



HAL
open science

Caractérisation du cerveau humain : application à la biométrie

Kamel Aloui

► **To cite this version:**

Kamel Aloui. Caractérisation du cerveau humain : application à la biométrie. Autre. Université Paris-Est, 2012. Français. NNT : 2012PEST1058 . tel-00788834

HAL Id: tel-00788834

<https://theses.hal.science/tel-00788834>

Submitted on 15 Feb 2013

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

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

UNIVERSITÉ PARIS-EST

ÉCOLE DOCTORALE

Mathématiques et Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication
(MSTIC)

Thèse de doctorat

Traitement d'Images et du Signal

Kamel ALOUI

Caractérisation du Cerveau Humain : Étude de la Faisabilité en Biométrie

Thèse en cotutelle avec l'École Nationale d'Ingénieurs de Tunis (ENIT)

Date de la soutenance le 17 Décembre 2012 à l'UPEC

Jury composé de :

Pr. Amel BEN AZZA
Pr. Christophe ROSENBERGER
Pr. Bernadette DORIZZI
Pr. Noureddine ELLOUZE
Pr. Mohamed Saber NACEUR
Pr. Amine NAIT-ALI

Rapporteur
Rapporteur
Examineur
Examineur
Co-directeur
Directeur

SUP'COM, Tunisie
ENSI CAEN, France
Télécom SudParis, France
ENIT, Tunisie
INSAT, Tunisie
UPEC, France

Remerciement

Ce travail de recherche a été réalisé en cotutelle au sein du Laboratoire Images, Signaux & Systèmes Intelligents (LiSSi) de l'Université Paris-Est Créteil (UPEC) et au sein du Laboratoire de Télédétection et Systèmes d'Information à Références Spatiales (LTSIRS) de l'École Nationale d'Ingénieurs de Tunis (ENIT). Je remercie les membres de deux Laboratoires pour l'amitié qu'ils m'ont témoignée tout au long de ces années de thèse ainsi que leurs accueils et leurs soutiens.

Je n'oublierai pas de remercier très cordialement les responsables de la coopération universitaire franco-tunisienne aussi bien au niveau de l'École Doctorale Sciences et Techniques de l'Ingénieur (ED-STI) de l'Université Tunis El Manar qu'au niveau L'École Doctorale Mathématiques et Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication (ED-MSTIC) de l'Université Paris-EST pour m'avoir financé mes séjours à Paris.

Je tiens à exprimer ma profonde reconnaissance et mes sincères remerciements à mon directeur de thèse Monsieur Amine NAIT-ALI, Professeur à l'Université Paris-Est Créteil, pour m'avoir accueillie au sein du laboratoire et pour m'avoir permis d'effectuer ce travail dans les meilleures conditions qui soient. Merci pour votre gentillesse, votre encouragement, vos conseils, votre rigueur scientifique et pour la confiance qui vous m'avez accordée. Merci pour votre aide précieuse lors de la rédaction de ce manuscrit.

Je remercie vivement mon codirecteur de thèse, Monsieur Mohamed Saber NACEUR, Professeur à l'Institut National des Sciences Appliquées et de Technologie (INSAT), d'avoir assuré la codirection de ce travail, de m'avoir apporté la rigueur scientifique nécessaire à son bon déroulement et qui m'a souvent donné le courage d'avancer dans mes recherches.

Je tiens à remercier, Madame Bernadette DORIZZI, professeur chez Télécom SudParis, d'avoir participé à ce jury, en tant que président.

Je remercie vivement Madame Amel BENAZZA, Professeur à l'École Supérieure des Communications de Tunis (SUP'COM) et Monsieur Christophe ROSENBERG, Professeur des Universités à l'ENSICAEN, d'avoir accepté d'être les rapporteurs de cette thèse. Je leur exprime toute ma gratitude pour l'intérêt qu'ils ont manifesté à l'égard de ce travail et pour leurs appréciations. J'adresse mes remerciements à Monsieur Nouredine ELLOUZE, Professeur à l'ENIT, pour avoir bien voulu faire partie du jury.

Merci à tous mes amis pour tous les moments de franche insouciance et de douce gaieté qu'il m'a été donné de partager avec eux entre les lignes de cette thèse.

J'adresse un remerciement particulier à ceux qui m'ont soutenu dans l'ombre, mes parents, mes sœurs et mes frères. Je remercie infiniment, ma femme et ma petite fille qui sans leurs sacrifices et sans leurs encouragements je n'aurais jamais pu effectuer ce travail. Je leur dédie tous, ce travail en témoignage de ma profonde affection pour toute la patience et les sacrifices qu'ils ont convertis pour moi et dont je serai à jamais redevable.

Résumé

D'une manière générale, la biométrie a pour objectif d'établir ou de vérifier l'identité d'individu, notamment à partir de ces caractéristiques physiques ou comportementales. Cette pratique tend à remplacer les méthodes traditionnelles basées sur la connaissance, à savoir un mot de passe ou un code PIN ou basées sur les possessions telles qu'une pièce d'identité ou un badge. Au quotidien, plusieurs modalités biométriques ont été développées dans une certaine mesure, dont les produits sont disponibles et déjà utilisés dans de nombreuses applications. La reconnaissance biométrique est un domaine de recherche qui ne cesse pas d'évoluer et la recherche des nouvelles modalités de hautes performances est d'actualité. L'objectif de notre thèse consiste à développer et d'évaluer de nouvelles modalités biométriques basées sur des caractéristiques cachées, infalsifiables et ne pouvant pas être modifiées volontairement. C'est dans ce contexte que nous introduisons une nouvelle modalité biométrique utilisant les caractéristiques du cerveau humain et la faisabilité d'une telle modalité a fait l'objet de notre étude. À cet effet, des images volumiques cérébrales, obtenues par IRM (Imagerie par Résonance Magnétique) sont utilisées pour en extraire les informations pertinentes et générer par la suite des codes biométriques du cerveau, appelés « *BrainCode* », qui serviront à l'identification ou à l'authentification d'un individu. Ainsi, nous avons élaboré trois techniques de reconnaissance biométrique. La première technique utilise l'information de la texture d'une image numérique du cerveau comme signature individuelle, alors que la deuxième est basée sur l'utilisation des caractéristiques géométriques et morphologiques du cerveau. Enfin, la dernière technique explorée se base sur la fusion des caractéristiques géométriques et les caractéristiques de la texture du cerveau. Ces nouvelles techniques biométriques nécessitent évidemment l'acquisition des images IRM du cerveau en considérant, uniquement des personnes saines et adultes.

Les résultats obtenus ont conduit à des performances de reconnaissance intéressantes. Plus précisément, la première technique, basée sur l'analyse de texture et la génération d'un « *BrainCode* » du cerveau, permet d'obtenir une précision de vérification de l'ordre de 97,53% avec un FAR = 1,5%, FRR = 3,41% et un EER = 2,72%. La deuxième technique, utilisant un modèle géométrique du cerveau, appelé « *MGC* » (Modèle Géométrique du Cerveau), nous arrivons à une précision maximale de l'ordre de 98,80% avec un FAR = 0,09%, un FRR = 2,31% et un EER = 1,92%. Enfin, la fusion des caractéristiques géométriques et de texture, permet d'atteindre une précision de l'ordre de 99,43% avec un FAR = 0,32% et un FRR = 0,72%. Dans cette

étude, nous nous sommes aussi intéressés à l'étude de la robustesse des approches proposées par rapport au bruit.

Mots clés : Biométrie, Cerveau, Géométrie, Identification, IRM, Texture, Vérification.

Abstract

In general, biometrics aims is the identification or verification of individual, especially using their physical or behavioral characteristics. This practice tends to replace the traditional knowledge-based methods such us a password or PIN code and token-based methods such as identity document or a badge. Daily, multiple biometric modalities have been developed, where the products are available and already used in many applications. Biometric recognition is a research area that does not stop evolving and seeking new forms of high performance modalities. The main of this thesis is to develop and evaluate new methods based on hidden biometric features, tamper-proof and can't be voluntarily changed. In this context, that we introduce a new biometric modality that using human brain characteristics and the feasibility of such a method was the object of our study. For this, brain volumetric images, obtained by MRI (Magnetic Resonance Imaging) are used to extract the most discriminative brain patterns. Afterward, biometric code of the brain, called « *BrainCode* », is generated that serve on individual identification or authentication. Thus, we developed three biometric techniques based on the brain. The first technique uses textural patterns of a brain digital image, while the second technique is based on the use of morphological and geometrical characteristics of the brain. The last explored technique, based on the fusion of geometric features and the textural patterns from brain MRI slice. These new biometric techniques obviously require the acquisition of brain MRI images by considering only healthy and adult peoples.

According to obtained results from experiments, the developed techniques lead to interesting recognition performance. More precisely, the first technique based on texture patterns analysis and « *BrainCode* » generation, provides about 97,53% of accuracy, FAR = 1,5%, FRR = 3,41% and the EER = 2,72%. The second technique, using a geometric model of the brain, called « *GMB* » (Geometric Model of the Brain), we obtained a maximum accuracy around 98,80%, FAR = 0,09%, FRR = 2,31% and the EER = 1,92%. Finally, the merger of geometric features and the texture, we have reached about 99,47% of accuracy, FAR = 0,32% and the FRR = 0,72%. In this study, we are also interested on the robustness study of the proposed approaches against noise.

Key words: Biometric, Brain, Geometric, Identification, MRI, Texture, Authentication.

Table de matière

Remerciement	ii
Résumé.....	iv
Abstract.....	vi
Table de matière	vii
Liste des tableaux	ix
Liste des figures	x
Introduction générale.....	1
Chapitre 1 État de l'art.....	5
1.1 Introduction	6
1.2 Les caractéristiques biométriques	6
1.2.1 Architecture fonctionnelle d'un système biométrique	7
1.2.2 Évaluation d'un système biométrique	9
1.2.3 Panorama des différentes modalités biométriques	15
1.2.4 Comparaison des différentes techniques biométriques actuelles	18
1.3 Anatomie cérébrale	19
1.3.1 Matière grise.....	21
1.3.2 Matière blanche.....	21
1.3.3 Liquide céphalo-rachidien	21
1.3.4 Méninges.....	22
1.4 Maturation du cerveau	22
1.5 Origine des plissements et influence de la croissance du cerveau	24
1.6 Variabilité cérébrale	26
1.6.1 Variabilités au niveau anatomique	26
1.6.2 Variabilité au niveau fonctionnel.....	29
1.7 Observer le cerveau avec l'imagerie médicale	29
1.7.1 Imagerie IRM cérébrale	30
1.7.2 Imperfections de l'acquisition en imagerie IRM.....	32
1.8 Le cerveau comme modalité biométrique	33
1.9 Conclusion	34
Chapitre 2 Reconnaissance biométrique par le cerveau	36
2.1 Introduction	37
2.2 Segmentation du cerveau	37
2.2.1 Présentation de la méthode d'ensemble des niveaux	39
2.2.2 Construction d'un masque 3D du cerveau.....	45
2.2.3 Obtention de la surface corticale.....	48
2.3 Biométrie par le cerveau	49
2.3.1 Biométrie par les caractéristiques texturales du cerveau	50
2.3.2 Biométrie par les caractéristiques géométriques du cerveau.....	58
2.4 Conclusion	60

Chapitre 3 Évaluation des performances	61
3.1 Introduction	62
3.2 Base de données de test	62
3.3 Évaluation des performances de la reconnaissance par « BrainCode »	63
3.3.1 Nombre de décalage	67
3.3.2 Les paramètres de filtres	69
3.3.3 Résolution de « BrainCodes »	71
3.4 Évaluation des performances de la reconnaissance par la géométrie du cerveau « MGC »	76
3.5 Biométrie par fusion des caractéristiques texturales et géométriques du cerveau	80
3.6 Conclusion	83
Chapitre 4 Étude de la robustesse	84
4.1 Introduction	85
4.2 Données de test de la robustesse	85
4.3 Robustesse de la reconnaissance par les « BrainCodes »	90
4.4 Robustesse de la reconnaissance par les « MGCs »	98
4.5 Conclusion	102
Chapitre 5 Conclusions et perspectives	104
5.1 Conclusion générale	105
5.2 Perspectives	107
5.2.1 Caractérisation du cortex cérébral en 3D	108
5.2.2 Caractérisation des projections du cortex cérébral	110
5.2.3 Caractérisation d'une coupe curviligne du cortex cérébral	110
Annexe A	113
Annexe B : Estimation de la courbure discrète	119
Annexe C : Construction d'un MNT de la surface corticale	121
Annexe D : Caractérisation de la surface corticale	123
Annexe E : Caractérisation des projections du cortex	126
Bibliographie	128
Publications	136

Liste des tableaux

Tableau 1.1 – Comparaisons entre modalités biométriques [28]. Performance haute (H), moyenne (M), faible (F).	17
Tableau 1.2– Comparaison des 4 grandes modalités biométriques [29].	18
Tableau 3.1 –L'évaluation des performances de la reconnaissance biométrique du cerveau basée sur les caractéristiques géométriques déterminées à partir d'une image IRM cérébrale acquit à une distance donnée.	78
Tableau 3.2 –L'évaluation des performances de la reconnaissance biométrique du cerveau basée sur les caractéristiques géométriques déterminées à partir d'une image IRM cérébrale acquit à une distance donnée.	79
Tableau 3.3 – Évaluation des performances de notre système biométrique par le cerveau qui combine la reconnaissance à partir des caractéristiques géométriques « MGC » et texturales « BrainCodes » du cerveau.	82

Liste des figures

Figure 1.1: Architecture fonctionnelle d'un système biométrique. Diagrammes des processus d'enrôlement, de vérification et d'identification.	8
Figure 1.2 : Distributions des scores de dissimilarité des imposteurs et des utilisateurs légitimes d'un système biométrique en mode vérification. Illustration du seuil de décision et des taux FAR et FRR.	11
Figure 1.3 : La courbe ROC « Receiver Operating Characteristic ».....	12
Figure 1.4 : Courbes CMC du CSU System 5.0 pour le "FERET Probe Set FC" et pour différents algorithmes de reconnaissance faciale [13].....	14
Figure 1.5 : Caractéristiques biométriques : Signature, empreintes digitales, géométrie de la main, iris, rétine, visage, oreille, ADN, marche [16].	15
Figure 1.6 : Parts du marché des différentes modalités biométriques [21].	16
Figure 1.7 : Système nerveux central humain, vue sagittale [34].	19
Figure 1.8 : Les trois faces des hémisphères cérébraux. En haut à gauche : face supérolatérale ; En haut à droite : face inférieure ; En bas : la face médiane [35].	20
Figure 1.9 : Chemin d'un cerveau humain. Vue frontale à gauche. Vue coronale à droite [35].	21
Figure 1.10 : Les méninges sont constituées de trois couches enveloppant le cerveau : la pie-mère, l'arachnoïde et la dure-mère [32],[34].	22
Figure 1.11 : Développement du cerveau humain suivant une succession d'étapes embryonnaires et fœtales (vue sagittale). Les dessins de la première ligne, relatifs aux étapes embryonnaires [40].	23
Figure 1.12 : Origines des plissements corticaux selon l'hypothèse Van-Essen. a) Migration des neurones de la plaque corticale le long des cellules gliales radiales. b) Les axones atteignent leurs structures cibles. Des microforces de tensions et de compression entre ces axones rapprochent les régions fortement interconnectées. De plus, naissance des arêtes où se développent les gyri. c) Représentation de l'apparition des plissements dirigés vers l'extérieur (régions fortement connectées) et des plissements dirigés vers l'intérieur (régions faiblement connectées). d) Représentation de la migration des plissements corticaux induisant un effet de cisaillement qui tend à étirer l'axe radial (lignes en pointillés) [44].	25
Figure 1.13 : Illustration représentant la forme d'un sillon en profondeur. (1) Âme du sillon ; (2) branches latérales ; (3) plis de passage [48].	27
Figure 1.14 : Illustration de la variabilité anatomique des structures corticales sur 9 cerveaux différents. Pour observer cette variabilité anatomique, les sillons corticaux ont été étiquetés automatiquement via la plateforme logicielle libre Brainvisa/Anatomist [50], chaque couleur correspondant à un sillon différent.	28

Figure 1.15 : Illustration de quelques modalités d'imagerie cérébrale. À gauche : Image frontale par TEP d'un cerveau. Les couleurs rouges et jaunes reflètent une activité cérébrale élevée, alors que les couleurs vertes et bleues représentent une faible activité. Au milieu : une image CT-scanner du cerveau. À Gauche : une image IRM cérébrale.	30
Figure 1.16 : Différentes images acquises par IRM : (a) Image pondérée T1. (b) Image pondérée T2. (c) Diffusion. (d) Flair.	32
Figure 2.1 : Principe de l'approche développée pour l'extraction du cerveau à partir d'un volume IRM cérébrale.	39
Figure 2.2 : Principe de la fonction vitesse donnée par l'équation 2.14.....	43
Figure 2.3 : Histogramme relatif à une image IRM cérébrale volumétrique pondérée T1, montrant les positions relatives aux différents tissus du cerveau en échelle de niveaux de gris. th_1 un seuil bas et th_2 un seuil haut.	46
Figure 2.4 : Illustration des différentes étapes du processus de pré-segmentation du volume IRM pour construire un masque binaire 3D du cerveau.	47
Figure 2.5 : À gauche, surface initiale du cerveau qui correspond au masque binaire 3D du cerveau et à droite montre le résultat de ce masque sur une coupe en 2D.	47
Figure 2.6 : Surface finale du cerveau obtenue après une segmentation d'un volume IRM cérébrale.	49
Figure 2.7: «Coupe principale». Coupe IRM axiale du cerveau acquise à une distance fixe pour tous les individus à étudier.....	50
Figure 2.8: Fonctionnement du système biométrique à base des caractéristiques texturales du cerveau «BrainCode».....	50
Figure 2.9: Approximation elliptique du cerveau segmenté. À gauche «coupe principale» du cerveau. Au milieu, masque binaire correspondant. À droite, l'ellipse qui délimite le cerveau.....	51
Figure 2.10: Région d'intérêt du cerveau sous la forme d'une bande elliptique délimitée par les deux ellipses: interne et externe avec $n = 30$ pixels.....	52
Figure 2.11: Méthode de normalisation «Rubber Sheet» développée par Jhon Daugman [24] adapter dans le cas elliptique. Transforme chaque point dans la bande elliptique à une nouvelle coordonnée. Chaque ligne de l'image normalisée correspond à un anneau elliptique sur la bande elliptique.....	53
Figure 2.12 : Illustration du processus de normalisation de la région d'intérêt du cerveau. Gauche: la bande elliptique du cerveau avec des échantillons des anneaux elliptiques que nous allons les normaliser. À droite: Image normalisée de 30×300 pixels.....	53
Figure 2.13: Convolution avec le filtre Log-Gabor. (a), (b), (c) sont respectivement la partie réelle, la partie imaginaire et la phase instantanée de l'image normalisée du cerveau après convolution avec le filtre Log-Gabor.....	55

Figure 2.14: Quantification de phase de Gabor en 4 niveaux de phase et un codage de Grey sur 2 bits.	56
Figure 2.15: Exemple des « BrainCodes » de taille 400×40×2 bits pour 4 cerveaux différents.	57
Figure 2.16 : Fonctionnement du système biométrique à base du modèle géométrique du cerveau « MGC ».....	58
Figure 2.17: L'ellipse et certaines de ses propriétés mathématiques.....	59
Figure 3.1: Illustration de quatre coupes IRM contiguës à la coupe principale du cerveau (en rouge).....	63
Figure 3.2: Illustration du processus de rotation d'un train binaire et calcul de la distance de Hamming. La plus faible distance de Hamming, dans ce cas zéro, est alors utilisée, car cela correspond à la meilleure adéquation entre les deux trains binaires.	65
Figure 3.3: (En haut) Illustration des distributions intra-classe (en bleu) et inter-classe (en rouge) sans effectuer des décalages de « BrainCodes » lors du calcul de la distance de Hamming. (En bas) Illustration de distributions intra et inter-classe avec un décalage égal à 10 soit 20 bits à droite et à gauche des « BrainCodes ».	66
Figure 3.4: Illustration des performances du système de reconnaissance par le cerveau en fonction de nombre des décalages des « BrainCodes » lors de la phase de reconnaissance. (a) Variation de la décidabilité en fonction de nombre des décalages. (b) Variation de l'EER en fonction de nombre de décalage. (c) Variation de l'aire sous la courbe ROC (AUC).	67
Figure 3.5: Illustration des performances du système de reconnaissance par le cerveau en termes de précisions, des taux FAR et FRR (a) Seuil de décision. (b) Variation de la précision maximale de la reconnaissance en fonction de nombre des décalages. (c) Variation des taux de fausses acceptations FAR en fonction de nombre des décalages. (d) Variation des taux de faux rejets en fonction de nombre des décalages.	68
Figure 3.6: Illustration des variations des performances du système biométrique par les caractéristiques de la texture d'une coupe IRM du cerveau en fonction de la fréquence centrale et de la bande passante du filtre de Gabor utilisé pour le codage des attributs de la texture.(a)L'indice de décidabilité, (b) Le taux d'erreur égale (EER), (c) L'aire sous la courbe ROC (UAC).	70
Figure 3.7: Illustration des variations des performances du système biométrique par les caractéristiques de la texture d'une coupe IRM du cerveau en fonction de la fréquence centrale et de la bande passante du filtre de Gabor utilisé pour le codage des attributs de la texture.(a)Seuil de décision, (b) la précision maximale de vérification, (c) Taux de fausses acceptation FAR, (d) Taux de faux rejets FRR.	71
Figure 3.8: Illustration des performances du système pour différentes résolutions radiales et différentes résolutions angulaires. (a)Variation de l'indice de	

décidabilité, (b) Variation de l'EER, (c) Variation de l'aire sous la courbe ROC (AUC). Les images normalisées sont codées en « BrainCodes » en utilisant le filtre Log-Gabor 1D avec $\sigma/f_0 = 0.5$ et $1/f_0 = 12$	72
Figure 3.9: Illustration de performances du système pour différentes résolutions radiales et différentes résolutions angulaires. (a) Variation de la précision de reconnaissances (c) Variation du taux de fausses acceptations FAR, (d) Variation du taux de faux rejets FRR. Les images normalisées sont codées en « BrainCodes » en utilisant le filtre Log-Gabor 1D avec $\sigma/f_0 = 0.5$ et $1/f_0 = 12$	73
Figure 3.10: À gauche la courbe de variation de la précision en fonction des seuils de décision de la distance de Hamming entre « BrainCodes ». À droite illustration de la courbe du ROC.....	75
Figure 3.11: Illustration de la courbe du CMC qui évalue les performances du système en termes des taux d'identification.	75
Figure 3.12: Courbe des variations des comparaisons intra-classes et inter-classes basées sur le paramètre p qui caractérise la géométrie du cerveau dans la coupe principale.....	76
Figure 3.13: (a) Courbe de variation de la précision en fonction des seuils de décision pour le descripteur géométrique p . (b) Courbe du ROC aussi pour le descripteur géométrique.	77
Figure 3.14: Illustration des courbes CMC relatives à l'utilisation des « BrainCodes » et les descripteurs géométriques « MGC » pour l'identification d'une personne par son cerveau.....	80
Figure 3.15: Fonctionnement du système biométrique qui consiste à la fusion des caractéristiques texturales du cerveau «BrainCode» et des caractéristiques géométriques du cerveau «MGC».	81
Figure 4.1: Coupes IRM de cerveaux bruitées par un bruit de type gaussien de moyennes nulles, en faisant varier l'écart-type comme suit : ($\sigma = 0$, $\sigma = 0.000046$, $\sigma = 0.000142$, $\sigma = 0.0014$, $\sigma = 0.0045$, $\sigma = 0.014$). Les PSNR correspondants à ces écarts types sont notés au dessous de chacune des images IRM.....	86
Figure 4.2: Coupes IRM de cerveaux bruitées par un bruit multiplicatif de type speckel en faisant varier la variance comme suit : ($v = 0$, $v = 0.0045$, $v = 0.014$, $v = 0.05$, $v = 0.15$, $v = 0.8$). Les PSNR correspondants à ces variances sont notés au dessous de chacune des images IRM.	86
Figure 4.3: Illustration des coupes IRM principales compressées par le codeur SPIHT3D pour différents taux de compression.....	87
Figure 4.4: Illustration en 2D des masques binaires obtenus après la segmentation du volume IRM cérébrale pour différents niveaux des bruits de type gaussien.....	88

- Figure 4.5: Illustration en 2D des masques binaires d'un cerveau obtenus après la segmentation du volume IRM cérébrale pour différents niveaux des bruits de type speckel. 89
- Figure 4.6: Illustration en 2D du masque binaire d'un cerveau obtenu après la segmentation du volume IRM cérébrale compressé pour différents taux de compression par le codeur SPIHT3D. 89
- Figure 4.7: Illustration des courbes CMC relatives à l'utilisation des « BrainCodes » pour différents niveaux de distorsion des images IRM cérébrales, contaminées par un bruit gaussien. 91
- Figure 4.8: Illustration des « BrainCodes » générés à partir d'un même cerveau (différents niveaux de bruit gaussien). 91
- Figure 4.9: Illustration des performances du système de reconnaissance par « BrainCodes » dans le cas où les images IRM sont bruitées par un bruit gaussien, de moyenne nulle, selon différents écarts-type. Pour un PSNR inférieur à 19dB, l'enrôlement devient impossible (zone grisée). (a) Courbe de la robustesse de reconnaissance par les « BrainCodes ». (b) Variation de l'aire sous la courbe ROC en fonction de la distorsion en décibel introduite par différents niveaux de puissances de bruits de type gaussien. (c) Variation du seuil de décision. (d) Variation de la précision de vérification. (e) Variation des taux de fausses acceptations FAR. (f) Variation des taux de faux rejets FRR. 92
- Figure 4.10: Illustration des performances du système de reconnaissance par « BrainCodes » dans le cas où les images IRM sont bruitées avec un bruit de type speckel. Pour un PSNR inférieur à 23dB, l'enrôlement devient impossible (zone grisée). (a) Courbe de la robustesse de reconnaissance par les « BrainCodes ». (b) Variation de l'aire sous la courbe ROC en fonction de la distorsion en décibel introduite par différents niveaux de puissances du speckel. (c) Variation du seuil de décision. (d) Variation de la précision de vérification. (e) Variation des taux de fausses acceptations FAR. (f) Variation des taux de faux rejets FRR. 93
- Figure 4.11: Illustration des courbes CMC relatives à l'utilisation des « BrainCodes » pour différents niveaux de distorsions des images IRM cérébrales bruitées par le speckel. 94
- Figure 4.12: Illustration des « BrainCodes » générés à partir d'un même cerveau, à différents niveaux de bruit speckel. 95
- Figure 4.13: Illustration des performances du système de reconnaissance par les « BrainCodes » face aux bruits de compression introduits par le codeur SPIHT3D. L'enrôlement d'un cerveau sous forme d'un « BrainCode » devient impossible pour une distorsion inférieure à 27dB (0.03bpp). (a) Variation du seuil de décision en fonction du débit de compression en bits par pixels. (b) Variation de la précision de vérification. (c) Variation des taux de fausses acceptations FAR. (d) Variation des taux de faux rejets FRR. 96
- Figure 4.14: Illustration des courbes CMC relatives à l'utilisation des « BrainCodes » pour différents niveaux de distorsions introduites par la compression des

images IRM cérébrales par le codeur SPIHT3D. Différents débits de compression sont considérés.....	97
Figure 4.15: Illustration des « BrainCodes » générés à partir d'un même volume IRM, pour différents taux de compression par codeur SPIHT3D.....	98
Figure 4.16: Illustration des performances de la reconnaissance par la géométrie et la morphologie du cerveau « MGCs » dans le cas où les images IRM sont bruitées par un bruit gaussien. La zone grisée correspondant à un PSNR inférieure à 19dB indique que l'enrôlement par un « MGC » devient impossible. (a) Courbe de la robustesse de reconnaissance par les « MGCs ». (b) Variation de l'aire sous la courbe ROC en fonction de la distorsion en décibel introduite par différents niveaux de puissances de bruits gaussien. (c) Variation du seuil de décision. (d) Variation de la précision de vérification. (e) Variation des taux de fausses acceptations FAR. (f) Variation des taux de faux rejets FRR.....	99
Figure 4.17: Illustration des performances du système de reconnaissance par les caractéristiques de la géométrie et de la forme du cerveau « MGCs » dans le cas où les images IRM sont bruitées par un bruit de type speckel. La zone grisée correspondant à un PSNR inférieure à 23dB indique que l'enrôlement d'un cerveau sous forme d'un « MGC » devient impossible. (a) Courbe de la robustesse de reconnaissance par les « MGCs ». (b) Variation de l'aire sous la courbe ROC en fonction de la distorsion en décibel introduite par différents niveaux de puissances du speckel. (c) Variation du seuil de décision. (d) Variation de la précision de vérification. (e) Variation des taux de fausses acceptations FAR. (f) Variation des taux de faux rejets FRR.....	100
Figure 4.18: Illustration des performances du système de reconnaissance par les caractéristiques de la géométrie et de la forme du cerveau « MGCs » dans le cas où les images IRM sont codées par SPIHT3D. La zone grisée correspondant à un PSNR inférieur à 27dB (0.03bpp) indique que l'enrôlement d'un cerveau sous forme d'un « MGC » devient impossible. (a) Courbe de la robustesse de reconnaissance par la géométrie du cerveau. (b) Variation de l'aire sous la courbe ROC en fonction de la distorsion en décibel introduite par le codeur SPIHT3D. (c) Variation du seuil de décision. (d) Variation de la précision de vérification. (e) Variation des taux de fausses acceptations FAR. (f) Variation des taux de faux rejets FRR.	102
Figure 5.1: Partitionnement de la surface corticale en sillons et en gyrus basée sur l'analyse de la courbure. (a) Courbure principale k_1 , (b) Courbure principale k_2 , (c) Courbure moyenne H.....	108
Figure 5.2: Partitionnement de la surface corticale en sillons et en gyrus basée sur l'analyse des mesures géométriques par rapport à une surface de référence. (a) MNT basé sur le calcul de l'altitude du chaque sommet de la surface corticale par rapport à la surface de référence. (b) MNT basé sur le calcul de l'angle polaire α . (c) MNT basé sur le calcul de l'angle polaire γ	109
Figure 5.3: Projection du cerveau en vue coronale, en vue sagittale et en vue axiale	109
Figure 5.4: Coupe curviligne de la partie supérieure latérale du cerveau.....	111

Figure 5.5: Images en 2D la partie supérieure latérale de trois cerveaux obtenus après projection des coupes curvilignes associées. 111

Introduction générale

Le développement conjoint des systèmes d'imagerie non invasifs ayant une bonne résolution spatiale et des méthodes automatiques d'analyse des images cérébrales a relancé l'intérêt pour la caractérisation et la modélisation de la géométrie des structures anatomiques du cerveau humain. Également, ce développement a donné naissance, ces dernières années, à des nombreuses études de la morphométrie cérébrale. Sans être exhaustifs, nous pouvons citer, certains travaux sur l'asymétrie de l'anatomie cérébrale, sur la variabilité inter-individuelle de l'anatomie cérébrale, ou encore, dans le cadre des études longitudinales, sur la caractérisation de la maturation et du vieillissement cérébral de sujets sains ou pathologiques. Ces études ont montré que les sillons cérébraux ou encore la structure sulcale sont propres à chaque individu de sorte que tous les cerveaux sont anatomiquement différents. Même un certain nombre de sillons, dits sillons principaux, sont présents chez tous les individus. Ils diffèrent dans leurs positions, leurs formes et leurs nombres de composantes. En effet, un même sillon rencontré chez plusieurs individus peut être plus ou moins profond, plus ou moins long, plus ou moins sinueux et peut également présenter des coupures et composer de plusieurs plis distincts. Bien que les deux hémisphères droit et gauche soient très similaires au niveau de la taille et du poids, la distribution des tissus et des plissements est marquée d'un hémisphère à l'autre. D'où, une variabilité inter-hémisphériques également importante et implique que les deux hémisphères d'un même individu ne sont pas symétriques. De ce fait, deux cerveaux n'auront jamais le même aspect, même chez les vrais jumeaux. Dans un contexte de biométrie « cachée¹ », développée au sein du groupe biométrie du LiSSi-UPEC que nous nous sommes intéressés à la problématique de la caractérisation de la variabilité géométrique et morphologique entre cerveaux humains et son utilisation en biométrie. Il est évidemment qu'à ce stade d'expérimentation, on ne peut évoquer qu'une étude de faisabilité, car il est difficile de mettre en œuvre à l'heure actuel un système IRM, entièrement dédié à des

¹ Un signal physiologique ou une image biomédicale qui représente une caractéristique intrinsèque du corps humain non-visibles et difficilement capturables à distance.

applications de biométrie. Cette modalité diffère des modalités biométriques existantes dans le sens où les caractéristiques du cerveau ne peuvent pas être modifiées ou falsifiées délibérément. Par conséquent, un tel système ne peut pas être attaqué (i.e. *spoofing*) comme cela est le cas dans certains systèmes. Par exemple, les dispositifs utilisant les capteurs d'empreintes digitales peuvent être « leurrés » par des procédures de moulage du doigt. De même, les systèmes de reconnaissance par l'iris peuvent être attaqués en utilisant une photo ou une lentille artificielle reproduisant l'iris d'une autre personne. Par ailleurs, en reconnaissance du visage ou de la voix, certains systèmes peuvent accepter des photographies ou des voix enregistrées.

Tout au long de cette thèse, nous nous sommes concentrés sur l'étude de faisabilité et sur la possibilité d'utiliser les caractéristiques du cerveau dans un contexte biométrique, en élaborant dans un premier temps des modèles construits à partir d'images axiales 2D, et ensuite comme perspectives sur des images volumiques 3D. Lorsque l'on considère l'extraction des caractéristiques à partir des coupes axiales, nous avons considéré des coupes acquises à des distances spécifiques. Ainsi, des formes elliptiques peuvent être extraites délimitant des textures particulières. A partir de ce point, les dites textures sont traitées par des procédures analogues à celles utilisées en reconnaissance de l'iris (e.g. algorithme de Daugman). Par conséquent, le code extrait « *BrainCode* » est utilisé pour identifier un individu donné. Comme deuxième approche, nous avons considéré un modèle permettant de prendre en compte les caractéristiques géométriques cérébrales d'une coupe IRM axiale. Ce modèle géométrique est appelé « *MGC* ». Comme nous allons le montrer, la fusion des paramètres de ce modèle avec le « *BrainCode* » permet l'amélioration des performances de reconnaissance. Dans cette étude, il ne sera pris en considération que les personnes adultes et saines, ne présentant évidemment aucune anomalie cérébrale.

Afin d'évaluer les performances des approches étudiées, nous avons effectué des études de la sensibilité des résultats par rapport au bruit. Nos tests ont été établis en utilisant les images de la base de données OASIS « *Open Access Series of Imaging*

Studies », comportant des images IRM cérébrales volumiques acquises chez des personnes saines et adultes.

Ce manuscrit est composé de cinq grands chapitres. Il est structuré comme suit :

Le premier chapitre « *Etat de l'art* », s'articule autour de deux parties. Dans la première partie, nous présenterons des notions et des définitions de base liées à la biométrie. Nous évoquerons ensuite le principe de fonctionnement des systèmes biométriques ainsi que les outils, généralement utilisés pour évaluer leurs performances. Nous finirons cette première partie par la présentation de quelques modalités biométriques les plus utilisées à nos jours. Dans la deuxième partie de ce chapitre, nous décrirons quelques caractéristiques anatomiques du cerveau. Nous étudierons, ensuite, les mécanismes de la maturité et du développement du cerveau humain durant les phases pré- et post-natale ainsi que les processus macroscopiques et microscopiques qui décrivent la transition de la structure du cerveau, d'une surface lisse à une surface plissée. De plus, nous discuterons des variabilités inter-individuelles de l'anatomie cérébrale qui font de la structure du cerveau, une modalité adaptée au contexte biométrique. Nous montrerons ainsi que la morphologie finale et la variabilité du cortex sont intimement liées à la maturation. A la fin de cette partie, nous discuterons de l'importance de l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) dans le contexte de la biométrie.

Intitulé « *Reconnaissance biométrique par le cerveau* », nous commençons dans ce deuxième chapitre par présenter des techniques de segmentation du cerveau à partir des images IRM. La segmentation est une phase importante dans l'extraction de la région d'intérêt. On s'intéressera en particulier à une approche de segmentation 3D, fondée sur le principe d'ensemble des niveaux. Dans la suite de ce chapitre, nous présenterons nos algorithmes de reconnaissance d'une personne par les caractéristiques de son cerveau où nous décrivons l'extraction du « *BrainCode* ». Ce « *BrainCode* » est construit par le codage et l'extraction d'attributs de textures dans une coupe IRM du cerveau en utilisant le filtre Log-Gabor. Nous décrivons ensuite notre deuxième approche, fondée sur la modélisation géométrique cérébrale « *MGC*

». Cette technique utilise l'approximation elliptique de la région d'intérêt du cerveau à partir de laquelle des descripteurs géométriques seront extraits.

Le troisième chapitre, intitulé « *Évaluation des performances* », sera consacré à l'étude des performances des approches développées, notamment celles utilisant les caractéristiques de la texture, de la géométrie ainsi que la combinaison des deux.

Dans le quatrième chapitre « *Étude de la robustesse* », nous analyserons la sensibilité des techniques que nous avons développées, par rapport aux différents bruits. En particulier, nous étudierons l'influence de quelques bruits de type gaussien, speckel ainsi que le bruit dû à la compression des images volumiques par le codeur SPIHT3D (*Set Partitioning In Hierarchical Trees*).

Nous finirons notre manuscrit par un cinquième chapitre, intitulé « *Conclusion et perspectives* », dans lequel, d'une part, nous concluons notre travail de trois années de thèse et d'autre part, nous établirons de manière étendue des perspectives, notamment en considérant l'extraction d'un «*BrainCode*» tri-dimensionnel.

Chapitre 1

État de l'art

1.1 Introduction

Durant les dernières décennies, des nombreux progrès ont été réalisés dans le domaine de la biométrie qui utilise comme principe, les caractéristiques physiques et comportementales. Le reflet de ces progrès sur le développement du secteur sécuritaire et commercial s'avère considérable.

Ce chapitre s'articule autour de deux parties. La première partie est consacrée à la présentation de quelques notions et définitions de base liées à la biométrie. De manière globale, le principe de fonctionnement des systèmes biométriques ainsi que l'évaluation de leurs performances seront présentés. Nous passerons ensuite en revue, les modalités biométriques les plus utilisées à nos jours. La deuxième partie de ce chapitre sera consacrée à une des modalités de la biométrie cachée « *Hidden biometrics* » que le Groupe de Recherche de Biométrie du laboratoire LiSSi explore, notamment celle utilisant les caractéristiques du cerveau humain. Après la description des structures anatomiques du cerveau humain, les mécanismes de sa maturité et de son développement durant les phases pré- et post-natales seront présentés. Enfin, nous discuterons de l'importance de l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) pour étudier l'anatomie cérébrale.

1.2 Les caractéristiques biométriques

Identifier un individu lors d'une transaction bancaire, d'un accès à un lieu sécurisé, ou d'une connexion à un réseau informatique, peut s'effectuer selon plusieurs techniques. De manière générale, on peut considérer les techniques, dites « *Knowledge-based* » qui nécessitent l'utilisation d'un mot de passe, ou les techniques dites « *Token-based* » qui requièrent l'utilisation d'objets physiques tels qu'une pièce d'identité, une clef, un badge, etc. Il est évidemment, que ces deux méthodes peuvent être utilisées de manière complémentaire afin d'augmenter le niveau de sécurité. Cependant, elles ont leurs faiblesses respectives : le mot de passe peut être deviné ou bien oublié et un badge ou une clé peuvent être volés ou bien perdus. La biométrie est donc une alternative aux deux précédents modes d'identification ou d'authentification. Elle exploite les caractéristiques d'une personne qu'elles soient

innées, comme les empreintes digitales ou acquises comme la signature ou la marche. Pour ces caractéristiques, nous distinguons les caractéristiques physiques comme l'iris, l'empreinte digitale, la géométrie de la main, l'ADN, la forme de l'oreille. Les caractéristiques comportementales telles que la signature, la voix, la façon dont on utilise un clavier d'ordinateur, la démarche, etc.

De manière générale, les caractéristiques biométriques, comportementales ou physiques doivent satisfaire un ensemble des propriétés [1], [2] :

- L'universalité : indique que cette caractéristique est présente chez toutes les personnes ;
- L'unicité : signifie que deux personnes ne doivent pas avoir exactement la même caractéristique ;
- La stabilité : indique que cette caractéristique reste stable au cours du temps et quelques soient les circonstances de l'acquisition ;
- La mesurabilité : signifie que cette caractéristique doit être à la fois facilement et quantitativement mesurable ;
- La performance : indique que l'identification doit être précise et rapide ;
- L'acceptabilité : signifie que cette caractéristique doit être bien acceptée par les utilisateurs du système ;
- La non-reproductibilité ou la circonvension concerne la facilité ou non à falsifier la caractéristique biométrique.

Il est intéressant de noter que les modalités biométriques actuelles ne possèdent pas forcément toutes ces propriétés. Par conséquent, aucune modalité biométrique n'est donc parfaite et son choix est fonction de l'application visée.

1.2.1 Architecture fonctionnelle d'un système biométrique

Généralement, un système biométrique est composé de deux principaux modules comme le montre la figure 1.1 : un module d'apprentissage appelé également module d'enregistrement ou d' enrôlement et un module de reconnaissance. Le premier module consiste à enregistrer dans une base de données

les caractéristiques physiques ou comportementales d'un individu sous forme d'un modèle biométrique appelé aussi « *Template* » ou signature. Le second module consiste à enregistrer les mêmes caractéristiques et les comparer aux modèles biométriques enregistrés dans la base de données. Si les données enregistrées correspondent à un modèle biométrique de la base de données, l'individu est donc considéré comme reconnu [2], [3].

