

UNIVERSITE SAAD DAHLAB DE BLIDA

Faculté des Sciences de l'Ingénieur
Département d'Electronique

MEMOIRE DE MAGISTER

Spécialité: Electronique
Option: Image et Parole

ETUDE DES ARTEFACTS EN IRM: LE BIAIS D'INTENSITE

Par

BENTLEMSAN Maouia

Devant le jury composé de

A. NAMANE	Maître de Conférences, U. de Blida	Président
F. BOUMGHAR	Professeur, U. de Bab Ezzouar	Examinatrice
A. GUESSOUM	Professeur, U. de Blida	Examineur
Y. CHERFA	Maître de Conférences, U. de Blida	Rapporteur
A. CHERFA	Chargée de cours, U. de Blida	Co-Rapporteur

Blida, Avril 2010

RESUME

Dans ce mémoire, nous nous proposons d'étudier un artéfact propre à l'imagerie de résonance magnétique : le biais d'intensité appelé aussi inhomogénéité d'intensité, qui se traduit par une variation d'intensité lisse et lente d'un même tissu dans l'image.

Dans notre travail nous effectuons une étude comparative entre sept algorithmes de correction du biais, en testant ces approches sur des IRM cérébrales contenant un pourcentage de biais connu au préalable.

Nous procédons également à la segmentation des images obtenues après corrections, afin de vérifier l'effet de ces algorithmes sur l'amélioration de la segmentation des images corrigées, par rapport à celle des images contenant du biais.

Mots clés : IRM, biais d'intensité, inhomogénéité d'intensité, segmentation

الملخص

في هذه المذكرة نقترح دراسة احد العيوب الخاصة بصور الرنين المغنطيسي : تحيز السطوع أو عدم تجانس السطوع و الذي يظهر في الصورة من خلال تغير السطوع في نفس النسيج.

في هذا العمل نقوم بالمقارنة بين سبع خوارزميات تصحيح عدم تجانس السطوع و ذلك بتجريب التصحيح على صور رنين مغنطيسي مخي, تحتوي على نسبة تحيز معروفة مسبقا.

نقوم أيضا بتجزئة الصور المعالجة للتحقق من مفعول الخوارزميات في تحسن تجزئة الصور المعالجة مقارنة مع تجزئة الصور الأصلية.

الكلمات الرئيسية: صور الرنين المغنطيسي, تحيز السطوع, عدم تجانس السطوع, تجزئة.

ABSTRACT

In this report, we attend to study an artefact of the magnetic resonance imaging: the bias field, called also intensity inhomogeneity, which manifests itself as slow and smooth intensity variations of the same tissue over the image.

In our work we make a comparative study between seven bias correction algorithms, by testing these approaches on brain MRI corrupted with a known percentage of bias.

We also proceed to the segmentation of the images obtained after these corrections. We compare the segmentation of the corrected images with those corrupted ones, to verify the effect of these algorithms on the images,

Keywords: MRI, bias correction, intensity inhomogeneity, segmentation

REMERCIEMENTS

Je remercie tout d'abord Mme Cherfa et Mr Cherfa de m'avoir proposé ce sujet, de m'avoir initiée à la recherche, en me guidant pour réaliser ce modeste travail.

Je remercie également Mme Cherfa pour sa patience, sa disponibilité et ses encouragements, et Mr Cherfa pour ses conseils et son exigence du travail bien fait en me poussant à participer aux conférences et séminaires scientifiques pour améliorer mon travail.

Je remercie aussi les membres du jury, d'avoir accepté d'examiner mon travail, et de m'avoir permis de l'améliorer grâce à leurs remarques et critiques.

Merci à Mlle Zahra Ratiba, doctorante au département d'informatique de l'université de Blida pour son aide précieuse.

Mes vifs remerciements à tous mes collègues de promotion, à tous mes amis, ainsi que tous ceux qui m'ont encouragé et soutenus.

DEDICACE

A la mémoire de mon père

TABLE DES MATIERES

RESUME

REMERCIEMENTS

TABLE DES MATIERES

LISTE DES ILLUSTRATIONS GRAPHIQUES ET TABLEAUX

INTRODUCTION	12
1. IMAGERIE PAR RESONANCE MAGNETIQUE	16
1.1 Introduction	16
1.2 Base de la résonance magnétique nucléaire	16
1.2.1 Principes physiques	17
1.2.2 Phénomène de résonance	18
1.2.3 Phénomène de relaxation	20
1.2.4 Formation d'images	22
1.2.4.1 Ondes RF	22
1.2.4.2 Recueil du signal	23
1.2.4.3 Obtention de l'image	24
1.3 Différentes pondérations	27
1.3.1 Images pondérées en T1	28
1.3.2 Images pondérées en T2	29
1.3.3 Images pondérées en densité de protons	30
1.4 Différentes séquences	30
1.4.1 Impulsion 90°: Saturation récupération	30
1.4.2 Impulsion 180°: Inversion récupération	31
1.4.3 Séquence de Spin Echo (SE)	32
1.4.4 Séquence Echo de Gradient	34
1.5 Imageur IRM	34

1.6 Conclusion	36
2. ARTEFACTS DES IMAGES A RESONANCE MAGNETIQUE NUCLEAIRE	37
2.1 Introduction	37
2.2 Sous échantillonnage du signal	37
2.2.1 Repliement de l'image (Aliasing)	37
2.2.2 Troncature ou artéfact de Gibbs	39
2.3 Artéfacts de mouvement	40
2.4 Décalage chimique	41
2.5 Susceptibilité magnétique	43
2.6 Bruit en IRM	44
2.7 Volume partiel	45
2.8 Biais d'intensité	47
2.9 Autres causes d'artéfacts	48
2.10 Conclusion	49
3. CORRECTION DU BIAIS EN IMAGERIE PAR RESONANCE MAGNETIQUE : ETAT DE L'ART	50
3.1 Introduction	50
3.2 Causes de l'inhomogénéité d'intensité dans les images IRM	50
3.2.1 Imperfection du matériel	50
3.2.2 Influence de la séquence	51
3.2.3 influence de l'objet	51
3.3 Méthodes prospectives de correction du biais	51
3.4 Méthodes rétrospectives de correction du biais	51
3.4.1 Modélisation du biais en IRM	52
3.4.2 Approches prétraitement de correction du biais en IRM	53
3.4.2.1 Approches par filtrage	53
3.4.2.2 Approches basées sur le critère de distribution de l'intensité de l'image	55
3.4.3 Approches alternant segmentation et correction	56
3.5 Conclusion	59
4 . ETUDE COMPARATIVE ENTRE QUELQUES METHODES DE CORRECTION DU BIAIS	60
4.1 Introduction	60

4.2 Méthodes étudiées	60
4.2.1 Algorithme EQ de Cohen	60
4.2.2 Algorithme de Mangin.	61
4.2.3 Algorithme de Ashburner et Friston (SPM5)	62
4.2.4 Algorithme de Manjón et al.	64
4.2.5 Algorithme PABIC de Styner et al.	66
4.2.6 Algorithme EMS de Van Leemput	67
4.2.7 Algorithme BFC de Shattuck et al.	68
4.2.8 Tableau récapitulatif des algorithmes étudiées	70
5. RESULTATS ET INTERPRETATIONS	71
5.1 Introduction	71
5.2 Images Brainweb	71
5.3 Applications ou logiciels utilisés pour corriger le biais	71
5.3.1 EQ de Cohen et al.	72
5.3.2 Algorithme de Mangin.	73
5.3.3 Algorithme de Ashburner et Friston	74
5.3.4 Algorithme ANMCI	75
5.3.5 Algorithme PABIC	76
5.3.6. Algorithme EMS	77
5.3.7 Algorithme BFC	78
5.4 Correction des images Brainweb avec les sept algorithmes choisis	79
5.4.1 Visualisation du biais estimé	80
5.4.2 Comparaison des histogrammes obtenus après correction	83
5.4.3 Segmentation des images corrigées par les différentes méthodes	88
5.4.3.1 Résultat de la segmentation	89
5.4.3.2 Evaluation de la segmentation obtenue	101
5.5 Conclusion	107
CONCLUSION	109

LISTE DES ILLUSTRATIONS GRAPHIQUES ET TABLEAUX

Figure 1.1	Deux possibilités de précession des protons	17
Figure 1. 2	Précession du moment magnétique	18
Figure 1.3	Action d'une impulsion sur le moment transversal.	19
Figure 1.4	Retour à l'équilibre de l'aimantation	20
Figure 1.5	Relaxation des composantes transversales	21
Figure 1.6	Effet des impulsions RF sur le vecteur d'aimantation macroscopique.	22
Figure 1.7	Signal FID recueilli	23
Figure 1.8	Sélection d'une coupe	25
Figure1.9	Application des gradients de phase et de lecture	26
Figure 1.10	Reconstruction d'image	27
Figure1.11	Une même coupe obtenue sous différents paramètres d'acquisition	28
Figure1.12	Evolution des moments magnétiques pour un T_R court	28
Tableau 1.1	Valeurs de T_1	29
Tableau 1.2	Valeurs de T_2	29
Figure 1.13	Evolution des moments magnétiques pour un T_R long	30
Figure 1.14	Séquence de Saturation récupération	31
Figure 1. 15	Séquence d'inversion récupération	31
Figure 1.16	Séquence Spin Echo	33
Figure 1.17	Principe de Base du système de l'imageur IRM	35
Figure 1.18	Système IRM détaillé	35
Figure 1.19	Schéma fonctionnel d'un imageur IRM	36
Figure 2.1	Principe du repliement	38

Figure 2. 2	Exemple de repliement d'image	38
Figure 2.3	Limitation de la transformée de Fourier discrète	39
Figure 2.4	Artefact de troncature (Gibbs)	40
Figure 2.5	Effet de l'artefact de mouvement	41
Figure 2.6	Effet du décalage chimique sur l'image d'un oeuf	41
Figure 2.7	Décalage chimique	42
Figure 2.8	Coupe IRM : (a) sans saturation et (b) avec saturation	43
Figure 2.9.	Observation de l'effet de susceptibilité en plaçant une pièce de monnaie à coté du fantôme	43
Figure 2.10	Coupe coronal T1 avec distorsion causé par la susceptibilité magnétique	44
Figure 2.11	Effet du bruit sur l'image et son histogramme	45
Figure 2.12	Volume partiel	46
Figure 2.13	Perte de résolution sur une même coupe axiale réalisée avec 3 mm et 10mm	46
Figure 2.14	Effet du biais sur l'image et son histogramme	48
Figure 3.1	Correction par minimisation d'entropie	55
Figure 3.2	Segmentation en présence d'inhomogénéité	58
Tableau 4.1	Tableau récapitulatif	70
Figure 5.1	Exécution de l'application EQ en ligne de commandes	73
Figure 5.2	Exécution de l'application de correction du biais de Brainvisa en ligne de commandes	74
Figure 5.3	Interface graphique de SPM5	75
Figure 5.4	Exécution de l'application de correction du biais d'ITK en ligne de commandes	77
Figure 5.5	Interface graphique de l'application EMS	78
Figure 5.6	Interface graphique de Brainsuite	79

Figure 5.7	Biais estimé d'images avec 0% de bruit et 20% de biais	81
Figure 5.8	Biais estimé d'images avec 0% de bruit et 40%de biais	81
Figure 5.9	Biais estimé d'images avec 3% de bruit et 20% de biais	82
Figure 5.10	Histogramme images 0%bruit et 20% biais	84
Figure 5.11	Histogramme images 0%de biais et 40% de biais	85
Figure 5.12	Histogramme images 3%de biais et 20% de biais	87
Figure 5.13	Segmentation des images avec 20 % corrigés par les algorithmes de correction du biais.	90
Figure 5.14	Segmentation des images avec 40 % de biais corrigés par les algorithmes de correction du biais	91
Figure 5.15	LCR, MB et MG image a 20% de biais	93
Figure 5.16	LCR, MB et MG image a 40% de biais	96
Figure 5.17	LCR, MB, et MG pour une image 3% de bruit et 20% de biais	99
Figure 5.18	illustration graphique de l'évaluation de la segmentation de la dans le cas d'une image a 20% de biais	103
Figure 5.19	illustration graphique de l'évaluation de la segmentation dans le cas d'une image a 40% de biais	105
Figure 5.20	illustration graphique de l'évaluation de la segmentation dans le cas d'une image a 3% de bruit et 20% de biais	107
Tableau 5.1	Image avec 0% de bruit et 20%biais	102
Tableau 5.2	Image avec 0% de bruit et 40%biais	104
Tableau 5.3	Image avec 3% de bruit et 20% de biais	106

INTRODUCTION

Le développement de l'imagerie à résonance magnétique IRM a révolutionné le monde de l'imagerie médicale,

Cette technique récente, est devenue indispensable pour le suivi des différentes pathologies, et contrairement à d'autres techniques d'imagerie, l'IRM est non invasive ce qui en fait un outil de prédilection pour l'avancée de la recherche médicale. Elle est basée sur un phénomène physique : la résonance magnétique nucléaire (RMN), découverte vers la fin des années 1940.

L'IRM permet d'avoir des vues 2D et 3D d'une partie du corps humain, notamment le cerveau.

L'IRM cérébrale, est largement utilisé aujourd'hui et permet de mieux comprendre et suivre l'évolution de différentes et nombreuses pathologies du cerveau comme:

- ✓ Les AVC (Accident Vasculaire Cérébrale), qui constituent l'une des premières causes de mortalité dans le monde, notamment en Algérie, et qui en cas de survie du sujet atteint peuvent laisser des séquelles irréversibles, d'où l'importance de diagnostic précis et rapide.
- ✓ La sclérose en plaques (SEP), maladie neurologique chronique auto-immune du système nerveux central, et dont les causes sont encore inconnues.
- ✓ La maladie d'Alzheimer, maladie neurodégénérative du tissu cérébral entraînant la perte progressive et irréversibles des fonctions mentales, qui est aujourd'hui très répandu en Algérie chez les personnes âgées.
- ✓ Les tumeurs cérébrales.

L'IRM fonctionnelle, est une application de l'IRM, qui a permis de cartographier les zones fonctionnelles du cerveau, et de délimiter les aires cérébrales, en observant l'activité cérébrale lors d'exécution de tâches comportementales.

Nous pouvons également citer d'autres applications de l'IRM, à savoir l'IRM de diffusion et l'angiographie.

Mais afin, d'exploiter tout le potentiel qu'offre l'IRM aujourd'hui, il est nécessaire de développer des outils qualitative et automatique d'analyse d'image. Malheureusement, les algorithmes d'analyse d'images butent souvent sur un problème majeur de l'IRM : les artéfacts.

Comme tout processus d'imagerie, les images sont altérées par différents artéfacts, dont le biais d'intensité ou inhomogénéité d'intensité.

Le biais d'intensité est un artéfact propre à l'IRM et représente un défi majeur pour tout algorithme de segmentation et de classification d'image.

De nombreux chercheurs parmi la communauté des traiteurs d'images, tentent de développer des algorithmes de correction de l'inhomogénéité d'intensité, ou des méthodes de segmentation d'IRM permettant de contourner le problème que pose le biais, mais cela reste une tâche difficile.

La majorité des algorithmes de correction du biais, le modélise par un modèle multiplicatif, et considère l'image observée comme étant le produit de l'image idéale par le biais, auquel va s'ajouter le bruit.

Le travail réalisé au cours de ce mémoire est consacré à l'étude de cet artéfact, particulièrement dans les IRM cérébrales.

Durant notre recherche bibliographique, nous nous sommes d'abord intéressé à tous les artéfacts de l'imagerie IRM, mais avons remarqué que le biais d'intensité

est l'artéfact le plus important en IRM et le plus difficile à corriger. C'est pour cela que nous avons décidé de nous y intéresser.

Nous avons étudié sept algorithmes de correction du biais, et vérifié leur efficacité en les utilisant pour corriger des images IRM contenant du biais d'intensité. Nous avons vérifié par la suite si la correction a permis d'améliorer la segmentation des images.

Ce manuscrit est composé de cinq chapitres :

Dans le premier chapitre nous expliquons le processus de fonctionnement de l'IRM et ce, afin de mettre en évidence les causes des artéfacts dans cette technique d'imagerie. Nous commençons d'abord par expliquer le processus physique de la résonance magnétique, avant de d'expliquer le principe de la formation de l'image.

Le deuxième chapitre est consacré à l'étude des différents artéfacts qui altèrent les images IRM, leurs causes, et les méthodes usuelles de correction, nous montrons également l'effet de ces artéfacts à travers des coupes IRM 2D.

Dans le troisième chapitre nous donnons un aperçu sur les principaux algorithmes de correction du biais en IRM, en les classant en deux groupes : le premier regroupe les algorithmes utilisés comme prétraitement, le second va regrouper les algorithmes qui corrigent le biais d'intensité durant la segmentation des images.

Le quatrième chapitre porte sur l'étude de sept algorithmes que nous avons choisi, pour les tester sur des images IRM contenant un pourcentage de biais connus.

Dans le cinquième chapitre nous présentons les résultats obtenus par chacun des algorithmes. Nous commençons d'abord par donner un aperçu sur chacune des applications utilisées, puis nous montrons à travers des figures et des illustrations les résultats obtenus à savoir :

- ✓ Le biais estimé par chaque méthode en comparaison avec le biais réel.
- ✓ Les histogrammes des images corrigées en comparaison avec celui d'une image idéale.
- ✓ La segmentation des images corrigées et sa comparaison avec celle d'une image idéale.

Nous terminerons enfin, par une conclusion et des perspectives pour améliorer ce travail, et poursuivre éventuellement d'autres recherches dans ce domaine.

CHAPITRE 1

IMAGERIE PAR RESONANCE MAGNETIQUE NUCLEAIRE

1.1 Introduction

L'IRM est basée sur le phénomène physique RMN (résonance magnétique nucléaire), observée par Felix Bloch à l'université de Stanford, et Edward Purcell à l'université de Harvard en 1946 [1], ce qui leur vaudra l'obtention conjointe du prix Nobel en 1952. Les premiers développements en Imagerie par Résonance Magnétique qui ont permis d'obtenir une image en utilisant le signal RMN, datent de 1972 grâce aux travaux de Paul C. Lauterbur. Les premières images chez l'homme n'ont été réalisées qu'en 1979.

En effet, la formation d'une image à résonance magnétique (IRM) (Bloch 1946 [2]) est due à l'échange d'énergie entre des particules élémentaires placées dans un fort champ magnétique, et un champ électromagnétique irradiant de fréquence particulière. Ce phénomène est régi par les lois de mécanique quantique.

De nos jours l'imagerie par résonance magnétique permet l'exploration du corps humain tout en étant non invasive, et en fournissant des images de très bonne qualité.

1.2 Base de la résonance magnétique nucléaire

Bloch a présenté une approximation macroscopique en observant le comportement de noyaux atomiques soumis à un fort champ magnétique.

1.2.1 Principes physiques

Le noyau atomique possède un moment magnétique nucléaire [1], En IRM on va s'intéresser aux noyaux d'hydrogènes car le corps humain est constitué de 70% d'eau et donc d'hydrogène.

Le noyau d'hydrogène se comporte comme une charge en rotation autour de son axe : c'est le mouvement de spin. En l'absence de champ magnétique et sous l'effet de l'agitation thermique, les spins s'orientent de manière aléatoire. Si on place le noyau dans un champ magnétique B_0 , les protons vont tourner sur eux-mêmes tout en décrivant un cercle à une fréquence ω_0 (un peu à la manière d'une toupie), on dit qu'ils précessent, (figure 1.1), les spins vont s'orienter dans deux directions, une partie dans le sens B_0 (état d'énergie spin + 1/2) et l'autre dans le sens inverse (état d'énergie spin - 1/2).

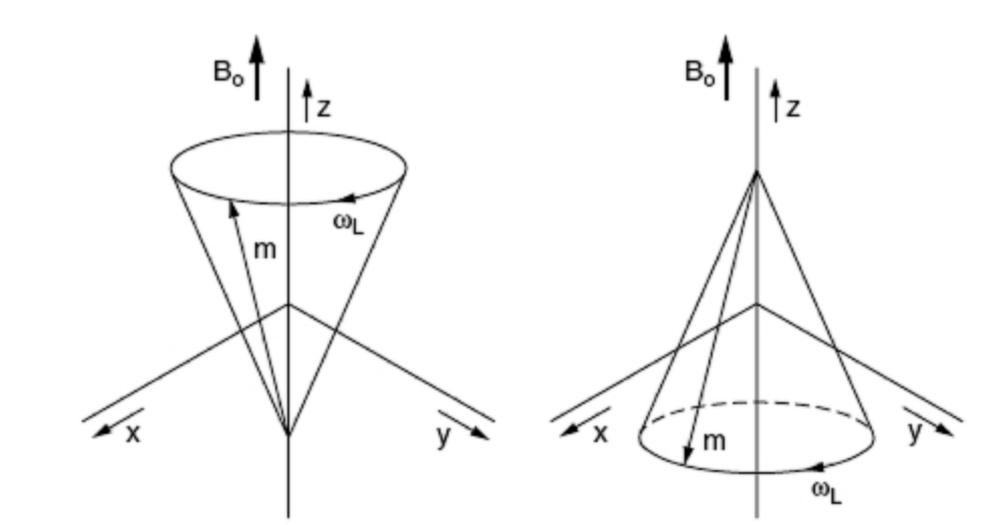


Figure 1. 1 Deux possibilités de précession des protons [3]

La sous population orientée dans le sens de B_0 étant légèrement supérieure à celle dans le sens inverse, on aura une aimantation résultante d'équilibre M_0 , orientée dans le sens de B_0 .

Le mouvement de précession s'effectue avec une fréquence donnée par la relation de Larmor

$$\omega_L = \gamma B_0 \quad (1.1)$$

ω_L est appelée pulsation de Larmor, γ est le rapport gyromagnétique, sa valeur dépend du proton étudié (pour l'hydrogène, $\gamma = 42,58 \cdot 10^6 \text{ Hz T}^{-1}$).

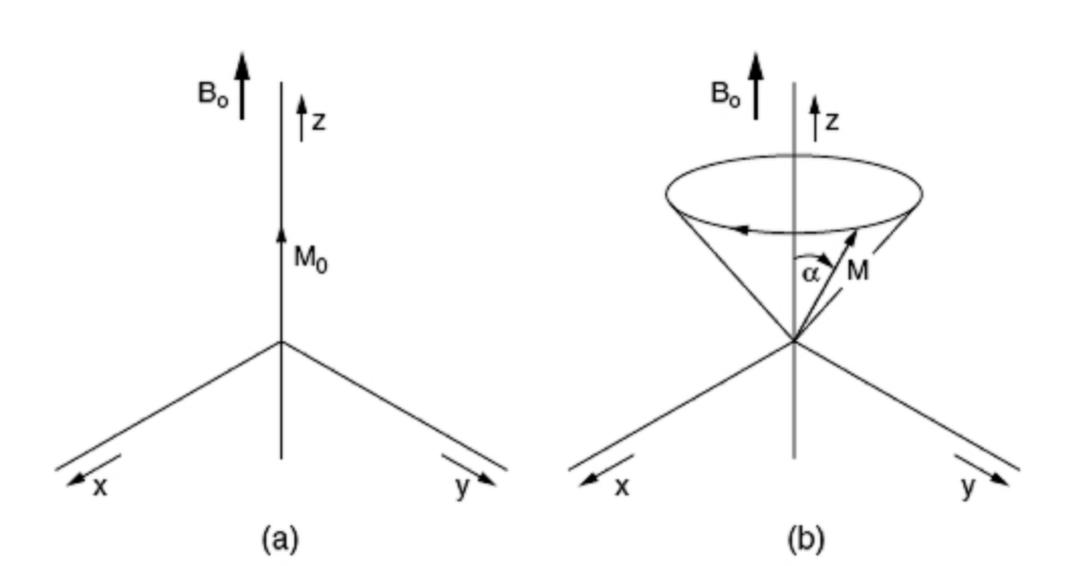


Figure 1. 2 Précession du moment magnétique : (a) Sous équilibre thermodynamique et (b) Après application d'un champ radiofréquence [3].

1.2.2 Phénomène de résonance

En regardant la figure 1.2 (b), on remarque que la résultante M est inclinée d'un angle α (flip angle) par rapport à l'axe Z en précessant avec la fréquence de Larmor.

En effet, l'application d'un champ radio fréquence (champ RF B_1), oscillant avec la même fréquence va induire un autre phénomène, la sous population orientée dans le sens contraire de B_0 décroît par rapport à celle orientée dans le sens de B_0 ce qui va provoquer un basculement de l'angle α de 180° , si la majorité des protons sont orientés dans le sens de B_0 .

Bien que l'orientation d'un noyau ne peut se faire que dans deux directions, l'angle α peut prendre en principe toutes les valeurs comprises entre 0° et 180° . La valeur α est déterminée par la magnitude et/ou durée du champ RF, qui en réalité peuvent être contrôlés, on parle alors d'impulsion 90° ou 180° selon la magnitude du champ appliqué et/ou sa durée.

On place les protons dans un champ électromagnétique oscillant (radiofréquence RF) B_1 perpendiculaire à B_0 , les protons seront soumis à des signaux RF de pulsation égale à leur fréquence de résonance (ω_0 fréquence de Larmor), ils emmagasinent de l'énergie et on obtient une aimantation résultante M_1 (figure 1.3), cette dernière possède un composante longitudinale M_L (M_z) et une autre transversale M_T (M_{xy}).

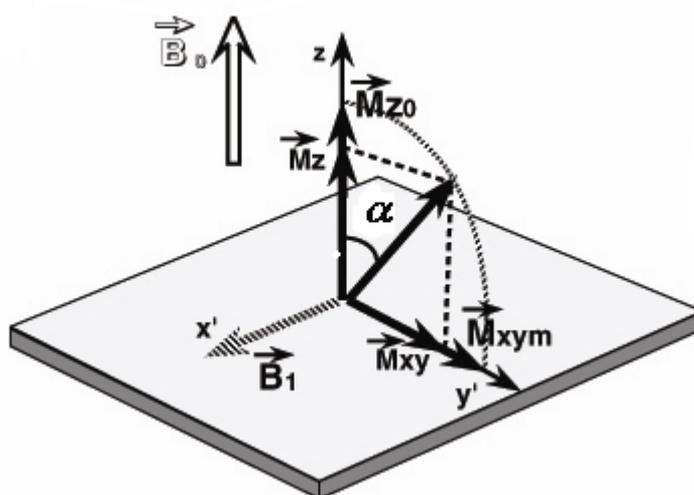


Figure 1.3 Action d'une impulsion sur le moment transversal.

1.2.3 Phénomène de relaxation

Le phénomène de relaxation c'est le retour à l'état d'équilibre des protons après disparition du champ magnétique B_1 . Ce retour va s'effectuer avec un mouvement en spirale des protons autour de B_0 (figure 1.4).

M_T va revenir à 0 et M_L va revenir à M_0 .

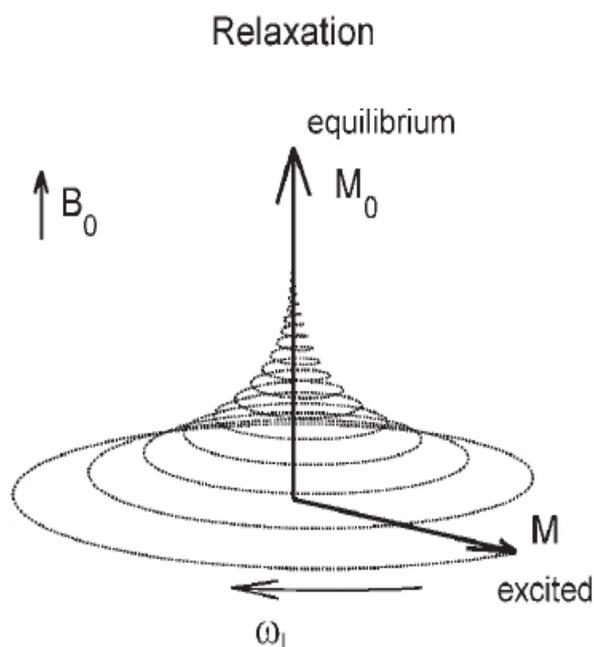


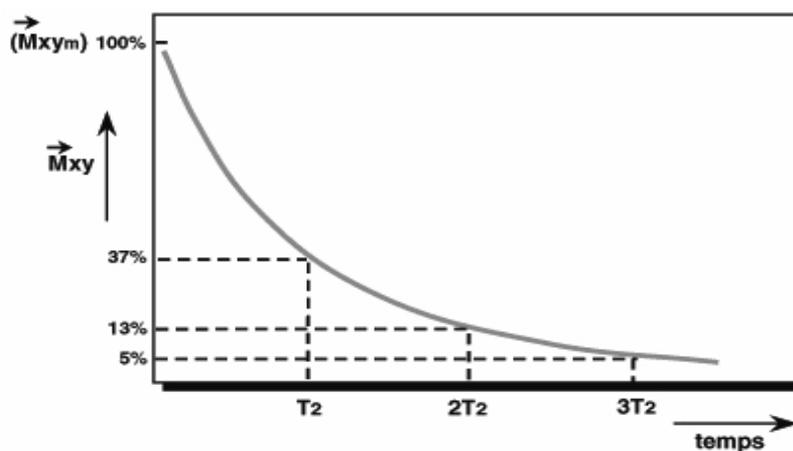
Figure 1.4 Retour à l'équilibre de l'aimantation

Bloch a montré que l'évolution de ce mouvement est liée aux temps (figure 1.5) de relaxation longitudinale T_1 (temps de relaxation spin – réseau) et transversale T_2 (temps de relaxation spin – spin) par :

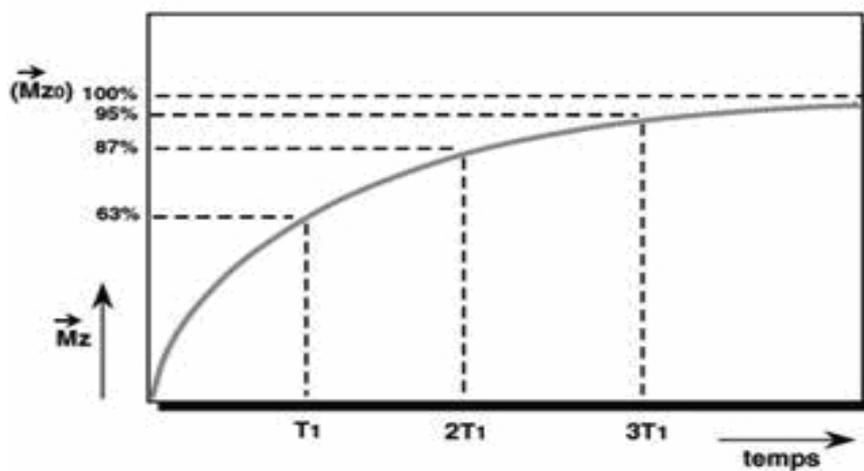
$$M_L = M_Z = M_0(1 - e^{-t/T_1}) \quad (1.2)$$

$$M_T = M_{xy} = M_0 e^{-t/T_2^*} \quad (1.3)$$

La constante de temps T_1 est le temps nécessaire pour que les protons atteignent les deux tiers de leur aimantation. Elle dépend en fait de la mobilité des atomes d'hydrogène ou de celle des molécules où ils sont engagés.



(a)



(b)

Figure 1.5 Relaxation des composantes transversales (a) et longitudinales (b) de l'aimantation en fonction du temps après une impulsion de 90°

Pour la relaxation T_2 , à cause des inhomogénéités du champ magnétique B_0 et des interactions spin-spin on obtient une relaxation T_2^* et non T_2 , pour obtenir la vraie relaxation T_2 on a recours dans ce cas à la séquence dite Spin Echo.

