

Avant-propos

Ce travail a été effectué au sein du laboratoire LVAAS (Laboratoire de Vision Artificielle et Automatique des Systèmes», département automatique, FGEI, Université de Mouloud MAMMERY, Tizi-Ouzou.

Mes plus vifs remerciements vont, tout d'abord, à Monsieur **DIAF Moussa**, Professeur à l'UMMTO pour m'avoir proposé le thème de ce mémoire et m'avoir dirigée, aidée et conseillée tout le long de notre travail.

Nous ne manquerons pas de remercier Monsieur **Arezki BENFDILA**, Professeur à l'UMMTO de m'avoir fait l'honneur d'accepter de présider le jury de ce mémoire.

Nous exprimons notre reconnaissance à Monsieur **Mourad LAHDIR**, Maître de Conférences A, à l'UMMTO pour avoir accepté de faire partie du jury d'examen de notre mémoire.

Que Monsieur **Salah HADDAB**, Maître de Conférences A, à l'UMMTO trouve ici, nos sincères remerciements, pour avoir accepté de faire partie du jury d'examen de notre mémoire.

Nous exprimons notre reconnaissance à Madame **Rabiaa HAMOUTENE**, Médecin radiologue, CHU Nedir Mohamed de Tizi-Ouzou ainsi que Dr **MAHMOUDI** du Centre d'imagerie médicale MAHMOUDI (CImm) pour avoir aidée et soutenue lors de nos essais pratiques sur l'IRM.

A tous ceux qui m'ont aidée de près ou de loin et particulièrement M^{lle} **CHILALI Ouardia**, MAA au département Automatique, FGEI, UMMTO, trouvent ici l'expression de ma gratitude.

SOMMAIRE**Introduction générale****Chapitre I: *IRM de tenseur de diffusion***

1.1. Introduction	7
1.2. L'imagerie par résonance magnétique du cerveau	8
1.2.1. Système nerveux central	8
1.2.2. Principes de formation d'une image en IRM	10
1.3. Imagerie de diffusion	13
1.4. Les artefacts	18
1.5. Tenseur de diffusion	19
1.6. Techniques HARDI	26
1.7. Conclusion	31

Chapitre II: *Estimation, formalismes variationnels et applications de l'IRMd*

2.1. Introduction	32
2.2. Estimation des tenseurs de diffusion	33
2.3. Caractéristiques de diffusion	34
2.3.1 Imagerie du Propagateur de diffusion	36
2.3.2 Fonction de distribution d'orientation	38
2.3.3. Mesures scalaires	39
2.4 Méthodes de reconstruction HARDI	41
2.4.1 Imagerie du spectre de diffusion	41
2.4.2. Imagerie q -Ball	43
2.4.3 ODF marginale en imagerie q -ball	43
2.4.4 Imagerie analytique q -ball	44
2.4.5 Calcul de l'ODF en temps réel	45
2.4.6 Oscillateur harmonique simple	46
2.4.7 Base polaire sphérique de Fourier	46
2.5. Applications de l'IRMd	47
2.6. Conclusion	49

Chapitre III: Tests et résultats

3.1. Introduction	50
3.2 Acquisition des images IRM _d	51
3.3. Rappel sur les contours actifs.	53
3.4 Application de l'approche sur l'image de l'AVC	54
3.4.1. Détection d'une AVC	54
3.4.2 Initialisation manuelle	55
3.5. Interprétation des résultats	62
3.6. Conclusion	62

Conclusion générale	63
----------------------------	----

Références bibliographiques	65
------------------------------------	----

Introduction générale

Dans ce mémoire, nous nous intéressons à l'Imagerie de Résonance Magnétique de diffusion (IRMd) dans le cas de l'AVC. Nous dressons un état de l'art non exhaustif en nous appuyant principalement sur des travaux de thèses et de publications scientifiques. En effet, l'imagerie médicale s'est développée au cours de la première guerre mondiale, avec notamment la mise en place, par Marie Curie, de voitures radiologiques qui sillonnent les champs de bataille pour repérer les éclats d'obus chez les soldats blessés. En 1934, la découverte de la radioactivité artificielle ouvre la voie au développement des radioéléments qui, associés à des molécules biologiques utilisées comme traceurs, ont permis la découverte du fonctionnement de certains organes. Depuis, l'imagerie médicale n'a cessé d'évoluer, de se perfectionner et de proposer des technologies de plus en plus précises, performantes et novatrices. Ainsi, l'IRM cérébrale est une technique non-invasive conçue il y a quelques dizaines d'années est permet d'obtenir des images de l'activité et de l'anatomie du cerveau avec une grande résolution spatiale. Elle donne lieu à de nombreuses applications cliniques et neuroanatomiques. Parmi ces applications, on peut citer l'IRM structurelle pour explorer l'anatomie du cerveau, l'IRM fonctionnelle pour visualiser l'activité neuronale des patients presque en temps réel et l'IRM de diffusion (IRMd) pour étudier la microstructure du tissu cérébral. Cette dernière permet de mesurer la diffusion due au mouvement brownien des molécules d'eau dans le cerveau. Cette technique introduite par Basser et al. en 1994 capture et quantifie les mouvements libre ou contraint des molécules d'eau présentes dans les tissus organiques et permet de révéler leurs propriétés de diffusion. De leur côté, le Bihan et *al.* ont établi les fondements de l'IRM de diffusion et son potentiel, montrant les premières images au monde de la diffusion de l'eau dans le cerveau de patients. Ainsi L'IRMd permet de

détecter et de quantifier des anomalies de la substance blanche non visibles en imagerie conventionnelle dans des pathologies encéphaliques variées. Cette technique est de plus en plus fréquemment intégrée aux protocoles IRM d'exploration de l'encéphale. Elle est également, à ce jour, le seul moyen de visualiser les faisceaux de fibres, *in vivo*, grâce aux éléments spectraux des tenseurs estimés. L'une de ces applications est la visualisation des connexions anatomiques entre les différentes régions du cerveau à l'échelle individuelle. L'étude de ces voies de connexions est cruciale pour interpréter les résultats de l'imagerie fonctionnelle et pour identifier les réseaux entre les régions activées lors d'épreuves cognitives. Une modalité de ce type d'images est l'imagerie 3D non invasive basée principalement sur l'acquisition de plusieurs images brutes obtenues après application de différentes séquences de pulses de gradient orientées dans au moins six directions différentes. Le nombre de directions choisi caractérise la résolution angulaire. Au-delà de 6 directions, on parle d'imagerie à haute résolution angulaire (image HARDI) qui permet une mesure plus précise du signal de diffusion. L'analyse combinée des données de l'imagerie en tenseur de diffusion et de l'imagerie d'activation devrait permettre des progrès considérables pour l'étude des fonctions cérébrales et la détection de lésions cérébrales aussi petites soient-elles.

Ainsi, pour mener à bien ce travail, nous l'avons organisé en trois chapitres, d'une conclusion générale et de références bibliographiques.

Dans le premier chapitre, nous présentons des généralités sur l'IRM et l'étude de l'imagerie du tenseur de diffusion.

Le deuxième chapitre constitue une synthèse des principaux modèles utilisés.

Le troisième chapitre est destiné à la programmation de la méthode utilisée pour mettre en valeur les lésions de type AVC.

Nous terminerons notre étude par une conclusion générale où sont récapitulés les principaux résultats obtenus.

Chapitre I

IRM de tenseur de diffusion

1.1. Introduction

L'Imagerie de Résonance Magnétique (IRM) cérébrale est une technique non-invasive conçue il y a une vingtaine d'années. Elle permet d'obtenir des images de l'activité et de l'anatomie du cerveau avec une grande résolution spatiale et donne lieu à de nombreuses applications cliniques et neuroanatomiques. Parmi ces applications, on peut citer l'IRM structurelle pour explorer l'anatomie du cerveau, fonctionnelle pour visualiser l'activité neuronale des patients presque en temps réel et de diffusion pour étudier la microstructure du tissu cérébral [1]. C'est cette dernière à savoir l'IRM de diffusion (IRMd) qui nous intéresse dans ce mémoire. Ses applications quotidiennes se trouvent aussi en neuroradiologie et dans plusieurs pathologies pour caractériser la substance blanche comme dans le cas de la maladie d'Alzheimer [2], des tumeurs telles que le gliome [3], de traumatisme crânien etc. [4] [5] [6]. Dans ce qui suit, il nous semble important de présenter de brefs rappels sur l'anatomie du cerveau, l'IRMd, les artefacts induits dans ce type d'images et le Coefficient de Diffusion Apparent ou ADC. Nous

enchaînerons ensuite sur le tenseur de diffusion, les images HARDI et les techniques utilisées. Ce chapitre sera terminé par une conclusion.

1.2. Imagerie par résonance magnétique du cerveau

L'IRM est une technique d'imagerie médicale apparue au début des années 1980 permettant d'obtenir une vue 2D, 3D d'une partie du corps, notamment du cerveau. Son application sert à diagnostiquer l'AVC d'une manière précoce, pour le suivi des fibres nerveuses du cerveau et à caractériser des tumeurs et à localiser avec précision des lésions pour, par exemple, la planification d'une éventuelle intervention chirurgicale. Cette technique est basée sur le phénomène physique de la Résonance Magnétique Nucléaire (RMN) dont le principe physique est brièvement exposé plus bas.

1.2.1. Système nerveux central

Rappelons que le système nerveux central humain est composé de l'encéphale et la moelle épinière (Fig.1.1).

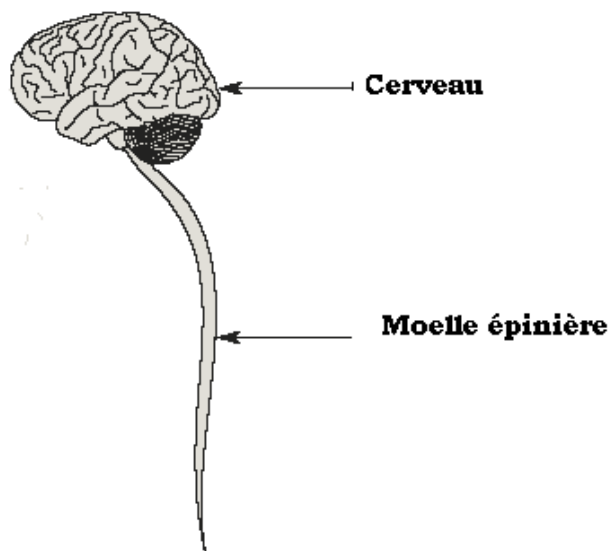


Fig.1.1 Système nerveux central

L'encéphale est constitué du cerveau, du cervelet et du tronc cérébral. Elle est responsable de la conscience, de la pensée, de la mémoire et du

contrôle de toutes les fonctions de l'organisme. La moelle épinière constitue le prolongement du cerveau à partir du bulbe rachidien et ce, tout le long de la colonne vertébrale dans laquelle elle est située. Son rôle est de véhiculer les messages nerveux entre le cerveau et les différentes parties du corps. A l'inverse, elle assure le transport jusqu'au cerveau des informations provenant de tous les organes, qui lui arrivent par l'intermédiaire des racines postérieures des nerfs rachidiens. Au centre du cerveau se retrouvent les ventricules, permettant la circulation du liquide cérébro-rachidien (LCR). En effet, l'ensemble du système nerveux flotte dans ce coussin de liquide qui sert de protection. Les trois matières principales qui composent le cerveau sont la matière blanche, la matière grise et le liquide céphalorachidien (LCR). La matière blanche est constituée de nombreux faisceaux d'axones traversent le cerveau afin d'établir la communication entre les différentes aires du cortex et assure la transmission de l'information traitée au niveau de la matière grise. La matière grise est constituée de terminaisons nerveuses des corps axonaux et est généralement située aux pourtours du corps cervical et gère les fonctions cérébrales.

A l'échelle microscopique, le système nerveux est principalement composé de deux types de cellules à savoir les cellules gliales et les neurones. Leurs principales différences portent sur leur nombre et leur fonction. En effet, bien que le cerveau compte environ 100 milliards de neurones, les cellules gliales sont 10 et 50 fois plus nombreuses. Elles jouent un rôle primordial de soutien architectural et assurent aussi des fonctions métaboliques et de protection. Elles permettent d'assurer l'intégrité physique de la masse cérébrale, tout en fournissant une interface entre les neurones et les vaisseaux sanguins. Bien que le rôle des cellules gliales soit essentiel au fonctionnement du cerveau, ce sont les neurones qui constituent les unités fonctionnelles, assurant le traitement et la transmission de l'information cérébrale.

Pour l'observation du cerveau, différentes coupes bidimensionnelles selon plusieurs angles de vue ou selon trois axes anatomiques qui permettent de réaliser les coupes dites axiale, sagittale et coronale (Fig.1.2).

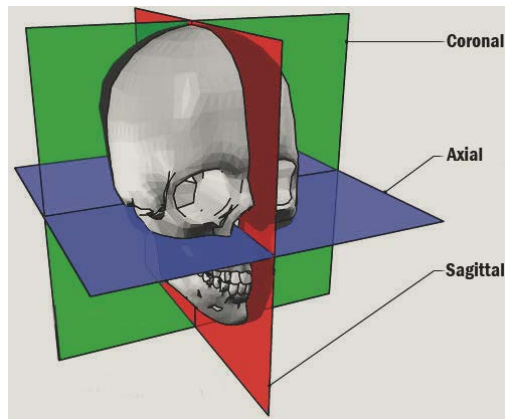


Fig.1.2 Schématisation du système référentiel utilisé lors d'analyse d'images anatomique pour le cerveau humain. Image adaptée de [Imaios].

La coupe axiale (ou transverse) représente une vue de dessus du cerveau. Elle correspond à un plan perpendiculaire au champ magnétique statique. La coupe sagittale est relative à un plan parallèle au plan inter hémisphérique. Il s'agit de vues latérales du cerveau. La coupe frontale (ou coronale) est une vue de face du cerveau. Elle est acquise sur le plan perpendiculaire aux coupes axiale et sagittale (Fig.1.3).

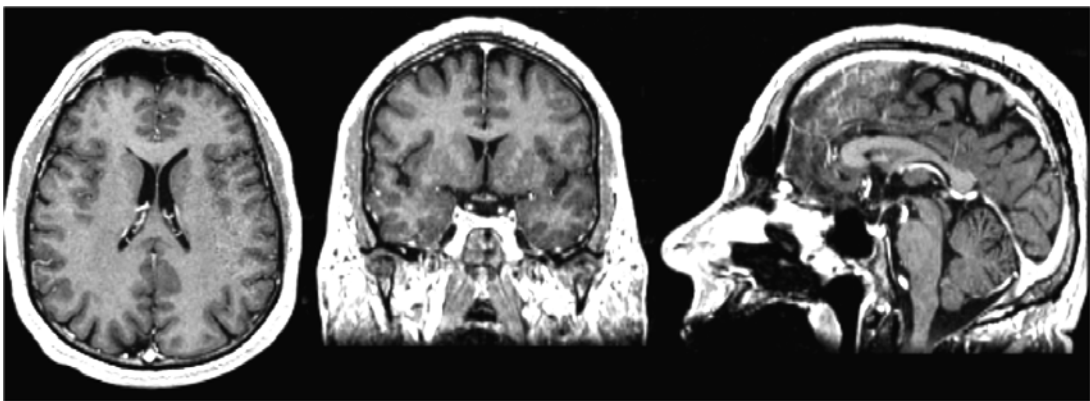


Fig.1.3 Coupes IRM du cerveau : plan axial, coronal et sagittal [7].

1.2.2. Principes de formation d'une image en IRM

L'IRM est basée sur le principe de la Résonance Magnétique Nucléaire (RMN). Elle utilise un champ magnétique produit par un aimant et des ondes radiofréquences. En appliquant une combinaison de ces ondes à haute fréquence sur une partie du corps et en mesurant le signal réémis par les atomes d'hydrogène, il est possible de déterminer la

composition chimique et donc la nature des tissus biologiques mous que l'on peut distinguer grâce à des changements de contrastes. En effet, le corps humain contient un grand nombre d'atomes d'hydrogène car cet atome possède des propriétés magnétiques contrairement à d'autres et il est l'un des deux constituants de la molécule d'eau que l'on trouve en grande quantité dans le corps humain à plus de 70%. De plus, la quantité d'eau varie d'un tissu à l'autre, mais peut varier aussi à l'intérieur d'un même tissu si celui-ci est atteint, ce qui est utilisé pour établir une cartographie du corps humain et de ses pathologies. L'IRM du corps humain est donc basée sur les propriétés magnétiques de ces atomes d'hydrogène. Le noyau de cet atome d'hydrogène est composé d'un proton considéré comme un petit aimant et qui est en mouvement. Lorsque le patient est à l'intérieur du tunnel l'appareil de l'IRM où règne un puissant champ magnétique principal B_0 qui est constant et permanent, tous les protons d'hydrogène de son corps s'alignent dans la même direction. Le système est en équilibre. Ils sont excités par des ondes radiofréquences (RF) qui modifient leur orientation durant une très courte période. Lorsque ces ondes ont une fréquence particulière, les noyaux d'hydrogène vont être placés dans un état dit de «résonance». C'est cette mise en résonance qui produit une rotation des protons (spins). C'est la phase de résonance. La fréquence de résonance de chaque proton varie en fonction de son environnement moléculaire. Dès l'arrêt de l'impulsion RF, les protons retournent à l'état normal ou d'équilibre (phase de relaxation) et restituent l'énergie accumulée en produisant un signal radio qui est enregistré et traité sous forme d'image par un système informatique. Ainsi, c'est l'acquisition de ces signaux émis qui permet de reconstruire l'image par application d'une transformée de Fourier inverse. L'IRM permet l'acquisition d'un volume complet, soit par acquisition de coupes 2D successives, soit par l'acquisition d'un volume 3D. Ainsi, en variant les paramètres d'acquisition, on obtient des images portant des informations variées, appelées modalités. On peut ainsi pondérer l'image en T1, T2, ou en densité de protons. Chaque modalité contient des informations spécifiques ne se retrouvant pas dans les autres. Pour les images

pondérées en T1, on peut, par exemple, distinguer les différents tissus cérébraux comme la matière blanche, la matière grise et le liquide céphalo-rachidien. Quant aux images pondérées en T2, elles mettent plus facilement en évidence certaines anomalies telles les lésions de la SEP. Comme dans les images FLAIR (*Fluid Attenuated Inversion Recovery*), le signal du liquide est supprimé, permettant ainsi de distinguer des anomalies telles les lésions de la SEP par rapport au liquide (fig.1.4).

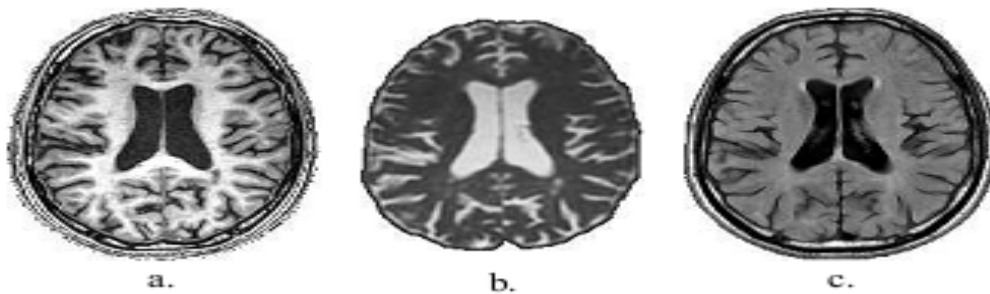


Fig.1.4 Différentes modalités d'images IRM : (a) pondérée en T1, (b) pondérée en T2, (c) séquence FLAIR [8]

Certains tissus sont cependant plus difficiles à délimiter, notamment les régions atteintes de tumeurs cancéreuses. Les tumeurs sont difficilement distinguables à partir d'une seule acquisition de type T1. C'est pourquoi les neurologues, neurochirurgiens et radiologues font aussi appel à d'autres types d'imagerie afin d'amasser le plus d'informations possibles en vue d'une future intervention neurochirurgicale. La pondération T2 permet, entre autres, d'imager l'œdème présent autour de la région tumorale. L'imagerie de type FLAIR permet de mettre en évidence les micro-lésions présentes au sein du cerveau en éliminant totalement le signal du LCR. Un autre type d'imagerie utilisée lors d'interventions neurochirurgicales est une pondération en fonction de la densité protonique. Celle-ci fait ressortir le réseau de vaisseaux sanguins à l'intérieur du cerveau, permettant entre autres la segmentation de ceux-ci. Ces images en trois dimensions (3D) sont souvent la référence utilisée lors d'interventions neurochirurgicales. Elles sont en fait le support permettant aux médecins de se retrouver lors d'opérations intracrâniennes. Cependant, elles ne comportent qu'une information

scalaire en chaque voxel (pixel 3D). Pour palier à ce problème, une nouvelle technique d'imagerie a vu le jour à savoir l'IRM de diffusion (IRMd) [9][10][11] S'agissant du thème qui fait l'objet de notre mémoire, cette partie est plus ou moins détaillée ci-après.