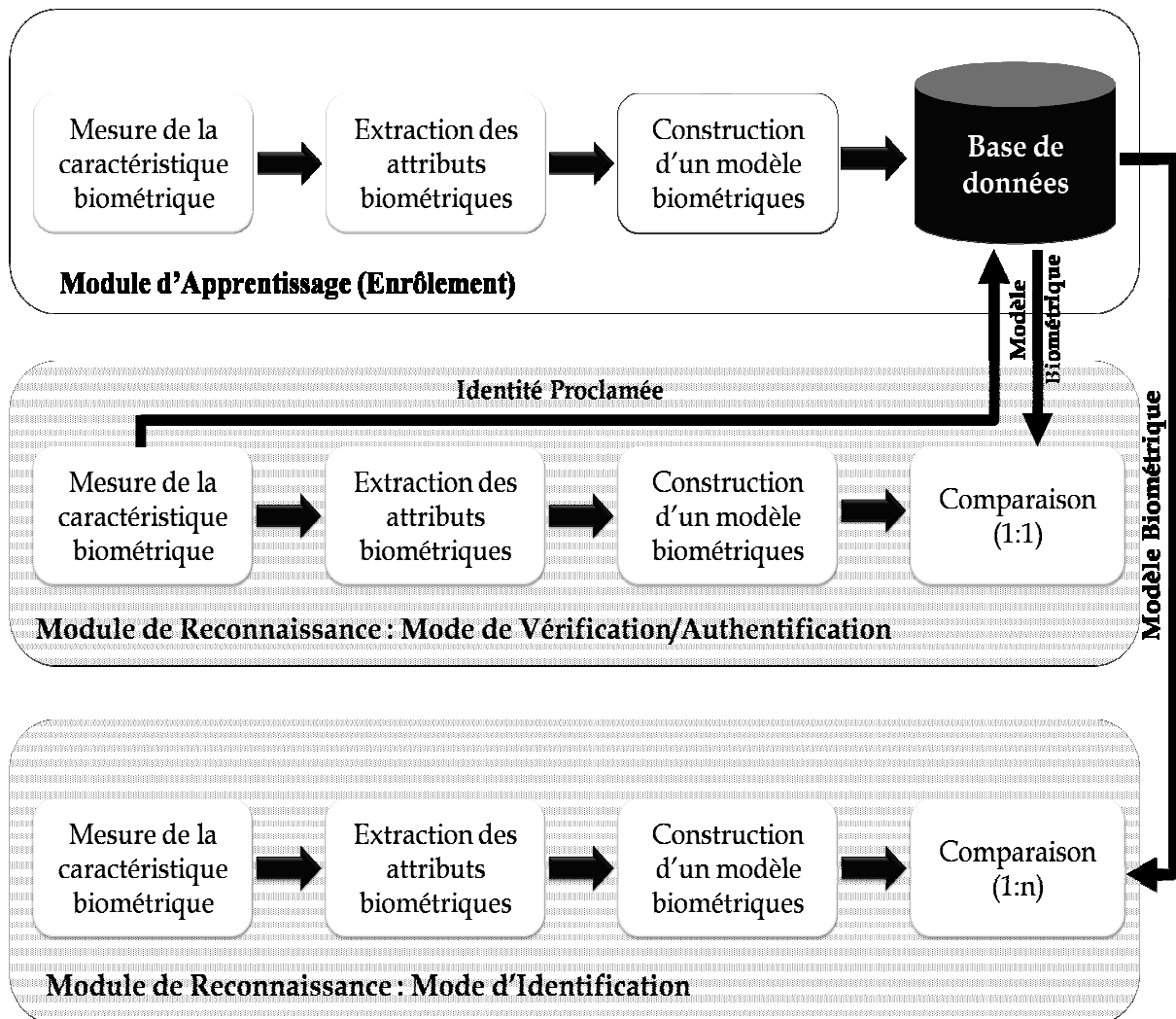


Figure 1.1: Architecture fonctionnelle d'un système biométrique. Diagrammes des processus d'enrôlement, de vérification et d'identification.

1.2.1.1 Module d'apprentissage

Lors de la phase d'apprentissage, la première étape consiste à mesurer la caractéristique biométrique grâce à un capteur. On parle dans ce cas, d'acquisition ou de capture. Cela est le cas lorsque l'on capture une image numérique d'un visage, d'une empreinte digitale, d'un iris ou lorsque l'on enregistre un signal vocal pour la

reconnaissance de la parole. Le signal ainsi obtenu est traité en utilisant des méthodes de reconnaissance des formes afin de ne retenir que les paramètres pertinents. Les attributs retenus sont ensuite codés afin de construire un modèle biométrique qui sera stocké dans une base de données. Ce modèle doit fournir une représentation normalisée, efficace et très discriminante de la caractéristique biométrique capturée.

1.2.1.2 Mode de reconnaissance

Lors de la phase de reconnaissance, la caractéristique biométrique est mesurée et un ensemble de descripteurs sont extraits et sauvegardés sous forme d'un modèle biométrique. La phase de reconnaissance sera ensuite différente. Elle dépend du mode opératoire du système biométrique (i.e. identification ou vérification). En mode identification, le système compare une caractéristique biométrique fournie aux différents modèles biométriques disponibles dans la base de données. Dans ce cas, on parle du test de type 1:N. Le système peut alors soit attribuer à l'individu inconnu l'identité correspondant au modèle biométrique le plus proche retrouvé dans la base, soit rejeter l'individu. En mode vérification ou authentification, le système vérifie que la caractéristique mesurée correspond bien au modèle biométrique désigné par un identifiant ou un code déjà proclamé, il s'agit ainsi d'un test de type 1:1. Le système renvoie uniquement une décision Oui/Non. Si le modèle acquis et le modèle désigné sont similaires alors la personne est considérée comme authentifiée.

1.2.2 Évaluation d'un système biométrique

Pratiquement, aucun système biométrique ne peut être entièrement fiable, il est nécessaire alors de prévoir différentes métriques pour évaluer les performances de différentes modalités biométriques. Dans la suite, nous nous intéressons à l'évaluation d'un système biométrique en nous basant sur l'analyse de deux types de taux d'erreurs [4], [5], [6], à savoir : les taux d'erreurs de vérification des identités et les taux d'erreur d'identification.

1.2.2.1 Taux d'erreur de systèmes de vérification

La réponse d'un système de reconnaissance biométrique est généralement une distance ou un score de similarité ou de dissimilarité compris entre 0 et 1, entre un modèle biométrique de référence et un modèle biométrique de la base de données. Plus la distance de dissimilarité est proche de 0, plus le système est sûr que les deux modèles biométriques proviennent d'un même individu. Plus la distance est proche de 1, plus le système est confiant que les deux modèles proviennent de deux individus différents. La décision est prise par le choix d'un seuil de décision θ : une distance inférieure à θ implique que les deux modèles biométriques comparés appartiennent à la même personne. Par contre, une distance supérieure à θ implique que les deux modèles biométriques en question proviennent de deux personnes différentes [7]. Pour évaluer les performances d'un système biométrique en mode authentification/vérification, nous devons établir la distribution des scores de dissimilarité des utilisateurs légitimes (clients) par des comparaisons intra-classes. De plus, la distribution des scores de dissimilarité des imposteurs par des comparaisons inter-classes doit être établie. La figure 1.2 représente la distribution des scores des utilisateurs légitimes et des imposteurs d'un système d'authentification biométrique dont la comparaison est basée sur le calcul d'une distance de dissimilarité. Nous distinguons ainsi deux types d'erreurs de vérification correspondant aux mauvaises décisions :

- Le taux de faux rejet « *False Reject Rate* », noté FRR : représente le pourcentage de personnes légitimes censées être reconnues, mais qui sont rejetées par le système;
- Le taux de fausse acceptation « *False Accept Rate* », noté FAR : représente le pourcentage de personnes censées ne pas être reconnues (imposteurs), mais qui sont, tout de même, acceptées par le système.

Lors de l'évaluation d'un système de vérification sur une base de données, le FAR est égal au nombre de Fausses Acceptations noté FA divisé par le nombre de tests imposteur dans la base de données noté N . Le taux FRR est égal au nombre de Faux Rejets noté FR divisé par le nombre de tests client dans la base de données noté M .

Les taux d'erreurs FAR et FRR sont dépendants du seuil de décision θ fixé dans le module de décision.

$$FAR(\theta) = \frac{FA(\theta)}{N} \quad (1.1)$$

et

$$FRR(\theta) = \frac{FR(\theta)}{M} \quad (1.2)$$

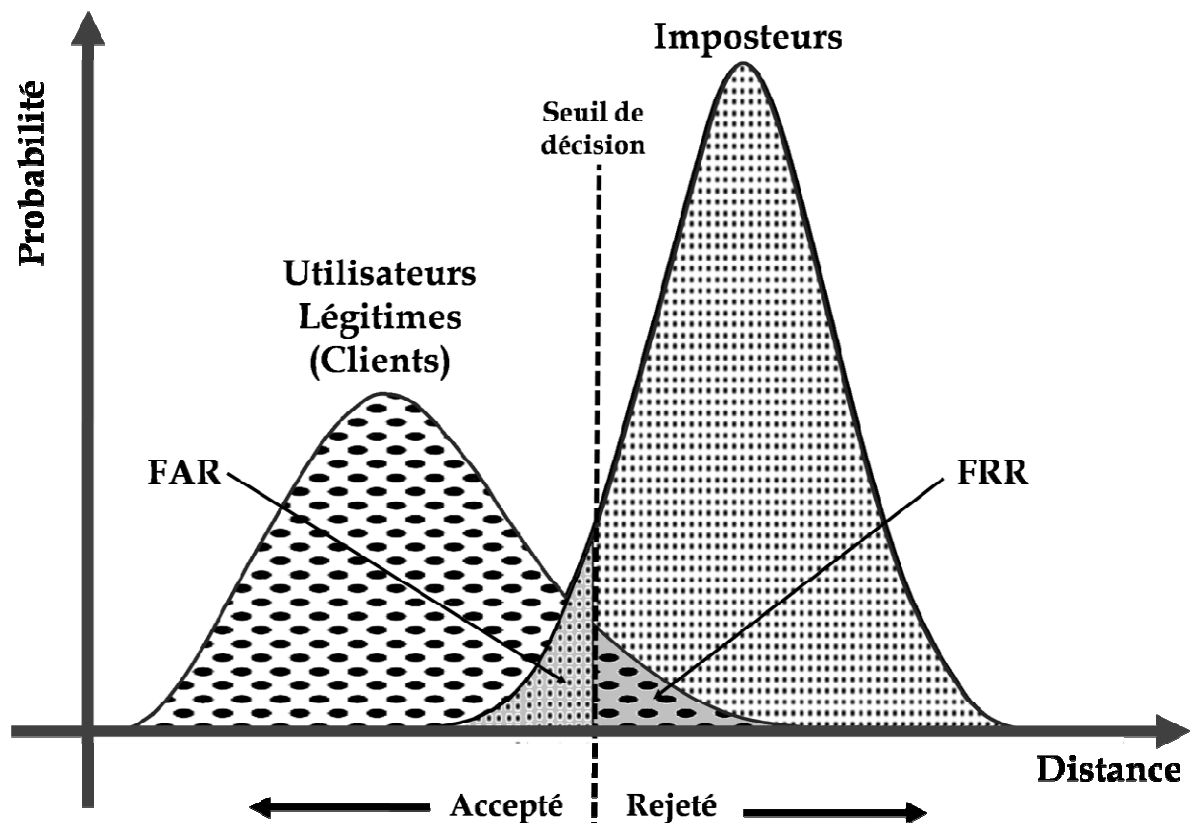


Figure 1.2 : Distributions des scores de dissimilarité des imposteurs et des utilisateurs légitimes d'un système biométrique en mode vérification. Illustration du seuil de décision et des taux FAR et FRR.

D'autres mesures de performances peuvent être déterminées à partir des deux taux FAR et FRR, tels que l'erreur moyenne notée HTER « *Half Total Error Rate* » et la précision « *Accuracy* ».

$$HTER(\theta) = \frac{FAR(\theta) + FRR(\theta)}{2} \quad (1.3)$$

$$\text{Précision}(\theta) = 100 \times (1 - HTER(\theta)) \quad (1.4)$$

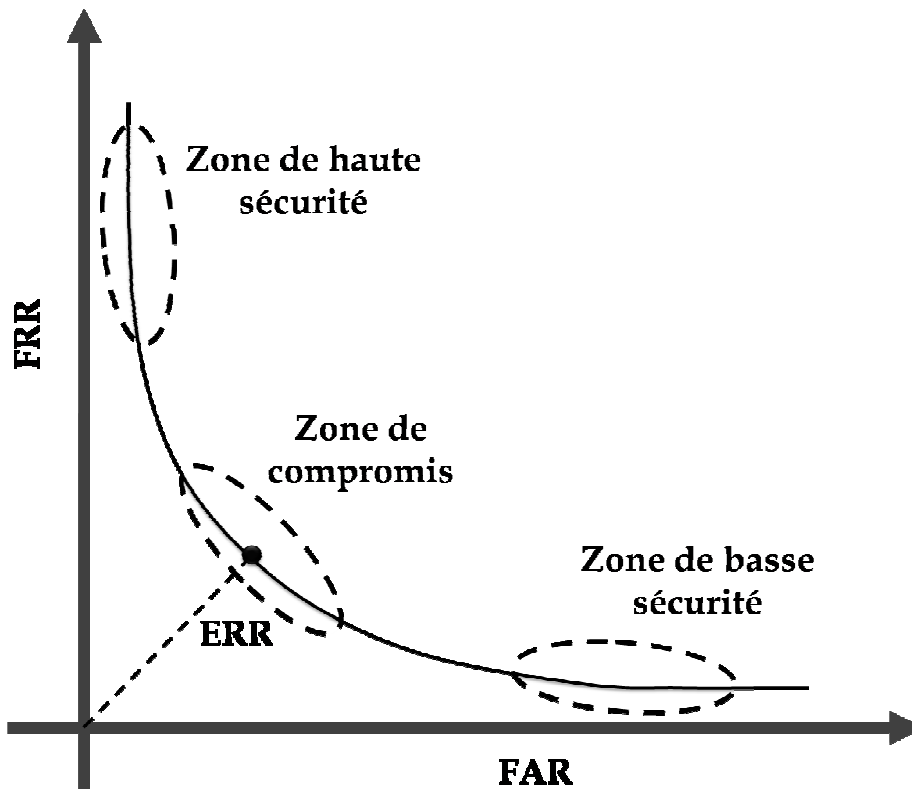


Figure 1.3 : La courbe ROC « Receiver Operating Characteristic ».

Les deux taux d'erreurs FAR et FRR sont dépendants. En effet, en faisant varier le seuil de décision θ , ils seront modifiés de façon importante. Alors, une courbe qui représente les performances d'une modalité biométrique pour toutes les valeurs du seuil sans les fixer à priori peut être utilisée. Nous distinguons à titre d'exemple, la courbe dite ROC « Receiver Operating Characteristic » donnée par la figure 1.3 et la courbe dite DET « Detection Error Trade Off » [8], [9]. La courbe ROC permet de représenter graphiquement le taux d'erreur FRR en fonction du FAR pour les différentes valeurs des seuils de décision θ . Le seuil θ doit donc être ajusté en fonction de l'application ciblée : haute sécurité, basse sécurité ou compromis entre les deux. Par exemple, un faible FRR et donc une erreur plus grande en FAR, permet de garantir une facilité d'utilisation, mais permet à quelques imposteurs de tromper le système. Par contre, pour un système ultra sécurisé, le seuil de décision choisi doit offrir un FAR proche de zéro, mais cela risque d'empêcher une partie des utilisateurs légitime d'accéder à la zone sécurisée. Nous distinguons un point de performance et un compromis sur la courbe ROC qui correspond à l'endroit de taux d'erreur égale, noté EER « Equal Error Rate » où $FRR = FAR$. À noter que plus le taux EER est faible,

plus le système est performant. De plus, nous distinguons un taux d'erreur pondéré « *Weighted Error Rate* » noté WER qui donne le taux d'erreur correspond au seuil tel que le FRR soit proportionnel au FAR avec un coefficient dépendant de l'application. Pour un seuil fixé θ , le WER est donné par :

$$FRR(\theta) = \alpha FAR(\theta) + (1 - \alpha) FRR(\theta) \quad (1.5)$$

Une autre métrique est utilisée pour la mesure des performances d'un système biométriques c'est l'aire sous la courbe ROC « *Area Under Roc Curve* » notée AUC. Elle permet de quantifier le degré de séparation entre la distribution des scores de dissimilarité des utilisateurs légitimes et d'imposteurs. Autrement dit, l'aire sous la courbe ROC représente la probabilité que le score noté S_p^{leg} d'un utilisateur légitime choisi au hasard soit inférieur au score S_q^{imp} d'un utilisateur imposteur. Cette probabilité est notée par $P(S_p^{leg} < S_q^{imp})$. Il est à noter, plus l'AUC est grande, plus l'algorithme est performant. Pour estimer l'AUC, plusieurs techniques ont été proposées dans [10]. Nous distinguons celle développée par Tronci et al. [11], basée sur le test statistique de Wilcoxon-Mann-Whitney (WMW) [12]. L'AUC est ainsi définie par :

$$AUC = \frac{\sum_{p=1}^M \sum_{q=1}^N I(S_p^{leg}, S_q^{imp})}{M \times N} \quad (1.6)$$

Où M et N représentent respectivement le nombre des utilisateurs légitimes et d'imposteurs. La fonction $I(S_p^{leg}, S_q^{imp})$ est définie par le système d'équations suivant :

$$I(S_p^{leg}, S_q^{imp}) = \begin{cases} 1 & \text{si } S_p^{leg} < S_q^{imp} \\ 0.5 & \text{si } S_p^{leg} = S_q^{imp} \\ 0 & \text{si } S_p^{leg} > S_q^{imp} \end{cases} \quad (1.7)$$

1.2.2.2 Taux d'erreurs d'un système d'identification

Dans le cas d'un système biométrique qui opère en mode identification, il est utile de savoir si le bon choix se trouve dans les K premières identités retournées par le système. Un moyen consiste à tracer la courbe de score cumulé CMC « *Cumulative*

Match Score Curve » [9] qui illustre le rang d'identification en abscisses et les probabilités que le bon choix est parmi les K premiers identifiants renvoyés par le système en ordonnées. Des exemples de cette courbe sont donnés à la figure 1.4.

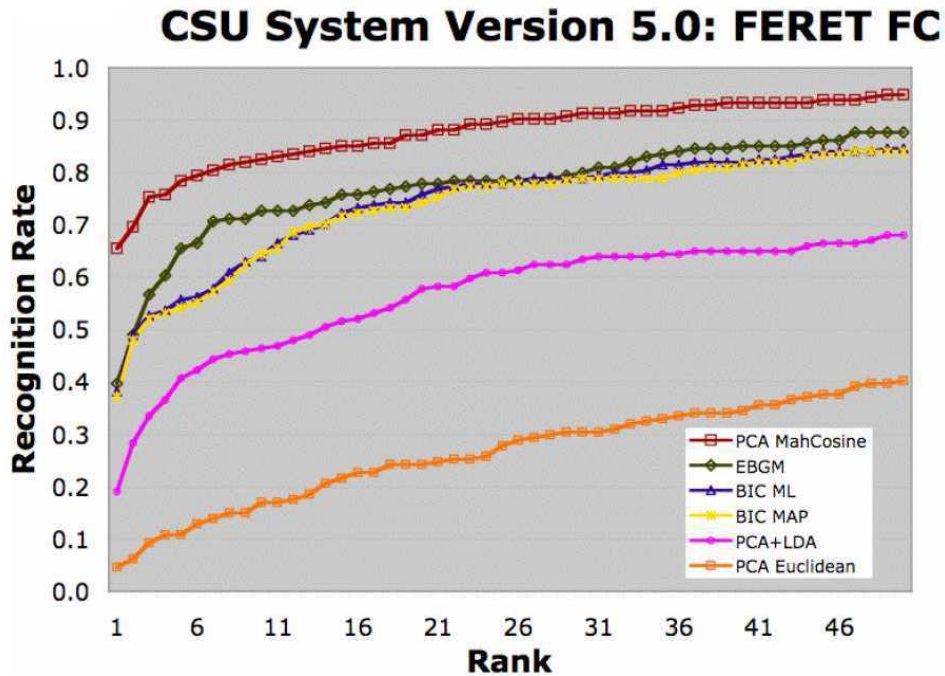


Figure 1.4 : Courbes CMC du CSU System 5.0 pour le "FERET Probe Set FC" et pour différents algorithmes de reconnaissance faciale [13].

Il existe une autre métrique pour évaluer les performances d'un système biométrique face aux bruits, c'est la courbe de robustesse « *Robustness Curve* » notée RC [14]. Cette courbe représente la robustesse du système en termes de taux EER face aux divers types et niveaux d'altérations. Ces altérations sont dues au bruit lors de la phase d'enrôlement et principalement lors de la phase de l'acquisition de la caractéristique biométrique.

Plusieurs réflexions ont été également menées sur des critères complémentaires pour évaluer les performances d'un système biométriques. Ils concernent principalement les coûts d'enrôlement et de reconnaissance. Nous distinguons par exemple :

- Le temps moyen d'enrôlement ;
- Le temps moyen de vérification ;
- Le temps moyen d'identification qui est fonction du nombre des personnes dans la base de données.

1.2.2.3 Intervalle de confiance

Dans l'évaluation des systèmes biométriques, il est utile de savoir l'intervalle de confiance pour l'estimation des taux d'erreurs parce que les bases de données utilisées sont toujours de tailles réduites et jamais totalement représentatives de la population globale. De plus, l'évaluation de la performance globale du système biométrique dépend du découpage de la base en deux sous-ensembles : Apprentissage et test. Une estimation de l'intervalle de confiance est introduite dans [15], s'appuie sur des méthodes statistiques non-paramétriques nommées Boots-trap.

1.2.3 Panorama des différentes modalités biométriques

Nous présentons dans ce paragraphe un aperçu des modalités biométriques les plus courantes sur le marché à savoir la biométrie utilisant les empreintes digitales, la géométrie de la main, le visage et l'iris [16]. Ces modalités figurent évidemment dans un panel plus étendu, intégrant, entre autres, la biométrie par les veines de la main, l'A.D.N, la forme de l'oreille, la forme des lèvres, la dynamique des frappes sur un clavier, la marche. Des illustrations de ces modalités sont données par la figure 1.5.



Figure 1.5 : Caractéristiques biométriques : Signature, empreintes digitales, géométrie de la main, iris, rétine, visage, oreille, ADN, marche [16].

1.2.3.1 Empreintes digitales

La reconnaissance des individus par leurs empreintes digitales est une modalité biométrique très ancienne. Elle remonte à l'époque de Alphonse Bertillon, en 1892. Cette modalité est considérée comme la principale technologie en termes de part du marché (près de 50% du chiffre d'affaires total hors applications judiciaires comme illustré par la figure 1.6). La biométrie par les empreintes digitales se base sur l'extraction et l'analyse des points particuliers, formés par les crêtes et les sillons de l'épiderme (i.e. jonctions, terminaisons aveugles, croisements,...). Seulement une douzaine de ces points sont suffisants pour l'identification d'une personne. Plus d'informations peuvent être trouvées dans [17], [18] [19].

1.2.3.2 Visage

La reconnaissance faciale est également considérée comme une modalité biométrique majeure. Elle représente près de 12% du marché, hors applications judiciaires (Figure 1.6). Une des techniques les plus connues en reconnaissance faciale consiste à décomposer l'image par ACP (Analyse en Composante Principale). [20].

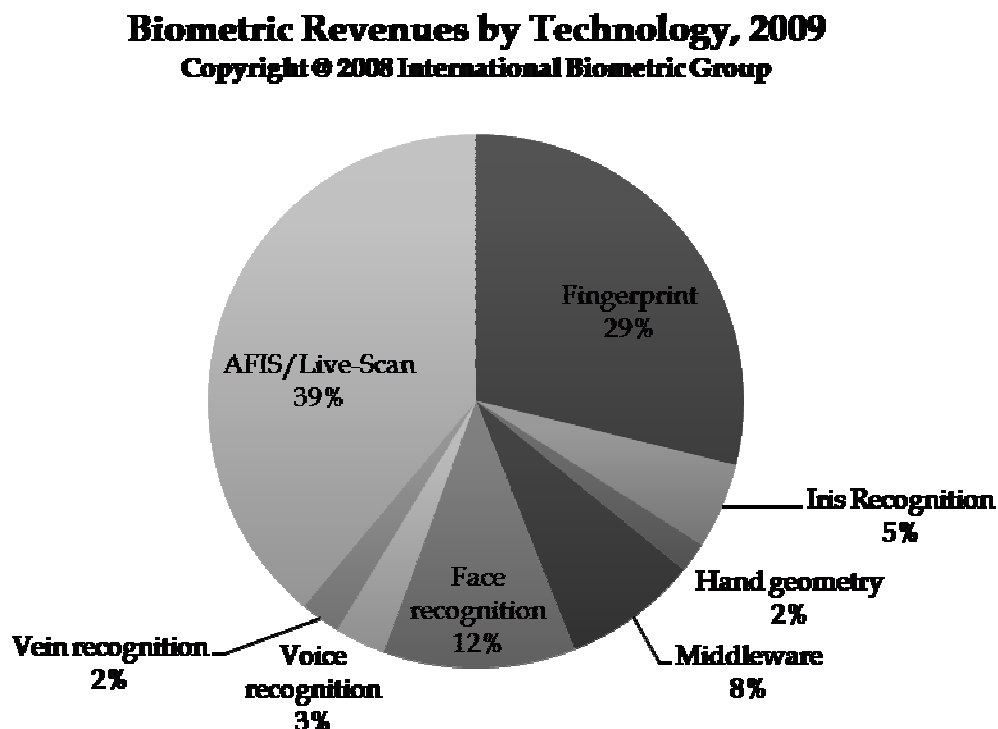


Figure 1.6 : Parts du marché des différentes modalités biométriques [21].

1.2.3.3 Iris

La reconnaissance d'iris est une modalité biométrique assez récente puisqu'elle ne s'est véritablement développée que dans les années 80, principalement grâce aux travaux de John Daugman [22], [23], [24], [25]. L'iris est le seul organe interne d'une personne visible de l'extérieur. Il est stable durant la vie et il est caractérisé par une structure unique. La biométrie par l'iris peut être exploitable très tôt dans la vie d'une personne, car la structure d'iris est définitive dès la 8^{ème} semaine de maternité [26]. Lorsque l'on désire identifier une personne par un système de reconnaissance par l'iris, l'image de l'œil est acquise pour en extraire une signature unique à partir de la texture d'iris. Cette texture est encodée, conduisant ainsi à un « *Template* » biométrique.

Tableau 1.1 – Comparaisons entre modalités biométriques [28]. Performance haute (H), moyenne (M), faible (F).

Modalité biométrique	Universalité	Unicité	Stabilité	Mesurabilité	Performance	Acceptabilité	Circonvension
ADN	H	H	H	F	H	F	F
Oreille	M	M	H	M	M	H	M
Visage	H	F	M	H	F	H	H
Thermo Visage	H	H	F	H	M	H	H
Empreinte	M	H	H	M	H	M	M
Marche	M	F	F	H	F	H	M
Géométrie de la main	M	M	M	H	M	M	M
Veines de la main	M	M	M	M	M	M	F
Iris	H	H	H	M	H	F	F
Dynamique de frappe	F	F	F	M	F	M	M
Odeur	H	H	H	F	F	M	F
Rétine	H	H	M	F	H	F	F
Signature	F	F	F	H	F	H	H
Voix	M	F	F	M	F	H	H

1.2.3.4 Géométrie de la main

Cette modalité consiste à extraire un ensemble de descripteurs de la géométrie de la main d'un individu, à savoir des descripteurs de la forme générale de la main, la forme des articulations, la longueur, la largeur, la courbure des doigts, etc. Pour une description détaillée, le lecteur peut se rapporter à [27].

1.2.4 Comparaison des différentes techniques biométriques actuelles

Comme il a été décrit précédemment, un système biométrique doit satisfaire un ensemble des critères tels que l'universalité, l'unicité, etc. À partir de ces critères, une première comparaison des principales modalités biométriques est citée dans le Tableau 1.1 [28]. Ce tableau montre bien qu'aucune modalité biométrique ne satisfait l'ensemble des critères.

Chaque modalité biométrique possède des avantages et des inconvénients. Parmi les indices de performance utilisés pour juger l'efficacité d'une modalité, les taux de FAR et FRR (décrits précédemment) sont utilisés (voir Tableau 1.2) [29].

Tableau 1.2- Comparaison des 4 grandes modalités biométriques [29].

Modalité biométrique	FAR(%)	FRR(%)
Iris	0.00129	0.583
Empreinte digitale	0.01	2.54
Géométrie de la main	0.05	7.29
Visage	1	10

Les caractéristiques physiques et comportementales utilisées par les modalités biométriques actuelles ne sont pas toujours fiables à 100%. Par exemple, la reconnaissance par les empreintes digitales est loin d'être si parfaite et si précise. Elle peut être attaquée par une fine couche de silicone reproduisant la géométrie et les empreintes des doigts. De même, il arrive que des utilisateurs qui n'ont pas des empreintes d'assez bonne qualité ne soient pas correctement identifiés. De plus, la qualité des empreintes peut être dégradée au cours du temps, notamment chez les personnes ayant des activités manuelles. La reconnaissance de la géométrie de la main souffre aussi de mêmes types d'inconvénients que dans le cas de la

reconnaissance des empreintes digitales, notamment chez les personnes de la même famille et plus particulièrement chez les jumeaux. Pour les systèmes biométriques à reconnaissance faciale, de la voix, ou de l'iris, de nombreux problèmes liés aux attaques sont connus (e.g. conditions d'acquisition, attaque par voix enregistrée, attaque par photographie statique ou dynamique, etc).

Comme nous l'avons signalé précédemment, on s'intéresse dans le cadre de notre thèse à la modalité qui utilise les images IRM du cerveau. Bien qu'actuellement, cette modalité présente des inconvénients en termes d'acceptabilité ou du coût, l'utilisation de l'Imagerie par Résonance Magnétique permet d'assurer une excellente robustesse aux attaques puisqu'un utilisateur potentiel ne peut pas modifier la structure de son cerveau.

Afin d'explorer en profondeur cette piste de recherche, les sections suivantes seront consacrées à des généralités permettant de mieux appréhender l'anatomie cérébrale, la maturation du cerveau, la variabilité cérébrale, ainsi que l'imagerie du cerveau par résonance magnétique.

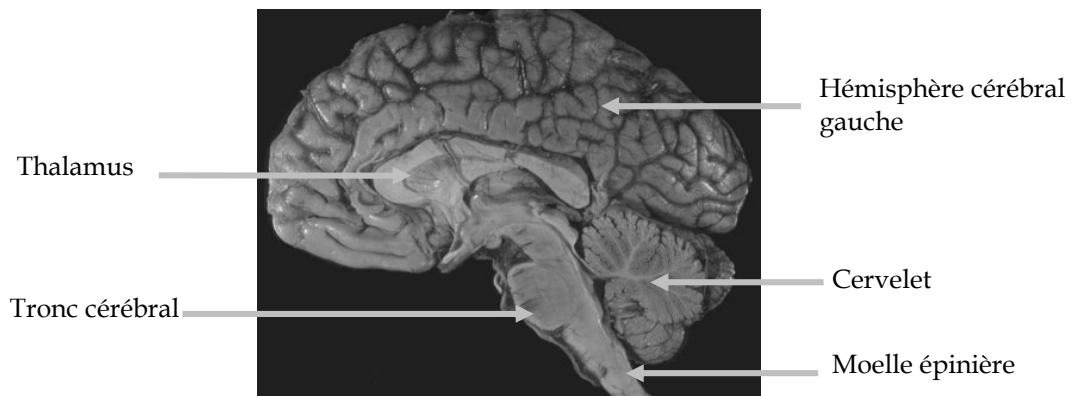


Figure 1.7 : Système nerveux central humain, vue sagittale [34].

1.3 Anatomie cérébrale

Le système nerveux central est constitué de la moelle épinière logée dans le canal vertébral et de l'encéphale, comme illustré par la figure 1.7. Le poids moyen de ce dernier est entre 1400 à 1800 grammes, il occupe la majeure partie de la boîte crânienne. L'encéphale est composé du tronc cérébral, du cervelet et du cerveau. L'ensemble flotte dans un coussin protecteur de liquide céphalo-rachidien (LCR).

Pour une description détaillée du système nerveux central, le lecteur peut consulter [30], [31], [32], [33], [34].

Le cerveau est constitué de deux hémisphères séparés l'un de l'autre par un profond sillon médian appelé également espace inter-hémisphérique. Les deux hémisphères sont reliés par le corps calleux, qui est un faisceau des fibres constituant la commissure inter-hémisphérique. Chaque hémisphère comporte trois faces comme illustrées par la figure 1.8 et la figure 1.9:

- La face médiane ou interne correspondant au plan inter-hémisphérique;
- La face supéro-latérale ou externe;
- La face inférieure.

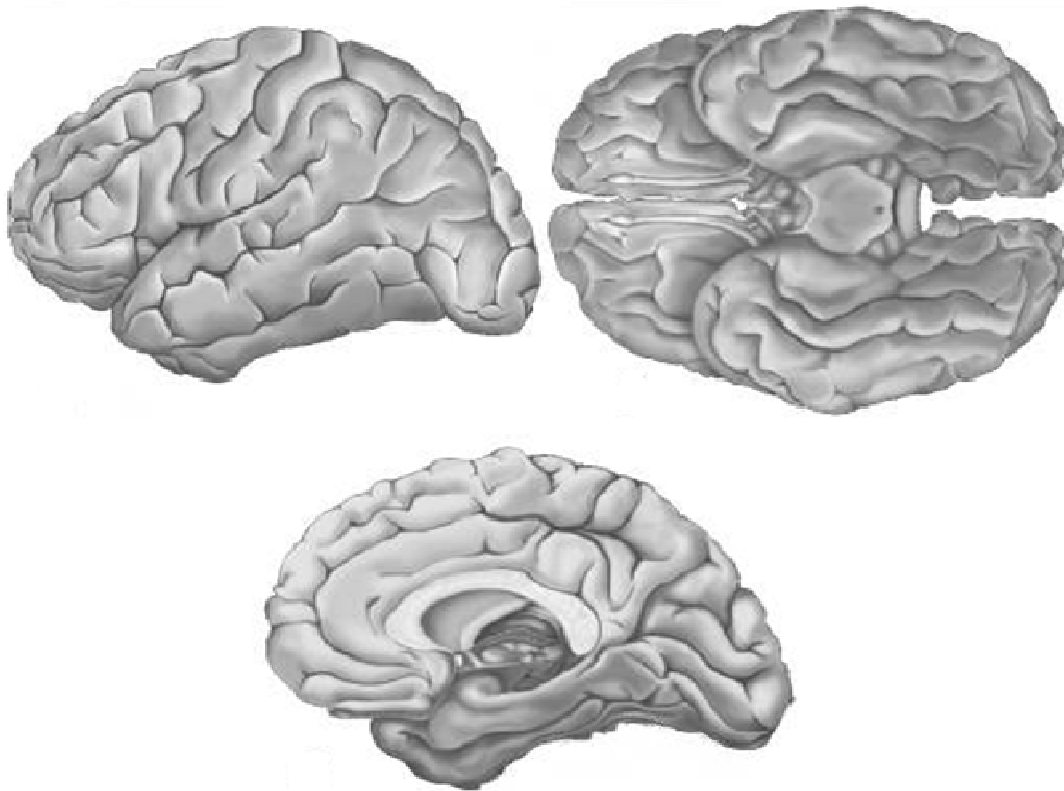


Figure 1.8 : Les trois faces des hémisphères cérébraux. En haut à gauche : face supérolatérale ; En haut à droite : face inférieure ; En bas : la face médiane [35].

Le cerveau est constitué d'une matière blanche (MB) et d'une matière grise (MG) appelée cortex et du liquide céphalo-rachidien (LCR) comme représentés par la figure 1.9. Également, il contient des méninges pour sa protection.

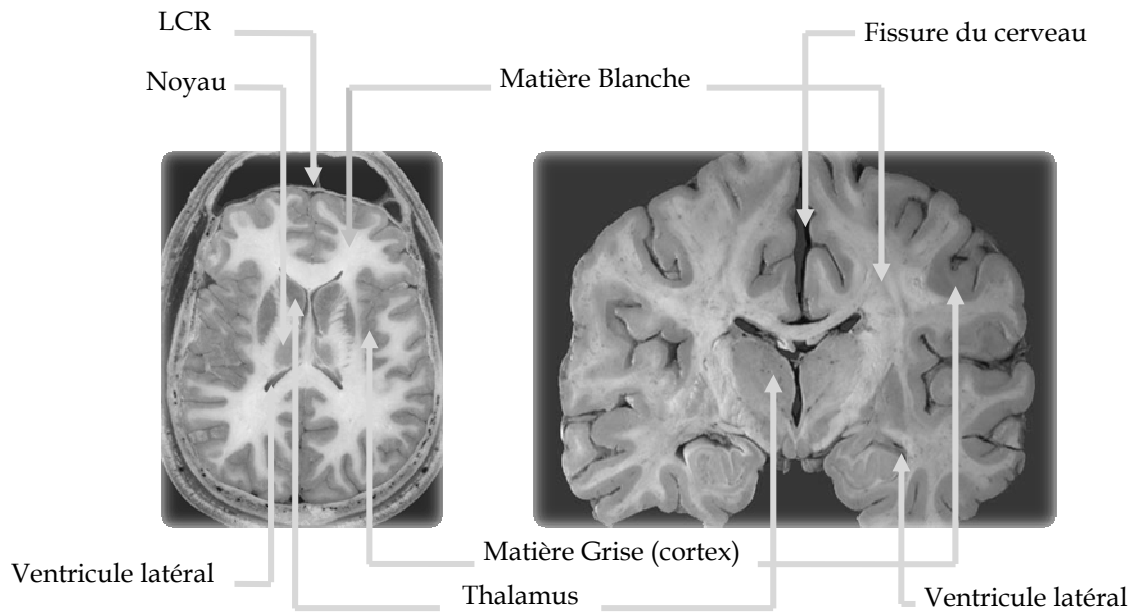


Figure 1.9 : Chemin d'un cerveau humain. Vue frontale à gauche. Vue coronale à droite [35].

1.3.1 Matière grise

Le cortex cérébral ou MG peut être représenté par une surface très plissée et de forme sphérique dont l'épaisseur varie de 2 à 5 mm. Il contient principalement les corps cellulaires des neurones qui lui donnent la couleur grisâtre. Le cortex présente de nombreux plis s'engouffrant vers l'intérieur du cerveau qui sont appelés sillons. De même, il présente un certain nombre de circonvolutions, appelées gyri (gyrus au singulier). Vue, la structure fortement plissée, seulement le tiers de la surface corticale est visible en superficie. Les deux autres tiers sont enfouis dans les sillons.

1.3.2 Matière blanche

La matière blanche (MB) est comprise entre le cortex, les noyaux gris centraux et les ventricules (Figure 1.9). Elle est composée d'un agglomérat d'axones qui établissent les connexions entre les corps cellulaires du cortex et d'autres parties du cerveau.

1.3.3 Liquide céphalo-rachidien

Le liquide céphalo-rachidien (LCR) est une substance transparente constituée de 99% d'eau. Il protège et nourrit le système nerveux central.

1.3.4 Méninges

L'encéphale est entouré des couches protectrices appelées les méninges. Comme l'illustre la figure 1.10, elles sont constituées de trois membranes successives :

- La membrane interne est représentée par la pie-mère, fine, compacte, qui contient les structures veineuses ramenant le sang du cerveau vers le cœur;
- La membrane intermédiaire est l'arachnoïde, ainsi appelée en raison de sa ressemblance avec une toile d'araignée;
- La membrane la plus externe est la dure-mère, dure et résistante, formée de tissu conjonctif qui protège les couches sous-jacentes des os les entourant.

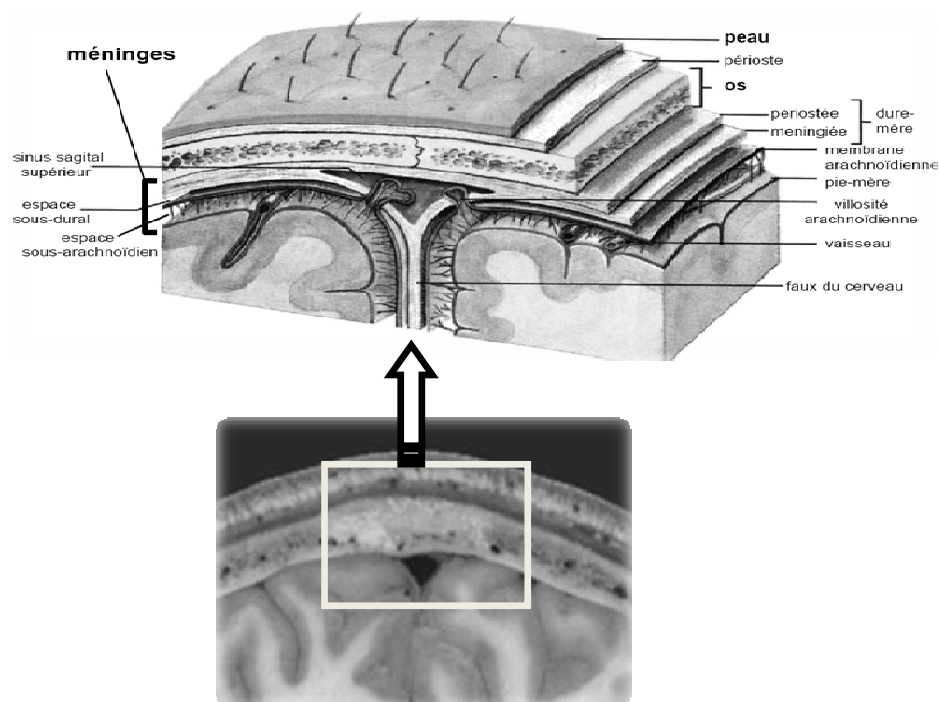


Figure 1.10 : Les méninges sont constituées de trois couches enveloppant le cerveau : la pie-mère, l'arachnoïde et la dure-mère [32],[34].

1.4 Maturation du cerveau

Chez l'homme, et plus généralement chez le mammifère, la maturation cérébrale commence au début de la période intra-utérine durant laquelle le cerveau passe d'un état lissencéphalique à un état gyrencéphalique (figure 1.11). Ce passage met en jeu un nombre important des structures cérébrales, des processus, des phases de croissance et des contraintes qui sont responsables à la création d'une signature

cérébrale [36], [37], [38], [39]. Aux 70^{ème} jours, les structures des zones principales du cerveau sont bien distinctes et vers les 50^{ème} jours que l'on peut commencer à reconnaître un fœtus humain de celui d'un autre mammifère. Pendant la période foetale, qui commence à partir de la 11^{ème} semaine jusqu'à la naissance, le cortex cérébral se développe. Les sillons primaires sont visibles dès la 16^{ème} semaine de gestation. Vers le 5^{ème} ou le 6^{ème} mois, les circonvolutions et les sillons se multiplient, la surface corticale devient de plus en plus plissée. Au 7^{ème} mois, environ 100 milliards de neurones sont présents et leur nombre ne variera que très peu après la naissance. De même, les sillons secondaires se développent en établissant le degré de gyrification cortical. À partir de la 36^{ème} semaine, les sillons tertiaires apparaissent en bouleversant les plissements établis auparavant.