Le temps de relaxation T_2 est toujours inférieur à T_1 .

1.2.4 Formation d'images

Le principe est de placer le patient dans un champ magnétique B_0 , puis le soumettre à un champ électromagnétique RF de fréquence égale à la fréquence de résonance des protons d'hydrogène (fréquence de Larmor), Ces derniers vont basculer d'un angle de 90° ou 180° par rapport à M_0 selon la séquence programmée (figure 1.6).

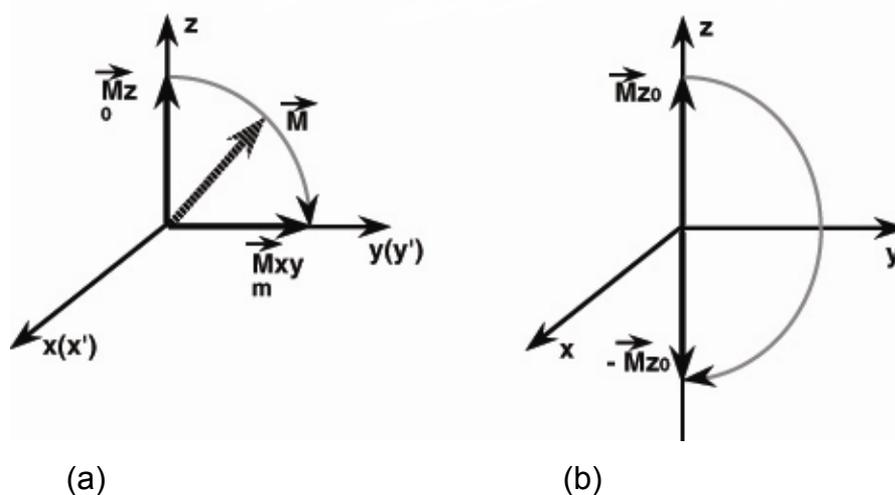


Figure 1.6 Effet des impulsions RF sur le vecteur d'aimantation macroscopique. Impulsion de 90° : (a) bascule de \vec{M} dans le plan xOy ; (b) impulsion de 180° : inversion de \vec{M} .

1.2.4.1 Ondes RF

Les ondes utilisées sont des ondes de 1 à 100 mégahertz, les mêmes que celles utilisées pour les émissions radiophoniques. L'émission RF se fait par une bobine ou antenne, dans laquelle des dispositifs électroniques appropriés provoquent des oscillations électriques.

1.2.4.2 Recueil du signal

Comme pour l'émission la réception se fait par antenne, l'antenne émettrice sert parfois également d'antenne réceptrice.

A l'arrêt de l'impulsion, il y a retour à l'équilibre, durant lequel les protons continuent à précesser et induisent un champ magnétique FID (Free induction Decay) ou signal de précession libre, après un temps T_E (temps qui sépare l'impulsion radio initiale du recueil du signal), qui sera recueilli par une antenne puis transformé en signal électrique (figure 1.7). La décroissance est dite libre, parce qu'elle s'effectue librement après arrêt de l'impulsion RF

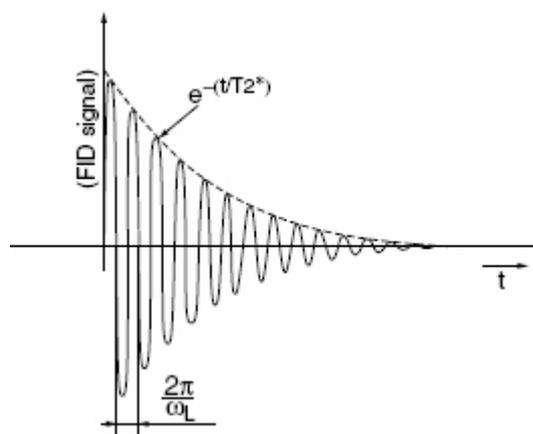


Figure 1.7 Signal FID recueilli

La structure qui va réagir dans le corps humain est le noyau des atomes d'hydrogène. Ceux-ci, placés dans le champ magnétique, résonnent à leur fréquence propre.

Les noyaux des atomes d'hydrogène présents dans le tissu humain vont résonner à leur fréquence propre dite fréquence de Larmor. Cette fréquence varie avec l'intensité du champ magnétique.

Par exemple, l'hydrogène résonne :

- à 21,2 MHz dans un champ de 0,5 tesla
- à 42,5 MHz dans un champ de 1,0 tesla
- à 63,8 MHz dans un champ de 1,5 tesla

1.2.4.3 Obtention de l'image

Pour avoir une image, le volume est divisé en multiples petits volumes élémentaires ou voxels, plus ou moins gros. La première étape consiste à définir la matrice, c'est-à-dire le nombre de voxels que l'on veut étudier.

L'application des trois gradients quels qu'ils soient, dans les trois directions de l'espace, suffit à localiser n'importe quel voxel de cet espace avec précision, cependant, chaque point étant caractérisé par une fréquence et une phase différente, il faut faire autant de mesures qu'il y a de voxels.

Pour cela on utilise trois gradients; le premier appliqué suivant une direction z servira à sélectionner une coupe, le second appliqué selon la direction x va coder les lignes dans le plan de la coupe sélectionnée en induisant le déphasage de spins (gradient de phase) et le dernier appliqué suivant y sélectionne les colonnes dans le plan (gradient de fréquence).

Le champ va varier linéairement en fonction de la position , B_0 garde la même orientation mais son intensité varie dans une direction donnée selon le gradient appliqué :

$$B(x) = B_0 + G_x x \quad (1.4)$$

$$B(y) = B_0 + G_y y \quad (1.5)$$

$$B(z) = B_0 + G_z z \quad (1.6)$$

- Gradient sélection d'une coupe

Le premier gradient appliqué est celui dit « de coupe », il est appliqué en même temps que l'onde radio fréquence, ce qui va permettre de mettre en résonance les noyaux situés sur une même coupe (figure 1.8).

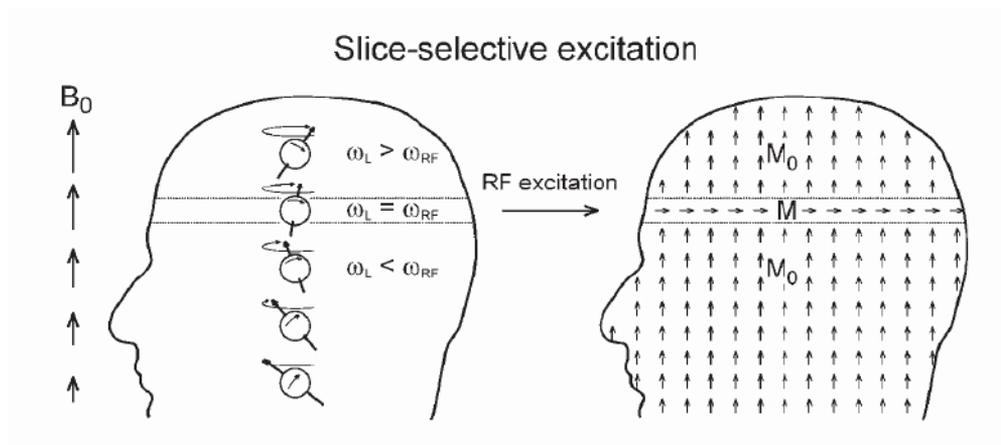


Figure 1.8 Sélection d'une coupe [4]

- Gradient de phase

Le gradient de phase est appliqué durant un court instant avant l'enregistrement du signal, il va créer un déphasage entre les signaux de résonance dans une direction du plan de coupe choisi par l'opérateur (figure 1,9).

- Gradient de lecture

L'application du gradient dit de lecture, est appliqué pendant l'enregistrement du signal dans la direction orthogonale à celle du gradient de phase, on obtient alors

la localisation spatiale, et donc une correspondance entre l'espace des positions dans une coupe donnée (figure 1.9).

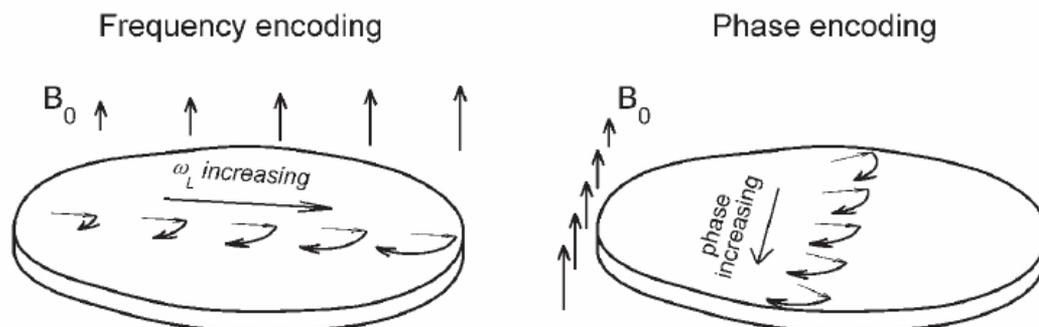


Figure 1.9. Application des gradients de phase et de lecture [4]

- Reconstruction de l'image

L'antenne réceptrice reçoit le signal RM sous la forme de sinusoides complexes qui ne seront utilisables pour former une image qu'après une transformation de Fourier.

La valeur du gradient étant linéairement dépendante de la position des spins, la transformée de Fourier du signal recueilli va permettre de retrouver une image.

En effet, si on acquiert 256 points pendant l'application du gradient x et si l'on fait 256 pas de décodage de phase, c'est à dire 256 amplitudes différentes du gradient selon y , on obtient une matrice de signal qui contient 256x256 points.

Le principe de l'imagerie va consister à parcourir l'espace k tout en mesurant l'amplitude et la phase du signal, on obtient ainsi une image discrète qui va permettre de récupérer une image en passant par une transformée de Fourier inverse.

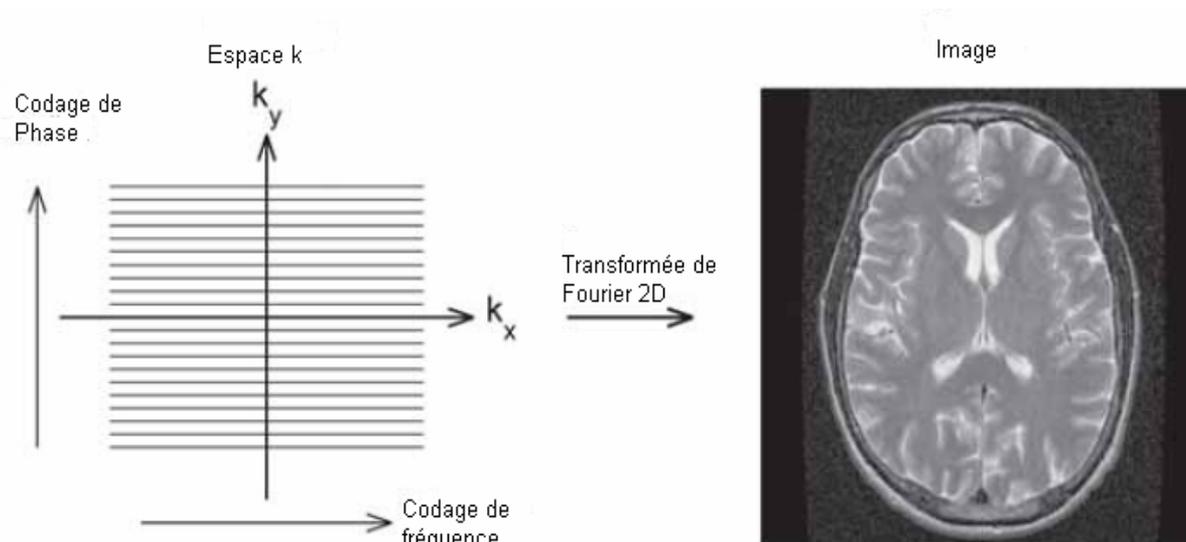


Figure 1.10 Reconstruction d'image [4]

Après chaque impulsion, le signal de résonance magnétique est recueilli en fonction du temps et enregistré comme une colonne de nombre dans un tableau de données : l'espace k . Le processus est répété durant l'application du gradient de phase pour des amplitudes différentes, chaque instant le signal est enregistré comme ligne adjacente dans l'espace k . Dès que toutes les données dans l'espace k sont recueillies, l'image est extraite en passant par une transformée de Fourier 2D rapide.

1.3. Différentes pondérations

Les différentes pondérations vont influencer le contraste de l'image. Etant donné que les moments M_L et M_T dépendent de T_1 et T_2 ainsi que de ρ (densité de protons), On peut avoir des images pondérées en T_1 , en T_2 ou en densité de protons.

Le choix de la pondération ou contraste va donc dépendre de l'objet à imager (figure 1.11).

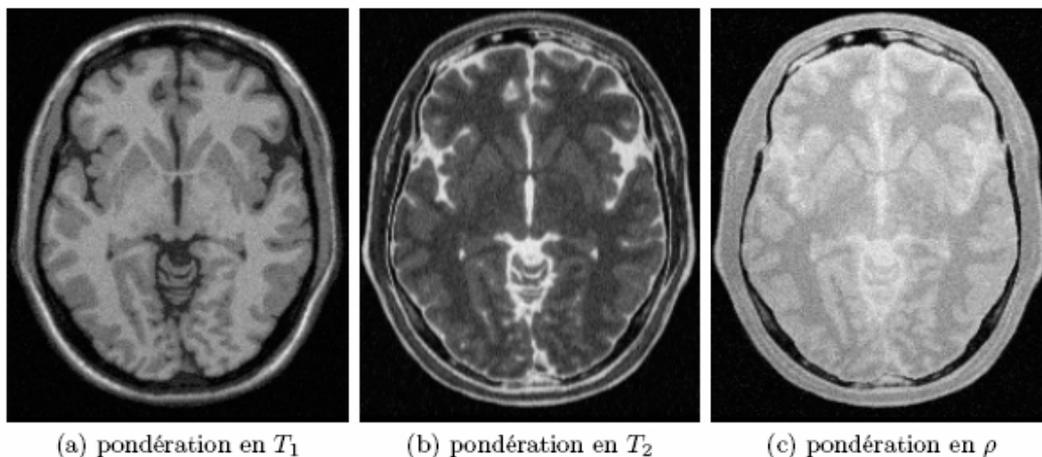


Figure 1.11 Une même coupe obtenue sous différents paramètres d'acquisition

1.3.1 Images pondérées en T_1

Les tissus ayant le plus grand T_1 vont apparaître en plus claire, pour cela on va jouer sur le temps de répétition entre deux impulsions successives de 90° T_R et le temps d'écho T_E , en prenant un T_R court et un T_E court (Figure 1.10).

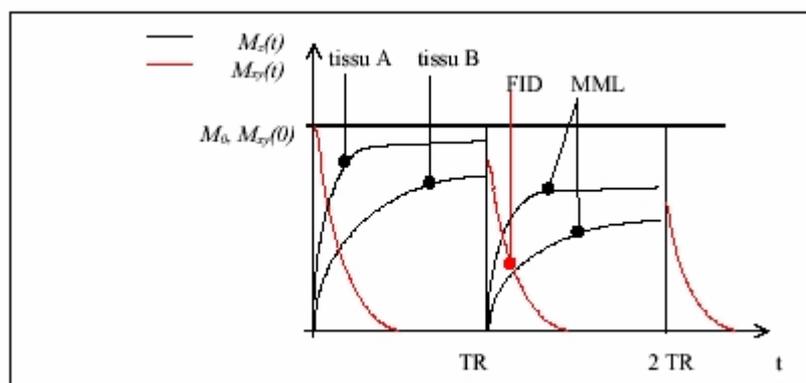


Figure 1.12 Evolution des moments magnétiques pour un T_R court [5].

Pour les structures cérébrales on aura du clair au foncé respectivement la matière blanche MB, la matière grise MG puis le liquide céphalorachidien LCR.

Les tissus différents ont donc des temps de relaxation différents.

Dans le tableau suivant, nous pouvons voir la valeur du T1 de certains tissus dans un champ de 1 Tesla (en millisecondes).

Tableau 1.1 Valeurs de T_1

Tissus	T_1
Graisse	240 ms
Muscle	730 ms
Matière blanche	680 ms
Matière grise	809 ms
LCR	2500 ms

1.3.2 Images pondérées en T_2

Les interactions des spins varient suivant les tissus. Dans un liquide par exemple, les spins restent en phase plus longtemps. Ils auront donc un signal plus intense et le T2 des liquides est long. Les solides, par contre, ont des T2 extrêmement courts. Le T2 des tissus biologiques est environ 10 fois plus court que leur T1. Dans le tableau suivant, quelques valeurs de T2 correspondantes à un champ de 1 Tesla.

Tableau 1.2 Valeurs de T_2

Tissus	T_2
Graisse	84 ms
Muscle	47 ms
Substance blanche	92 ms
Substance grise	101 ms
LCR	1400 ms

Les tissus ayant le plus grand T_2 apparaissent en plus claire pour cela on choisit T_R long et T_E long (figure 1.11), on aura pour le cerveau respectivement du clair au foncé : Le LCR, la MG, puis la MB.

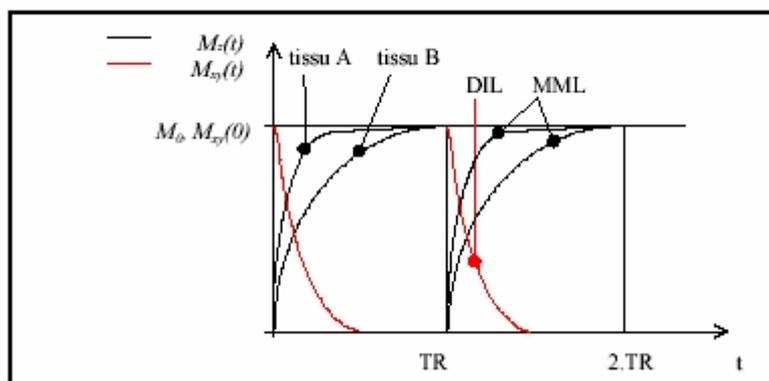


Figure 1.13 Evolution des moments magnétiques pour un T_R long [5]

1.3.3 Images pondérées en densité de protons

Les tissus ayant le plus grand ρ apparaissent en plus clair pour cela on prends T_R long et T_E court, on aura pour le cerveau respectivement du clair au foncé : la matière grise, la matière blanche, puis le liquide céphalorachidien.

1.4 Différentes séquences

Une séquence IRM consiste en un ensemble d'impulsions radiofréquences, de gradients de champ magnétique et de délais.

1.4.1 Impulsion 90° : Saturation Récupération

La saturation est tout simplement l'application d'une impulsion de 90° et la récupération c'est la relaxation des spins. On mesure le signal après l'application de la seconde impulsion de 90° (figure 1.14). En IRM, saturer signifie annuler le vecteur de Magnétisation longitudinal M_L (M_z) des protons par une impulsion de 90° .

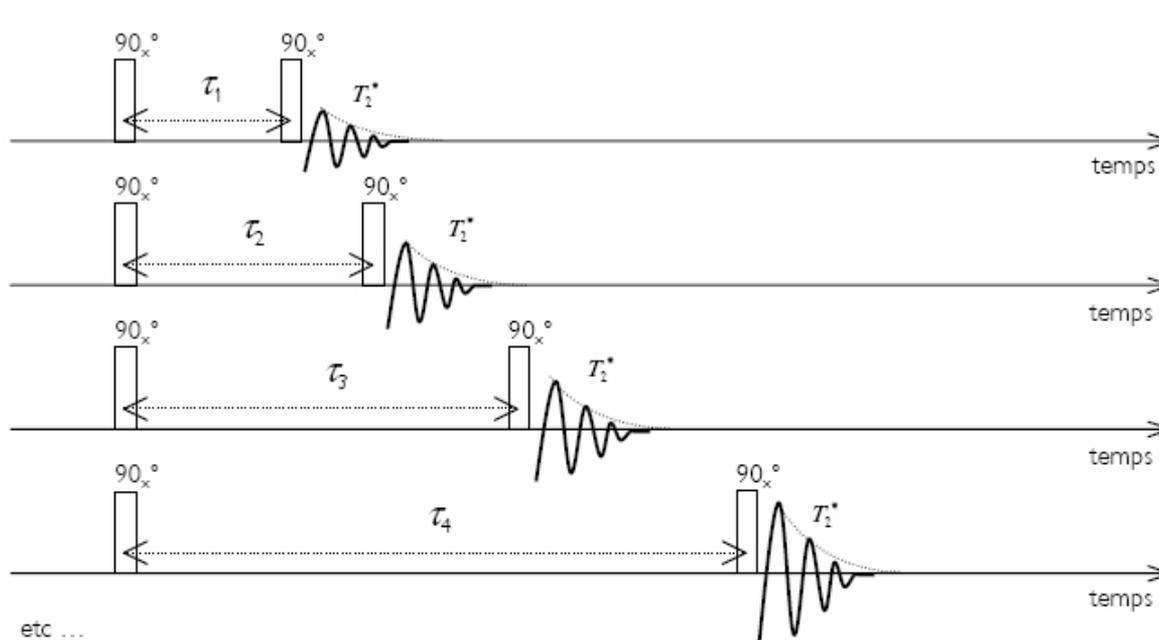


Figure 1.14 Séquence de Saturation récupération [6]

1.4.2 Impulsion de 180° : Inversion Récupération

La séquence d'inversion récupération est très proche de celle de saturation récupération, elle consiste en l'application d'une impulsion de 180° (inversion), suivi d'une impulsion de 90° (figure 1.15)

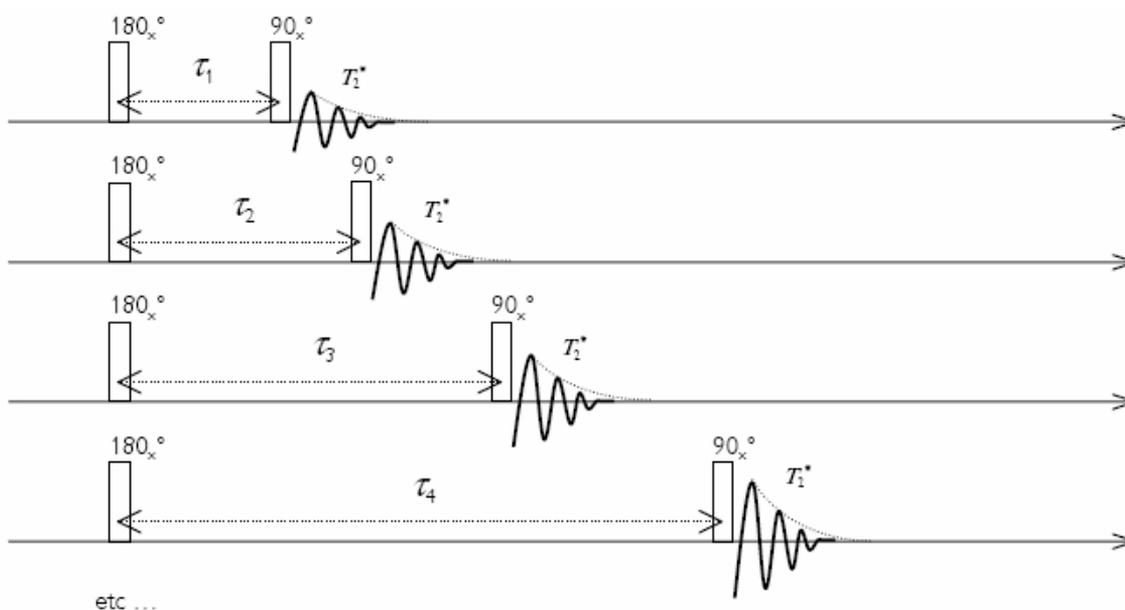


Figure 1. 15 Séquence d'inversion récupération [6]

L'impulsion de 180° le long de l'axe z va inverser le vecteur de magnétisation M_L (M_z). A l'arrêt de l'impulsion, le vecteur M_L (M_z) va revenir à sa position initiale, suivant sa courbe de relaxation T1, mais le signal obtenu n'est pas mesurable puisque il n'y'a pas de composante de M dans le plan xOy . L'application de l'impulsion de 90° quelques millisecondes après l'impulsion de 180° , va faire basculer le vecteur M_L dans on applique une impulsion de 90° , qui va basculer le vecteur M_L qui aura repoussé dans le plan xOy .

Le temps entre l'impulsion initiale de 180° et l'impulsion de 90° , est appelé : Temps d'Inversion.

1.4.3 Séquence de Spin Echo (SE)

L'avantage essentiel des séquences spin écho est de pouvoir obtenir des images en vrai T2.

La séquence SE, consiste a provoquer un déphasage des spins et la décroissance de M_T en T_2^* , Après un temps égal à $T_E/2$ on applique une impulsion de 180° qui va induire un rephasage partiel des spins et la croissance de M_T jusqu'à sa valeur maximale en un temps $t=T_E$ (Figure 1.16). Cette séquence permet de remédier á l'effet de l'inhomogénéité de B_0 , et d'obtenir une relaxation T_2 et non T_2^* .

En effet, les champs magnétiques utilisés en pratique, bien qu'ils puissent être considérés comme très homogènes à l'échelle macroscopique, sont inhomogènes au niveau microscopique et ces inhomogénéités entraînent un déphasage encore plus rapide des spins.

Les deux premières séquences vont permettre la mesure de T_1 , la dernière permettra de mesurer T_2 .

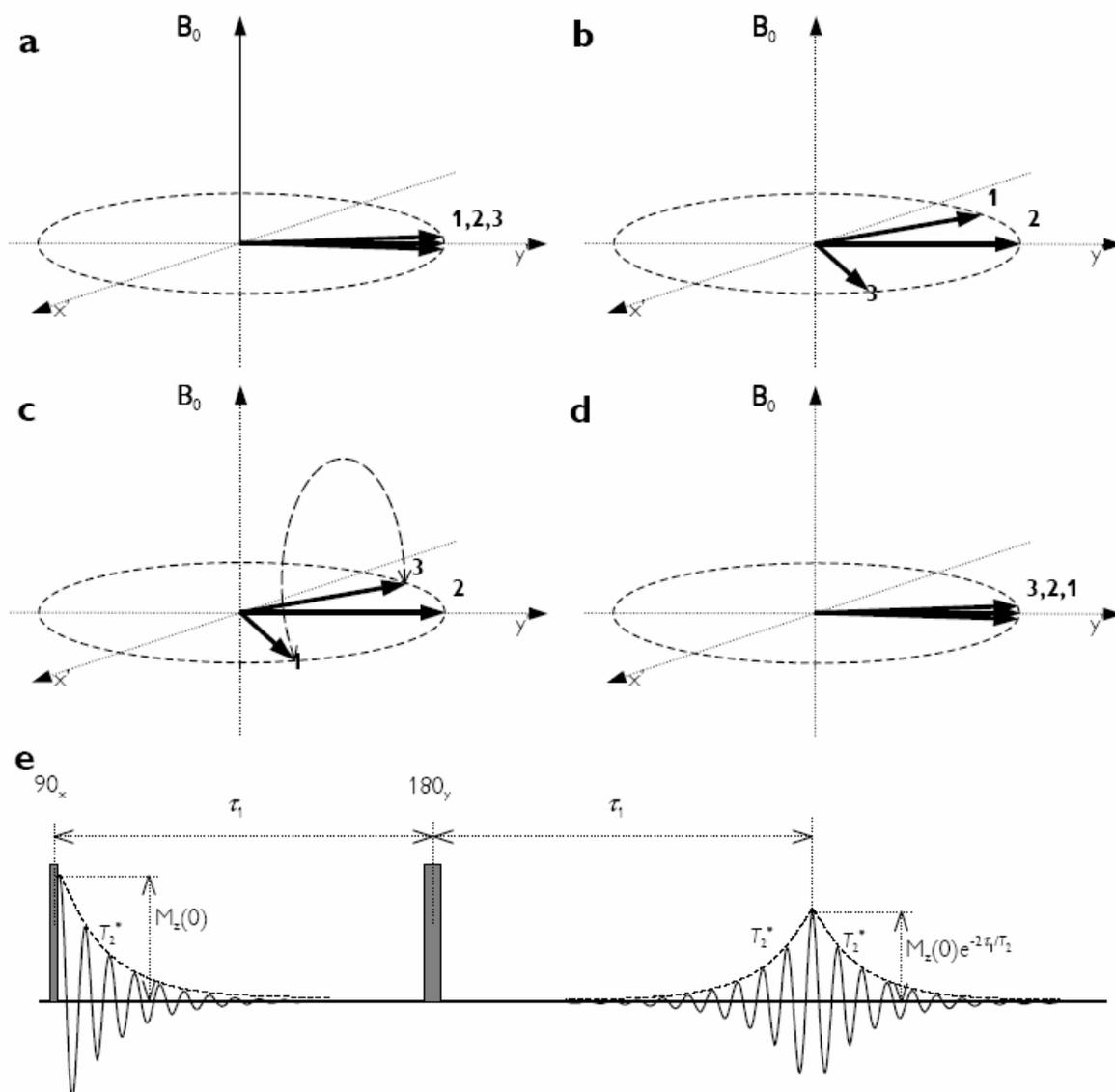


Figure 1.16 Séquence Spin Echo : (a) après l'application de l'impulsion,(b) après un temps τ_1 , (c) après l'impulsion de 180° , (d) après un temps τ_1 , (e) représentation de la séquence Spin-Echo [6].

Sur la figure (1.16), nous pouvons observer l'évolution de trois spins durant l'application de la séquence Spin-Echo, les trois spins n'ont pas la même vitesse et réagissent différemment aux impulsions RF appliquées, après un temps $2\tau_1$ les trois spins ont leurs composantes longitudinales à nouveau en phase ce qui correspond à un maximum de signal. Le second signal détecté est appelé écho.

1.4.4 Séquence Echo de Gradient

Ce qui caractérise une séquence en Echo de Gradient c'est l'absence d'une impulsion 180° de rephasage des spins.

Le rephasage des spins est obtenu en inversant les gradients, ce qui est réalisable beaucoup plus rapidement qu'une impulsion RF. C'est pourquoi l'avantage essentiel des premières séquences en écho de gradient a été le gain de temps (de deux à quatre fois) par rapport au spin écho classique.

1.5 Imageur IRM

Pour pouvoir arriver à obtenir des images IRM, il est nécessaire de réaliser un système d'imagerie capable de fournir le champ magnétique et l'excitation radio fréquence RF, de recueillir le signal, il doit aussi permettre le codage spatial de l'image (figure 1.17).

Le champ magnétique B_0 sera produit à l'aide d'un aimant. La fréquence de résonance des protons sera proportionnelle à la valeur du champ principal B_0 . Actuellement un aimant supraconducteur parcouru par un courant électrique est utilisé.

Des bobines de gradients permettent le codage spatial de l'image, en superposant à B_0 un gradient de champ magnétique en fonction de l'espace. Il faut deux bobines pour créer un gradient de champ et une paire par direction de l'espace. Elles réalisent une variation graduelle de champ B dans l'espace.

Le champ RF est fourni à partir d'un champ magnétique et d'un champ électrique qui lui est perpendiculaire, Les antennes RF sont utilisées pour recevoir et émettre le signal. L'antenne RF est adaptée à la morphologie de l'objet à imager. On parle alors d'antenne corps (body), ou antenne tête ou encore antenne genou.