1.3. Imagerie de diffusion

L'IRMd est donc une technique induite de l'IRM. En modifiant les paramètres des séquences d'acquisitions, notamment en laissant diffuser les molécules d'eau présentes dans le cerveau pendant un court instant, il est possible de mesurer en chaque point de l'image, la distribution des directions de diffusion de ces molécules d'eau et donne indirectement la position, l'orientation et l'anisotropie des structures fibreuses, notamment les faisceaux de matière blanche. Cette diffusion se produit dans 3 compartiments à savoir, intracellulaire, extracellulaire et intravasculaire. Ainsi, l'IRMd repose donc sur la quantification des mouvements microscopiques de l'eau dans les tissus et est aussi directement dépendante de la direction des mouvements de ces molécules *in vivo*. En effet, lorsque l'on place deux liquides miscibles de couleurs différentes dans un tube, la surface de séparation devient floue et les liquides se mélangent. L'agitation thermique liée à l'énergie cinétique des molécules dans le fluide provoque un choc entre les particules en suspension, ce qui fait que ces particules se déplacent de façon aléatoire dans l'espace en suivant des *mouvements browniens*. Rappelons que le mouvement brownien énoncé par Albert Einstein en 1956 stipule que l'eau diffuse de manière isotrope dans chaque direction et ce, pour un milieu sans contrainte. Cette diffusion qui peut être définie comme étant est la quantité d'objets qui se traversent une surface en allant d'un endroit où ces objets sont à haute concentration vers un endroit à faible concentration de ces objets obéit à la loi de Fick qui s'applique à la diffusion libre [12] selon l'expression (1) suivante:

$$J = \frac{\partial m}{\partial t} = -D_0 \cdot S \cdot \frac{\partial c}{\partial x} \quad (1.1)$$

où J est la diffusion, m , la masse d'un corps dissous, t , un temps de diffusion, D_0 , le coefficient de diffusion dépendant du milieu et exprimé en m^2/s , S , la surface traversée, ∂c , la concentration et ∂x la distance t , un temps de diffusion et $\partial c/\partial x$, le gradient de concentration.

Le coefficient de diffusion D_0 peut être calculé en acquérant deux images à deux valeurs de b différentes en utilisant l'expression suivante:

$$D_0 = -\frac{1}{b} \ln \left(\frac{M(b)}{M(b=0)} \right) \quad (1.2)$$

Notons que si l'eau libre effectue des mouvements browniens, dans le corps, ces mouvements ne sont pas libres donc, non browniens. Ils sont gênés par les membranes et par d'autres molécules ou protéines. Ainsi, dans les tissus structurés du cerveau, l'eau tend à suivre les prolongements d'axones plutôt que de traverser ceux-ci. On peut alors affirmer que la mesure selon la direction de déplacement des molécules d'eau contient de l'information sur les structures microscopiques. Ceci nous permet d'obtenir des images en 3D et, compte tenu de la dimension temporelle, les images sont de type 4D (3D+t). Ceci constitue un aspect important de l'IRMd pour la reconstruction des fibres de la matière blanche par *tractographie* en intégrant l'information locale des directions. Pour reproduire les faisceaux de la matière blanche sous forme de courbes 3D, des algorithmes ont été développés. L'IRMd apporte aussi des informations sur les inhomogénéités des tissus et notamment de la substance blanche du tissu nerveux et sur la physiopathologie des affections encéphaliques qui ne sont pas disponibles sur les séquences conventionnelles d'IRM. Cette technique est, par exemple, très sensible à la détection de l'ischémie artérielle cérébrale et permet même de distinguer l'ischémie cérébrale des pathologies d'origine non vasculaire chez des patients présentant un déficit neurologique focal d'apparition brutale. En plus de l'évènement ischémique qu'elle peut dater, l'IRMd permet de participer au diagnostic dans différentes catégories de pathologie cérébrale de type tumoral, infectieuse comme les abcès cérébraux, dégénérative comme la maladie de Creutzfeldt-Jakob, inflammatoire comme la sclérose en plaques, traumatique etc. Elle

contribue efficacement à la distinction entre abcès cérébral et tumeur, entre kyste épidermoïde et kyste arachnoïdien [1]. Elle intervient encore dans un large champ d'applications.

Le principe technique de l'IRMd est décrit en 1965 par Stejskal et Tanner puis reproduite par Le Bihan en 1998. L'IRMd repose sur la sensibilisation d'une séquence d'écho de spin au déplacement des molécules d'eau qui est responsable d'une diminution du signal par deux gradients G de diffusion symétriques de part et d'autre de l'impulsion à 180° . La séquence apporte de l'information sur les mouvements de l'eau à travers les différents tissus. Le signal émis dépend donc de la répartition de cette eau dans les différents compartiments (intracellulaire, extracellulaire et LCR), de la densité des cellules et des protéines ainsi que de la quantité d'eau (effet T2). En effet, à partir d'une séquence d'écho de spin, après émission de la radiofréquence 90° , un premier gradient de diffusion est appliqué afin de contraindre chaque spin à avoir sa propre fréquence de Larmor en fonction de sa localisation spatiale (Fig. 1.5). Pour qu'il ait résonance, le champ magnétique tournant (H_1) doit avoir la même fréquence de rotation que celle du moment de spin du noyau. C'est cette fréquence qui est appelée fréquence de Larmor. L'onde de radiofréquence de 180° permet d'inverser les déphasages, avant application d'un second gradient de diffusion, de mêmes durée et amplitude que le premier. Ces gradients entraînent successivement un déphasage puis un re-phasage des protons des molécules d'eau.

Sur la figure 1.5, les gradients de diffusion d'amplitude constante G sont appliqués pendant une durée δ très faible. Le premier lobe de gradient permet de marquer la position r_1 de chaque spin selon la direction du gradient par un déphasage d'une quantité φ_1 . Après l'impulsion de refocalisation, la phase φ_1 est inversée. Le deuxième lobe de gradient permet alors d'annuler l'accumulation de phase $-\varphi_1$ par l'accumulation d'une phase φ_2 correspondant à la position r_2 du spin à cet instant. Dans le cas d'un spin immobile ($r_1=r_2$), la phase accumulée lors du premier lobe de gradient est identique à celle accumulée pendant le second lobe de

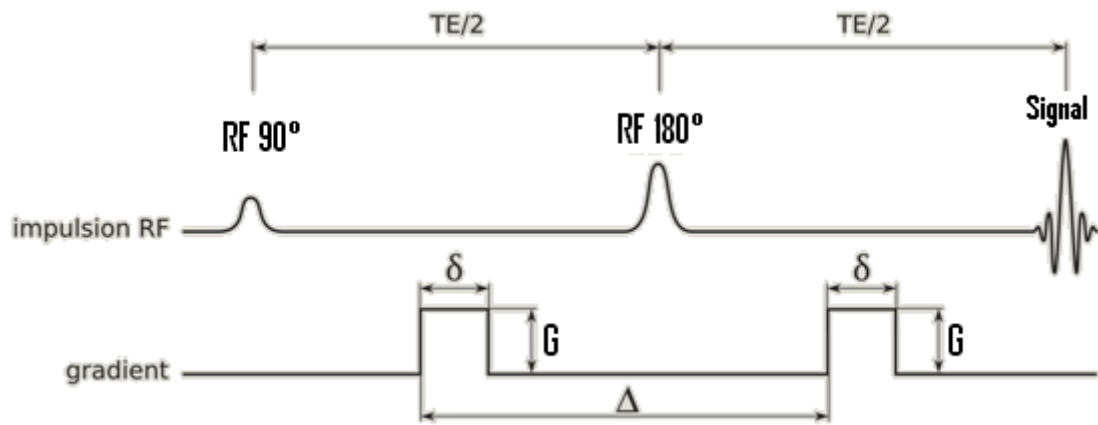


Fig.1.5 Séquence de diffusion proposée par Stejskal-Tanner: deux impulsions de gradients d'amplitude G , de durée δ et séparées d'une durée Δ sont placées de part et d'autre d'une impulsion de refocalisation dans une séquence écho de spin [13].

gradient ($\varphi_1 = \varphi_2$). Ainsi, au temps d'écho, un spin immobile se retrouve avec un déphasage nul et contribue de manière maximale au signal RMN.

A chaque instant de la séquence, deux cas sont représentés, un pixel dans lequel les spins sont immobiles et un pixel dans lequel les spins se déplacent au cours du temps. Ainsi, si un proton immobile, le déphasage et le rephasage sont identiques, le signal reste inchangé. Dans le cas d'un proton mobile, il existe déphasage. Ce déplacement moléculaire provoque un déphasage des protons des molécules d'eau qui se traduit par une chute de signal. Pour visualiser cette chute de signal, il faut l'amplifier par des "gradients de diffusion". La perte de signal qui en résulte est alors le reflet direct des mouvements de diffusion: des déplacements moléculaires importants (augmentation du coefficient de diffusion) se traduiront par un hyposignal, alors qu'une réduction de ces mouvements (baisse du coefficient de diffusion) se traduira par un hypersignal sur les images "pondérées en diffusion". L'atténuation du signal pondéré en diffusion $M(b)$ par rapport au signal $M(b=0)$ mesure sans la présence des gradients de diffusion ($b = 0 \text{ s/mm}^2$) dans un voxel donné, est liée au coefficient de diffusion apparent (D_0) dans ce voxel, selon la loi suivante [14].

$$M(b) = M(b = 0)e^{-bD_0} \quad (1.3)$$

où b est une constante qui dépend des caractéristiques des gradients de diffusion. Le facteur- b nous résume l'influence des gradients sur les

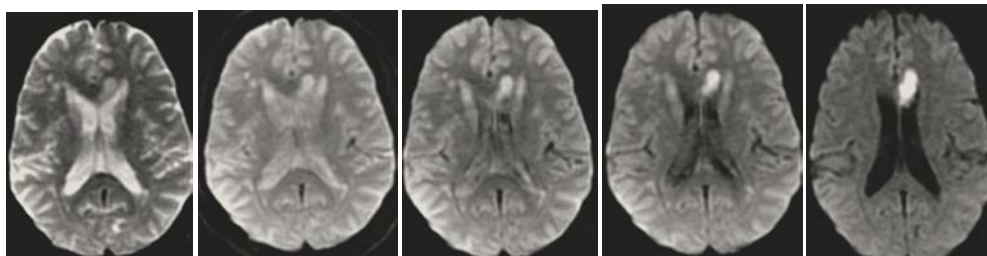
images pondérées en diffusion (*Diffusion Weighted Imaging* (DWI)). Plus sa valeur est élevée, plus le poids de la diffusion sera grand. Une valeur de 0 correspond à aucune diffusion, soit une image de type T2 standard. L'équation 1.4 contient les éléments de la valeur de b .

En pathologie ischémique aiguë, on effectue habituellement deux acquisitions successives, l'une avec $b = 0$ (pas de pondération en diffusion), l'autre avec $b = 1\ 000\ \text{s/mm}^2$ (pondérées en diffusion). b peut être calculé selon l'équation de Stejskal-Tanner suivante :

$$b = \gamma^2 G^2 \delta^2 \left(\Delta - \frac{\delta}{3} \right) \quad (1.4)$$

où G est l'amplitude des impulsions de gradients, de durée δ et séparées d'une durée Δ (Fig.1.5). Le coefficient apparent de diffusion (ADC, *Apparent Diffusion Coefficient*) se calcule avec l'acquisition d'au moins deux images : l'une avec un facteur- b à $0\ \text{s/mm}^2$ et l'autre avec un facteur- $b > 0\ \text{s/mm}^2$.

Il existe d'autres formules de calcul de l'ADC comme celle utilisée par LE Bihan. Notons que dans l'eau à $40\ ^\circ\text{C}$, la mobilité moléculaire est $D_0 = 2.5 \cdot 10^{-3}\ \text{mm}^2/\text{s}$. Dans un tissu où la mobilité est restreinte, l'ADC est inférieur à D_0 . Notons aussi que l'on parlera de diffusion pure pour les valeurs de b élevées $b > 200$. Pour les valeurs de $b < 100$, on parlera plutôt de perfusion. Plus b est élevé, plus la séquence est pondérée en diffusion. L'ADC est indépendant de la quantité d'eau. Lorsque l'eau se déplace moins librement, l'ADC est diminué, ce qui signifie une réduction de diffusion. Lorsque la diffusion est élevée on parle d'hypersignal et lorsqu'elle est restreinte, on parle d'hypersignal.



$b=0\ \text{mm}^2/\text{s}$

$b=200$

$b=400$

$b=600$

$b=1000$

Fig.1.6 Images de diffusion pour différentes valeurs de b [15]

Avec les conventions utilisées (cf. échelle de couleur), les milieux dans lesquels les mouvements des molécules d'eau sont importants (LCS) ont un ADC élevé et apparaissent en jaune-orangé alors que les milieux dans lesquels les mouvements de diffusion sont restreints apparaissent en bleu (Fig1.6).

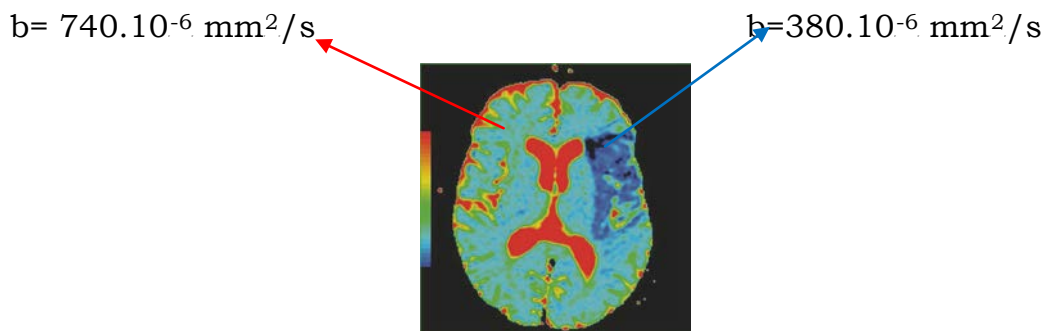


Fig.1.7 Coefficient de diffusion pour liquide (rouge) et lésion (bleu) [16]

Ainsi, l'IRMd qui constitue la méthode la plus sensible et précoce pour le diagnostic d'AVC mis en valeur à la phase aiguë par une chute de l'ADC traduisant l'œdème cytotoxique ischémique. Notons que ce coefficient est calculé par un logiciel à partir de deux images acquises au niveau du cerveau et sa valeur renseigne sur le type de pathologie. Comme exemple, une diminution de l'ADC est liée à la présence d'un œdème cytotoxique et un ADC augmenté correspond le plus souvent à un œdème vasogénique et/ou à des lésions démyélinisantes. Il est montré aussi que l'ADC semble généralement diminuer en cas d'AVC.

1.4. Les artefacts

De nombreux artefacts existent sur les images de diffusion. La présence d'un artefact d'hétérogénéité d'intensité spatiale pour un même tissu cérébral est l'une des principales difficultés de la segmentation d'images IRM. Parmi les artefacts les plus connus, nous citons ceux dus aux courants de Foucault, ceux de susceptibilité magnétique, les artefacts fantômes, les artefacts dus au déplacement chimiques, aux mouvements du patient et autres, etc. En ce qui concerne les courants de Foucault, il s'agit de courants électriques induits par les changements rapides de

champ magnétique entraînent ainsi une distorsion de l'image qu'il est nécessaire de corriger en particulier pour quantifier l'anisotropie. Pour les artefacts de susceptibilité magnétique, ils prédominent aux interfaces entre dans les régions proches de la base du crâne. Les artefacts fantômes apparaissent lorsque des différences entre les lignes paires et impaires du plan de Fourier existent. Sur l'image de la figure 1.8, les images fantômes sont visibles dans la direction de codage de phase ce qui entraîne des erreurs de calcul sur la carte de l'ADC. Les artefacts dus au déplacement chimiques surviennent dans le sens du codage en fréquence. Les artefacts les plus fréquents sont ceux dus aux mouvements de la tête ou respiratoires, battements cardiaques du patient ou aux vibrations du lit etc. A ces différents artefacts, sont apportées plusieurs solutions.

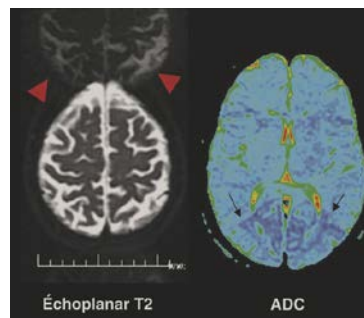


Fig.1.8 Images fantômes [16]

1.5. Tenseur de diffusion

L'imagerie de diffusion consiste donc à évaluer l'atténuation du signal au niveau de chaque voxel de l'image si un gradient de diffusion est appliqué suivant une direction spatiale donnée et en utilisant différentes valeurs de b . Rappelons que le calcul du coefficient de diffusion D_0 est effectué à partir de l'équation 1.2 et le contraste de l'image correspond aux variations des valeurs dans les voxels (Fig.1.5). Lorsque le milieu est libre, un coefficient proche de D_0 est mesuré indépendamment de la direction du gradient de diffusion. Par contre, dans un milieu est complexe tel le cerveau, c'est donc le coefficient de diffusion apparent ADC de valeur inférieure au coefficient de diffusion libre de l'eau D_0 ont la valeur dépend, cette fois, de la direction du gradient de diffusion.

Cependant, il est plus intéressant d'utiliser un formalisme plus complet à savoir l'imagerie du tenseur de diffusion (DTI) pour rendre compte de l'anisotropie du milieu et qui nous informe sur la microarchitecture. Ainsi, la DTI est une technique de diffusion dans laquelle les gradients de diffusion sont appliqués successivement, non pas dans seulement trois directions xx' , yy' et zz' , mais dans au moins six directions de l'espace. En d'autres termes, le formalisme de le DTI a été introduit rendre compte de la diffusion anisotrope et par le fait que la présence d'obstacles fait diminuer le coefficient de diffusion étant donné que les molécules d'eau situées à proximité des obstacles ont un parcours moyen diminué et que la diminution de la mobilité de ces molécules d'eau due à l'obstacle ne se fait sentir que dans la direction perpendiculaire à celui-ci. Ainsi, le tenseur de diffusion permet de modéliser les propriétés de diffusion des tissus cérébraux. C'est une matrice 3x3 symétrique composée de 6 coefficients de diffusion et généralement notée D :

$$[D] = \begin{bmatrix} D_{xx} & D_{xy} & D_{xz} \\ D_{xy} & D_{yy} & D_{yz} \\ D_{xz} & D_{yz} & D_{zz} \end{bmatrix} \quad (1.6)$$

Le facteur b prend aussi une forme tensorielle:

$$[b] = \begin{bmatrix} b_{xx} & b_{xy} & b_{xz} \\ b_{xy} & b_{yy} & b_{yz} \\ b_{xz} & b_{yz} & b_{zz} \end{bmatrix} \quad (1.7)$$

L'équation d'atténuation du signal (1.3) peut être généralisée sous la forme tensorielle comme le montre l'expression suivante :

$$M(b) = M(0)e^{-[b][D]} \quad (1.8)$$

$$M(b) = M(0)e^{-(b_{xx}D_{xx} + b_{yy}D_{yy} + b_{zz}D_{zz} + 2b_{xy}D_{xy} + 2b_{yz}D_{yz} + 2b_{xz}D_{xz})} \quad (1.9)$$

où les D_{ij} les 6 inconnues sont 6 coefficients du tenseur de diffusion.