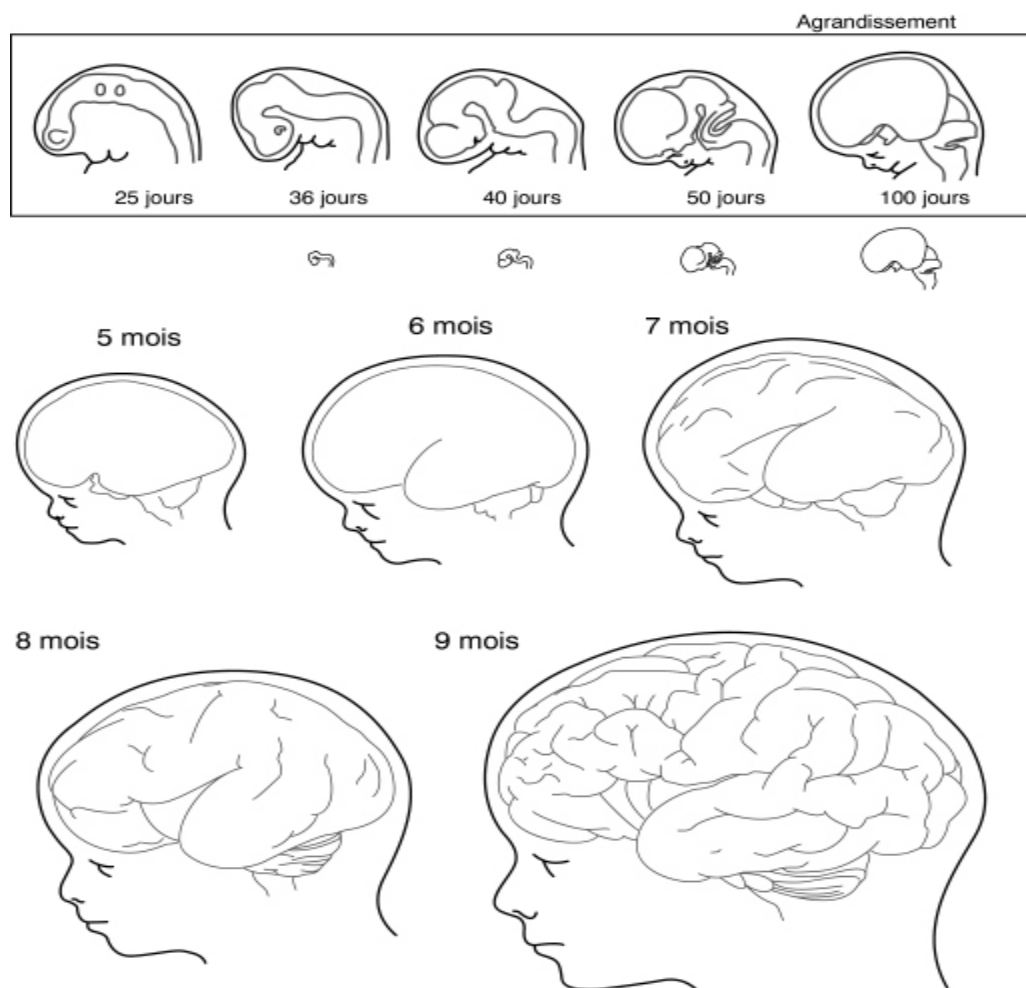


Figure 1.11 : Développement du cerveau humain suivant une succession d'étapes embryonnaires et fœtales (vue sagittale). Les dessins de la première ligne, relatifs aux étapes embryonnaires [40].

Plusieurs processus complexes entrent en jeu, donnant une forme très plissée à la surface corticale. Nous distinguons alors selon [41], [42] et [43] quatre processus principaux:

- La gyrogenèse : des petites régions corticales vont se différencier, croître plus au moins rapidement de façon centrifuge en créant les fonds et les murs des sillons.
- L'operculation : des régions corticales en pleine gyrogenèse, se développant plus activement que d'autres, vont s'étendre par-dessus ceux-ci, jusqu'à parfois de les recouvrir complètement.
- L'expansion du cortex : certaines structures corticales se refoulent en masse vers l'extérieur par la différenciation des composantes cellulaires du thalamus, des ganglions de la base, des faisceaux de substance blanche et du cortex lui-même.
- La lobulation : Au cours de ce processus, toute une région du cortex s'étend dans une même direction.

1.5 Origine des plissements et influence de la croissance du cerveau

La croissance du cerveau dans la boîte crânienne ainsi que les processus qui les accompagnent vont déterminer une signature propre à chaque cerveau. C'est dans ce contexte que plusieurs théories ont abordé la problématique de l'origine des plissements corticaux. Nous pouvons les regrouper schématiquement en 2 types d'argumentations.

- La première considère que les plissements du cerveau sont uniquement d'origine mécanique externe. En effet, le cerveau, organe souple, s'étend à l'intérieur de la boîte crânienne, organe rigide et de taille limitée. Les contraintes mécaniques résultantes favorisent une configuration de connexions sulco-gyrales finale, stationnaire et stable.

- La deuxième théorie considère l'existence d'une relation entre la morphologie et la structure finale du cerveau et son organisation cytoarchitectonique et fonctionnelle.

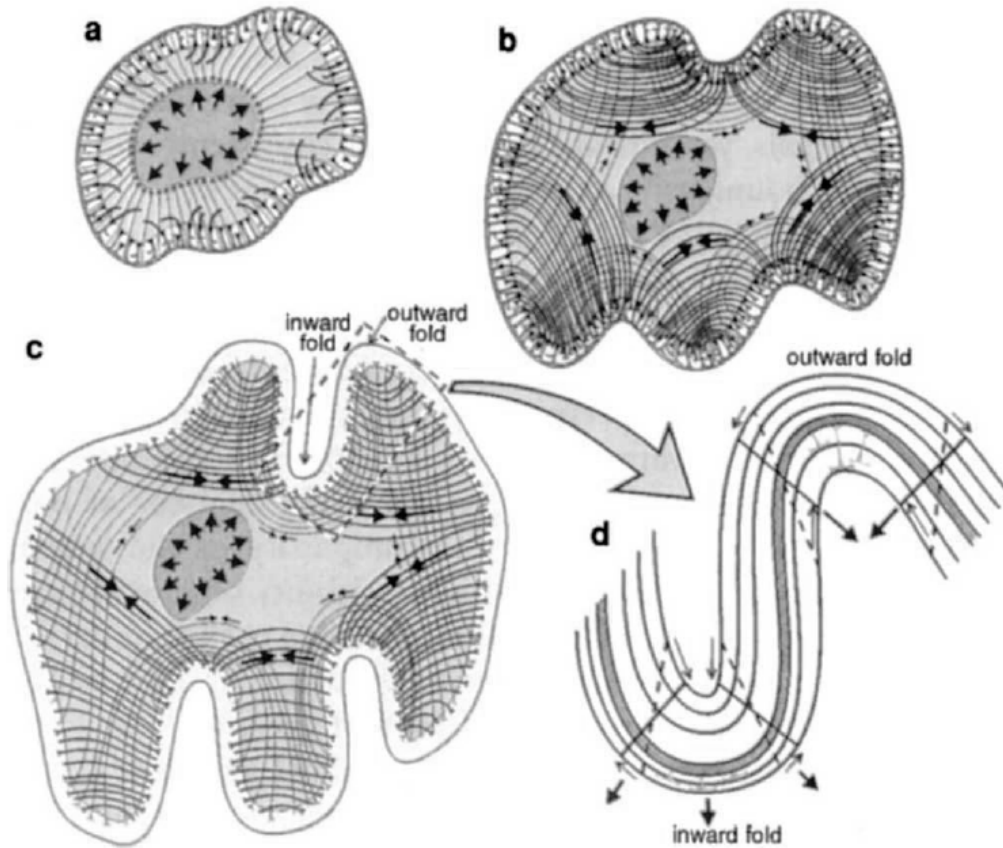


Figure 1.12 : Origines des plissements corticaux selon l'hypothèse Van-Essen. a) Migration des neurones de la plaque corticale le long des cellules gliales radiales. b) Les axones atteignent leurs structures cibles. Des microforces de tensions et de compression entre ces axones rapprochent les régions fortement interconnectées. De plus, naissance des arêtes où se développent les gyri. c) Représentation de l'apparition des plissements dirigés vers l'extérieur (régions fortement connectées) et des plissements dirigés vers l'intérieur (régions faiblement connectées). d) Représentation de la migration des plissements corticaux induisant un effet de cisaillement qui tend à étirer l'axe radial (lignes en pointillés) [44].

Van Essen dans ces études, réunit le point de vue mécanique et le point de vue fonctionnel. En effet, l'idée est que le facteur primaire des plissements corticaux est d'origine mécanique, mais associée à des forces internes et non pas externes [44]. Plus précisément, les forces internes correspondent à l'ensemble des microforces de tensions et de compression générées durant la phase de gyrogenèse. Une illustration

de ce phénomène est donnée par la figure 1.12. D'une part, les zones à forte croissance cellulaire sont à l'origine de l'apparition des arrêtes où se développent les gyri. D'autre part, les sillons se forment dans des zones à faible croissance cellulaire dans lesquelles des régions corticales sont moins connectées. Les contraintes mécaniques résultantes de l'activité cellulaire peuvent amener un gyrus à en recouvrir un autre. Ainsi, cette hypothèse met en relation l'activité neuronale et la connectivité anatomique dans la morphologie corticale résultante.

Dans le contexte de la théorie de Ven Essan, les connexions cortico-corticales font de la morphologie corticale un système dynamique chaotique. En effet, de infimes variations des conditions initiales telles que les fibres de connexions aboutissent à des états stationnaires très différents quant aux agencements des motifs sulco-gyreaux d'un individu à un autre [45].

Les deux argumentations de l'origine des plissements corticaux reposent sur des processus plus au moins différents. Cependant, elles aboutissent aux mêmes résultats, c'est que les processus responsables favorisent une organisation finale et stationnaire des structures corticales faisant ainsi des caractéristiques cérébrales, des caractéristiques uniques et stables adaptées dans un contexte biométrique.

1.6 Variabilité cérébrale

L'analyse des structures cérébrales montre l'existence de toutes sortes de différences entre différents individus, notamment au niveau de la taille des structures cérébrales, emplacement, orientation et parfois même la présence ou non de ces structures. De même, cette variabilité est liée à des nombreux aspects de notre personnalité unique et de nos possibilités cognitives. En effets, la variabilité des structures corticales sera abordée en deux niveaux : Au niveau anatomique et au niveau fonctionnel.

1.6.1 Variabilités au niveau anatomique

La variabilité au niveau anatomique du cerveau et des structures corticales est la plus visible et la plus remarquable. En effet, deux cerveaux n'auront jamais le

même aspect, même chez des vrais jumeaux [46], [47]. Nous pouvons aborder la variabilité corticale en deux niveaux principaux :

- La variabilité inter-individuelle ;
- La variabilité intra-individuelle.

1.6.1.1 Variabilité inter-individuelle

Nous distinguons des nombreuses différences inter-individuelles des structures corticales. En effet, il existe des différences de ces structures selon le sexe. A titre d'exemple, l'homme est caractérisé par un volume cortical supérieur à celui de la femme. Un autre aspect de la variabilité du cortex concerne les plissements corticaux et les connectivités associées où la région corticale est composée de plusieurs plis de tailles et de nombres très variables d'une personne à l'autre. De plus, chacun de ces plis est interconnecté avec un grand nombre d'autres plis par des voies aussi très variables. Le nombre des plis et des ramifications composants l'âme d'un sillon peut varier d'une personne à l'autre. Le sillon peut être continu ou interrompu selon la personne. Également, des remontées locales de la matière blanche engendrant ainsi des plis de passages interrompant le sillon en segments distincts, rendant le nombre et la forme de branches d'un sillon ainsi que leurs positions par rapport à l'âme du sillon fortement variables entre les individus. Une illustration représentant la forme d'un sillon en profondeur est donnée par la figure 1.13. Également, les relations de positions et d'orientations des sillons les uns par rapport aux autres sont variables, tout comme les connexions inter-sillons. De plus, certains sillons peuvent même apparaître ou disparaître d'une personne à l'autre.

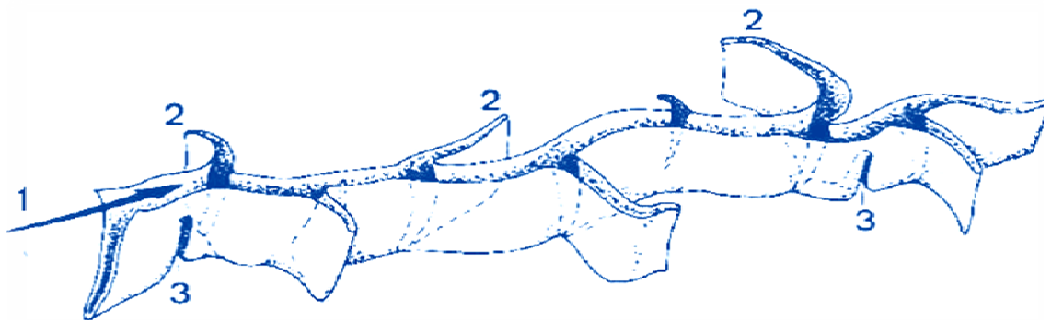


Figure 1.13 : Illustration représentant la forme d'un sillon en profondeur. (1) Âme du sillon ; (2) branches latérales ; (3) plis de passage [48].

La figure 1.14 illustre les structures corticales relatives à neuf cerveaux différents. Les sillons présentent une très grande variabilité interindividuelle en forme et en position. De ce fait, la structure sulcale est propre à chaque cerveau de sorte que tous les cerveaux sont anatomiquement différents. De même, il arrive que certains nombres des sillons principaux soient présents chez tous les individus mêmes s'ils diffèrent dans leur position, leur forme et leur nombre de composantes. En effet, un même sillon rencontré chez plusieurs sujets peut être plus ou moins long, plus ou moins profond, plus ou moins sinueux et peut même présenter des coupures, c'est-à-dire être composé de plusieurs plis distincts [49].

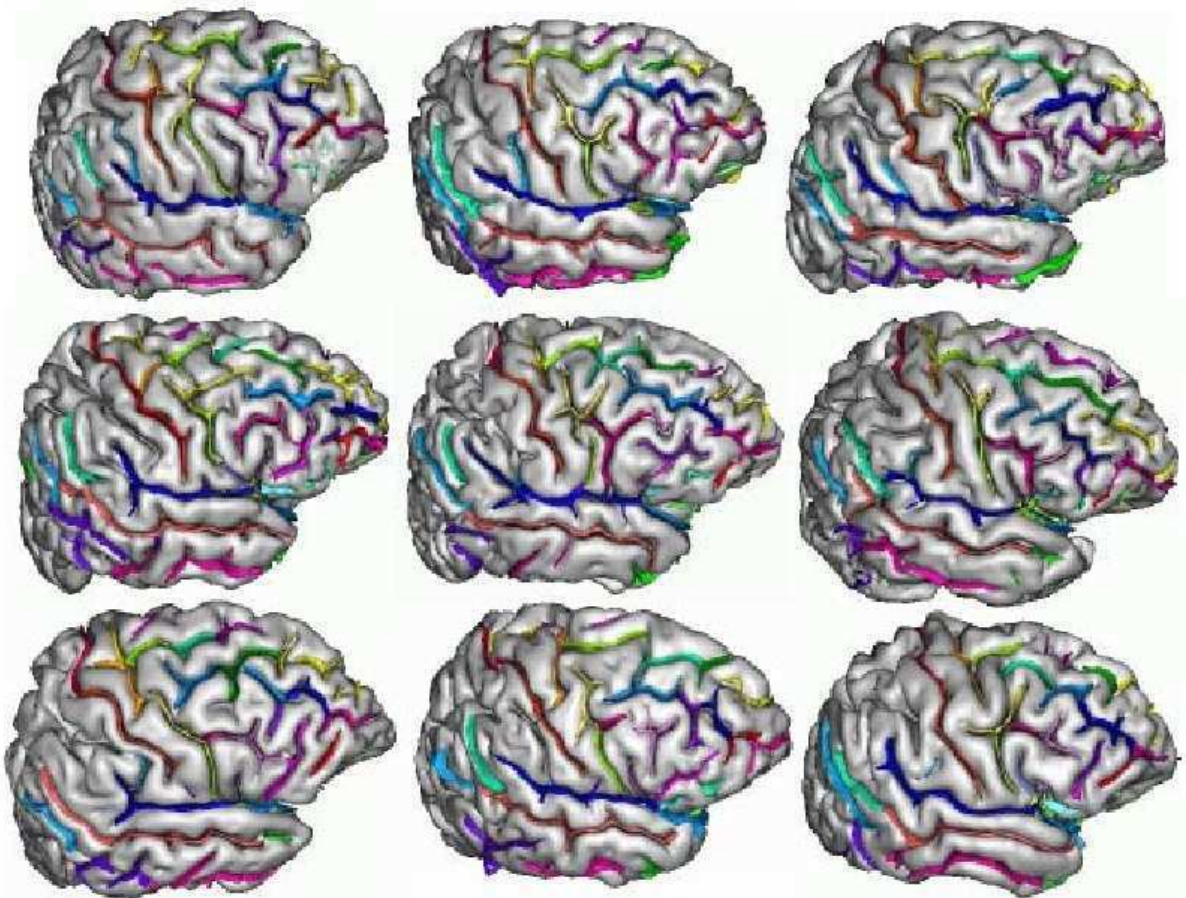


Figure 1.14 : Illustration de la variabilité anatomique des structures corticales sur 9 cerveaux différents. Pour observer cette variabilité anatomique, les sillons corticaux ont été étiquetés automatiquement via la plateforme logicielle libre Brainvisa/Anatomist [50], chaque couleur correspondant à un sillon différent.

1.6.1.2 Variabilité intra-individuelle

La variabilité intra-individuelle est relative à l'asymétrie entre les deux hémisphères droit et gauche chez un même individu d'où elle vient l'appellation

variabilité inter-hémisphérique. Bien que les deux hémisphères d'un même individu soient très similaires au niveau de la taille et du poids, la distribution des tissus et des plissements est variable d'un hémisphère à l'autre. Nous distinguons, l'asymétrie neuro-chimique qui est fortement liée à l'asymétrie fonctionnelle [52], [53]. Également, pour la variabilité intra-individuelle, nous distinguons l'asymétrie au niveau microscopique qui est à l'origine de la spécialisation cellulaire au moment de la prolifération des cellules. Au niveau macroscopique, les asymétries des régions corticales sont dues principalement aux différences des volumes de la matière blanche et de la matière grise.

Cette variabilité inter-hémisphérique est très importante et indique que les deux hémisphères d'un même individu ne sont pas obligatoirement symétriques. De ce fait, deux cerveaux de deux individus différents n'auraient jamais le même aspect même chez de vrais jumeaux [51].

1.6.2 Variabilité au niveau fonctionnel

La variabilité du cerveau au niveau fonctionnel réside en deux niveaux : soit au niveau inter-individuelle ou intra-individuelle. Par exemple, chez des individus différents, une même tâche sera traitée de manière différente et par la suite les zones impliquées pour réaliser cette tâche ne seront pas les mêmes. De plus, des nombreuses méthodes de mesure et de modélisation de l'asymétrie fonctionnelle ont montré des fortes variabilités dans le traitement des tâches entre les deux hémisphères.

1.7 Observer le cerveau avec l'imagerie médicale

En imagerie médicale, la neuro-imagerie a révolutionné les connaissances et les recherches sur le cerveau. En fait, l'imagerie cérébrale permet d'obtenir des informations structurelles et fonctionnelles in-vivo et in-situ des structures cérébrales d'une manière non-invasive. Plusieurs modalités d'imageries ont vu le jour, se basant sur différentes propriétés physiques, mettant en jeu différents dispositifs d'acquisition en 2D, 3D et 3D+t et offrant différentes résolutions spatiales et/ou temporelles. La figure 1.15 illustre trois exemples des modalités d'imagerie cérébrale.

Nous distinguons des modalités de neuro-imagerie anatomiques permettent d'observer l'anatomie cérébrale en se basant sur des dispositifs d'atténuation des rayons X (scanner-X), des dispositifs optiques (imagerie optique) ou des dispositifs magnétiques (IRM). Le scanner-X est davantage adapté pour l'observation des tissus durs, alors que l'IRM est adaptée pour les tissus mous. De plus, nous distinguons des modalités de neuro-imagerie fonctionnelles permettent d'étudier l'activité cérébrale et permettent de mettre en évidence le fonctionnement du cerveau. Certaines de ces modalités reposent sur le suivi d'un traceur radioactif (TEP, SPECT), nécessitant ainsi des installations parfois lourdes. Cependant, l'IRM fonctionnelle reposant sur une mesure indirecte de l'activité cérébrale (effet BOLD « *Blood Oxygenation Level Dependent* »), met en évidence l'afflux sanguin transporteur d'oxygène nécessaire à l'activité neuronale.

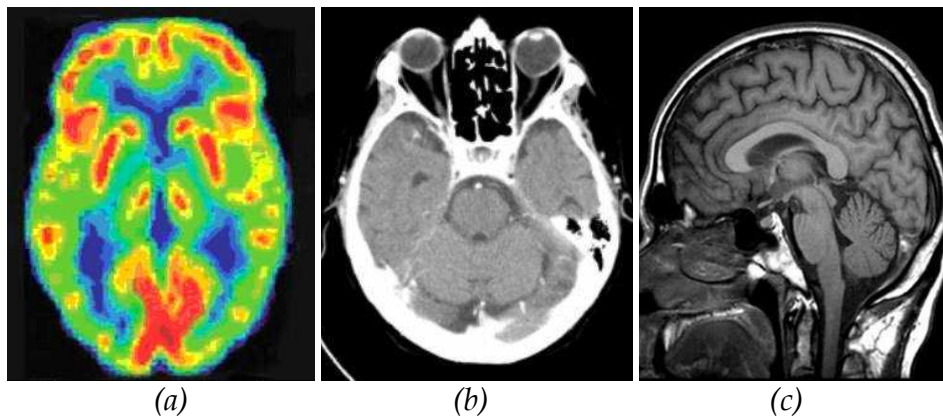


Figure 1.15 : Illustration de quelques modalités d'imagerie cérébrale. À gauche : Image frontale par TEP d'un cerveau. Les couleurs rouges et jaunes reflètent une activité cérébrale élevée, alors que les couleurs vertes et bleues représentent une faible activité. Au milieu : une image CT-scanner du cerveau. À Gauche : une image IRM cérébrale.

1.7.1 Imagerie IRM cérébrale

L'IRM anatomique est la modalité la plus adaptée pour observer les tissus et les structures corticales [54], [55]. Est une modalité non-invasive permettant d'avoir des acquisitions sur tous les types de populations tels que les femmes enceintes, les personnes âgées. De plus, la modalité IRM offre des acquisitions répétées dans le temps avec une résolution spatiale inférieure même à 1mm, permettant ainsi d'avoir accès à la géométrie des principales structures corticales et sous-corticales. De même, l'imagerie IRM permet de produire des visualisations 3D de principales structures du

cerveau et de fournir des mesures quantitatives morphologiques et structurales des structures cérébrales. Également, cette modalité permet d'étudier l'évolution temporelle des données anatomiques et fonctionnelles et la possibilité de fournir des comparaisons inter et intra-individuelles d'images anatomiques ou fonctionnelles.

Le principe de l'IRM consiste à mesurer l'aimantation des tissus biologiques et surtout celle induite par les atomes d'hydrogène et par la suite reconstruire une image à partir de ces mesures [55]. À la présence d'un champ magnétique puissant appelé champs de polarisation B_0 , tous les atomes d'hydrogène ou spins s'orientent dans la même direction suivant l'axe du champ. Un deuxième champ magnétique B_1 oscillant à une fréquence de résonance, généré par une antenne, perturbe l'équilibre et déclenche un basculement des axes de rotation des noyaux. Par conséquent, les noyaux d'hydrogène sont excités et mis en résonance durant une très courte période. Après l'interruption de l'émission de l'antenne, les spins retournent à leur position en émettant un signal radiofréquence. Cette phase s'appelle phase de relaxation [56].

La construction d'une image en 2D ou en 3D consiste à mesurer les signaux émis au cours de la phase relaxation point par point de la région considérée. Cette localisation spatiale est obtenue en ajoutant un gradient directionnel du champ magnétique grâce à des bobines de gradients. La sélection d'une coupe selon l'axe z est réalisée par une excitation sélective en appliquant un gradient de champ magnétique dans la même direction que B_0 , de telle sorte qu'une seule coupe soit excitée avec la fréquence de résonance exacte de l'hydrogène. Par la suite, seule la coupe sectionnée subit donc le phénomène de résonance nucléaire. L'encodage spatial dans les deux directions restantes x et y est réalisé durant le retour à l'équilibre des protons excités par un encodage de phase et par un encodage de fréquence. Cet encodage fournit un échantillonnage discret dans le domaine fréquentiel (phase, fréquence). Par la suite, l'image est obtenue par la transformée de Fourier 2D inverse, permettant de passer du domaine fréquentiel au domaine spatial.

En modifiant les paramètres d'acquisition, en particulier le temps de répétition entre deux excitations (TR) ou le temps entre le signal d'excitation et la réception de l'écho (temps d'écho : TE), on peut modifier la pondération de l'image [57]. En effet, l'énergie du signal de la relaxation des spins peut être décomposée suivant un axe

parallèle au champ magnétique (relaxation longitudinale ou T1, Figure 1.17-(a)) ou un axe perpendiculaire au champ magnétique (relaxation transversale ou T2, Figure 1.17-(b)). La modalité T1 permet d'observer les tissus du cerveau tels que la matière blanche, la matière grise et le liquide céphalo-rachidien. La modalité T2 ne permet pas de distinguer la matière grise de la matière blanche, mais elle met en évidence les lésions et le LCR. Le choix des paramètres d'acquisition permet de favoriser le signal d'un tissu particulier, de favoriser une acquisition rapide, de limiter certains artefacts, de favoriser une résolution fine, d'améliorer le rapport signal sur bruit, etc. Plus de modalités T1 et T2, l'imagerie IRM offre diverses autres modalités favorisant un large panel de possibilités d'exploration des structures cérébrales : T1, T2, Flair, T2*, Écho de spin, Écho de spin rapide, Écho de gradient (Figure 1.17).

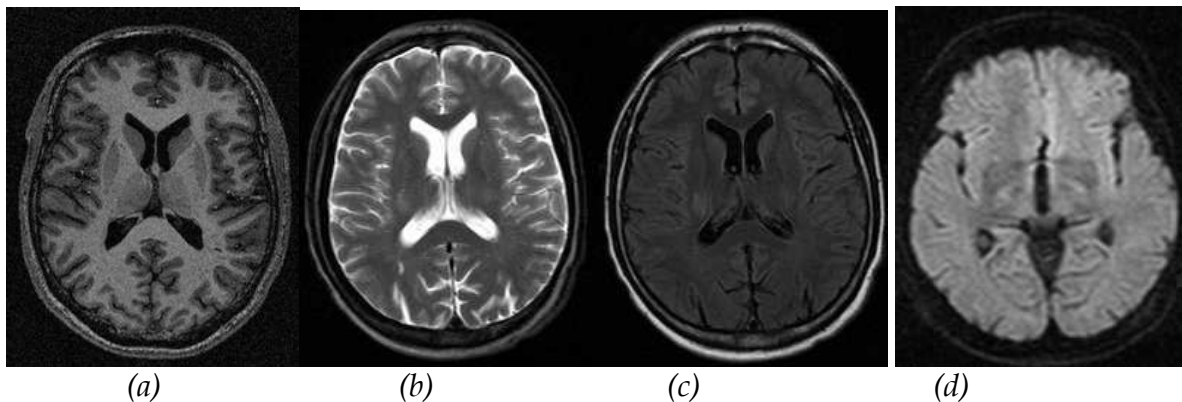


Figure 1.16 : Différentes images acquises par IRM : (a) Image pondérée T1. (b) Image pondérée T2. (c) Diffusion. (d) Flair.

1.7.2 Imperfections de l'acquisition en imagerie IRM

L'imagerie IRM est face aux plusieurs types d'artefacts qui sont responsables d'erreurs dans l'encodage de l'image, de perte ou de rehaussement artificiel du signal. Dans la suite, nous montrons les principales sources d'altérations pouvant affecter une image IRM cérébrale [58].

- **Artéfact de mouvement** : est généré par des mouvements globaux du patient, soit par des mouvements d'un seul organe du patient (le cœur, l'intestin, le foie) pendant l'acquisition d'une séquence d'imagerie. Ces artefacts se traduisent par des phénomènes d'aspects très variables, comme l'apparition d'images fantômes de la structure en mouvement.

- **Artéfacts d'inhomogénéité** : se présente sous la forme des variations de l'intensité observée pour un même tissu. Principalement, les inhomogénéités dans le champ magnétique principal (B_0) et dans le champ résonnant (B_1) peuvent provoquer une inhomogénéité dans la distribution des intensités des images obtenues en IRM. Également, il y a des inhomogénéités qui sont dues à la qualité de l'antenne de réception et en particulier aux variations spatiales de sa sensibilité.
- **Artéfacts du volume partiel** : est lié à la discrétisation spatiale de l'image IRM. En effet, lorsqu'une interface entre plusieurs tissus se trouve dans un même élément du volume discret (le voxel), le signal résultant dans ce voxel sera alors une moyenne des contributions des différents tissus. Dans le cas d'une image IRM cérébrale, l'effet du volume partiel se manifeste particulièrement à l'interface LCR-MG dans les replis du cortex, vu que l'épaisseur des sillons corticaux est parfois inférieure à la résolution des images.
- **Bruit** : le bruit peut être généré par l'agitation thermique des protons chez le patient qui est à l'origine d'émissions parasites. De même, ce bruit peut être généré par la chaîne de mesure et plus particulièrement de convertisseurs analogiques-numériques et des antennes.

1.8 Le cerveau comme modalité biométrique

L'un des axes de recherche du groupe biométrie du LiSSi/UPEC est la biométrie cachée. Ce type de biométrie consiste à utiliser des caractéristiques physiques et biologiques du corps humain, non visibles, sans traces et infalsifiables. La biométrie cachée exploite principalement, les signaux et les images utilisés habituellement dans des applications cliniques et médicales. Par conséquent, l'étude et l'analyse des caractéristiques structurelles et morphologiques du cerveau humain en biométrie sécuritaire, inscrit forcément cette modalité dans le contexte de la biométrie cachée. Nous nous sommes intéressés tout long des nos travaux à la problématique de la caractérisation de la variabilité géométrique et morphologique de l'anatomie du cerveau humain et son utilisation en biométrie.

Nous citons quelques travaux sur la caractérisation du cerveau dans un contexte biométrique même s'ils ne sont pas liés à la morphologie géométrique et texturale de la surface corticale. Durant tout le 19^{ème} siècle, le mot « biométrie » a été utilisé quasi exclusivement dans le sens très large de l'étude quantitative des êtres vivants, notamment à l'aide des méthodes statistiques appelées actuellement morphométrie. L'une des applications les plus connues nous distinguons l'étude de la transition entre un crâne d'*Homo sapiens* et un crâne d'Homme de Néanderthal. En effet, des techniques développées dans les travaux Bookstein [92] et [93] telles que le passage aux coordonnées de Bookstein ou le calcul de la distance procrustéenne ou des splines permettent de s'affranchir des effets d'échelle entre les sujets afin d'obtenir une description sans a priori des formes étudiées ou de comparer deux objets de la même classe. Par exemple, Bookstein a appliqué ces techniques dans la caractérisation des anomalies neuro-anatomiques focaux dans la schizophrénie. De même, dans la comparaison de la forme du corps calleux dans des coupes IRM cérébrales de 25 cerveaux humains, 12 normaux et 13 avec schizophrénie. D'ailleurs, depuis le début du 21^{ème} siècle, le mot « biométrie » est utilisé également dans le sens plus restrictif de l'« identification des personnes » en fonction des ces caractéristiques biologiques. Dans ce contexte, nous citons les travaux de Palaniappan [94] et [95] qui consistent à l'identification des individus par des signaux électroencéphalographies (EEG) suite à des stimuli visuels. Ces signaux appelés également potentiels évoqués visuels (VEP) sont extraits à partir de 61 électrodes placées sur le cuir chevelu du cerveau. Ce système utilise une interface cerveau machine (BCI) « *Brain Computer Interface* » pour reconnaître une séquence des lettres, des couleurs ou des images par l'utilisateur et générer par la suite un « *BrainWord* » comme signature biométrique qui servira à l'authentification ou l'identification d'un individu.

1.9 Conclusion

À travers ce premier chapitre, nous avons présenté un état de l'art sur la biométrie, en passant en revue, l'architecture générique des systèmes biométriques, les différentes modalités ainsi que les critères d'évaluation des performances de ce type des systèmes. Dans un contexte de biométrie cachée, nous avons présenté la

modalité utilisant le cerveau humain où quelques sections ont été consacrées à son anatomie, à son évolution et à son imagerie par résonance magnétique. Nous nous sommes aussi intéressés à la variabilité inter-individuelle de la texture du cerveau. Cette spécificité fera de la biométrie du cerveau, une modalité « candidate » intéressante. Le chapitre qui suivra décrira les différentes phases permettant l'extraction du « *BrainCode* » à partir d'images IRM du cerveau.

Chapitre 2

**Reconnaissance biométrique
par le cerveau**

2.1 Introduction

Comme tout système biométrique, identifier une personne par les caractéristiques de son cerveau, requière quelques phases de pré-traitement et de traitement. La première phase consiste à effectuer l'acquisition d'images IRM du cerveau et en extrait la région d'intérêt par une technique de segmentation que l'on va décrire dans la section 2.2.

2.2 Segmentation du cerveau

La segmentation du cerveau est une étape pré-requise pour diverses applications. Elle représente une étape de prétraitement dans une chaîne de traitement plus complexe tel que la visualisation, la transmission, la morphométrie, etc. L'objectif de la segmentation du cerveau est de localiser l'interface entre la matière grise et le liquide céphalo-rachidien appelée interface MG/LCR. C'est dans ce contexte que nous commençons cette section par une présentation des méthodes de segmentation d'images en nous limitant au domaine de l'imagerie cérébrale et en particulier celle de l'IRM. Une première méthode que nous pouvons distinguer est la méthode « *Marching Cube* » qui consiste à l'extraction d'une surface passant par les voxels ayant une intensité donnée appelée iso-surface [59], [60], [61]. Mais cette technique est très sensible au bruit d'acquisition et en particulier aux artefacts d'ombrage. En effet, l'interface MG/LCR n'est plus caractérisée par des voxels de même intensité, elle varie dans l'espace. Pour cela vient une technique de segmentation combinant le seuillage, la morphologie mathématique et la recherche des composantes connexes [62], [63]. Malgré que cette technique soit la plus populaire pour résoudre le problème d'extraction du cerveau à partir d'un volume IRM cérébrale, elle souffre d'un handicap majeur qui réside dans l'utilisation de la morphologie mathématique à savoir des opérations d'ouvertures et de fermetures qui risquent d'éliminer les excroissances du cerveau. Par conséquent, ces techniques fournissent une interface approximative entre le LCR et la matière grise. Ceci peut s'avérer porteur d'artefacts et des faux résultats lorsque cette surface corticale approximative est réintroduite dans une chaîne de traitement. De plus, d'autres

techniques sont développées pour la localisation de l'interface LCR/MG. Ces techniques se basent sur l'étude des propriétés différentielles de l'image [64], [65], [66]. Cette localisation de l'interface est considérée comme un problème de détection des contours. Mais ces techniques ne sont pas adaptées en présence de bruit ou de faible contraste.

D'autres approches permettent d'extraire l'interface LCR/MG en utilisant les modèles déformables. Ces approches consistent à faire évoluer un contour initial vers les frontières de la région d'intérêt ROI « *Region Of Interest* ». Actuellement, elles sont considérées comme un champ de recherche de plus en plus important concernant la segmentation du cerveau [67], [68], [69]. On différencie classiquement deux types des modèles déformables. Les premiers modèles déformables, fondés sur la minimisation d'une énergie, étaient des courbes qui évoluaient dans des images 2D afin d'épouser la frontière des structures que nous souhaitons segmenter. Ils sont connus sous le nom de contours actifs « *Snake* » [70], [71], [72]. Depuis, les modèles déformables ont été amenés à évoluer dans des images 3D. Le problème majeur rencontré est que l'énergie à minimiser dépend de la paramétrisation du contour ou de la surface déformable. De même, ils souffrent des problèmes d'auto-intersections et de blocages qui peuvent apparaître lors de l'évolution de la surface, empêchant ainsi la surface d'atteindre et de s'adapter à la région d'intérêt dans l'image. Pour résoudre ces difficultés, une solution plus souple et élégante est d'utiliser une représentation implicite des surfaces qui s'appelle méthode d'ensemble des niveaux « *Level-Sets* ». Ce type de représentation permet d'obtenir des surfaces dont la topologie s'adapte naturellement au ROI au cours de son évolution [73], [74], [75].

Pour notre part, la technique que nous avons développée et mise en œuvre est composée des deux phases comme le montre la figure 2.1. Une première phase de pré-segmentation dont le but est de construire une surface approximative du cerveau qui sera considérée comme une surface initiale. Cette surface est obtenue en s'appuyant sur la combinaison des techniques simples de traitement d'images : le seuillage, la morphologie mathématique et la recherche des composantes connexes.

La deuxième phase consiste à appliquer la méthode d'ensemble des niveaux afin de raffiner la qualité de la segmentation et d'avoir la surface finale du cerveau.

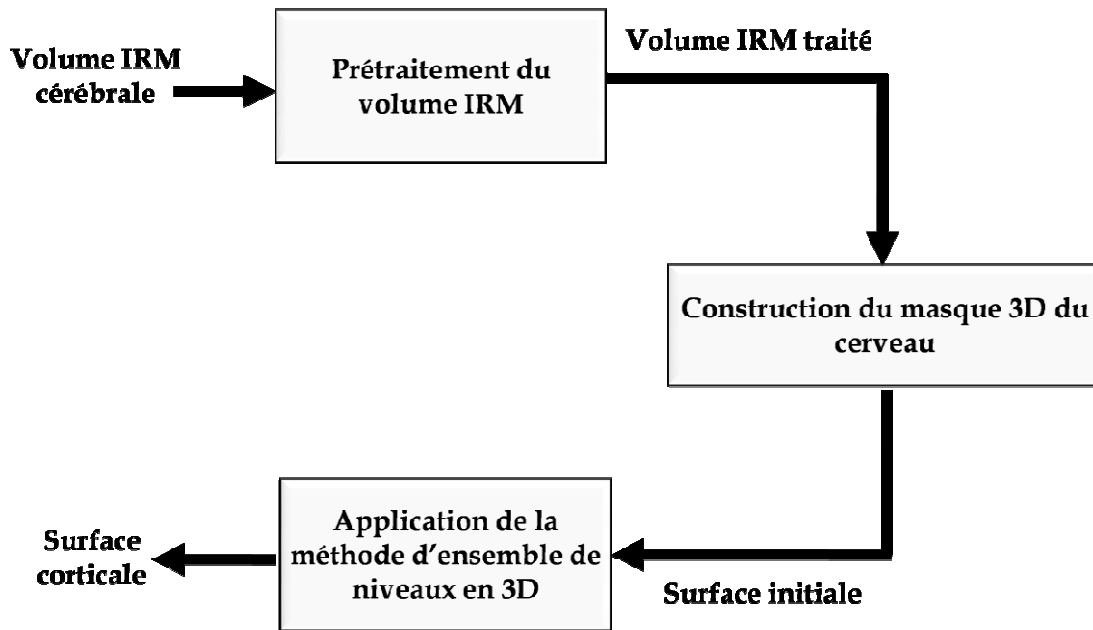


Figure 2.1 : Principe de l'approche développée pour l'extraction du cerveau à partir d'un volume IRM cérébrale.

2.2.1 Présentation de la méthode d'ensemble des niveaux

2.2.1.1 Théorie d'évolution des courbes

Le but de la théorie de l'évolution des courbes est d'étudier la déformation des courbes en utilisant uniquement des mesures géométriques comme la courbure et la normale. Prenons une courbe Γ qui se déplace en fonction du temps. L'évolution de la courbe le long de sa direction normale peut être caractérisée par l'équation différentielle partielle 2.1.

$$\frac{\partial \Gamma}{\partial t} = F(k)\vec{N} \quad (2.1)$$

Avec N est la normale, k la courbure et F est appelée fonction vitesse qui détermine la vitesse d'évolution de la courbe.

Deux types de déformations que nous pouvons distinguer. Une déformation constante qui permet de contrôler la direction du déplacement de la courbe soit à l'intérieur ou à l'extérieur. Cette déformation est donnée par l'équation 2.2.

$$\frac{\partial \Gamma}{\partial t} = V_0 \vec{N} \quad (2.2)$$

Un deuxième type de déformation c'est la déformation suivant la courbure qui permet de contrôler la vitesse de changements des directions le long de la courbe et de lui donner une forme lisse. Cette déformation est donnée par l'équation 2.3.

$$\frac{\partial \Gamma}{\partial t} = \varepsilon k \vec{N} \quad (2.3)$$

Avec ε est un coefficient positif de pénalisation de la courbure.

L'idée de base de la méthode d'ensemble des niveaux est de coupler la vitesse de déformation avec les données dans l'image, de sorte que l'évolution de la courbe s'arrête aux frontières du ROI à segmenter.

2.2.1.2 Méthode d'ensemble des niveaux : Algorithme de base

L'idée principale est de représenter une surface S comme le niveau 0 d'une fonction de dimension supérieur $\varphi: \mathfrak{R}^3 \times \mathfrak{R} \rightarrow \mathfrak{R}$. L'évolution de la surface sera déduite de l'évolution de la fonction d'ensemble des niveaux $\varphi(x, y, z, t)$ qui est elle-même gouvernée par une équation différentielle. Ce type de représentation permet d'obtenir une surface dont la topologie s'adapte naturellement au cours de son évolution. La surface $S(t)$ est déduite à partir de la propagation de la fonction d'ensemble des niveaux φ . En fait, $S(t)$ est l'intersection de $\varphi(x, y, z, t)$ avec le plan définit par $\varphi = 0$. La forme de cette intersection pouvant être quelconque. La surface est donnée par l'équation 2.4.

$$S(t) = \{(x, y, z) | \varphi(x, y, z, t) = 0\} \quad (2.4)$$

La fonction φ est initialement une fonction des distances signées. Elle est ainsi définie par :

$$\varphi(x, y, z, t = 0) = \pm d((x, y, z), S(t = 0)) \quad (2.5)$$

Avec les signes + ou – désignent respectivement que le point (x, y, z) soit à l'intérieur ou à l'extérieur de la surface S .

Il convient maintenant de faire entrer en scène la vitesse qui est à l'origine du mouvement de la surface déformable. Ce déplacement est déterminé en transportant φ grâce au champ vitesse \vec{F} . Pour cela, on utilise l'équation 2.6 de transport canonique.

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \vec{F}(k) |\nabla \varphi| \quad (2.6)$$

En fait, seule la composante normale de \vec{F} est nécessaire.

Notons que

$$\vec{N} = \frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \quad (2.7)$$

et

$$F_N(k) = \vec{F}(k) \frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \quad (2.8)$$

Par conséquent, l'équation 2.6 devient :

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = F_N(k) |\nabla \varphi| \quad (2.9)$$

Une forme classique du modèle de la fonction d'ensemble des niveaux proposée par [73], [74] et [75] est donnée par l'équation 2.10.

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = g(I) (V_0 + \varepsilon k) |\nabla \varphi| \quad (2.10)$$

Avec

$$g(I) = \frac{1}{1 + |\nabla I|^2} \quad (2.11)$$

$$k = \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) \quad (2.12)$$

$g(I)$ est une fonction d'arrêt qui permet d'arrêter l'évolution de la courbe sur les contours de la région ROI. Cette fonction d'arrêt est fondée sur le gradient de l'image après une opération de filtrage.

La formulation de la méthode d'ensemble des niveaux que nous venons de présenter est basée sur l'intensité du gradient. Par conséquent, la courbe continue à évoluer dans les zones de faible contraste. Également, par ceci, la segmentation est très sensible à l'initialisation et que le processus peut converger vers des faux contours. Pour garantir une meilleure qualité de segmentation, nous avons basé la formulation de notre modèle de l'ensemble de niveaux sur les travaux de [77]. Ce modèle est donné par l'équation 2.13 qui incorpore une information statistique provenant des régions dans l'image.