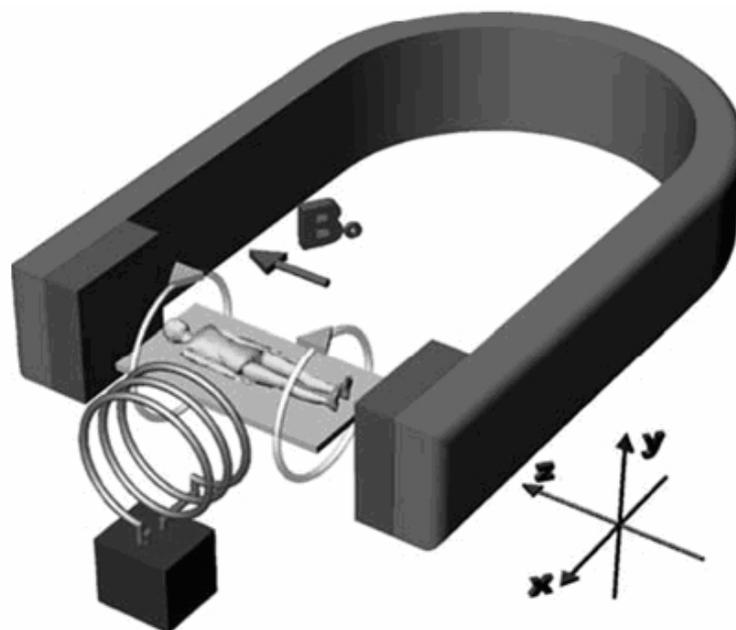


Figure 1.17 Principe de Base du système de l'imageur IRM [3]

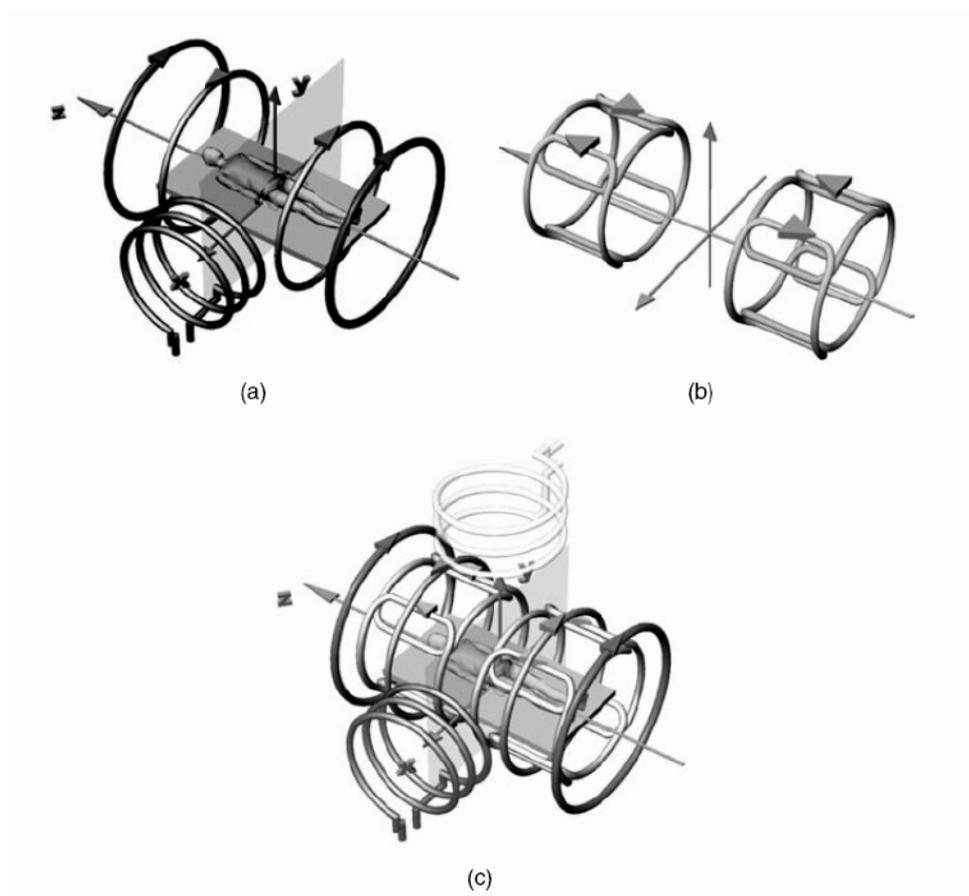


Figure 1.18 système IRM détaillé : (a) Bobine supraconductrice ;(b) Gradient x et y ;(c) Arrangement complet [3]

Le principe de fonctionnement de l'imageur IRM peut être représenté par le schéma fonctionnel suivant (figure 1.19):

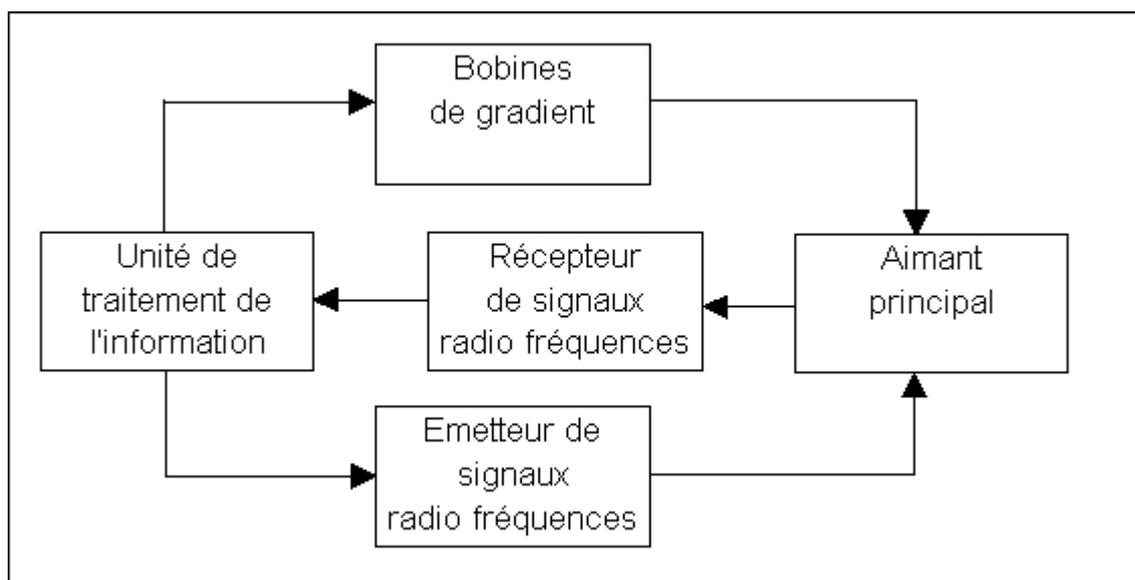


Figure 1.19 Schéma fonctionnel d'un imageur IRM

Conclusion

Dans ce chapitre nous avons vu le principe de l'imagerie par résonance magnétique nucléaire, le système d'imagerie est basé sur l'application d'un fort champ magnétique. La valeur du champ magnétique peut aller de 0,5 T (bas champ) jusqu'à 3T (haut champ). Mais en général le champ est de 1,5T ce qui représente 30000 fois la valeur du champ magnétique terrestre.

L'application d'une onde électromagnétique RF va permettre de recueillir un signal émis par les tissus biologiques et reconstruire une image anatomique.

Pour obtenir une image idéale le champ doit être parfaitement homogène, ce qui est en pratique impossible à réaliser. En effet, l'imperfection du matériel va faire apparaître des défauts et artéfacts sur les images IRM, ce qui sera l'objet du chapitre suivant.

CHAPITRE 2

ARTEFACT DES IMAGES A RESONANCE MAGNETIQUE NUCLEAIRE

2.1 Introduction

Comme tout processus d'imagerie, les images obtenues en IRM sont souvent altérées par des artefacts dus au système d'acquisition ainsi qu'à la présence du patient. Certains peuvent être corrigés ou évités mais d'autres sont plus difficiles à traiter.

Dans ce chapitre nous allons énumérer les principales détériorations que subit l'image, ainsi que les méthodes usuelles utilisées pour corriger ces artefacts ou en diminuer les effets.

2.2 Sous échantillonnage du signal

Le sous échantillonnage du signal analogique numérisé, peut altérer l'image acquise, il peut être causé par un mauvais paramétrage durant la séquence d'acquisition, et peut causer deux phénomènes, soit un problème de repliement de l'image ou bien un problème de troncature

2.2.1 Repliement de l'image (Aliasing)

Le repliement se produit dans toutes les directions de codage, quand le champ de vue souhaité (FOV) est plus petit que la région qui produit le signal [5][d'après (Korach92)] (figure 2.1).

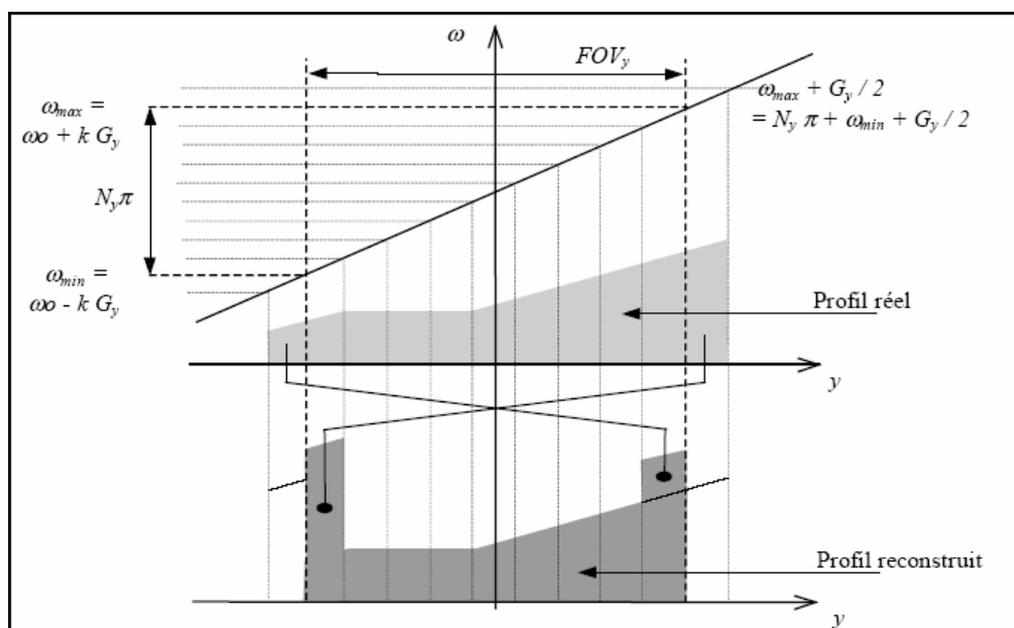


Figure 2.1 Principe du repliement [5]

Ce phénomène va placer les zones de bord du volume réel sur les zones opposées dans le volume reconstruit (figure 2.1).

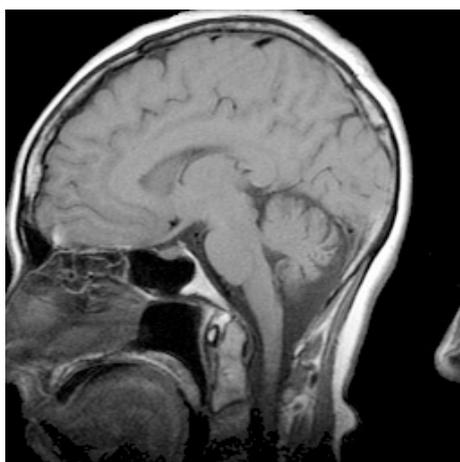


Figure 2. 2 Exemple de repliement d'image [7]

Pour que le signal soit parfaitement reconstruit, il faut échantillonner le signal à une fréquence au moins deux fois supérieure à la plus grande fréquence qu'il contient.

L'augmentation du nombre d'échantillons permet d'éviter ce problème, mais au dépend de la durée d'acquisition, sachant que l'augmentation de la durée d'acquisition peut engendrer un autre artefact qui est celui du mouvement.

Une autre solution consiste à augmenter le champ de vue sans changer la taille de la matrice d'acquisition, mais au détriment cette fois ci de la résolution de l'image [5].

2.2.2 Troncature ou artefact de Gibbs

Certaines variations brusques du signal ne sont pas toujours correctement imagées par la transformée de Fourier discrète (figure 2.3).

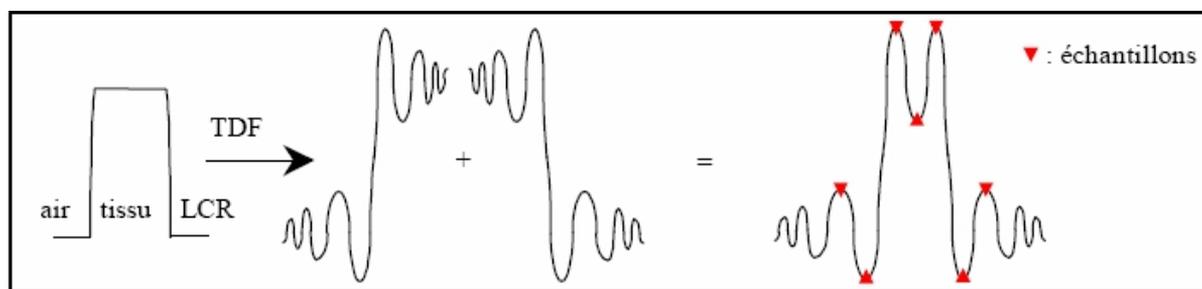


Figure 2.3 Limitation de la transformée de Fourier discrète [5]

La troncature intervient principalement dans les zones à fort contraste, et apparaissent principalement dans les interfaces air/tissu/LCR, et se traduit par une alternance de fort et faible signal dans l'image reconstruite (figure 2.3) (c'est-à-dire lignes se répétant de manière périodique (oscillations), parallèlement aux contours les plus nets de l'image (transitions à haute fréquence spatiale).

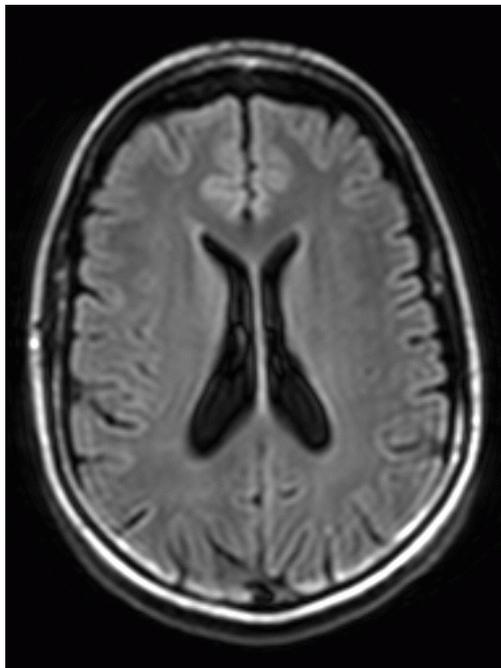


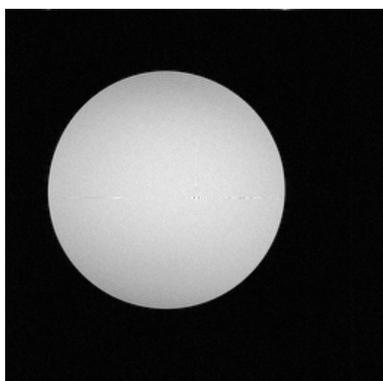
Figure 2.4 Artefact de troncature (Gibbs)

Comme pour le repliement cet artefact peut être diminué par l'augmentation du nombre d'échantillons, et par un choix adéquat des paramètres TR, TE ou α , mais toujours au détriment du temps d'acquisition qui en augmentant peut causer un autre artefact : l'artefact de mouvement.

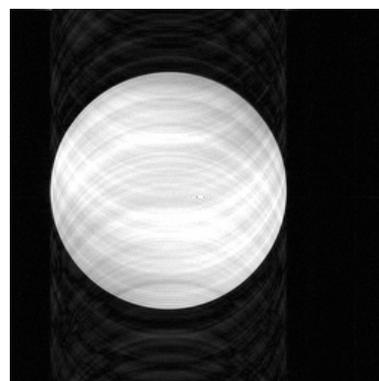
2.3 Artefact de mouvement (ghosting)

Cet artefact est causé principalement par les mouvements du sujet, et peut par conséquent diminuer avec la diminution du temps d'acquisition. De même les mouvements physiologiques comme la respiration, la circulation des différents fluides (flux sanguins ou liquide céphalo-rachidien) dans le corps humain, et les battements cardiaques produisent cet artefact. Il se traduit par l'apparition de fantômes dans la direction de codage de phase (Figure 2.5).

Pour minimiser les artefacts dus aux mouvements respiratoires, on déclenche les impulsions RF toujours au même moment de la respiration.



(a)



(b)

Figure 2.5 Effet de l'artefact de mouvement :

(a) Image de référence. (b) Image altérée

Pour éviter le problème des pulsations cardiaques, il suffit de synchroniser le Tr de la séquence d'acquisition sur ces derniers, on parle alors de 'cardiac gating'.

Si le rythme cardiaque est de 60 par seconde, le TR sera de 1 seconde. Si on choisit de n'envoyer qu'une impulsion un battement sur deux, le TR sera de deux secondes.

2.4. Décalage chimique

L'effet de décalage chimique est plus ou moins important selon la séquence programmée, il apparaît principalement aux frontières eau/graisse, il se traduit dans l'image acquise par un décalage spatial de la localisation de certains tissus (décalage de la graisse par rapport à l'eau figure 2.6).

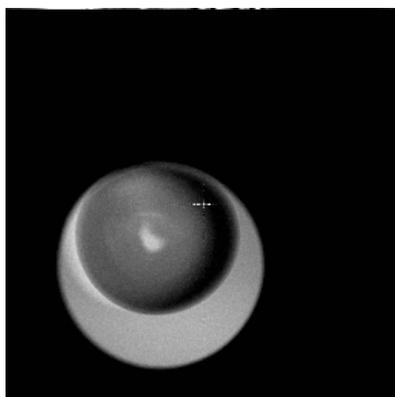


Figure 2.6 Effet du décalage chimique sur l'image d'un oeuf

Cet artefact est causé par la fréquence de Larmor qui est centrée sur la fréquence de résonance de l'eau, tandis que les protons de graisse précessent à une fréquence différente. Si la réponse fréquentielle d'un pixel est plus large que sa dimension fréquentielle, sa représentation dans l'image s'étalera en partie sur sa position réelle et en partie sur ses pixels voisins [Langlois].

Une des méthodes qui permet de corriger ce problème, consiste à appliquer des impulsions RF sélectives, qui excitent les différentes molécules pour obtenir une image dite eau et une autre dite graisse, cette séquence est connue sous le nom de séquence de Dixon [5].



Figure 2.7 : Décalage chimique [8]

Une autre solution serait d'augmenter la largeur de bande par pixel dans la direction du codage en fréquence ou augmenter la résolution. Une troisième méthode consiste à saturer le signal de la graisse (fat saturation)

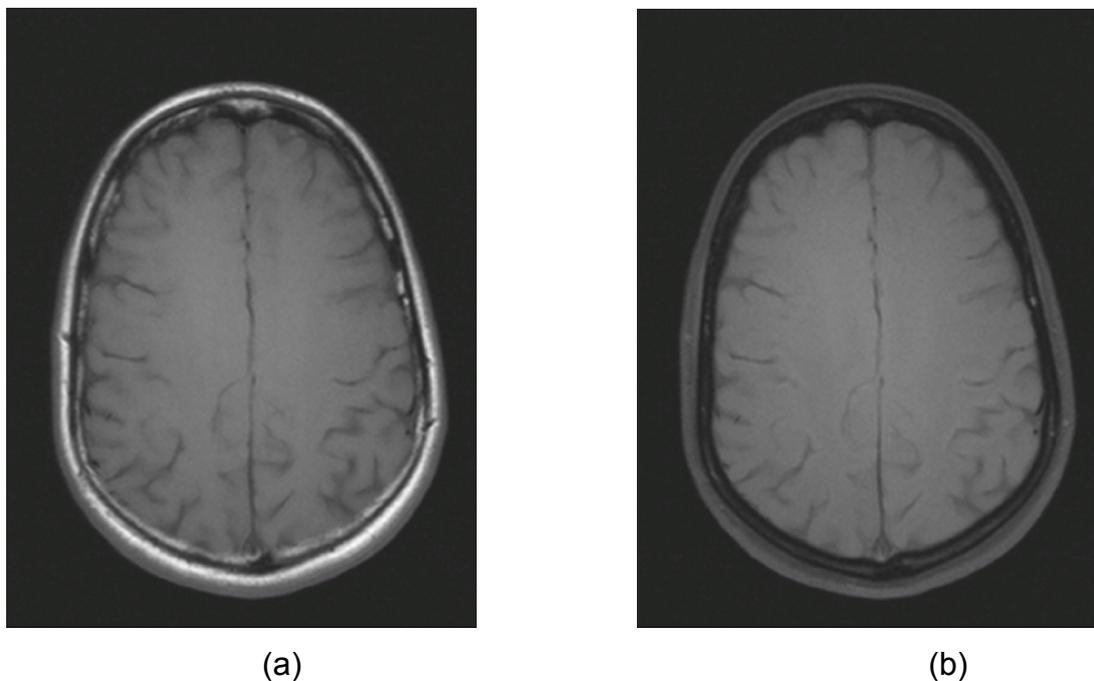


Figure 2.8 Coupe IRM : (a) sans saturation et (b) avec saturation

2.5. Susceptibilité magnétique

La susceptibilité magnétique caractérise la capacité d'un tissu ou d'un matériau à s'aimanter dans un champ magnétique [anglais]. Elle est fonction de la géométrie de l'objet à imager, et ne peut difficilement être calculée pour un tissu biologique.



Figure 2.9. Observation de l'effet de susceptibilité en plaçant une pièce d'1/4 \$ US à côté du fantôme

Les variations du champ magnétique se situent aux interfaces de tissus de susceptibilité différente, et principalement aux interfaces air/os et air/tissus.

La présence d'implants ferromagnétiques comme les plombages dentaires ou les prothèses, entraînent des distorsions sur l'image IRM (figure 2.10) induit par une destruction du signal dans la région proche de l'objet métallique.

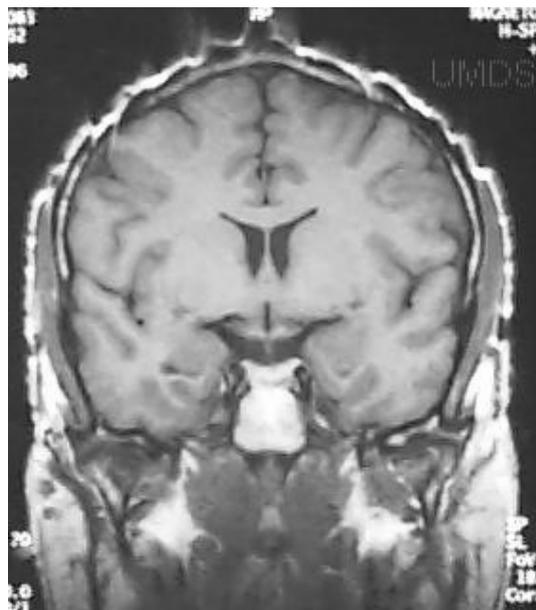


Figure 2.10 Coupe coronale T1 avec distorsion causé par la susceptibilité magnétique

Dans l'image ci-dessus, le sujet travaille comme soudeur, et des petits fragments métalliques se sont incrustés dans ses cheveux et cuir chevelu causant des distorsions sur l'image le long du cuir chevelu, Les produits capillaires contenant du fer peuvent donner le même effet. De même, le mascara provoque des distorsions sur l'image de l'orbite oculaire.

2.7 Bruit en IRM

Comme tout système électronique les images IRM sont souvent affectées par un bruit. Le bruit en IRM a un spectre très large assimilable à celui d'un bruit blanc (figure 2.11), son origine provient essentiellement du bruit thermique, ou bruit de Johnson, présent dans le système de spins résonants et dans le système de

détection [5]. L'augmentation de la résolution de l'image va entraîner une diminution du rapport signal/bruit, de même que l'augmentation du champ magnétique.

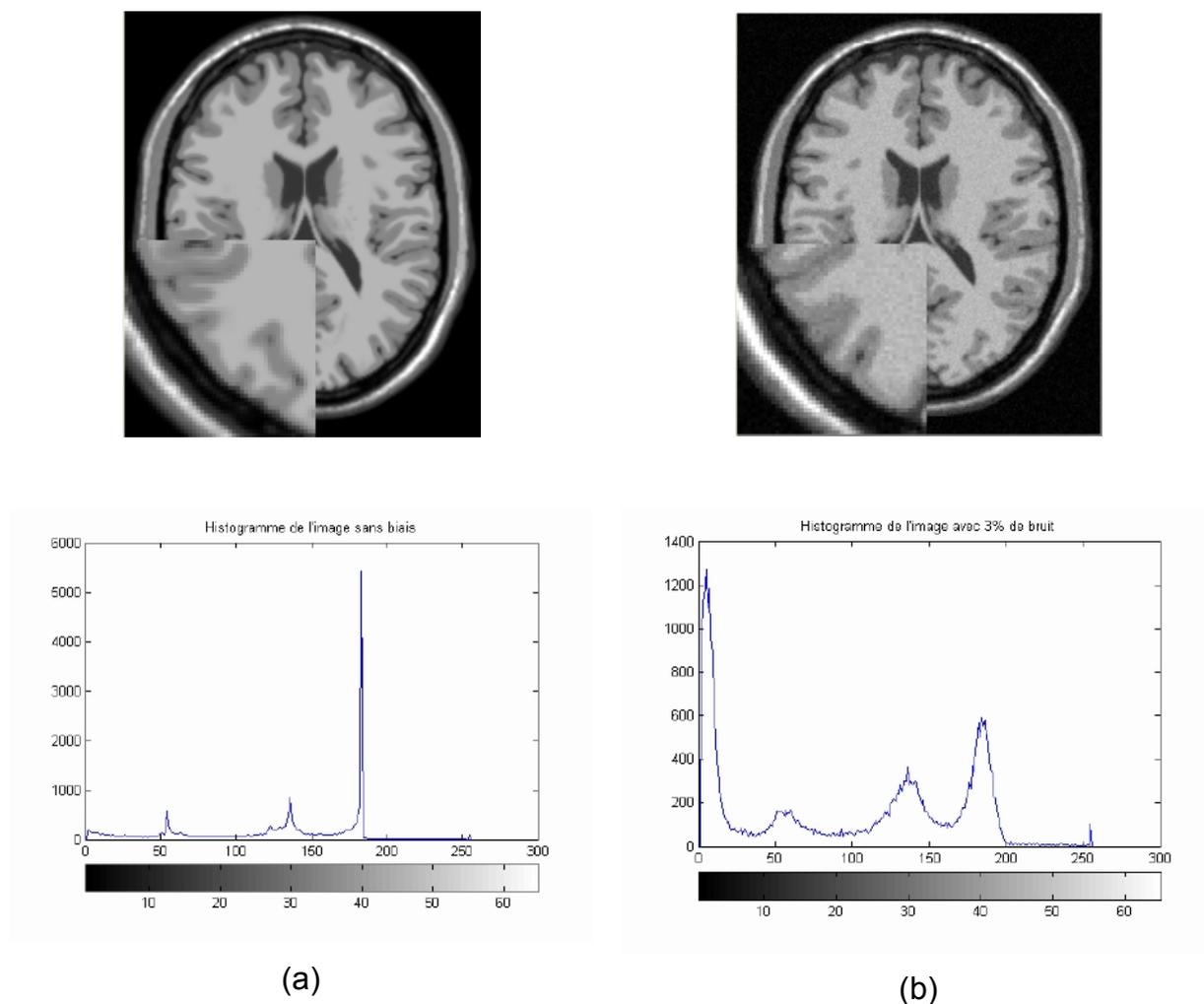


Figure 2.11 Effet du bruit sur l'image et son histogramme

(a) Avec 0% de bruit t (b) Avec 3% de bruit

2.7 Volume partiel

L'effet du volume partiel qui apparaît aux frontières lorsque la surface entre plusieurs objets intersecte un voxel, la mesure radiométrique sur ce voxel va résulter

du mélange des contributions radiométriques des objets présents dans ce voxel , on parle alors de mixels. Pour diminuer l'effet du volume partiel on doit augmenter la résolution de l'image. Cet effet augmente sensiblement dans les images de faible résolution, comme celles utilisées en imagerie fonctionnelle.

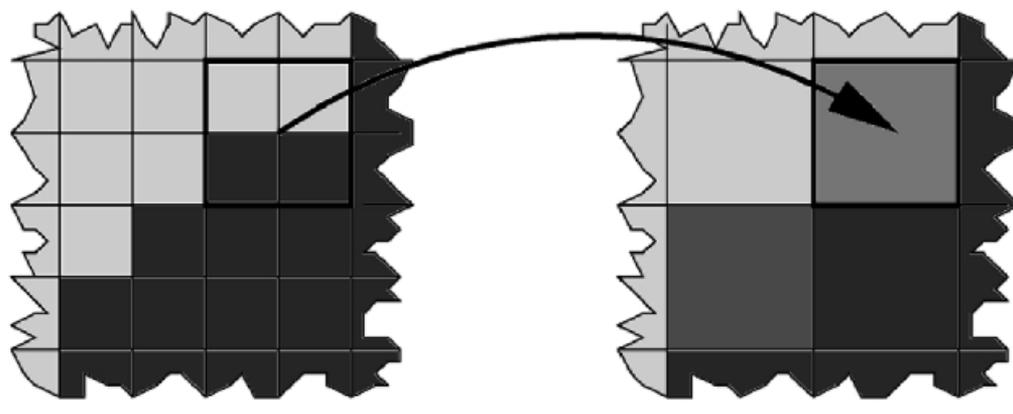


Figure 2.12 Volume partiel

Durant le sous échantillonnage un certain nombre de voxels de l'image originale contribuent dans l'intensité de chaque voxel dans l'image résultat.

Sur l'image suivante nous pouvons voir la perte de résolution sur une même coupe, avec 3mm et 10mm d'épaisseur.

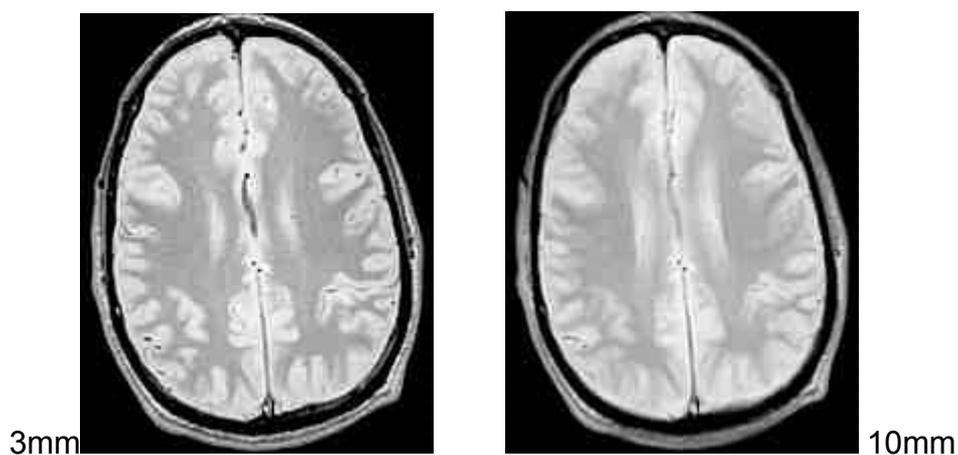


Figure 2.13 Perte de résolution sur une même coupe axiale réalisée avec 3 mm et 10mm [7]

2.8 Biais d'intensité

Le champ magnétique en IRM n'est pas tout à fait hétérogène, en effet on observe des fluctuations autour des valeurs des champs magnétiques B_0 , B_1 mais aussi une inhomogénéité de l'onde RF.

