties : le tronc cérébral, la moëlle épinière, le cervelet et le cerveau (ou prosencéphale). Le cerveau, le cervelet et le tronc cérébral forment l'encéphale, qui est situé à l'intérieur de la boîte crânienne.

Les termes décrivant l'orientation du cerveau sont :

- inférieur, vers le bas du cerveau (en direction du cou),
- supérieur, inverse d'inférieur,
- antérieur, vers l'avant du cerveau (en direction du visage),
- postérieur, inverse d'antérieur,
- médial, vers le plan de symétrie du cerveau,
- latéral, inverse de médial (en direction de chaque oreille).

Lorsqu'un objet occupe le plan interhémisphérique, plan de symétrie du cerveau il est dit médian. Il ne présente alors qu'une composante connexe, symétrique par rapport à ce plan. Par opposition, un objet non-médian est constitué de deux parties non-connexes ; chaque partie (gauche ou droite) est symétrique de l'autre et occupe un des deux hémisphères cérébraux (respectivement, gauche ou droit).

### A.1.1 La moëlle épinière

La moëlle épinière est contenue dans le canal rachidien. Dans son centre coule le canal central. Elle joue un rôle dans la transmission de l'information entre le cerveau et les structures périphériques.

### A.1.2 Le tronc cérébral

Le tronc cérébral est composé de trois parties (voir Figure A.1 : la moëlle allongée (ou myélocéphale ou bulbe rachidien), l'isthme (ou mésencéphale) et le pont (ou protubérance). Le cerveau et le cervelet sont reliés à chacune de ces parties par des pédoncules. Il

effectue le contrôle des fonctions vitales telles que la respiration et la température. Ainsi, une lésion au niveau du tronc cérébral entraîne généralement la mort.

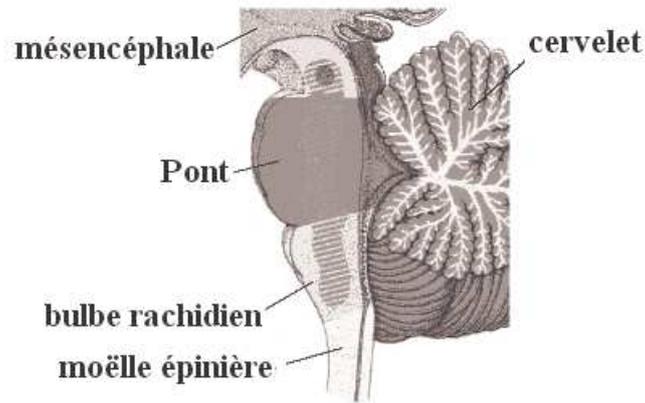


FIG. A.1: Le tronc cérébral.

### A.1.3 Le cerveau

Le cerveau est une masse ovoïde volumineuse, il est composé du télencéphale et du diencephale. Le télencéphale est composé de deux hémisphères, droit et gauche, séparés par la scissure inter- hémisphérique. Le diencephale réunit les deux hémisphères cérébraux par le corps calleux et par le trigone cérébral. Les hémisphères cérébraux sont subdivisés en cinq lobes cérébraux (voir Figure A.2) : - le lobe frontal ; - le lobe pariétal ; - le lobe temporal ; - le lobe occipital ; le lobe limbique. - Pour apercevoir le lobe limbique, ou cortex cingulaire, il faut effectuer une coupe du cerveau, verticalement et par le milieu.

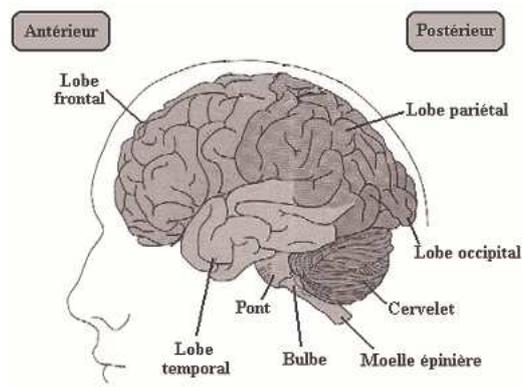


FIG. A.2: Le système nerveux central.