Ainsi, 6 essais avec des gradients de diffusion dans 6 directions différentes sont nécessaires. De ce fait, 6 signaux S_i , $i=1,2,\dots,6$ sont

obtenus. Pour obtenir le signal non pondéré en diffusion S_0 , un autre essai doit être effectué.

De l'expression (1.8), on peut encore s'écrire sous la forme :

$$[S] = [b].[D] \quad (1.10)$$

Soit :

$$\begin{bmatrix} \ln\left(\frac{s_0}{s_1}\right) \\ \ln\left(\frac{s_0}{s_2}\right) \\ \ln\left(\frac{s_0}{s_3}\right) \\ \ln\left(\frac{s_0}{s_4}\right) \\ \ln\left(\frac{s_0}{s_5}\right) \\ \ln\left(\frac{s_0}{s_6}\right) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_{xx}^1 & b_{yy}^1 & b_{zz}^1 & b_{xy}^1 & b_{xz}^1 & b_{yz}^1 \\ b_{xx}^2 & b_{yy}^2 & b_{zz}^2 & b_{xy}^2 & b_{xz}^2 & b_{yz}^2 \\ b_{xx}^3 & b_{yy}^3 & b_{zz}^3 & b_{xy}^3 & b_{xz}^3 & b_{yz}^3 \\ b_{xx}^4 & b_{yy}^4 & b_{zz}^4 & b_{xy}^4 & b_{xz}^4 & b_{yz}^4 \\ b_{xx}^5 & b_{yy}^5 & b_{zz}^5 & b_{xy}^5 & b_{xz}^5 & b_{yz}^5 \\ b_{xx}^6 & b_{yy}^6 & b_{zz}^6 & b_{xy}^6 & b_{xz}^6 & b_{yz}^6 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} D_{xx} \\ D_{yy} \\ D_{zz} \\ D_{xy} \\ D_{xz} \\ D_{yz} \end{bmatrix} \quad (1.11)$$

Le tenseur de diffusion est donc donné par l'expression :

$$[D] = [b]^{-1}.[S] \quad (1.12)$$

Après le calcul des valeurs propres de cette matrice, on trouve les vecteurs propres e_1 , e_2 et e_3 qui constituent les trois directions orthogonales de diffusion et pour lesquelles les trois valeurs propres $D_1=\lambda_1$; $D_2=\lambda_2$; $D_3=\lambda_3$ sont les coefficients de diffusion.

$$[D] = \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_3 \end{bmatrix} \quad (1.13)$$

Rappelons que ces valeurs propres sont égales dans le cas d'un milieu isotrope alors qu'elles diffèrent dans un milieu anisotrope. Ces valeurs propres ordonnées ($\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3$) constituent les valeurs de diffusivité et correspondent aux propriétés des tissus du milieu.

Les figures 1.8, 1.9 et 1.10 tirées de [16] montrent respectivement les images du tenseur de diffusion et des valeurs propres de diffusivité obtenues de la diagonalisation.

La moyenne des éléments diagonaux du tenseur de diffusion $[D]$ donne la diffusivité moyenne MD , soit :

$$MD = \frac{D_{xx} + D_{yy} + D_{zz}}{3} = \frac{\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3}{3} \quad (1.14)$$

A la figure (1.10), on remarque que la diffusivité moyenne dans la substance grise et la substance blanche est la même. Par contre, dans le

liquide céphalo-rachidien où l'eau diffuse plus librement, la moyenne de la diffusion est plus élevée. Le tableau 1.1 montre les aspects normaux de diffusivité moyenne et d'anisotropie fractionnelle chez l'adulte.

Les écarts entre les valeurs propres D_1 , D_2 et D_3 conduisent au calcul d'indices d'anisotropie. Parmi ces indices, on peut citer l'Anisotropie Fractionnelle FA moins sensible au bruit. Cet indice caractérise le manque

Tableau 1 1 Mesures de diffusion moyenne obtenues chez les sujets sains par tenseur de diffusion [17] [18]

	Anisotropie ($10^{-3}mm^2/s$)	Diffusion moyenne ($10^{-3}mm^2/s$)
LCR	0.02 ∓ 0.01	$3,19 \mp 0.10$
Substance grise (cortex frontal)	0.08 ∓ 0.05	$0,83 \mp 0.05$
Noyaux caudés	0.08 ∓ 0.03	$0,67 \mp 0.02$
Substance blanche		
Fibres pyramidales	0.93 ∓ 0.04	$0,71 \mp 0.04$
Corps calleux (splenum)	0.86 ∓ 0.05	$0,69 \mp 0.05$
Capsule Interne	0.70 ∓ 0.08	$0,64 \mp 0.03$
Centre semi-ovale	0.27 ∓ 0.03	$0,65 \mp 0.02$

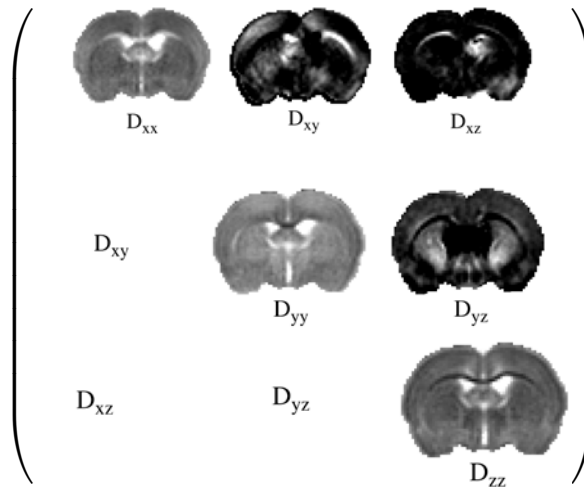


Fig.1.9 Tenseur de diffusion [19]

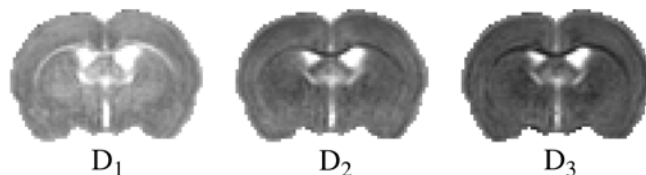


Fig.1.10 Valeurs propres [19]

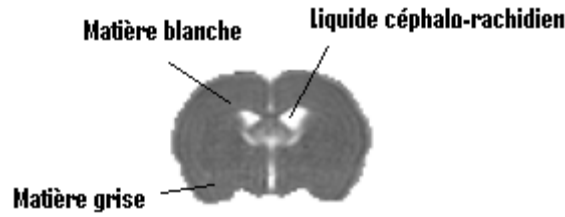


Fig.1.11 Diffusivité moyenne MD [19]

d'uniformité du phénomène de diffusion dans les différentes directions de l'espace. Comme les trois valeurs propres D_1 , D_2 et D_3 quantifient la diffusion dans trois directions orthogonales, on peut donc quantifier l'anisotropie fractionnelle (FA) par l'expression (1.15) suivante [19]:

$$FA = \sqrt{\frac{3}{2} \frac{\sqrt{(\lambda_1 - \bar{D})^2 + (\lambda_2 - \bar{D})^2 + (\lambda_3 - \bar{D})^2}}{\sqrt{\lambda_1^2 + \lambda_2^2 + \lambda_3^2}}} \quad (1.15)$$

Cet indice prend ces valeurs dans l'intervalle $[0,1]$. En effet une anisotropie égale à 1 signifie que le tissu a une structure à orientation unique. Plus la valeur de FA est proche de 1, plus l'anisotropie est importante, autrement dit, les valeurs propres sont très différentes. Si $FA=0$, les trois valeurs propres sont égales et le milieu est isotrope. L'anisotropie, dans ce cas, correspond à un manque total d'orientation comme le cas de tissu isotrope tel que le liquide cérébro-spinal. Notons que FA est de l'ordre de 0.6 pour des structures de matière blanche dans le cerveau alors qu'elle est de 0.3 dans les structures de matière grise. Ceci permet la détection et le suivi de certaines anomalies engendrant des modifications sur la diffusion de l'eau dans les tissus. Ces modifications agissent donc sur l'anisotropie de la diffusion, ainsi l'anisotropie fractionnelle à elle seule est un renseignement intéressant. Les conditions d'acquisition, du temps de diffusion et du rapport SNR de l'image [20].

En plus des indices FA, d'autres indices ont été définis. Il s'agit des indices de linéarité cl , de planicité cp et de sphéricité cs [21]. Ces indices sont calculés en utilisant les expressions suivantes:

$$C_l = \frac{\lambda_1 - \lambda_2}{\lambda_1 - \lambda_2 + \lambda_3} \quad (1.16)$$

$$C_p = \frac{2(\lambda_2 - \lambda_3)}{\lambda_1 - \lambda_2 + \lambda_3} \quad (1.17)$$

$$C_s = \frac{3\lambda_3}{\lambda_1 - \lambda_2 + \lambda_3} \quad (1.18)$$

Notons que la somme des valeurs de ces indices comprises entre 0 et 1 est égale à 1. Plus la valeur d'un indice est proche de 1, plus le tenseur est représenté par la catégorie correspondante à cet indice. La première catégorie correspond à un tenseur dont une valeur propre est prépondérante par rapport aux deux autres valeurs propres : c'est l'indice de linéarité. Lorsque deux valeurs sont équivalentes et plus grandes que la troisième, c'est un tenseur appartenant à la catégorie définie par l'indice de planicité. Enfin, lorsque les trois valeurs propres sont très proches, le tenseur est sphérique [22]. Ces indices permettent de visualiser la forme du tenseur selon les valeurs propres calculées précédemment sans toutefois apporter des connaissances sur sa direction alors que celle-ci est importante puisque qu'elle nous renseigne sur la direction de diffusion maximale. La valeur maximale de diffusivité qui correspond à l'orientation locale des fibres dans la substance blanche correspond au vecteur principal définie à partir d'une certaine valeur de FA. A partir d'une certaine valeur de FA, par exemple, le vecteur principal qui signifie valeur maximale de diffusivité donne l'orientation locale des fibres dans la substance blanche. Pour former la carte des couleurs, une méthode a été proposée dans [23]. Le vecteur propre principal du tenseur est représenté dans le système RVB. L'image couleur obtenue permet de visualiser l'orientation locale du tenseur c'est-à-dire l'orientation locale des fibres de la substance blanche comme le montre la figure 1.12.

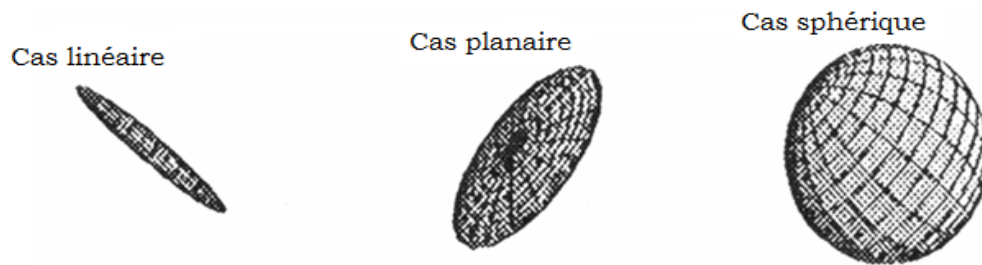


Fig.1.12 De gauche à droite, indices géométriques de diffusion : linéaire, planaire et sphérique [24].

La pondération par la FA diminue l'intensité des pixels dont la diffusion est isotrope. Elle met en évidence la substance blanche. Le corps calleux dont la direction est gauche-droite apparaît en rouge. Celui-ci est prolongé par la capsule externe dont l'orientation est dorso-ventrale. Au dessus du corps calleux, le cingulum orienté dans la direction caudo-rostrale apparaît en bleu sur les images couleurs [19].

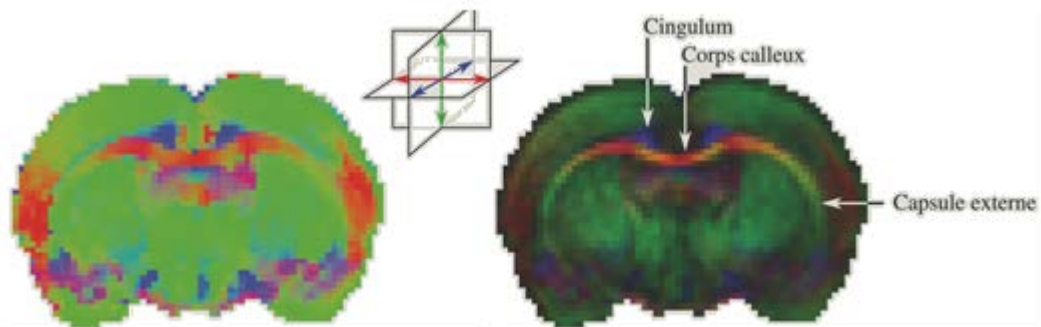


Fig.1.13 Cartes couleurs d'un cerveau de rat [19].

(a) non pondérée par la FA, (b) pondérée par la FA (b) à 7.0 T

Les valeurs propres et vecteurs propres sont représentés par l'ellipsoïde de Fresnel dont chaque axe correspond à une valeur propre et vecteur propre. En effet, la direction de l'axe est donnée par la direction du vecteur propre et la taille de l'axe est proportionnelle à la valeur de diffusivité. Cette représentation permet de visualiser les caractéristiques de la diffusion à travers la forme de l'ellipsoïde (Fig.1.14). Ainsi, une forme linéaire est souvent présente dans la substance blanche. Une forme sphérique de petit diamètre correspondant à une diffusivité moyenne faible est obtenue dans la substance grise. Une sphère de diamètre important correspondant à une diffusivité moyenne élevée est obtenu

dans le liquide céphalo-rachidien. Enfin, une forme planaire est obtenue lorsque des fibres de la substance blanche se croisent dans un même voxel de l'image (tableau 1.2).

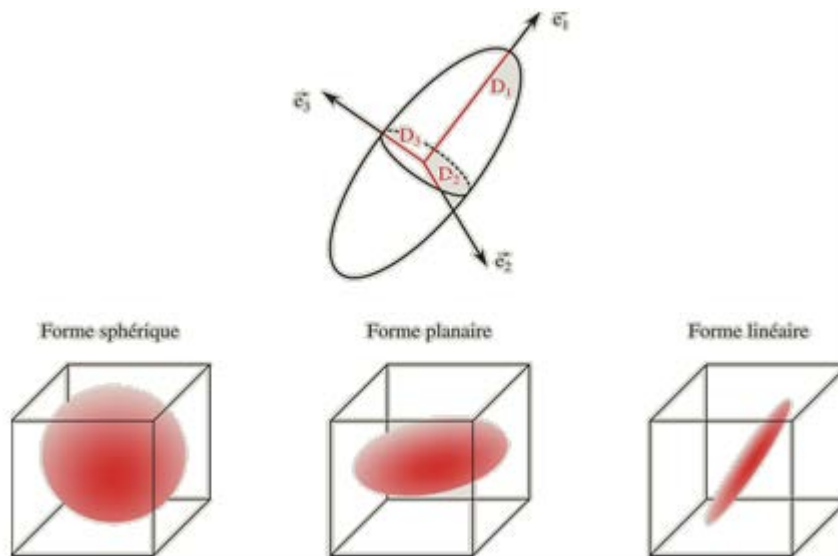


Fig.1.14 Représentation géométrique du tenseur de diffusion sous forme d'ellipsoïdes. L'ellipsoïde peut prendre trois formes : sphérique, planaire ou cylindrique [25].

Tableau 1.2 Indices d'anisotropie dans trois cas de valeurs propres de diffusivité représentant les formes sphérique, planaire et linéaire de la sphère de diffusion.

	Forme sphérique	Forme planaire	Forme linéaire
	Isotope	Anisotrope	Anisotrope
	$\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3$	$\lambda_1 = \lambda_2 > \lambda_3$	$\lambda_1 \gg \lambda_2 = \lambda_3$
FA	0	$1/\sqrt{2} \approx 0.707$	1
C_l	0	1	1
C_p	0	0	0
C_s	1		0

1.6. Techniques HARDI

L'IRMd a pris son envol en 1994 avec l'avènement de l'imagerie du tenseur de diffusion (*Diffusion Tensor Imaging (DTI)*). Le principe consiste à acquérir plusieurs images, de l'ordre d'une douzaine avec un facteur b identique pris entre 700 et 1000 s/mm² et en faisant varier la direction du gradient de diffusion entre chaque image. Les données ainsi cueillies sont utilisées pour construire un glyphe ellipsoïdal sur chaque voxel du cerveau. Rappelons qu'un glyphe est un objet de visualisation 3D qui nous renseigne sur les caractéristiques de diffusion dans la structure

contenue dans un voxel. Le glyphe ellipsoïdal nous informe de la direction principale de la diffusion locale. En suivant ces directions principales, il est possible de produire une image des fibres de la matière blanche du cerveau à l'aide d'algorithmes de tractographie. Afin de résoudre les limitations du DTI, des techniques plus sophistiquées telles que les méthodes HARDI ont vu le jour. Comparativement au faible nombre de directions mesurées en imagerie du tenseur de diffusion, les méthodes HARDI peuvent dépasser une centaine de directions afin de reconstruire la distribution de probabilité angulaire qui décrit le phénomène de diffusion en 3D (PDF) [26] [27]. Un nombre élevé d'orientations entraîne cependant une augmentation du temps d'acquisition pour un sujet qui devra subir une telle séquence d'IRMd. L'information contenue par le PDF nous indique à quoi peut ressembler la structure complexe des fibres sous-jacentes, ce que le tenseur ne pourrait pas faire en raison de ses propriétés géométriques gaussiennes. La fonction de distribution des orientations (ODF) [26][27] de diffusion contient l'information angulaire liée au PDF et représente la probabilité de diffusion des molécules d'eau à l'intérieur d'un voxel. La figure 1.6 présente un croisement de fibres synthétiques se croisant à 90 degrés (figure 1.6.a) ainsi que les reconstructions respectives du tenseur (figure 1.6.b) et de l'ODF. Il existe plusieurs méthodes HARDI dans la littérature [26] [27] [28] [29] [30] [31] [32] et une revue détaillée de ces méthodes se retrouve dans [33] [34]. La tractographie en temps réel présentée dans ce mémoire fait abstraction du type de reconstruction locale utilisée. Elle peut prendre comme entrée n'importe quel glyphe (Fig.1.15d, 1.15c) ou jeu de directions (Fig.1.15e).

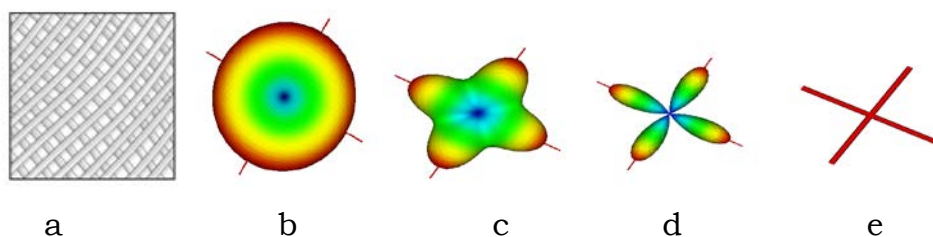


Fig.1.15 Phénomène local de croisement de fibres [34] [32].