L'utilisation de bobines supplémentaires (procédures de shim) qui créent des variations globales du champ et qui sont ajustées de manière à s'opposer aux fluctuations du champ durant la phase l'acquisition, permet de compenser l'action des variations locales du champ mais non les variations brusques observées aux frontières.

L'inhomogénéité du champ magnétique, va induire une inhomogénéité d'intensité dite biais d'intensité.

Le biais d'intensité appelé aussi dérive d'intensité ou inhomogénéité d'intensité ou encore Shading artifact, se traduit par des variations importantes du niveau radiométrique moyen au sein d'une même structure. Lorsque la variation d'intensité apparaît dans le tissu d'une même coupe on parle de l'inhomogénéité intra-coupe, par contre lorsque la variation d'intensité apparaît dans un même tissu entre plusieurs coupes on parle alors de la variation inter-coupe.

Le biais d'intensité est principalement du à l'inhomogénéité du champ radiofréquence est aussi cause par les tissus organiques du sujet. Le biais d'intensité est un artefact propre à l'IRM, bien qu'il ne soit pas visible à l'œil humain, il peut conduire à des erreurs durant la segmentation d'image qui est une étape importante dans l'analyse d'image, et sera étudié plus en détails dans les chapitres suivants.

Dans la figure on ne voit aucune différence entre l'image avec biais et l'image sans biais, mais si on compare les deux histogrammes de la figure la différence apparaît clairement.

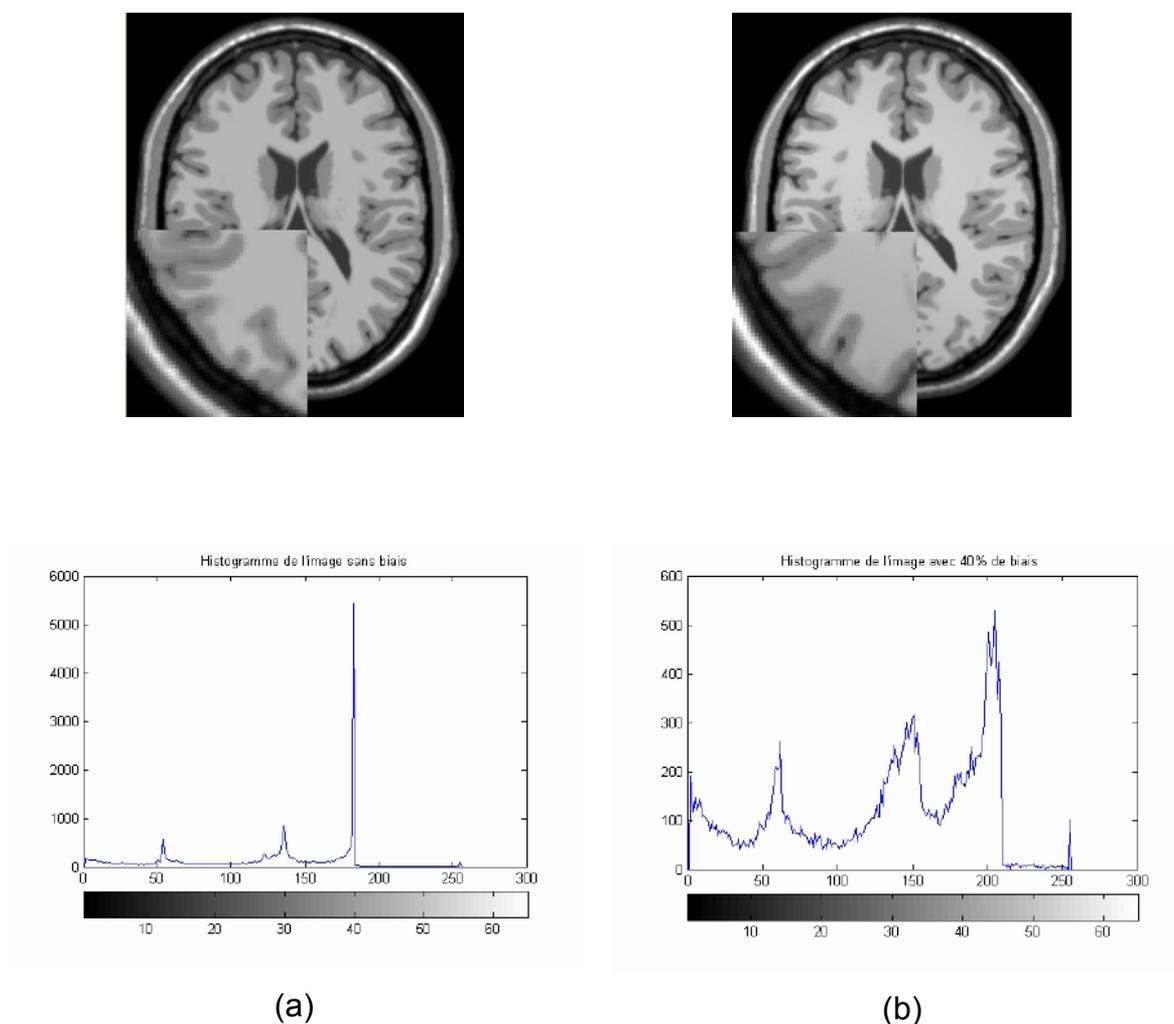


Figure 2.14 Effet du biais sur l'image et son histogramme :

(a) Image avec 0% de biais

(b) Image avec 40% de biais

2.9 Autres causes d'artefacts

Des distorsions peuvent se produire dans l'image suite à la non linéarité des gradients. En effet, une certaine géométrie est imposée aux bobines de gradients, mais qui ne permet pas d'avoir une linéarité parfaite, et dont les effets se traduisent à la fois par des déformations de l'image dans le plan de coupe et des variations de l'épaisseur d'une coupe à mesure que l'on s'éloigne du centre géométrique des gradients [5].

Les méthodes de correction, consistent à corriger les variations de volume par homothétie dans les trois directions d'acquisition, ou encore l'utilisation de tables pré-calculées obtenues soit par analyse du champ (suivant la géométrie des bobines), soit par calibration en utilisant un fantôme l'inconvénient dans ce cas est qu'on peut trouver des points en dehors de la table et être obligé d'avoir recours à une interpolation. Mais le constructeur de l'imageur peut proposer une reconstruction d'images corrigées des effets de non linéarité des gradients.

Le flux généré par l'activation des bobines de gradient, induit des courants de fuite qui sont à l'origine de variations locales de gradients de champ magnétique, perturbant ainsi le codage spatial et le signal d'écho [5].

2.10 Conclusion

L'étude bibliographique que nous avons menée nous a montré, que toutes les recherches concernant l'imagerie IRM, s'intéressent aux artefacts. Beaucoup de chercheurs ont étudié l'un ou l'autre artefact cités plus haut.

Ces artefacts peuvent être classés en deux catégories, ceux causés par les imperfections du matériel (comme la non linéarité du gradient, les courants de fuite, le repliement ...etc.), et ceux dues à l'objet imagé (sa réponse magnétique ou sa composition chimique).

Certaines corrections sont proposées par le constructeur, d'autres sont effectuées durant la phase d'acquisition, en combinant différentes acquisitions, ou en utilisant un fantôme.

Les traiteurs d'images étudient plus particulièrement le biais d'intensité, le bruit et le volume partiel, étant donné que tous les autres artefacts peuvent plus ou moins être corrigés durant l'acquisition.

Pour notre recherche nous allons nous intéresser au biais d'intensité.

CHAPITRE 3

CORRECTION DU BIAIS EN IMAGERIE PAR RESONANCE MAGNETIQUE : ETAT DE L'ART

3.1 Introduction

Le but de ce chapitre est de donner un aperçu sur les principales techniques de correction et d'estimation du biais d'intensité sur les images acquises par IRM. Ces techniques peuvent être subdivisées en deux parties, les corrections prospectives qui englobent surtout les solutions matérielles et celles dites rétrospectives et qui consistent en des méthodes de traitement des images acquises.

Nous étudierons plus particulièrement ces dernières.

3.2 Causes de l'inhomogénéité d'intensité dans les images IRM

L'inhomogénéité d'intensité dans les images IRM a plusieurs causes, contrairement aux autres artefacts. En effet, cet artefact est issu de la combinaison de trois éléments : l'imageur, la séquence choisie et l'objet à imager.

3.2.1 Imperfection du matériel

Un mauvais réglage du champ statique B_0 va se traduire par une inhomogénéité du champ, en plus de la non linéarité des gradients, et les courants de Foucault. D'autre part, l'inhomogénéité de l'antenne RF influe pour beaucoup sur l'inhomogénéité d'intensité ou biais. En général, une correction est appliquée durant l'acquisition des images, mais cela reste insuffisant.

3.2.2 Influence de la séquence

L'inhomogénéité d'intensité varie selon la séquence d'acquisition choisie, les paramètres les plus influents sont le temps de répétition (T_r) et le nombre d'échos [9 selon Simmons94]. En effet Lorsque les gradients basculent rapidement il y'a apparition de courants de Foucaults à l'intérieur de l'objet à imager.

3.2.3 influence de l'objet

Les inhomogénéités d'intensité varient suivant la forme de l'objet à imager et suivant également la matière constituant l'objet [9]. Sled et al. [10] ont étudié l'influence de la géométrie de l'objet sur l'inhomogénéité en comparant deux fantômes l'un circulaire et l'autre elliptique. Allecci [11] ont étudié l'influence de la matière en utilisant les exemples de l'eau, de l'huile, d'une solution saline et d'un cerveau humain.

3.3 Méthodes prospectives de correction du biais

Ces méthodes en majorité, proposent des solutions matérielles et peuvent être résumées comme suit [12, 9, 5] :

- Utilisation de fantômes homogènes pour approcher le biais et corriger l'image par la suite, on considère dans ce cas là que le biais est indépendant de l'objet à imager.
- Acquisition de plusieurs images soit avec des antennes différentes soit des séquences différentes pour estimer le biais puis le corriger.
- Correction basée sur l'étude des équations du signal obtenu, et l'utilisation de l'angle de bascule qui est proportionnel au champ B_1 , pour obtenir une carte de cet angle et l'utiliser pour corriger l'image.

3.4 Méthodes rétrospectives de correction du biais

Ces méthodes peuvent être classées en deux grandes catégories. La première catégorie concerne les différentes approches et algorithmes qui permettent

l'estimation du biais d'intensité et la correction des images, en utilisant uniquement les distributions d'intensité des différents voxels, ce sont les approches dites de prétraitement. La deuxième catégorie regroupe les algorithmes qui permettent la correction et l'estimation des hétérogénéités du champ de biais tout en procédant à une segmentation des images IRM.

3.4.1 Modélisation du biais en IRM

Le biais d'intensité est en général modélisé par un champ multiplicatif b à variation lisse et lente, ce modèle est le plus utilisé :

$$y_i = b_i x_i + n_i \quad (3.1)$$

y_i et x_i étant respectivement l'intensité observée et réelle du pixel i , et n_i le bruit blanc au même pixel. Ce type de modélisation est indépendant du tissu, souvent la dégradation multiplicative est transformée en additive en passant par le logarithme.

Une modélisation variable spatialement avec l'intensité du tissu peut aussi être utilisée pour tenir compte des variations des propriétés magnétiques à l'intérieur des tissus :

$$\mu_k(x) = \tilde{\mu}_k b_k(x) \quad (3.2)$$

Les paramètres de moyenne $\mu_k(x)$ et d'écart type $\sigma_k(x)$ du modèle gaussien sont tous deux supposés variables spatialement.

Une autre méthode de modélisation du biais est l'utilisation de modèles paramétriques lisses soit avec des fonctions polynomiales ou splines.

Certains algorithmes de correction ne nécessitent pas la modélisation du biais.

Les approches pour corriger le biais peuvent être classées en deux catégories, celles qui ne concernent que l'estimation du biais et sa correction et celles qui alternent la correction avec la segmentation des images.

3.4.2 Approches prétraitement de correction du biais en IRM

Nous appellerons approches prétraitement les méthodes qui permettent de corriger le biais sans passer par une classification des tissus.

3.4.2.1 Approches par filtrage

Ce sont les approches basées sur le filtrage des fréquences relatives au biais

■ Filtrage homomorphique

Le filtrage homomorphique [13] est l'une des techniques les plus simples pour corriger le biais.

L'algorithme HUM (homomorphic unsharp masking) étudié par Brinkman et al. [14] permet la correction du biais en éliminant les composantes basses fréquences. Il est basé sur le fait que l'information anatomique dans l'image est présente à des fréquences beaucoup plus élevées que le biais. En chaque voxel de l'image, la valeur moyenne ou médiane est calculée à l'intérieur d'une fenêtre de taille fixée au préalable, et la valeur du pixel courant y_i sera remplacée par le produit de sa valeur par le ratio de la valeur moyenne ou médiane globale Γ_y et de la valeur de la moyenne ou médiane locale Γ_{y_i} , soit :

$$x_i = y_i * \frac{\Gamma_y}{\Gamma_{y_i}} \quad (3.3)$$

La fenêtre de filtrage doit être assez grande pour contenir un échantillon représentatif des différents tissus. En comparant le filtrage homomorphique moyen et médian, Brinkman et al. [14] concluent que le filtre moyen donne de meilleurs résultats que le médian.

Cohen et al [15] modifient l'algorithme HUM en lissant l'image par un filtre gaussien de taille égale à $3/8$ de celle de l'image, dans l'espace k .

■ Approche SFA

Une autre approche plus récente pour la correction est celle basée sur l'utilisation du modèle mathématique des fonctions singulières (SFA)[16]. Le principe est qu'un signal discret $y(i)$ possédant Q points singuliers, peut être représenté par la somme pondérée de Q fonctions singulières ; le spectre du signal $F(\omega)$ peut aussi être représenté par la somme pondérée des spectres des Q fonctions singulières :

$$y(i) = \sum_{j=1}^Q a_{bj} w_{bj}(i) \quad a_{bj} \neq 0, \quad i = 1, 2, \dots, C \quad 3.4$$

$$F(\omega) = \sum_{j=1}^Q a_{bj} W_{bj}(\omega) \quad \omega = \omega_1, \omega_1 + 1, \dots, \omega_2 \quad 3.5$$

w_{bj} est une fonction singulière possédant son point singulier au point b_j , W_{bj} son spectre et a_{bj} les degrés de singularité. En partant de l'hypothèse que les hautes fréquences du signal qui contiennent l'information ne sont pas altérées par le biais, il suffit alors de reconstituer le signal (l'image) à partir de ses points singuliers, pour obtenir une image sans biais. Cet algorithme présente l'avantage de ne nécessiter aucun modèle à priori, aucun prétraitement et aucune pré-segmentation.

Cette méthode consiste à éliminer toutes les basses fréquences du signal, sans distinguer entre biais et information utiles, puis à reconstruire le signal à partir des hautes fréquences non altérées par le biais.

■ Ondelettes

L'utilisation de la transformée en ondelette discrète pour corriger la non uniformité d'intensité (Han et al 2001 ; Lin et al 2003) [17] [18], consiste à décomposer l'image en une cascade d'approximation orthogonale et espace de détail pour différentes résolutions spatiales. Chaque sous espace d'approximation contient les informations basses fréquences, auquel correspond un sous espace détail contenant les informations hautes fréquences. L'image originale peut être reconstruite en recombinaison de ces deux sous images, Etant donné que le biais est

contenu dans les basses fréquences, il peut être corrigé dans les sous espaces d'approximation [12].

3.4.2.2 Approches basées sur le critère de distribution de l'intensité de l'image

Certains auteurs estiment le biais de l'image en recherchant le champ multiplicatif lisse qui minimise l'entropie de l'image [19] [20] [21] [22], en supposant qu'une image altérée par le biais contient plus d'informations qu'une image idéale. L'entropie de Shannon est donnée par:

$$S[y(i)] = -\sum_n p(n) \log(n) \quad (3.6)$$

$p(n)$ étant la probabilité pour qu'un point de l'image prenne la valeur n , elle est calculée à partir de l'histogramme de l'image (Figure 1).

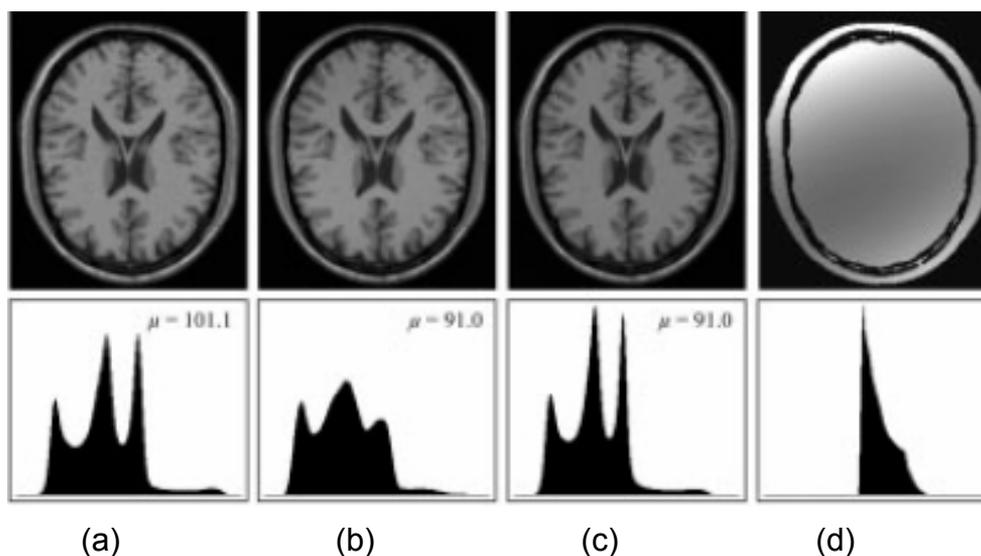


Figure 3.1. Correction par minimisation d'entropie [20] : (a) Image sans biais et l'histogramme correspondant, (b) la même image avec 40% de biais multiplicatif, (c) l'image corrigée avec l'algorithme, (d) le biais estimé.

Dans l'algorithme n3 de Sled et al. [23], le biais est approché par une distribution gaussienne de moyenne nulle et de variance prédéfinie ; on recherche alors la distribution qui maximise le contenu en fréquence de l'histogramme de l'image. Dans cette méthode, il n'est pas nécessaire de modéliser les classes de tissus présents dans l'image, et par conséquent, cette méthode n'est pas sensible à la présence de tissus pathologiques.

Une autre approche consiste à ajuster une surface pour modéliser les variations d'intensité et corriger l'image en divisant celle-ci par la surface ainsi obtenue. Styner et al. [24] modélise cette surface par un polynôme de Legendre.

3.4.3 Approches alternant segmentation et correction

Etant donné que le biais d'intensité dans les images IRM constitue le plus grand problème pour la segmentation, la plupart des papiers dédiés à la segmentation des images IRM étudient le biais, et le prennent en considération dans le développement des techniques de segmentation.

■ Approches E.M

Wells et al.[25] adaptent l'algorithme EM de Dempster et al. [26] (Estimation Maximisation) pour alterner l'estimation du biais et la classification des différents tissus. Les différentes classes de tissus sont modélisées par des gaussiennes à faible variance ; pour une IRM cérébrale, on aura donc 3 classes: la matière grise MG, la matière blanche MB et le liquide céphalo-rachidien LCR. L'inconvénient de cette méthode est que le nombre de classes doit être spécifié au préalable ; Guillemaud et al.[27] proposent pour remédier à ce problème d'ajouter une classe "autre" qui regroupe tous les tissus non modélisés par les gaussiennes. Les auteurs concluent que le post filtrage est préférable au préfiltrage.

Pour éviter la phase d'apprentissage, Van Leemput et al.[28] proposent l'utilisation de l'atlas du cerveau pour déterminer les probabilités à priori de chaque classe de tissu et de construire les modèles d'intensité de chaque image. Le champ de biais est modélisé par une combinaison linéaire de fonctions de base lisses.

Ashburner et Friston ont proposé une méthode pour segmenter, recalibrer et corriger le biais à partir de EM [SPM5];

■ Approches FCM

L'algorithme FCM (Fuzzy C-Mean) est parmi les algorithmes les plus utilisés en segmentation d'images en général, et d'images médicales en particulier.

Le principe de base de l'algorithme FCM [30][31] est de minimiser une fonction objective J :

$$J_{FCM} = \sum_{j \in \Omega} \sum_{k=1}^C u_{jk}^q \left\| y_j - v_k \right\|^2 \quad (3.7)$$

est une partition d'une image, q un exposant de pondération qui détermine le degré de flou de la classification résultante, u_{jk} représente le degré d'appartenance, y_j l'intensité du voxel j, v_k est le centroïde de la classe k.

Pharm et al.[32] modifient la fonction objective dans un algorithme appelé AFCM (Adaptative Fuzzy C_Mean), en ajoutant des termes de régularisation spatiale de premier et second ordre, afin de contraindre le champ de biais à des variations lisses et lentes. Les valeurs du biais sont calculées itérativement au cours de l'algorithme.

Dans l'algorithme BCFCM (Bias-Corrected FCM), Ahmed et al. [33] ajoutent à la fonction objective, un terme de régularisation de façon à ce que l'étiquetage d'un pixel (voxel) soit dépendant de l'étiquette de son voisinage immédiat.

Jiang et Yang. [34] proposent une autre approche dite FAFCM (Fast Adaptative Fuzzy C-means); l'initialisation des centroïdes est réalisée en utilisant l'algorithme des K-means, la fonction objective est modifiée afin que les fonctions d'appartenance dépendent du pixel et de son voisinage (figure 3.2).

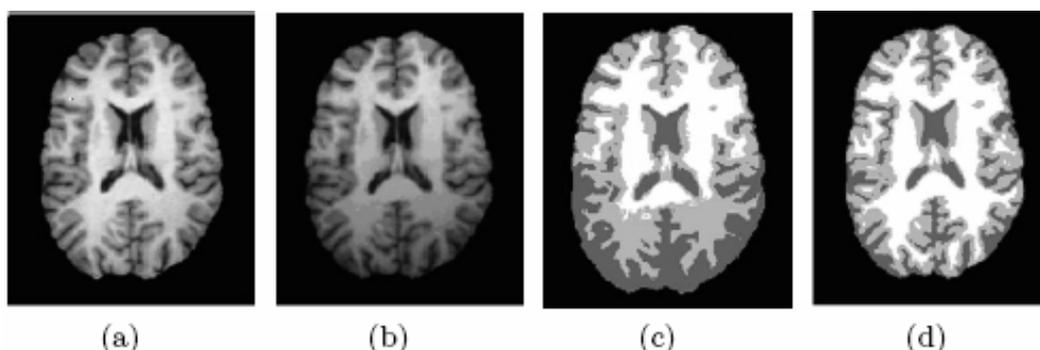


Figure 3.2 Segmentation en présence d'inhomogénéité [34]: (a) image originale, (b) image altérée par le biais, (c) Segmentation par FCM, (d) Segmentation par FAFCM.

Zhou et Bai dans [35], proposent une approche combinant un recalage de l'image, une segmentation par connexité floue (FC) et une correction par l'algorithme PABIC de Styner et al.[24].

Le recalage à l'atlas va permettre d'estimer les paramètres de la segmentation FC, et le résultat de la segmentation est utilisé pour initialiser l'algorithme PABIC de Styner al.[24], après correction du biais, la segmentation FC est appliquée une nouvelle fois pour obtenir la segmentation finale.

■ Introduction des contextes locaux

Une autre approche consiste en l'introduction de contextes locaux de segmentation pour compenser les dérives d'intensités. Shattuck et al. [36] partitionnent l'image en différents blocs, et y introduisent des modèles locaux, en posant comme hypothèse que le biais est uniforme à l'intérieur de chaque bloc. Les distributions seront par la suite ajustées avec des densités de probabilité correspondante à des tissus purs, ou des classes de mélanges .

Zhu et al.[37] adaptent l'algorithme FCM, sur la base de modèles locaux et proposent l'algorithme MCFCM (Multicontext FCM) pour la classification des images cérébrales 2D et 3D. Des contextes multiples sont générés pour chaque pixel et une

classification floue est effectuée pour calculer le degré d'appartenance de chaque pixel à chaque classe de tissu.

3.5 Conclusion

Cette étude bibliographique nous a montré l'impressionnant travail mené ces dernières années pour essayer de résoudre le problème du biais d'intensité dans les images IRM. Différents algorithmes ont été développés, une étude comparative présentée par Arnold et al. [38] évalue les performances de six algorithmes dont : n3 de Sled et al. [10], BFC de Shattuck et al. [36], HUM de Brinkman et al. [14], et EQ de Cohen et al. [15].

Les auteurs concluent que chaque algorithme a des avantages et des inconvénients, mais aucun ne donne de résultat idéal dans toutes les circonstances. Les algorithmes n3 et BFC ont donné les meilleurs résultats ; l'algorithme HUM est bien adapté pour des images à faible contraste mais peut introduire du biais dans d'autres types d'images. Les algorithmes EM sont robustes, mais nécessitent une modélisation des différentes classes et sont difficiles à implémenter.

Belaroussi et al. [12] et Hou [39] ont présenté un état de l'art détaillé sur les méthodes prospectives et rétrospectives de correction de l'inhomogénéité d'intensité.

Vovk et al. [40] classifient les différentes méthodes selon la stratégie employée, et les méthodes d'évaluation. Pour Vovk et al. [40] l'évaluation qualitative est basée sur l'observation visuelle subjective du résultat de la correction, quand à l'évaluation quantitative elle permet de donner des informations complémentaires sur la performance de la méthode.

Les auteurs donnent également la fréquence de papiers dédiés à la correction du biais d'intensité, publiés chaque année.

Dans le chapitre suivant nous allons tester quelques algorithmes, à savoir : l'algorithme Eq de Cohen et al., celui de Mangin., celui d'Ashburner et Friston, BFC de Shattuck et al., Pabic de Styner et al., EMS de Van Leemput, et un algorithme récent de correction du biais ANMICI de Manjón et al.

CHAPITRE 4

ETUDE COMPARATIVE ENTRE SEPT ALGORITHMES DE CORRECTION DU BIAIS

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons étudier quelques algorithmes de correction du biais, que nous testerons plus tard sur des images IRM avec un pourcentage de biais et de bruit choisi au préalable .

Le choix des méthodes est basé sur la disponibilité des applications, et suivant le matériel informatique dont nous disposons.

4.2 Algorithmes étudiés

Nous avons étudié et testé sept algorithmes de correction de biais sur des images IRM avec un pourcentage de biais connu au préalable, certaines de ces méthodes nous permettent d'obtenir des images corrigées et d'autres permettent d'obtenir des images corrigées et segmentées.

4.2.1 Algorithme EQ de Cohen et al. [15]

Cet algorithme se déroule en cinq étapes :

1. Déterminer (automatiquement) le seuil au dessus duquel un pixel peut être classé comme "bruit" en utilisant l'histogramme.
2. Déterminer la moyenne de l'intensité du signal dans les régions non bruitées.
3. Remplacer les régions "bruit" par la moyenne de l'intensité des régions non bruitées.
4. lisser l'image.

5. Normaliser l'intensité du signal de l'image source par l'image lissée et corriger l'intensité telle que la moyenne de l'intensité (dans le volume) est maintenue après la correction. L'intensité du pixel i devient :

$$SI[i] = SI[i]_{moyenne} \frac{SI_{source}[i]}{SI_{seuillee}[i]} \quad (4.1)$$

Où $SI[i]_{moyenne}$ est l'intensité moyenne dans le volume, $SI_{source}[i]$ est l'intensité du pixel dans l'image d'origine, et $SI_{seuillee}[i]$ est l'intensité du pixel après le seuillage.

Le lissage de l'image est effectué en convoluant l'image volumique avec un noyau gaussien de taille égale aux 3/8 des dimensions de l'image. Ce lissage est effectué dans le domaine de Fourier [15].

4.2.2 Algorithme de Mangin [19]

En partant de la modélisation du biais de l'équation (3.1), les auteurs proposent d'utiliser l'entropie comme mesure de qualité de l'image restaurée, le champ de biais optimal est défini comme étant le minimum global de la fonction suivante :

$$U(b_c) = K_S S(b_c \cdot y) + K_R R(b_c) + K_M M(b_c \cdot y) \quad (4.2)$$

Où $S(b_c \cdot y)$ est l'entropie de l'image restaurée, $R(b_c)$ est une fonction de régularisation qui conditionne la forme lisse de la correction multiplicative, $M(b_c \cdot y)$ représente une mesure quadratique entre les moyennes d'intensités des images observées et biaisées, K_S , K_R et K_m sont des constantes de pondération positives.

Le terme $S(b_c.y)$ est calculé à partir de l'histogramme de l'image restaurée $h_{b_c.y}$. Pendant le calcul de cet histogramme, l'intensité au point i donné par $b_c(x).y(x)$, est arrondi à la valeur entière la plus proche. Et donc :

$$S(b_c.y) = -\sum_i \frac{h_{b_c.y}(i)}{n_v} \log\left(\frac{h_{b_c.y}(i)}{n_v}\right) \quad 4.3$$

Où n_v représente le nombre total de voxels et $h_{b_c.y}$ représente le nombre de pixels ayant l'intensité i .

4.2.3 Algorithme de Ashburner et Friston [29]

Ashburner et Friston proposent une approche non paramétrique basée sur l'optimisation d'une fonction objective similaire à celle proposée par Mangin, mais utilise l'histogramme des intensités sans passer par la transformée logarithmique.

La fonction objective dérivée à partir de mélanges de gaussiennes est minimisée par des paramètres optimaux, et modifiés pour tenir compte de la variation lisse et lente de l'inhomogénéité d'intensité.

Les auteurs proposent un modèle génératif qui alterne répétitivement classification, correction du biais et recalage.

En partant de mélange de k gaussiennes de moyenne μ et de variance σ^2 et en prenant en considération la variation de chaque pixel i due au biais représenté par $\rho_i(\beta)$, β étant un vecteur de paramètres inconnus.

L'intensité du $i^{\text{ième}}$ cluster est supposée suivre une loi normale de moyenne $\mu_k / \rho_i(\beta)$ et de variance $(\sigma_k / \rho_i(\beta))^2$

$$P(y_i | c_i = k, \mu, \sigma^2, \beta) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}(\sigma_k / \rho_i(\beta))^2} \exp\left(-\frac{(y_i - \mu_k / \rho_i(\beta))^2}{2(\sigma_k / \rho_i(\beta))^2}\right) \quad (4.4)$$

Pour les classes de mélanges, la probabilité b_{ik} qu'un voxel i soit dans une classe k , étant donné une pondération γ connue au préalable est donné par :

$$P(c_i = k | \gamma) = \frac{\gamma_k b_{ik}}{\sum_{j=1}^K \gamma_j b_{ij}} \quad (4.5)$$

En tenant compte de la déformation du tissu selon une carte de probabilité, et représenté par un paramètre α , l'équation 4.5 devient :

$$P(c_i = k | \gamma, \alpha) = \frac{\gamma_k b_{ik}(\alpha)}{\sum_{j=1}^K \gamma_j b_{ij}(\alpha)} \quad (4.6)$$

La fonction objective E sera optimisée par la suite :

$$E = -\sum_{i=1}^I \log \left[\rho_i(\beta) \sum_{k=1}^K \frac{\gamma_k b_{ik}(\alpha)}{\sum_{j=1}^K \gamma_j b_{ij}(\alpha)} \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_k^2} \exp\left(-\frac{(\rho_i(\beta)y_i - \mu_k)^2}{2\sigma_k^2}\right) \right] \quad (4.7)$$

En répétant jusqu'à convergence :

- Laisser γ , μ , σ^2 et α constants, et minimiser E par rapport à β , par la stratégie de Levenberg-Marquardt en utilisant $\frac{dE}{d\beta}$ et $\frac{d^2E}{d\beta^2}$.
- Laisser γ , μ , σ^2 et β constants, et minimiser E par rapport à α , par la stratégie de Levenberg-Marquardt en utilisant $\frac{dE}{d\alpha}$ et $\frac{d^2E}{d\alpha^2}$.
- Laisser α et β constants, et minimiser E par rapport à γ , μ et σ^2 en utilisant un algorithme EM.