# Principe physique de l'Imagerie par Résonance Magnétique

## B.1 Introduction

Le phénomène de Résonance Magnétique Nucléaire (RMN) a été décrit en 1946 par deux équipes américaines indépendantes (Felix Bloch et Edouard Purcell). Il s'agissait alors d'une expérience de physique destinée à étudier les propriétés magnétiques des noyaux atomiques. Ce n'est qu'à partir de 1950, date de la découverte du décalage chimique, que la RMN est devenue un outil très fin d'analyse chimique. La première application médicale date de 1971 lorsque DAMADIAN propose de déterminer la malignité d'une tumeur en mesurant le temps de relaxation longitudinale  $T_1$  (paramètre que nous définirons à l'intérieur de cette annexe). Il avait même proposé de représenter la distribution spatiale de ce paramètre en réalisant des images.

C'est cependant LAUTERBUR qui publia les premières images par RMN dans la revue Nature en 1973. Il s'agissait alors de l'image de tubes d'eau obtenue en ajoutant une petite bobine de gradient de champ magnétique dans un spectromètre RMN conçu pour l'analyse chimique. À partir de cette date, de nombreuses équipes de chercheurs ont construit des appareils permettant d'augmenter le volume d'accès et donc le champ de vue des images. On a pu alors voir successivement l'image d'un doigt puis d'un poignet. Ce n'est qu'en 1979 qu'un appareil permit d'obtenir des images de la tête chez l'Homme. Ces images étaient de qualité médiocre, mais on pouvait, réaliser des incidences multiples de coupe. C'est donc à partir de cette période, que les industriels ont commencé à s'intéresser à la méthode en y investissant des moyens plus importants. C'est ainsi que l'imagerie par RMN fit son entrée hospitalière au début des années 80.

La première décennie a vu un accroissement extrêmement rapide du parc des appareils. Elle a vu en même temps l'intégration progressive de cette méthode en tant qu'outil de diagnostic médical dans la pratique quotidienne. Cette intégration n'a pas été simple dans la mesure où la RMN ne faisait pas encore partie de la culture médicale. En RMN, les médecins voyaient apparaître des nouveaux paramètres comme la densité de protons ou les temps de relaxation. Une compréhension des images nécessite avant tout une compréhension des bases physiques du phénomène. Cette annexe a pour but d'exposer ces principes de base, ainsi que les éléments d'interprétation des images.

## B.2 La précession libre

L'IRM exploite les propriétés des moments magnétiques nucléaires des tissus biologiques que l'on veut imager. Ceux-ci sont plongés dans un champ magnétique principal supposé constant et homogène et communément noté  $B_0$ . Dans un milieu paramagnétique, les moments magnétiques excités sont en moyenne orientés dans le sens du champ  $B_0$ . En plus de leur moment magnétique, les noyaux atomiques possèdent un moment angulaire, une propriété quantique appelée le spin. Plutôt que de simplement s'aligner dans la direction du champ principal, les noyaux individuels précessent autour de leur axe principal dans le sens des aiguilles d'une montre (voir Figure B.1). La fréquence de précession est proportionnelle à l'intensité du champ d'excitation principal  $B_0$  ainsi qu'au moment magnétique des noyaux. Elle est en revanche inversement proportionnelle au moment angulaire. La fréquence de précession  $f_0$  est définie par la relation :

$$f_0 = -\frac{\gamma B_0}{2\pi} \quad (\text{B.1})$$

où :  $\gamma$  est le rapport entre les moments magnétique et angulaire de la particule appelé rapport gyromagnétique.