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = [\alpha D(x) + (1 - \alpha)k] |\nabla \phi| \quad (2.13)$$

Avec D est un terme lié aux données dans l'image qui force le modèle à se déplacer à l'intérieur ou à l'extérieur suivant les caractéristiques souhaitables dans l'image. En effet, la valeur de D est positive dans les régions d'intérêts et négatives dans les régions non désirées. Le terme k est la courbure moyenne et $\alpha \in [0,1]$ un terme qui contrôle la qualité de la surface.

La fonction vitesse de déformation dépend des données en niveaux de gris I dans la position (x, y, z) de l'image d'entrée.

$$D(I) = \delta - |I(x, y, z) - T| \quad (2.14)$$

Comme montré par la figure 2.2, la variable T est l'intensité moyenne de la région à segmenter et δ contrôle l'écart d'intensité autour de T caractérisant la région d'intérêt. Par conséquent, si un voxel a une valeur d'intensité dans l'intervalle de niveaux de gris $T \pm \delta$, la surface se dilate sinon elle se rétrécit.

2.2.1.3 Méthode d'ensemble de niveaux : Implémentation

L'implémentation du modèle de la méthode d'ensemble de niveaux donné par l'équation 2.13 nécessite une discrétisation dans l'espace et une discrétisation dans le

temps. Ceci est fait en utilisant le schéma de « upwind » pour la discrétisation spatiale et la méthode d'Euler de premier ordre pour la discrétisation dans le temps, les détails de ce schéma de discrétisation est dans [78] et [79].

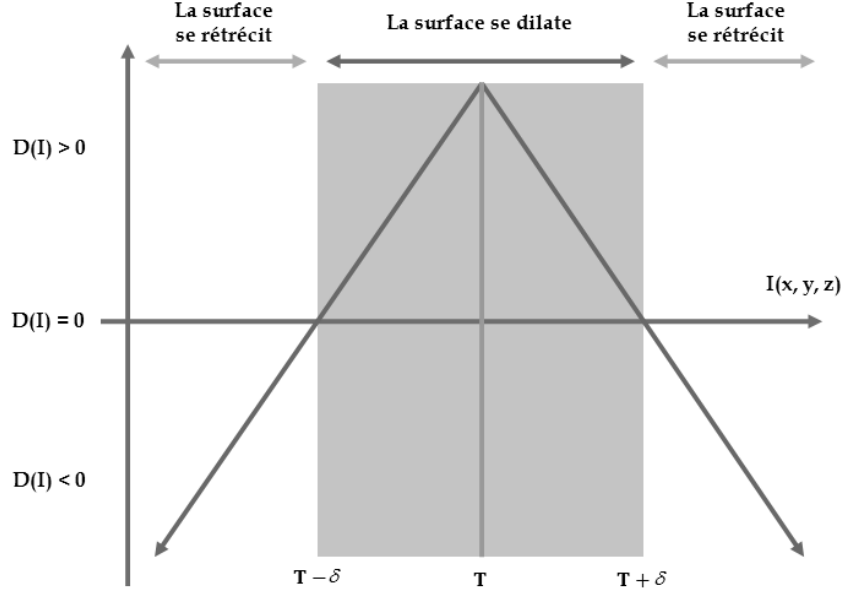


Figure 2.2 : Principe de la fonction vitesse donnée par l'équation 2.14.

La discrétisation de l'équation 2.9, en notant (i, j, k) les points dans l'image numérique 3D, est donnée par l'équation suivante :

$$\varphi_{ijk}^{n+1} = \varphi_{ijk}^n + \Delta t \cdot F_{ijk} |\nabla_{ijk} \varphi_{ijk}^n| \quad (2.15)$$

a) Discrétisation du gradient spatial

L'approximation du gradient spatial de φ^n est une fonction du signe de la vitesse F_{ijk} comme la montre le système d'équations suivant [77]:

$$|\nabla \varphi| = \begin{cases} \|\nabla \varphi_{\max}\|_2 & \text{if } F_{i,j,k} > 0 \\ \|\nabla \varphi_{\min}\|_2 & \text{if } F_{i,j,k} < 0 \end{cases} \quad (2.16)$$

Avec

$$\nabla \varphi_{\max} = \begin{bmatrix} \sqrt{\max(D_x^+, 0)^2 + \max(-D_x^-, 0)^2} \\ \sqrt{\max(D_y^+, 0)^2 + \max(-D_y^-, 0)^2} \\ \sqrt{\max(D_z^+, 0)^2 + \max(-D_z^-, 0)^2} \end{bmatrix} \quad (2.17)$$

$$\nabla \phi_{\min} = \begin{bmatrix} \sqrt{\min(D_x^+, 0)^2 + \min(-D_x^-, 0)^2} \\ \sqrt{\min(D_y^+, 0)^2 + \min(-D_y^-, 0)^2} \\ \sqrt{\min(D_z^+, 0)^2 + \min(-D_z^-, 0)^2} \end{bmatrix} \quad (2.18)$$

Ainsi, les gradients spatiaux sont donnés par :

$$\begin{aligned} D_x &= (\phi_{i+1,j,k} - \phi_{i-1,j,k})/2 \\ D_y &= (\phi_{i,j+1,k} - \phi_{i,j-1,k})/2 \\ D_z &= (\phi_{i,j,k+1} - \phi_{i,j,k-1})/2 \\ D_x^+ &= (\phi_{i+1,j,k} - \phi_{i,j,k}) & D_x^- &= (\phi_{i,j,k} - \phi_{i-1,j,k}) \\ D_y^+ &= (\phi_{i,j+1,k} - \phi_{i,j,k}) & D_y^- &= (\phi_{i,j,k} - \phi_{i,j-1,k}) \\ D_z^+ &= (\phi_{i,j,k+1} - \phi_{i,j,k}) & D_z^- &= (\phi_{i,j,k} - \phi_{i,j,k-1}) \end{aligned}$$

b) Discrétisation de la courbure

La courbure moyenne à calculer est celle de la surface qui se déforme, peut être calculée à partir de la fonction d'ensemble de niveaux ϕ selon la formule suivante :

$$k = \frac{1}{2} \nabla \cdot \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \quad (2.19)$$

En utilisant la différence de la méthode des normales [77], [78], la courbure pourra être calculée comme suit :

$$k = \frac{1}{2} \left((n_x^+ - n_x^-) + (n_y^+ - n_y^-) + (n_z^+ - n_z^-) \right) \quad (2.20)$$

Avec

$$n^+ = \begin{bmatrix} \frac{D_x^+}{\sqrt{(D_x^+)^2 + \left(\frac{D_y^{+x} + D_y^-}{2}\right)^2 + \left(\frac{D_z^{+x} + D_z^-}{2}\right)^2}} \\ \frac{D_y^+}{\sqrt{(D_y^+)^2 + \left(\frac{D_x^{+y} + D_x^-}{2}\right)^2 + \left(\frac{D_z^{+y} + D_z^-}{2}\right)^2}} \\ \frac{D_z^+}{\sqrt{(D_z^+)^2 + \left(\frac{D_x^{+z} + D_x^-}{2}\right)^2 + \left(\frac{D_y^{+z} + D_y^-}{2}\right)^2}} \end{bmatrix} \quad (2.21)$$

$$n^- = \left[\begin{array}{c} \frac{D_x^-}{\sqrt{(D_x^-)^2 + \left(\frac{D_y^- + D_y}{2}\right)^2 + \left(\frac{D_z^- + D_z}{2}\right)^2}} \\ \frac{D_y^+}{\sqrt{(D_y^-)^2 + \left(\frac{D_x^- + D_x}{2}\right)^2 + \left(\frac{D_z^- + D_z}{2}\right)^2}} \\ \frac{D_z^+}{\sqrt{(D_z^-)^2 + \left(\frac{D_x^- + D_x}{2}\right)^2 + \left(\frac{D_y^- + D_y}{2}\right)^2}} \end{array} \right] \quad (2.22)$$

Les n^- et n^+ sont calculées sur la base des valeurs de la fonction d'ensemble de niveaux à l'aide des dérivés ci-dessous.

$$\begin{aligned} D_x^{+y} &= (\phi_{i+1,j+1,k} - \phi_{i-1,j+1,k})/2 & D_x^{-y} &= (\phi_{i+1,j-1,k} - \phi_{i-1,j-1,k})/2 \\ D_x^{+z} &= (\phi_{i+1,j,k+1} - \phi_{i-1,j,k+1})/2 & D_x^{-z} &= (\phi_{i+1,j,k-1} - \phi_{i-1,j,k-1})/2 \\ D_y^{+x} &= (\phi_{i+1,j+1,k} - \phi_{i+1,j-1,k})/2 & D_y^{-x} &= (\phi_{i-1,j+1,k} - \phi_{i-1,j-1,k})/2 \\ D_y^{+z} &= (\phi_{i,j+1,k+1} - \phi_{i,j-1,k+1})/2 & D_y^{-z} &= (\phi_{i,j+1,k-1} - \phi_{i,j-1,k-1})/2 \\ D_z^{+x} &= (\phi_{i+1,j,k+1} - \phi_{i+1,j,k-1})/2 & D_z^{-x} &= (\phi_{i-1,j,k+1} - \phi_{i-1,j,k-1})/2 \\ D_z^{+y} &= (\phi_{i,j+1,k+1} - \phi_{i,j+1,k-1})/2 & D_z^{-y} &= (\phi_{i,j-1,k-1} - \phi_{i,j-1,k-1})/2 \end{aligned}$$

2.2.2 Construction d'un masque 3D du cerveau

Le processus de construction d'un masque 3D du cerveau que nous avons développé passe par 5 étapes :

Étape 1 : Filtrage du volume IRM cérébral

Lors de cette étape, nous avons procédé à l'élimination du bruit présent dans le volume IRM afin de mener à bien notre opération de pré-segmentation. En effet, nous avons procédé à un filtrage non linéaire en utilisant un filtre de diffusion anisotropique [76].

Étape 2 : Seuillage du volume IRM cérébral

Durant cette étape nous avons éliminé les différentes régions en dehors du cerveau tels que le LCR, le crâne, etc. Nous avons effectué ceci par l'analyse de l'histogramme correspondant au volume IRM cérébral et par la fixation de deux seuils. Un seuil bas, noté th_1 dans la figure 2.3, pour séparer en grande partie le

cerveau du reste de l'image en éliminant le fond, le LCR et le crâne. Un seuil haut, noté th_2 , permet d'éliminer l'hypersignal lié au système vasculaire et à la graisse continue sous la peau et dans les globes oculaires. Le résultat de cette étape est illustré par la figure 2.4-(b).

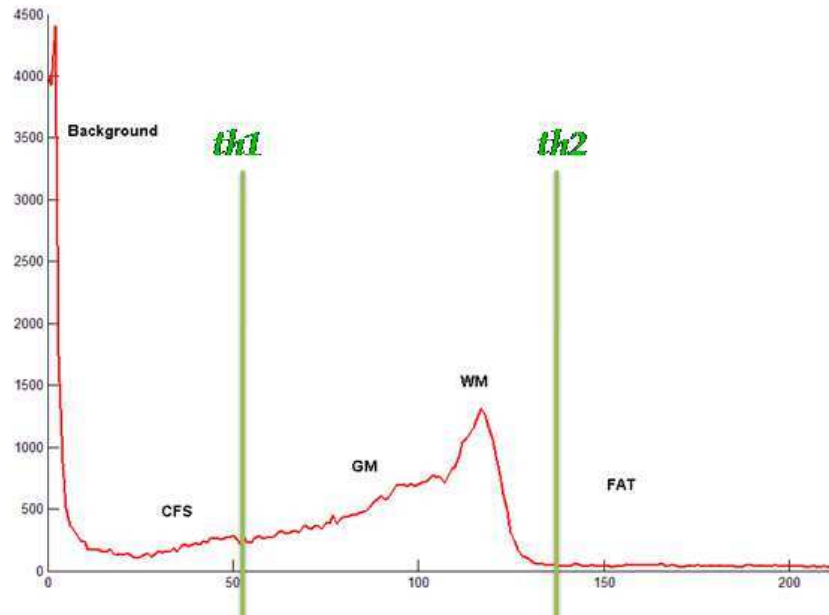


Figure 2.3 : Histogramme relatif à une image IRM cérébrale volumétrique pondérée T1, montrant les positions relatives aux différents tissus du cerveau en échelle de niveaux de gris. th_1 un seuil bas et th_2 un seuil haut.

Étape 3 : Érosion des couches minces dans le volume IRM

Lors de cette étape, notre objectif est d'éliminer les couches minces dans le volume IRM. Pour ce faire, nous avons appliqué des opérations d'érosion de la morphologie mathématique. Le résultat de cette opération est donné par la figure 2.4-(c).

Étape 4 : Conserver les objets de grandes tailles

Pour éliminer les objets de petite taille autour du cerveau, la solution la plus simple est d'éroder encore une autre fois le volume IRM, mais cette opération va encore diminuer le volume du cerveau et qui risque même de disparaître le cerveau dans quelques coupes. Notre idée consiste alors à sélectionner les objets selon leurs tailles ensuite nous conservons que les objets dont la taille est supérieure à un seuil. La région la plus grande correspond nécessairement au cerveau. Le résultat à la suite de cette étape est présenté par la figure 2.4-(d).

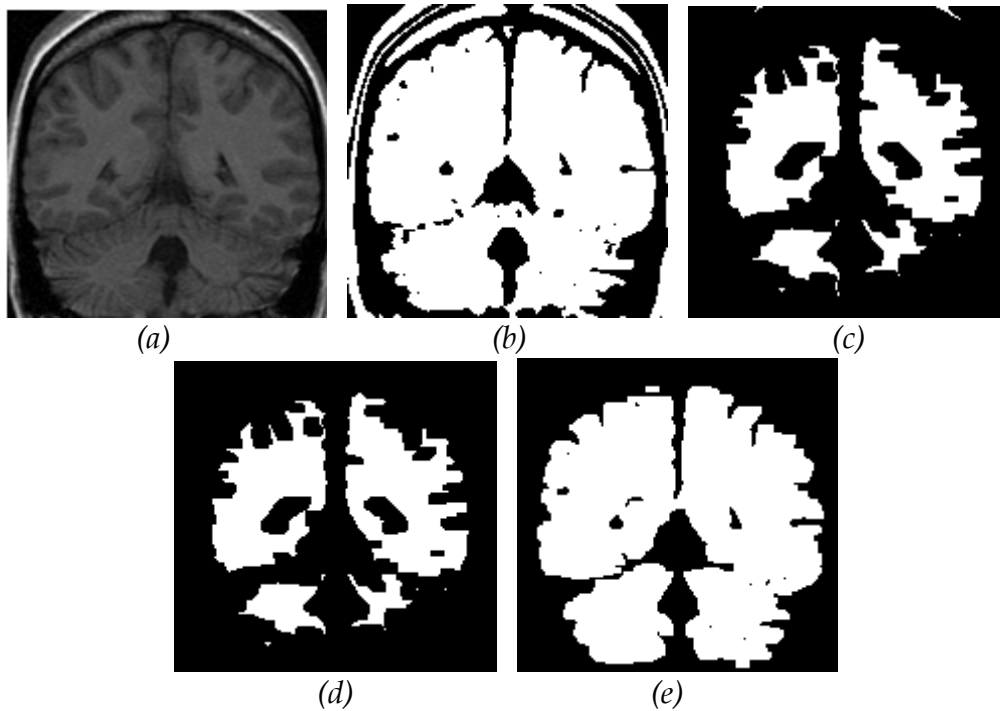


Figure 2.4 : Illustration des différentes étapes du processus de pré-segmentation du volume IRM pour construire un masque binaire 3D du cerveau.

Étape 5 : Dilatation de la partie principale : le cerveau

Lors de cette étape, nous avons appliqué une opération de dilatation morphologique afin d'élargir la partie principale qui correspond au cerveau et de supprimer les petites anfractuosités ainsi que les petits trous comme présentés par la figure 2.4-(e).

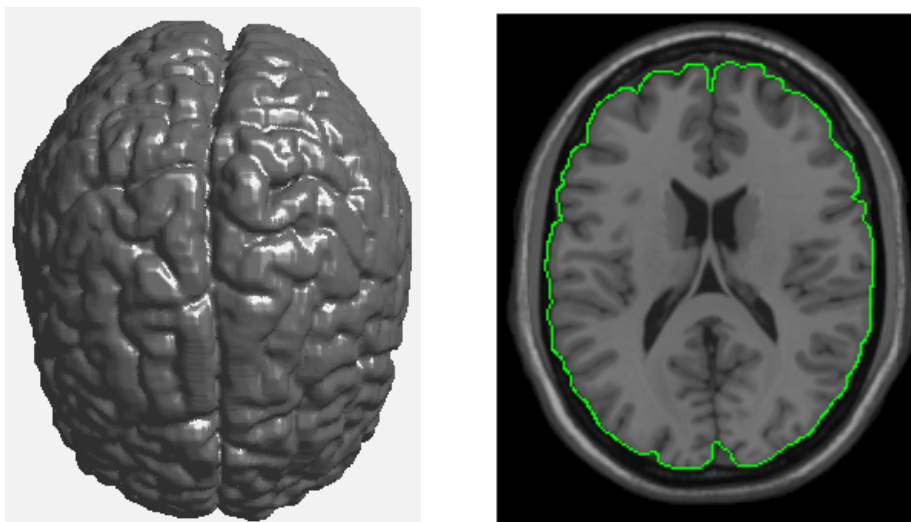


Figure 2.5 : À gauche, surface initiale du cerveau qui correspond au masque binaire 3D du cerveau et à droite montre le résultat de ce masque sur une coupe en 2D.

2.2.3 Obtention de la surface corticale

Le masque 3D obtenu après pré-segmentation du volume IRM est illustré par la figure 2.5, ne correspond pas exactement à la surface du cerveau, d'où il est nécessaire d'améliorer la qualité de la segmentation en utilisant la méthode d'ensemble des niveaux en 3D. Ainsi, le masque 3D du cerveau sera considéré comme une condition initiale pour le modèle d'ensemble des niveaux. Ainsi, cette surface initiale se déforme en fonction des paramètres géométriques de l'image (courbure) et en fonction des informations régions dans le volume IRM afin d'épouser la vraie surface du cerveau. Nous présentons ainsi les différentes étapes que nous avons développées pour segmenter le cerveau par la méthode d'ensemble de niveaux 3D.

Étape 1 : Génération de la fonction distance à partir du masque 3D du cerveau

Dans cette première étape, nous construisons une fonction distance à partir de la surface initiale du cerveau. Cette dernière servira comme une condition initiale pour le modèle d'ensemble de niveaux pour que cette surface évolue vers la surface réelle du cerveau. La valeur de la fonction distance ϕ_{ijk}^0 est égale à la distance minimale signée qui sépare chaque point (i, j, k) de la surface initiale comme indiqué par l'équation 2.5.

Étape 2 : Segmentation par la méthode d'ensemble de niveaux

Lors de cette étape, nous avons implémenté le modèle d'ensemble de niveaux donné par l'équation 2.13 et l'équation 2.15. Le modèle doit s'arrêter lorsqu'il épouse la surface exacte du cerveau. Notre solution développée ainsi, est que le processus de segmentation s'arrête lorsque le volume entouré par la surface déformable et l'aire de cette surface deviennent tous les deux constants. À ce moment, nous considérons que la surface est collée à l'interface MG/LCR.

Étape 3 : Visualisation et stockage.

La surface du cerveau segmenté à partir d'un volume IRM cérébrale est stockée sous forme d'un maillage triangulaire en 3D. Dans la figure 2.6 nous illustrons deux vues différentes du cerveau obtenu à la fin du processus de

segmentation. Nous avons également illustré le résultat de la segmentation par projection sur une coupe IRM pour montrer l'amélioration de la qualité de la segmentation.



Figure 2.6 : Surface finale du cerveau obtenue après une segmentation d'un volume IRM cérébrale.

2.3 Biométrie par le cerveau

Afin de simplifier nos algorithmes d'extraction des modèles biométriques, nous avons considéré dans un premier temps qu'une seule coupe IRM axiale du cerveau, appelée ici «coupe principale». Cette coupe est extraite à une distance de 8 cm du sommet de la tête (figure 2.7). Ainsi, nous proposons dans les deux sous-sections suivantes, deux approches de traitement. Dans la première approche, nous décrivons les différentes phases d'extraction du « *BrainCode* », alors que dans la deuxième approche, nous nous décrivons les étapes d'extraction d'indicateurs géométriques à partir de la coupe principale. Pour ces deux approches, nous nous intéressons également à l'aspect mesure de similarité « *matching* ».

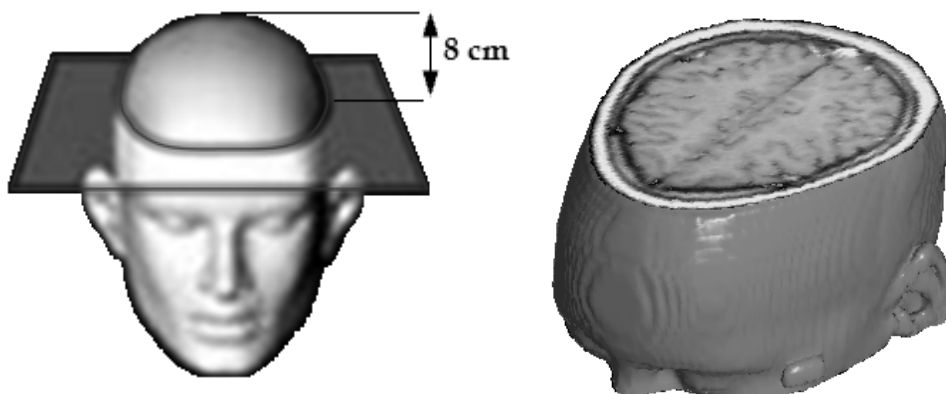


Figure 2.7: «Coupe principale». Coupe IRM axiale du cerveau acquise à une distance fixe pour tous les individus à étudier.

2.3.1 Biométrie par les caractéristiques texturales du cerveau

Le premier système biométrique que nous avons développé consiste à analyser la texture de la coupe IRM principale du cerveau et d'en extraire un modèle biométrique du cerveau qui sera baptisé « *BrainCode* » et servira par la suite comme un code unique pour reconnaître une personne. La texture à analyser reflète principalement la variabilité importante des positions, des longueurs et des formes des plissements corticaux vues dans une coupe IRM du cerveau. Nous montrerons dans la suite le principe du module d'apprentissage ou d'enrôlement et le principe du module de reconnaissance de ce système biométrique.

2.3.1.1 Module d'apprentissage

Le système biométrique proposé est décrit par la figure 2.8. Après l'acquisition de la coupe IRM du cerveau à une distance donnée «coupe principale», la construction d'un modèle biométrique appelé « *BrainCode* » doit passer par les étapes suivantes :

- Segmentation du cerveau (voir section 2.2);
- Localisation de la région d'intérêt;
- Normalisation;
- Extraction des caractéristiques;
- Codage.

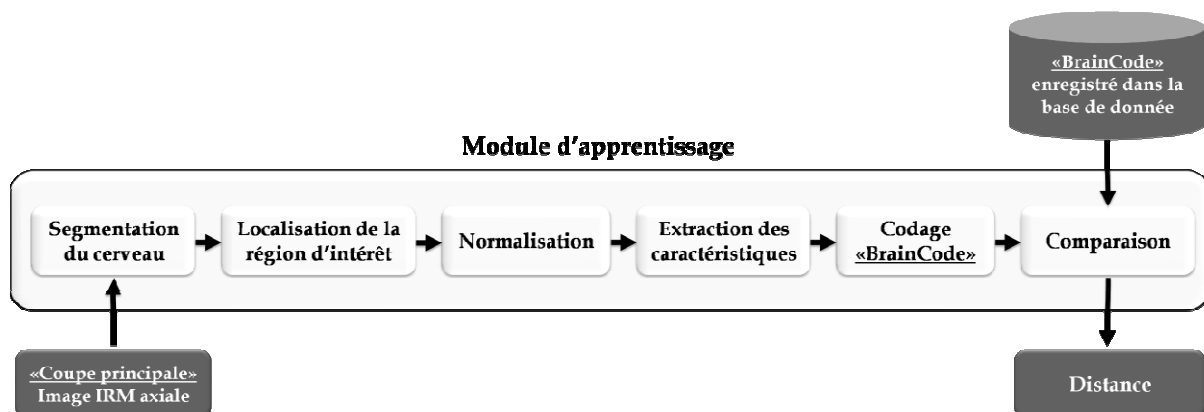


Figure 2.8: Fonctionnement du système biométrique à base des caractéristiques texturales du cerveau «*BrainCode*».

Le mode d'apprentissage ou d'enrôlement de ce système biométrique consiste en une première étape à la de segmentation du cerveau à partir de la coupe IRM principale. Ensuite, la deuxième étape consiste à localiser la région du cerveau contenant les plissements corticaux et les connexions sulco-gyrales. Cette région est jugée la plus appropriée dans un contexte biométrique. Elle représente la région la plus riche en informations pertinentes. Cette région sera par ensuite normalisée. La phase instantanée et le filtre de Gabor seront utilisés pour procéder à l'extraction du modèle biométrique. Enfin, le codage de cette région sous forme d'un code binaire générera un modèle biométrique du cerveau qui sera désigné « *BrainCode* ». La distance de Hamming est utilisée pour comparer un code binaire de référence et un code binaire de test enregistrés auparavant dans la base de données. Dans la suite, nous détaillerons les étapes du système biométrique que nous avons développé.

A. Localisation de la région d'intérêt

Afin d'extraire la région d'intérêt du cerveau, nous avons considéré que le cerveau au niveau d'acquisition de la coupe IRM principale à une forme elliptique. En effet, lors de cette étape, nous avons procédé à l'approximation elliptique du cerveau segmentée en utilisant son masque binaire. La figure 2.9 montre l'ellipse délimitant le cerveau dans la coupe IRM principale.

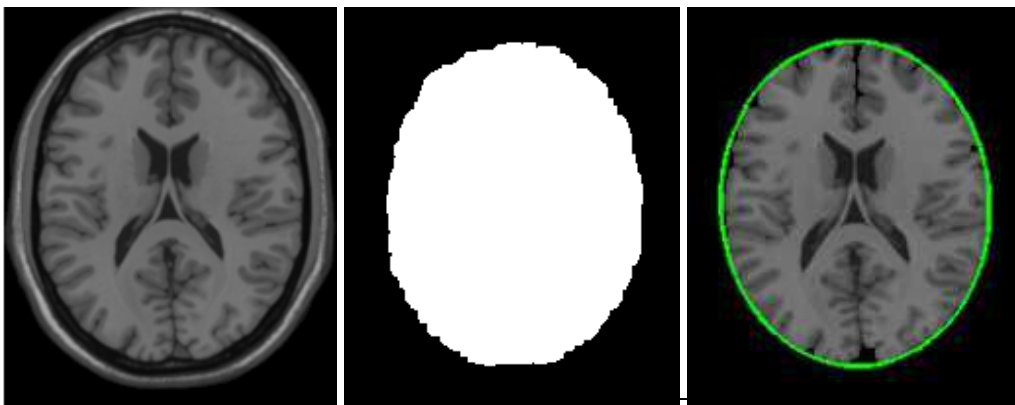


Figure 2.9: Approximation elliptique du cerveau segmenté. À gauche «coupe principale» du cerveau. Au milieu, masque binaire correspondant. À droite, l'ellipse qui délimite le cerveau.

Cette ellipse externe qui délimite le cerveau est caractérisée par un centre C , un demi-grand axe a et un demi-petit axe b . Ensuite, nous avons considéré que la région du cerveau à caractériser est sous la forme d'une bande elliptique. Plus précisément, cette bande illustrée par la figure 2.10 contient des connexions et des

motifs sulco-gyrales qui sont très variables d'un individu à un autre. De ce fait, cette partie du cerveau a été jugée appropriée dans un contexte biométrique. Cette région d'intérêt est délimitée par deux ellipses concentriques une ellipse externe et une ellipse interne. L'ellipse externe est celle qui délimite le cerveau et l'ellipse interne est obtenue par un déplacement de l'ellipse externe de n pixels à l'intérieur du cerveau. Par conséquent, l'ellipse interne possède un demi-grand axe de longueur égal à $(a - n)$ et un demi-petit axe égal à $(b - n)$. À ce stade, la région d'intérêt à caractériser est bien définie.

B. Normalisation

La normalisation consiste à ramener la région d'intérêt du cerveau à une taille standard. En effet, la bande elliptique du cerveau extrait dans l'étape précédente sera transformée en une image bidimensionnelle que l'on peut traiter facilement. Cette transformation peut être vue comme étant une tentative d'étendre ou de déplier la bande elliptique comme étant une feuille du caoutchouc. À cet effet, le système de coordonnées cartésien est transformé en coordonnées polaires par analogie avec la méthode de « *Rubber Sheet* » [24]. Cette transformation est illustrée par la figure 2.11.

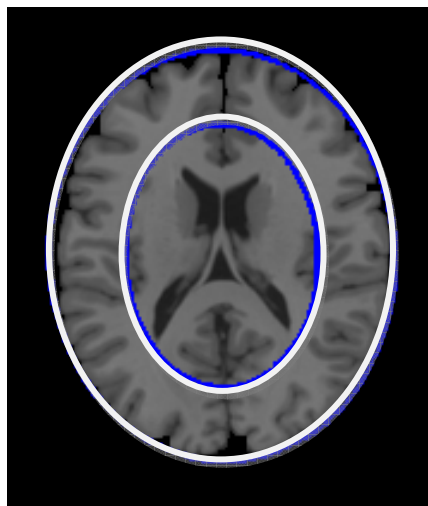


Figure 2.10: Région d'intérêt du cerveau sous la forme d'une bande elliptique délimitée par les deux ellipses: interne et externe avec $n = 30$ pixels.

En effet, chaque pixel (i, j) appartenant à la bande elliptique dans le domaine cartésien est reconfiguré pour une nouvelle coordonnée (a, b, θ) , où a et b sont

respectivement le demi-grand axe et le demi-petit axe des ellipses et θ est l'angle dans l'intervalle $[0, 2\pi]$.

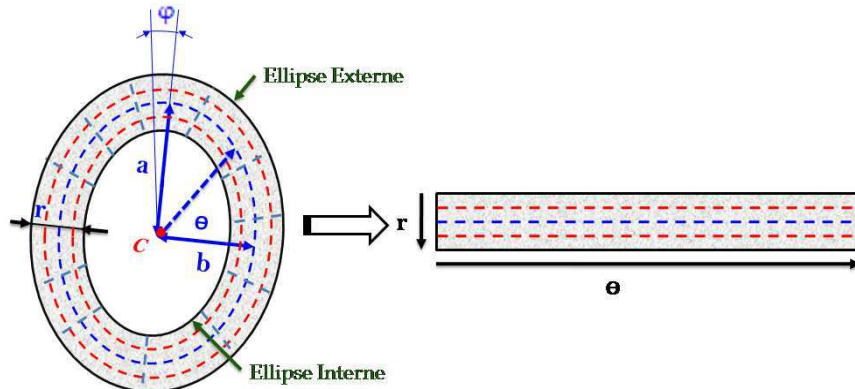


Figure 2.11: Méthode de normalisation «Rubber Sheet» développée par Jhon Daugman [24] adapter dans le cas elliptique. Transforme chaque point dans la bande elliptique à une nouvelle coordonnée. Chaque ligne de l'image normalisée correspond à un anneau elliptique sur la bande elliptique.

Cette transformation est fondée sur l'expression paramétrique d'une ellipse qui est donnée par l'équation 2.23. En effet, une ellipse est considérée comme le chemin qui passe par les points $(X(a, b, \theta), Y(a, b, \theta))$ de la bande elliptique, où:

$$\begin{cases} X(a, b, \theta) = X_c + a \cos \theta \cos \varphi - b \sin \theta \sin \varphi \\ Y(a, b, \theta) = Y_c + a \cos \theta \sin \varphi - b \sin \theta \cos \varphi \end{cases} \quad (2.23)$$

Avec (X_c, Y_c) est le centre de l'ellipse et φ est l'orientation de l'ellipse. a et b sont respectivement le demi-grand axe et le demi-petit axe comme montré par la figure 2.11.

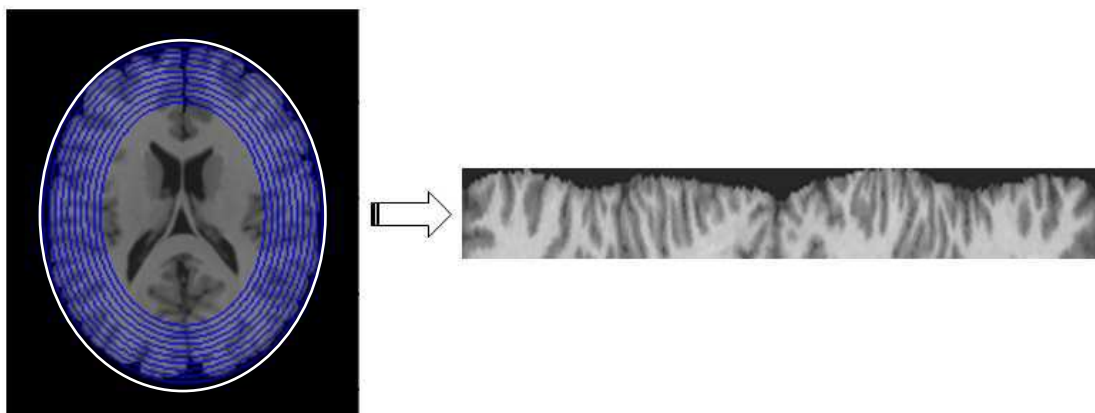


Figure 2.12 : Illustration du processus de normalisation de la région d'intérêt du cerveau. Gauche: la bande elliptique du cerveau avec des échantillons des anneaux elliptiques que nous allons les normaliser. À droite: Image normalisée de 30×300 pixels.

L'image normalisée est extraite de la région elliptique du cerveau en stockant les valeurs de niveau de gris le long des ellipses concentriques. La taille de l'image normalisée est sélectionnée de sorte que le nombre des pixels extraits de chaque cerveau est le même. Comme illustrés par la figure 2.11 et la figure 2.12, un certain nombre des points de données sont choisis le long de chaque ligne radiale, ce qui est défini par la résolution radiale. Le nombre des lignes radiales dans la bande elliptique est défini par la résolution angulaire. L'image obtenue après normalisation est un rectangle dont la hauteur et la largeur en nombre de pixels correspondent respectivement à la résolution radiale et la résolution angulaire fixées par les paramètres de la normalisation du cerveau. Dans la figure 2.12, nous montrons une image de 30×300 pixels obtenue après normalisation de la bande elliptique du cerveau en stockant les valeurs d'intensité le long des ellipses concentriques. En effet, chaque ligne de l'image normalisée correspond à un anneau elliptique de la région d'intérêt du cerveau.

C. Extraction des caractéristiques

Pour assurer la reconnaissance d'un individu à partir de son cerveau, les informations les plus significatives et les plus discriminantes de la texture dans l'image normalisée doivent être extraites. Par la suite, ces informations utiles seront codées sous forme d'un code binaire du cerveau qui sera baptisé « *BrainCode* » de telle sorte que des comparaisons entre les modèles biométriques puissent être faites. L'analyse de la texture de l'image normalisée du cerveau nécessite de localiser les informations à la fois spatialement afin de savoir où dans l'image se situe une éventuelle coupure entre les gyri et bien sûr fréquemment pour obtenir des informations sur les variations des niveaux de gris susceptibles de révéler les séparations entre gyri. Pour arriver à une localisation simultanée à la fois dans l'espace image et en fréquence, le filtre du Gabor sera utilisé [81]. Ce filtre est considéré comme un filtre de type cosinus possédant une certaine direction modulée par une fenêtre gaussienne. Or, certaines études sur l'utilisation du filtre du Gabor sur des images naturelles ont montré qu'elles possédaient un spectre décroissant en $\frac{1}{f}$ [82]. L'introduction d'une échelle fréquentielle logarithmique au lieu de l'échelle

linéaire offre plus de marge de manœuvre pour la bande passante. Ceci permet d'éliminer la composante continue qui apparaît dans les filtres symétriques du Gabor lorsque la bande passante de ceux-ci est trop importante. Le filtre Log-Gabor présente aussi une similitude plus importante avec le système visuel humain qui montre une réponse symétrique sur une échelle de fréquences logarithmiques [83].

L'extraction des caractéristiques de la texture a été mise en œuvre par la convolution de l'image normalisée du cerveau par le filtre Log-Gabor 1D. En effet, cette image est divisée en un certain nombre des signaux 1D, puis ces derniers sont convolués avec le filtre Log-Gabor 1D. Les lignes de l'image sont considérées comme des signaux 1D et chaque ligne correspond à un anneau elliptique sur la région d'intérêt du cerveau. Le traitement ligne par ligne est pris plutôt que le traitement colonne par colonne vue que l'indépendance maximale est dans la direction angulaire.

Le filtre Log-Gabor donné par l'équation 2.24 est basé sur une fréquence en échelle logarithmique au lieu d'une dépendance en fréquence sur une graduation linéaire.

$$G(f) = \exp\left(\frac{-(\log(f/f_0))^2}{2(\log(\sigma/f_0))^2}\right) \quad (2.24)$$

Avec f_0 est la fréquence centrale et σ définie la largeur de la bande du filtre.

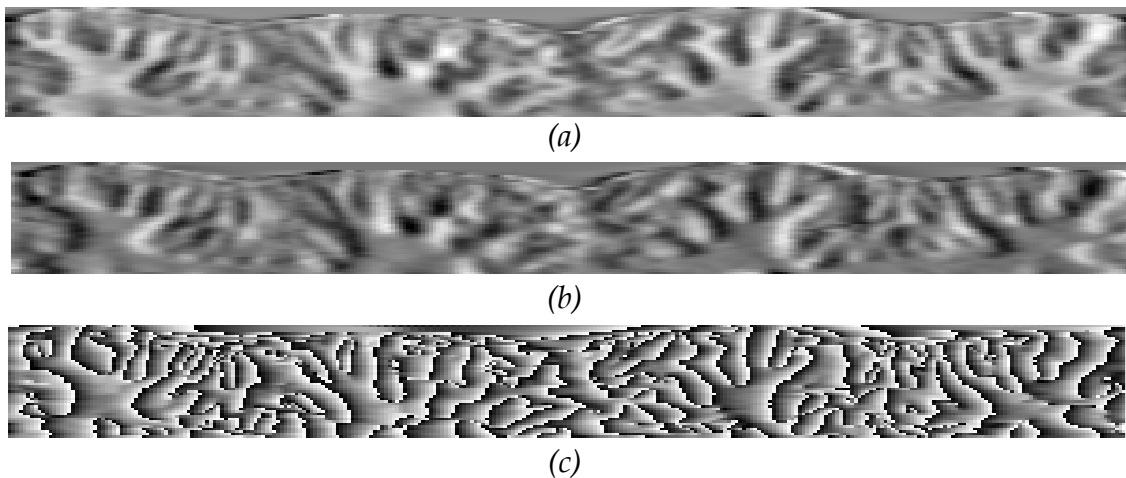


Figure 2.13: Convolution avec le filtre Log-Gabor. (a), (b), (c) sont respectivement la partie réelle, la partie imaginaire et la phase instantanée de l'image normalisée du cerveau après convolution avec le filtre Log-Gabor.

Les coefficients de Log-Gabor obtenus après convolution de l'image normalisée ont une forme complexe comme le montre la figure 2.13. Pour l'analyse de la texture, il est important d'exploiter et d'étudier la dépendance entre la partie réelle et la partie imaginaire des coefficients du Gabor [83]. Nous avons choisi d'étudier les phases des coefficients plutôt que les amplitudes vu qu'il est établi que les phases sont plus informatives que les amplitudes qui peuvent souffrir des problèmes d'illumination. En effet, la phase du Gabor peut révéler des séparations, des coupures et des discontinuités ainsi que les orientations au niveau de plissements corticaux comme le montre la figure 2.13.

D. Codage et génération du « BrainCode »

Dans cette étape de codage, nous prenons en considération uniquement la phase de Gabor. En effet, chaque phase sera quantifiée en 4 niveaux de phases soit un codage sur 2 bits suivant le principe du codage quatre quadrants illustré par la figure 2.14. Selon que la phase appartient à l'un de quatre quadrants uniformément découpés du cercle trigonométrique, elle sera codée différemment.

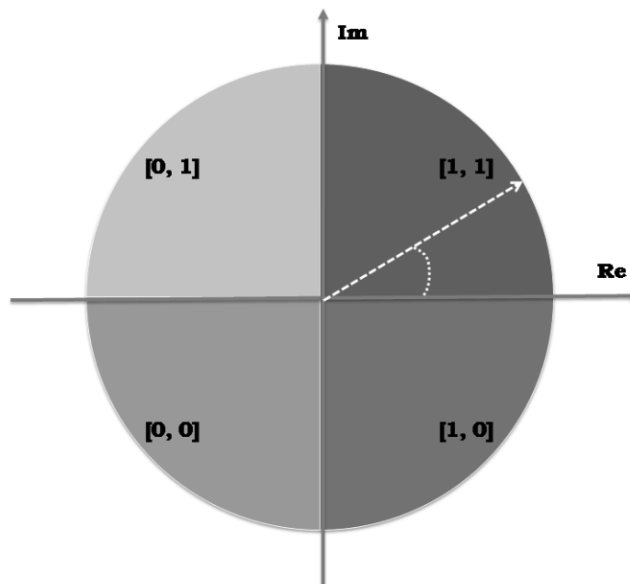


Figure 2.14: Quantification de phase de Gabor en 4 niveaux de phase et un codage de Grey sur 2 bits.

La sortie de la quantification des phases est choisie pour être un code de Grey, de sorte que lorsqu'on passe d'un quadrant à l'autre, seulement 1 bit change. Ceci limitera les erreurs si la phase calculée est à la frontière entre deux quadrants

adjacents. Si par exemple dans le cas des deux modèles biométriques d'une même personne sont légèrement décalés cela permettra une reconnaissance plus précise.

Le processus de codage produit un modèle binaire contenant un certain nombre des bits d'information qui sera baptisée « *BrainCode* ». Le nombre total des bits dans le modèle sera fonction de la résolution angulaire, de la résolution radiale, multipliée par 2. Des exemples de « *BrainCodes* » sont donnés par la figure 2.15 correspondants à 4 cerveaux différents.