La stratégie de Levenberg-Marquardt (LM), est un algorithme de minimisation qui interpole l'algorithme de Gauss-Newton [41].

L'algorithme EM, sera présenté dans le chapitre 5.

4.2.4 Algorithme de Manjón et al. ANMIC(A nonparametric MRI inhomogeneity correction method) [22]

Cet algorithme est basé sur une minimisation de l'entropie, mais en utilisant une entropie conjointe intensité-gradient, au lieu de l'entropie de Shannon. En effet, les auteurs mesurent l'entropie en utilisant l'intensité des images et le gradient local de l'image.

Soit une image Y de M pixels et L_1 niveaux de gris, et soit G l'image associée correspondant au gradient local avec L_2 niveaux de gris, l'histogramme intensité-gradient associé est définie par :

$$p_{ij} = \sum_{m=1}^M \delta\{Y_m - i\} \delta\{G_m - j\} \quad \forall i \in L_1 \quad \forall j \in L_2 \quad (4.8)$$

δ étant la fonction delta de Kronecker.

Après normalisation de l'histogramme, l'entropie associée à l'histogramme intensité-gradient devient :

$$H = - \sum_{i=1}^{L_1} \sum_{j=1}^{L_2} p_{ij} \log p_{ij} \quad (4.9)$$

Le biais est modélisé par une combinaison linéaire de k fonctions de bases B-Spline cubiques équidistantes basses fréquences, ce qui est obtenue en pratique en interpolant une matrice de coefficient (initialement 3x3) jusqu'à la dimension (taille) de l'image.

$$\beta(\alpha) = \sum_{i=1}^k \alpha_i \varphi_i \quad (4.10)$$

Les fonctions de bases doivent satisfaire la condition :

$$\sum_{i=1}^k \varphi_i(x_m) = 1 \quad \forall m \in [1, M] \quad (4.11)$$

Où x est un vecteur de taille M représentant tous les pixels de l'image.

Les amplitudes α représentant le biais sont calculées par minimisation de l'entropie conjointe intensité-gradient de l'image logarithme corrigée, en utilisant la méthode d'optimisation présentée par Likar et al. dans [20] (4.12).

$$\beta = \arg \min_{\alpha} H(\log(Y/\beta(\alpha))) \quad (4.12)$$

Les paramètres du biais choisis, sont ceux qui transforment l'image acquise en image corrigée optimale [20].

Les coefficients de la matrice initiale de taille 3x3 sont fixés à un (biais nul), puis mis à jour tant que l'entropie de l'image corrigée décroît.

L'algorithme de correction peut se résumer comme suit :

- 1- Filtrage passe bas (pour diminuer le bruit)
- 2- Elimination du fond en utilisant la méthode d'Otsu.
- 3- Réduction de la taille de l'image (sous résolution) pour augmenter la vitesse d'exécution.
- 4- Initialisation de la matrice 3x3 de champ de biais nul.
- 5- Mise à jour des coefficients en utilisant le critère de minimisation de l'entropie.
- 6- Critère d'arrêt : si l'entropie de l'image corrigée est inférieure à celle de l'étape précédente, augmenter le nombre de coefficients et aller à l'étape 5. Sinon interpoler le champ de biais à la taille de l'image originale et l'utiliser pour corriger l'image.

4.2.5 Algorithme PABIC de Styner et al.[24]

La méthode de correction du biais PABIC (PArametric Bias field Correction) de Styner et al. est basée sur une modélisation simple du processus d'imagerie, par un modèle paramétrique des statistiques des classes de tissus et un modèle polynomiale du champ de biais. L'image est supposée être composée de pixels appartenant à un certain nombre de classes dont les statistiques sont connus à priori, et l'image est corrompue par le bruit et un champ de biais basses fréquences.

Le biais d'intensité est formulé comme un problème non linéaire de minimisation d'énergie utilisant une stratégie évolutive. Les paramètres d'entrées sont les statistiques des intensités des différentes classes et les degré de la fonction polynomiale.

Cette approche combine une correction du biais et un ajustement de l'histogramme.

En partant de la modélisation du processus d'imagerie définie par l'Equation (3.1), l'algorithme PABIC utilise les suppositions suivantes :

Le champ de biais b_i à variation lisse est en partie causé par l'inhomogénéité du champ RF, et en partie induit par l'influence du patient sur le champ magnétique et électrique.

Le champ b_i peut être approximé par un modèle paramétrique $\hat{b}(i, p)$, choisi comme une superposition de polynômes de Legendre :

$$\hat{b}(x, p) = \sum_{i=0}^{m-1} p_i f_i(x) = \sum_{i=0}^1 \sum_{j=0}^{1-i} p_{ij} P_i(x) P_j(y) \quad (4.13)$$

Et en 3D,

$$\hat{b}(x, p) = \sum_{i=0}^1 \sum_{j=0}^{(1-i)(1-i-j)} \sum_{k=0} P_{ijk} P_i(x) P_j(y) P_k(z) \quad (4.14)$$

$P_i(\cdot)$ représente un polynôme de Legendre de degré i .

- ▀ Chaque classe k de l'image est modélisée par une moyenne d'intensité μ_k et une variance σ_k^2 .
- ▀ Chaque pixel i du signal idéal $y(i)$ est assigné à un tissu unique de la classe k , de moyenne μ_k .
- ▀ Le bruit $n(i)$ est causé par les tissus biologique et l'équipement d'imagerie.

L'extraction du biais estimé de l'image originale, va permettre de corriger le biais.

4.2.6 Algorithme EMS de Van Leemput [28]

Van Leemput et al [28], proposent l'algorithme EMS pour la correction automatique du champ de biais. Le signal issu du processus d'imagerie, est modélisé par la réalisation d'un processus aléatoire, de distribution de probabilité paramétrique corrompue par un champ de biais à variation lisse modélisé par un polynôme.

Cet algorithme utilise la segmentation de l'image en différentes classes de tissus en se basant sur l'algorithme EM [28], qui alterne deux étapes : estimation et maximisation. Van Leemput et al, ajoutent une troisième étape pour l'estimation du biais.

Les densités de probabilité des données observées sont modélisées par des fonctions gaussiennes, et le biais d'intensité est modélisé par une combinaison linéaire $\sum_k C_k \phi_k(x)$ de fonctions de base lisses $\phi_k(x)$ (fonctions polynomiales).

Les auteurs expliquent, que la théorie est valable pour toute fonction lisses, et donc les fonctions Splines. Après avoir pris le logarithme des intensités, le modèle est :

$$p(y_i | \Gamma_i = j, \theta_j, C) = G_{\sigma_j}(y_i - \mu_j - \sum_k c_k \phi_k(x_i)) \quad (4.15)$$

Et

$$p(y_i | \theta, C) = \sum_j p(y_i | \Gamma_i = j, \theta_j, C) p(\Gamma_j = j) \quad (4.16)$$

Avec $\Gamma_i \in \{j \mid j = 1 \dots k\}$ la classe du tissu a la position i , $\theta_j = \{\mu_j, \sigma_j\}$ les paramètres de distribution pour la classe j , $C = \{c_k\}$ et $G_{\sigma}(y - \mu)$ est une distribution normale de moyenne μ et de variance σ^2

4.2.7 Algorithme BFC de Shattuck et al [36].

Shattuck et al proposent dans [36], plusieurs outils de traitement de bas niveau pour des images IRM T1, dont un algorithme de correction de non uniformité d'intensité BFC (Bias Field Corrector). Après avoir estimé globalement les statistiques des différents tissus (MG, MB et LCR) en analysant l'histogramme de l'image ou le cerveau est isolé. L'image est divisée par la suite en plusieurs partitions où des modèles locaux seront ajustés. Dans un premier temps, le biais multiplicatif est supposé uniforme et prenant une valeur unique b_k dans les k partitions, les distributions d'intensité sont estimées après selon les classes de tissus purs ou des classes de mélange de tissus.

Pour les classes de tissus purs (étiquetage $\lambda_k \in \{MG, MB, LCR\}$)

$$P(x_k | b_k, \lambda_k) = g(x_k, b_k \mu_{\lambda_k}, \sigma). \quad (4.17)$$

Dans ce cas l'intensité idéale serait $y_k = \mu_{\lambda_k}$.

Pour le cas de classes de mélanges, l'intensité idéale serait une combinaison linéaire des intensités idéales de deux tissus pures :

$$y_k = \alpha_k \mu_A + (1 - \alpha_k) \mu_B \quad (4.18)$$

Où y_k est composé de tissus de type A et B, de moyennes μ_A et μ_B respectivement, et $\alpha \in [0,1]$. Le modèle estimé tel que $\lambda_k \in \{\text{LCR/MG, MG/MB, LCR/autres}\}$ serait donc :

$$P(x_k | b_k, \alpha_k, \lambda_k) = \int_0^1 g(x, b_k (\alpha \mu_A + (1 - \alpha) \mu_B), \sigma) d\alpha \quad (4.19)$$

Une fonction spline dont les paramètres seront estimés à partir des valeurs de biais obtenus dans les partitions, va permettre de reconstituer le champ de biais complet à partir des valeurs b_k régulièrement espacées.

Les valeurs de b_k sont contrôlées afin d'éliminer les valeurs erronées, ces dernières seront remplacées par la valeur moyenne de leurs voisins. Cette procédure sera itérée jusqu'à stabilisation des valeurs de b_k . L'image sera par la suite corrigée par le modèle du champ de biais obtenu.

On peut résumer cet algorithme en quatre étapes :

1. Déterminer les variances des classes matière blanche, matière grise et liquide céphalo-rachidien à partir de l'histogramme de l'image originale.
2. Diviser l'image en bloc où un modèle local est introduit suivant son histogramme.
3. Seuillage et interpolation par B-spline.
4. Division de l'image par les valeurs obtenues par B-spline pour obtenir l'image corrigée.

4.2.8 Tableau récapitulatif des algorithmes étudiées

Ci-dessous nous présentons un tableau récapitulatif des méthodes de correction du biais que nous avons testé, ces algorithmes sont disponibles sous forme d'application ou scripte sur des sites officiels :

Tableau 4.1 Tableau récapitulatif

Références	Systèmes d'exploitation	Url
Cohen et al (2000) [15]	MacOs/Linux	http://airto.bmap.ucla.edu/BMCweb/SharedCode/EQ/
Mangin (2000) [19]	Windows/MacOs/Linux	http://www.brainvisa.info/download.html
Ashburner et Friston [29] (2005)	Windows/Linux	http://www.fil.ion.ucl.ac.uk/spm/software/
Manjon et al. ANMICI [22]	Windows/MacOs/Linux	http://personales.upv.es/jmanjon/bias/index.htm
Styner et al (2000)[24]	Windows/MacOs/Linux	http://www.itk.org/HTML/MRIBiasCorrection.htm
Van Leemput (1999)[28]	Windows/Linux	http://www.medicalimagecomputing.com/EMS/
Shattuck et al (2001)[36]	Windows/Linux	http://neuroimage.usc.edu/brainsuite/

4.3 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons donné un aperçu sur les méthodes que nous avons choisi pour les tester sur des images IRM et faire une étude comparative.

Ces algorithmes ont été développés par différents institutions scientifiques sous forme d'application exécutable, bibliothèque ou encore code source non compilé.

Dans le chapitre suivant les applications seront testées sur des images IRM différentes afin de pouvoir comparer les résultats obtenus.

CHAPITRE 5

RESULTATS ET INTERPRETATIONS

5.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons tester les sept algorithmes de correction du biais sur des images que nous avons téléchargées à partir de la base d'images Brainweb [42], l'avantage de ces images est que l'on peut obtenir des images IRM avec un pourcentage de biais et de bruit choisi au préalable, et par conséquent estimer le biais pour pouvoir le comparer avec celui obtenu avec les différentes méthodes.

Le choix des méthodes est basé sur la disponibilité des applications, et suivant le matériel informatique dont nous disposons.

Pour faire la comparaison entre les méthodes choisies, on va d'abord estimer le biais en divisant l'image originale par l'image corrigée, puis comparer les histogrammes correspondants, et enfin segmenter les images corrigées afin de comparer le résultat de la segmentation avec celui de la segmentation d'une image idéale.

5.2 Images Brainweb

Les images utilisées dans notre travail ont été téléchargées à partir du site de Brainweb [42].

Le site de Brainweb contient une base de données cérébrales simulées générées par un simulateur d'IRM développé par le centre d'imagerie cérébrale Mc.Connell, et qui permet d'obtenir des images IRM réalistes. Elle permet également

à l'utilisateur de choisir les paramètres d'acquisition (T_1 , T_2), et le pourcentage de biais et de bruit présent dans l'image.

Le simulateur de Brainweb, utilise une modélisation basée sur les équations de Bloch pour simuler le signal RMN, et un modèle réaliste des effets du bruit, biais et volume partiel issu du processus d'imagerie.

Pour notre étude nous avons choisie des images IRM pondérées en T_1 de 1 mm d'épaisseur pour chaque coupe :

- 0% de bruit, 0% de biais
- 0% de bruit, 20 % de biais
- 0% de bruit, 40 % de biais
- 3% de bruit, 20 % de biais

5.3 Applications ou logiciels utilisés pour corriger le biais

Comme nous l'avons vu dans le chapitre précédent, nous avons utilisé sept algorithmes de correction du biais, ces algorithmes sont disponibles soit sous forme d'application dans un logiciel de traitement d'image ou encore sous forme de scripte.

5.31 EQ de Cohen et al.

L'application EQ de Cohen et al. se présente sous forme d'un scripte en langage C, mais qui a été développé pour fonctionner sous le système d'exploitation Linux, actuellement il n'est disponible sous aucun autre système d'exploitation. Nous avons donc, modifié le scripte pour l'utiliser sous Windows et le compiler avec Visual C++.

Le résultat obtenu est un fichier exécutable qui nous a permis de traiter l'image volumique en travaillant en ligne de commande sans interface graphique (figure 5.1).

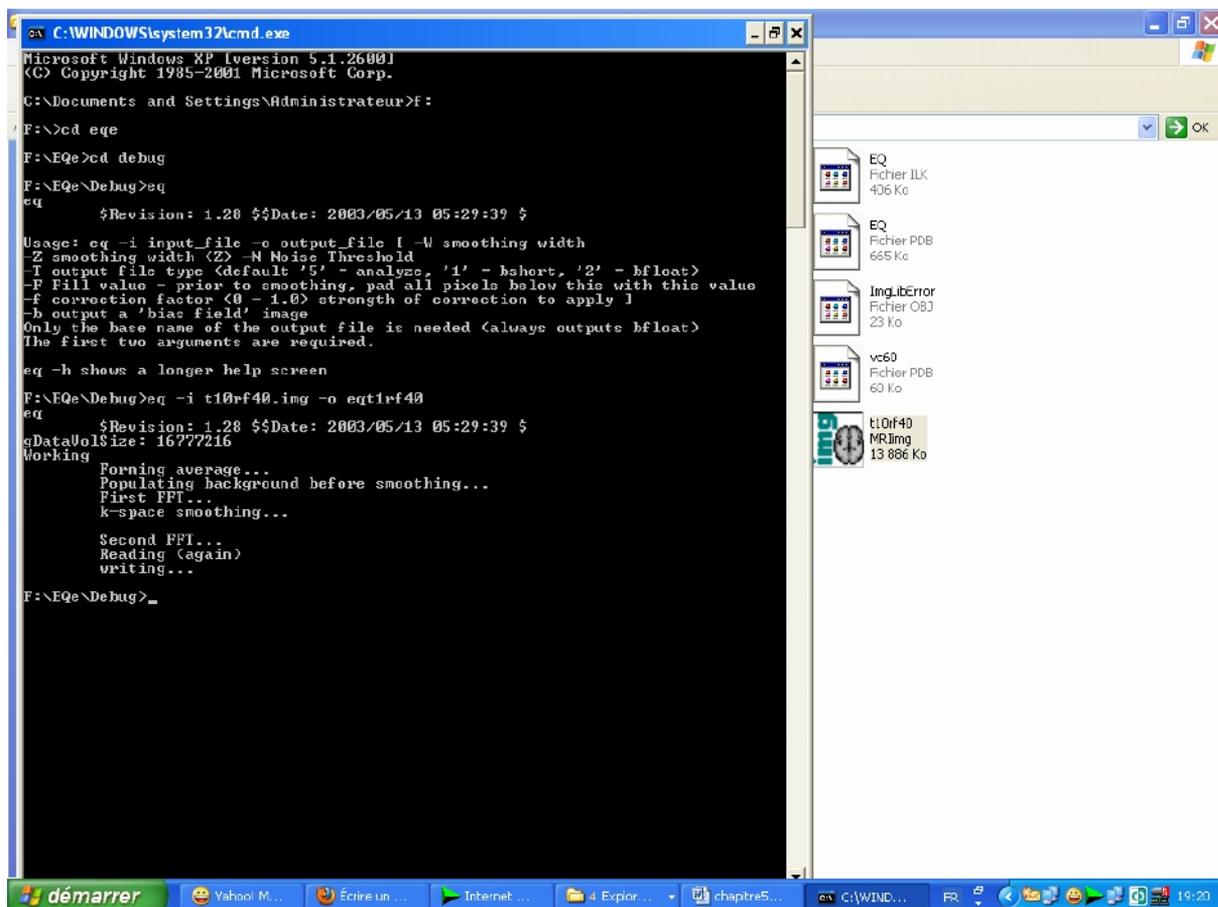


Figure 5.1 Exécution de l'application EQ en ligne de commandes

Malheureusement, l'image volumique corrigée n'a pas pu être lu directement, car le fichier en tête (.hdr) était manquant, et nous avons dû le créer pour pouvoir obtenir une image visualisable.

5.3.2 Algorithme de Mangin

L'algorithme de Mangin et al pour corriger le biais fait parti des outils de prétraitement d'image disponibles avec le logiciel Brainvisa.

Brainvisa est un logiciel de traitement d'image issu du travail collaboratif de plusieurs laboratoires de recherches.

Le noyau de Brainvisa a été développé par l'équipe SHFJ de JF Mangin, et d'autres packages ont été développés autour, par différentes équipes de recherches.

Le logiciel propose à l'utilisateur de travailler via une interface graphique ou en ligne de commandes (figure 5.2).

Pour notre cas nous avons travaillé en ligne de commande, étant donné que l'utilisation de l'interface graphique nécessite une carte graphique performante qui n'était pas disponible.

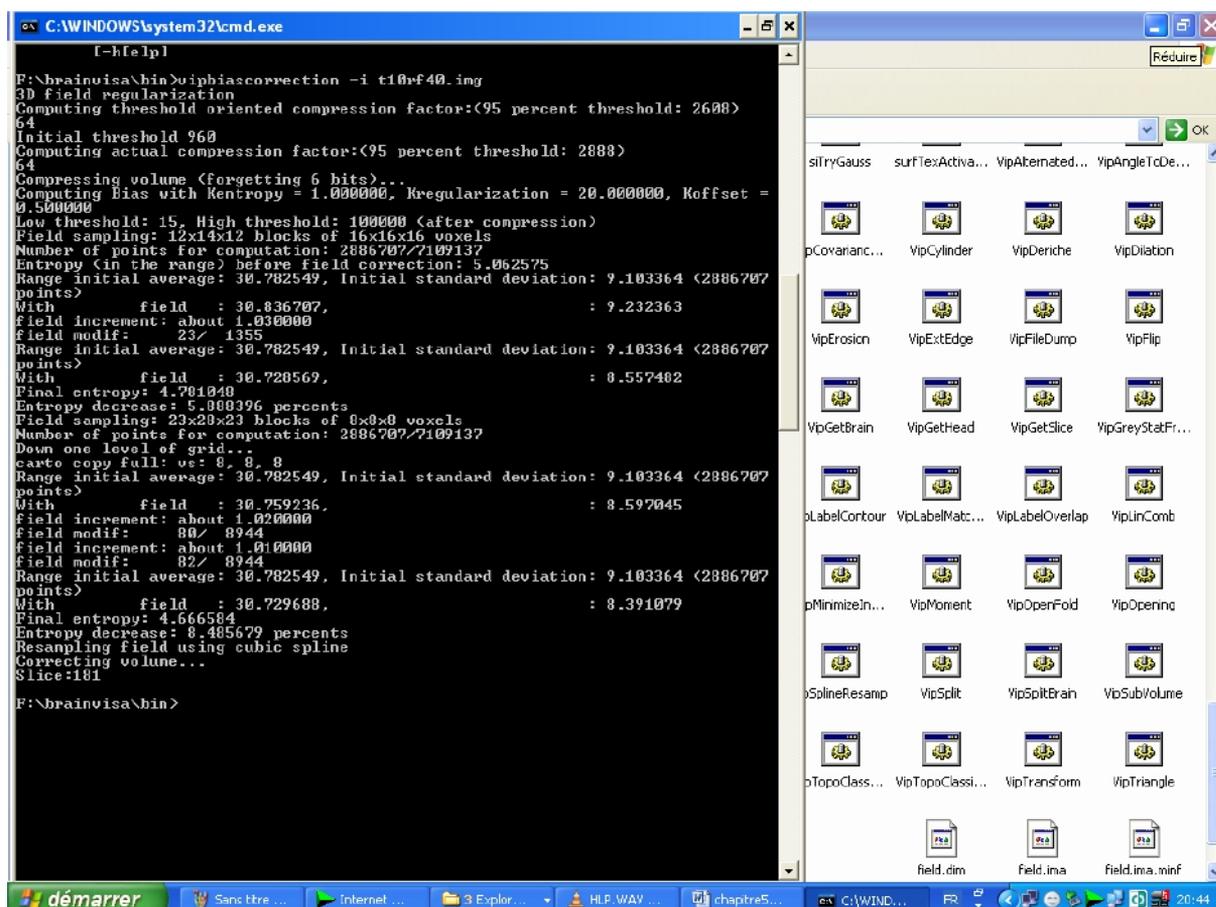


Figure 5.2 Exécution de l'application de correction du biais de Brainvisa en ligne de commandes

5.3.3 Algorithme de Ashburner et Friston

L'algorithme de Ashburner et Friston est disponible avec l'application SPM (tableau 4.1) (Statistical Parametric Mapping).

SPM a été conçu pour l'analyse de séquences d'images cérébrales, Ces séquences peuvent provenir de plusieurs sujets, ou d'un même sujet.

La version actuelle de SPM permet l'analyse d'image IRMf (IRM fonctionnelle), PET (tomographie à émission de positron), EEG (électro-encéphalogramme) et MEG (magnéto-encéphalogramme).

Le logiciel se présente sous forme d'application fonctionnant sous Matlab, et permet d'effectuer plusieurs opérations sur les images entre autres : visualisation, recalage, segmentation (figure 5.3).

La correction du biais se fait lors de la segmentation, et va permettre d'obtenir l'image corrigée et l'image segmentée, nous avons utilisé la version 5 (SPM5).

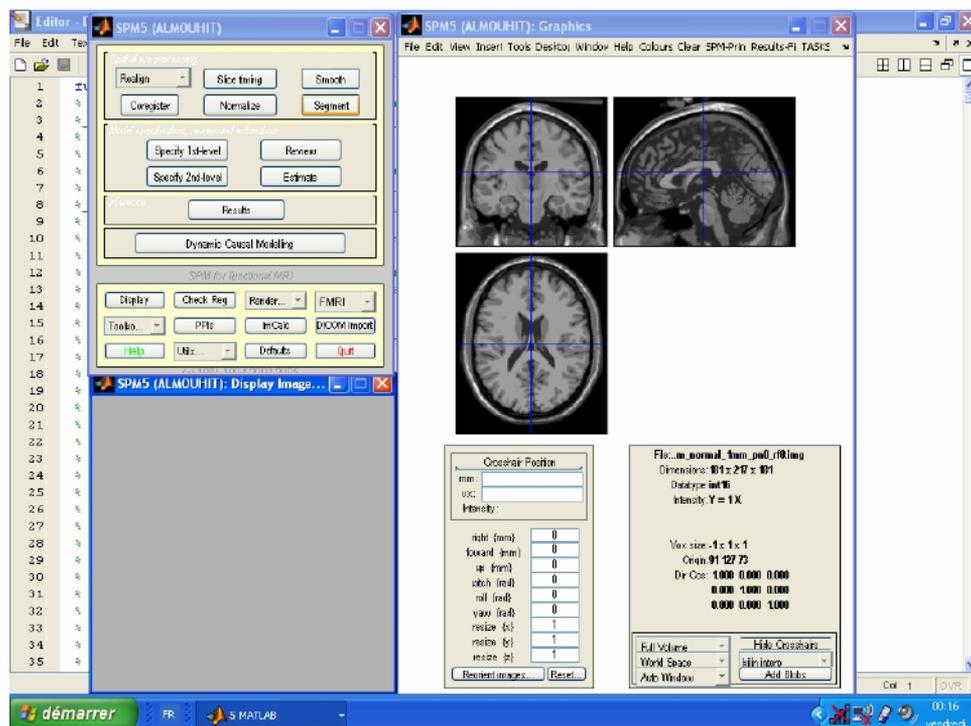


Figure 5.3 Interface graphique de SPM5

5.3.4 Algorithme ANMIC

Les auteurs de l'algorithme, ont mis une application en ligne (Tableau 4.1), qui se présente sous forme d'un scripte Matlab, qui doit être exécuté avec le logiciel SPM5 .

Les auteurs proposent deux applications au choix de l'utilisateur, la première en 2D, la seconde en 3D. Une image filtrée et une image du biais sont obtenues à la fin.

5.3.5 Algorithme PABIC

L'algorithme PABIC de Styner et al. a été développé sous forme d'une application de la bibliothèque de traitement d'image médicale ITK (Insight Segmentation and Registration Toolkit).

ITK est une bibliothèque de traitement d'images médicales open-source et multi-plateformes , qui offre de nombreux outils pour l'analyse d'images.

La bibliothèque doit être compilé par l'utilisateur et ne possède pas d'interface graphique.

Pour utiliser l'application de correction du biais, nous avons compilé la bibliothèque et l'application avec Visual C++, nous avons travaillé par la suite en lignes de commandes pour corriger l'image.

Sur la figure 5.4, nous pouvons voir l'exécution de la commande permettant de corriger le biais d'une image IRM.

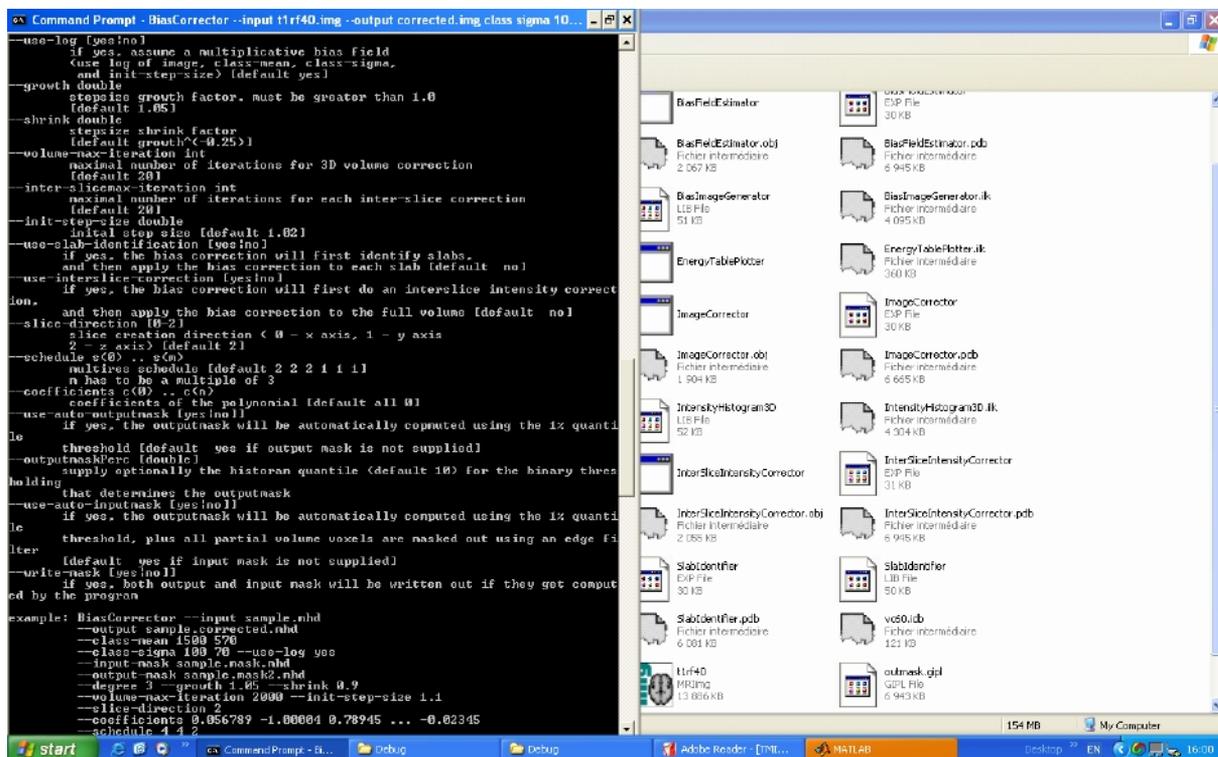


Figure 5.4 Exécution de l'application de correction du biais d'ITK en ligne de commandes

5.3.6. Algorithme EMS

L'application EMS pour la correction et segmentation d'IRM cérébrales, a été développée en utilisant le logiciel SPM.

L'image est d'abord recalée avant d'appliquer la segmentation pour obtenir l'image corrigée, l'image du biais, et la segmentation de l'image (figure 5.5).

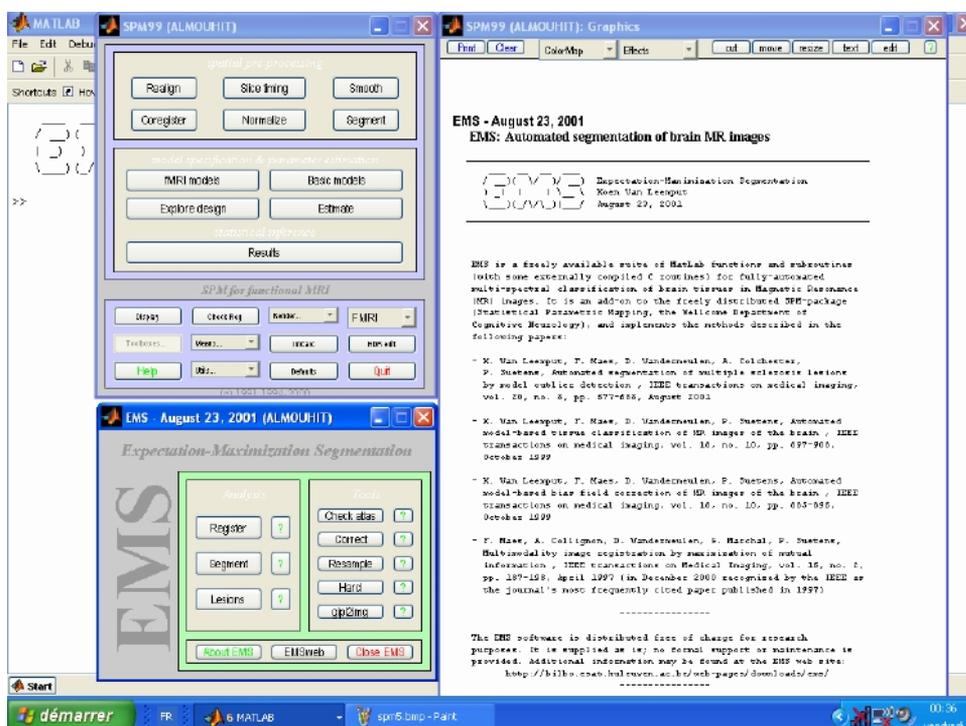


Figure 5.5 Interface graphique de l'application EMS

5.3.7 Algorithme BFC

L'algorithme BFC de Shattuck et al. est une application du logiciel Brainsuite (Tableau 4.1).