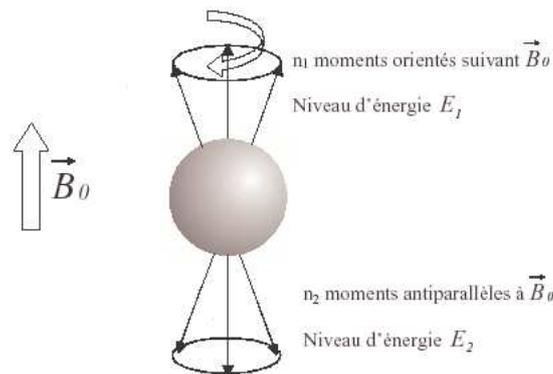


FIG. B.1: Les deux orientations de spin d'un proton.

La somme des moments magnétiques des noyaux appelée : moment magnétique macroscopique  $M$ , il peut être décomposé en deux projections, l'une stationnaire suivant l'axe ( $Oz$ ) notée  $M_z$  ou encore  $MML$  (Moment Magnétique Longitudinale), l'autre tournante dans le plan transversal ( $xOy$ ) notée  $M_{xy}$  ou encore  $MMT$  (Moment Magnétique Transversale). Hors état de résonance, le  $MMT$  moyen observable est nul alors que la composante suivant ( $Oz$ ) est différente de 0.

## B.3 La résonance

Pour réaliser la résonance, il faut soumettre les spins microscopiques précédent, en plus du champ  $B_0$ , à une impulsion de champ magnétique noté  $B_1$  perpendiculaire à  $B_0$ , cette onde doit tourner à la fréquence caractéristique de la précession des spins  $f_0$  dans le plan transversal, ceci amène les composantes du  $MML$  et du  $MMT$  à subir un basculement caractéristique de la largeur de l'impulsion radiofréquence  $B_1$  (RF).

## B.4 Basculement du MML

Considérons une situation où le système de spins est à l'équilibre dans le champ magnétique  $B_0$ . Le MML est maximal et le MMT est nul. On perturbe le système en appliquant un champ RF de fréquence  $f_0$  et on se place dans un référentiel tournant à cette même fréquence. Sous l'effet du champ magnétique tournant (CMT)  $B_1$  le MML initial s'écarte de sa position initiale dans le plan  $x'Oz'$  à la vitesse  $\omega_1$  (la Figure B.2 illustre cette action). Ainsi une impulsion  $a = \pi/2$ , communément utilisée en imagerie, annule le MML et crée un MMT de même module. Une impulsion  $a = \pi$  transforme le MML en un autre MML de direction opposée. Il n'apparaît pas de MMT après l'impulsion  $\pi$ . De la même manière, une impulsion RF peut agir sur le MMT d'un corps hors équilibre, situation créée par une impulsion antérieure. On peut facilement retrouver des relations analogues aux précédentes en procédant à une décomposition appropriée des différents moments.

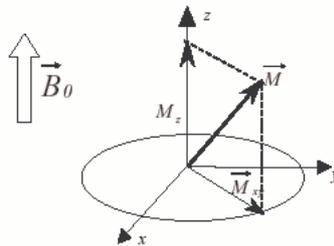


FIG. B.2: Composantes transversale  $M_{xy}$  et longitudinale  $M_z$  du moment magnétique macroscopique total.

## B.5 Nécessité de la résonance

Quand une impulsion RF est appliquée à un corps, elle agit sur tous ses moments magnétiques microscopiques (nucléaires et autres). Son action n'a toutefois de traduction macroscopique que sur le moment magnétique dû aux moments microscopiques dont la fréquence de précession est égale à la fréquence de l'impulsion. En effet, si la condition de résonance est remplie pour tous les moments protoniques du corps, alors les déplacements des moments provoqués par l'impulsion sont « cohérents » et conduisent à un déplacement « semblable » du moment magnétique macroscopique du corps. Par contre, si la condition de résonance n'est pas remplie, les déplacements des moments d'une catégorie donnée ne sont pas cohérents et l'effet de l'impulsion est ainsi, en moyenne, annulé. La résonance permet donc de sélectionner une catégorie déterminée de moments nucléaires.