- (a) Croisement synthétique . (b) Tenseur de diffusion .
 (c) ODF de diffusion. (d) ODF de fibres. (e) Directions principales

Les ODF sont représentées à l'aide des harmoniques sphériques (HS) [27]. La transformation en HS sur la sphère est équivalente à la transformée de Fourier dans le plan. Le signal peut donc être exprimé comme une combinaison linéaire des éléments de la base d'harmoniques sphériques. La structure fibreuse présente dans chaque voxel est caractérisée par une fonction $\Psi(\theta, \Phi)$. Cette fonction sur la sphère est représentée avec une série de Laplace comme suit :

$$\psi(\theta, \phi) = \sum_{l=0}^{l_{max}} \sum_{m=-l}^l c_l^m Y_l^m(\theta, \phi), \quad (1.19)$$

où les C^{m_l} sont les coefficients d'harmoniques sphériques obtenus par la transformation en HS, les Y^{m_l} correspondent aux éléments de la base orthogonale de fonctions complexes et l_{max} représente l'ordre de troncature de la série de Laplace. Cette base tronquée contient $R = (l_{max}+1)(l_{max}+2)/2$ coefficients. Par exemple, pour un ordre $l = 8$, il existe 45 coefficients. Sachant que le signal de diffusion est réel et symétrique, la base des HS ne tient compte que des ordres pairs [33]. Sous forme matricielle, le signal S de diffusion s'écrit :

$$S = CB \quad (1.20)$$

où C représente la matrice des coefficients d'harmoniques sphériques $\{c_0, c_1, \dots, c_R\}$ et B est la matrice qui représente la base tronquée en HS. L'une des méthodes HARDI en vogue à l'heure actuelle est la fonction de distribution des orientations de fibres (fODF), une version améliorée de l'ODF populaire. Cette dernière consiste à aiguïser la représentation géométrique afin d'en accentuer les contours, et ainsi les maxima, par déconvolution [35] ou par déconvolution sphérique à partir du signal de diffusion [36]. LafODF permet de détecter plus finement les régions où l'angle de croisement entre deux populations de fibres est faible. En utilisant le théorème de la convolution [37], on effectue plutôt la multiplication $S = RF$ dans le domaine fréquentiel, où R est la réponse estimée du signal en présence d'une seule fibre dans une représentation d'harmoniques sphériques, et F l'orientation attendue de la distribution de fibre, toujours en HS. En connaissant le signal HARDI S et en se servant

de la méthode des moindres carrés, il est possible d'isoler la l'ODF avec $F=(RTR)^{-1}RTS$. Cependant, une régularisation contrainte est cruciale afin de réduire l'effet du bruit [36] [37]. La déconvolution utilisée est analogue à la déconvolution d'une image 2D afin d'en augmenter la netteté comme le démontre la figure 1.16. L'ODF lisse devient plus fine, tout comme l'image floue de Lena voit ses contours accentués.

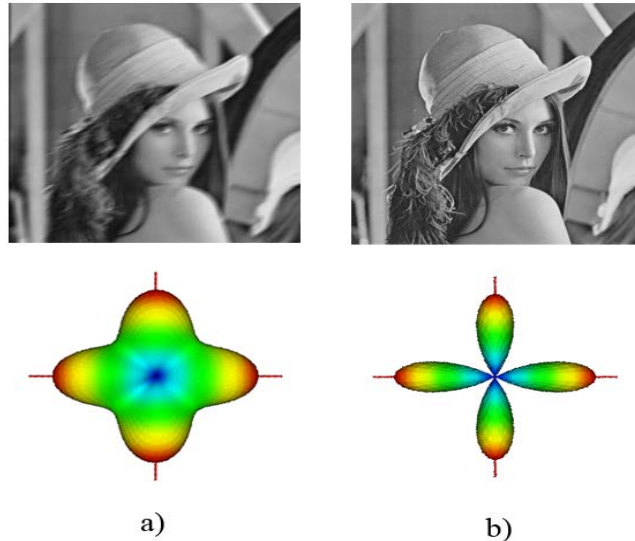


Fig.1.16 Concept de déconvolution 2D et 3D. [32]

La quantité d'informations angulaires que renferment les méthodes HARDI devient vite un problème complexe lorsque vient l'étape d'afficher toutes ces informations.

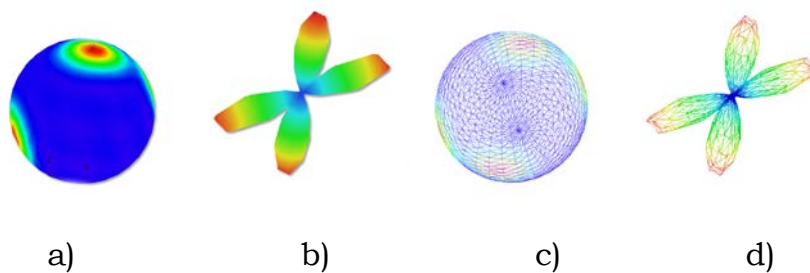
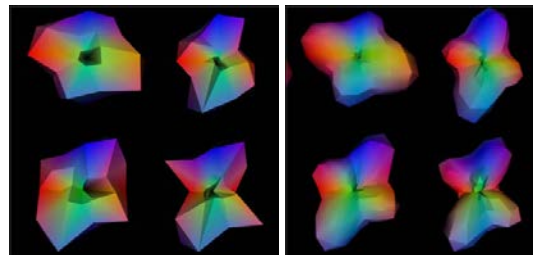


Fig.1.16 Représentation traditionnelle de glyphe HARDI [32]

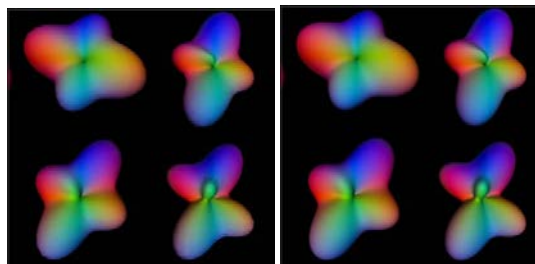
Les points présents sur la sphère tessellée (a,c) sont mis à l'échelle en fonction de la valeur de l'ODF (b,d). Il a été démontré que l'affichage de glyphes HARDI peut être accéléré par GPU [38]. De manière traditionnelle, la visualisation de glyphes HARDI commence par la génération d'une

sphère unitaire tessellée selon un certain ordre n . Les points de cette sphère sont ensuite déformés en fonction de l'équation de surface suivante :
avec r , $(r = \psi(\theta, \phi), \theta, \phi) \mid \theta \in [0, \pi], \phi \in [0, 2\pi]$ le rayon de chaque point mis à l'échelle sur la sphère comme le démontre la figure 1.17. La valeur de l'ODF normalisée au point (θ, ϕ) indique l'intensité de diffusion dans cette direction. Bien qu'intuitive, cette méthode est lente et peu efficace en terme de mémoire. En conservant une glyphe de tessellation d'ordre $n = 16$ (2256 points sur la sphère) pour chaque voxel d'un volume de dimension $128 \times 128 \times 60 \text{ mm}^3$, le niveau d'interactivité avec les données devient pratiquement nul. C'est pour cette raison que les glyphes ne sont généralement affichés que sur la coupe observée, et recalculés pour chacune d'elles. L'utilisation d'une tessellation plus simple est souvent une option qui permet d'obtenir un gain de performance lors de l'inspection et la navigation à travers les coupes. Cependant, comme le démontre la figure 1.17



(a) Ordre 2.

(b) Ordre 3.



(c) Ordre 4

(d) Ordre 7.

Fig.1.17 Visualisation de glyphes HARDI [32]

La surface devient plus lisse au fur et à mesure que l'ordre de tessellation augmente, [38]. Certains détails subtils sont alors manquants sur la

surface. De plus, la résolution angulaire associée aux tessellations d'ordres inférieurs devient beaucoup plus grand, causant ainsi un léger décalage des maxima.

1.7. Conclusion

Ces dernières années, l'imagerie de diffusion a vu le champ de ses applications cliniques s'élargir, la valeur de l'ADC (par rapport à une zone saine, par exemple) doit donc faire partie intégrante de tout compte-rendu d'IRM encéphalique incluant une séquence de diffusion, le technique de la diffusion IRM dans l'exploration hépatique reste à optimiser pour s'affranchir au maximum des artefacts. Des études sont en cours pour évaluer la sensibilité du facteur b selon sa valeur aux différents milieux : intra ou extracellulaires. En somme, ce chapitre couvre la plupart des concepts de base permettant de mieux comprendre la visualisation scientifique en IRM de diffusion. Le tenseur de diffusion permet la reconstruction du phénomène de diffusion en chaque voxel de manière intuitive à l'aide de glyphes ellipsoïdaux. Cependant, plusieurs limitations au niveau de la reconstruction de régions de croisement de fibres viennent assombrir cette méthode. L'arrivée de techniques à haute résolution angulaire a permis de résoudre ces limitations. L'acquisition selon un plus grand nombre de directions permet de mieux détecter ces croisements. En contrepartie, le temps d'acquisition nécessaire pour les techniques HARDI est plus grand qu'une simple acquisition DTI. Puisque chaque étape menant à la tractographie des fibres de la matière blanche repose sur l'étape qui la précède, il est primordial de s'assurer que chacune d'entre elles s'est bien déroulée. Pour valider ces étapes, l'inspection de données entre chacune d'elles est donc nécessaire. La visualisation de données médicales est un domaine en plein essor et plusieurs techniques continuent de voir le jour, permettant ainsi l'amélioration des méthodes de visualisation actuelles.

Chapitre II

Estimation, formalismes variationnels et applications de l'IRMd

2.1. Introduction

En apportant des informations non disponibles sur les autres techniques d'imagerie médicales, l'imagerie de diffusion (IRMd) est aussi, jusqu'à ce jour, la seule technique qui permet d'observer la connectivité cérébrale in vivo de manière non invasive. Cette technique d'obtention d'image 3D est basée sur l'acquisition de plusieurs images IRM S_k , ($k=1,2,\dots,6$), après différentes séquences d'impulsions de gradients orientés dans, au moins, 6 directions différentes, en plus de la mesure d'une image S_0 sans direction de gradient privilégié. La nature tridimensionnelle de l'anisotropie des tissus est sous une forme analytique par un modèle tensoriel. En effet, selon les caractéristiques du tissu, la diffusion correspondant aux tenseurs estimés peut être isotrope comme dans le liquide céphalo-rachidien ou dans les tissus constitués d'os, de muscles etc. Elle est anisotrope dans la matière blanche où la diffusion est principalement effectuée dans les directions des fibres qui relient les neurones. Ceci a conduit à l'étude de leurs connectivités en suivant, au niveau de chaque voxel, la direction principale des fibres donnée par les vecteurs propres principaux des tenseurs pour reconstituer les réseaux de

ces fibres. En tenant compte de la présence d'éventuels artefacts, l'estimation des tenseurs peut être améliorée en introduisant un processus de régularisation [43]. Ainsi, il est donc possible de reconstruire le tenseur de diffusion en chaque point à partir de six images pondérées en diffusion, la direction des gradients de diffusion étant différente dans toutes ces images. En effet, sachant que le tenseur est symétrique, les six coefficients qui suffisent à le représenter sont obtenus en résolvant un système linéaire de six équations à six inconnues. C'est ainsi que l'on obtient les images du tenseur de diffusion comme cela a été montré dans le chapitre précédent. Par ailleurs, pour l'amélioration de la qualité et de la rapidité d'acquisition des images IRMd comme dans le cas où plusieurs fibres d'orientations différentes se croisent au sein d'un même voxel ou dans certaines configurations singulières de fibres telles les jonctions et des embranchements, des chercheurs ont proposé l'augmentation de leurs résolutions angulaires ce qui équivaut à un très grand nombre d'orientations du gradient du champ magnétique. Ceci constitue l'Imagerie de Diffusion à Haute Résolution Angulaire (HARDI, *High Angular Resolution Diffusion Imaging*), ce qui nécessite un modèle mathématique complexe [44].

Dans ce chapitre, sans avoir la prétention de maîtriser toute la théorie physique et mathématique en terme de formulation et de calculs mise en jeu, nous présentons, dans les sections qui suivent, l'estimation des tenseurs de diffusion, les caractéristiques de diffusion les méthodes de reconstruction HARDI ainsi que les applications de l'IRMd. Des détails peuvent être trouvés dans [39][40][41][42].

2.2. Estimation des tenseurs de diffusion

L'estimation d'un champ de tenseurs de diffusion à partir d'images IRM S_k , ($k=1,2,\dots,6$), est parmi les techniques les plus importantes de l'IRMd. Cette estimation est effectuée tout en respectant la relation (1.4) de Stejskal-Tanner présentée dans le chapitre précédent. Ainsi, pour chaque voxel, les six coefficients qui suffisent à représenter le tenseur qui est symétrique sont obtenus par l'estimation des tenseurs à partir des images

S_k . Les deux principales méthodes d'estimation utilisées dans ce cadre sont l'estimation par les moindres carrés et l'estimation par approche variationnelle. Notons que l'estimation des tenseurs D par les moindres carrés est parmi les plus utilisées. Elle est basée sur la minimisation du critère suivant (Equ.2.1) conformément aux équations (1.2), (1.6) et (1.11) du chapitre précédent:

$$\min_D \sum_{k=1}^n \left(\ln \left(\frac{S_0}{S_k} \right) - g_k^T D g_k \right)^2 \quad (2.1)$$

Comme le tenseur est symétrique, les six coefficients qui suffisent à le représenter sont obtenus en résolvant un système linéaire de six équations à six inconnues de type (1.8) ou (1.9) du chapitre précédent. Dans cette méthode, il y a lieu de tenir compte de la propriété de *définie positive* de ces tenseurs [45].

Dans l'approche variationnelle, l'estimation du champ de tenseurs est effectuée en introduisant des *a priori* de *positivité* et de *régularité* sur la solution cherchée. Il s'agit de minimiser, dans l'espace des tenseurs positifs, avec contrainte, la fonctionnelle suivante:

$$\min_{D \in P(3)} \int_{\Omega} \sum_{k=1}^n \Psi \left(\left| \ln \left(\frac{S_0}{S_k} \right) - g_k^T D g_k + \alpha \phi(\|\Delta D\|) \right| \right) d\Omega \quad (2.2)$$

où $\Psi: \mathfrak{R} \rightarrow \mathfrak{R}$ est une fonction permettant une estimation des tenseurs de manière robuste comparativement à l'estimation par les moindres carrés. La fonction $\phi: \mathfrak{R} \rightarrow \mathfrak{R}$ croissante joue le rôle de régularisation anisotrope sur les champs de tenseurs. Dans cette expression (2.2), $\alpha \in \mathfrak{R}$ est le coefficient de régularité fixé par l'utilisateur et $\|\Delta D\| = (\sum_{i,j} \|\Delta D_{i,j}\|^2)^{1/2}$ est la norme matricielle.

2.3. Caractéristiques de diffusion

Dans cette partie, il s'agit pour nous de présenter les outils statistiques décrivant les caractéristiques de diffusion, à l'échelle d'un voxel. Avant cela, rappelons que le DTI n'est pas efficace aux endroits où se trouve le croisement de fibres étant donné qu'il n'est limité qu'à une seule direction principale par voxel et que le propagateur est gaussien avec six degrés de liberté. Afin de résoudre le problème d'identification des croisements des

fibres et de les représenter correctement, l'acquisition des images HARDI, a été donc développée. Le nombre d'images acquises, dans ce cas, est beaucoup plus élevé, soit, compris entre 40 et 200. Avec cette information supplémentaire, il est donc possible de traiter les données pour produire un glyphe ou ODF (*Orientation Distribution Function*) en vue d'identifier des croisements de fibres dans un voxel. Avec la technologie HARDI et l'ODF, l'information angulaire de ces croisements de fibres peut être bien caractérisée. Pour l'acquisition de ces images, des modèles d'ordre supérieur ont été proposés. Ceci est basé sur échantillonnage de l'espace q dans plusieurs directions en augmentant la résolution angulaire. Rappelons que \mathbf{q} est le vecteur d'onde qui définit l'espace q . Il s'agit, ensuite, de construire la fonction PDF correspondante. En augmentant le nombre de mesures N , ainsi que la valeur de b qui est une constante qui montre l'influence des gradients sur les images pondérées en diffusion, le temps d'acquisition ainsi que le rapport signal sur bruit (SNR) sont affectés. Ainsi, cette valeur de b doit être optimisée. En effet, si b est trop grand, le SNR est réduit et si b est trop petit, le contraste devient insuffisant. L'influence de la valeur de b est présentée à la figure (1.5) du chapitre précédent. Pour résoudre ce problème, on a appliqué deux procédures dans ce cas d'images HARDI. Dans la première procédure, il s'agit d'échantillonner l'espace q en un grand nombre de points ($N > 200$) en une grille cartésienne 3D. En appliquant au signal de diffusion, la transformée de Fourier inverse, on obtient la PDF de diffusion qui constitue l'Image de Spectre de Diffusion (DSI). Notons que les gradients doivent être très forts pouvant atteindre 20000 s/mm^2 et le temps d'acquisition est élevé, de l'ordre de 15 à 60 minutes selon le nombre des directions d'échantillonnage (Tableau 2.1). La visualisation 3D de la PDF de diffusion en chaque voxel est calculée pour un certain rayon r où l'ODF est évaluée comme nous le verrons plus bas. Dans la deuxième procédure, la reconstruction de l'ODF de diffusion est effectuée en utilisant un échantillonnage uniforme discret de la sphère effectué pour un certain rayon dans l'espace q . Cette technique est appelée aussi « *technique une seule coquille* » HARDI. Ceci permet d'avoir une fonction dont les maximas

sont alignés sur la structure sous-jacente des fibres et ce, en procédant à des mesures dépassant le nombre de 60. De plus, les gradients utilisés sont de forces moyennes. Si les gradients sont forts, l'ODF de diffusion est mieux reconstruite comme le montre le tableau 2.1 où l'on remarque l'évolution du temps d'acquisition pour un volume de 30 coupes axiales ayant une épaisseur de 3mm [18].

Notons que dans le cas d'une coquille HARDI, les échantillons sont pris sur une seule sphère dans l'espace q , ce qui fait que le temps d'acquisition est relativement court. De l'autre côté, puisque la valeur de b est réduite, le SNR est amélioré.

Tableau 2.1 Techniques d'acquisition en IRMd [18].

Modalité	Force du Gradient (b)	Nbre de mesures N	Temps d'acquisition (mn)
DWI	$b \leq 1000$	1	1-3
Trace et ADC	$b \leq 1000$	$1 \leq N \leq 3$	2-4
DTI	$b \leq 1000$	$N \geq 6$	3-6
Une coquille HARDI	$b \geq 1000$ ($b \geq 3000$, désiré)	$N \geq 60$	10-20
DSI	$b > 8000$	$N \geq 200$	15-60

2.3.1 Imagerie du propagateur de diffusion

Si l'estimation du tenseur de diffusion D permet de caractériser complètement la diffusion libre, le formalisme de ce tenseur ne peut décrire qu'un nombre limité de phénomènes de diffusion. Plus précisément, le tenseur de diffusion ne peut caractériser qu'une diffusion gaussienne. Ceci ne prend pas en compte d'autres phénomènes observés in-vivo tels que la restriction, l'hétérogénéité ainsi que la perméabilité. Théoriquement, le propagateur de diffusion $P(p_t/p_0, t)$ donne la probabilité de trouver un atome à l'endroit p_t après un temps t . Initialement, il est à p_0 pour $t=0$ [46]. En IRM de diffusion, rappelons que c'est la diffusion de tout un ensemble de molécules d'eau dans un échantillon ou dans un voxel qui est mesurée. Ce phénomène de diffusion est caractérisé par le Propagateur Moyen de l'Ensemble EAP (*EAP, Ensemble Average Propagator*) défini par l'équation suivante:

$$P(\mathbf{r}; \tau) = \int_V p(\mathbf{r}_0 + \mathbf{r}; \mathbf{r}_0, \tau) d\mathbf{r}_0, \quad (2.3)$$

où $p(\mathbf{r}_0 + \mathbf{r}, \mathbf{r}_0, \tau)$ est la probabilité qu'une molécule initialement à \mathbf{r}_0 se déplace vers $\mathbf{r}_0 + \mathbf{r}$ durant le temps de diffusion τ et V , le volume du voxel.

Dans un milieu libre, l'EAP est une fonction gaussienne multivariée isotrope donnée par l'équation (2.4).

$$P(\mathbf{r}; \tau) = (4\pi D_0 \tau)^{-3/2} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{r}\|^2}{4D_0 \tau}\right). \quad (2.4)$$

En effet, rappelons que, dans un milieu libre, les molécules subissent un mouvement brownien et la moyenne quadratique \bar{R} du déplacement dans l'intervalle de temps τ est donnée par l'expression (2.5) suivante:

$$\bar{R}^2 = 6D_0 \tau \quad (2.5)$$

où D_0 est le coefficient de diffusion qui est de l'ordre de $2,2 \cdot 10^{-3} \text{ mm}^2 \text{ s}^{-1}$ sous les conditions normales de température et de pression.