Brainsuite est un outil interactif pour le traitement des images IRM, qui permet la visualisation de l'image, l'isolation du cerveau, la correction du biais par BFC, l'extraction des surfaces corticales, correction du volume partiel...etc.

Les auteurs préconisent d'abord d'isoler le cerveau en utilisant l'application BSE (skull stripping), avant d'appliquer la correction du biais BFC (figure 5.6), pour obtenir une image corrigée.

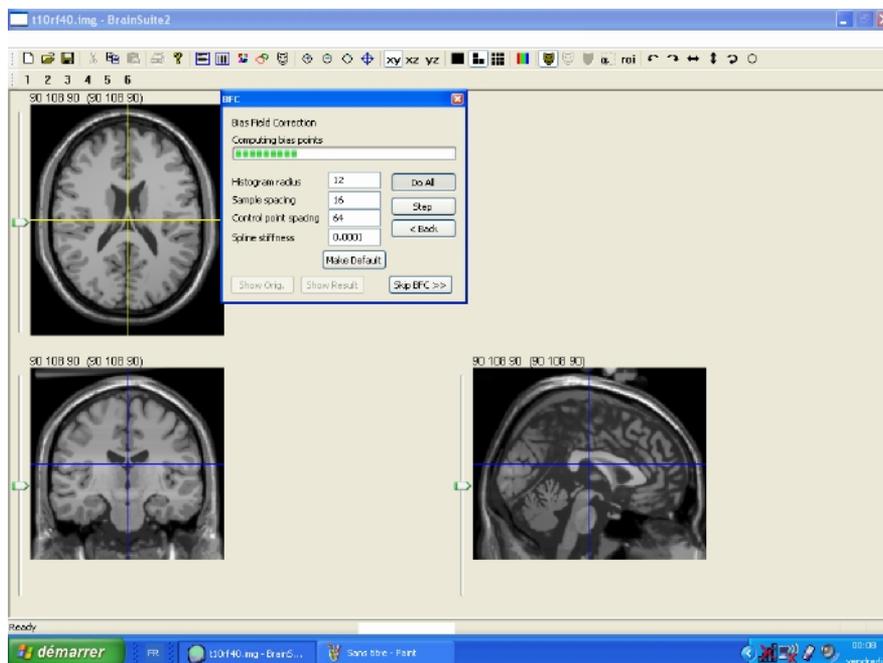


Figure 5.6 Interface graphique de Brainsuite

5.4 Correction des images Brainweb avec les sept algorithmes choisis

Chacune des méthodes a été testée sur des images d'IRM cérébrales avec différents pourcentages de biais, nous avons également téléchargé des images sans bruit et sans biais, pour pouvoir estimer le biais réel et le comparer avec le biais estimé par les algorithmes de correction du biais [43],[44].

Notre travail va se dérouler en plusieurs étapes :

- 1- Visualiser le biais réel de chacune des images utilisées, en divisant cette dernière par l'image idéale.
- 2- Corriger l'image volumique par chacune des applications citées précédemment.
- 3- Diviser chaque image corrigée par l'image idéale afin de la comparer avec le biais réel.
- 4- Tracer les histogrammes de chacune des images corrigées pour le comparer à celui de l'image idéale.
- 5- Segmenter toutes les images corrigées avec l'algorithme EM, et comparer le résultat avec la segmentation de l'image idéale.

5.4.1 Visualisation du biais estimé

Pour chaque méthode testée, nous avons estimé le biais en divisant l'image originale (avec biais) par l'image corrigée, on applique une égalisation d'histogramme pour pouvoir visualiser le biais.

Pour cela nous avons développé un programme avec une interface graphique qui fait appel à différentes fonctions, que nous avons écrites et qui nous permettent de :

- ✓ Lire les différentes images volumiques (Image sans biais, l'image avec un pourcentage de biais et l'image corrigée).
- ✓ De visualiser le biais réel (en divisant l'image avec biais sur l'image sans biais)
- ✓ De visualiser le biais estimé après correction (en divisant l'image avec biais sur l'image par l'image corrigée)

Afin de bien visualiser le biais, nous avons écrit un scripte qui nous permet de faire l'égalisation d'histogramme en masquant le fond de l'image.

Les figures suivantes de coupes 2D montrent le biais estimé pour différentes IRM et corrigées par les sept algorithmes étudiés.

L'application de correction du biais proposé par Mangin [19] étant disponible avec le logiciel Brainvisa nous la noterons donc de même.

L'application d'Ashburner et Friston fait partie de SPM5, nous la noterons donc SPM5.

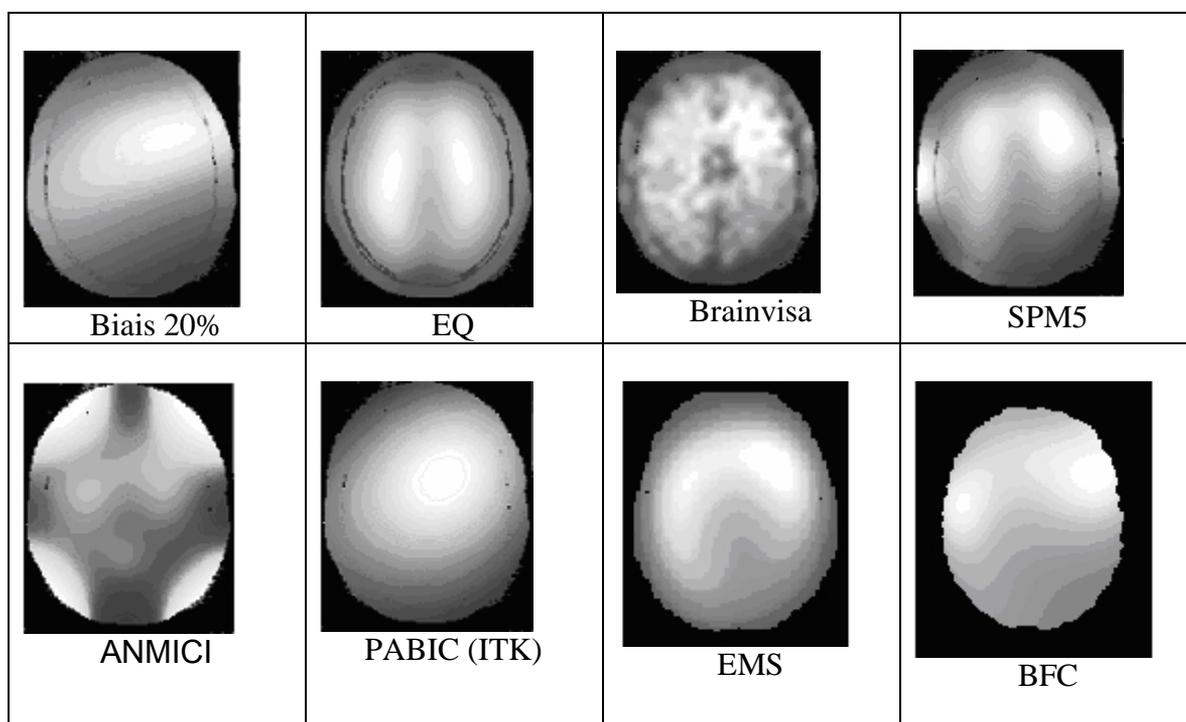


Figure 5.7: Biais estimé d'images avec 0% de bruit et 20% de biais

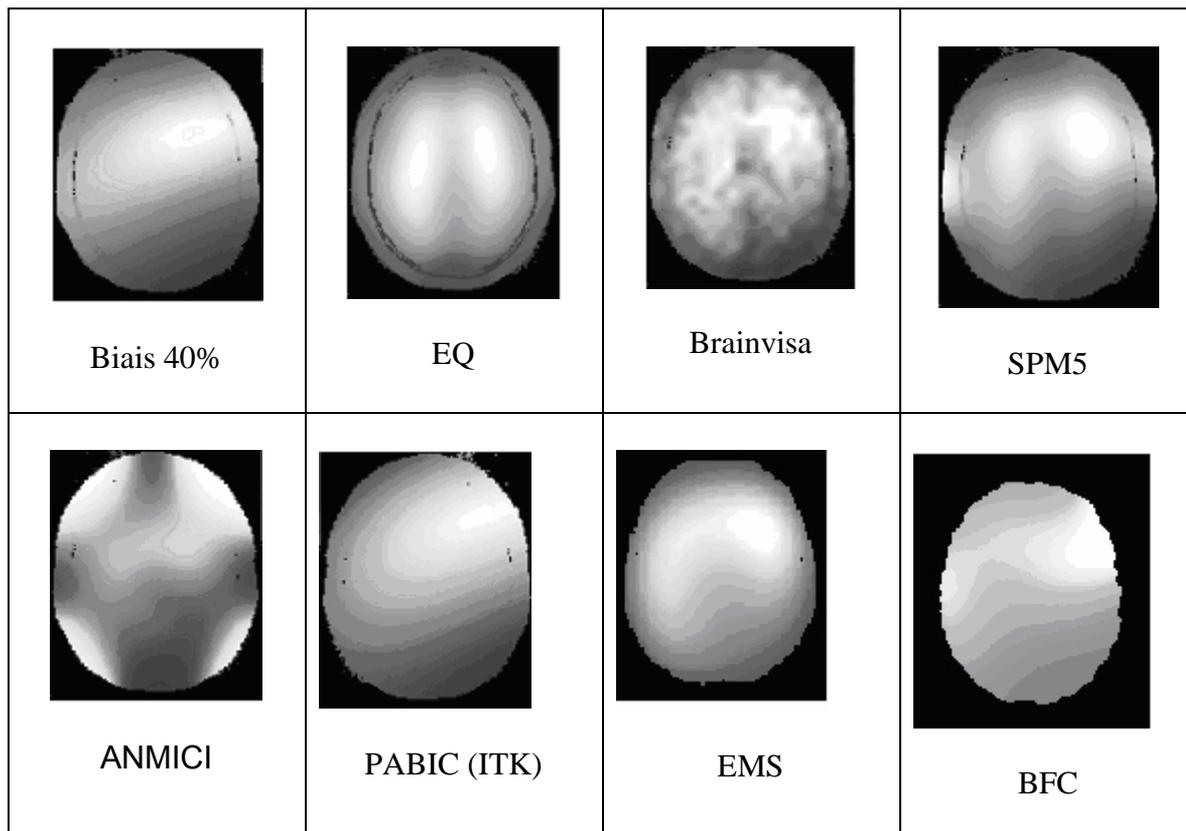


Figure 5.8 Biais estimé d'images avec 0% de bruit et 40% de biais

Les figure 5.7 et 5.8 montrent le biais estimé par chacune des méthodes utilisées, ainsi que le biais réel obtenu en divisant l'image originale par celle avec 0% de biais.

Nous remarquons sur la figure 5.7 que pour un biais de 20% ITK donne une image du biais assez proche l'image du biais réel, suivi par SPM5 puis BFC et EMS.

Pour un biais de 40% ITK donne une image de biais pratiquement identique a celle du biais réel, pour les autres méthodes on ne remarque pas un grand changement par rapport a l'image avec 20% de biais.

Par la suite nous avons testés les applications sur des images contenant du bruit pour voir l'influence du bruit, sachant que la plupart des algorithmes ne le prennent pas en considération et le néglige.

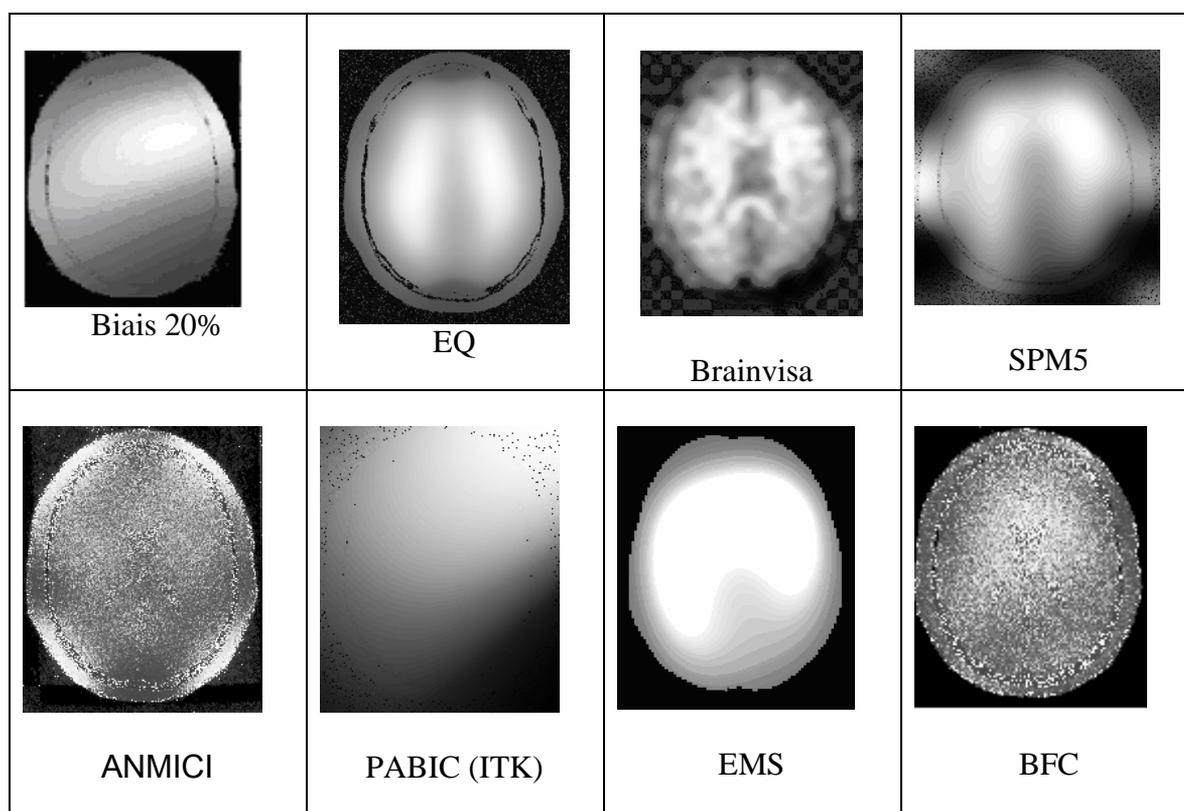


Figure 5.9 Biais estimé d'images avec 3% de bruit et 20% de biais

Nous remarquons sur la figure 5.9 que le bruit influence l'estimation du biais, en effet nous pouvons aisément voir le bruit surtout sur le fond de l'image, ITK donne une image du biais assez proche.

De plus le fait de diviser directement l'image avec biais sur celle corrigée ne nous permet pas vraiment de voir le biais.

L'étape suivante de notre travail va consister à comparer les histogrammes des images corrigées avec celui de l'image idéale.

5.4.2 Comparaison des histogrammes obtenus après correction

Dans les figures suivantes, on peut voir l'histogramme d'une image idéale superposé à celui d'une image avec biais, puis la superposition de l'histogramme de l'image corrigée par chacune des méthodes utilisées, sur celui de l'image idéale.

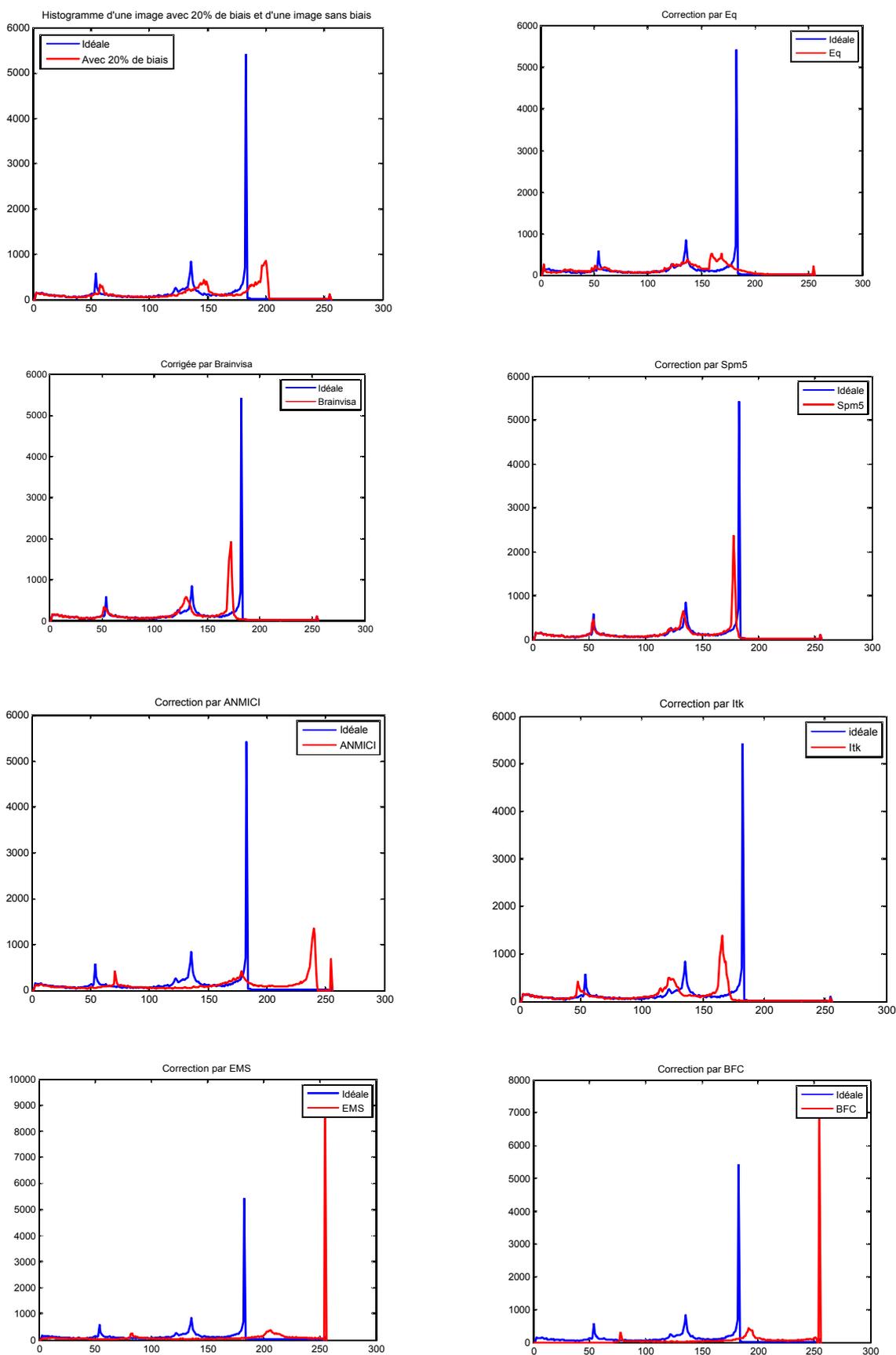


Figure 5.10. Histogramme images 0%bruit et 20% biais

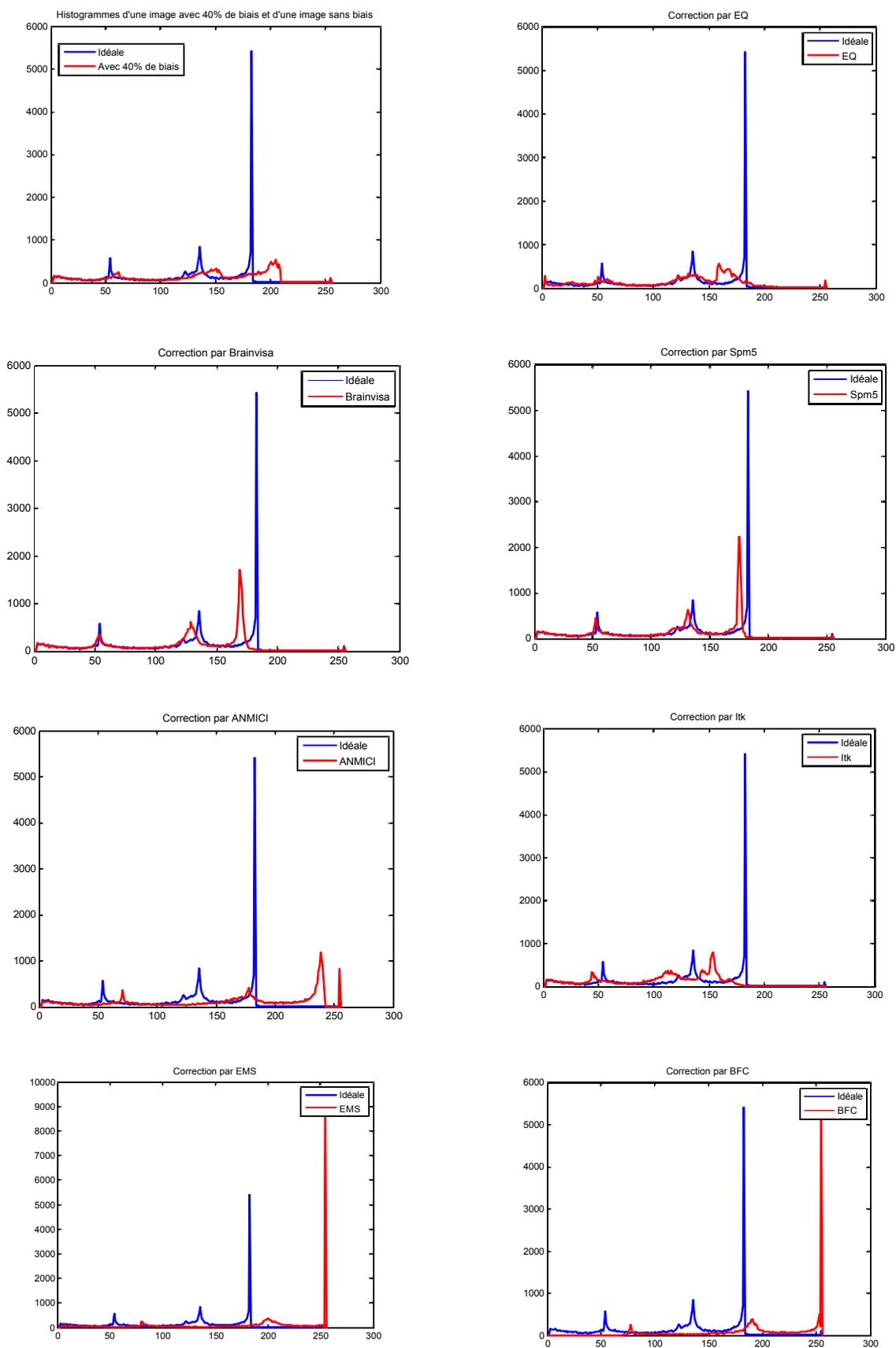


Figure 5.11 Histogramme images 0% de biais et 40% de biais

Sur les figures 5.10 et 5.11 on remarque que l'histogramme de l'image corrigée par SPM5 donne un histogramme assez proche de celui de l'image idéale, de même que Brainvisa basé sur l'algorithme de Mangin et al ce qui est parfaitement logique puisque cette méthode corrige l'histogramme. PABIC (ITK) donne aussi un histogramme assez proche, les trois classes des tissus cérébraux sont parfaitement séparées.

Par contre sur l'image contenant 20% de biais et 3% de bruit sur la figure 5.12 ci dessous, la correction de l'histogramme n'est pas évidente sauf pour SPM et Brainvisa où nous pouvons observer une bonne séparation des classes.

Donc on remarque que la présence du bruit ne permet pas d'avoir un histogramme où les classes sont parfaitement séparées, excepté dans le cas des images corrigées par SPM et Brainvisa.

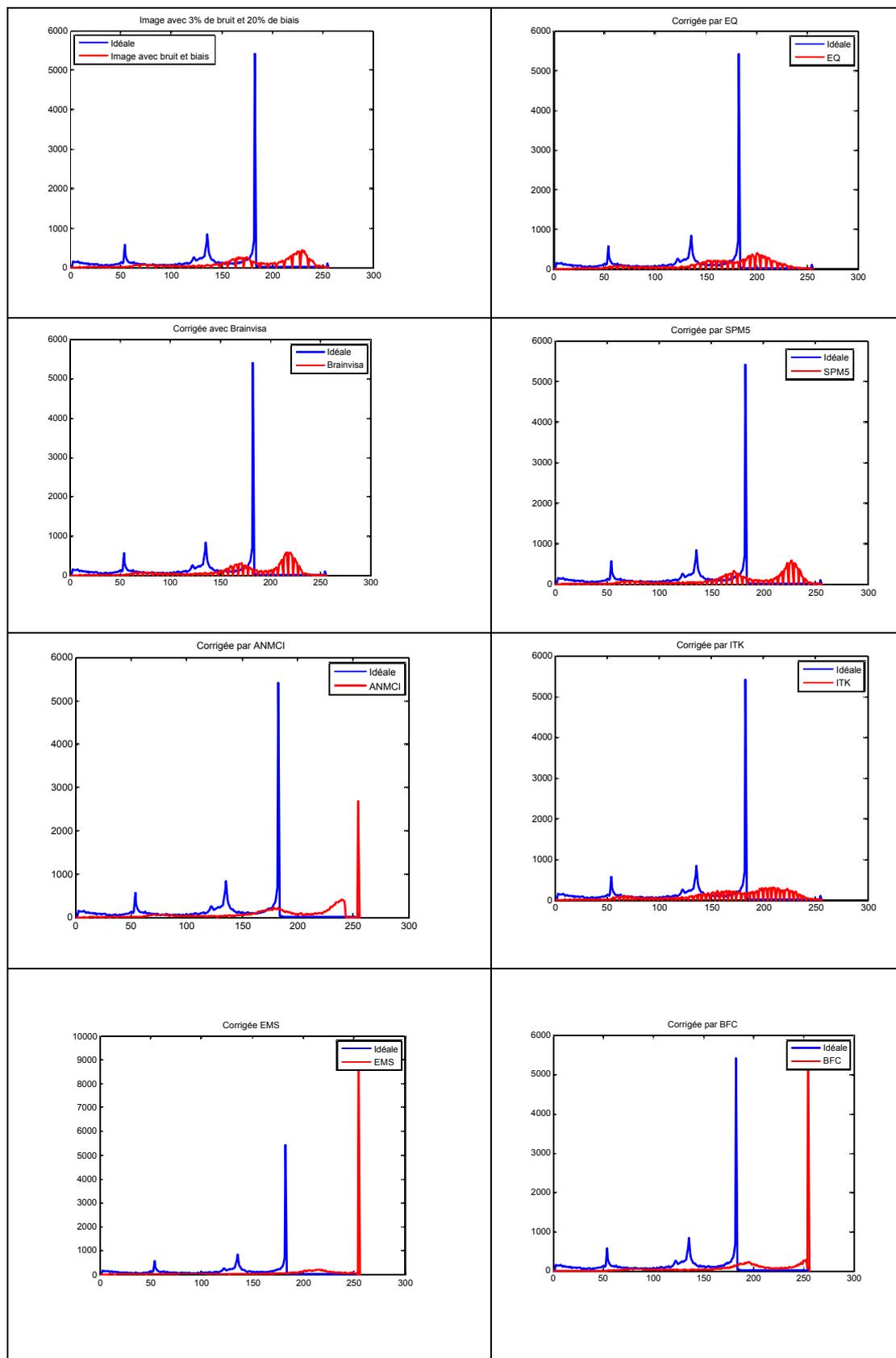


Figure 5.12 Histogramme images 3%de biais et 20% de biais

5.4.3 Segmentation des images corrigées par les différentes méthodes

Avant de segmenter les images corrigées par les algorithmes de correction du biais, nous avons commencé par extraire l'image du cerveau en appliquant une méthode basée sur des opérations de morphologie mathématique. Nous avons appliqué une segmentation EM sur les différentes images où l'inhomogénéité d'intensité a été corrigée et enfin on procède à l'extraction des trois matières principales du cerveau : La matière grise MG, la matière blanche MB et enfin le liquide céphalo-rachidien LCR.

Les résultats obtenus sont comparés avec le résultat obtenu par la segmentation de l'image idéale (sans biais),

Pour cela nous avons procédé en 3 étapes:

- Isolation du cerveau

Pour cela nous appliquons quelques opérations morphologiques de bases, pour ne garder que le masque du cerveau, et enlever toutes les autres parties (peau, os,...etc),:

- Segmentation EM

Pour segmenter les images corrigées par les différents algorithmes, nous avons appliqué une segmentation EM (Expectation-Maximization), pour le mélange des gaussiennes,

L'algorithme EM

- 1- Initialisation des C gaussiennes de moyenne et des probabilités à priori

$$P_k^{t=0} = \frac{1}{C} \text{ et } \theta_k^{t=0} = (\mu_k^0, \sigma_k^0)$$

- 2- Etape E: calcul des probabilités a posteriori $Z_k^t(x_i)$ et du maximum de vraisemblance $L(\theta)$.

$$Z_k^t = \frac{P_k^t f(x_i / \theta_k)}{\sum_{j=1}^C P_j^t f(x_i / \theta_j)}$$

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^n \sum_{k=1}^C P_k f(x_i, \theta_k)$$

3- Etape M : mise à jour des paramètres des gaussiennes et calcul du maximum de vraisemblance $L(\theta)$.

$$P_k^{t+1} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Z_k^t(x_i)$$

$$\mu_k^{t+1} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i Z_k^t(x_i)}{\sum_{i=1}^n Z_k^t(x_i)}$$

$$(\sigma_k^{t+1})^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu_k^{t+1})(x_i - \mu_k^{t+1})^t Z_k^t(x_i)}{\sum_{i=1}^n Z_k^t(x_i)}$$

$$L(\theta) = \prod_{i=1}^n \sum_{k=1}^C P_k f(x_i, \theta_k)$$

4- Test d'arrêt : Si différence entre vraisemblance inférieur à un seuil affecter chaque pixel à sa classe, sinon retour à l'étape E.

- Extraction des matières (LCR, MB et MG)

5.4.3.1 Résultat de la segmentation

Les figures 5.13 et 5.14 montrent les résultats obtenus sur les différentes images corrigées et contenant 20% puis 40% de biais.