## B.6 La relaxation

Après l'excitation du champ magnétique, les grandeurs physiques retournent à l'équilibre. En IRM, ce phénomène est appelé relaxation. Les temps de relaxation sont les durées pour que les grandeurs macroscopiques décrivant l'état du corps retrouvent leur valeur d'équilibre.

### B.6.1 Retour à l'équilibre du MML

À la suite du basculement  $\alpha$  du MML et du MMT et l'annulation de l'impulsion RF, la valeur de  $M_z$  augmente jusqu'à tendre vers sa valeur d'équilibre. Plus précisément, le retour de  $M_z$  décrit une loi exponentielle en fonction du temps :

$$M_z(t) = M_0(1 - e^{-\frac{t}{T_1}}) \quad (\text{B.2})$$

Où  $M_0$  est la valeur d'équilibre et  $T_1$  est le temps de relaxation longitudinal (quelques centaines de ms à 1s pour les tissus biologiques).

### B.6.2 Retour à l'équilibre du MMT

On se place dans le cas où un MMT vient d'être créé par une impulsion. A partir de cet instant, la RF est annulée et le corps ne subit plus que l'influence de  $B_0$ . Ainsi, la valeur  $M_{xy}$  du MMT décroît avec le temps pour tendre vers 0 (voir Figure B.3). Cette décroissance est en revanche délicate à décrire dans le repère fixe à cause de la modulation à la fréquence de précession. Si on se place dans un repère  $x'Oy'$  tournant à  $f_0$  comme précédemment (Figure B.3 de droite), la direction du MMT est fixe. Dans ce repère, la décroissance de la composante  $M_{x'y'}$  suit une loi exponentielle :

$$M_{x'y'}(t) = M_{x'y'}(0)e^{-\frac{t}{T_2}} \quad (\text{B.3})$$

Où  $M_{x'y'}(0)$  est la valeur du MMT initial à la fin de l'application de la RF.  $T_2$  est appelé temps de relaxation transverse (quelques dizaines de ms pour les tissus biologiques à imager).

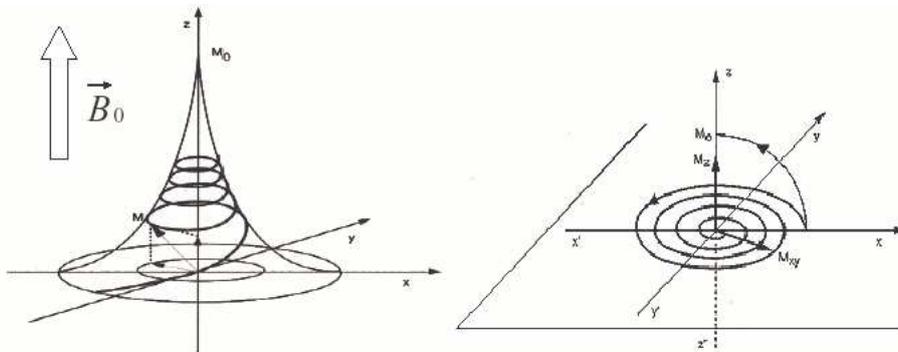


FIG. B.3: La relaxation.

Pendant la relaxation, le moment macroscopique  $M$  décrit une trajectoire en forme de pavillon de trompette.

Les constantes  $T_1$  et  $T_2$  dépendent du tissu considéré (tableau B.1),  $T_2$  ayant une valeur inférieure à celle de  $T_1$ . En présence d'hétérogénéité du champ magnétique  $B_0$ , le signal de RMN décroît avec une constante de temps  $T_2^*$  plus courte que la constante  $T_2$  à cause d'un déphasage plus rapide des spins. On présente ci-dessous un tableau donnant les valeurs des temps de relaxation moyens de quelques milieux biologiques à 1.5 T :

Tissus	$T_1$ (en ms)	$T_2$ (en ms)
Substance grise	920	100
Substance blanche	790	90
Liquide céphalo-rachidien	2400	300

TAB. B.1: Temps de relaxation longitudinaux et transversaux aux moyens pour quelques milieux courants en IRM à 1.5 Tesla.