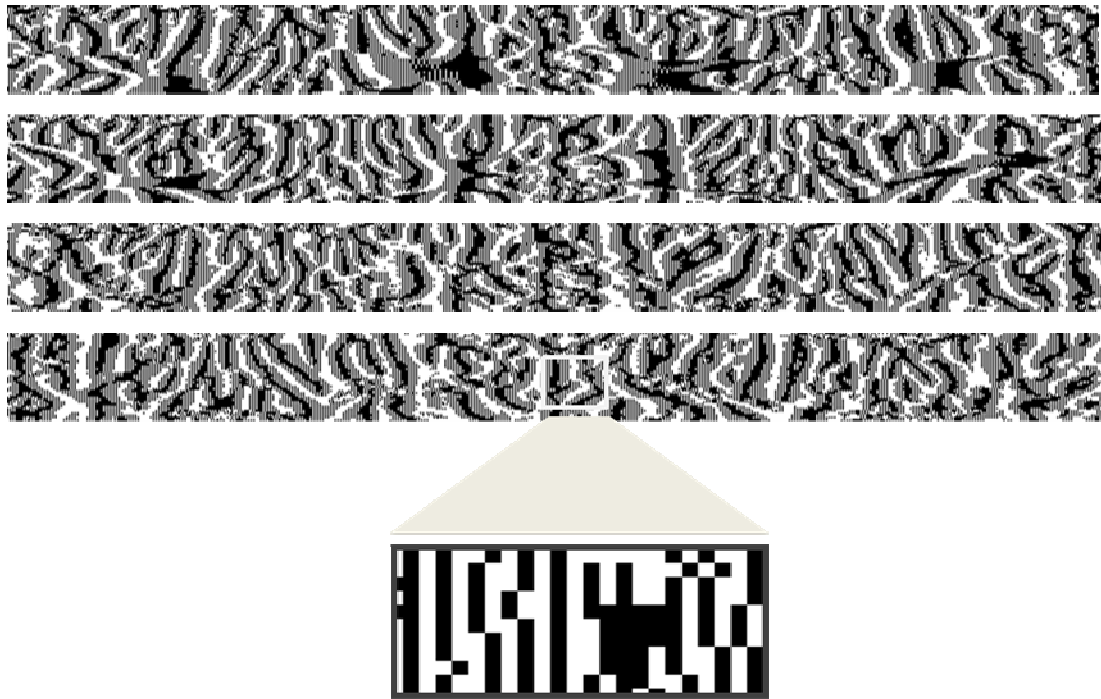


Figure 2.15: Exemple des « *BrainCodes* » de taille $400 \times 40 \times 2$ bits pour 4 cerveaux différents.

2.3.1.2 Module de reconnaissance

La mesure de la dissimilarité entre deux « *BrainCodes* » s'effectue par le calcul de la distance de Hamming donnée par la formule suivante :

$$HD(\text{BrainCode}_A, \text{BrainCode}_B) = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N [(\text{BrainCode}_A) \text{ XOR } (\text{BrainCode}_B)] \quad (2.25)$$

Avec N est le nombre des bits dans un « *BrainCode* ».

La distance de Hamming HD calcule le taux des bits différents et ainsi valides pour les deux « *BrainCodes* » : BrainCode_A et BrainCode_B . Si les deux « *BrainCodes* » sont dérivés du même cerveau, la distance de Hamming entre eux sera proche de 0, puisqu'ils sont fortement corrélés et les bits devraient être les mêmes

entre les deux codes. Alors que deux « *BrainCodes* » des deux personnes différentes auront une distance de Hamming maximale proche de 1.

2.3.2 Biométrie par les caractéristiques géométriques du cerveau

Explicitement, cette approche proposée combine deux phases principales. Une première phase d'extraction des caractéristiques à partir de la coupe IRM principale est réalisée en vue d'obtenir un vecteur des descripteurs géométriques du cerveau. Une deuxième phase pour mesurer la similarité entre modèles géométriques des cerveaux afin de reconnaître une personne. Le fonctionnement du système biométrique à base du modèle géométrique du cerveau « *MGC* » est donné par la figure 2.16.

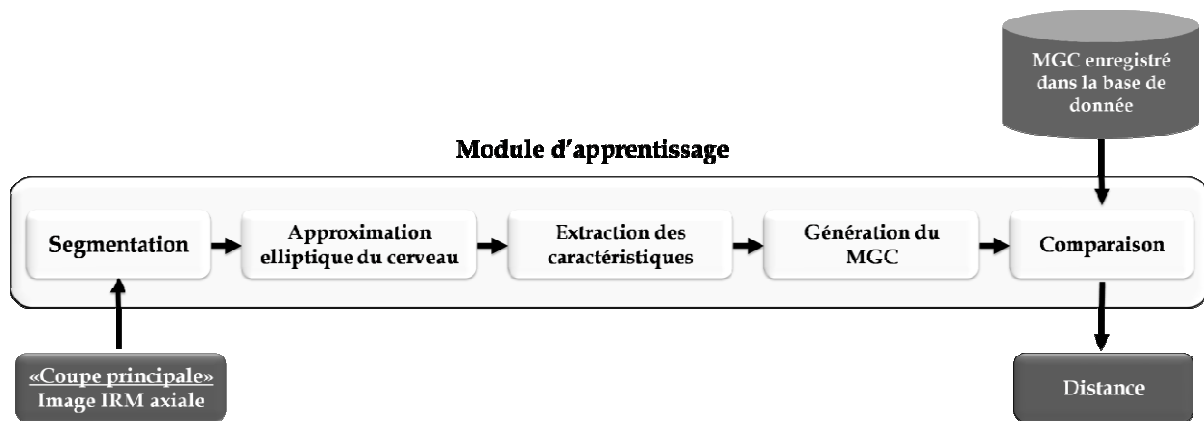


Figure 2.16 : Fonctionnement du système biométrique à base du modèle géométrique du cerveau « *MGC* ».

2.3.2.1 Module d'apprentissage

Le système biométrique proposé est décrit par la figure 2.16. En fait, après l'acquisition de l'image IRM axiale du cerveau et pour générer un modèle biométrique « *MGC* », les trois étapes suivantes sont réalisées :

- Segmentation du cerveau (voir section 2.2);
- Approximation elliptique du cerveau (voir section 2.3.1.1);
- Extraction des caractéristiques et génération d'un modèle géométrique du cerveau.

Afin d'extraire des descripteurs géométriques du cerveau à des fins biométriques nous avons considéré que le cerveau à ce niveau d'acquisition c'est-à-dire dans la coupe principale à une forme elliptique. La caractérisation géométrique

est basée sur une approximation elliptique du cerveau segmenté comme le présenté la figure 2.9. L'ellipse qui entoure le cerveau est caractérisée par un ensemble des paramètres géométriques tels que le demi-grand axe, demi-petit axe, l'excentricité [84]. Par conséquent, nous avons utilisé ces paramètres pour décrire la géométrie du cerveau d'un individu. Les descripteurs géométriques du cerveau sont les suivants:

- La longueur du grand rayon (ou demi-grand axe), notée a dans la figure 2.17 ;
- La longueur du petit rayon (ou demi-petit axe), généralement notée b ;
- La distance séparant le centre de l'ellipse et un des foyers, notée c ;
- La distance séparant un foyer F de sa directrice (d) associée, notée h ;
- Le paramètre de l'ellipse, noté p .
- L'aire de l'ellipse, notée $Area$.
- La circonférence de l'ellipse, notée Cir .

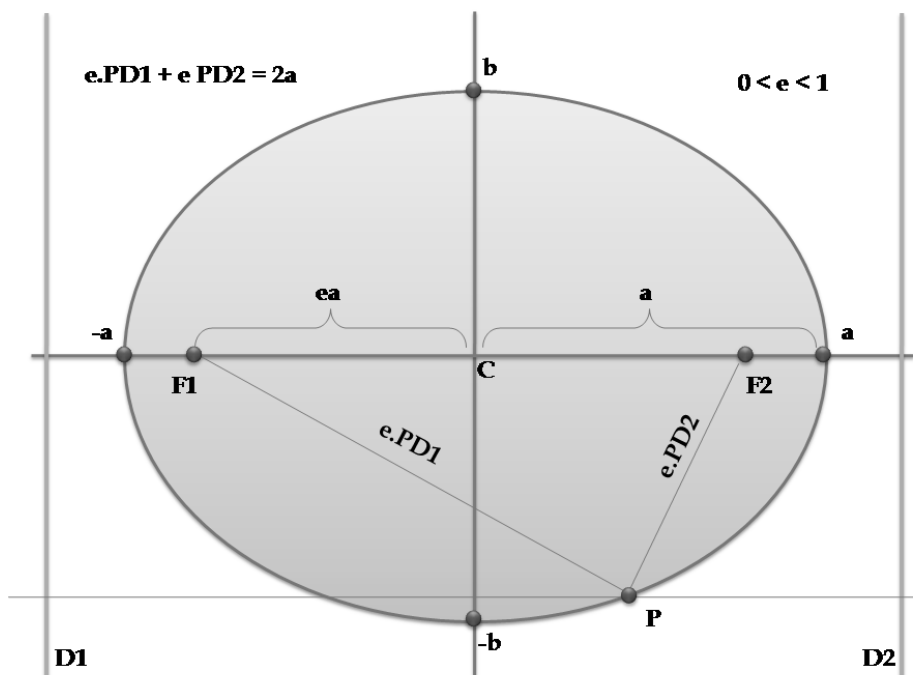


Figure 2.17: L'ellipse et certaines de ses propriétés mathématiques.

Enfin, nous obtenons sept descripteurs géométriques à partir de l'ellipse qui entoure le cerveau d'un individu. Par conséquent, pour chaque individu, un vecteur de descripteurs géométriques décrivant son cerveau est construit et ensuite stocké dans la base de données. Ce vecteur de descripteurs constitue un modèle

biométrique de la géométrie du cerveau « MGC » qui servira comme un modèle biométrique dans un système de reconnaissance par le cerveau.

$$MGC = [a \ b \ h \ d \ p \ Area \ Cir] \quad (2.26)$$

2.3.2.2 Module de reconnaissance

Après le processus d'apprentissage, la phase de reconnaissance est une étape essentielle où une personne est déclarée soit présente dans la base de données ou inconnue. Dans cette phase, une image IRM cérébrale «Coupe principale» est acquise, puis traitée comme il a été expliqué dans la section précédente afin d'extraire un modèle biométrique de la géométrie du cerveau « MGC ». Ce « MGC » est comparé aux différents modèles biométriques dans la base de données en utilisant la distance euclidienne normalisée (DEN) pour la mesure de la similarité. La distance euclidienne normalisée entre deux descripteurs géométriques appartenant à deux modèles « MGCs » est donnée par l'équation 2.27:

$$DEN(descriptor_1, descriptor_2) = \sqrt{\left(\frac{descriptor_2 - descriptor_1}{R_{descriptor}}\right)^2} \quad (2.27)$$

Avec $R_{descriptor}$ est la plage du descripteur géométrique.

2.4 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons développé deux techniques d'apprentissage afin d'extraire des modèles biométriques du cerveau. Nous avons construit ces modèles à partir d'une coupe IRM axiale acquise à la même distance pour tous les individus en nous basant sur une approximation elliptique du cerveau. La première technique d'apprentissage utilise la texture de l'image du cerveau pour générer une signature pertinente appelée « BrainCode ». La deuxième technique, les caractéristiques géométriques uniques du cerveau sont organisées sous forme d'un vecteur caractéristique appelé « MGC ». Dans le chapitre 3, nous étudierons les performances des deux techniques de reconnaissance développées.

Chapitre 3

Évaluation des performances

3.1 Introduction

Lors du chapitre précédent, nous avons montré comment extraire un ensemble des mesures géométriques et texturales caractérisant une image IRM cérébrale. Ces mesures sont stockées sous forme des modèles biométriques. Dans ce contexte, l'objectif de ce chapitre est d'évaluer les performances des algorithmes de reconnaissance proposés précédemment. Pour ce faire, nous avons utilisé la base de données OASIS « *Open Access Series of Imaging Studies* » offrant des images IRM cérébrales en 3D, issues de personnes saines et adultes. Après la présentation de cette base de données, nous étudierons les performances de l'approche utilisant les caractéristiques texturales, tout en s'intéressant à la détermination des paramètres optimaux. Dans un deuxième temps, les performances de l'approche exploitant les caractéristiques géométriques seront évaluées. Enfin, nous étudierons les performances de la fusion des caractéristiques géométriques et texturales. Pour rappel, nous utiliserons dans ce chapitre, les mesures et les métriques présentées précédemment dans le chapitre 1.

3.2 Base de données de test

Afin d'évaluer les performances des approches proposées, nous avons utilisé des images IRM cérébrales volumiques, issues de la base de données OASIS [91]. La base OASIS est une série d'ensembles de données d'imagerie par résonance magnétique, disponible sur internet. Elle est proposée, principalement aux chercheurs et ingénieurs actifs dans le domaine du Neuro-Science. Cette base de données, comprend un ensemble des coupes axiales de cerveaux correspondants à 416 sujets, âgés entre 18 et 96 ans, dont certains sujets de plus de 60 ans sont atteints de la maladie d'Alzheimer. Notons également que les sujets de la base OASIS sont des hommes et des femmes et droitiers. Les images IRM de cette base de données sont pondérées en T1 (voir section 1.7.1). De plus, les images fournies sont toutes recalées sur l'atlas de Talairach et Tournoux. La résolution d'un volume IRM est de $176 \times 208 \times 176$ et ré-échantillonnés à 1mm. Nous nous intéressons essentiellement aux images IRM correspondantes à des sujets adultes entre 18 et 60 ans des deux sexes et

ne présentant aucune pathologie cérébrale. En effet, nous avons travaillé sur 220 cerveaux différents. Plus précisément, pour chaque volume IRM, nous nous intéressons à la caractérisation d'une seule coupe IRM acquise à 80 mm au-dessous du sommet de la tête de l'individu à étudier. Cependant, lorsqu'il s'agit d'utiliser des images IRM volumiques du cerveau dans un contexte de biométrie, il est très difficile d'acquérir un ensemble d'images volumiques du même individu, à des intervalles de durées très courtes. Afin de contourner cette contrainte, nous avons considéré pour chaque individu, quatre coupes IRM contiguës du cerveau, (figure 3.1), de telles sortes à avoir pour chaque individu, deux coupes au dessus et deux coupes en dessous de la coupe IRM principale. Les cinq coupes ainsi obtenues sont assimilées à une position unique espacée dans le temps, pour le même individu. Par conséquent, les 5 images considérées de chaque individu conduisent à 1204500 comparaisons inter-classes pour évaluer les taux de fausses acceptations (FAR) et à 4400 comparaisons intra-classes pour évaluer le taux de faux rejets (FRR).



Figure 3.1: Illustration de quatre coupes IRM contiguës à la coupe principale du cerveau (en rouge).

3.3 Évaluation des performances de la reconnaissance par « BrainCode »

Le premier test était de confirmer le caractère unique des plissements du cerveau dans une coupe IRM. L'unicité a été déterminée en comparant les

« *BrainCodes* » générés à partir des cerveaux de la base OASIS et en examinant les distributions intra et inter-classes des distances de Hamming produites.

L'objectif principal d'un système de reconnaissance par le cerveau est d'être capable de parvenir à une séparation entre la distribution intra-classe et la distribution inter-classe liée à la distance de Hamming entre « *BrainCodes* ». La distance entre la valeur minimale de la distance Hamming relative aux comparaisons inter-classes et la valeur maximale de la distance de Hamming relative aux comparaisons intra-classes pourrait être utilisée comme un indicateur pour mesurer la séparation entre les deux distributions. Mais ceci n'est pas une mesure très précise, car elle est dépendante du nombre des modèles de différents cerveaux à comparer. Une meilleure métrique pour mesurer la séparation entre les deux distributions est l'indice de décidabilité [24], qui tient compte de la moyenne et de l'écart-type de deux distributions intra et inter-classe.

$$d\acute{e}cidabilit\acute{e} = \frac{|\mu_{inter} - \mu_{intra}|}{\sqrt{\frac{\sigma_{inter}^2 + \sigma_{intra}^2}{2}}} \quad (3.1)$$

L'indice de décidabilité est une fonction qui dépend de la moyenne de la distribution intra-classe notée μ_{intra} , la moyenne de la distribution inter-classe notée μ_{inter} et les écart-types des distributions intra et inter-classe, notées respectivement σ_{intra} et σ_{inter} . Plus la valeur de l'indice de décidabilité est grande plus la séparation entre les deux distributions intra et inter-classe est grande et par conséquent une reconnaissance plus précise. Alors que les distributions intra-classes et inter-classes peuvent avoir un certain chevauchement, ce qui aboutirait à un certain nombre de fausses acceptations et de faux rejets. Il s'agit de prendre une décision finale quant à la nature de la comparaison effectuée par rapport à la distance mesurée. Il faudrait fixer un seuil de décision au-dessous duquel les deux modèles biométriques comparés seront considérés comme provenant de la même personne. Le choix de ce seuil de décision ou de séparation va influencer sur les taux FAR et FRR. En fait, une faible distance de Hamming de décision va diminuer le taux FAR tout en

augmentant le taux FRR et inversement. Par conséquent, dans le choix de ce seuil, il est important de tenir compte des taux de fausses acceptations et des taux de faux rejets désirés.

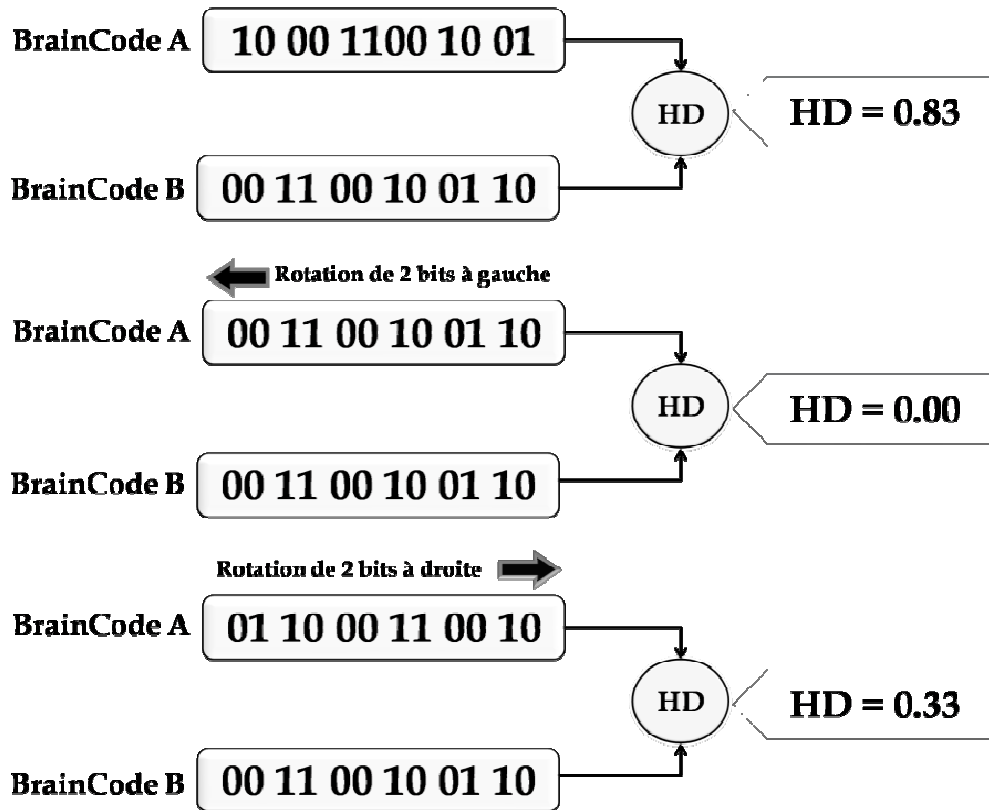


Figure 3.2: Illustration du processus de rotation d'un train binaire et calcul de la distance de Hamming. La plus faible distance de Hamming, dans ce cas zéro, est alors utilisée, car cela correspond à la meilleure adéquation entre les deux trains binaires.

Un certain nombre de paramètres doit être fixé dans le système de reconnaissance par « BrainCodes » comme cela a été présenté dans le chapitre 2. Le choix des valeurs optimales de ces paramètres est nécessaire afin d'atteindre les meilleures performances. Ces paramètres comprennent : la résolution radiale et angulaire qui définit la taille du modèle biométrique du cerveau. Également, les paramètres du filtre utilisé pour l'extraction et le codage de la texture d'une image IRM du cerveau. Les paramètres de filtre comprennent : le choix de la fréquence centrale et la largeur de la bande du filtre. De plus, le nombre de décalages à droite et à gauche des « BrainCodes » sera examiné pour tenir en compte des rotations entre deux cerveaux dans des images IRM. Les paramètres optimaux de notre système biométrique seront déterminés suivant plusieurs critères :

- L'indice de décidabilité ;
- Le taux d'erreur égale EER ;
- L'aire sous la courbe ROC notée AUC.

La valeur du paramètre conduisant aux meilleures performances en termes de ces trois critères sera retenue. De même, les taux FAR et FRR ainsi que la précision de reconnaissance seront utilisés pour le choix des valeurs optimales de notre système biométrique. Après avoir déterminé les paramètres optimaux, les courbes de performances ROC et CMC seront présentées.

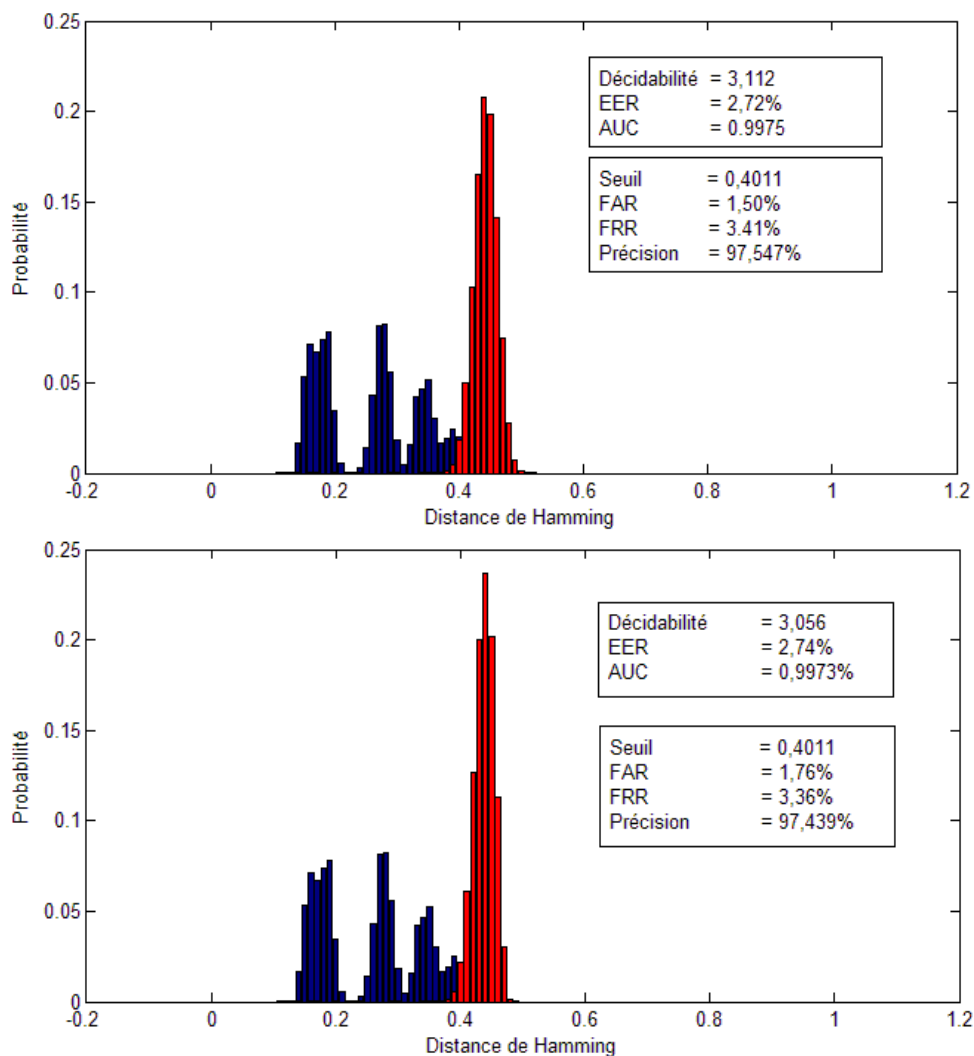


Figure 3.3: (En haut) Illustration des distributions intra-classe (en bleu) et inter-classe (en rouge) sans effectuer des décalages de « BrainCodes » lors du calcul de la distance de Hamming. (En bas) Illustration de distributions intra et inter-classe avec un décalage égal à 10 soit 20 bits à droite et à gauche des « BrainCodes ».

3.3.1 Nombre de décalage

Dans le but de prendre en considération des éventuelles rotations du cerveau dans une coupe IRM au cours de l'acquisition, des décalages à droite et à gauche des « *BrainCodes* » à comparer sont nécessaires. À ce niveau, la distance de Hamming minimale sera retenue. Le décalage bit par bit dans la direction horizontale correspond à la rotation du cerveau d'un angle donné par la résolution angulaire utilisée. En effet, l'algorithme génère 20 autres « *BrainCodes* » dont chacun correspond à un angle particulier de rotation de l'image de référence.

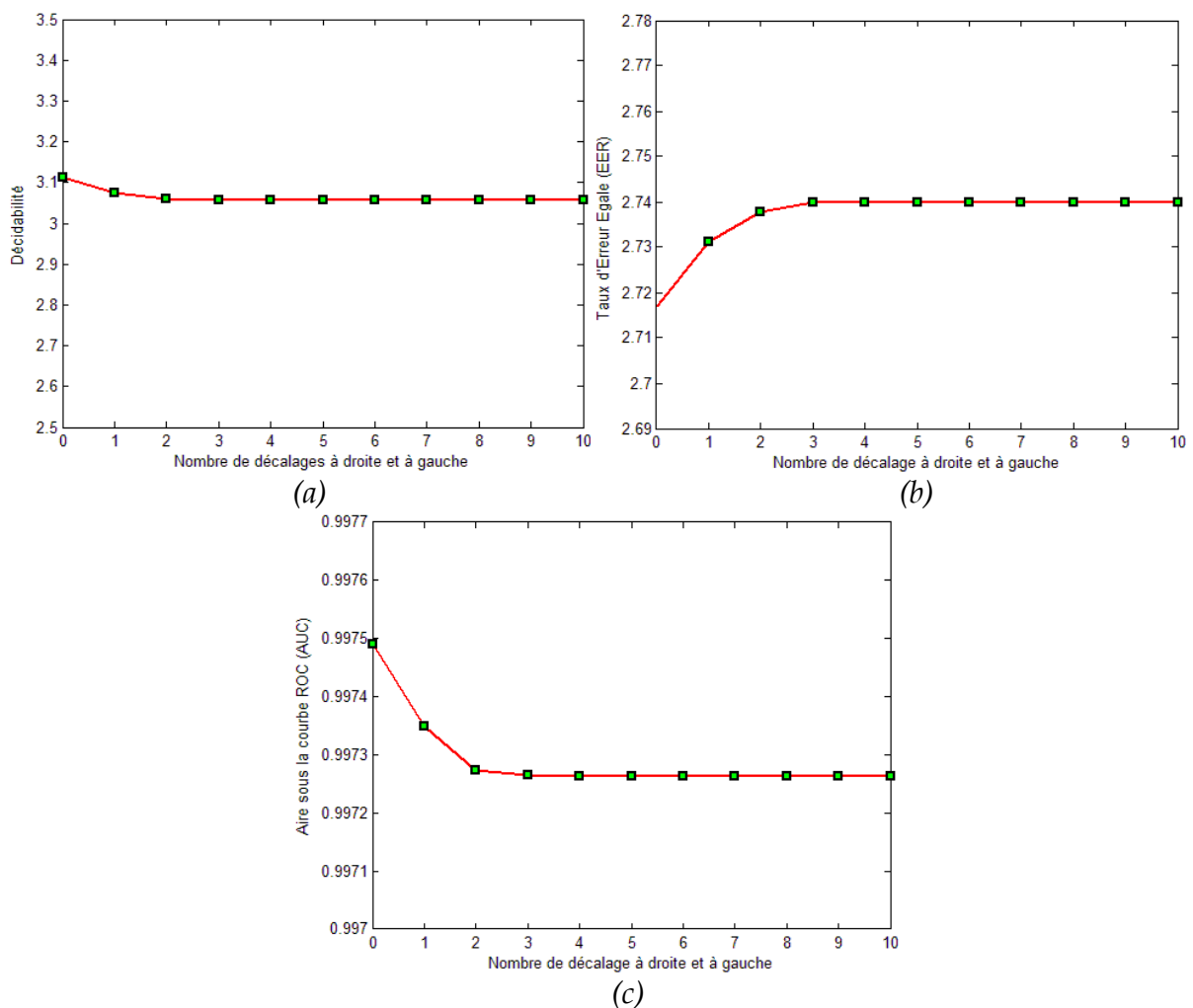


Figure 3.4: Illustration des performances du système de reconnaissance par le cerveau en fonction de nombre des décalages des « *BrainCodes* » lors de la phase de reconnaissance. (a) Variation de la décidabilité en fonction de nombre des décalages. (b) Variation de l'EER en fonction de nombre de décalage. (c) Variation de l'aire sous la courbe ROC (AUC).

La mesure de la similarité entre deux cerveaux revient à comparer le « BrainCode » du premier cerveau aux différents « BrainCodes » du deuxième cerveau correspondants aux différentes rotations à droite et à gauche. La distance de Hamming retenue est la distance minimale. Ce principe est illustré par la figure 3.2.

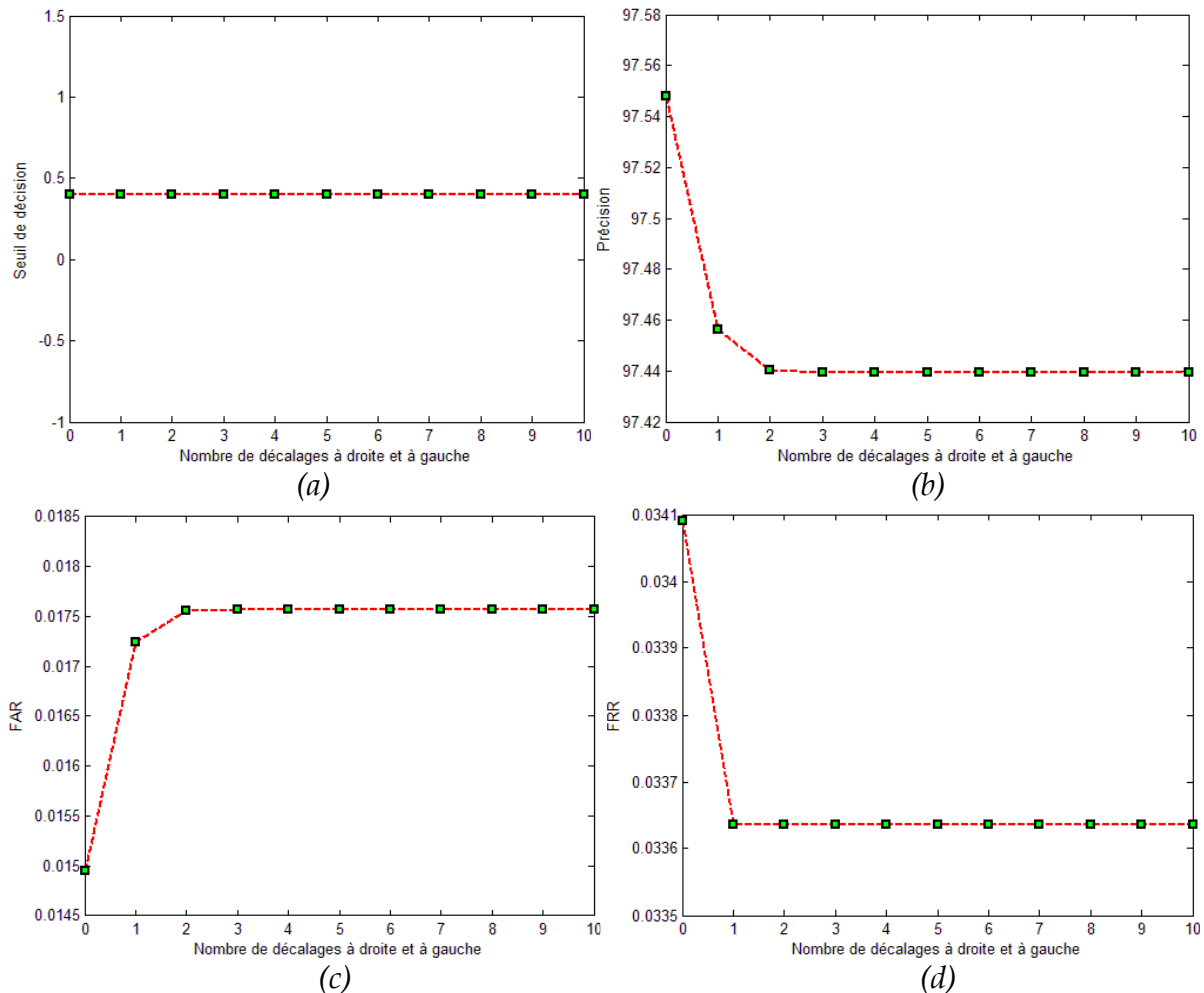


Figure 3.5: Illustration des performances du système de reconnaissance par le cerveau en termes de précisions, des taux FAR et FRR (a) Seuil de décision. (b) Variation de la précision maximale de la reconnaissance en fonction de nombre des décalages. (c) Variation des taux de fausses acceptations FAR en fonction de nombre des décalages. (d) Variation des taux de faux rejets en fonction de nombre des décalages.

Des tests sont effectués pour montrer l'influence des rotations des « BrainCodes » sur les performances de reconnaissances. La figure 3.3 montre qu'en raison des décalages à droite et à gauche, les caractéristiques des distributions intra et inter-classe sont légèrement modifiées. Sans prendre en considération des rotations entre cerveaux comparés, nous arrivons à un indice de décidabilité égale à 3,112 avec un taux EER = 2,72% et un UAC = 0,9975. Une précision maximale de

reconnaissance de l'ordre de 97,54% est obtenue pour un seuil de décision égale à 0,4011 avec un FAR = 1,50% et un FRR = 3,41%. Ces mesures de performances prennent des valeurs constantes après un nombre de décalages égal à 4 soit 8 bits, comme illustrés par les figures 3.4 et 3.5. En effet, l'indice de décidabilité devient égal à 3,056 avec un taux EER = 2,74% et un UAC = 0,9973. De même la précision maximale devient égale à 97,43% pour un seuil de décision égale à 0,4011 avec un FAR = 1,76% et un FRR = 3,36%.

Nous remarquons que l'influence des rotations des « *BrainCodes* » sur les performances du système est minime et que les légères modifications des paramètres des distributions intra et inter-classes illustrées par la figure 3.3 sont négligeables. Cela peut s'expliquer par le fait que les images IRM cérébrales utilisées sont bien recalées. Par conséquent, les rotations des « *BrainCodes* » ne seront pas prises en considération dans le reste des tests.

3.3.2 Les paramètres de filtres

L'extraction des caractéristiques des attributs de la texture du cerveau a été mise en œuvre par la convolution de l'image normalisée du cerveau par le filtre Log-Gabor 1D. Le paramètre le plus important d'un filtre de Gabor est sa fréquence centrale f_0 . Dans la recherche des paramètres optimaux, nous nous sommes intéressés à deux paramètres qui sont directement liés à la fréquence centrale du Gabor : $1/f_0$ et σ/f_0 .

Les paramètres optimaux du filtre ont été trouvés par des tests sur la base de données OASIS. Les paramètres retenus sont ceux qui garantissent une meilleure performance et une meilleure séparation entre la distribution inter-classe et la distribution intra-classe. Les résultats de l'emploi de divers paramètres du filtre Log-Gabor 1D pour coder les modèles biométriques « *BrainCodes* » du cerveau sont présentés sur les figures 3.6 et 3.7.

Les valeurs des paramètres du filtre du Gabor donnant les meilleures performances en termes d'indice de décidabilité, du taux d'erreur égale ERR et de

L'aire sous la courbe ROC sont retenues. En effet, la valeur optimale de σ/f_0 a été trouvée à 0,50. Cependant, la valeur optimale de $1/f_0$ a été trouvée à 12, ce qui conduit à une valeur de décidabilité égale à 3,116, un taux EER = 2,72% et un AUC = 0,9975. De même, pour ces deux paramètres nous avons abouti à une précision maximale de vérification égale à 97,53% avec un FAR = 1,5% et un FRR = 3,41% pour un seuil de décision égale à 0,4011.

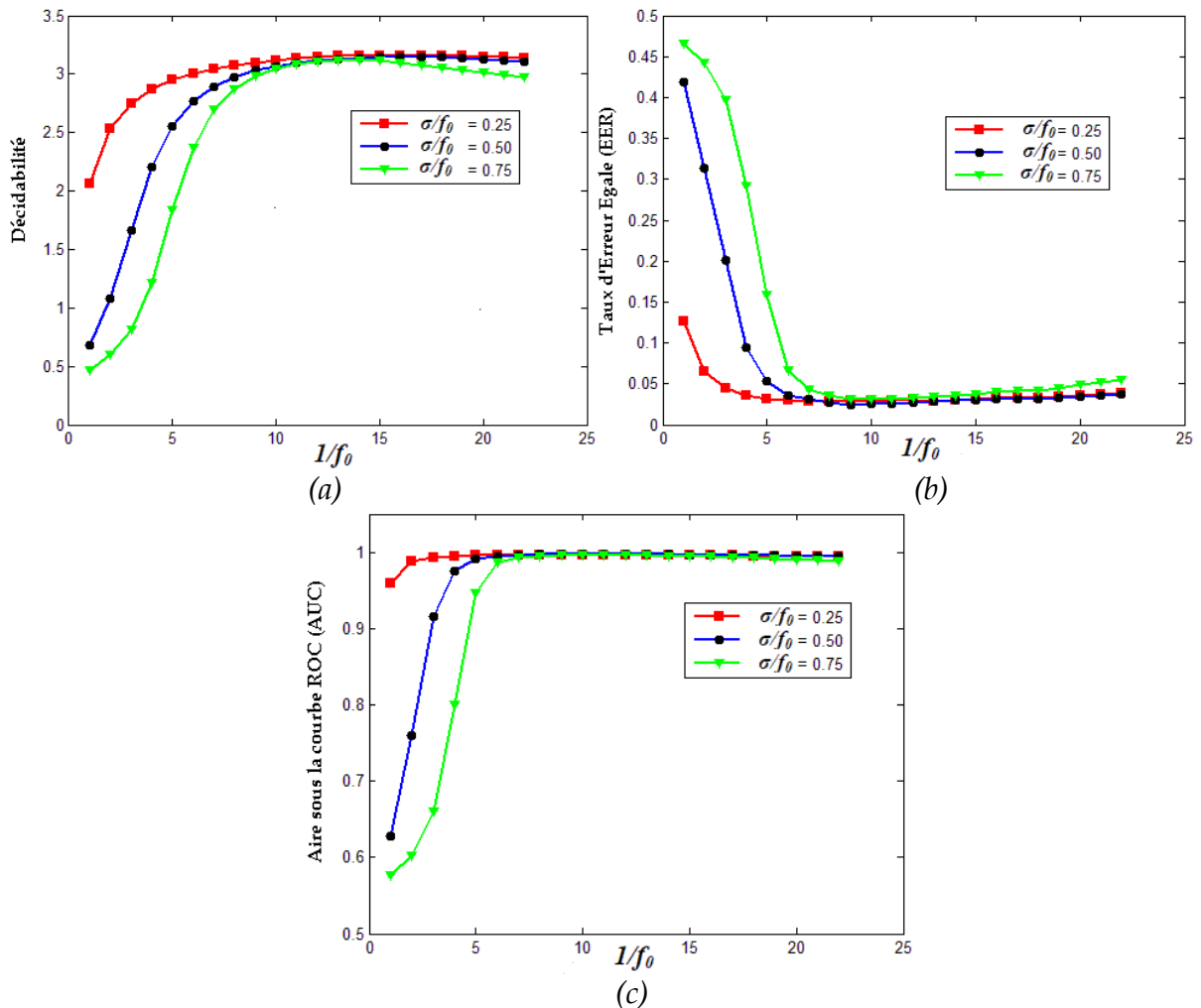


Figure 3.6: Illustration des variations des performances du système biométrique par les caractéristiques de la texture d'une coupe IRM du cerveau en fonction de la fréquence centrale et de la bande passante du filtre de Gabor utilisé pour le codage des attributs de la texture. (a) L'indice de décidabilité, (b) Le taux d'erreur égale (EER), (c) L'aire sous la courbe ROC (UAC).

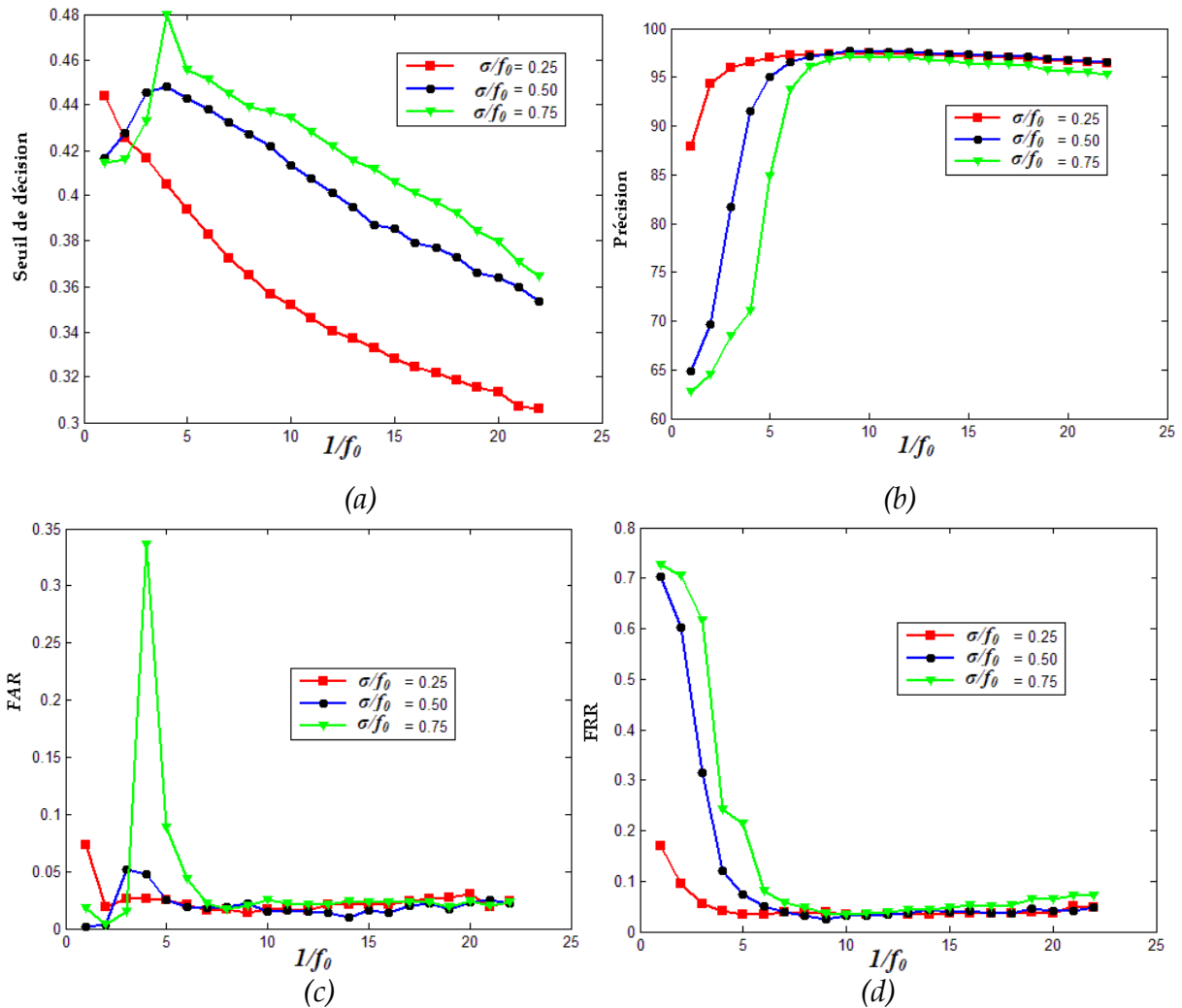


Figure 3.7: Illustration des variations des performances du système biométrique par les caractéristiques de la texture d'une coupe IRM du cerveau en fonction de la fréquence centrale et de la bande passante du filtre de Gabor utilisé pour le codage des attributs de la texture. (a) Seuil de décision, (b) la précision maximale de vérification, (c) Taux de fausses acceptations FAR, (d) Taux de faux rejets FRR.