Lorsque la diffusion est entravée par une structure sous-jacente, la diffusion est plus complexe. En effet, dans un milieu anisotrope, la fonction gaussienne est donnée par l'expression suivante:

$$P(\mathbf{r}) = \frac{1}{\sqrt{(4\pi\tau)^3 |\mathbf{D}|}} \exp\left(-\frac{\mathbf{r}^T \mathbf{D}^{-1} \mathbf{r}}{4\tau}\right) \quad (2.6)$$

Selon l'application, cette fonction est représentée sous forme d'images en niveaux de gris. Alternativement, le profil angulaire $P(r, u)$, pour un rayon r donné, peut être rendu comme une surface 3D (Fig.2.1). Dans le cas de l'IDT, le tenseur de diffusion peut être représenté comme un ellipsoïde dont les axes principaux correspondent aux principaux vecteurs propres du tenseur. Un exemple de l'image obtenue à partir de l'imagerie du tenseur de diffusion est reproduit à la figure 2.2.

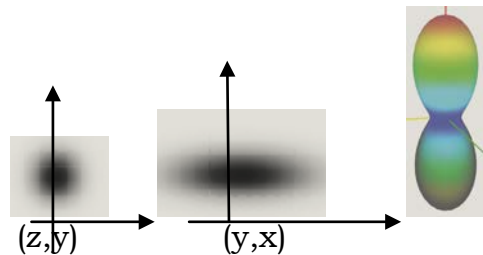


Fig.2.1 Visualisation de l'EAP gaussienne.

Dans le cas de l'IDT, le tenseur de diffusion peut être donc représenté comme un ellipsoïde dont les axes principaux correspondent aux principaux vecteurs propres du tenseur.

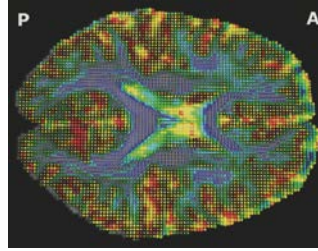


Fig.3.8 Représentation ellipsoïdale des tenseurs de diffusion (coupe axiale). La couleur code l'anisotropie fractionnelle: rouge pour l'anisotropie faible et bleu pour l'anisotropie forte [47].

2.3.2 Fonction de distribution d'orientation

Dans la matière blanche du cerveau, l'aspect angulaire de la probabilité de diffusion est d'une grande importance. En effet, elle révèle les directions des faisceaux de fibres. Cette information est acquise par l'ODF qui est une fonction sphérique. Rappelons que cette ODF est évaluée en chaque voxel pour donner la probabilité de diffusion pour toute orientation $\mathbf{u}(\theta, \varphi)$ échantillonnée. Ainsi, l'ODF (Equ. 2.7) contient les informations angulaires complètes de la PDF et, pour trouver sa valeur, dans la direction \mathbf{u} , le propagateur moyenné est intégré le long des rayons $r \cdot \mathbf{u}(\theta, \varphi)$ [18]. Dans ce cas, soit la transformée de Fourier 3D du signal de diffusion est réalisée puis projetée selon l'axe \mathbf{u} , soit le signal de diffusion est intégré directement dans le plan perpendiculaire à \mathbf{u} dans l'espace q .

$$\psi_{\mathbf{T}}(\mathbf{u}) = \frac{1}{Z} \int_0^{\infty} P(r \cdot \mathbf{u}) dr \quad (2.7)$$

où Z est une constante de normalisation, de sorte que l'intégration s'effectue sur une sphère unité.

La définition de l'ODF a été rectifiée pour correspondre à la probabilité marginale angulaire de diffusion [48][49]. Elle est donnée par l'expression:

$$\psi(\mathbf{u}) = \int_0^{\infty} P(r \cdot \mathbf{u}) r^2 dr \quad (2.8)$$

où Ψ est également une ODF calculée dans un solide d'angle constant et r^2 représente le Jacobien de $\mathbf{r} = r^2 \cdot \mathbf{u}$.

2.3.3. Mesures scalaires

Les mesures scalaires de l'EAP et l'ODF sont nécessaires pour pouvoir présenter une information aussi concise que possible en vue de la détection précoce de maladies neurologiques. Pour ce faire, on utilise des quantités scalaires sans modèle comme:

- la Moyenne Quadratique de Déplacement (MSD, *Mean Square Displacement*) qui est valeur quadratique moyenne du propagateur moyen,
- la Probabilité de Retour à l'Origine (RTO, *Return-To-Origin probability*) qui est la probabilité pour une molécule de revenir à sa position de départ, une fois que le temps de diffusion τ est écoulé,
- l'Anisotropie Fractionnelle Généralisé (GFA, *Generalized Fractional Anisotropy*) est défini comme étant l'écart-type normalisé de l'ODF [50].

Ces quantités MSD, RTO, GFA, MD et FA sont respectivement données les expressions suivantes:

$$\text{MSD} = \int_{\mathbb{R}^3} P(\mathbf{r}) \|\mathbf{r}\|^2 d\mathbf{r} \quad (2.9)$$

$$\text{RTO}(\tau) = P(\mathbf{0}; \tau) \quad (2.10)$$

$$\text{GFA} = \left(\frac{\int_{S^2} (\psi(\mathbf{u}) - 1)^2 d\Omega}{\int_{S^2} \psi(\mathbf{u})^2 d\Omega} \right)^{1/2} \quad (2.11)$$

Les deux autres mesures scalaires populaires sont la FA (diffusion de Gauss Fractionnelle) et la Moyenne de Diffusivité (MD) (Fig.2.3) calculées à partir de la représentation mathématique de l'expression 2.14 ci-dessous donnant le tenseur de diffusion où l'on suppose que la diffusion est gaussienne [51].

$$\text{FA} = \left(\frac{3 \sum_{i=1}^3 (\lambda_i - \text{MD})^2}{2 \sum_{i=1}^3 \lambda_i^2} \right)^{1/2} \quad (2.12)$$

$$\text{MD} = \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 \lambda_i \quad (2.13)$$

Le tenseur de diffusion, décrit dans le chapitre précédent, est :

$$D = R^T \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_3 \end{pmatrix} \quad (2.14)$$

où R est une matrice de rotation, et les λ_i sont les valeurs propres du tenseur de diffusion.



Fig.2.3 Tenseurs de diffusion, représentés en ellipsoïdes pour FA allant de 0,0 à 0.6. La diffusivité moyenne est constante pour les tenseurs. [47]

Ainsi, on peut tracer les liaisons d'une région du cerveau à l'autre. C'est la tractographie des fibres [52][53][54] (Fig.2.4). Pour obtenir de tels résultats, un traitement approprié est nécessaire. Cette figure 2.4 montre que l'application des algorithmes de tractographie à tout le cerveau conduit à l'obtention d'un grand nombre de fibres. Parmi cette population, certaines fibres sont plus pertinentes que d'autres du point de vue anatomique. Ainsi, les outils statistiques pour l'analyse de ces populations importantes ont été développés. Un champ actif de recherche est dédié au regroupement de fibres sous forme de faisceaux dans la matière blanche du cerveau [55][56].

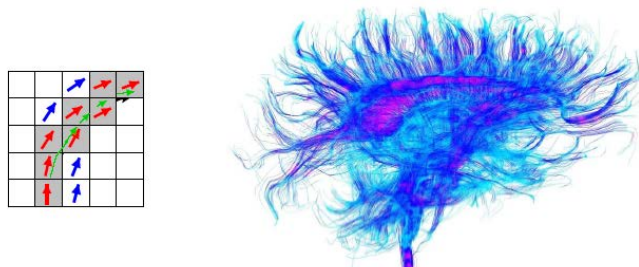


Fig.2.4 (gauche) description de l'algorithme de tractographie: à partir du principal vecteur propre du tenseur de diffusion, on reconstruit la trajectoire de la matière blanche des fibres. [58]. (à droite) Un exemple de suivi de la fibre sur l'ensemble du cerveau [47].

2.4 Méthodes de reconstruction HARDI

L'atténuation du signal $E(q)$, défini comme le rapport $S(q)/S(0)$ est liée donc à l'EAP par la transformée de Fourier telle que:

$$E(\mathbf{q}) = \int_{\mathbb{R}^3} P(\mathbf{r}; \Delta) e^{-2i\pi\mathbf{q} \cdot \mathbf{r}} d\mathbf{q} \quad (2.15)$$

où \mathbf{q} est le vecteur d'onde qui définit l'espace q et donné par :

$$\mathbf{q} = \frac{\gamma}{2\pi} \int_0^\delta \mathbf{g}(t) dt. \quad (2.16)$$

où $g(t)$ est le gradient de champ magnétique dépendant du temps appliquée au cours du temps intervalle comme le montre la figure 1.4 du chapitre précédent. Lorsque l'impulsion de ce gradient a un profil rectangulaire, le gradient g est une constante pendant l'impulsion:

$$\mathbf{q} = (2\pi)^{-1} \gamma \delta \mathbf{g}. \quad (2.17)$$

En répétant l'acquisition pour la direction et la force des différents gradients de diffusion g , et pour une durée d'impulsion de gradient qui peut être différente, des images 3D d'un même objet sont acquises. Ces images sont appelées images de diffusion pondérées. A partir d'une série de type d'images qui correspondent à des échantillons dans l'espace q , on peut reconstruire l'EAP ainsi que ses caractéristiques.

Plusieurs méthodes exploitant la relation entre l'atténuation du signal de diffusion et l'EAP pour reconstruire les caractéristiques de diffusion ont été proposées. Parmi ces méthodes, nous avons l'Imagerie du Spectre de Diffusion et plusieurs autres modèles dont les plus connus comme les imageries q -ball et q -espace sont décrits ci-après.

2.4.1 Imagerie du spectre de diffusion

Une équipe de chercheurs dirigée par Van J. Wedeen au département de radiologie du Massachusetts General Hospital Boston [59] ont développé, vers l'année 2005, la méthode dite IRM du Spectre de Diffusion (DSI) qui est une variante du DTI développé vingt ans plus tôt par Le Bihan et couramment utilisée pour diagnostiquer les accidents vasculaires cérébraux. Les images du cerveau humain, ainsi que de celui d'un macaque, d'un ouistiti, d'un singe hibou obtenues sont très

détaillées, en les analysant par petits cubes de 2 millimètres de côté et de 0,5 millimètres dans le cas des primates [38][37]. La DSI est plus efficace que la DTI pour identifier les fibres qui se croisent. Elle a ainsi permis à Van J. Wedeen de déterminer le voisinage de chaque fibre cérébrale, c'est-à-dire l'ensemble des fibres qui la coupent et celles qui coupent ces dernières [60]. Cette méthode d'acquisition exhaustive faisait varier à la fois le facteur b et les orientations des gradients. Elle a été élaborée pour permettre la construction du propagateur de diffusion à chaque voxel du cerveau. La technique consiste à acquérir 5155 images dans l'espace de diffusion (espace q). Elle met en œuvre la reconstruction de l'EAP à partir d'un échantillonnage dense dans l'espace q de q sur une base régulière et cartésienne $8 \times 8 \times 8$ (Fig.2.5)

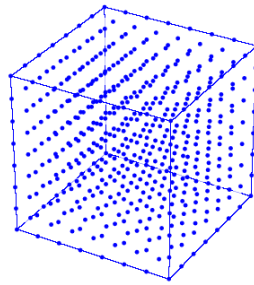


Fig.2.5 Echantillonnage dans l'espace- q en imagerie du spectre de diffusion (DSI), sur une base régulière cartésienne $8 \times 8 \times 8$ [61]

Le propagateur P est donc reconstruit sur une double grille discrète et il peut être interpolé pour évaluer des caractéristiques telles que l'ODF, le MSD ou le RTO vus précédemment. Cette méthode a été appliquée avec succès dans l'imagerie cérébrale pour la reconstruction de configurations complexes de fibres, y compris les fibres qui se croisent [46].

Cependant, pour l'application clinique de la technique DSI, plusieurs inconvénients peuvent être relevés. Tout d'abord, afin de satisfaire les conditions de Shannon, le volume d'échantillonnage dans l'espace q doit être suffisamment grand. En effet, pour construire le propagateur sur une grille d'espacement r_0 . Pour contourner les limites de la DSI, qui est une technique de reconstruction directe sans modèle, plusieurs hypothèses sur la nature de l'EAP de diffusion ont été faites pour simplifier le problème. Parmi les approches proposées, nous citons la DTI présentées

précédemment. Cependant, plusieurs autres approches ont été proposées. Nous citons particulièrement, l'imagerie q -ball, l'imagerie marginale ODF, l'oscillateur harmonique simple et sphérique. Plusieurs autres méthodes non présentées dans ce chapitre ont été proposées.

2.4.2 Imagerie q -Ball

L'imagerie q -ball (QBI, *Q-Ball Imaging*) est une technique proposée dans [30] pour reconstruire l'ODF à partir d'une acquisition coquille HARDI. Le faible nombre d'échantillons HARDI nécessite une étape d'estimation et de reconstruction du signal dans une base de fonction sphérique. Rappelons l'ODF est définie par l'expression (2.7) précédente. Dans [30], il est montré que l'ODF Ψ_T peut être approchée par la transformée de Funk-Radon du signal de diffusion $E(q)$ restreinte à une sphère de rayon q_0 . Formellement, on a :

$$\psi_T(\mathbf{u}) \approx \frac{1}{Z} \int E(\mathbf{q}) \delta(\mathbf{q}^T \mathbf{u}) \delta(\|\mathbf{q}\| - q_0) d\mathbf{q}, \quad (2.18)$$

Les inconvénients de la méthode est le fait que la reconstruction de l'ODF se fait à partir d'échantillons sur une coquille, au lieu de l'espace q complet comme pour la DSI. En plus des contraintes d'acquisition, la solution QBI n'est pas une solution exacte de l'ODF. C'est une version lissée de l'ODF utilisant l'approximation de la transformée de Funk-Radon. Elle constitue aussi une méthode sans modèle. Sur le plan analytique, la technique d'imagerie q -ball a été améliorée, avec l'utilisation de fonctions d'harmoniques sphériques qui sont présentés plus bas, pour représenter le signal [62].

2.4.3 ODF marginale en imagerie q -ball

Deux définitions de l'ODF ont été proposées. Celle établie par Tuch comme cela a été vu précédemment pour reconstruire l'ODF T en imagerie q -ball. Plus récente, l'autre définition montre que l'ODF marginale, également connue sous le nom de ODF à angle solide constant peut être reconstruit en imagerie q -ball [63].

Dans l'hypothèse d'une décroissance mono-exponentielle du signal de diffusion E , la relation entre $E(q)$, et l'ODF est donnée par:

$$\psi(\mathbf{u}) = \frac{1}{4\pi} + \frac{1}{16\pi^2} \text{FRT} \{ \nabla_b^2 \ln(-\ln E) \} (\mathbf{u}) \quad (2.19)$$

où FRT désigne la transformée de Funk-Radon et ∇_b^2 l'opérateur de Laplace-Beltrami Aganj [63].

Le travail présenté dans [64] propose également d'étendre la reconstruction à l'acquisition de plusieurs sphères concentriques dans l'espace q . Ce type d'acquisition est parfois appelé imagerie q -coquille multiple.

2.4.4 Imagerie analytique q -ball

Comme il est mentionné précédemment, l'ODF Ψ_T peut être approchée par la transformée de Funk-Radon du signal de diffusion $E(q)$ restreinte à une sphère de rayon q . Le calcul de la transformée de Funk-Radon dans l'équation (2.20) s'effectue en un temps de calcul réduit. En outre, ceci fournit aussi un moyen commode pour régulariser le signal sur la sphère à travers l'opérateur de Laplace-Beltrami [5]. Cette régularisation, minimisant la pénalisation RS2 agit comme un filtre passe-bas et supprime les oscillations dues au bruit. Le signal $E(q_{0...}u)$ est approchée par la base des harmoniques sphériques tronquée à l'ordre L :

$$\forall \mathbf{u} \in \mathcal{S}^2, \quad E(q_0 \cdot \mathbf{u}) = \sum_{\ell=0}^L \sum_{m=-\ell}^{\ell} c_{\ell,m} Y_{\ell,m}(\mathbf{u}) \quad (2.20)$$

où la fonction $Y_{\ell,m}$ est telle que :

$$Y_{\ell,m}(\vartheta, \varphi) = \begin{cases} \sqrt{\frac{2(2\ell+1)(\ell-m)!}{(\ell+m)!}} P_{\ell}^m(\cos \vartheta) \cos(m\varphi) & \text{si } m < 0 \\ \sqrt{(2\ell+1)} P_{\ell}^m(\cos \vartheta) & \text{si } m = 0 \\ \sqrt{\frac{2(2\ell+1)(\ell-m)!}{(\ell+m)!}} P_{\ell}^m(\cos \vartheta) \sin(m\varphi) & \text{si } m > 0 \end{cases}$$

Les coefficients c_j du signal dans la base de la sphère harmonique sont estimées à partir d'une série de mesures aux points $q_0 \cdot u_k$.

Cette méthode a pour avantage, l'estimation rapide du signal q -ball et de l'ODF Ψ_T . Cependant l'ODF Ψ_T est reconstruite mais pas l'ODF marginal Ψ .

2.4.5 Calcul de l'ODF en temps réel

Du point de vue temps réel concernant l'ODF, puisqu'il s'agit d'images HARDI, le calcul est très exigeant et le temps de cycle peut devenir un problème. Il serait intéressant d'avoir un retour d'information en ligne de la qualité de la reconstruction, à prendre une décision en conséquence en cas de gêne pour le patient ou les mouvements du patient. Dans ce sens, une reconstruction progressive de l'ODF a été proposée dans [42][43] La solution est basée sur un filtre de Kalman et exploite l'estimation analytique conjointe et la régularisation de l'ODF [65]. La méthode de reconstruction dans [43] met en œuvre une minimisation incrémentale de l'énergie dans les équations 2.21. Le filtre de Kalman qui en résulte est donné par le système d'équations suivant :

$$\text{Initialisation} \quad \begin{cases} \mathbf{c}[0] &= \mathbf{E}[\mathbf{c}] \\ \tilde{\mathbf{P}}[0] &= \mathbf{E}[(\mathbf{c} - \mathbf{c}[0])(\mathbf{c} - \mathbf{c}[0])^T] \\ \mathbf{P}[0] &= (\tilde{\mathbf{P}}[0]^{-1} + \lambda \mathbf{L})^{-1} \end{cases} \quad (2.21)$$

$$\begin{cases} V[k] &= \mathbf{B}[k]\mathbf{P}[k-1]\mathbf{B}[k]^T + \sigma^2[k] \\ \mathbf{g}[k] &= \mathbf{P}[k-1]\mathbf{B}[k]^T V[k]^{-1} \\ \mathbf{P}[k] &= (\mathbf{I} - \mathbf{g}[k]\mathbf{B}[k]) \mathbf{P}[k-1] \\ \gamma[k] &= y[k] - \mathbf{B}[k]\mathbf{c}[k-1] \\ \mathbf{c}[k] &= \mathbf{c}[k-1] + \mathbf{g}[k]\gamma[k] \end{cases}$$

La matrice $\mathbf{P}[k]$ est la covariance estimée alors que le vecteur $\mathbf{c}[k]$ est l'estimation courante. Le vecteur $\mathbf{g}[k]$ est habituellement désigné sous le gain de Kalman alors que $\gamma[k]$ est l'erreur de prédiction. L'estimation du signal q -ball est rapide et compatible avec un traitement en temps réel. Elle reconstruit l'ODF Ψ_T mais pas l'ODF marginal Ψ .

2.4.6 Oscillateur harmonique simple

L'estimation sur la base de l'oscillateur harmonique simple et la reconstruction SHORE (*Simple Harmonic Oscillator-Based Estimation and Reconstruction*) a été proposé à l'origine pour la reconstruction d'un signal dans l'espace- q de diffusion à une seule dimension [66]. Étant donné une direction u_0 dans l'espace- q , le signal est décomposé en une base de fonctions polynomiales, pondéré par un noyau gaussien.