## B.7 Formation de l'image

### B.7.1 Le codage spatial

Afin d'utiliser le signal RMN pour des fins d'imagerie Lauterbur a proposé de coder l'espace en appliquant un champ magnétique variant en chaque endroit de l'espace à imager. La fréquence de précession dépendant du champ local, il est possible de distinguer des signaux provenant de différents emplacements en fonction de leur fréquence. Le principe consiste à coder l'espace d'acquisition par l'application de trois gradients orthogonaux et linéaires avec la cote de la direction qui les caractérisent. Le marquage par les gradients, et donc la distinction spatiale des voxels dans l'espace 3D à imager, suit les étapes élémentaires suivantes :

- Sélection d'un niveau de plan : par impulsion sélective. Le gradient utilisé à cette étape est appelé gradient de sélection de coupe.
- Sélection d'un numéro de ligne du plan au moyen d'un gradient utilisant les variations linéaires de phase. Ce gradient est appelé gradient de préparation ou gradient de codage de phase.
- Sélection d'un numéro de colonne de la ligne par un gradient de codage de fréquence. Ce gradient est appelé gradient de lecture ou gradient de codage de fréquence.

### B.7.2 L'espace $k$ et la reconstruction par transformée de Fourier

Les images recueillies en IRM sont obtenues par échantillonnage temporel dans un espace particulier appelé l'espace  $k$ . Chaque point de l'objet lu est caractérisé par ses paramètres physiques ( $T_1$ ,  $T_2$ , densité de protons), et aussi par une phase et une fréquence particulières, acquises à cause des effets des gradients appliqués permettant de le distinguer spatialement. Une correspondance est alors établie entre l'espace originel (spatial) et le domaine d'échantillonnage temporel (fréquences spatiales ou espace  $k$ ). Chaque point de cet espace correspond à un échantillon de l'objet imagé codé par la phase et la fréquence des gradients de champ appliqués à ce moment. Les détails grossiers de l'image se trouvent au centre de l'espace  $k$  (faible fréquence). Les détails fins de l'image sont obtenus en parcourant les régions éloignées du centre. En s'appuyant sur les expressions analytiques du signal recueilli en IRM, une transformation de Fourier des données temporelles, permet de retrouver l'image originelle dans le domaine spatial et vice versa.

## B.8 Défauts des images IRM

Trois paramètres entrent en jeu dans la formation d'une image : la densité protonique  $\rho$ , le temps de relaxation spin-réseau  $T_1$  et le temps de relaxation spin-spin  $T_2$ . Mais d'autres facteurs que l'on ne maîtrise pas toujours affectent la qualité des images et provoquent des artefacts, compliquant la segmentation des tissus cérébraux ou la reconnaissance de structures cérébrales.

La qualité des images de RMN est évidemment un point clé dans la segmentation des tissus cérébraux. Tout autant que le rapport signal sur bruit, le rapport contraste sur bruit est un critère de qualité de l'image.

**Les facteurs liés au mouvement :** Tout mouvement de protons lors de la formation de l'image possède des conséquences sur la qualité de l'image acquise. Il est provoqué par les mouvements de l'organe étudié : respiration régulière, déglutitions et mouvements volontaires du patient durant l'acquisition. La durée de l'acquisition est donc un paramètre important quant à la qualité de l'image. Ce mouvement plus ou moins rapide qui va perturber les moments magnétiques longitudinaux et transversaux des régions analysées et donc modifier des signaux de résonance magnétique.

**Le déplacement chimique :** Dans les milieux biologiques, les électrons ne sont pas libres mais liés à une molécule. Dans ces conditions, le champ magnétique effectif qui agit sur un proton n'est pas véritablement celui escompté car il est modifié par son environnement chimique. Il en résulte une modification de la fréquence de résonance des protons, ou déplacement chimique.