3.3.3 Résolution de « BrainCodes »

Deux paramètres principaux qui influencent sensiblement sur les performances du système biométrique proposé sont : la résolution radiale et la résolution angulaire déterminées lors de la normalisation de la bande elliptique du cerveau. Cette résolution définit la quantité des données dans le modèle biométrique « BrainCode » du cerveau. Pour trouver la résolution optimale d'un « BrainCode », nous avons effectué des tests pour différentes résolutions radiales et angulaires. La résolution donnant les meilleures performances en termes de décidabilité, EER et UAC est retenue.

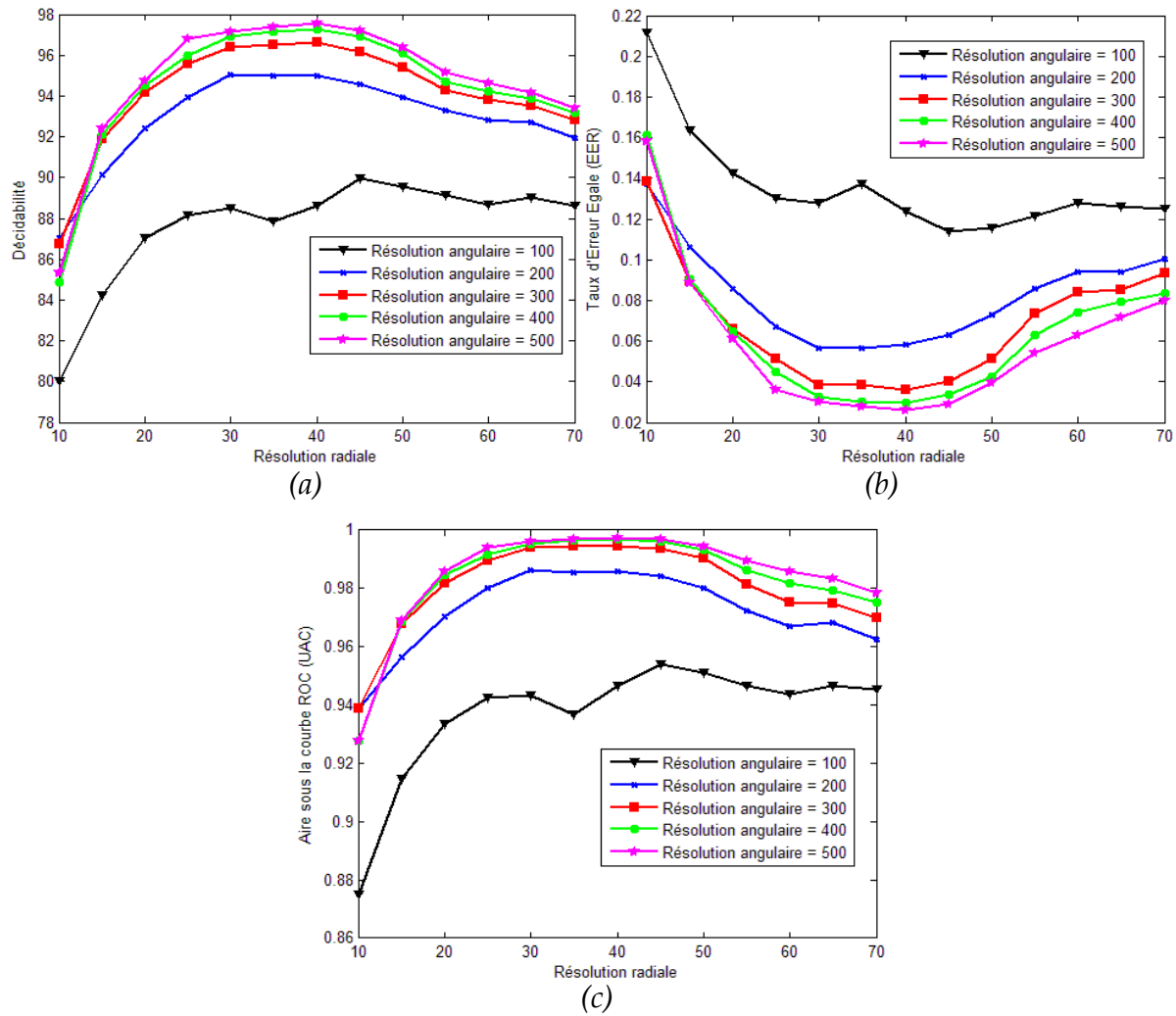


Figure 3.8: Illustration des performances du système pour différentes résolutions radiales et différentes résolutions angulaires. (a) Variation de l'indice de décidabilité, (b) Variation de l'EER, (c) Variation de l'aire sous la courbe ROC (AUC). Les images normalisées sont codées en « BrainCodes » en utilisant le filtre Log-Gabor 1D avec $\sigma/f_0 = 0.5$ et $1/f_0 = 12$.

$$\text{Gabor 1D avec } \sigma/f_0 = 0.5 \text{ et } 1/f_0 = 12.$$

Les tableaux 1-6 de l'annexe A, montrent respectivement les valeurs de la décidabilité, l'ERR, l'UAC, le taux FAR, le taux FRR et la précision générée à partir des comparaisons entre « BrainCodes » de différentes résolutions radiales et angulaires. De même, la figure 3.8 et la figure 3.9 illustrent les performances du système pour différentes résolutions radiales et angulaires. La valeur optimale obtenue de la résolution de l'image normalisée est égale à 40×400 pixels, soit une « BrainCode » de taille égale à 2×40×400 bits. Cette résolution correspond à une résolution angulaire égale à 400 pixels et une résolution radiale égale à 40 pixels.

Selon les résultats obtenus qui sont donnés en annexe, une résolution loin de cette résolution optimale de 40×400 pixels influe sur les performances du système.

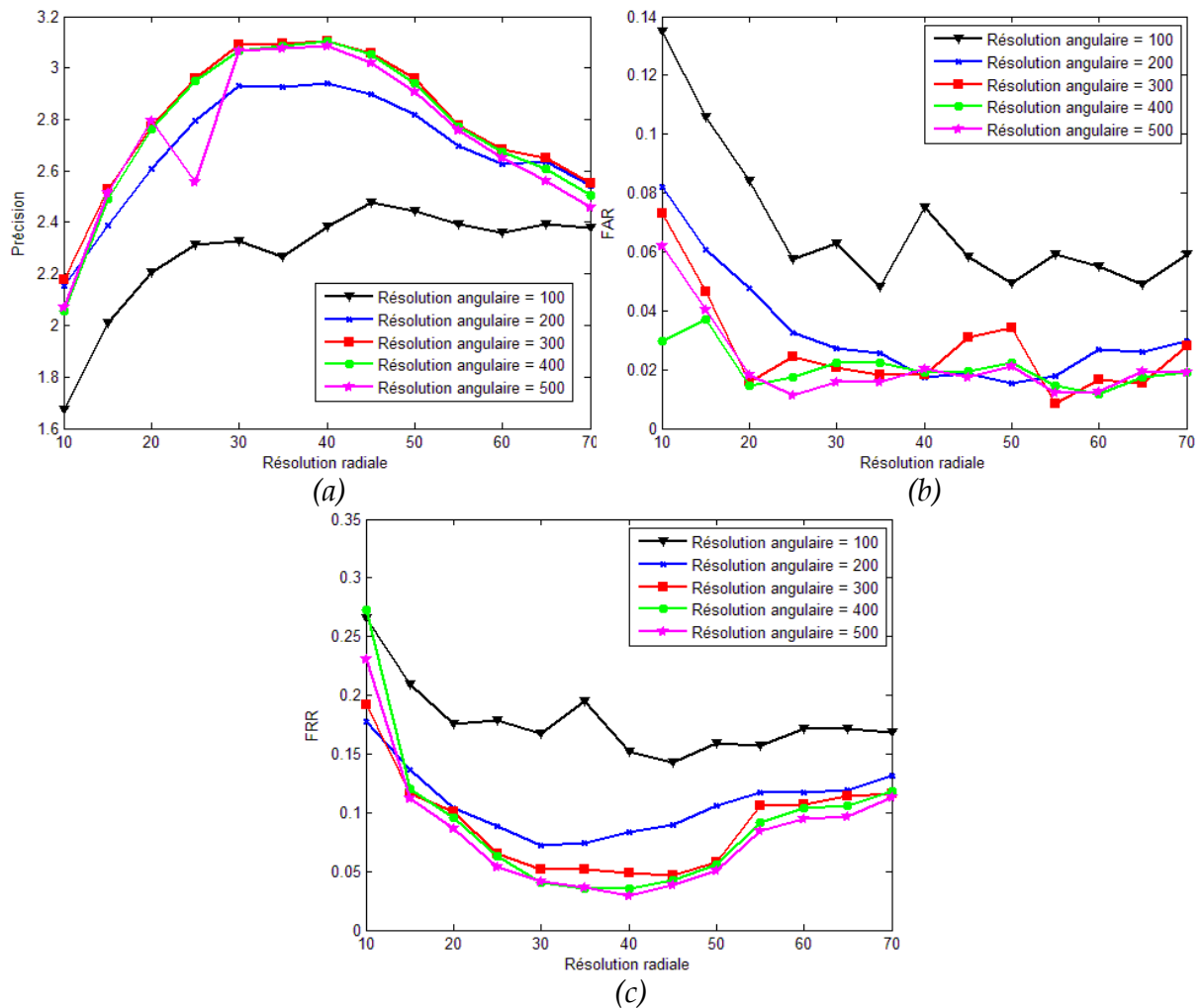


Figure 3.9: Illustration de performances du système pour différentes résolutions radiales et différentes résolutions angulaires. (a) Variation de la précision de reconnaissances (c) Variation du taux de fausses acceptations FAR, (d) Variation du taux de faux rejets FRR. Les images normalisées sont codées en

« BrainCodes » en utilisant le filtre Log-Gabor 1D avec $\sigma/f_0 = 0.5$ et $1/f_0 = 12$.

La dégradation des performances est observée principalement dans la variation de la résolution radiale. En effet, le choix d'une résolution radiale très inférieur à 40 pixels rétrécit la largeur de la bande elliptique. Elle introduit une perte d'information de la texture générée par l'organisation aléatoire des circonvolutions cérébrales où réside principalement la variabilité interindividuelle. De plus, le choix d'une résolution radiale très supérieur à 40 pixels augmente la largeur de la bande elliptique et la région d'intérêt englobera la partie homogène du cerveau composé

par la matière blanche ce qui diminue les performances et dégrade la distance de séparation entre les distributions intra et inter-classe des distances de Hamming.

À la suite de ces tests, nous citons les différents paramètres optimaux de notre système biométrique par les « *BrainCodes* ».

- Les rotations des « *BrainCodes* » lors de la phase de reconnaissance ne seront pas prises en considération vu que les images sont recalées auparavant.
- La taille de l'image normalisée est fixée par une résolution angulaire égale à 400 pixels et une résolution radiale égale à 40 pixels.
- Le filtre Log-Gabor 1D est utilisé pour l'extraction des caractéristiques de la texture en choisissant $\sigma/f_0 = 0.5$ et $1/f_0 = 12$.
- Le codage des caractéristiques en code binaire appelé « *BrainCode* » est effectué par la quantification des phases du Gabor en 4 niveaux de phases, soit un codage sur 2 bits suivant le principe du codage quatre quadrants. De ce fait, nous aboutissant à un modèle biométrique binaire du cerveau de taille $2 \times 400 \times 40$ bits.
- La distance de Hamming est utilisée pour mesurer la dissimilarité entre un « *BrainCode* » de référence et un « *BrainCode* », enregistré dans la base de données.

Pour ces paramètres optimaux, nous obtenons les performances données par le tableau 3.1 et les figures 3.10 et 3.11. Nous avons atteint un taux ERR = 2,72% avec un intervalle de confiance égale à 0.214% à 95%. La courbe ROC ainsi que la variation de la précision de vérification en fonction du seuil de décision est donnée par la figure 3.10. La précision maximale de vérification est égale à 97,54% avec un taux de FAR = 1,5% et un taux de FRR = 3,41% pour un seuil de décision égal à 0,401 sans prendre en compte les rotations des « *BrainCodes* ».

Sur la figure 3.11, nous illustrons la courbe CMC qui met en évidence les performances d'identification utilisant les « *BrainCodes* ». À titre d'exemple, nous

avons abouti à un taux d'identification égal à 0,971 pour qu'une personne à identifier soit parmi les 5 premières identités trouvées.

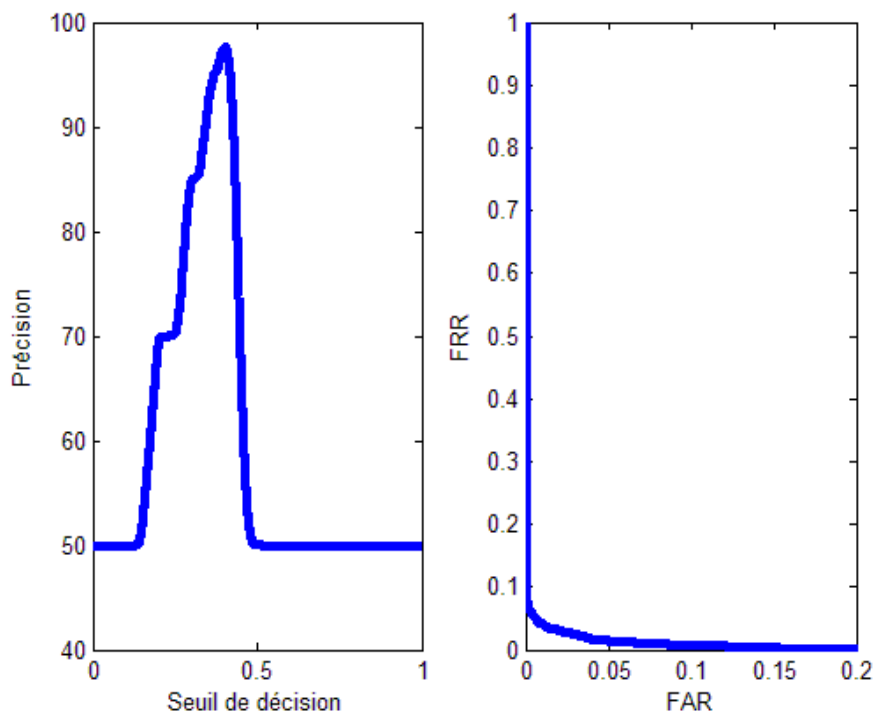


Figure 3.10: À gauche la courbe de variation de la précision en fonction des seuils de décision de la distance de Hamming entre « BrainCodes ». À droite illustration de la courbe du ROC.

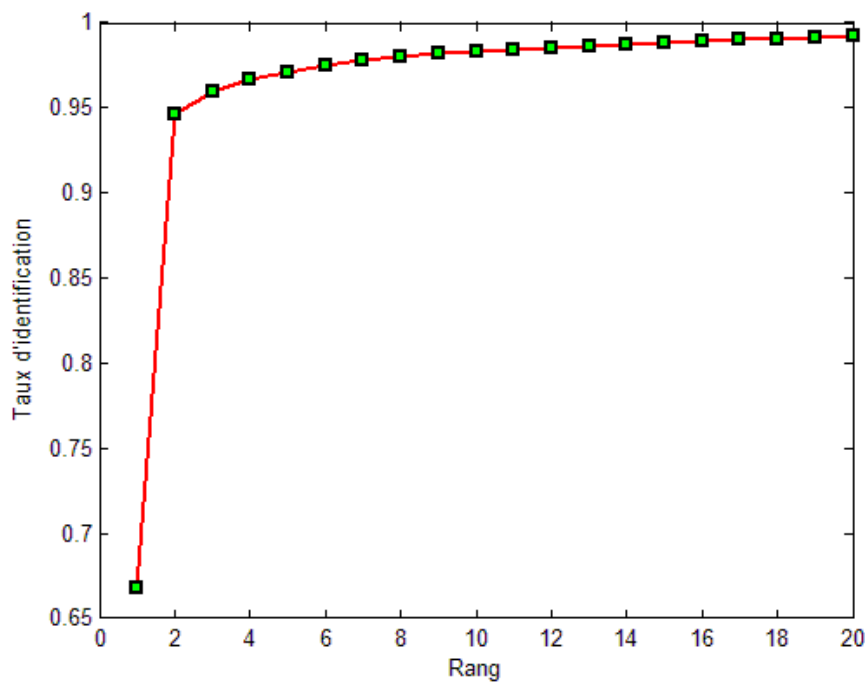


Figure 3.11: Illustration de la courbe du CMC qui évalue les performances du système en termes des taux d'identification.

3.4 Évaluation des performances de la reconnaissance par la géométrie du cerveau « MGC »

La caractérisation géométrique du cerveau est déterminée par l'extraction des descripteurs de l'ellipse qui délimite le cerveau dans la coupe IRM principale du cerveau. L'ellipse qui entoure le cerveau est caractérisée par 7 descripteurs. Par conséquent, un vecteur des descripteurs est généré pour chaque cerveau est appelé « MGC » qui est donné par l'équation 2.26. Un « MGC » de référence est comparé aux différents modèles biométriques « MGC » dans la base de données en utilisant la distance euclidienne normalisée (DEN) pour la mesure de la dissimilarité donnée par l'équation 2.27.

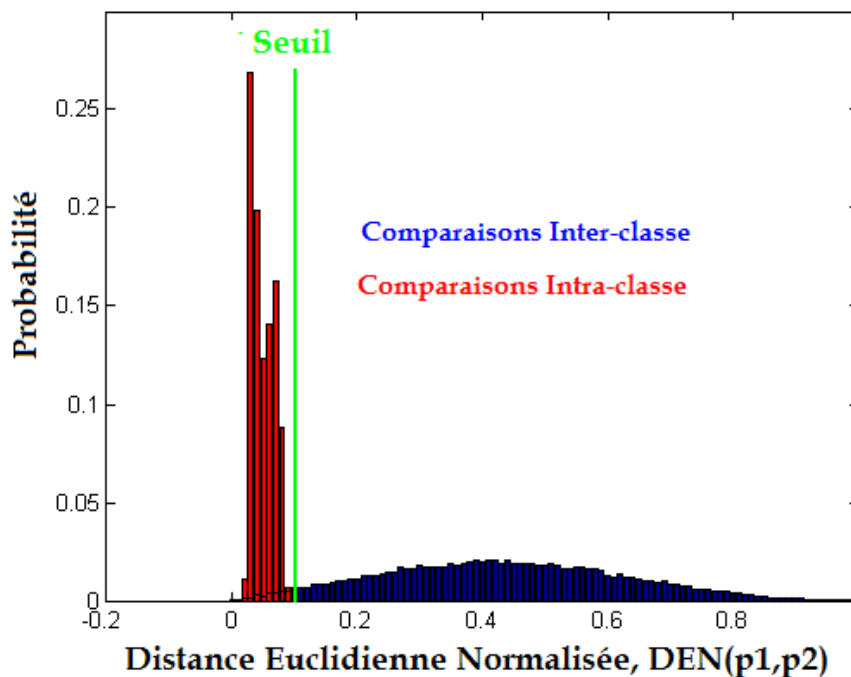


Figure 3.12: Courbe des variations des comparaisons intra-classes et inter-classes basées sur le paramètre p qui caractérise la géométrie du cerveau dans la coupe principale.

Pour analyser les performances de reconnaissance par la géométrie du cerveau, 1204500 comparaisons inter-classes et 4400 comparaisons intra-classes relatives à chaque descripteur géométrique d'un modèle géométrique du cerveau « MGC », sont effectuées. La figure 3.12 montre les résultats des comparaisons inter et intra-classes relatives au paramètre p de l'ellipse qui modélise un cerveau. Il s'agit maintenant de prendre une décision finale quant à la nature de la comparaison

effectuée par rapport à la distance mesurée. Il est donc nécessaire de fixer un seuil de décision au-dessous duquel les deux « MGCs » comparés seront considérés comme provenant de la même personne. En examinant les distributions des distances euclidiennes normalisées pour chaque descripteur géométrique du cerveau, nous pourrions établir l'analyse suivante :

- Si $DEN(\text{descripteur}_1, \text{descripteur}_2) < \text{seuil}$, indique que les deux cerveaux sont similaires. Ainsi, dans un tel cas, les deux cerveaux sont très proches et peuvent être considérés qu'ils correspondent à la même personne.
- Sinon, les deux cerveaux considérés dans ce cas sont différents et par conséquent il s'agit des deux cerveaux de deux personnes différentes.

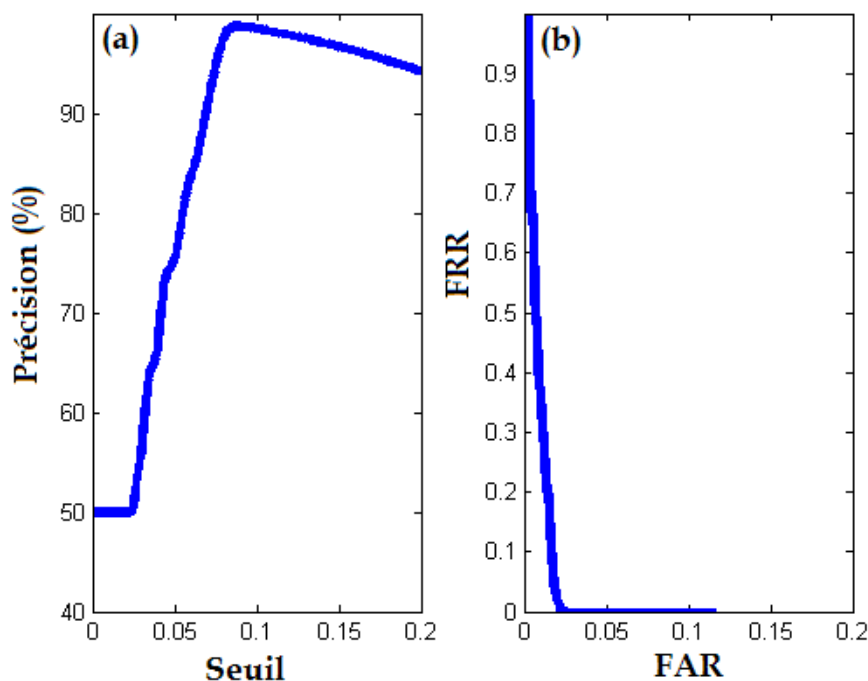


Figure 3.13: (a) Courbe de variation de la précision en fonction des seuils de décision pour le descripteur géométrique p . (b) Courbe du ROC aussi pour le descripteur géométrique.

À titre d'exemple, nous illustrons dans la figure 3.12 et la figure 3.13, les résultats des performances de la reconnaissance du cerveau par le paramètre p de l'ellipse qui modélise le cerveau dans une image IRM cérébrale acquise à une distance donnée. Plus précisément, nous montrons les distributions associées à des comparaisons intra-classes et à des comparaisons inter-classes, la courbe ROC et la caractéristique précision en fonction du seuil de décision. Les deux taux d'erreurs FAR et FRR relatifs au descripteur p de l'ellipse varient d'une manière inverse par

rapport au seuil. Plus le seuil de décision augmente, plus le taux FAR augmente et plus le taux FRR diminue.

Les performances de la reconnaissance par les caractéristiques géométriques d'un cerveau ainsi que par les « *BrainCodes* » sont données dans le tableau 3.1. Les valeurs de l'EER ainsi que l'intervalle de confiance associée à 95% sont aussi donnés.

Tableau 3.1 – L'évaluation des performances de la reconnaissance biométrique du cerveau basée sur les caractéristiques géométriques déterminées à partir d'une image IRM cérébrale acquise à une distance donnée.

Modèle	Indice de décidabilité	ERR _{min} (%)	EER _{max} (%)	IC_ERR (%)	AUC
« <i>BrainCode</i> »	3,1120	2.5082	2.9365	0.2141	0,9975
<i>Area</i>	1.7014	4.5903	5.1560	0.2829	0.9771
<i>Cir</i>	1 7642	4.6006	5.1664	0.2829	0.9761
<i>a</i>	1.7404	5.9969	6.6348	0.3189	0.9678
<i>b</i>	1.7980	2.4823	2.9103	0.2140	0.9880
<i>c</i>	1.6438	11.0093	11.8468	0.4187	0.9351
<i>p</i>	1.8086	1.7447	2.0972	0.1762	0.9917
<i>h</i>	1.7142	7.6493	8.3644	0.3576	0.9583

Nous pouvons déduire que la performance de la méthode de reconnaissance par « *BrainCodes* » est meilleure que la reconnaissance par les caractéristiques géométriques. En effet, la technique par « *BrainCodes* » offre une meilleure performance en termes d'indice de décidabilité et de l'aire sous la courbe ROC. En analysant les valeurs de la décidabilité, nous remarquons que la reconnaissance par les « *BrainCodes* » conduit à une meilleure séparation entre les distributions intra et inter-classes que la reconnaissance par les caractéristiques géométriques du cerveau. Cela, confirme la forte variabilité des structures sulco-gyrales et qui sont ainsi les plus adaptées dans un contexte biométrique.

Comme il a été précisé précédemment, 220 images IRM ont été prises en considération dans le test de notre système biométrique à base de « *MGCs* ». Le tableau 3.2 résume les performances de ce système en termes de précision maximale de vérification, du taux FAR et du taux FRR ainsi que le seuil de décision

correspondant. Une précision maximale de l'ordre de 98,43% et de 98,80% a été observée respectivement pour les deux descripteurs b et p .

Tableau 3.2 – L'évaluation des performances de la reconnaissance biométrique du cerveau basée sur les caractéristiques géométriques déterminées à partir d'une image IRM cérébrale acquit à une distance donnée.

Descripteurs	Seuil de décision	FRR (%)	FAR (%)	Précision (%)
« BrainCodes »	0.41	1,50	3,41	97,54
<i>Area</i>	0.14	6,73	0,36	96,45
<i>Cir</i>	0.13	5,85	0,32	96,91
<i>a</i>	0.16	7,94	0,32	95,86
<i>b</i>	0.10	2,89	0,25	98,43
<i>c</i>	0.22	14,94	1,09	91,98
<i>p</i>	0.08	2,31	0,09	98,80
<i>h</i>	0.18	10,43	0,32	94,62

Une étude comparative des performances en termes des taux d'identification entre la reconnaissance par la caractérisation de la texture en utilisant des « BrainCodes » et la reconnaissance par les caractéristiques géométriques du cerveau en utilisant des « MGC », est effectuée en se basant sur l'analyse des courbes CMC illustrées sur la figure 3.14. Nous remarquons un excellent taux d'identification dans le cas d'utilisation des « BrainCodes ». En effet, nous arrivons à observer un taux d'identification de 0,971 pour que la personne à identifier soit parmi les 5 premières identités trouvées. Par contre, le meilleur descripteur géométrique adapté dans un contexte d'identification biométrique est le paramètre h qui donne un taux d'identification de l'ordre de 0,877 pour que la personne à identifier se trouve parmi les 5 premières personnes trouvées. Une conclusion que nous pouvons tirer est que les attributs de la texture qui reflète les connexions et l'agencement des motifs sulco-guraux sont les caractéristiques les plus pertinentes et les plus adaptées dans une procédure d'identification.

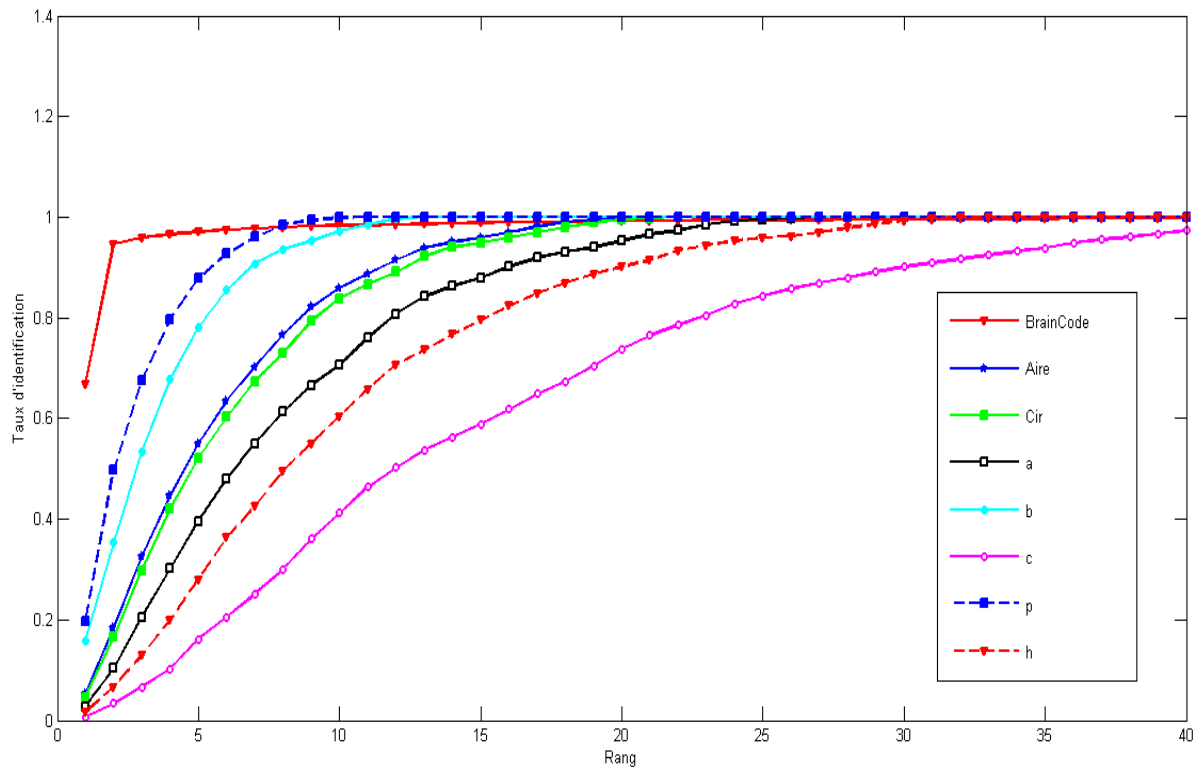


Figure 3.14: Illustration des courbes CMC relatives à l'utilisation des « BrainCodes » et les descripteurs géométriques « MGC » pour l'identification d'une personne par son cerveau.

3.5 Biométrie par fusion des caractéristiques texturales et géométriques du cerveau

Dans le but d'améliorer les performances de la reconnaissance biométrique des individus à partir des caractéristiques de leurs cerveaux, nous proposons ainsi un système biométrique utilisant une stratégie de fusion des différentes caractéristiques du cerveau extraites à partir de la coupe IRM principale du cerveau, acquise à une distance fixe. Cette nouvelle stratégie de reconnaissance biométrique consiste à combiner les deux principales caractéristiques du cerveau à savoir les caractéristiques géométriques et les caractéristiques texturales. Comme il a été mentionné précédemment, pour extraire les caractéristiques géométriques, nous avons une approximation elliptique du cerveau. D'autre part, les caractéristiques texturales sont extraites à partir de la région du cerveau où se trouvent les agencements et les connexions sulco-gyrales. L'architecture fonctionnelle de ce système biométrique est illustrée dans la figure 3.15.

La première phase, consiste à extraire les caractéristiques géométriques de l'ellipse qui approxime le cerveau, conduisant au modèle « MGC ». Parallèlement à cette phase, les attributs de la texture appartenant à la région d'intérêt du cerveau dans la coupe IRM principale sont extraits et codés dans un modèle biométrique binaire déjà appelé « BrainCode ». Ceci est réalisé par l'application du filtre Log-Gabor 1D ainsi que le codage des phases instantanées. Ensuite, dans la phase de reconnaissance, la distance euclidienne normalisée DEN est utilisée pour l'appariement entre « MGCs » et la distance de Hamming HD est utilisée pour l'appariement entre « BrainCodes ». Ces deux algorithmes d'appariement conduisent respectivement à un score de dissimilarité en termes de géométrie et un score de dissimilarité en termes de texture du cerveau. Une stratégie de décision utilise ces deux scores pour calculer le seuil d'acceptation ou de rejet d'individus.

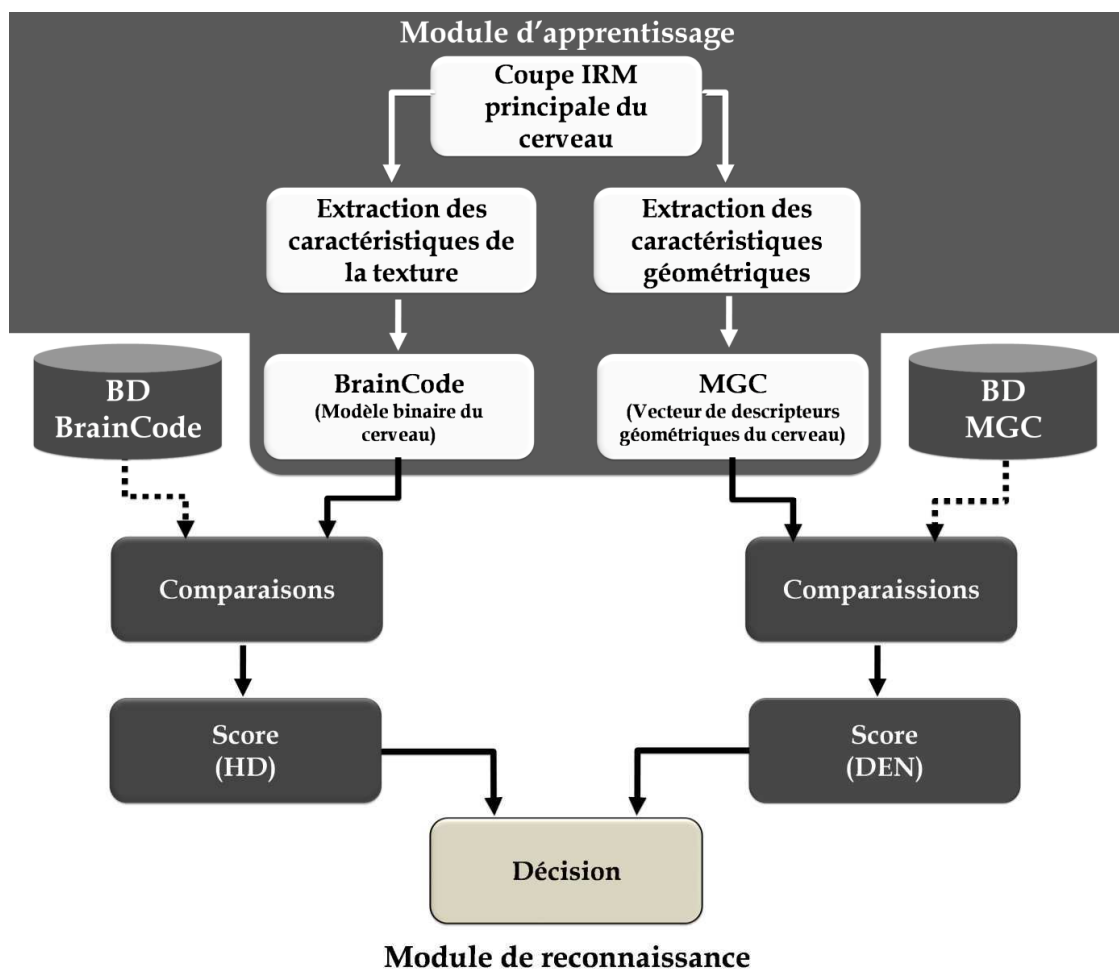


Figure 3.15: Fonctionnement du système biométrique qui consiste à la fusion des caractéristiques texturales du cerveau «BrainCode» et des caractéristiques géométriques du cerveau «MGC».

La stratégie de décision proposée pour ce système biométrique utilise les deux scores de similarité pour la reconnaissance afin de garantir de meilleures performances. En effet, l'acceptation ou le rejet d'un individu est basé sur l'analyse des distributions intra et inter-classes relatives à chaque descripteur géométrique et à la comparaison entre « *BrainCodes* ». Cette stratégie est donnée comme suit :

- Si la distance de Hamming HD noté S_{HD} entre deux « *BrainCodes* » comparés est inférieure à un seuil égal à 0,39 alors la personne en question est acceptée.
- Si le score de dissimilarité S_{HD} est supérieur à un seuil égal à 0,43, alors la personne en question est rejetée.
- Si ces deux conditions ne sont pas satisfaites alors :
 - Si le score de dissimilarité S_{RND} entre descripteurs géométriques est inférieur à un seuil th_RND alors la personne en question acceptée
 - Sinon la personne est rejetée.

Le tableau 3.3 montre les performances du ce système biométrique en combinant chaque descripteur géométrique avec le « *BrainCode* » associé. Nous avons abouti à une précision maximale de l'ordre de 99,47%, et nous remarquons une diminution remarquable à la fois des taux FRR et des taux FAR. De plus, les résultats expérimentaux montrent que la technique de reconnaissance développée conduit à de meilleures performances en termes de précision de vérification.

Tableau 3.3 – Évaluation des performances de notre système biométrique par le cerveau qui combine la reconnaissance à partir des caractéristiques géométriques « *MGC* » et texturales « *BrainCodes* » du cerveau.

Descripteurs	th_RND	FRR (%)	FAR (%)	Précision (%)
<i>Area</i>	0,0233	0,72	0,84	99,21
<i>Cir</i>	0,0216	0,68	0,72	99,29
<i>a</i>	0,0290	0,68	0,98	99,16
<i>b</i>	0,0114	0,68	0,42	99,44
<i>c</i>	0,0542	0,81	1,79	98,69
<i>p</i>	0,0085	0,72	0,32	99,47
<i>h</i>	0,0363	0,77	1,21	99,00

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons développé un ensemble des techniques permettant de mettre en évidence la faisabilité d'utiliser les caractéristiques morphologiques du cerveau en biométrie comme une nouvelle approche de reconnaissance d'une personne par le cerveau. La première technique se base sur l'analyse de la texture d'une coupe IRM du cerveau et par la suite la construction d'un code unique appelé « *BrainCode* ». Nos recherches ont abouti à une précision de reconnaissance de 97,54 % avec un FAR de 3.31% et un FRR de 1.4% et ce, pour les paramètres optimaux en termes de résolution du « *BrainCodes* » ainsi que pour les paramètres du filtre de Gabor. La deuxième technique de reconnaissance par le cerveau se base sur la géométrie et la morphologie cérébrale et la génération d'un modèle géométrique du cerveau appelé « *MGC* ». Nos résultats reflètent une précision maximale de l'ordre de 98,43% et de 98,80% obtenus respectivement pour les descripteurs demi-petit axe (notée b) et le paramètre de l'ellipse (notée p).

En termes de taux d'identification, la reconnaissance par les « *BrainCodes* » et est la technique la plus adaptée dans un contexte d'identification.

Pour améliorer les performances de la reconnaissance par le cerveau, nous avons également étudié les performances d'une technique qui se base sur la fusion entre les « *BrainCodes* » et les « *MGC* » et nous avons convergé vers une précision maximale de l'ordre de 99,47%, et nous remarquons une diminution remarquable à la fois des taux FRR et FAR.

Chapitre 4

Étude de la robustesse

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous nous intéressons à l'étude de la sensibilité des approches proposées face aux bruits ; source de dégradation de la qualité des images numériques. En considérant les données IRM, la qualité des images acquises est souvent évaluée par rapport aux bruits d'acquisition. De plus, l'utilisation des images IRM en haute résolution nécessite la mise en place d'un système de codage afin d'éviter les risques de saturation. En biométrie, il nous a semblé important d'évaluer les performances de vérification et d'identification des individus, lorsque les images subissent une dégradation spécifique. Plus précisément, nous étudierons l'influence des bruits de type gaussien et speckel ainsi que le bruit dû à la compression 3D des volumes IRM cérébrales en considérant le codeur SPIHT3D. Les mesures et les métriques présentées dans le chapitre 1 seront ainsi utilisées.

4.2 Données de test de la robustesse

Il est à noter que la performance d'un système biométrique dépend de la qualité du capteur ainsi que celle de l'image capturée. Plus la qualité du système d'acquisition est meilleure, moins il est nécessaire d'effectuer des pré-traitements de débruitage. Dans cette étude, les images IRM de la base de données OASIS que nous avons étudiées ont été bruitées, en rajoutant, pour un écart-type variant, d'une part, des bruits gaussiens, et d'autre part, des bruits multiplicatifs de type speckel. Comme nous l'avons indiqué précédemment, les dégradations de la compression sont obtenues par le codeur SPIHT3D [85], [86].

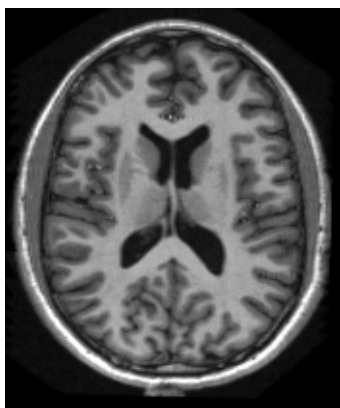
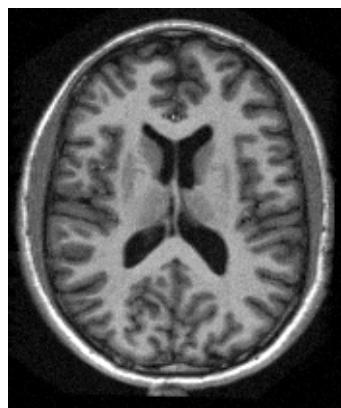


Image originale



PSNR = 43dB



PSNR = 38dB

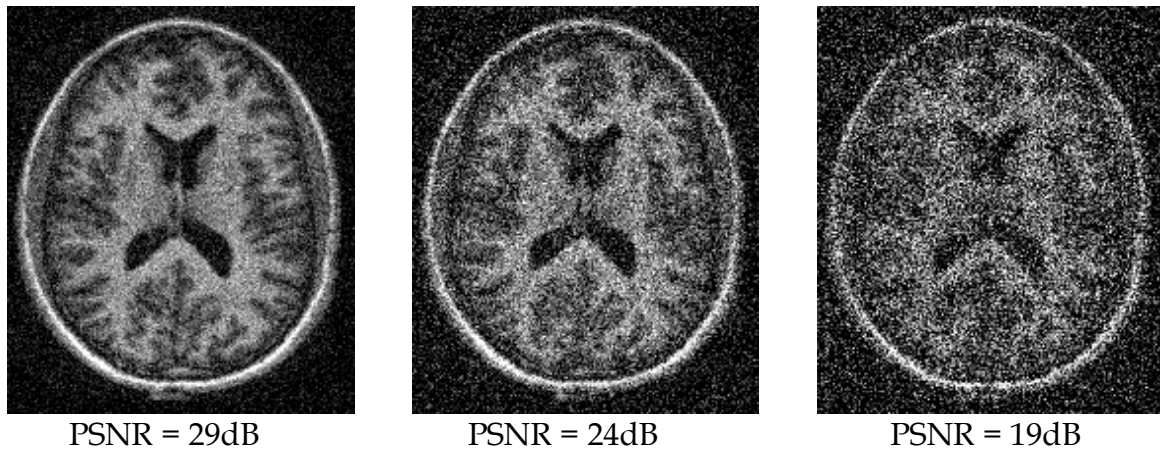


Figure 4.1: Coupes IRM de cerveaux bruitées par un bruit de type gaussien de moyennes nulles, en faisant varier l'écart-type comme suit : ($\sigma = 0$, $\sigma = 0.000046$, $\sigma = 0.000142$, $\sigma = 0.0014$, $\sigma = 0.0045$, $\sigma = 0.014$). Les PSNR correspondants à ces écarts types sont notés au dessous de chacune des images IRM.