Formellement, nous avons:

$$E(q \cdot \mathbf{u}_0) = \sum_n a_n \Phi_n(q) \quad (2.22)$$

avec la fonction de base :

$$\Phi_n(q) = \kappa_n(u) \exp(-2\pi^2 q^2 u^2) L_n^{-1/2}(4\pi^2 q^2 u^2) \quad (2.23)$$

où u est une longueur caractéristique, $L_n^{-1/2}$, le polynôme généralisé de Laguerre de degré n choisi pour l'orthogonalité et $\kappa_n(u)$ une constante de normalisation telle que :

$$\kappa_n(u) = \sqrt{\frac{4\pi u n!}{\Gamma(n + 1/2)}} \quad (2.24)$$

Ce profil radial a été étendu pour représenter le signal 3D [67] en utilisant les harmoniques sphériques pour saisir l'information angulaire.

Notons toutefois que cette méthode est sans modèle et elle reconstruite analytiquement. Aucune régularisation n'est introduite et les fonctions de base ne sont pas adaptées pour extrapoler le signal à l'espace q .

2.4.5 Base polaire sphérique de Fourier

Parallèlement aux travaux de Ozarslan et al., une base appelé base Polaire Sphérique de Fourier (SPF, *Spherical Polar Fourier*) a été proposée dans [69]. Ceci est une base orthonormée, dont les fonctions sont définies comme le produit d'une fonction radiale et d'une fonction angulaire. Le signal est décomposé comme une somme de fonctions:

$$E(q) = \sum_{n,\ell,m} a_{n,\ell,m} B_{n,\ell,m}(\mathbf{q}) \quad (2.25)$$

où :

$$\Phi_{n,\ell,m}(q \cdot \mathbf{u}) = \kappa_{n,\ell}(u) \exp(-2\pi^2 q^2 u^2) q^\ell L_{n-1}^{\ell+1/2}(2\pi^2 q^2 u^2) Y_{\ell,m}(\mathbf{u}) \quad (2.26)$$

Ce travail a été étendu pour fournir une base d'un double SPF (dSPF) pour représenter l'EAP avec les mêmes coefficients [63]. Il est de même pour les formules permettant le calcul de l'ODF Ψ_T et l'ODF marginale Ψ . La méthode de reconstruction SPF a été proposée avec une régularisation, augmente la stabilité de la reconstruction en présence de bruit [69]. La régularisation agit directement sur les coefficients. Cette méthode est sans modèle. Elle permet la reconstruction analytique du signal (moindres carrés estimation) et effectue le calcul analytique du PAE et ODF. Une discontinuité existe à l'origine et pas de prise en compte de $E(0)$.

2.5 Applications de l'IRMd

Habituellement, l'IRMd est essentiellement employée pour l'exploration cérébrale en pratique clinique. Cependant, de nombreuses et nouvelles autres applications en dehors de la neuroradiologie ont été développées. Cette technique de l'IRMd a été appliquée la première fois en 1987 pour détecter les lésions d'**ischémie cérébrales** dès les premières minutes de l'accident vasculaire cérébral, ce qui est impossible avec les techniques conventionnelles. Dans ce cas, l'IRMd a été utilisée pour localiser les faisceaux d'intérêt pour obtenir des mesures quantitatives le long du faisceau et étudier le volume de la lésion. La détermination précise des faisceaux qui sont interrompus par un AVC, peut expliquer les symptômes. l'IRMd a été aussi à l'étude de **pathologie tumorale** et caractérise mieux la malignité ou grade d'un gliome. Les gliomes sont des tumeurs rares dont le pronostic est extrêmement variable et qui justifient toujours une prise en charge dans un service spécialisé afin d'adapter au mieux le traitement. En fait en utilisant les cartes FA (d'anisotropie fractionnelle), on peut distinguer les tumeurs de bas grade des tumeurs de haut grade. La FA des gliomes de bas grade étant moins importante que celles de haut grade, de plus la visualisation de l'emplacement des fibres nerveuses vis-à-vis de la tumeur est réalisée [70].

Dans le cas de pathologies inflammatoires telles que **sclérose en plaques** qui est une maladie neurologique caractérisée par la destruction de la

gaine de myéline des fibres nerveuses du cerveau et de la moelle épinière, l'IRMd a été utilisée pour son diagnostic mais aussi pour le suivi de son évolution [71][72]. Une réduction de l'anisotropie est donc observée dans les lésions démyélinisantes [73][74]. La perte de l'organisation tissulaire pourrait résulter de la destruction des fibres axonales et/ou de leur remplacement par des cellules moins alignées dans l'espace telles que les cellules gliales.

Dans le cas de la **maladie de Parkinson**, différentes études utilisant l'IRMd réalisées afin de comprendre cette maladie. Ainsi, les variations de diffusion ont été étudiées. Certains patients ont montré une dégénérescence dans les pédoncules cérébelleux moyens montrés par une diminution de la FA et augmentation de l'ADC.

L'IRMd a été aussi appliquée à la **maladie d'Alzheimer** qui est une pathologie neuro-dégénérative qui entraîne une altération progressive et irréversible des fonctions cognitives instrumentales et mnésique. Ainsi cette technique a pu améliorer la sensibilité et la spécificité des mesures de diffusion en identifiant les modifications au sein de tractus spécifiques. Par exemple, chez ces patients, les changements de FA ont été montrés dans les faisceaux d'association longs du lobe temporal impliqués dans des fonctions mnésiques significatives ont été montrées entre les valeurs de la FA, les volumes des hippocampes et les scores du Mini-Mental Statut (MMS).

En **neurochirurgie**, l'importance de l'utilisation de l'IRMd croît régulièrement dans le domaine de la planification des interventions. En effet, dans le cas de repérage préchirurgical, l'IRMd HARDI est un outil pouvant nous donner des renseignements sur l'emplacement des fibres nerveuses vis-à-vis des lésions. En effet le repérage du faisceau cortico-spinal lors du bilan préchirurgical des tumeurs a fait l'objet de plusieurs travaux [75] [76]. Le faisceau cortico-spinal peut-être visualisé grâce à la tractographie des fibres de substance blanche [29].

Parmi les autres maladies auxquelles l'IRMd est utilisée pour l'évaluation de la maturation de la matière blanche chez les jeunes enfants, en pathologie abdominale, pour la détermination de la quantité de fibrose au

sein du parenchyme hépatique (cirrhose ou non) et pour la détection des cellules cancéreuses car la diffusion des molécules d'eau au sein de des tumeurs est différente de celle des tissus normaux. Rappelons En effet, il existe de nombreux artefacts sous forme de faux positifs telles des inflammations ou certaines lésions bénignes qui peuvent donc fixer à l'IRM de diffusion sans qu'il s'agisse de tumeurs malignes.

2.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'estimation d'un champ de tenseurs de diffusion à partir d'images IRM ainsi que outils statistiques décrivant les caractéristiques de diffusion à l'échelle d'un voxel, parmi lesquelles nous avons cité le propagateur moyenne d'ensemble (EAP) de diffusion, la fonction de distribution d'orientation (ODF) ainsi qu'un ensemble de mesures scalaires. Ensuite, nous avons présenté quelques méthodes de reconstruction HARDI à partir du signal de diffusion dans l'espace q . Plusieurs méthodes exploitant la relation entre l'atténuation du signal de diffusion et l'EAP pour reconstruire les caractéristiques de diffusion ont été proposées. Parmi ces méthodes, nous avons cité l'Imagerie du Spectre de Diffusion (IDS) et plusieurs autres modèles tels que les imageries q -ball et q -espace. Ces modèles font appel soit à des méthodes d'ajustement linéaires ou non linéaires pour la résolution du problème des fibres multiples en tractographie dont il est nécessaire de choisir l'algorithme pour reproduire la connectivité anatomique. Nous avons terminé ce chapitre par une présentation de plusieurs applications cliniques d'IRMd. Pour notre part, l'application de l'IRMd que nous avons réalisée fera l'objet du prochain chapitre.

Chapitre III

Tests et Résultats

3.1. Introduction

L'extraction des contours constitue une partie importante du traitement d'image. Cette opération permet de détecter les frontières des différents objets constituant cette image. Cette opération est, dans certaines situations, difficile à réaliser. Pour tenter de résoudre de tels problèmes, les contours actifs ont été proposés sous différentes formes, chacune avec des avantages mais aussi des inconvénients. L'inconvénient majeur qui revient souvent est, sans doute, leur initialisation qui doit être proche du contour réel. Dans ce contexte, plusieurs méthodes d'initialisation séparées en trois grandes familles à savoir, manuelle, quasi-automatique et automatique ont été données. L'initialisation manuelle, la plus simple, consiste à choisir, par simple clique de la souris, des points aléatoires, de sorte à rapprocher de plus près les contours de l'objet à détecter. Cette étape de choix de points est suivie de l'étape d'interpolation pour produire un contour initial continu [79]. Plusieurs méthodes comme celle du centre de divergence [80] permettent l'initialisation quasi-automatique et pour l'initialisation automatique, nous avons aussi plusieurs méthodes parmi lesquelles la méthode de poisson inverse gradient (PIG) [81]. Dans ce chapitre, nous intéressons à la détection d'une lésion de type AVC dans une IRMd. Pour mettre en valeur cette lésion, nous utiliserons les contours actifs avec une

initialisation manuelle. Ainsi, deux types de *snakes*, à savoir le *snake* classique [79] et le *snake* GVF [80] sont appliqués sur des images IRM afin de détecter l'AVC.

3.2 Acquisition des images IRM

Le patient est placé dans un mini-tunnel où règne un champ magnétique. L'émission d'ondes radio va positionner les noyaux d'hydrogène du corps du patient dans un état de résonance. Le retour de ces noyaux d'hydrogène à leur état d'équilibre va engendrer la formation d'un signal dans une antenne réceptrice. Lors d'un examen IRM, c'est l'analyse de ce signal par un ordinateur qui permet d'obtenir les images des différentes parties du corps humain. L'IRM permet de discriminer les différents types de tissus mous car il a une excellente sensibilité de contraste, ce qui signifie l'obtention de détails dans l'anatomie des régions examinées. Ainsi, des examens ont été effectués sur des patients de différents âges dans le cadre de l'AVC. Un logiciel établit une image de prédiction automatique de l'AVC de son devenir et sa progression potentielle dans le cerveau du patient, ce qui permet au médecin d'estimer le rapport bénéfice/risque des traitements existants pour limiter cette progression. Il s'agit d'un algorithme obtenu grâce à la carte d'ADC créée suite à l'IRM faite dès admission des patients. Les valeurs seuil d'ADC varient malheureusement en fonction de l'étude. Cela pourrait être dû aux paramètres d'acquisition variant entre différentes machines (nombre de Tesla, temps d'écho, angle de bascule etc.), d'où la difficulté de ces logiciels dues aux variations de valeurs de l'ADC en fonction des appareils, des séquences et du temps. Ainsi, la mise au point d'un algorithme permettant d'évaluer l'évolution de la taille de la zone nécrosée à partir de l'ADC dans un centre IRM est un premier pas vers la mise au point de méthodes automatiques permettant de prévoir le risque hémorragique et l'évolution des symptômes. La variation des paramètres d'acquisition (puissance du champ magnétique, temps d'Echo, temps de relaxation etc.) entre les différents centres d'examen n'a pas encore permis de consensus sur une méthode de pronostic fiable et applicable partout.

Ainsi, une vingtaine d'images de l'IRMd ont été obtenues au centre IRM du CHU de Tizi-Ouzou. Notre objectif principal dans ce type d'images est la mise en valeur de ces lésions pour les rendre plus lisibles et plus visibles pour le médecin. Pour ce faire, nous avons recours à la technique des contours actifs.

3.3. Rappel sur les contours actifs.

Pour les contours actifs plusieurs appellations telles que modèle déformable, snake, surface active, contour et surface déformable peuvent être rencontrées. De manière générale, les méthodes de contours actifs sont appliquées dans différents domaines tels que la segmentation d'images, le suivi d'objets en mouvement dans une séquence d'images, etc. Rappelons que le modèle de contour actif est défini comme une courbe paramétrique (Fig.3.1), chaque point étant défini par ses coordonnées cartésiennes selon l'expression suivante:

$$v(s) = (x(s, t), y(x, t)) \quad (3.1)$$

où s est une abscisse curviligne.

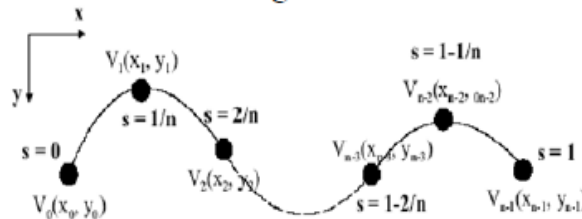


Fig.3.1 Coordonnées cartésiennes et abscisses curvilignes pour un contour actif de n points.

Le principe des contours actifs est de faire évoluer une courbe initiale, définie par l'utilisateur, en direction des bords des objets à détecter, selon l'expression:

$$\frac{\partial C(s, t)}{\partial t} = v(s, t) \quad (3.2)$$

avec $C(s, 0) = C_0(s)$ un contour initial défini par l'utilisateur et $C(s, t)$ une courbe qui évolue avec la vitesse $V(s, t)$. En fait, on cherche la position de la courbe C qui minimise l'énergie donnée par l'expression :

$$E(v) = E(v) \text{ interne} + E(v) \text{ externe} \quad (3.3)$$

Dans cette expression, $E(v)$ interne est l'énergie interne qui détermine la régularité et la forme lisse du contour et $E(v)$ externe l'énergie externe qui représente la force dirigeant le contour vers la position désirée dans l'image. L'évolution du contour actif est basée sur la minimisation de son énergie totale en utilisant plusieurs méthodes, telles que la méthode de la descente du gradient, la méthode itérative ou variationnelle, l'algorithme glouton (algorithme greedy) et la programmation dynamique. Deux grandes familles de contours actifs existent dans la littérature. La première est celle des contours actifs basés régions qui s'intéressent aux informations concernant la région [77]. Ce type de contours actifs permet une segmentation non sensible à l'initialisation du contour actif, comparée à ceux basés contour. C'est aussi une méthode facile à implémenter. Cependant, elle est coûteuse en temps de calcul. Néanmoins, elle permet de segmenter plusieurs objets à la fois. La deuxième grande famille des contours actifs concerne les contours actifs basés frontières [78]. Ceux-ci s'intéressent aux informations concernant les contours des objets. Les contours actifs basés contours revêtent de nombreux problèmes limitant leur domaine d'application à des images relativement simples. Le principal inconvénient de cette approche est le caractère purement local de l'information utilisée. Cela pose le problème de la sensibilité au bruit de l'image. Ainsi, si une partie ou tout le contour actif se retrouve dans des zones de luminance homogène dépourvues de gradient élevé, le contour ne sera mû par aucune force externe. Cependant, l'inconvénient le plus important concerne l'initialisation du contour, qui doit être très proche de l'objet à segmenter dans l'image, d'où plusieurs propositions de méthodes d'initialisation. De manière générale, les modèles des contours actifs se basent sur deux étapes successives. La première étape est l'initialisation du contour actif au voisinage du contour à extraire. La deuxième étape concerne l'évolution de la courbe initiale vers le contour à détecter. Dans notre travail, seule la première étape concernant l'initialisation sera étudiée. Pour la deuxième étape on reprendra les contours actifs de bases à savoir le snake classique et le snake GVF

3.4 Application de l'approche sur l'image de l'AVC

Notre objectif est de détecter une lésion AVC dans une image IRMd. A cet effet, nous avons choisi des images en coupe axiale cérébrale pour une IRMd de dimensions 512x512, que nous avons récupérées du Centre Hospitalo-Universitaire de Tizi-Ouzou (CHU), au cours d'un stage pratique que nous avons effectué pendant au sein de ce centre (Fig.3.2).

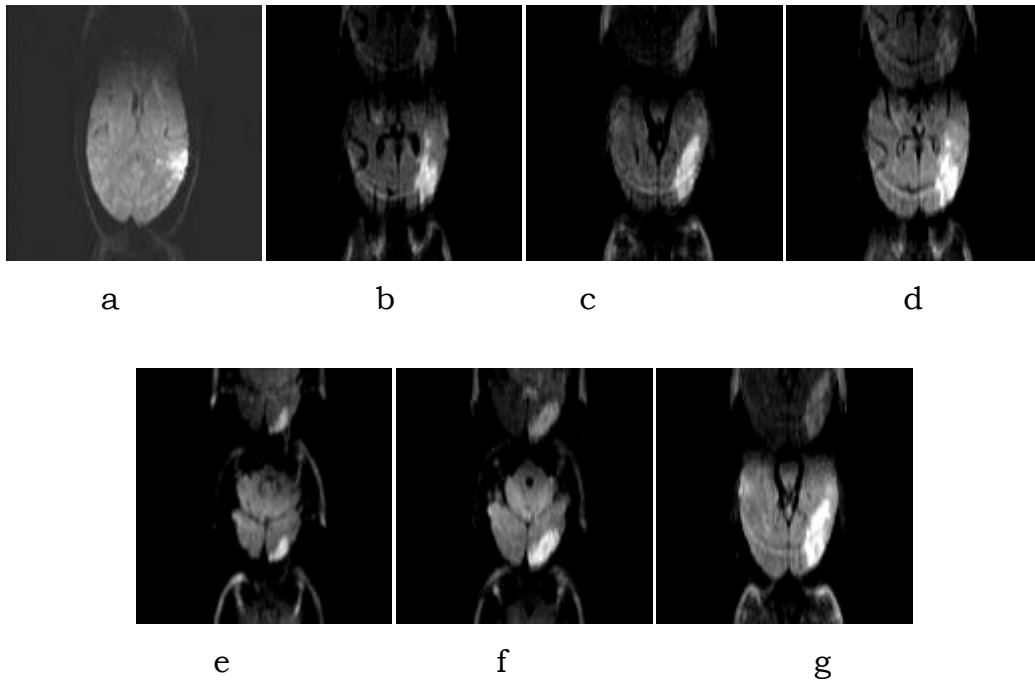


Fig.3.2 : les images de diffusion en coupe axial cérébrale.

3.4.1. Détection d'un AVC

L'AVC est la troisième cause de mortalité et la première cause de handicap, ce qui en fait un enjeu de santé publique majeur. La symptomatologie varie selon le territoire artériel concerné. Le signe d'AVC le plus fréquent est l'hémiplégie. Il peut être accompagné d'aphasie et de troubles sensitifs. L'OMS définit l'accident vasculaire cérébral (AVC) comme un «développement rapide de signes localisés ou globaux de dysfonction cérébrale avec des symptômes durant plus de 24 heures, pouvant conduire à la mort, sans autre cause apparente qu'une origine vasculaire». Les AVC comprennent, à la fois, les accidents de nature ischémique (AIC) et ceux de nature hémorragique (hémorragie intra parenchymateuse ou intra méningée).

3.4.2 Initialisation manuelle

Les figures 3.3, et 3.4, 3.5, 3.6, 3.7, 3.8, 3.9, 3.10, 3.11, 3.12, 3.13, 3.14, 3.15, 3.16, montrent les résultats de détection d'une AVC, par initialisation manuelle d'un *snake* classique et d'un *snake* GVF.

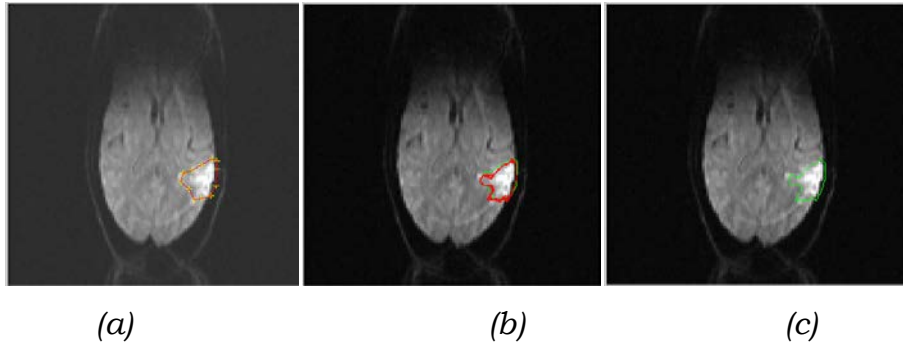


Fig.3.3 Détection d'AVC dans la coupe axiale avec le snake classique : (a) image originale avec initialisation manuelle, (b) déformations, (c) résultat après 40 itérations.

Temps d'initialisation manuelle=34.8071.