**Le champ statique :** En principe, on considère que le champ statique est homogène. En pratique, il ne l'est pas tout à fait. On parle alors de l'hétérogénéité du champ qui modifie localement la fréquence de résonance des protons. De plus, les variations locales de susceptibilité magnétique vont provoquer des distorsions du champ magnétique.

**Le recouvrement de spectre :** Il y a recouvrement de spectre lorsque le champ d'exploration (FOV) est plus petit que l'échantillon étudié. Ce phénomène se traduit par une superposition d'informations situées en dehors du champ d'exploration sur l'image.

# Bibliographie

- [Ati05] J-C. Atine. *Méthodes d'apprentissage floue : application à la segmentation d'images biologiques*. PhD thesis, Institut national des sciences appliquées de Toulouse, 2005.
- [AYFM02] M. N. Ahmed, S. M. Yamany, A. A. Farag, and T. Moriarty. A modified fuzzy c-means algorithm for bias field estimation and segmentation of mri data. *IEEE Transactions on medical imaging*, 21(3) :193–199, 2002.
- [Blo46] F. Bloch. Nuclear induction. *Physical review*, 70 :460–474, 1946.
- [CEA08] Clef cea : Rmn, magnétisme et santé. <http://www.cea.fr/>, Hiver 2007-2008.
- [Did71] E Diday. La méthode des nuées dynamiques. *Revue de statistique appliquée*, XIX,2 :19–34, 1971.
- [DMJ03] E. Duchesnay, J.-J. Montois, and Y. Jacquelet. Cooperative agents society organized as an irregular pyramid : A mammography segmentation application. *Pattern Recognition Letters*, 24 :2435–2445, 2003.
- [DP06] G. Dugas-Phocion. *Segmentation d'IRM Cérébrales Multi-Séquences et Application à la Sclérose en Plaques*. PhD thesis, École des Mines de Paris, 2006.
- [Duc01] E. Duchesnay. *Agents situés dans l'image et organisés en pyramide irrégulière : contribution à la segmentation par une approche d'agrégation coopérative et adaptative*. PhD thesis, Université Rennes-1, 2001.
- [Fer95] J. Ferber. *Les Systèmes Multi-Agents Vers une intelligence collective*. Inter-Editions, 1995.
- [GBZB02] M. A. Gonzalez Ballester, A. P. Zisserman, and M. Brady. Estimation of the partial volume effect. *Medical Image Analysis*, 6 :389–405, 2002.
- [Ger99] L. Germond. *Trois principes de coopération pour la segmentation en imagerie de résonance magnétique cérébrale*. PhD thesis, Université Joseph FOURIER-Grenoble 1, 1999.
- [Gé98] T Géraud. *Segmentation des structures internes du cerveau en imagerie par résonance magnétique*. PhD thesis, ENST Paris, 1998.
- [Har05] R Haroun. *Segmentation des tissus cérébraux sur des images par résonance magnétique*. Master's thesis, Université des sciences et de la technologie Houari Boumediène, 2005.