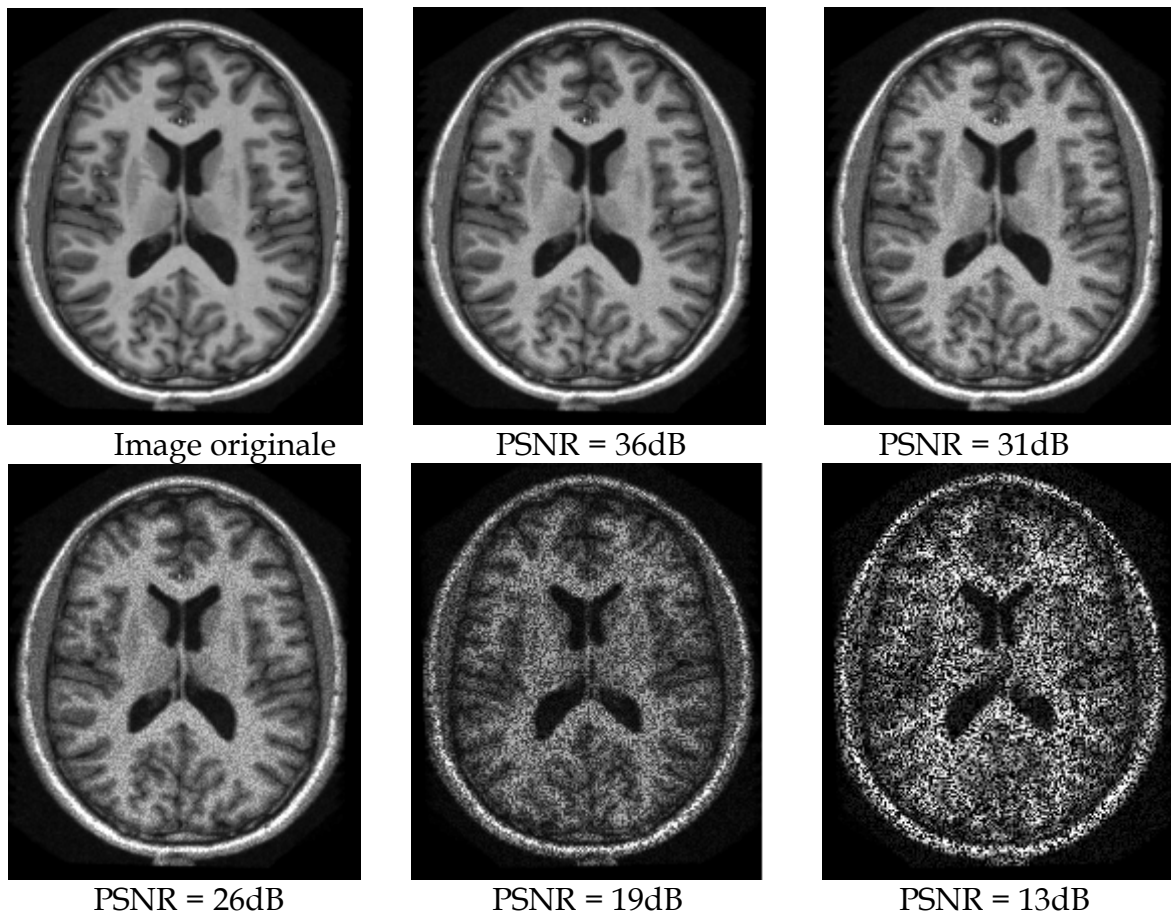


Figure 4.2: Coupes IRM de cerveaux bruitées par un bruit multiplicatif de type speckel en faisant varier la variance comme suit : ($v = 0$, $v = 0.0045$, $v = 0.014$, $v = 0.05$, $v = 0.15$, $v = 0.8$). Les PSNR correspondants à ces variances sont notés au dessous de chacune des images IRM.

Nous illustrons dans les figures 4.1 et 4.2, des coupes IRM d'un cerveau, bruitées par des bruits de type gaussien de moyennes nulles, et d'écart-type ($\sigma = 0$,

$\sigma = 0.000046$, $\sigma = 0.000142$, $\sigma = 0.0014$, $\sigma = 0.0045$, $\sigma = 0.014$). De même, le bruit de type speckel est utilisé pour différentes variances ($v=0$, $v=0.0045$, $v=0.014$, $v=0.05$, $v=0.15$, $v=0.8$). Par la figure 4.3, nous illustrons des coupes IRM principales, compressées par SPIHT3D, pour différents débits de compression (0.1bpp, 0.04bbp, 0.03bbp, 0.02bbp, 0.008bbp).

Différentes approches sont adoptées pour quantifier numériquement la qualité de reconstruction d'une image. Nous distinguons des métriques dites « mathématiques » (PSNR, MSE, etc.) et des métriques psycho-visuelles intégrant des caractéristiques du Système Visuel Humain (SVH) [80]. Dans notre étude nous avons adopté le PSNR pour quantifier les dégradations dues à la compression

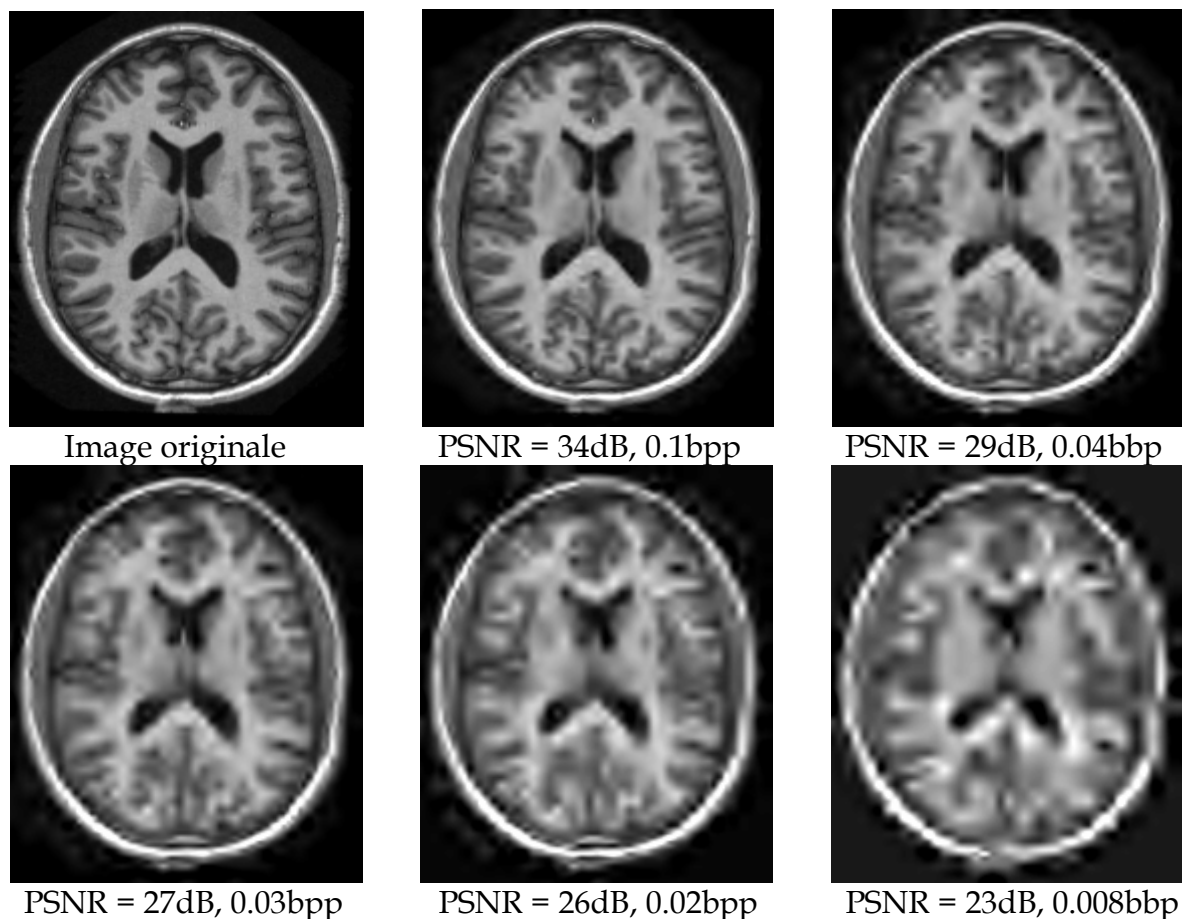


Figure 4.3: Illustration des coupes IRM principales compressées par le codeur SPIHT3D pour différents taux de compression.

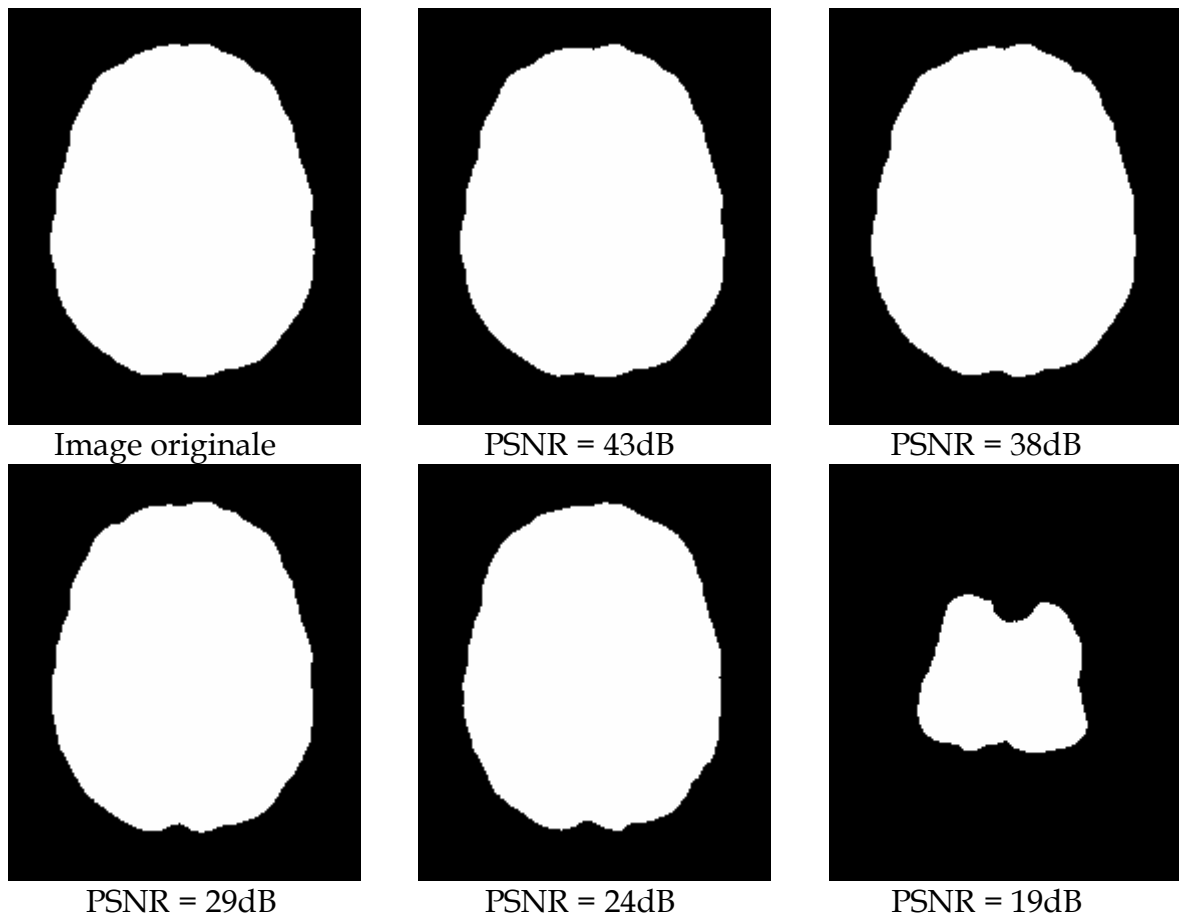
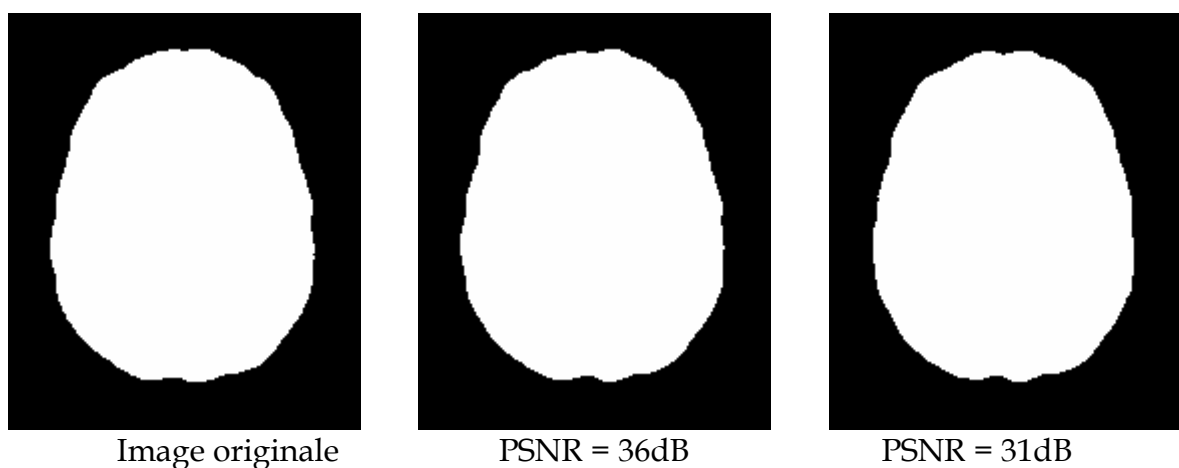


Figure 4.4: Illustration en 2D des masques binaires obtenus après la segmentation du volume IRM cérébrale pour différents niveaux des bruits de type gaussien.

Pour la génération des « *BrainCodes* » ou des « *MGCs* » servant à l'identification d'un individu, nous avons procédé à la segmentation de l'image IRM volumique du cerveau et la construction des masques binaires. En termes d'identification, il est évident que la performance du système biométrique proposé dépend fortement de la qualité de la segmentation qui dépend elle-même du PSNR.



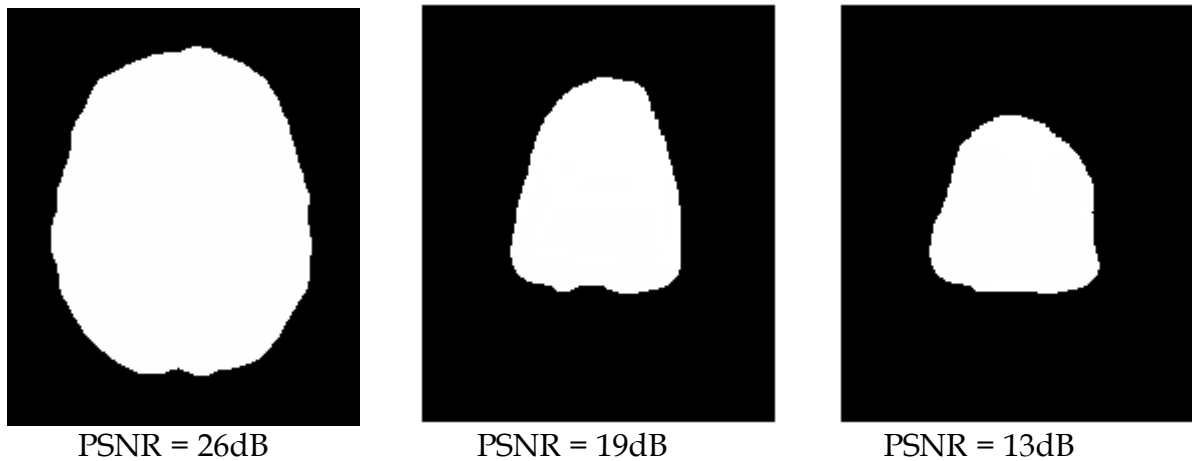


Figure 4.5: Illustration en 2D des masques binaires d'un cerveau obtenus après la segmentation du volume IRM cérébrale pour différents niveaux des bruits de type speckel.

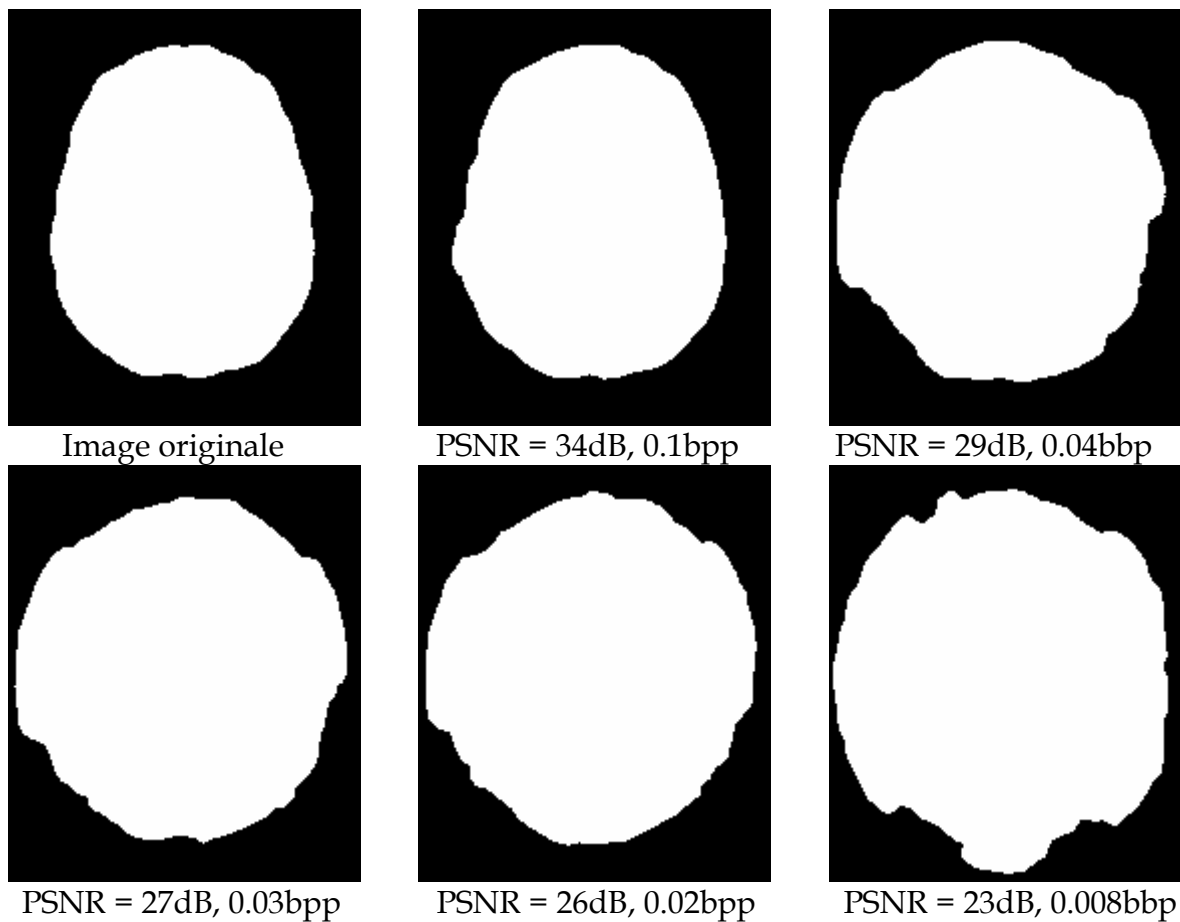


Figure 4.6: Illustration en 2D du masque binaire d'un cerveau obtenu après la segmentation du volume IRM cérébrale compressé pour différents taux de compression par le codeur SPIHT3D.

Sur les figures 4.4, 4.5 et 4.6, nous illustrons les résultats de la segmentation dans les cas d'un bruit gaussien et d'un bruit de type speckel pour différentes échelles d'affaiblissement et différents débits de compression. A noter que la

dégradation de la qualité de segmentation s'accroît, notamment pour un affaiblissement inférieur à 20dB.

La robustesse face aux différents types de bruits est étudiée principalement par l'analyse de la courbe de la robustesse illustrant la variation du taux EER en fonction de la puissance des bruits contaminants les volumes IRM. De même, la variation de l'aire sous la courbe ROC en fonction de la puissance des bruits est étudiée. Ainsi, la variation de la précision maximale de vérification ainsi que les taux FAR et FRR correspondants, en fonction de la puissance des bruits sont illustrés. Les performances d'identification sont aussi évaluées à travers les courbes CMC pour des dégradations différentes.

4.3 Robustesse de la reconnaissance par les « *BrainCodes* »

La génération d'un « *BrainCode* » à partir d'une image IRM du cerveau requiert une phase de segmentation, suivie par une phase d'approximation elliptique permettant la localisation de la région d'intérêt. Enfin, une normalisation et un filtrage de la région d'intérêt par le filtre Log-Gabor sont appliqués dans la phase de codage et d'extraction des attributs de la texture. Ces étapes constituent la phase d'enrôlement du système biométrique proposé. A noter que le « *BrainCode* », ainsi extrait est sensible à la qualité des images. Dans ce contexte, la robustesse d'identification par les « *BrainCodes* » est étudiée. En effet, nos algorithmes ont été séparément implémentés sur un jeu de données bruitées (gaussien, speckel, compression).

Lorsque l'on considère un PSNR inférieur à 19dB pour un bruit gaussien, il est impossible de générer des « *BrainCodes* » (zones grisées sur la figure 4.9). Cela correspond à des erreurs d'échec d'enrôlement. En revanche, lorsque le niveau de bruit gaussien augmente, les performances de notre système biométrique diminuent. En effet, nous pouvons enregistrer une augmentation importante du taux EER comme illustré par la courbe de la robustesse (Figure 4.7-(a)). De même, une diminution de l'aire sous la courbe ROC (Figure 4.7-(b)) est observée pour une distorsion inférieure à 30dB. Plus précisément, nous atteindrons une distorsion de 19

dB à un taux EER = 30,94%, à une précision maximale de vérification de l'ordre de 70,11% avec un FAR égale à 20,58% et un FRR égale à 39,18% pour un seuil de décision de la distance de Hamming égal à 0,49.

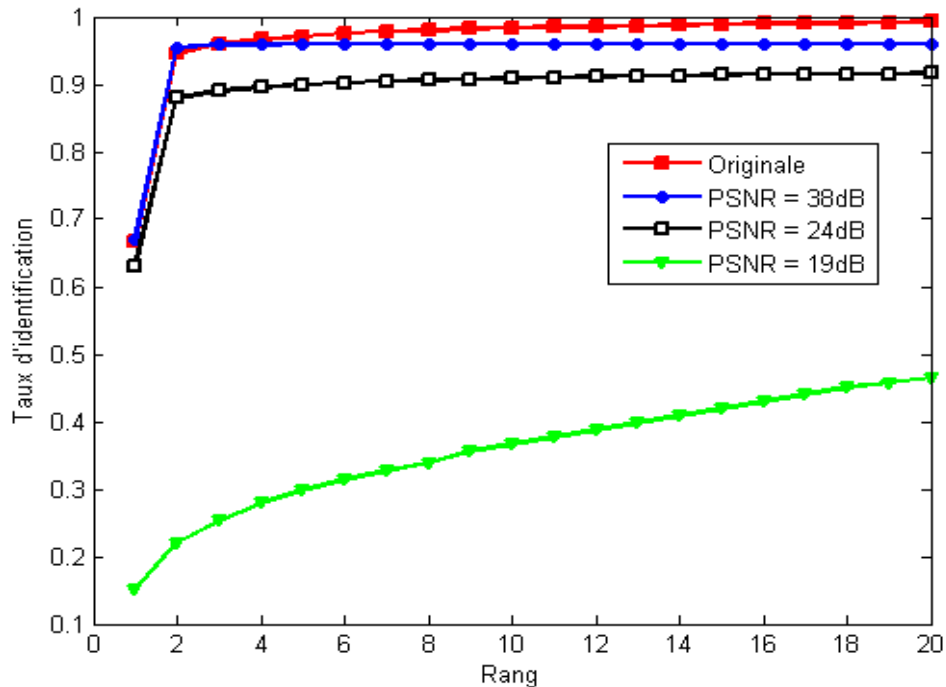


Figure 4.7: Illustration des courbes CMC relatives à l'utilisation des « BrainCodes » pour différents niveaux de distorsion des images IRM cérébrales, contaminées par un bruit gaussien.

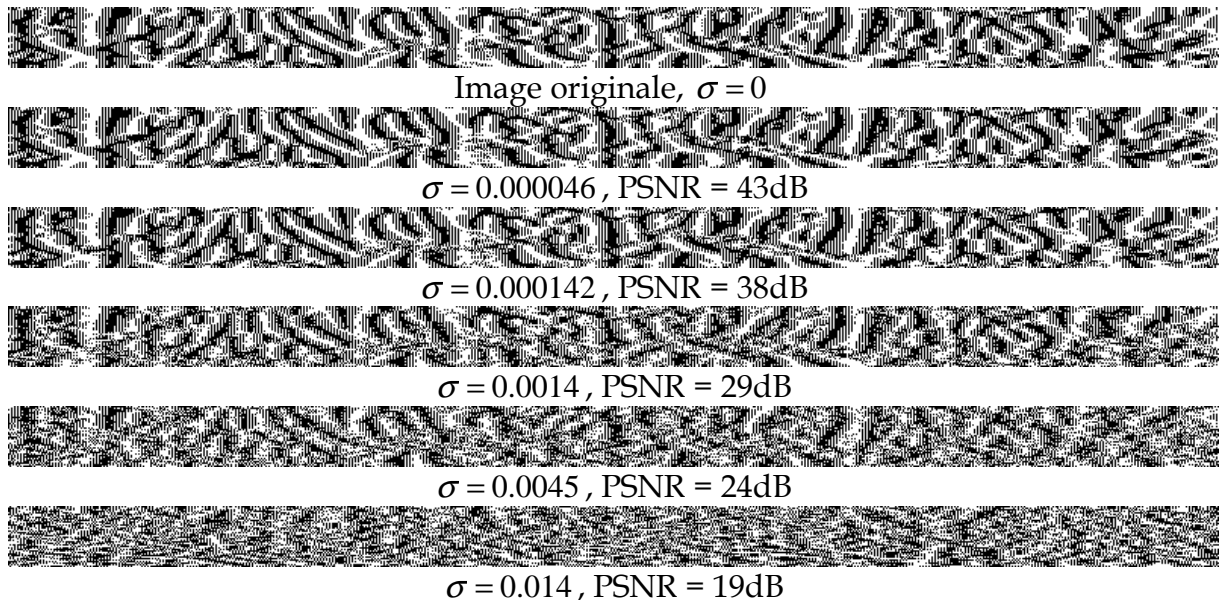


Figure 4.8: Illustration des « BrainCodes » générés à partir d'un même cerveau (différents niveaux de bruit gaussien).

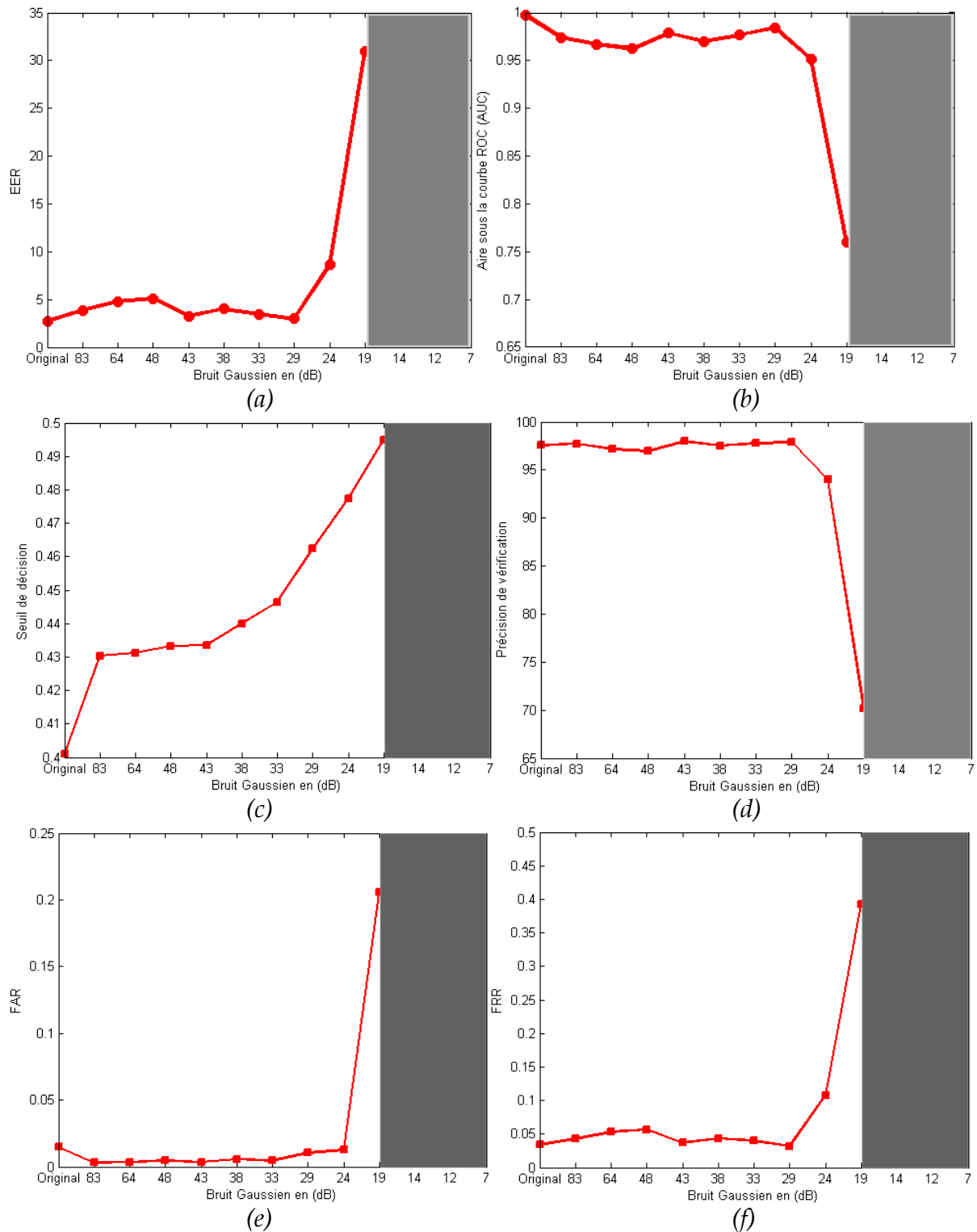


Figure 4.9: Illustration des performances du système de reconnaissance par « BrainCodes » dans le cas où les images IRM sont bruitées par un bruit gaussien, de moyenne nulle, selon différents écarts-type. Pour un PSNR inférieur à 19dB, l'enrôlement devient impossible (zone grisée). (a) Courbe de la robustesse de reconnaissance par les « BrainCodes ». (b) Variation de l'aire sous la courbe ROC en fonction de la distorsion en décibel introduite par différents niveaux de puissances de bruits de type gaussien. (c) Variation du seuil de décision. (d) Variation de la précision de vérification. (e) Variation des taux de fausses acceptations FAR. (f) Variation des taux de faux rejets FRR.

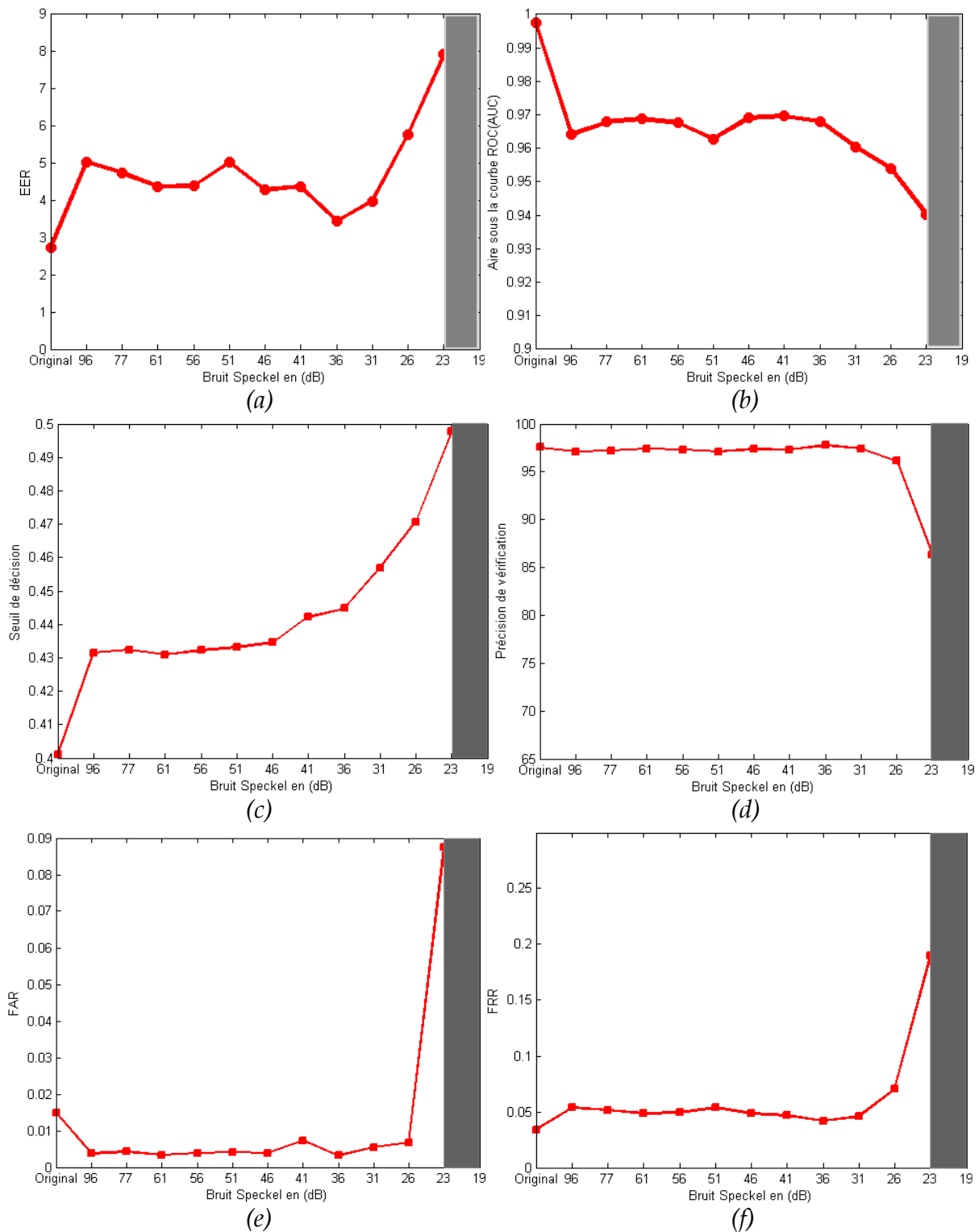


Figure 4.10: Illustration des performances du système de reconnaissance par « BrainCodes » dans le cas où les images IRM sont bruitées avec un bruit de type speckel. Pour un PSNR inférieur à 23dB, l'enrôlement devient impossible (zone grisée). (a) Courbe de la robustesse de reconnaissance par les « BrainCodes ». (b) Variation de l'aire sous la courbe ROC en fonction de la distorsion en décibel introduite par différents niveaux de puissances du speckel. (c) Variation du seuil de décision. (d) Variation de la précision de vérification. (e) Variation des taux de fausses acceptations FAR. (f) Variation des taux de faux rejets FRR.

Également, lorsque le système opère en mode identification par « *BrainCodes* », nous constatons une dégradation des taux d'identification à chaque fois que la puissance du bruit augmente comme illustré par les courbes CMC de la figure 4.7. En fait, pour une distorsion de 19dB, nous attendrons un pourcentage d'identification de 29,78% pour que la personne à identifier se situe parmi les cinq premières trouvées. Ceci, est expliqué par le fait que les « *BrainCodes* » présentés dans la figure 4.8 perdent petit à petit leurs pouvoirs discriminatifs et que la distance entre les distributions intra et inter-classes diminue et les taux FAR et FRR augmentent.

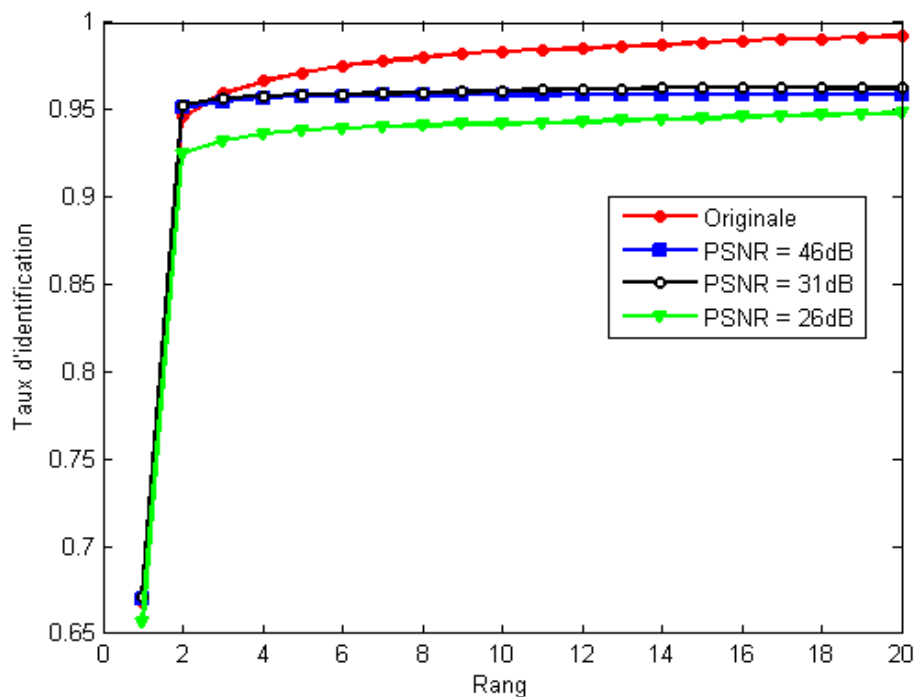


Figure 4.11: Illustration des courbes CMC relatives à l'utilisation des « *BrainCodes* » pour différents niveaux de distorsions des images IRM cérébrales bruitées par le speckel.

Par ailleurs, lorsque l'on considère le bruit de type speckel à différentes échelles ; les performances du système biométrique se dégradent sensiblement pour une distorsion inférieure à 26dB. L'enregistrement d'une personne dans la base de données devient impossible à partir d'un niveau de distorsion inférieur à 23dB. En analysant la courbe de la robustesse illustrée par la figure 4.10-(a) et la variation de l'aire sous la courbe ROC en fonction de l'importance de l'altération par le speckel (figure 4.10-(b)), nous remarquons une dégradation sensible des performances pour une distorsion inférieure à 28dB. De plus, les performances en termes de précision de vérification ainsi que les taux FAR et FRR correspondants diminuent lorsque la

puissance du speckel augmente. En fait, nous arrivons à 23dB à un taux EER = 7,98% et à une précision maximale de vérification égale à 86,35% avec un FAR égal à 3,76% et un FRR égal à 10,03% pour un seuil de décision égal à 0,49. De même, le taux d'identification subit aussi une dégradation en fonction de la puissance du speckel comme présenté par la figure 4.11. En fait, le pourcentage qu'une personne soit identifiée parmi les cinq premières personnes trouvées devient égale à 93,81% pour une distorsion de 23dB. En effet, plus la puissance du speckel augmente, plus les motifs et les agencements sulco-gyreaux qui reflètent la texture cérébrale se dégradent. Par conséquent, les « *BrainCodes* » perdent leurs caractères d'unicité (Figure 4.12). Cependant, il est à noter que la reconnaissance par les « *BrainCodes* » reste moins sensible au speckel qu'au bruit gaussien. Les performances de vérification et d'identification sont plus altérées dans le cas d'un bruit gaussien. Il devient donc impossible d'inscrire une personne dès que la distorsion est inférieure à 19dB dans le cas du bruit gaussien et inférieure à 23dB dans le cas du speckel.

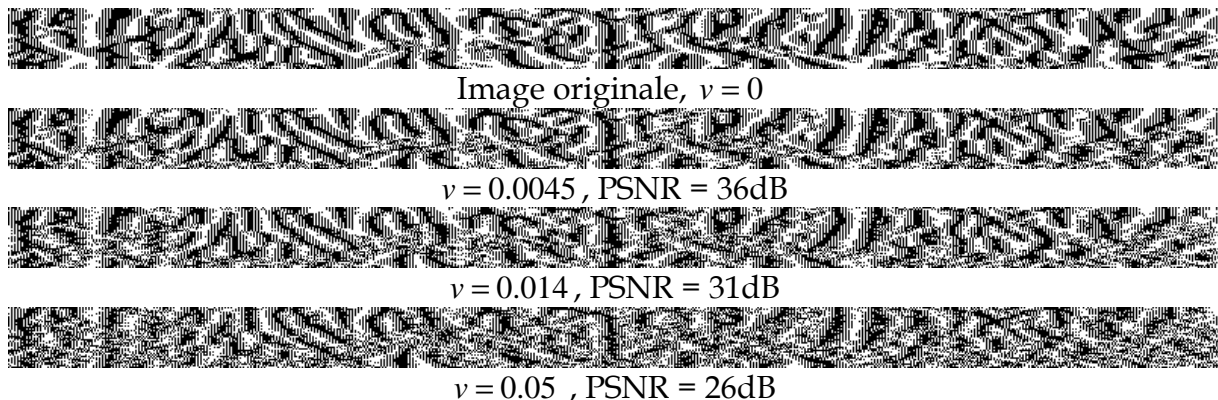


Figure 4.12: Illustration des « *BrainCodes* » générés à partir d'un même cerveau, à différents niveaux de bruit speckel.

Contrairement aux bruits de type gaussien et de type speckel, les distorsions dues à la compression des images IRM cérébrales par le codeur SPIHT3D, ne dégradent pas les performances du système biométrique proposé. Par contre, l'enregistrement d'une personne dans la base de données devient impossible pour une distorsion inférieure à 27dB, soit un débit de compression égale à 0.03bpp (Figure 4.13). Ceci est expliqué par le fait que la compression élimine les détails dans l'image qui sont principalement des artéfacts d'acquisition et des mouvements et conserve la signature grossière dans l'image qui représente les circonvolutions

cérébrales. En effet, les « BrainCodes » générés conservent la signature des connexions et des motifs sulco-gyrales qui sont les attributs pertinents adaptés dans un contexte de reconnaissance biométrique.