Temps d'initialisation manuelle après la convergence=23.3991.

Le modèle s'est convergé après 40 itérations

La surface de l'AVC avec l'initialisation manuelle=43.6103 pixels

La surface de l'AVC après convergence=69 pixels

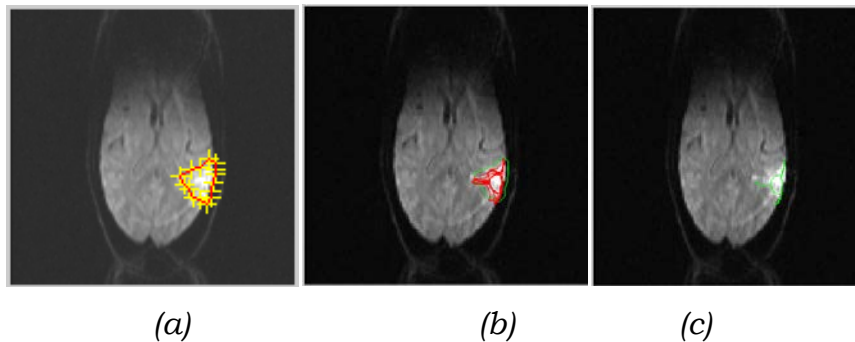


Fig.3.4 Détection d'AVC dans la coupe axiale avec le snake GVF : (a) image originale avec initialisation manuelle, (b) déformations, (c) résultat après 40 itérations.

Temps d'initialisation manuelle : 37.1916.

Temps d'initialisation manuelle après la convergence : 21.7919.

Le modèle s'est convergé après 40 itérations

La surface de l'AVC avec l'initialisation manuelle : 81.5282 pixels

La surface de l'AVC après convergence : 67 pixels

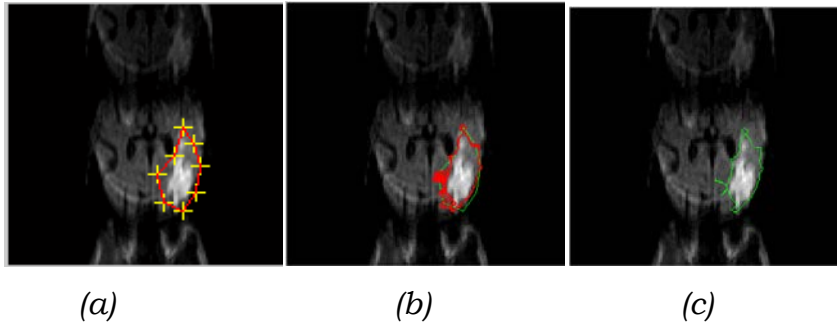


Fig.3.5 Détection d'AVC dans la coupe axiale avec le snake classique : (a) image originale avec initialisation manuelle, (b) déformations, (c) résultat après 40 itérations.

Temps d'initialisation manuelle= 24.8168.

Temps d'initialisation manuelle après la convergence= 21.5600.

Le modèle s'est convergé après 40 itérations

La surface de l'AVC avec l'initialisation manuelle= 156.375pixels

La surface de l'AVC après convergence= 136 pixels

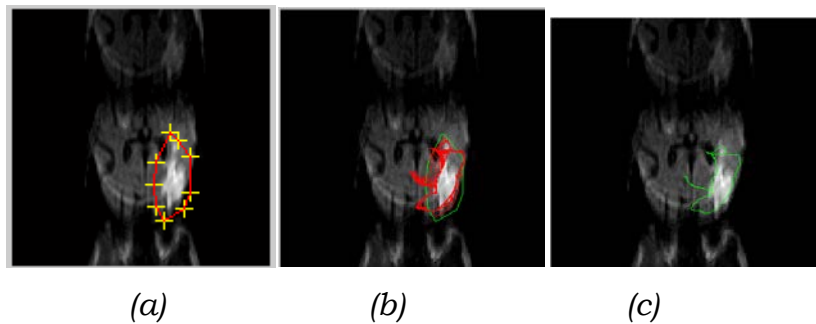


Fig.3.6 : détection d'AVC dans la coupe axiale avec le snake GVF : (a) image originale avec initialisation manuelle, (b) déformations, (c) résultat après 40 itérations.

Temps d'initialisation manuelle= 122.1053.

Temps d'initialisation manuelle après la convergence= 23.1603.

Le modèle s'est convergé après 40 itérations

La surface de l'AVC avec l'initialisation manuelle= 276pixels

La surface de l'AVC après convergence= 161 pixels

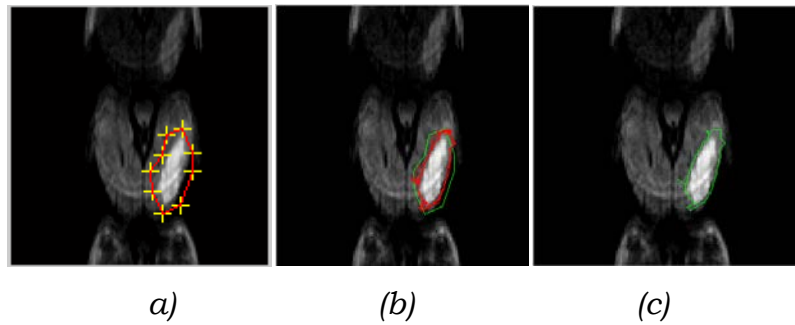


Fig.3.7 Détection d'AVC dans la coupe axiale avec le snake classique : (a) image originale avec initialisation manuelle, (b) déformations, (c) résultat après 40 itérations.

Temps d'initialisation manuelle= 25.4125.

Temps d'initialisation manuelle après la convergence= 21.5407.

Le modèle s'est convergé après 40 itérations

La surface de l'AVC avec l'initialisation manuelle= 139.25pixels

La surface de l'AVC après convergence= 123 pixels.

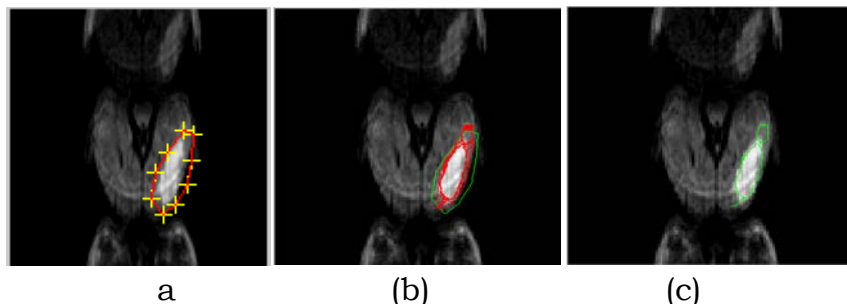


Fig.3.8 Détection d'AVC dans la coupe axiale avec le snake GVF : (a) image originale avec initialisation manuelle, (b) déformations, (c) résultat après 40 itérations.

Temps d'initialisation manuelle= 23.7312.

Temps d'initialisation manuelle après la convergence= 21.8312.

Le modèle s'est convergé après 40 itérations

La surface de l'AVC avec l'initialisation manuelle= 91.625pixels

La surface de l'AVC après convergence= 122 pixels

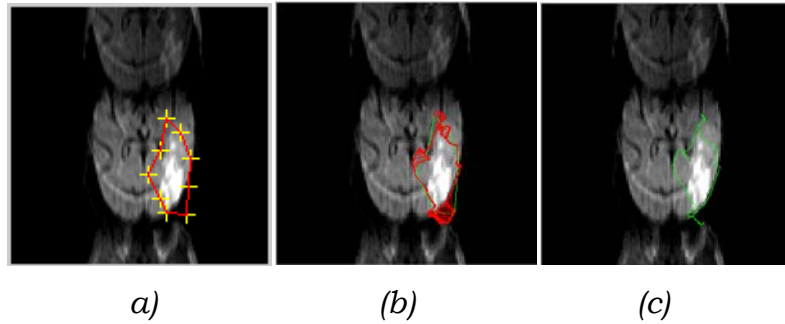


Fig.3.9 Détection d'AVC dans la coupe axiale avec le snake classique : (a) image originale avec initialisation manuelle, (b) déformations, (c) résultat après 40 itérations.

Temps d'initialisation manuelle= 23.3970.

Temps d'initialisation manuelle après la convergence= 21.5254.

Le modèle s'est convergé après 40 itérations

La surface de l'AVC avec l'initialisation manuelle= 351.25pixels

La surface de l'AVC après convergence= 174 pixels.

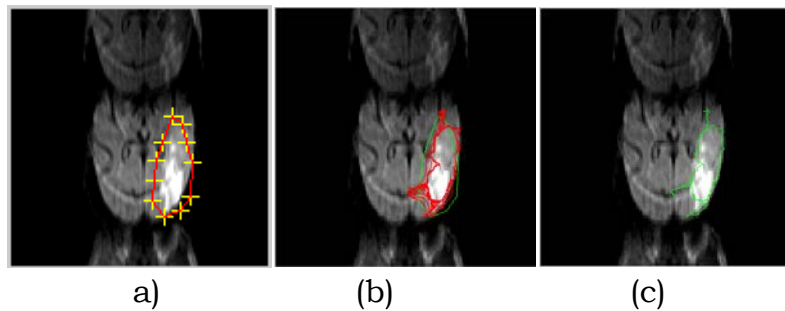


Fig.3.10 Détection d'AVC dans la coupe axiale avec le snake GVF : (a) image originale avec initialisation manuelle, (b) déformations, (c) résultat après 40 itérations.

Temps d'initialisation manuelle= 19.1721.

Temps d'initialisation manuelle après la convergence= 22.0876.

Le modèle s'est convergé après 40 itérations

La surface de l'AVC avec l'initialisation manuelle= 244.5pixels

La surface de l'AVC après convergence= 235 pixels

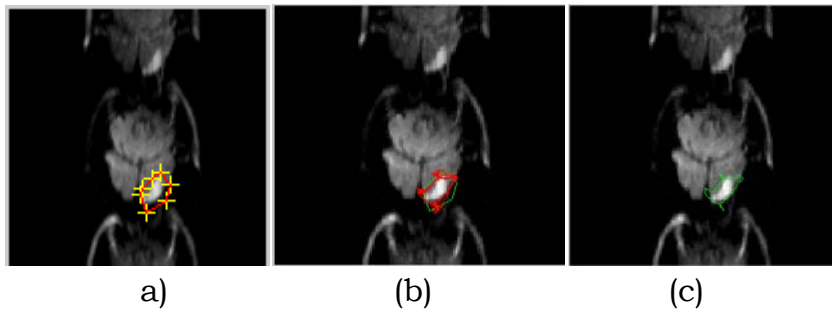


Fig.3.11 Détection d'AVC dans la coupe axiale avec le snake classique : (a) image originale avec initialisation manuelle, (b) déformations, (c) résultat après 40 itérations.

Temps d'initialisation manuelle= 17.6950.

Temps d'initialisation manuelle après la convergence= 21.3894.

Le modèle s'est convergé après 40 itérations

La surface de l'AVC avec l'initialisation manuelle= 56 pixels

La surface de l'AVC après convergence= 74 pixels

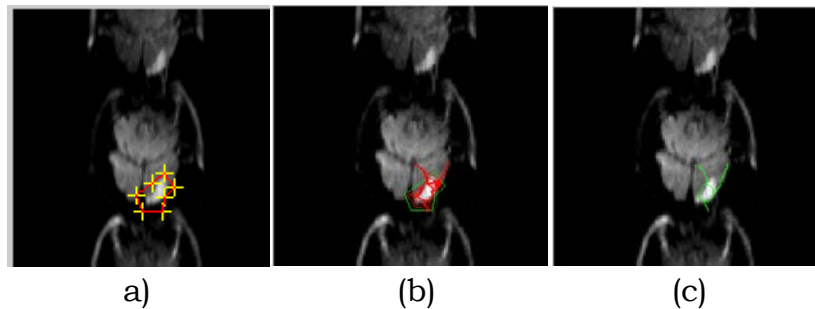


Fig.3.12 : détection d'AVC dans la coupe axiale avec le snake GVF : (a) image originale avec initialisation manuelle, (b) déformations, (c) résultat après 40 itérations.

Temps d'initialisation manuelle= 16.4108.

Temps d'initialisation manuelle après la convergence= 21.7786.

Le modèle s'est convergé après 40 itérations

La surface de l'AVC avec l'initialisation manuelle= 74.25pixels

La surface de l'AVC après convergence= 98 pixels

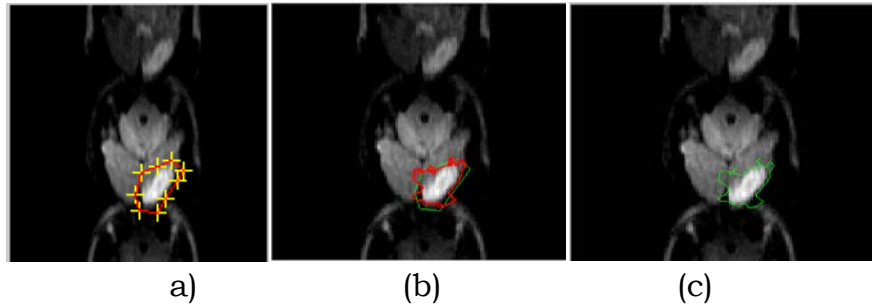


Fig.3.13 : détection d'AVC dans la coupe axiale avec le snake classique : (a) image originale avec initialisation manuelle, (b) déformations, (c) résultat après 40 itérations.

Temps d'initialisation manuelle= 54.9186.

Temps d'initialisation manuelle après la convergence= 21.4825.

Le modèle s'est convergé après 40 itérations

La surface de l'AVC avec l'initialisation manuelle= 105.25 pixels

La surface de l'AVC après convergence= 120 pixels

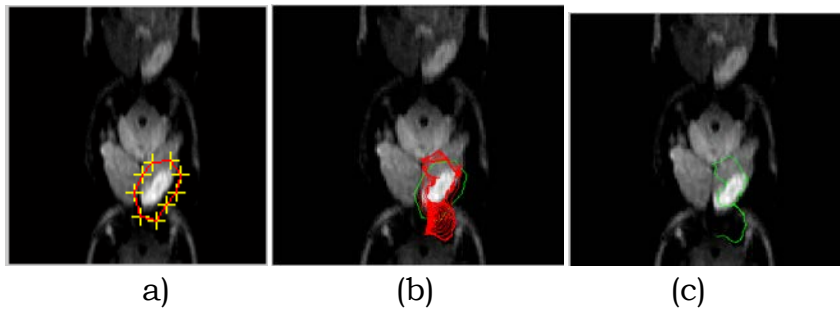


Fig.3.14 : détection d'AVC dans la coupe axiale avec le snake GVF : (a) image originale avec initialisation manuelle, (b) déformations, (c) résultat après 40 itérations.

Temps d'initialisation manuelle= 21.8260.

Temps d'initialisation manuelle après la convergence= 21.8163.

Le modèle s'est convergé après 40 itérations

La surface de l'AVC avec l'initialisation manuelle= 145.875pixels

La surface de l'AVC après convergence= 188 pixels

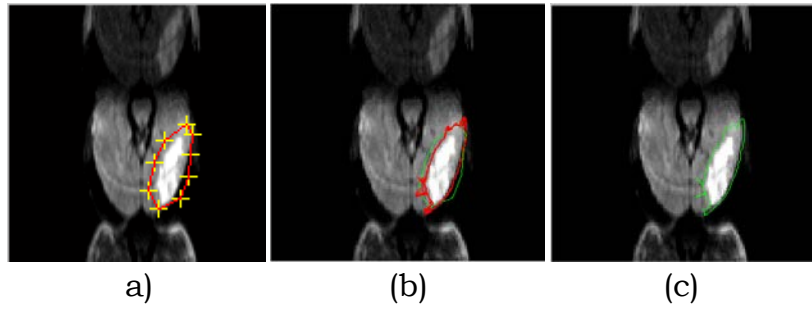


Fig.3.15 : détection d'AVC dans la coupe axiale avec le snake classique : (a) image originale avec initialisation manuelle, (b) déformations, (c) résultat après 40 itérations.

Temps d'initialisation manuelle= 23.9700.

Temps d'initialisation manuelle après la convergence= 21.5037.

Le modèle s'est convergé après 40 itérations

La surface de l'AVC avec l'initialisation manuelle= 96.125 pixels

La surface de l'AVC après convergence= 144 pixels

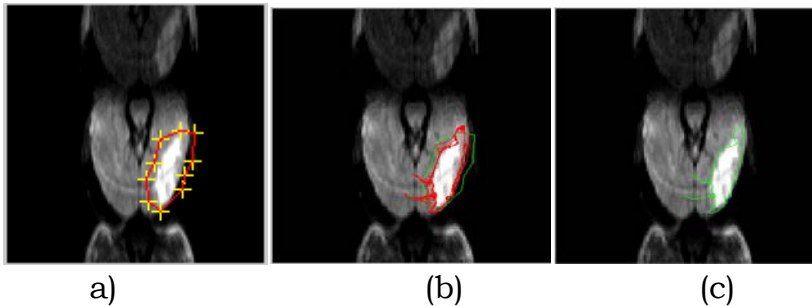


Fig.3.16 : détection d'AVC dans la coupe axiale avec le snake GVF : (a) image originale avec initialisation manuelle, (b) déformations, (c) résultat après 40 itérations.

Temps d'initialisation manuelle= 26.1569.

Temps d'initialisation manuelle après la convergence= 21.8357.

Le modèle s'est convergé après 40 itérations

La surface de l'AVC avec l'initialisation manuelle= 253.5pixels

La surface de l'AVC après convergence= 185 pixels

3.5. Interprétation des résultats

Dans l'ensemble de ces images de l'IRMd, remarquons que les lésions de type AVC sont plus visibles et plus lisibles de par leurs contours. Nous notons toutefois que les résultats avec l'initialisation manuelle sont plus satisfaisants à condition d'avoir une bonne initialisation par rapport aux deux types des *snakes* (classique et GVF).

3.6. Conclusion

La diffusion permet de détecter un accident ischémique à partir de la 40^e minute, soit bien avant l'apparition d'anomalies sur l'IRM conventionnelle. L'intérêt est de faire un diagnostic aussi rapide pour permettre une récupération fonctionnelle optimale lorsque le volume du parenchyme ischémique est inférieur à un volume de référence et cela pour limiter les risques d'aggravation secondaires à la fibrinolyse. Dans le même temps, une IRMd met en évidence l'anomalie vasculaire responsable de l'accident ischémique. Pour mieux mettre en évidence les lésions, différents techniques peuvent être introduites. Parmi ces techniques, celles des contours actifs. Cependant, pour l'évolution du contour actif, les contours actifs ont été utilisés à savoir le *snake classique* et celui du *snake GVF*. Ces deux types de contours actifs exigent que le contour initial soit le plus proche possible des bords de l'objet à détecter. En effet, en plus de l'initialisation manuelle, qui donne pratiquement un bon résultat nous concluons que l'initialisation manuelle est fastidieuse et fatigante, Cette initialisation manuelle fournit un contour initial proche et ayant la forme du contour réel, accélérant, ainsi, la convergence Cependant, l'initialisation manuelle, même fastidieuse, donne des résultats meilleurs. L'inconvénient de cette approche réside au niveau de l'étape du prétraitement qui doit être efficace. La conjugaison de ce processus avec les forces GVF fournit un outil de détection de contour rapide et précis.

Conclusion générale

Dans ce mémoire, nous avons présenté l'imagerie de diffusion, son principe, ses applications cliniques, des modèles mathématiques utilisés dans ce cadre et nous avons procédé à une application qui consiste à mettre en valeur des lésions cérébrales détectés par l'IRMd et ce, en utilisant les contours actifs.