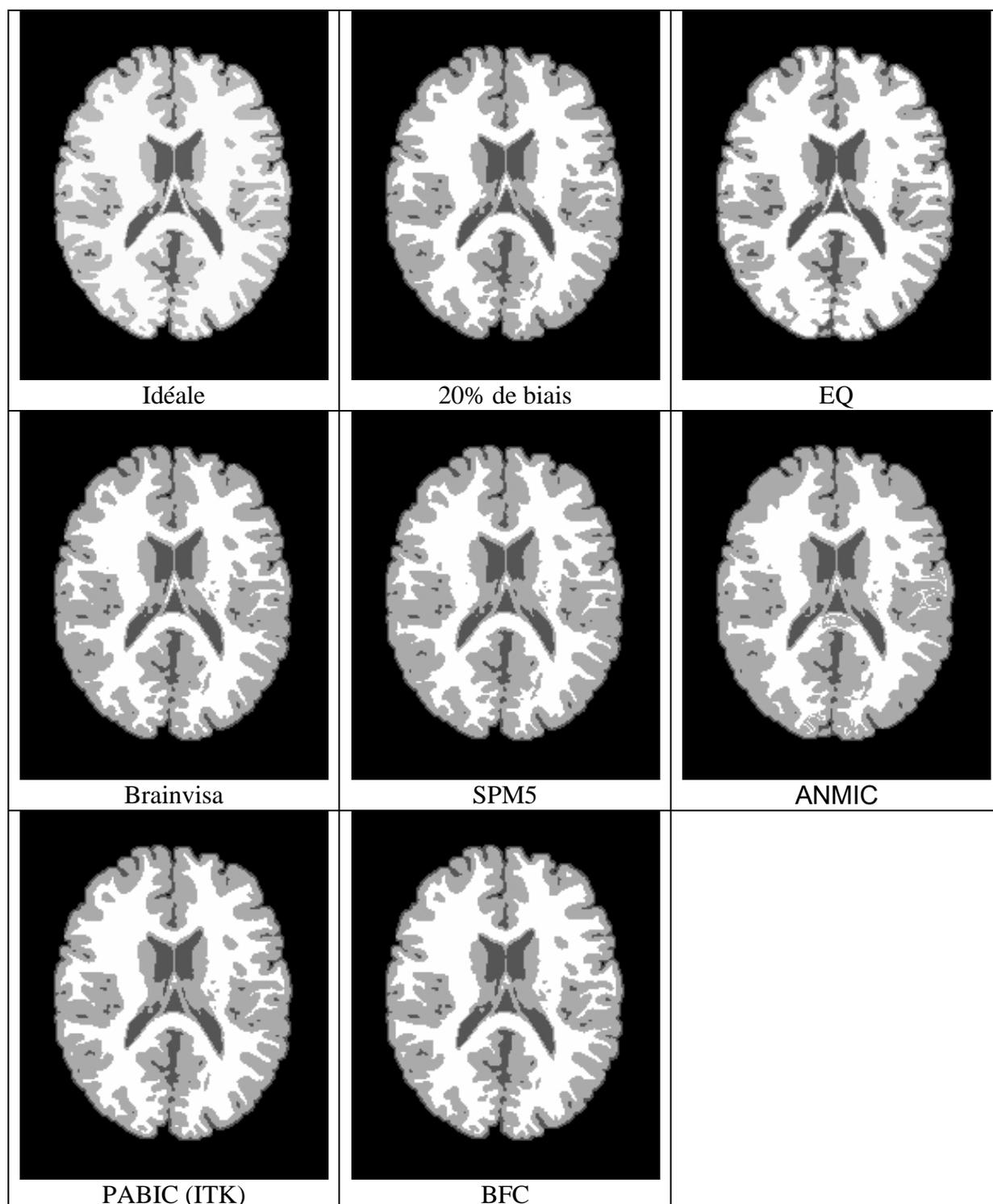


Figure 5.13 Segmentation des images avec 20 % corrigés par les Algorithmes de correction du biais

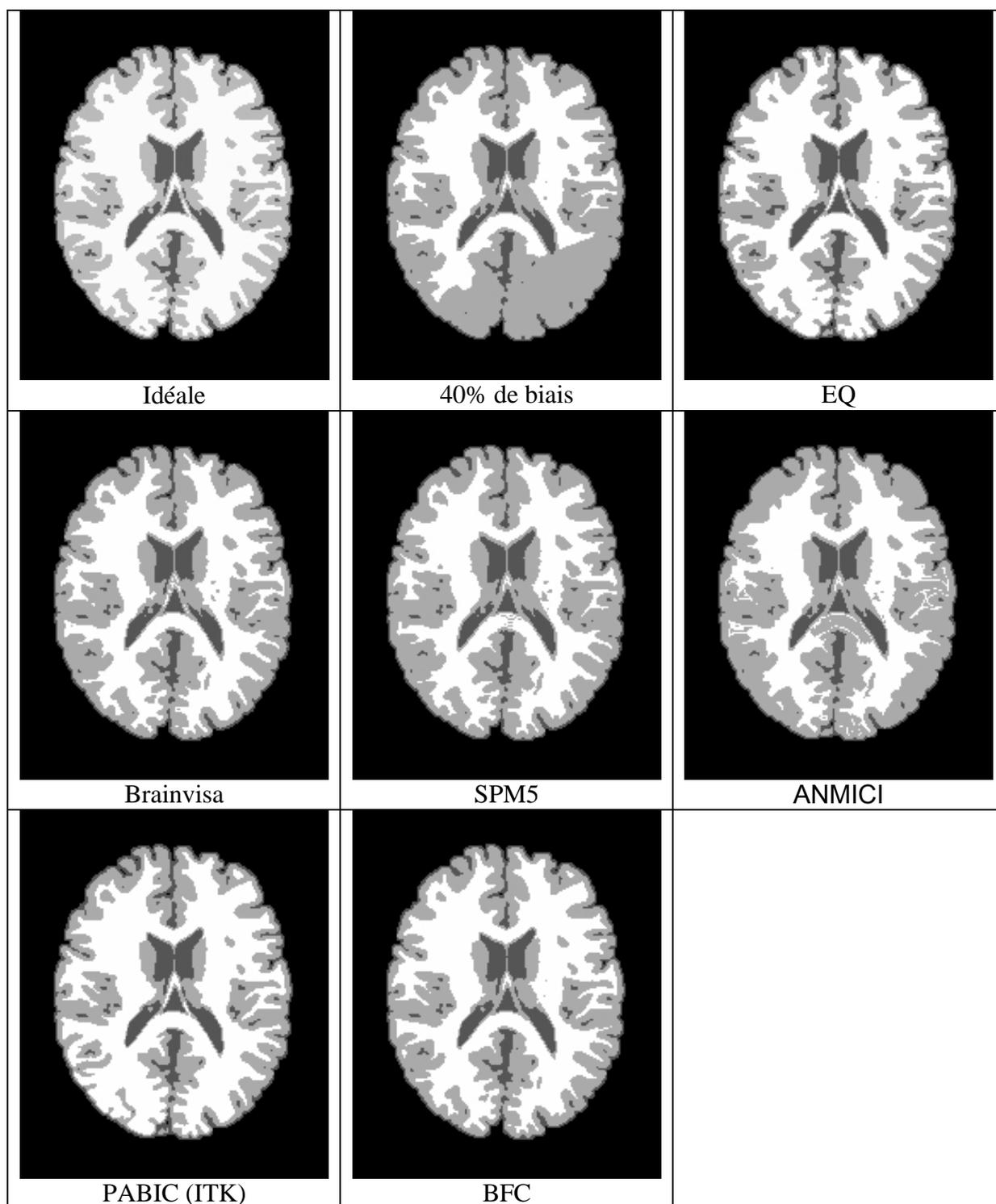


Figure 5.14 Segmentation des images avec 40 % de biais corrigés par les Algorithmes de correction du biais.

Les figures 5.16 et 5.17 montrent les trois tissus principaux du cerveau matière blanche, matière grise et liquide céphalo-rachidien, extraites des images corrigées puis segmentées, pour un pourcentage de biais de 20% et 40%.

Pour les images corrigées par EMS, nous avons utilisé les résultats de la segmentation EM de EMS.

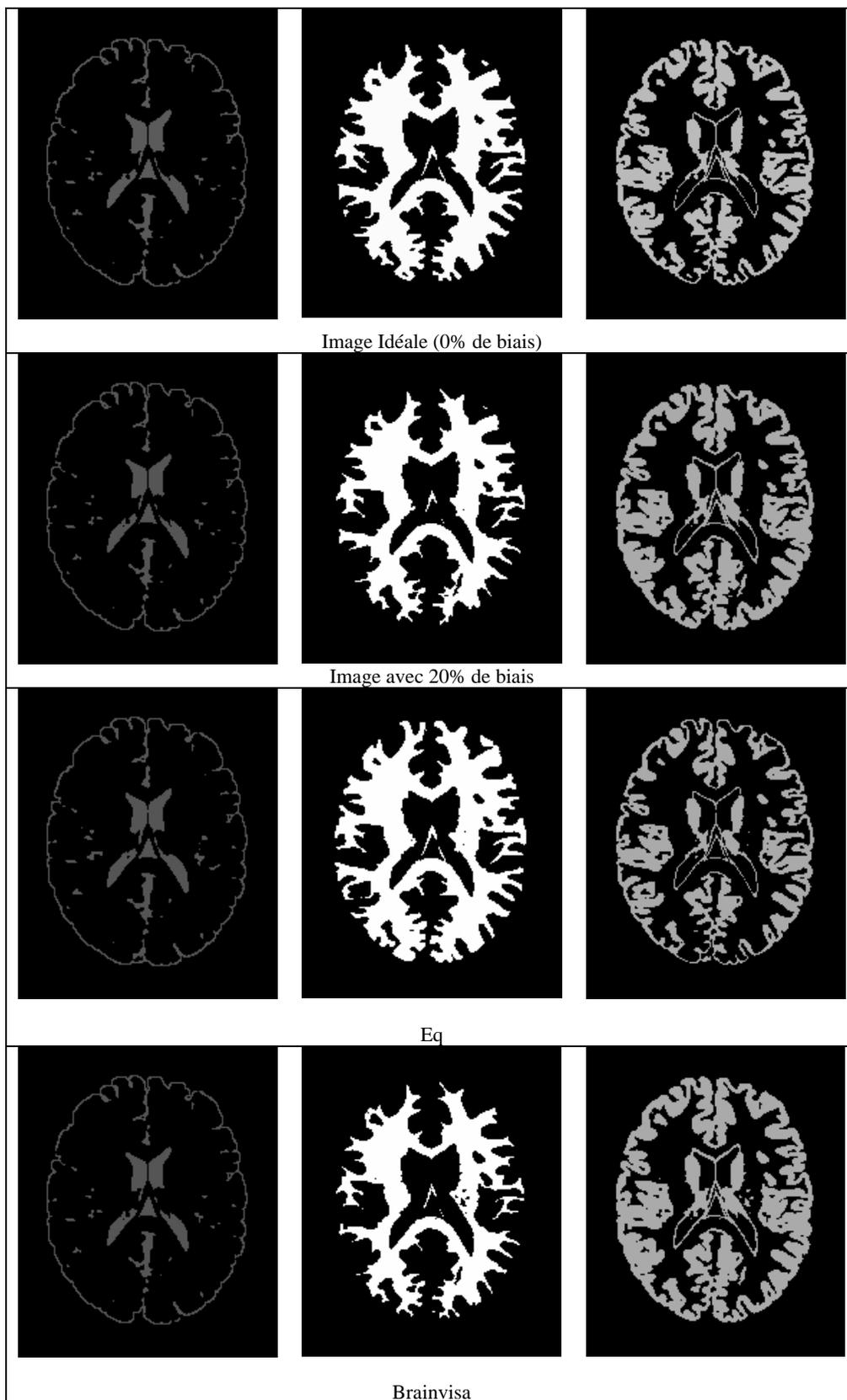


Figure 5.15 LCR, MB et MG image a 20% de biais

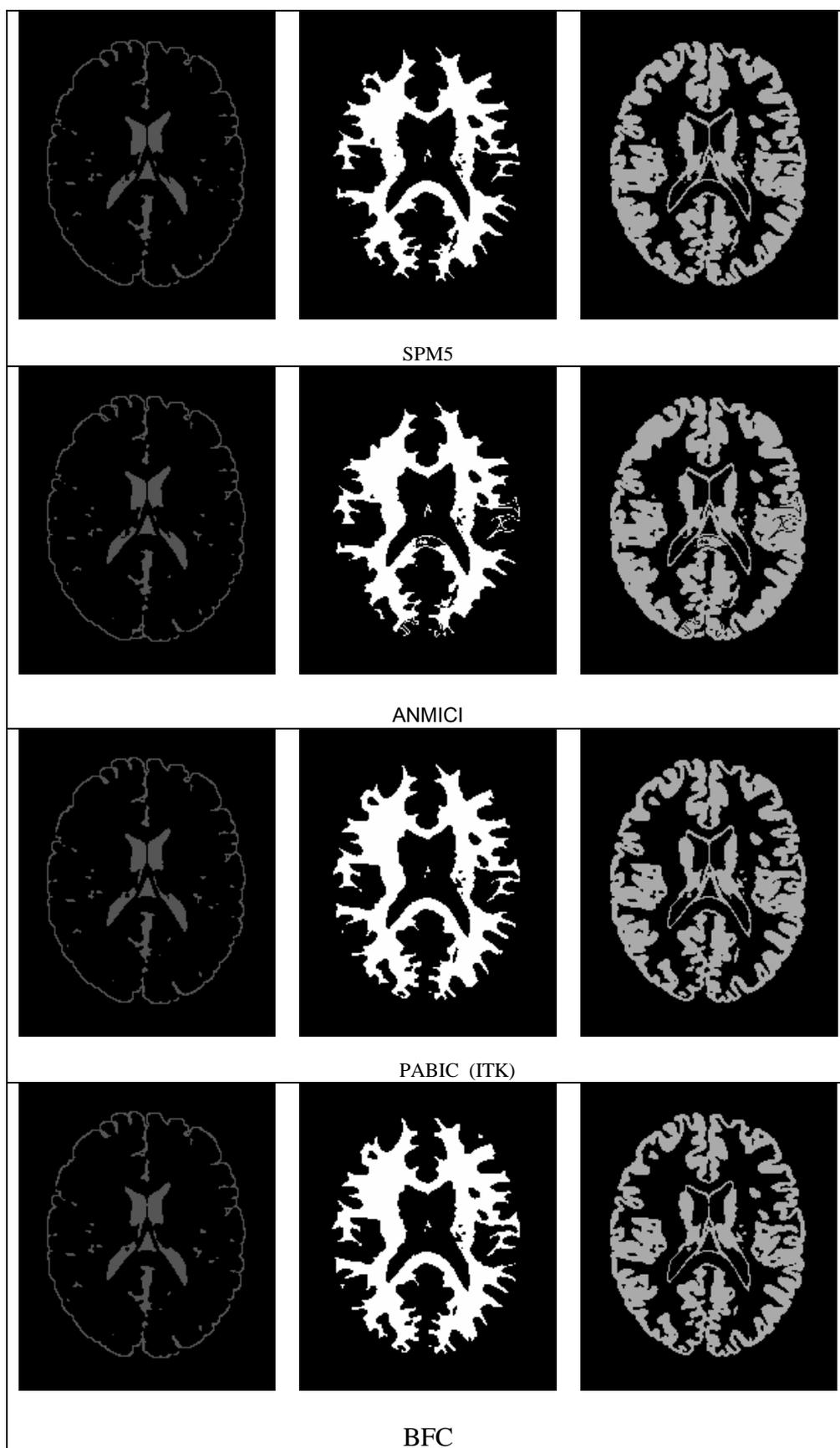


Figure 5.15 LCR, MB et MG image a 20% de biais (suite)

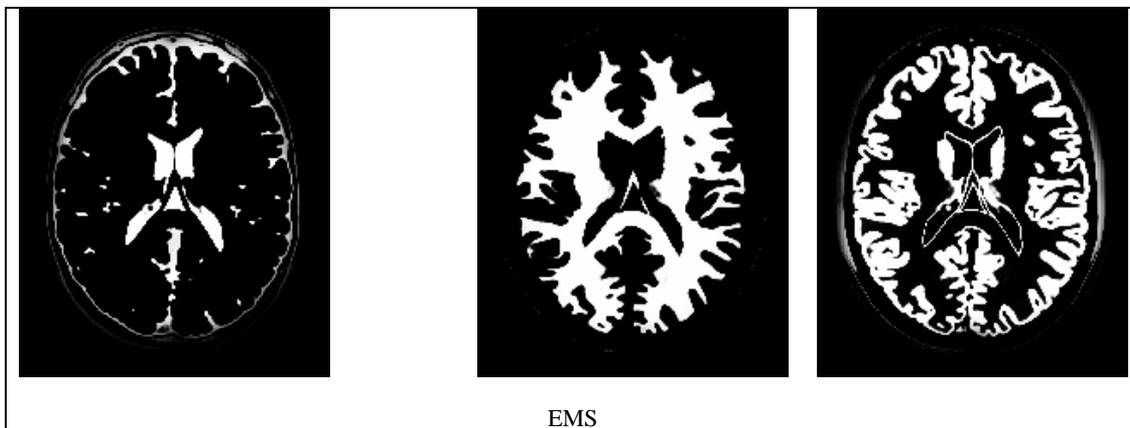


Figure 5.15 LCR, MB et MG image a 20% de biais (suite)

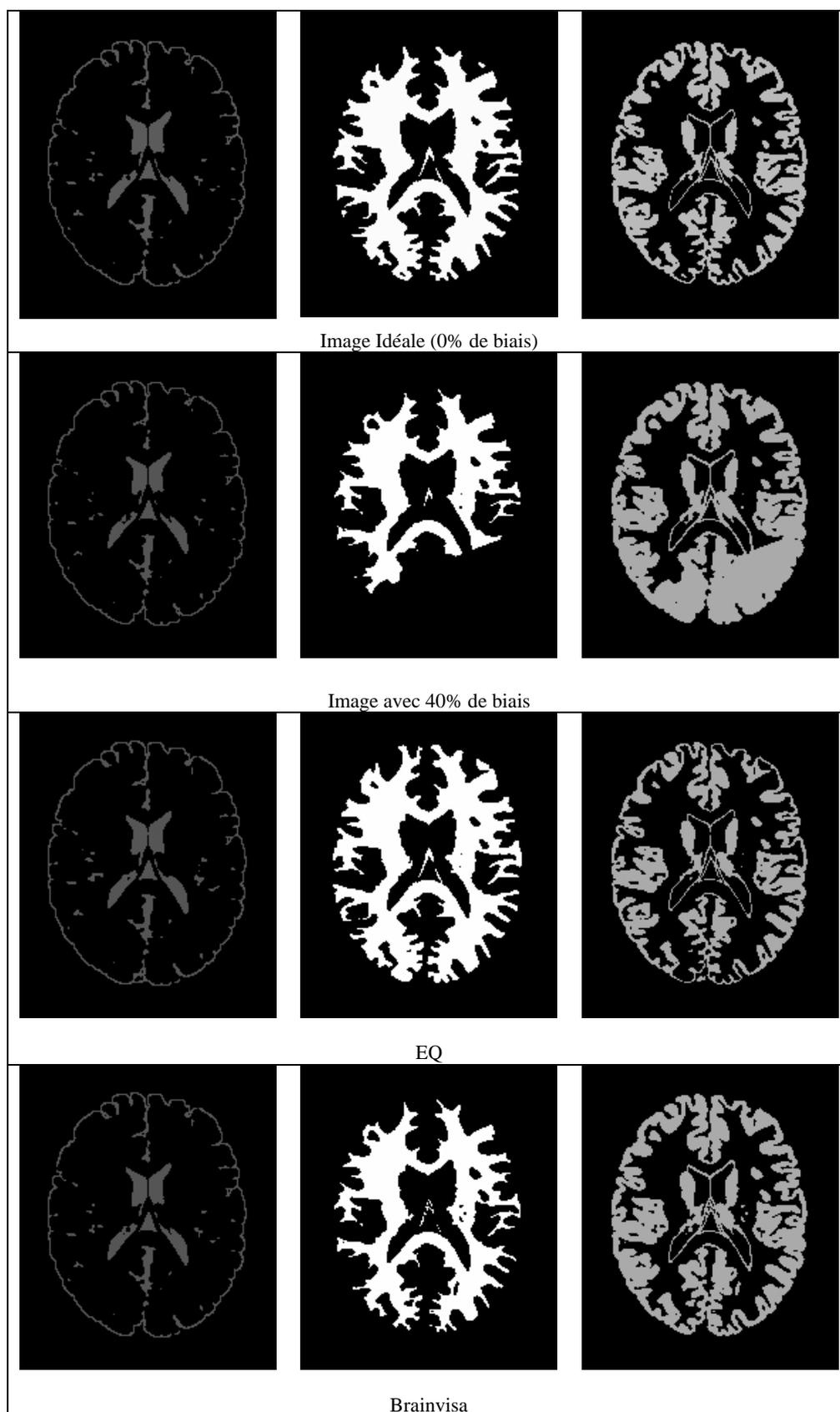


Figure 5.16 LCR, MB et MG image a 40% de biais

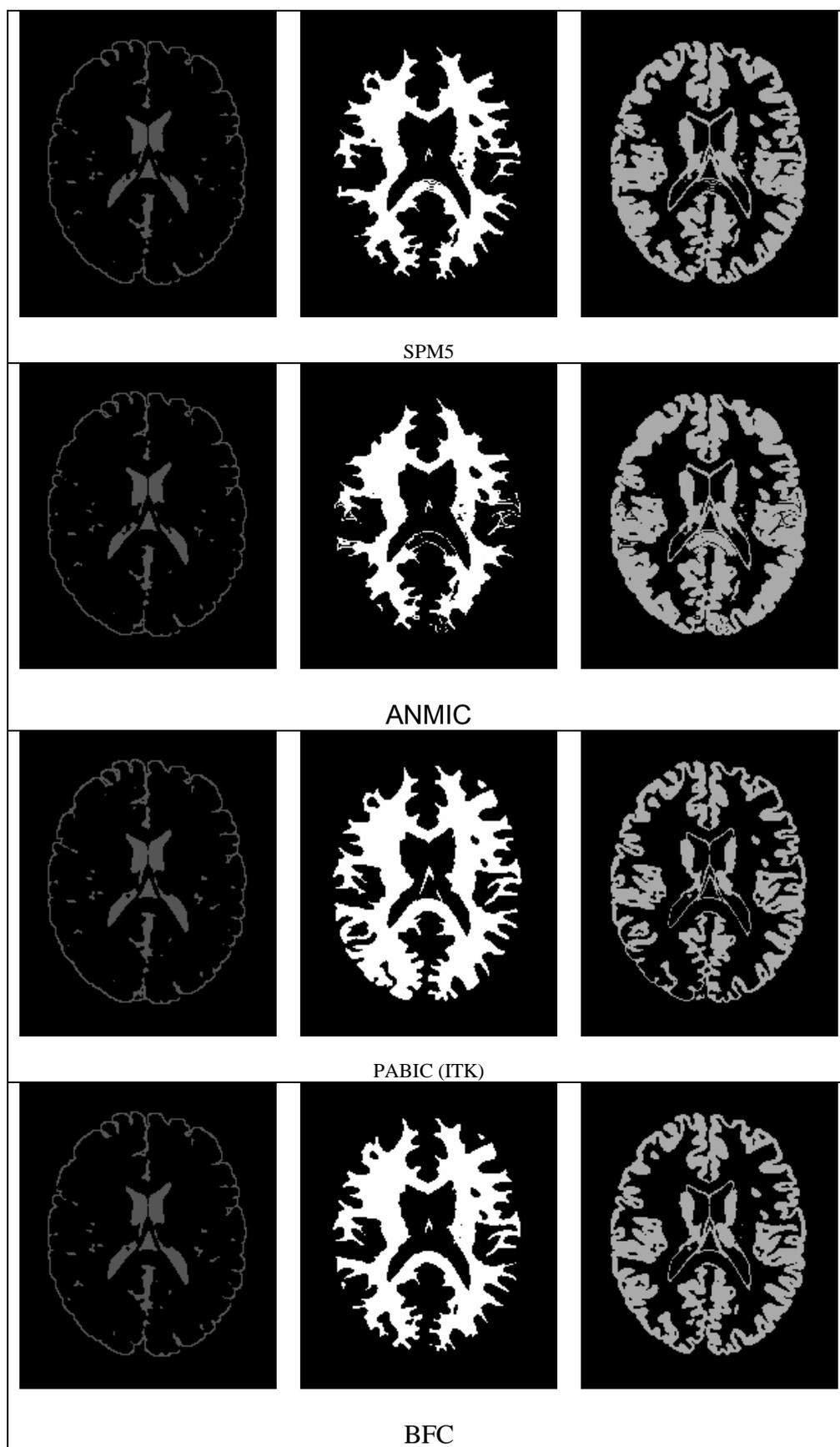


Figure 5.16 LCR, MB et MG image a 40% de biais (suite)

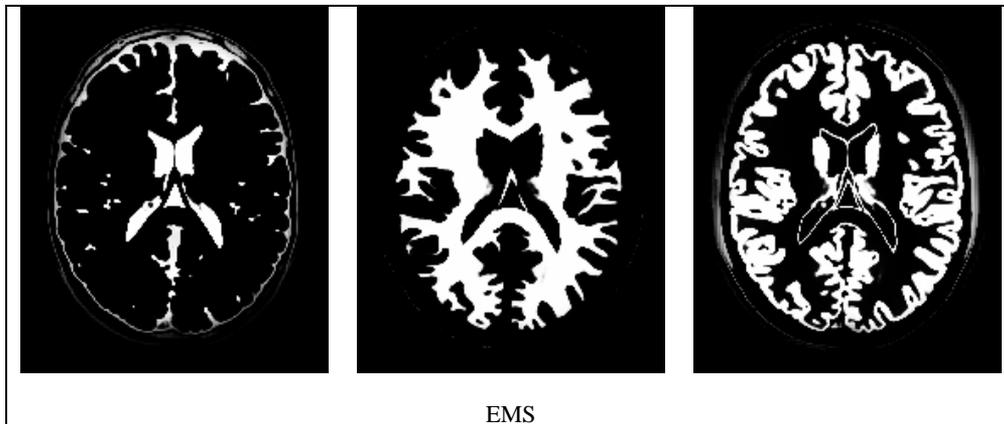


Figure 5.16 LCR, MB et MG image à 40% de biais (suite)

On constate que pour un biais de 40%, l'erreur de segmentation apparaît clairement contrairement à celle de 20%.

Nous avons également segmenté les images contenant 3% de bruit et 20% de biais.

La figure 5.17 ci-dessous, montre les trois matières extraites sur les images avec 3% de bruit et 20% de biais.

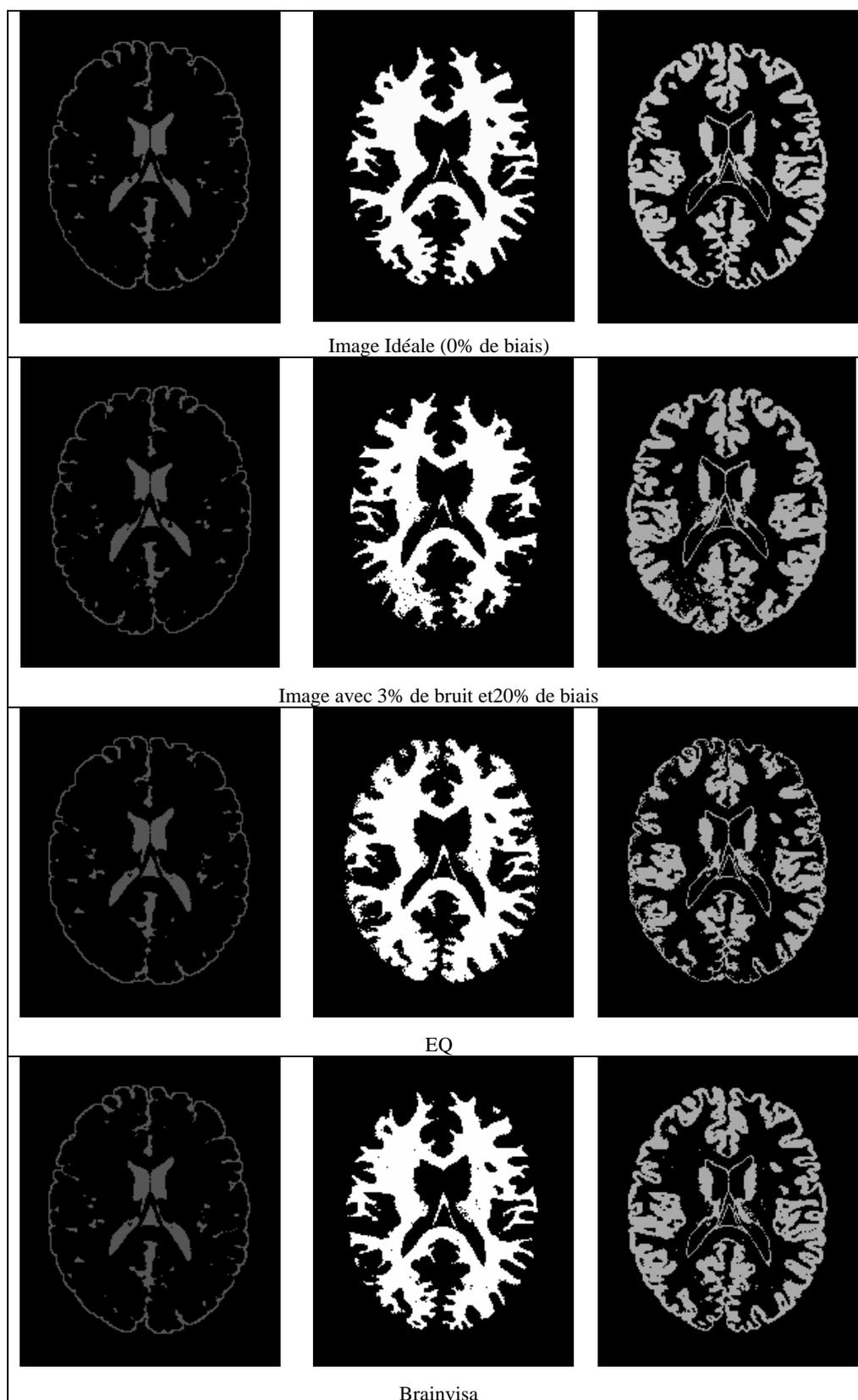


Figure 5.17 LCR, MB, et MG pour une image 3% de bruit et 20% de biais

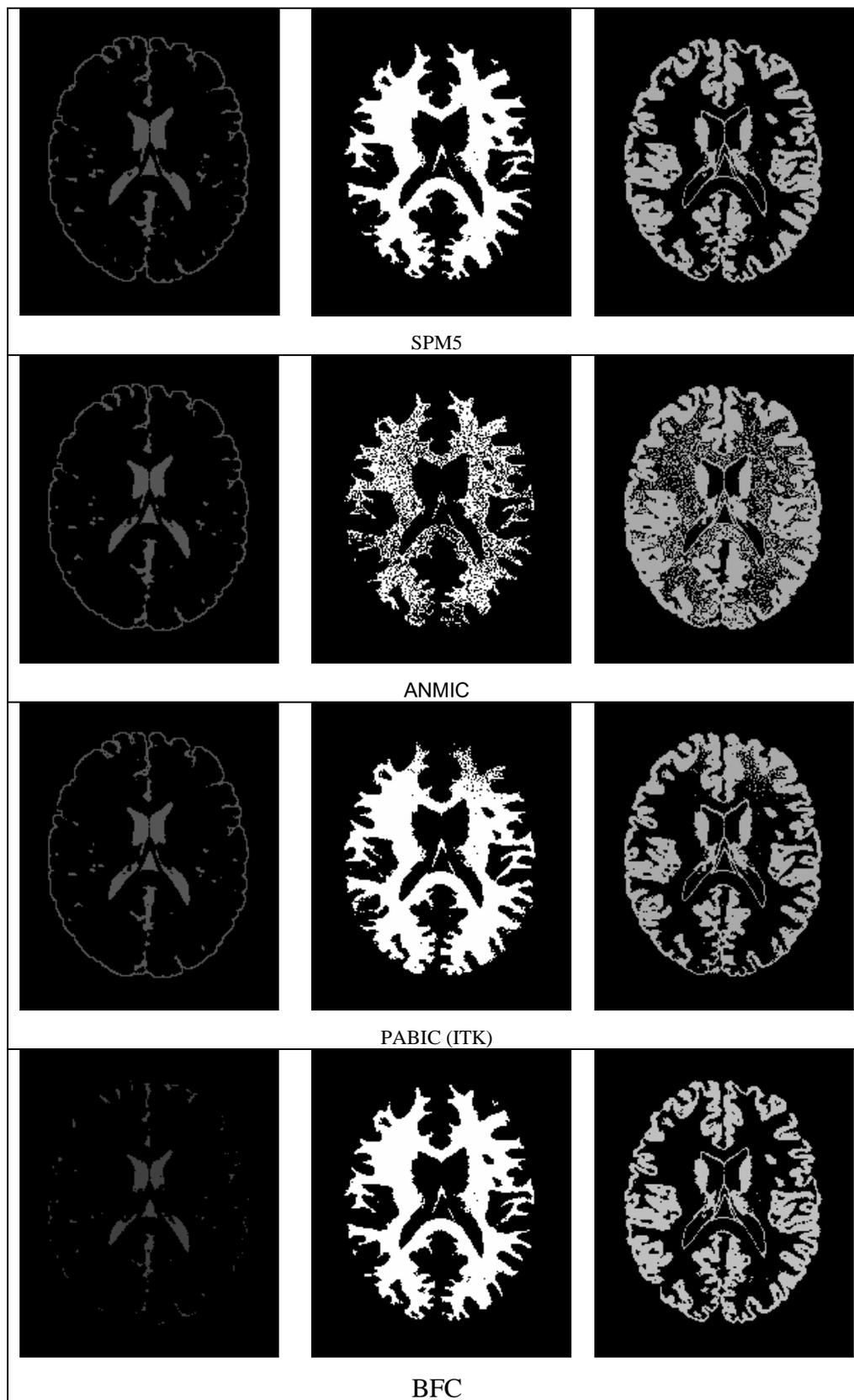


Figure 5.17 LCR, MB, et MG pour une image 3% de bruit et 20% de biais (suite)

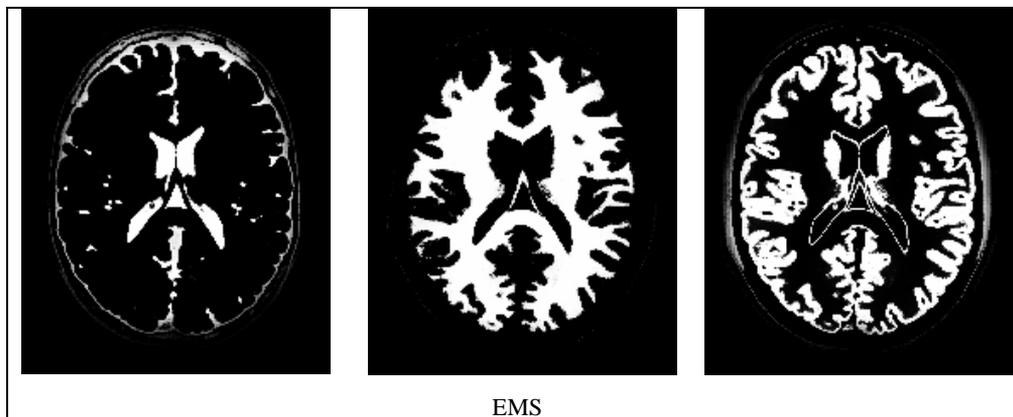


Figure 5.17 LCR, MB, et MG pour une image 3% de bruit et 20% de biais (suite)

On remarque qu'en présence de bruit, les erreurs de segmentation augmentent, ces erreurs apparaissent surtout pour l'algorithme ANMCI.