- [HBHH05] R. Haroun, F. Boumghar, S. Hassas, and L. Hamami. *A Massive Multi-agent System for Brain MRI Segmentation*, pages 174–186. Springer-Verlag, 2005.
- [Jag98] C. Jaggi. *Segmentation par méthode markovienne de l'encéphale humain en imagerie par résonance magnétique : théorie, mise en oeuvre et évaluation*. PhD thesis, Université de Caen/Basse-Normandie, 1998.
- [KKM] M. Khouadjia, H. Khanfouf, and S. Meshoul. Une approche adaptative pour la segmentation d'images : Implémentation sur la plate-forme multi-agents netlogo.
- [Lag10] H. Laguel. Déploiement sur une plate-forme de visualisation d'un algorithme coopératif pour la segmentation d'images irm autour d'un système multi-agents. Master's thesis, Université des sciences et de la technologie Houari Boumédiène -USTHB, 2010.
- [Mar82] D. Marr. *Vision*. W.H. Freeman, 1982.
- [MJG06] Escriva Gregori M., Palanca Camara J., and Aranda Bada G. A jabber-based multi-agent system platform. *AAMAS HAKODATE*, 2006.
- [MMG05] S. Mazouzi, Batouche M.C., and Z. Guessoum. Un système multi-agents auto-adaptatif pour la segmentation et la reconstruction de scènes 3d. In *3rd International Conference : Sciences of Electronic, TUNISIA*, 2005.
- [RDG03] N. Richard, M. Dojat, and C. Garbay. Multi-agent approach for image processing for mri human brain scans interpretation. In *9th Conference on Artificial Intelligence in Medicine Europe*, 2003.
- [Ric04] N. Richard. *Une approche située, coopérative et décentralisée pour l'interprétation d'images cérébrales par RMN*. PhD thesis, Ecole Doctorale « Mathématiques, Sciences et Technologie de l'Information », 2004.
- [Ros08] J-L. Rose. *Croissance de région variationnelle et contraintes géométriques tridimensionnelles pour la segmentation d'image*. PhD thesis, Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, 2008.
- [STM07] M. Semchedine, L. Toumi, and A. Moussaoui. Classification adaptative robuste pour la segmentation d'images irm cérébrales. *JIG'2007 - 3èmes Journées Internationales sur l'Informatique Graphique*, 2007.
- [Wei00] G. Weiss. *Multiagent system : A modern approach to distributed artificial intelligence*. The MIT press, 2000.
- [Zad65] L. A. Zadeh. Fuzzy sets. *Information Control*, 13(8) :338–353, 1965.
- [Zuc76] S.W. Zucker. Region growing : Childhood and adolescence. *Graphics and Image Processing*, 5(3) :382–399, 1976.

**Résumé :**

L'objectif de ce travail est le déploiement d'un système de segmentation d'images de résonance magnétiques (IRM) sur une plateforme de visualisation "BrainVISA". La segmentation vise à classifier le cerveau en trois régions : la matière blanche, la matière grise et le liquide céphalo-rachidien. Il existe plusieurs algorithmes de segmentation d'images, chacun possédant ses avantages et ses limites d'utilisation. Dans ce travail, nous utilisons deux types d'algorithmes : la FCM (Fuzzy C-Mean) qui étudie l'image dans sa globalité et permet de modéliser l'incertitude et l'imprécision et, la croissance de régions qui tient compte des relations de voisinage entre pixels ; le but étant de tirer partie des avantages de chacun. Les deux méthodes de segmentation sont utilisées de manière coopérative. Le prédicat de la croissance de régions sont adaptés à nos images afin d'améliorer la qualité de l'image segmentée. Une implémentation est alors mise en oeuvre autour d'un système multi-agents (SMA), qui permet d'utiliser l'algorithme de croissance de régions de manière plus efficace. La segmentation est réalisée sur des images réelles.

**Mots clés :** coopération, fuzzy c-means, IRM, segmentation, SMA, BrainVISA.

---

**Abstract :**

The aim of this work is to deploy a segmentation system of magnetic resonance images (MRI) on a visualization platform "BrainVISA". The segmentation concern the classification of the brain into three regions : white matter, grey matter and cerebro-spinal fluid. There are several image segmentation algorithms ; each one with its advantages and its operational limits. In this work, we use two types of algorithms : The FCM (Fuzzy C-Mean) algorithm which uses the whole image and permits to manage imprecision and incertitude, and the region growing algorithm which takes account pixels neighbourhoods. The aim is to exploit the advantages of each method. The two segmentation methods are used in a cooperative way. The region growing predicate is adapted to our images in order to improve the segmented image quality. The implementation is then based on a multi-agents system (MAS) that allows to use efficiently the region growing algorithm. The segmentation is carried out on real images.

**Keywords :** cooperation, fuzzy c-means, MAS, MRI, segmentation, BrainVISA.

---