Nous avons présenté un état de l'art non exhaustif couvrant la plupart des concepts de base utilisés en IRMd. Parmi ces concepts, le tenseur de diffusion qui permet la reconstruction du phénomène de diffusion. Compte tenu du nombre limité de directions de ce tenseur et que celui-ci ne peut caractériser qu'une diffusion gaussienne, des techniques à haute résolution angulaire ont permis de résoudre ces limitations. L'acquisition s'effectue alors selon un plus grand nombre de directions permettant de mieux détecter les croisements de fibres mais avec un temps d'acquisition beaucoup plus élevé du fait de l'estimation des tenseurs de diffusion et des outils statistiques nécessaires décrivant les caractéristiques de diffusion à l'échelle d'un voxel. Plusieurs méthodes ont été développées pour reconstruire les caractéristiques de diffusion, entre autres, l'Imagerie du Spectre de Diffusion (IDS) et plusieurs autres modèles tels que les imageries q -ball et q -espace. Ces modèles font appel soit à des méthodes d'ajustement linéaires ou non linéaires pour la résolution du problème des fibres multiples en tractographie. Ces dernières années, l'IRMd a vu le champ de ses applications cliniques s'élargir. En somme, ce chapitre couvre la plupart des concepts de base permettant de mieux comprendre la visualisation scientifique en IRM de diffusion. Le tenseur de diffusion permet la reconstruction du phénomène de diffusion en chaque voxel de manière intuitive à l'aide de glyphes ellipsoïdaux. Cependant, plusieurs limitations au niveau de la reconstruction de régions de croisement de fibres viennent assombrir cette méthode. L'arrivée de techniques à haute résolution angulaire a permis de résoudre ces limitations. La visualisation

de données médicales est un domaine en plein essor et plusieurs techniques continuent de voir le jour, permettant ainsi l'amélioration des méthodes de visualisation actuelles. Dans notre application, nous avons appliqué les modèles déformables ou contours actifs pour représenter les lésions cérébrales sous forme de contours en introduisant le *snake classique* et celui du *snake GVF*. Pour ce type d'images de lésions de type AVC, l'initialisation manuelle de ces contours actifs a donné des résultats meilleurs que ceux fournis par l'initialisation automatique, mais elle reste toutefois fastidieuse et fatigante. Cependant, à l'heure actuelle, aucune étude IRM de grande envergure n'a été menée dans la phase hyperaiguë de l'AVC. Une telle étude intégrant toutes les variables connues (facteurs de risque, paramètres radiologiques et scores cliniques) et établissant toutes éventuelles corrélations entre eux pourrait permettre une avancée majeure dans la prédiction de l'évolution de l'AVC et de ses symptômes. De plus, la mesure des différents coefficients de diffusion et perfusion pourraient permettre d'obtenir des données précises sur l'évolution de l'ischémie dans les premières heures. La détermination de valeurs seuils pour plusieurs paramètres pourrait permettre d'établir précisément la réversibilité ou non d'une zone lésion.

Références bibliographiques

- [1] Basser, P., Mattiello, J. et LeBihan, D., MR Diffusion Tensor Spectroscopy and imaging, *Biophysical Journal* 66.1, p.259–267, 1994.
- [2] L. Bloy, R. Verma. On computing the underlying fiber directions from the diffusion orientation distribution function, In *MICCAI'08, LNCS* Vol. 5241, pp. 1–8, 2008.
- [3] R. Bro, PARAFAC. Tutorial and applications. *Elsevier BV, Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, Vol. 38, pp. 149-171, 1997.
- [4] P. Basser, J. Mattiello, D. Le Bihan, Estimation of the effective self-Diffusion tensor from the NMR spin echo, *Journal of Magnetic Resonance* Vol. 103, pp. 247-254, 1994.
- [5] M. Descoteaux, E. Angelino, S. Fitzgibbons, R. Deriche, Regularized, fast, and robust analytical q-ball imaging, *Magnetic Resonance in Medicine*, Vol. 58(2), pp. 497–510 , 2007b.
- [6] F. Jiao, Y. Gur, CR. Johnson et al. Detection of Crossing White Matter Fibers with High-Order Tensors and Rank-k Decompositions, in *IPMI*, vol. 6801 of LNCS, pp. 538–549. 2011.
- [7] Basser, P. J., Pajevic, S, Pierpaoli, C, Duda, J et Aldroubi, A. In vivo fiber tractography using DT-MRI data, *Magnetic resonance in Medicine*, Vol. 44(4), p. 625–32, 2000.
- [8] F. Tensaouti, *Tractographie par IRM de diffusion : Algorithmes, validation, reproductibilité et applications*, Thèse de Doctorat de l'Université de TOULOUSE, spécialité *Radiophysique et Imagerie Médicales*, 2010.
- [9] C. Oppenheim, O. Naggara, M. Hamon, J.-Y. Gauvrit, S. Rodrigo, M. Bienvenu, Ménégon, G. Cosnard e, J.-F. Meder, *Imagerie par résonance magnétique de diffusion de l'encéphale chez l'adulte : technique, résultats normaux et pathologiques*, *EMC-Radiologie 2*, 133–164, 2005
- [10] Hagmann, P., L. Jonasson, P. Maeder, J.-P. Thiran, V. J. Wedeen, et R. Meuli. Understanding Diffusion MR Imaging Techniques: From Scalar Diffusion-Weighted Imaging to Diffusion Tensor Imaging and Beyond. *RadioGraphics* 26, S205-S223, 2006.
- [11] N. Guerchouche, *Imagerie du tenseur de diffusion en l'exploration du système nerveux central. Applications clinique*, Mémoire de Magister en Automatique, option :Traitement D'images et Reconnaissance de formes, Université M.Mammeri, Tizi-Ouzou,2011.
- [12] D. Le Bihan, E. Breton, D. Lallemand, P. Grenier, E. Cabanis, and M. Laval- Jeantet, MR imaging of intravoxel incoherent motions : application to diffusion and perfusion in neurologic disorders". *Radiology*, 161(2):401– 7, 1986.
- [13] Lauterbur, P., Image formation by induced local interactions: Examples employing nuclear magnetic resonance. *Nature*, 242:190–191. 12, 1973.

- [14] Price, W. S. Pulsed-field gradient nuclear magnetic resonance as a tool for studying translational diffusion, part 1: basic theory. *Magn. Reson.: Educ. J.*, 9(5):299–336, 1997.
- [15] Oppenheim C, Stanescu R, Dormont D, Gerber S, Marro B, Sahel M, et al. Diffusion MRI and cerebral ischemia. When to calculate the coefficient of diffusion? *J Neuroradiol*; 26:242–8, 1999.
- [16] Cosnard G, Duprez T, Grandin C, Dechambre S, Mataigne F, Smith A. Diffusion- and perfusion-weighted MR imaging during the hyperacute phase of stroke. *J. Radiol*; **81**: 858–69; 2000.
- [17] Hlawitschka, M., Eichelbaum, S. et Scheuermann, G. « Fast and Memory Efficient GPU-based Rendering of Tensor Data ». *Proceedings of the IADIS International Conference on Computer Graphics and Visualization*. Sous la dir. d'Y. Xiao et E. ten Thij. IADIS. IADIS, p. 36–42, 2008a.
- [18] Descoteaux, M. "High Angular Resolution Diffusion MRI: from Local Estimation to Segmentation and Tractography." *Thèse de doctorat*, University of Nice-Sophia Antipolis; 2008.
- [19] Basser, P. J. and Jones, D. K. Diffusion-tensor mri: theory, experimental design and data analysis - a technical review. *NMR Biomed*, 15(7-8):456–467; 2002.
- [20] van de Looij, Y. Imagerie spirale du tenseur de diffusion à 7-T : application au cerveau de rat traumatisé. *PhD thesis*, University Joseph Fourier – Grenoble; 2006.
- [21] Jiang, Y. and Johnson, G. A. Microscopic diffusion tensor imaging of the mouse brain. *Neuroimage*, 50(2):465–471; 2010.
- [22] Basser, P., J. Mattiello, D. Le Bihan "Estimation of the effective self-Diffusion tensor from the NMR spin echo." *Journal of Magnetic Resonance* 103, 247-254; 1994.
- [23] J. Brachat, P. Comon, B. Mourrain et al., Symmetric tensor decomposition, *Linear Algebra and its Applications*, vol 433, pp. 1851–1872, 2010.
- [24] Basser, P. J. et Jones, D. K. « Diffusion-tensor MRI : theory, experimental design and data analysis - a technical review. » *NMR in biomedicine* 15, p. 456–467; 2002.
- [25] Kindlmann, G. « Superquadric tensor glyphs ». *Proceedings of the Sixth Joint Eurographics - IEEE TCVCG conference on Visualization*. VISSYM'04. Eurographics Association, p. 147–154; 2004.
- [26] Kindlmann, G. et Westin, C.-F. « Diffusion Tensor Visualization with Glyph Packing ». *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics (Proceedings Visualization / Information Visualization 2006)* 12.5, p. 1329–1335; 2006.
- [27] Tuch, D. S. « Diffusion MRI of Complex Tissue Structure ». Thèse de doctorat. University of Chicago ; 2002.

- [28]: Descoteaux, M., Angelino, E., Fitzgibbons, S. et Deriche, R. « Regularized, fast, and robust analytical Q-ball imaging. » *Magnetic resonance in medicine : official journal of the Society of Magnetic Resonance in Medicine Society of Magnetic Resonance in Medicine* 58.3, p. 497–510; 2007.
- [29] Tuch, D. S., Reese, T. G., Wiegell, M. R. et Wedeen, V. J. « Diffusion MRI of complex neural architecture. » *Neuron* 40.5, p. 885–895; 2003.
- [30]. Tuch, D. S. « Q-ball imaging ». *Magnetic resonance in medicine : official journal of the Society of Magnetic Resonance in Medicine / Society of Magnetic Resonance in Medicine* 52.6, p. 1358–1372; 2004.
- [31] Behrens, T. E. J., Berg, H. J., Jbabdi, S, Rushworth, M. F. S. et Woolrich, M. W. « Probabilistic diffusion tractography with multiple fibre orientations : What can we gain ? » *NeuroImage* 34.1, p. 144–155; 2007.
- [32] Behrens, T. E. J. « MR Diffusion Tractography : Methods and Applications ». Thèse de doctorat. University of Oxford; 2004.
- [33] Descoteaux, M. « High Angular Resolution Diffusion MRI : from Local Estimation to Segmentation and Tractography ». *Thèse de doctorat*. Université de Nice-Sophia Antipolis; 2008.
- [34] Seunarine, K. et Alexander, D. C. « Multiple fibers : beyond the diffusion tensor ». In *Diffusion MRI : from quantitative measurement to in vivo neuroanatomy*. Academic Press, p. 55–72; 2009.
- [35] Garyfallidis, E., M. Brett, B. Amirbekian, A. Rokem, S. Van Der Walt, M. Descoteaux, and I. Nimmo-Smith. "Dipy, a library for the analysis of diffusion MRI data." *Frontiers in Neuroinformatics*, 1-18, 2014
- [36] Descoteaux, M., Deriche, R., Knösche, T. R. et Anwander, A. « Deterministic and probabilistic tractography based on complex fibre orientation distributions. » *IEEE transactions on medical imaging* 28.2, p. 269–286 ; 2009.
- [37] Tournier, J.-D., Calamante, F. et Connelly, A. « Robust determination of the fibre orientation distribution in diffusion MRI : non-negativity constrained super-resolved spherical deconvolution. » *NeuroImage* 35.4, p. 1459–1472; 2007.
- [39] Peeters, T. H. J. M., Prckovska, V., Almsick, M. van, Vilanova, A. et Haar Romeny, B. M. ter « Fast and sleek glyph rendering for interactive HARDI data exploration ». *Proceedings of the IEEE Pacific Visualization Symposium*. PACIFICVIS '09. Washington, DC, USA : IEEE Computer Society, p. 153–160; 2009.
- [40] A. Einstein. Brownian motion, *Universität de Zürich*, 1905.
- [41] O.E. Stejskal et J.E. Tanner Spin diffusion Measurements : Spin Echo in the presence of a Time-Dependent Field Gradient. *The journal of the chemical physics* (1):288-292, 1965.

- [42] P. Clarisse. « Tractographie cérébrale par l'IRM de tenseur de diffusion : Influence des paramètres d'acquisition et de la méthode tractographie sur la reproductibilité et la plausibilité anatomique des résultats dans la perspective d'une application en routine clinique » Thèse doctorat à l'université de Toulouse III, 2008.
- [43] Deriche, J. Calder, and M. Descoteaux. Optimal real-time q-ball imaging using regularized Kalman filtering with incremental orientation sets. *Med. Image Anal.*, 13(4):564–579, August 2009.
- [44] David Tschumperlé, and Luc Brun. Evaluation of q-space sampling strategies for the diffusion magnetic resonance imaging. In *MICCAI*, London/England, 2009a.
- [45] Descoteaux, R. Deriche, D. LeBihan, J.-F. Mangin, and C. Poupon. Diffusion propagator imaging: Using laplace's equation and multiple shell acquisitions to reconstruct the diffusion propagator. In *IPMI*, LNCS 5636, page 1–13, 2009.
- [46] Wedeen, P. Hagmann, W. Tseng, T.G. Reese, and R.M. Weisskoff. Mapping complex tissue architecture with diffusion spectrum magnetic resonance imaging. *Magnetic Resonance in Medicine*, 54(6):1377–1386, 2005.
- [47] Lenglet. Geometric and Variational Methods for Diffusion Tensor MRI Processing. *PhD thesis*, University of Nice-Sophia Antipolis, 2006.
- [48] Tristan-Vega, C.-F. Westin, and S. Aja-Fernández. Estimation of fiber orientation probability density functions in high angular resolution diffusion imaging. *NeuroImage*, 47(2):638–650, 2009.
- [49] Aganj, C. Lenglet, G. Sapiro, E. Yacoub, K. Ugurbil, and N. Harel. Reconstruction of the ODF in single and multiple shell q-ball imaging within constant solid angle. *Magn. Reson. Med.*, 64(2):554–566, 2010a.
- [50] D. Tuch. Q-ball imaging. *Magnetic Resonance in Medicine*, 52(6):1358–1372, 2004a.
- [51] C F. Westin, S E Maier, H Mamata, A Nabavi, F A Jolesz, and R Kikinis. Processing and visualization for diffusion tensor MRI. *Medical Image Analysis*, 6:93–108, 2002.
- [52] Cyril Poupon. Détection des faisceaux de fibres de la substance blanche pour l'étude de la connectivité anatomique cérébrale. *PhD thesis*, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, December 1999.
- [53] S. Mori, B.J. Crain, V.P. Chacko, and P.C.M. Van Zijl. Three-dimensional tracking of axonal projections in the brain by Magnetic Resonance Imaging. *Annals of Neurology*, 45(2):265–269, February 1999.
- [54] P.J. Basser, S. Pajevic, C. Pierpaoli, J. Duda, and A. Aldroubi. In vivo fiber tractography using DT-MRI data. *Magnetic Resonance in Medicine*, 44:625–632, 2000.
- [55] Demian Wassermann. Automated In Vivo Dissection of White Matter Structures from Diffusion Magnetic Resonance Imaging. *PhD thesis*, Nice Sophia-Antipolis University, April 2010.

- [57] Y.C. Wu and A.L. Alexander. Hybrid diffusion imaging. *NeuroImage*, 36(3): 617–629, 2007.
- [58] Cyril Poupon. Détection des faisceaux de fibres de la substance blanche pour l'étude de la connectivité anatomique cérébrale. *PhD thesis*, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, December 1999.
- [59] Peter J. Basser, James Mattiello, and Denis LeBihan. MR Diffusion Tensor Spectroscopy and Imaging. *Biophysical Journal*, 66:259–267, 1994a.
- [60] V.J. Wedeen, P. Hagmann, W. Tseng, T.G. Reese, and R.M. Weisskoff. Mapping complex tissue architecture with diffusion spectrum magnetic resonance imaging. *Magnetic Resonance in Medicine*, 54(6):1377–1386, 2005.
- [61] M. Descoteaux, E. Angelino, S. Fitzgibbons, and R. Deriche. Regularized, fast, and robust analytical q-ball imaging. *Magn. Res. Med.*, 58(3):497–510, 2007a.
- [62] A.W. Anderson. Measurements of fiber orientation distributions using high angular resolution diffusion imaging. *Magnetic Resonance in Medicine*, 54:1194–1206, 2005.
- [63] Jian Cheng, Aurobrata Ghosh, Tianzi Jiang, and Rachid Deriche. Model-free and analytical eap reconstruction via spherical polar fourier diffusion mri. In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI*, volume 6361, pages 590–597, 2010b.
- [64] I. Aganj, C. Lenglet, G. Sapiro, E. Yacoub, K. Ugurbil, and N. Harel. Reconstruction of the ODF in single and multiple shell q-ball imaging within constant solid angle. *Magn. Reson. Med.*, 64(2):554–566, 2010b.
- [65] Maxime Descoteaux, Elaine Angelino, Shaun Fitzgibbons, and Rachid Deriche. Apparent diffusion coefficients from high angular resolution diffusion imaging: Estimation and applications. *Magnetic Resonance in Medicine*, 56:395–410, 2006.
- [66] E. Ozarslan, C.G. Koay, and P.J. Basser. Simple harmonic oscillator based estimation and reconstruction for one-dimensional q-space mr. In *Proc. Intl. Soc. Mag. Reson. Med.*, volume 16, page 35, 2008.
- [67] E. Ozarslan, C. G. Koay, T. M. Shepherd, and P. J. Blackband, S. J. and Basser. Simple harmonic oscillator based reconstruction and estimation for threedimensional q-space mri. In *17th ISMRM*, Hawaii, USA, April 2009.
- [68] Jian Cheng, Tianzi Jiang, and Rachid Deriche, Dr. Theoretical analysis and practical insights on eap estimation via a unified hardi framework. In *MICCAI Work shop on Computational Diffusion MRI*, Toronto, Canada, September 2011.
- [69] H.E. Assemlal, D. Tschumperlé, and L. Brun. Efficient and robust computation of pdf features from diffusion MR signal. *Medical Image Analysis*, 13(5):715–729, 2009b.
- [70] King, M. D., J. Houseman, S. A. Roussel, N. V. Bruggen, S. R. Williams, et D. G. Gadian "q-Space imaging of the brain". *Magnetic Resonance in Medicine* 32(6): 707-713; 1994.

- [71] Callaghan., P. T. "Principles of Nuclear Magnetic Resonance Microscopy." *Oxford science publications*; 1991.
- [72] Wedeen, V., T. Reese, D. Tuch, M. Wiegel, J.-G. Dou, R. Weiskoff, et D. Chessler "Mapping fiber orientation spectra in cerebral white matter with Fourier transform diffusion MRI." In: *Proceedings of the International Society of Magnetic Resonance in Medicine*. p. 82; 2000.
- [73] Reina, G., Bidmon, K., Enders, F., Hastreiter, P. et Ertl, T. « GPUbased hyperstreamlines for diffusion tensor imaging ». *Proceedings of the Eighth Joint Eurographics / IEEE VGTC conference on Visualization*. EUROVIS'06. Lisbon, Portugal : Eurographics Association, p. 35–42. isbn : 3-905673-31-2; 2006.
- [74] Bracewell, R. *The Fourier Transform and Its Applications*. 3e éd. McGraw-Hill Science/Engineering/Math. isbn : 0073039381; 1999.
- [75] Frank, L. "Characterization of Anisotropy in High Angular Resolution Diffusion-Weighted MRI." *Magnetic Resonance in Medicine* **47**(6): 1083-1099 ; 2002.
- [76] Assemblal, H. "Traitement et analyse d'images IRM de diffusion pour l'estimation de l'architecture locale des tissus." Thèse de doctorat. Université de CAEN/BASSENORMANDIE ; 2010.
- [77] S. Jehan-Besson, M. Barlaud, et G. Aubert. *Deformable regions driven by an Eulerian accurate minimization method for image and video segmentation*, *International Journal of Computer Vision*, 53 :45–70, 2003.
- [78] N. Paragios et R. Deriche. *Geodesic active contours and level sets for the detection and tracking of moving objects*, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22(3) :266–230, 2000.
- [79] M. Kass, A. Witkin, et D. Terzopoulos. *Snakes : Active contour models*. *International Journal of Computer Vision*, 1(4) :321–331, 1988.
- [80] C. Xu, J. Prince, *Snakes, shapes, and gradient vector flow*, *IEEE Trans. Image Process.* 7 (3): 359–369, 1998.
- [81] B. Li et S.T. Acton. *Automatic Active Model Initialisation Via Poisson Inverse Gradient*, *IEEE Transaction On Image Processing*, Vol. 17, No.8, 2008.