5.4.3.2 Evaluation de la segmentation obtenue

Pour évaluer la segmentation obtenue, nous allons comparer la segmentation avec celle de l'image idéale.

L'image ne contenant ni bruit ni biais sera utilisée comme référence, les trois tissus principaux du cerveau sont parfaitement séparés, et la segmentation peut être considérée comme idéale.

Nous avons opté pour le calcul des faux positifs et faux négatifs tel que :
 Faux positifs : pixels non voisins sur l'image idéale et voisins sur l'image prétraitée
 Faux négatifs : sont les pixels voisins sur une image idéale et ne le sont pas sur l'image corrigée

Les tableaux et résumés respectivement les résultats obtenus par l'image avec 20% de biais et 40% de biais :

Tableau 5.1 Image avec 0% de bruit et 20%biais

	MB		MG		LCR	
	FP	FN	FP	FN	FP	FN
20% biais	0.0218	0.0197	0.0239	0.0221	0,0042	0.0039
EQ	0.0158	0.0178	0.0201	0.0226	0.0076	0.0075
Brainvisa	0.0291	0.0287	0.0323	0.0317	0.0051	0.0075
SPM5	0.0315	0.0293	0.0354	0.0330	0.0038	0.0051
ITK	0.0254	0.0235	0.0274	0.0256	0.0040	0.0035
EMS	0	0.0836	0	0.1786	0	0.0952
BFC	0.0210	0.0197	0.0228	0.0217	0.0040	0.0035
ANMCI	0.0298	0.0287	0.0346	0.0326	0.0069	0.0059

Sur le tableau 5.1, le pourcentage de biais est de 20% ce qui n'est pas beaucoup, l'algorithme EQ donne le meilleur résultat, les autres méthodes n'améliorent pas la segmentation.

Sur la figure 5.18, nous pouvons voir une illustration graphique de ces résultats, pour la matière blanche et la matière grise.

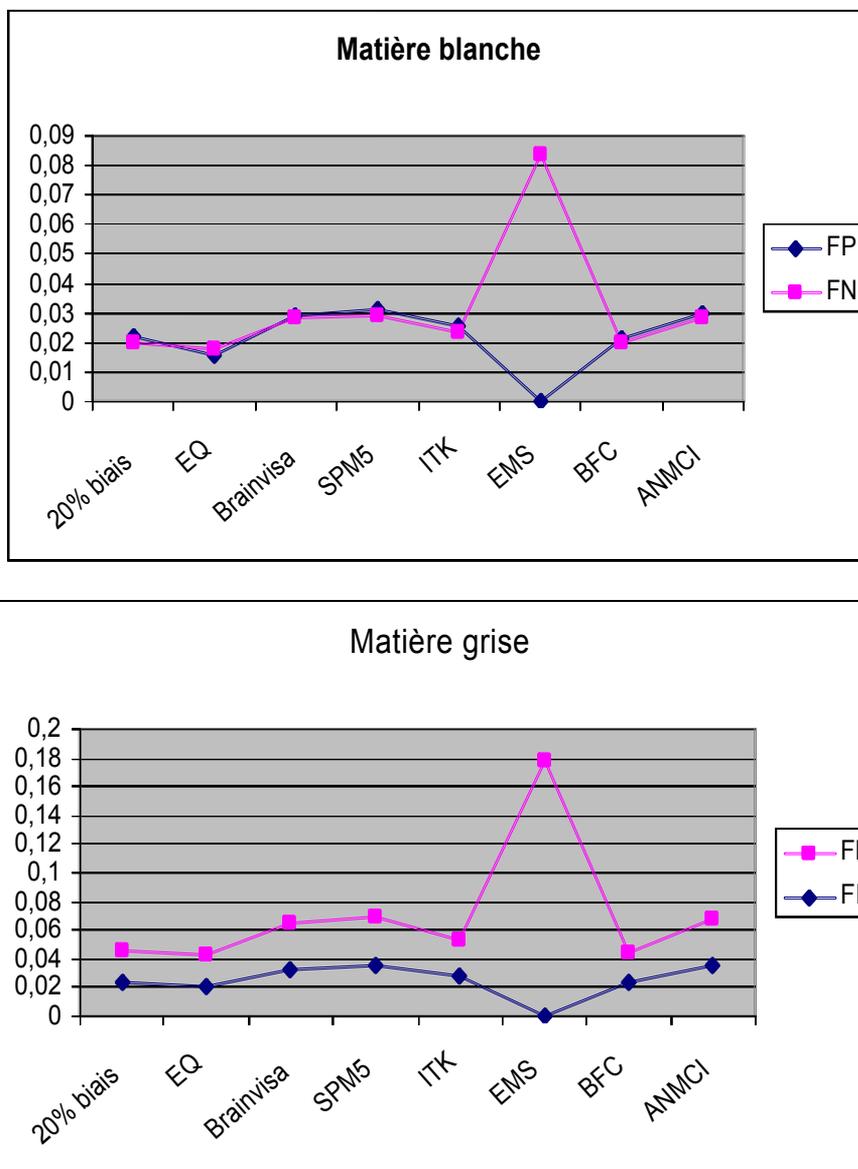


Figure 5.18 illustration graphique de l'évaluation de la segmentation dans le cas d'une image à 20% de biais

Tableau 5.2 Image avec 0% de bruit et 40%biais

	MB		MG		LCR	
	FP	FN	FP	FN	FP	FN
40% biais	0.0272	0.0165	0.0323	0.0211	0.0074	0.0064
EQ	0.0148	0.0166	0.0188	0.02100	0.0070	0.0068
Brainvisa	0.0260	0.0256	0.0279	0,0279	0.0038	0.0037
SPM5	0.0300	0.0284	0.0336	0.0319	0.0055	0.0048
ITK	0.0129	0.0129	0.0180	0.0183	0.0075	0.0079
EMS	0.0000	0.1980	0.0000	0.2674	0.0012	0.0967
BFC	0.0157	0.0143	0.0183	0.0175	0.0048	0.0050
ANMCI	0.0287	0.0274	0.0335	0.0320	0.0071	0.0062

Le tableau 5.2 montre que l' algorithme PABIC donne le meilleur résultat suivi par BFC puis EQ, puisque nous remarquons une diminution des faux positifs et faux négatifs, pour la MB et MG.

Donc si le biais augmente, les algorithmes PABIC et BFC deviennent plus performants.

Pour l'algorithme EMS, nous pouvons remarquer que bien que les faux positifs soient pratiquement nuls, les faux négatifs augmentent considérablement.

La figure 5.19, montre une illustration graphique du tableau 5.2

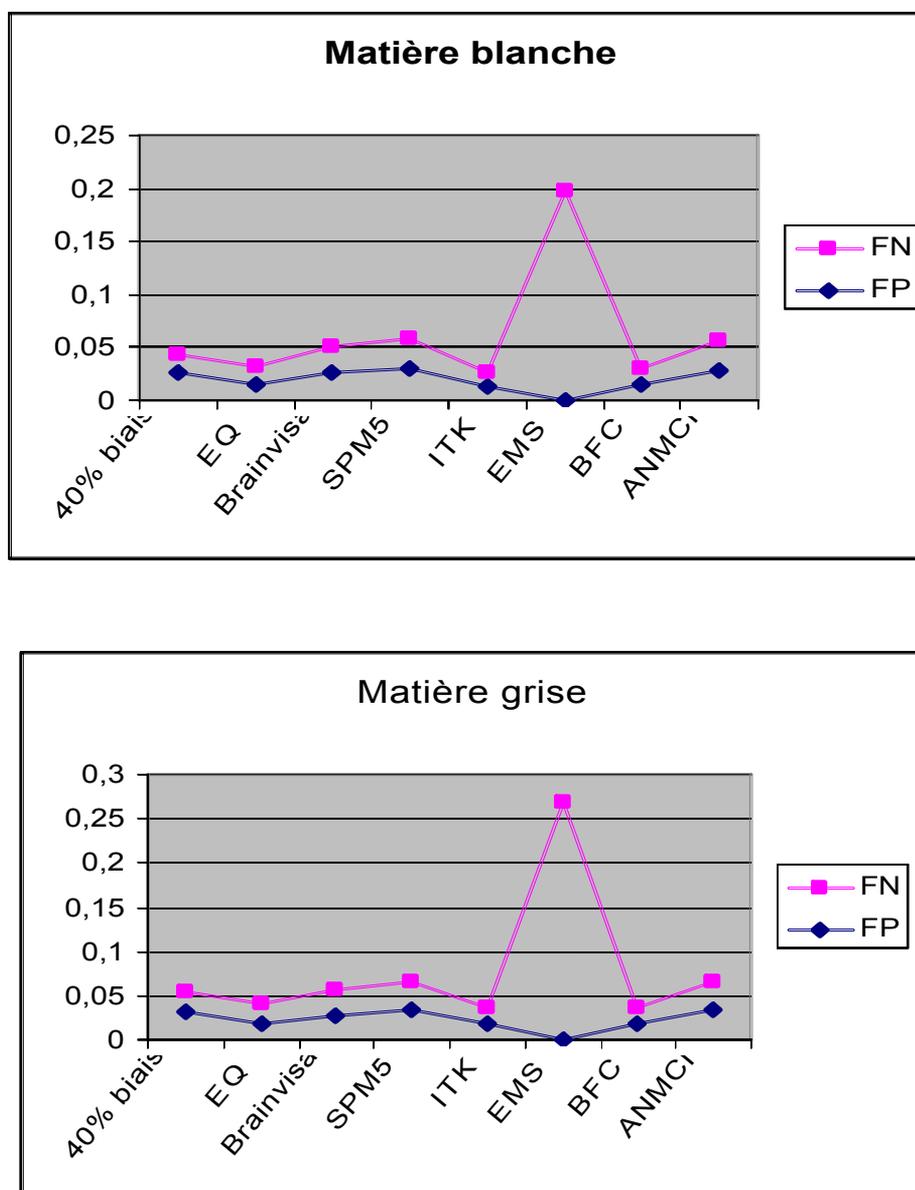


Figure 5.19 illustration graphique de l'évaluation de la segmentation dans le cas d'une image à 40% de biais.

Le tableau 5.3, montre le résultat de la segmentation effectuée par chaque algorithme, sur une image avec 3% de bruit et 20% de biais.

Tableau 5.3 Image avec 3% de bruit et 20% de biais

	MB		MG		LCR	
	FP	FN	FP	FN	FP	FN
3% et 20% Biais	0.0287	0.0322	0.0477	0.0521	0.0284	0.0292
EQ	0.0178	0.0305	0.0238	0.0366	0.0089	0.0091
Brainvisa	0.0114	0.0153	0.0167	0.0229	0.0078	0.0104
SPM5	0.0135	0.0159	0.0180	0.0225	0.0069	0.0088
ITK	0.0161	0.0255	0.0220	0.0322	0.0094	0.0101
EMS	2.5460e- 005	0.1476	7.6381e- 005	0.2481	4.5828e- 004	0.1122
BFC	0.0145	0.0160	0.0259	0.0316	0.0310	0.0102
ANMCI	0.0213	0.0999	0.0257	0.1046	0.0070	0.0065

En observant les graphiques de la figure 5.20, nous pouvons remarquer l'influence du bruit sur le résultat de la correction, nous remarquons que dans ce cas BFC donne le meilleur résultat, et que l'algorithme ANMCI est sensible au bruit.

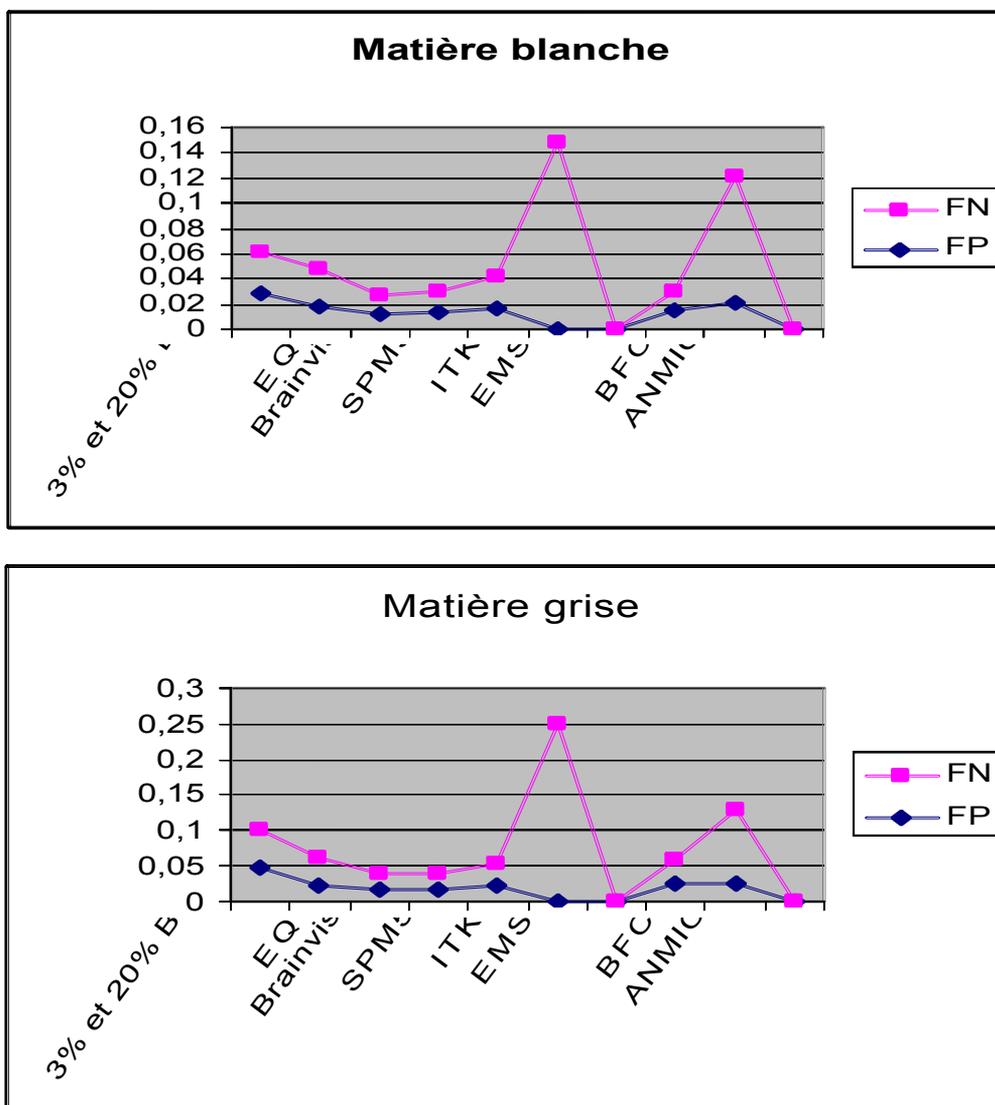


Figure 5.20 illustration graphique de l'évaluation de la segmentation dans le cas d'une image à 3% de bruit et 20% de biais

5.5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons testé sept algorithmes de correction du biais, Arnold et al dans [38] ont testé six algorithmes de correction de biais entre autres BFC, EQ et une version antérieure de SPM (SPM 99).

Dans notre cas nous avons utilisé la version 5 de SPM qui estime le biais lors de la segmentation, alors que pour la version de spm99, la correction se faisait séparément en utilisant une méthode de minimisation d'entropie.

Nous avons également testé la correction proposée par Mangin dans le logiciel Brainvisa, EMS de Van Leemput, ANMCI ainsi que PABIC (ITK).

Nous avons remarqué que l'algorithme PABIC disponible avec ITK a donné de très bons résultats, en présence de biais à 40%, ainsi qu'en présence de bruit, mais nous avons eu des difficultés à l'utiliser, vu que la compilation de la bibliothèque a nécessité beaucoup d'effort, et de recherches. Le développement d'interface graphique par des informaticiens permettrait certainement de mieux utiliser cette bibliothèque et ses fonctionnalités. L'utilisation d'images avec d'avantage de biais pourrait éventuellement confirmer l'efficacité de la correction en comparaison avec d'autres algorithmes.

BFC du logiciel Brainsuite donne aussi de très bons résultats, et présente aussi l'avantage d'être incorporé dans un logiciel convivial, et peut par conséquent être utilisé facilement.

Brainvisa se présente sous forme de logiciel mais assez difficile à utiliser, et nécessite beaucoup de mémoire vive (RAM), et une carte graphique performante, mais peut aussi être exécuté en ligne de commandes.

Les applications EMS, ANMCI bien qu'elle soient libre d'accès fonctionnent sous SPM, et donc nécessitent l'utilisation de Matlab, qui reste un logiciel assez coûteux, contrairement aux applications Brainvisa, et Brainsuite qui sont opensource et peuvent être utilisés sous environnement Linux.

CONCLUSION

L'objectif de ce mémoire était l'étude d'un artéfact propre à l'imagerie par résonance magnétique: le biais d'intensité.

Les nombreux travaux publiés chaque année montrent l'intérêt croissant des chercheurs, pour le développement d'outils de correction de l'inhomogénéité d'intensité.

Dans le cadre de notre travail, nous avons testé sept algorithmes différents de correction du biais sur des images IRM contenant un pourcentage de biais connu au préalable.

Nous avons également segmenté les images obtenues après correction afin de vérifier, si les méthodes de correction utilisées permettent d'améliorer la segmentation des images.

Les images utilisées sont des IRM synthétiques contenant 20% et 40% de biais, et ont été téléchargé à partir du site Brainweb qui est largement utilisé par la communauté des traiteurs d'images pour la validation de leurs recherches.

L'utilisation d'images contenant d'avantage de biais aurait certainement pu nous permettre de mieux évaluer les algorithmes de correction, mais malheureusement nous n'avons pas pu accéder à ce type d'images.

IL serait aussi intéressant de vérifier l'efficacité de ces algorithmes sur des images réelles.

L'utilisation d'images provenant d'Imageurs de marques différentes serait tout aussi intéressante, mais cela reste difficile à réaliser vu le prix très élevé de ces appareils. En effet durant l'acquisition correction du biais est effectuée, et par conséquent les images peuvent différer d'un imageur à un autre.

D'autre part, les constructeurs proposent de nos jours des appareils utilisant des champs magnétiques de plus en plus élevés. Aujourd'hui, il existe des imageurs de 3T et de 7T.

Un algorithme donnant des résultats satisfaisant pour une image provenant d'un imageur à 1.5T, peut s'avérer inefficace pour une image provenant d'un imageur 3T ou 7T.

Les moyens informatiques mis en œuvre pour le traitement des images acquises sont tout aussi importants, les logiciels d'imagerie en particulier 3D nécessitent l'utilisation de processeurs de plus en plus rapides, et des espaces mémoires de plus en plus importants.

La dernière version du logiciel SPM (SPM8), par exemple fonctionne sous une version Matlab plus récente que celle que nous avons utilisé dans notre travail.

En perspectives, nous pouvons proposer :

- ✓ Tester les algorithmes sur des images de 80% de biais et 100% de biais
- ✓ Utiliser des images réelles provenant d'un même sujet, de sujets différents et de différents imageurs (Cela dépendra des imageurs existants sur le territoire national, et qui malheureusement ne sont pas nombreux).
- ✓ Ajouter d'autres algorithmes de correction à l'étude.
- ✓ Faire une comparaison entre les algorithmes et techniques de segmentations d'images qui corrige le biais, en utilisant des techniques d'évaluation.

A ce jour, les recherches de nouvelles stratégies pour corriger les inhomogénéités d'intensité, sont toujours en cours, soit en améliorant les algorithmes de segmentation, soit en développant des outils de prétraitement.

REFERENCES

1. Liang Z.P, Lauterbur P.C., «Principles of Magnetic Resonance Imaging », IEEE Press Series in Biomedical Engineering. 2000.
2. Bloch, F., W. W. Hansen and M. Packard (1946). «Nuclear induction. Phys Rev: 69:127.
3. Jan J, «Medical Image Processing, Reconstruction and Restoration: Concepts and Methods », 2006 by Taylor & Francis Group, LLC
4. Prasad V., « Magnetic Resonance Imaging: Methods and Biologic Applications», edited by Pottumarthi, 2006. Human Press.
5. Langlois S., «Analyse et correction des distorsion en imagerie par résonance magnétique », Thèse de doctorat Université de Caen 1997
6. http://www.u594.ujfgrenoble.fr/people/ebarbier/coursRMN_TPimagerie.pdf.
7. <http://www.cis.rit.edu/htbooks/mri/>
8. <http://www.mr-tip.com>
9. Milles J. « Modélisation et correction des inhomogénéités d'intensité en imagerie cérébrale par résonance magnétique» thèse de Doctorat, Institut National des Sciences Appliquées, Lyon, France 2002.
10. Sled J. G.et Pike G.B., «Understanding intensity non-uniformity in MRI». 1st Int. Conf. on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI '98). Cambrige (USA), Oct. 1998. Lectures Notes in Computer Science, 1998. vol. 1496, p614-622.
11. Alecci M., Collins C. M., Smith M. B., Jezzard P. « Radio Frequency Magnetic Field Mapping of a 3 Tesla Bridgecage Coil: Experimental and Theoretical Dependence on Sample Properties. », Magnet. Reson Med., 2001, vol.46, n°2, p379-385.
12. Belaroussi B., Milles J., Carme S., Zhu Y. M., et Benoit-Cattin H., « Intensity non-uniformity correction in MRI: Existing methods and their validation», Medical Image Analysis, 10, 234-246, 2006.

13. Johnston B., Atkins M., Mackiewicz B., Anderson M., 1996 « Segmentation of multiple sclerosis lesions in intensity corrected multispectral MRI», IEEE Trans. Medic. Imaging ,15(2), 154-169,1996,.
14. B. H. Brinkman, A. Manduca and R. A. Robb «Optimized homomorphic unsharp masking for MR grayscale inhomogeneity correction». IEEE Trans. Medical Imaging, (1998). ,17(2): 161-171.
15. Cohen M. S., DuBois R. M. and Zeineh M. M. «Rapid and effective correction of RF inhomogeneity for high field magnetic resonance imaging”. Human Brain Mapping, (2000), 10(4): 204-11.
16. J.Luo, Zhu, Y. Clarysse, P., et Magnin, I. «Correction of Bias Field in MR Images Using Singularity Function Analysis». IEEE Trans. Medical Imaging. 24(8),. pp. 1067-1085, 2005,
17. Han C., Hatsukami T., et Yuan C., « A Multi-Scale Method for automatic correction of intensity non-uniformity in MR Images. »m Magnet. Reson Med.,46(2), p379-385, 2001.
18. Lin F., Chen Y-j., Belliveau J., et Wald L. «A Wavelet-Based Approximation of Surface Coil Sensitivity Profiles For Correction Of Image Intensity Inhomogeneity And Parallel Imaging Reconstruction. », Hum Brain Mapp, 19(2),96-11.
19. Mangin J.F, «Entropy minimization for automatic correction of intensity nonuniformity».MMBIA. IEEE Workshop on Mathematical Methods in Biomedical Image Analysis., Hilton Head Island, South Carolina : 162-169,2000.
20. Likar B.L, Viergever M.A., et Pernus F. ,«Retrospective correction of MR intensity inhomogeneity by information minimization », IEEE Trans. Medical Imaging, 20(12): 1398-1410,2001.
21. Ashburner J.et Friston K.J, « Voxel-based morphometry - the methods », NeuroImage 11:805-821, 2000
22. Manjón J.V, Lull J. J., Carbonell-Caballero J. , n García-Martí, L., Martí-Bonmatí , Robles M., « A nonparametric MRI inhomogeneity correction method», Medical Image Analysis. 11 (2007) 336–345. 2007.

23. Sled J.G, Zujdenbos A.P, et Evans A.C., "A non parametric method for automatic correction of non uniformity in MRI data". IEEE Trans. Medical Imaging 17(1): 87-97, 1998.
24. Styner M., Brechbuhler C., Szekely G., et Gerig G., "Parametric estimate of intensity inhomogeneities applied to MRI," IEEE Trans. Medical Imaging 19(3): 153–165, 2000.
25. Wells W.L., L. Grimson, R. Kikinis et Jolesz F. A., "Adaptive segmentation of MRI data". IEEE Trans. Medical Imaging 15(4): 429-442, 1996.
26. Dempster A., Laird N. et, Rubin D., "Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm". Journal of the royal Statistical Society, B 39: 1-38, 1977.
27. Guillemaud R, et Brady M., "Estimating the bias field of MR images". IEEE Trans. Medical Imaging, 16(3): 238-51, 1997.
28. Van Leemput K., Maes F, Vandermeulen D. et Suetens P. "Automated model-based tissue classification of MR images of the brain", IEEE Trans. Medical Imaging 18(10): 897-908, 1999.
29. Ashburner J. et Friston K. J, "Unified segmentation," NeuroImage, 26 (3), 839–851, 2005.
30. Dunn J.C «A Fuzzy Relative of the ISODATA Process and Its Use in Detecting Compact Well-Separated Clusters», Journal of Cybernetics 3: 32-57, 1973.
31. Bezdek J.C, «Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms», Plenum Press, New York(1981).
32. Pham D. L., et Prince J.L, "Adaptive fuzzy segmentation of magnetic resonance images". IEEE Trans. Medical Imaging 18(9): 737-52, 1999.
33. Ahmed M., Yamany S., Mohamed N., Farag A., et Moriarty T., "A modified fuzzy c-means algorithm for bias field estimation and segmentation of MRI Data". IEEE Trans. Medical Imaging, 21(3): 193-199, 2002,
34. Jiang L. et Yang W "A modified Fuzzy C-Means Algorithm for Segmentation of Magnetic Resonance Images". Proc.VIIIth Digital Image Computing: Techniques and Applications, Sun C., Talbot H., Ourselin S. and Adriaansen T. (Eds), 10-12 Dec. 2003, Sydney.

35. Zhou Y. et Bai J., «Atlas-Based Connectedness Segmentation and Intensity Non uniformity Correction Applied to Brain MRI». IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 54(1):122-129,2007,
36. Shattuck D. W., Sandor-Leahy S. R., Schaper K. A, Rottenberg D. A. et Leahy R. M., "Magnetic resonance image tissue classification using a partial volume model". Neuroimage 13(5): 856-76. 2001.
37. Zhu C. et Jiang T., "Multicontext fuzzy clustering for separation of brain tissues in magnetic resonance images". Neuroimage 18(3): 685-696, 2003.
38. Arnold J.B., Liow J. S., Schaper K. A., Stern J.J., Sled J. G., Shattuck D.W., Worth A. J., Cohen M. S., Leahy R. M, Mazziotta J. C. et Rottenberg D. A., "Qualitative and quantitative evaluation of six algorithms for correcting intensity nonuniformity effects". Neuroimage, 13: 931-943, 2001.
39. Hou Z., «A Review on MR Image Intensity Inhomogeneity Correction», International Journal of Biomedical Imaging, Volume 2006, 1-11, 2006.
40. Vovk U., Pernus F. et Likar B., « A Review of Methods for Correction of Intensity Inhomogeneity in MR», IEEE Trans. Medical Imaging, 26(3): 405-421,2007.
41. Press W.L., Teukolsky S.A., Vetterling W.T., Flannery B.P., « Numerical Recipes in C», Cambridge University Press, 1992
42. <http://www.bic.mni.mcgill.ca/brainweb/>
43. Bentlemsan M., Cherfa A., Cherfa Y., «Correction du Biais en Imagerie par Résonance Magnétique», Journées d'études Algéro-Française en Imagerie Médicale: JETIM 2008. Blida 22,23 et 24 novembre 2008.
44. Bentlemsan M., Cherfa A., Cherfa Y., «Une Etude Comparative entre six Algorithmes de Correction de Biais en IRM», SETIT 2009. Hammamet, Tunisie, 22-26 Mars 2009.