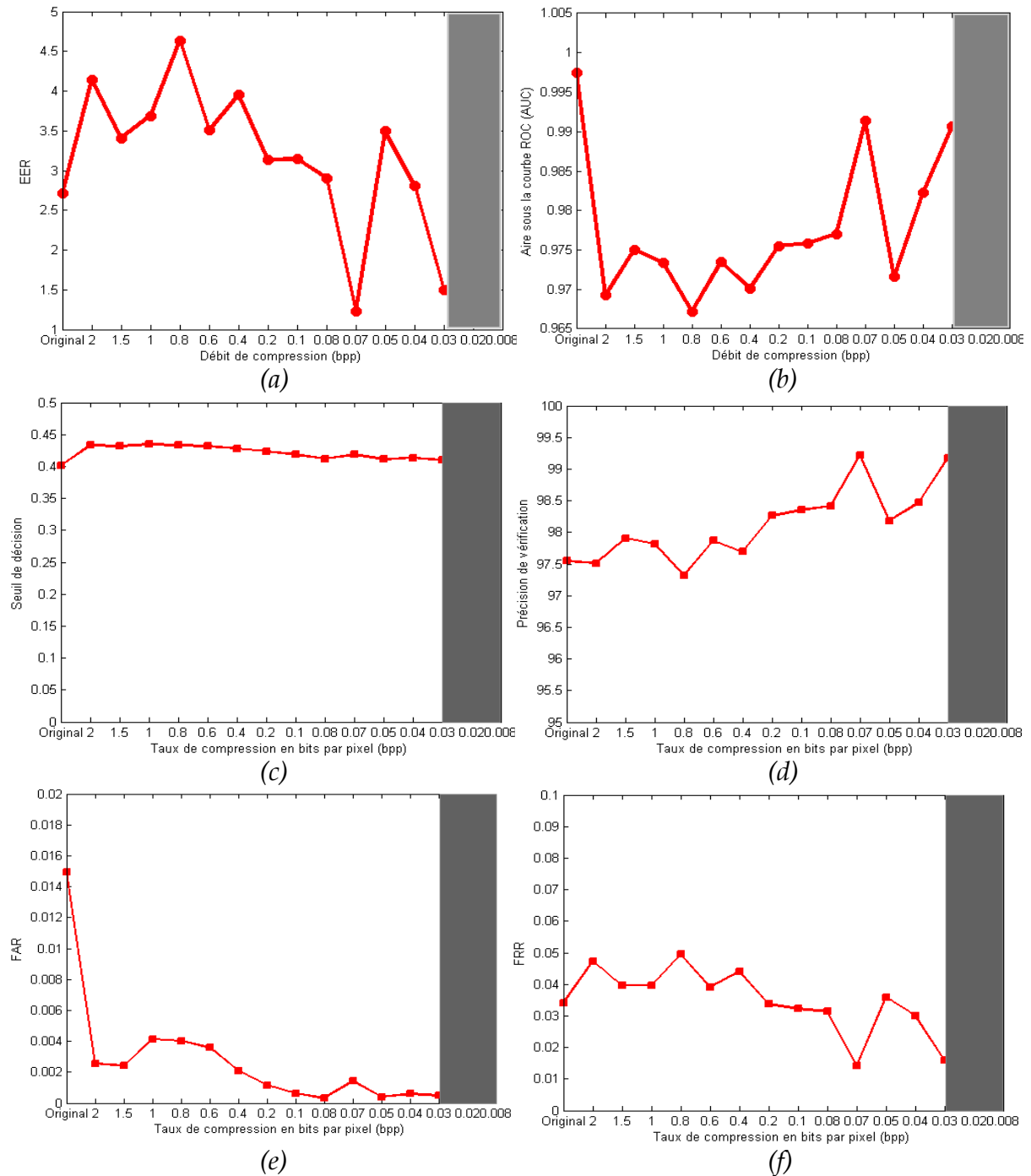


Figure 4.13: Illustration des performances du système de reconnaissance par les « BrainCodes » face aux bruits de compression introduits par le codeur SPIHT3D. L'enrôlement d'un cerveau sous forme d'un « BrainCode » devient impossible pour une distorsion inférieure à 27dB (0.03bpp). (a) Variation du seuil de décision en fonction du débit de compression en bits par pixels. (b) Variation de la précision de vérification. (c) Variation des taux de fausses acceptations FAR. (d) Variation des taux de faux rejets FRR.

La courbe de la robustesse illustrée sur la figure 4.13-(a) et la variation de l'aire sous la courbe ROC en fonction de l'importance de l'altération par le codeur SPIHT3D, illustrée par la figure 4.13-(b), montrent une excellente robustesse de notre système face à ce type de bruit. En effet, en mode vérification par « *BrainCodes* », nous arrivons pour un débit de 0.07bpp, soit un PSNR = 31dB à une précision de vérification maximale égale à 99,18 % avec un FAR nul et un FFR égale à 1,6% pour un seuil de décision égale à 0,41. Le taux EER est égal à 1,49%.

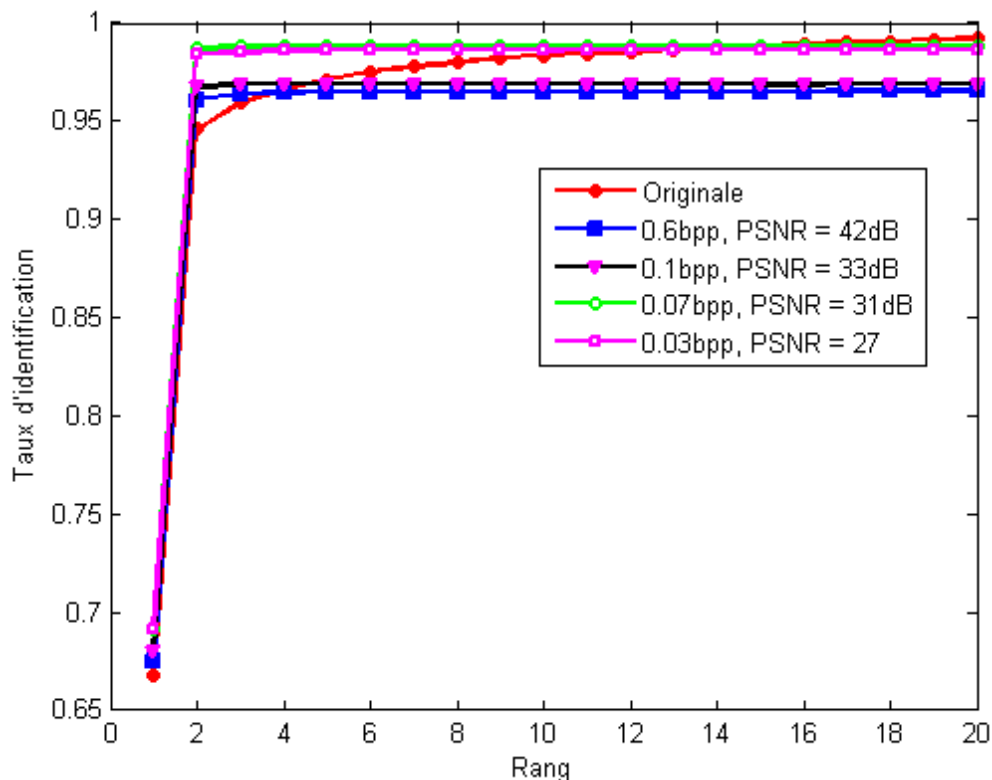


Figure 4.14: Illustration des courbes CMC relatives à l'utilisation des « *BrainCodes* » pour différents niveaux de distorsions introduites par la compression des images IRM cérébrales par le codeur SPIHT3D. Différents débits de compression sont considérés.

En mode identification, nous constatons une amélioration des performances. Par exemple, à un débit de compression égale à 0,03bpp, soit une distorsion de 27dB, le pourcentage pour qu'une personne soit parmi les cinq identités trouvées est égal à 98,61% (Figure 4.14.) En effet, les « *BrainCodes* » conservent leurs pouvoirs discriminatifs et les attributs de la texture qui reflètent les motifs sulco-gyreaux ne sont pas altérés par le codeur SPIHT3D (Figure 4.15).

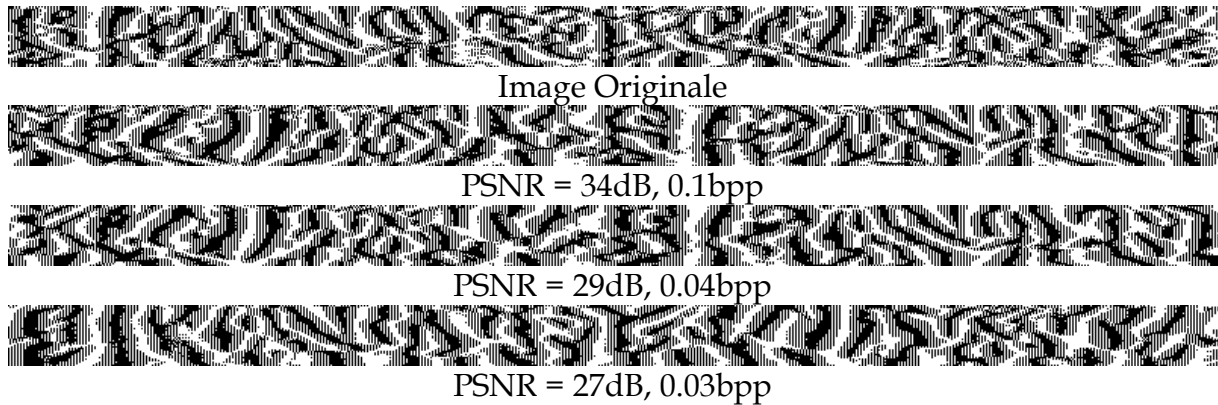


Figure 4.15: Illustration des « BrainCodes » générés à partir d'un même volume IRM, pour différents taux de compression par codeur SPIHT3D.

4.4 Robustesse de la reconnaissance par les « MGCs »

Pour générer un « MGC » à partir de la coupe IRM cérébrale principale, nous avons procédé à la segmentation et à l'approximation elliptique du cerveau. Les descripteurs de la géométrie et de la forme d'un cerveau sont ceux qui décrivent la géométrie d'une ellipse. Cette étape d'enrôlement de « MGCs » est très sensible à la qualité des images. Dans ce contexte, nous avons étudié la robustesse de la reconnaissance du cerveau par « MGC » en présence d'un bruit gaussien, speckel ainsi que le bruit dû à la compression par le codeur SPIHT3D.

Dans le cas des images compressées, nous n'arrivons pas à enregistrer une personne dans la base de données à partir d'un débit de codage inférieur à 0.03bpp, soit une distorsion introduite inférieure à 27dB. De même, il devient impossible d'inscrire une personne dès que la distorsion due au bruit gaussien est inférieure à 19dB et celle due au speckel est inférieure à 23dB. Comme illustré par la figure 4.16, lorsque le niveau de bruits de type gaussien augmente, les performances du système biométrique utilisant la géométrie cérébrale d'une coupe IRM, diminuent et les descripteurs géométriques du cerveau perdent leurs pouvoirs discriminatifs. De plus, les distributions intra et inter-classes se recouvrent et les taux FAR et FRR augmentent. Notant qu'à partir d'une distorsion inférieure à 33dB, due au bruit gaussien, nous constatons une augmentation rapide du taux ERR et une diminution importante de l'aire sous la courbe ROC.

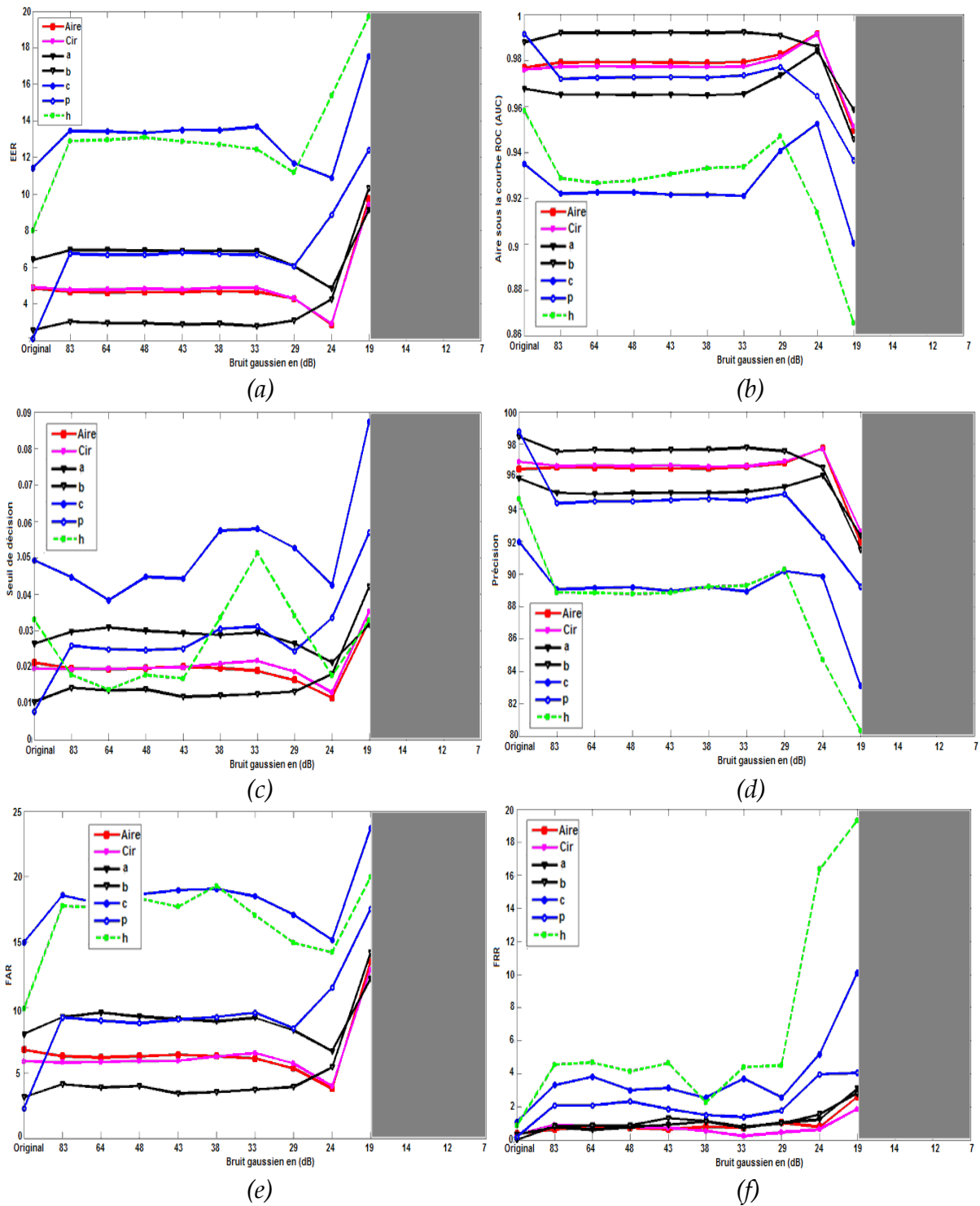


Figure 4.16: Illustration des performances de la reconnaissance par la géométrie et la morphologie du cerveau « MGCs » dans le cas où les images IRM sont bruitées par un bruit gaussien. La zone grisée correspondant à un PSNR inférieure à 19dB indique que l'enrôlement par un « MGC » devient impossible. (a) Courbe de la robustesse de reconnaissance par les « MGCs ». (b) Variation de l'aire sous la courbe ROC en fonction de la distorsion en décibel introduite par différents niveaux de puissances de bruits gaussien. (c) Variation du seuil de décision. (d) Variation de la précision de vérification. (e) Variation des taux de fausses acceptations FAR. (f) Variation des taux de faux rejets FRR.

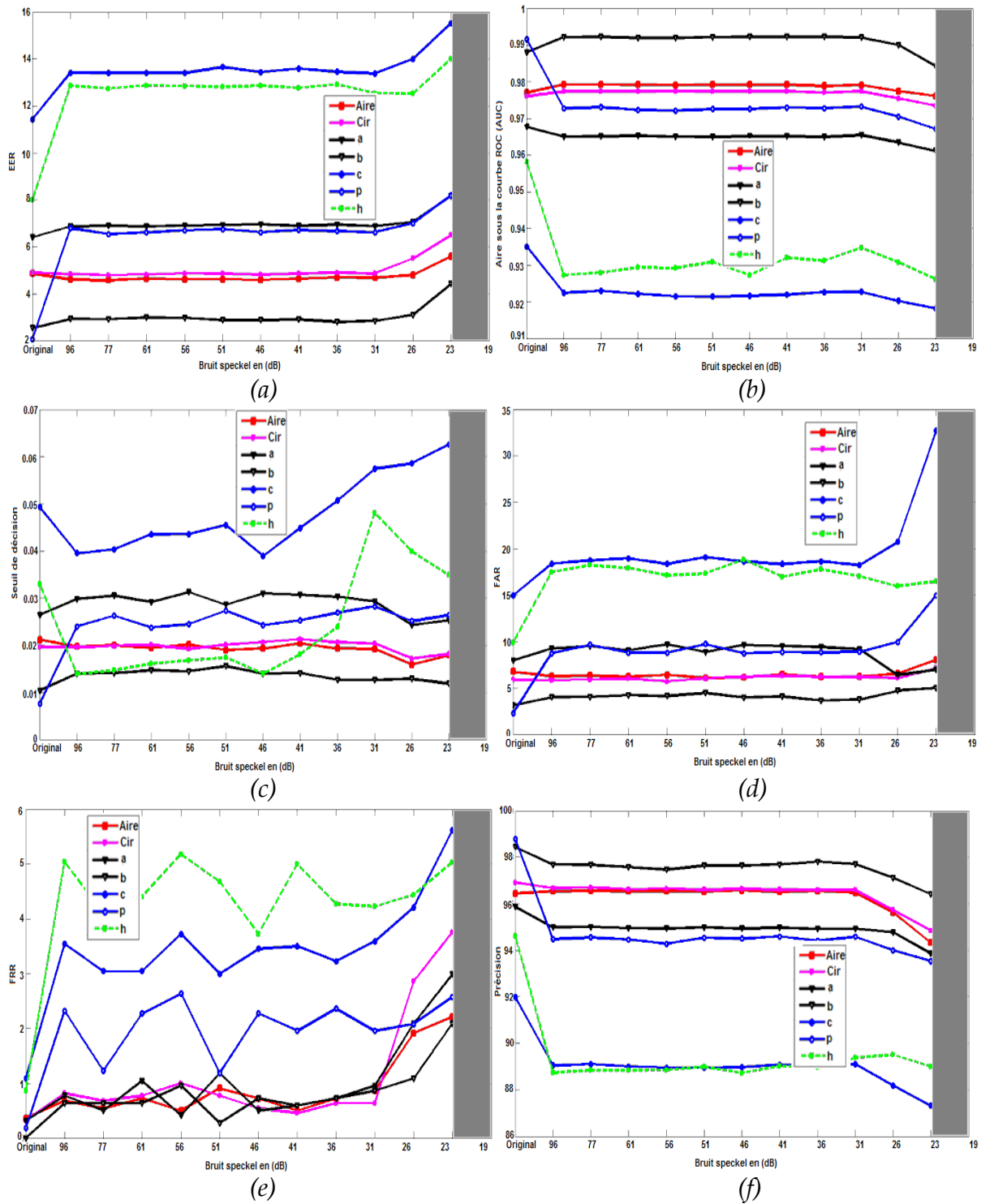
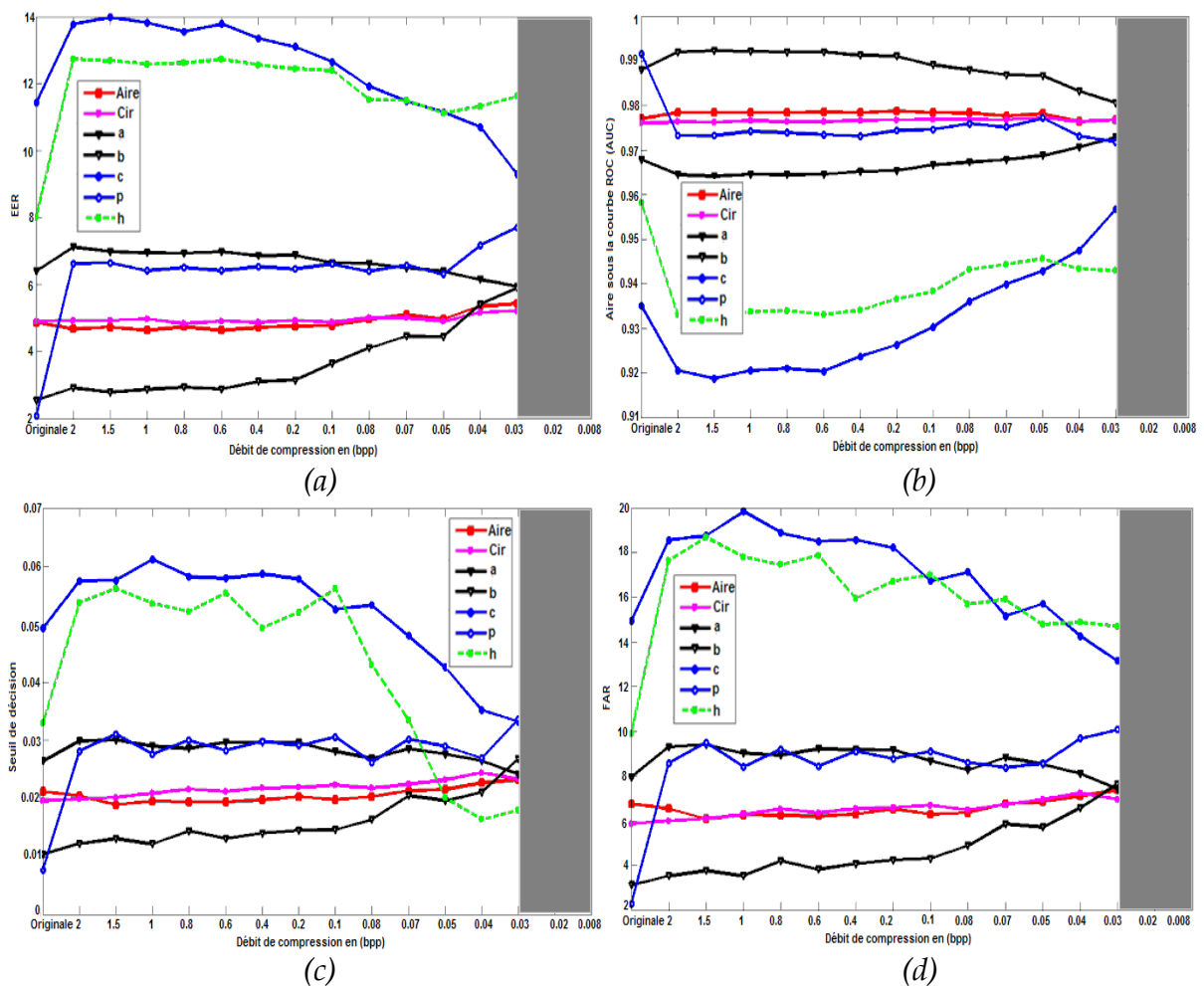


Figure 4.17: Illustration des performances du système de reconnaissance par les caractéristiques de la géométrie et de la forme du cerveau « MGCs » dans le cas où les images IRM sont bruitées par un bruit de type speckel. La zone grisée correspondant à un PSNR inférieure à 23dB indique que l'enrôlement d'un cerveau sous forme d'un « MGC » devient impossible. (a) Courbe de la robustesse de reconnaissance par les « MGCs ». (b) Variation de l'aire sous la courbe ROC en fonction de la distorsion en décibel introduite par différents niveaux de puissances du speckel. (c) Variation du seuil de décision. (d) Variation de la précision de vérification. (e) Variation des taux de fausses acceptations FAR. (f) Variation des taux de faux rejets FRR.

Par ailleurs, lorsque l'on considère le bruit speckel à différentes échelles, les performances du système de reconnaissance utilisant la géométrie et la forme du cerveau se dégrade (figure 4.17). Ceci s'explique par le fait que dans la phase d'enrôlement, l'étape de segmentation est déterminante. En fait, une mauvaise segmentation du cerveau introduit une fausse approximation elliptique et par conséquent des faux descripteurs seront retenus pour construire le modèle biométrique « MGC ». Ainsi, lorsque les images IRM cérébrales sont bruitées la segmentation du cerveau sera difficile conduisant par la suite à des faux masques binaires. La performance d'un système biométrique dépend de la qualité de l'image acquise ainsi que de la qualité de la segmentation de l'image du cerveau. Évidemment, les performances du système biométrique sont meilleures lorsque l'on considère des images de bonne qualité, correctement segmentées.



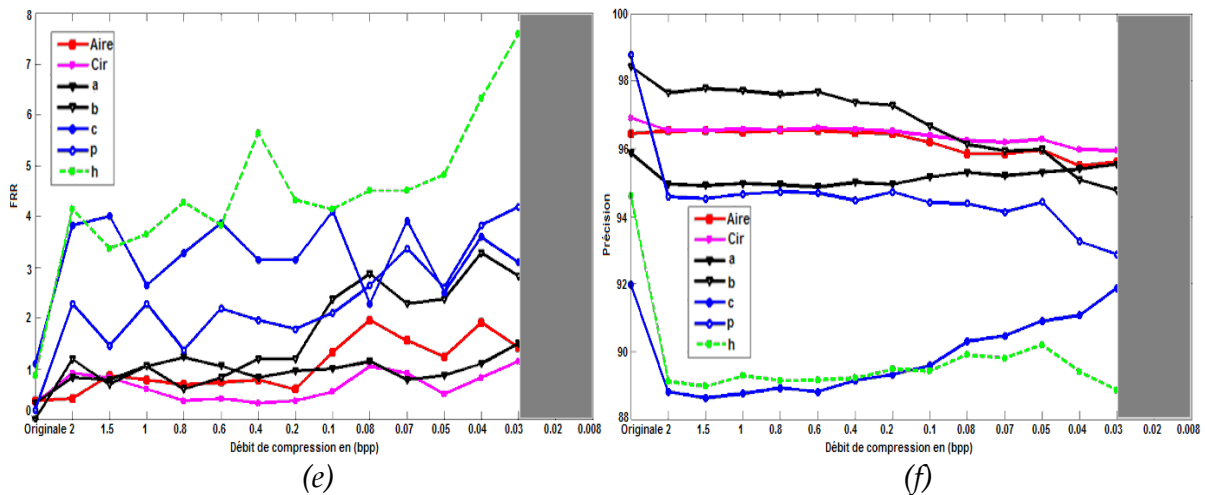


Figure 4.18: Illustration des performances du système de reconnaissance par les caractéristiques de la géométrie et de la forme du cerveau « MGCs » dans le cas où les images IRM sont codées par SPIHT3D. La zone grisée correspondant à un PSNR inférieur à 27dB (0.03bpp) indique que l'enrôlement d'un cerveau sous forme d'un « MGC » devient impossible. (a) Courbe de la robustesse de reconnaissance par la géométrie du cerveau. (b) Variation de l'aire sous la courbe ROC en fonction de la distorsion en décibel introduite par le codeur SPIHT3D. (c) Variation du seuil de décision. (d) Variation de la précision de vérification. (e) Variation des taux de fausses acceptations FAR. (f) Variation des taux de faux rejets FRR.

Contrairement aux bruits gaussien et speckel, les distorsions introduites par la compression des images IRM cérébrales par le codeur SPIHT3D dégradent légèrement les performances du système biométrique proposé, utilisant les caractéristiques géométriques du cerveau. Les résultats sont illustrés sur la figure 4.18. Ceci est expliqué par le fait que la compression par SPIHT3D conserve la forme grossière du cerveau dans une coupe IRM ainsi que ses caractéristiques géométriques.

4.5 Conclusion

Nous avons fini nos travaux de thèse par l'étude de la sensibilité de la biométrie par le cerveau face aux bruits gaussien et speckel ainsi que le bruit dû à la compression 3D des volumes IRM cérébrales en considérant le codeur SPIHT3D. Nous avons montré que la reconnaissance par les « BrainCodes » est plus robuste aux différents types de bruits que la reconnaissance par les caractéristiques géométriques et morphologiques du cerveau. Nous expliquons cela par le fait que l'extraction et le codage de la texture sont effectués en utilisant le filtre du Gabor qui a montré sa

robustesse aux bruits. Cependant, dans le cas de la reconnaissance d'une personne par la géométrie de son cerveau, les performances sont fortement liées à la qualité de la segmentation. En fait, une image trop bruitée résulte une mauvaise segmentation du cerveau et des faux descripteurs géométriques seront donc retenus pour construire le modèle biométrique « *MGC* » du cerveau.

Chapitre 5

Conclusions et perspectives

5.1 Conclusion générale

Tout au long de cette thèse, nous avons étudié la faisabilité, d'une modalité de biométrie cachée, utilisant les caractéristiques du cerveau, comme une technique, particulièrement robuste au « *spoofing* ». Après avoir présenté un état de l'art des méthodes existantes, nous nous sommes focalisés sur l'étude de la stabilité des caractéristiques de la texture et de la géométrie du cerveau ainsi que leurs variabilités intra et inter-individuelles, en prenant en considération, uniquement les sujets adultes et sains. Il est clair, même si nous considérons que ce type de systèmes est réalisable techniquement, son utilisation au quotidien dans un contexte biométrique, nécessitera, certainement des validations complémentaires.

Notre étude a été effectuée en considérant 220 images cérébrales volumiques IRM cérébrales, extraites de la base de données OASIS. Comme nous l'avons montré, ceci a conduit à 1204500 comparaisons inter-classes et à 4400 comparaisons intra-classes.

Un des problèmes que nous avons rencontrés est la difficulté d'acquérir un ensemble d'images volumétriques pour une même personne, à des intervalles courts. Afin de s'affranchir de ce problème, nous avons considéré des coupes contiguës, de part et d'autre de la coupe principale.

Dans la première approche proposée, une signature biométrique « *BrainCode* », a été extraite à partir de la caractérisation de la texture. Cette signature comporte des attributs pertinents liés à l'agencement et l'interconnexion des motifs sulco-gyales, visibles sur une coupe IRM cérébrale. Pour ce faire, nous n'avons retenu que la région d'intérêt de l'image IRM traitée, en considérant une bande elliptique normalisée contenant des informations sur les plissements corticaux qui reflètent la variabilité inter-individuelle de la morphologie et de la texture cérébrale. Par analogie avec la biométrie de l'iris, l'extraction et le codage de la texture sont effectués en utilisant le filtre Log-Gabor 1D. Ensuite, un code binaire du cerveau est généré par la quantification et le codage des phases de coefficients du Gabor. Cette transformation a permis de construire un code binaire du cerveau codé sur 1 bit (0 ou 1) désigné par « *BrainCode* ».

Pour mesurer la similarité entre deux « *BrainCodes* », nous avons utilisé la distance de Hamming (HD). Ainsi, des taux de reconnaissance intéressants ont été obtenus. Plus précisément, nous avons obtenu une précision de vérification de l'ordre de 97,54% avec un FAR de 3,41%, un FRR de 1,5% et un EER = 2,72%. De même, nous avons obtenu un pourcentage d'identification de 97,10% pour que la personne à identifier se positionne parmi les 5 premières personnes trouvées. Cette approche a montré une bonne robustesse face aux bruits. Plus précisément, nous avons étudié la sensibilité des performances par rapport au bruit gaussien, speckel et le bruit dû à la compression par le codeur SPIHT3D.

Par ailleurs, nous nous sommes aussi intéressés à l'approche biométrique considérant les caractéristiques géométriques du cerveau. Celle-ci est déterminée par l'extraction des descripteurs de l'ellipse qui délimite le cerveau dans la coupe IRM principale. L'ellipse qui entoure le cerveau est caractérisée par 7 descripteurs géométriques. Par conséquent, un vecteur de descripteurs est généré pour chaque cerveau, appelé « *MGC* ». Un « *MGC* » de référence est comparé aux différents modèles biométriques « *MGCs* » dans la base de données en utilisant la distance euclidienne normalisée (DEN). Nos résultats reflètent une précision maximale de l'ordre de 98,80% avec un FAR = 0,09%, un FRR = 2,31% et un EER = 1,92%, obtenus pour le paramètre de l'ellipse notée p . Nous avons également remarqué que les caractéristiques géométriques ne sont pas adaptées dans un contexte d'identification. En fait, le meilleur descripteur géométrique trouvé est le paramètre p qui permet d'atteindre un pourcentage d'identification de l'ordre de 87% pour que la personne à identifier se positionne parmi les 5 premières personnes trouvées. De même, nous avons remarqué une grande sensibilité de cette approche face aux différents types de bruits. Enfin, nous nous sommes intéressés à la fusion des caractéristiques de la texture et les descripteurs géométriques d'un cerveau. Nous avons ainsi atteint une précision maximale de l'ordre de 99,43% et nous avons constaté une diminution remarquable à la fois des taux FAR et FRR.

Cette thèse nous a permis de mettre en évidence un ensemble des contributions, que l'on résume comme suit :

- Analyse de la structure et de la morphologie de l’anatomie cérébrale, permettant de renforcer l’hypothèse de stabilité et d’unicité de cette caractéristique chez les personnes saines et adultes.
- Proposition des approches d’identification d’individus en se basant sur l’extraction et le codage des caractéristiques cérébrales, à partir d’images IRM IRM cérébrales volumiques.
- Évaluation et analyse des performances des approches proposées, en mettant en évidence la supériorité de l’approche utilisant les caractéristiques de la texture.
- Proposition d’une approche de vérification en fusionnant des descripteurs de texture et des descripteurs géométriques, conduisant à une excellente performance en termes de précision de vérification, du taux FAR et du taux FRR.
- Obtention d’une bonne robustesse des techniques proposées par rapport aux divers bruits.

5.2 Perspectives

Jusqu’ici, nous avons développé un ensemble des techniques de biométrie par le cerveau en utilisant uniquement les caractéristiques du cerveau, extraites à partir d’une seule image IRM 2D. Ainsi tous les résultats obtenus sont restreints à cette dimension et ne peuvent qu’être améliorés en prenant en considération la structure 3D du cerveau. En fait, il semble évident que la quantité des informations contenues dans un volume IRM dépasse largement ce que l’on peut extraire à partir d’une coupe unique. Comme perspectives, nous avons amorcé des travaux pour essayer de caractériser le cerveau humain en 3D et en extraire un ensemble des descripteurs, adaptés au contexte biométrique. En effet, trois pistes ont été explorées et des résultats préliminaires ont été mis en évidence. La première solution a porté sur la caractérisation de la surface du cerveau représentée par un maillage triangulaire en 3D par des descripteurs géométriques issus de la géométrie différentielle. La deuxième piste utilise la projection de la surface corticale, en vue de face, en vue de dessus et en vue de profil. Chaque vue est ensuite utilisée pour en extraire des

descripteurs caractérisant le cerveau. Enfin, la troisième piste consiste à obtenir une coupe curviligne à une profondeur fixe dans le cortex. Nous avons appliqué cette technique pour fournir une image en 2D montrant explicitement les plissements du cerveau, l'organisation et la connexion sulco-gyrales. Pour ce faire, nous avons utilisé la base de données OASIS [91] pour évaluer ces trois techniques.

5.2.1 Caractérisation du cortex cérébral en 3D

Des travaux de caractérisation de la surface corticale ont été effectués afin d'extraire des mesures géométriques de la variabilité interindividuelle de la forme et de la structure du cortex cérébral. En effet, nous sommes amenés en premier lieu à développer un processus de segmentation de la surface corticale à partir des images IRM volumiques. Ensuite, le cortex représenté par un maillage triangulaire en 3D est caractérisé. À titre d'exemple, nous avons pris en considération l'enveloppe du cerveau mettant en évidence les circonvolutions, le rapport isopérimétrique, le rapport de convexité, etc. Également, nous avons procédé à analyser la surface corticale comme une carte topologique ou une carte de niveaux où les lignes des crêtes représentent les gyrus et les lignes de ravins représentent les sillons.

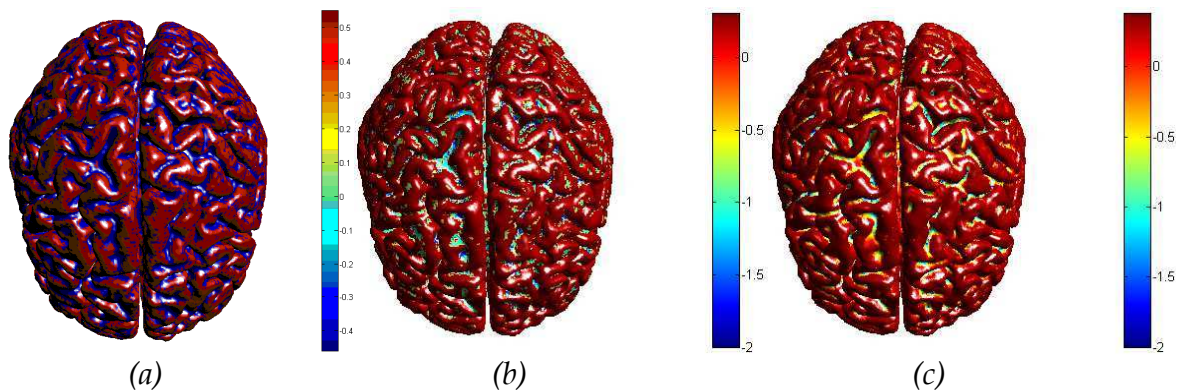


Figure 5.1: Partitionnement de la surface corticale en sillons et en gyrus basé sur l'analyse de la courbure. (a) Courbure principale k_1 , (b) Courbure principale k_2 , (c) Courbure moyenne H .

Notre analyse a été fondée, d'une part, sur le calcul de la courbure discrète d'un maillage triangulaire et d'autre part sur la conversion de la surface corticale sous la forme d'un modèle numérique de terrain (MNT). La figure 5.1 et la figure 5.2 illustrent respectivement les distributions des courbures discrètes et des mesures géométriques sur la surface corticale. Nous remarquons une excellente distinction entre les sillons et les gyrus. En annexe B, C, et E nous présentons quelques

descripteurs utilisés ainsi que quelques résultats préliminaires que nous avons obtenus.

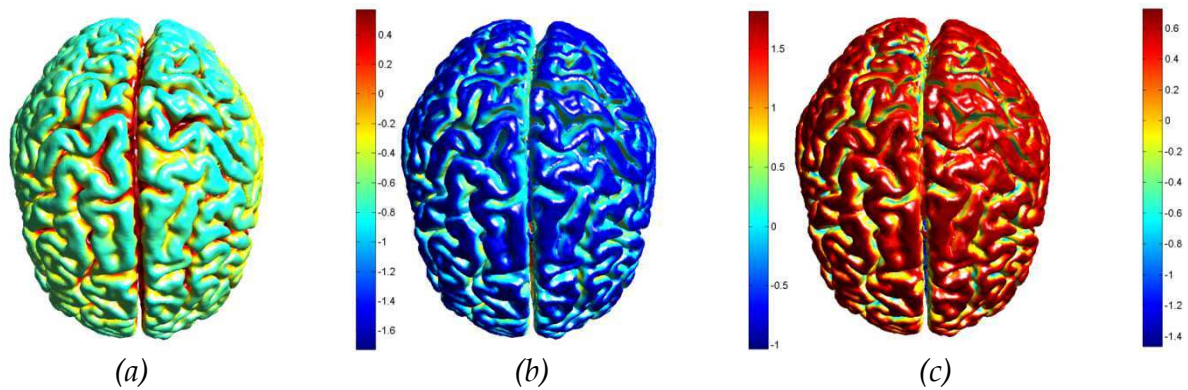


Figure 5.2: Partitionnement de la surface corticale en sillons et en gyrus basée sur l'analyse des mesures géométriques par rapport à une surface de référence. (a) MNT basé sur le calcul de l'altitude du chaque sommet de la surface corticale par rapport à la surface de référence. (b) MNT basé sur le calcul de l'angle polaire α . (c) MNT basé sur le calcul de l'angle polaire γ .

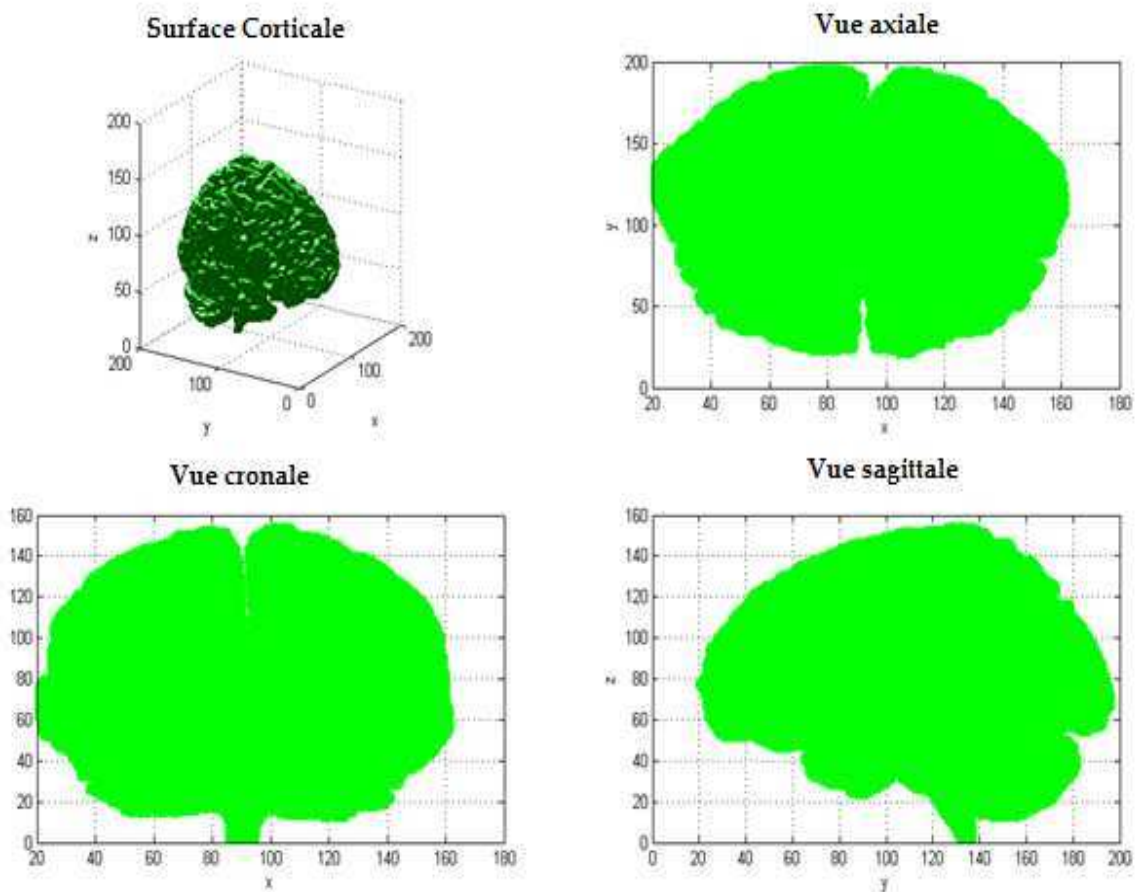


Figure 5.3: Projection du cerveau en vue coronale, en vue sagittale et en vue axiale

5.2.2 Caractérisation des projections du cortex cérébral

La deuxième piste que nous avons amorcée est fondée sur la projection de la surface corticale, en vue de face, en vue de dessus et en vue de profil comme illustré par la figure 5.3. Plus précisément, l'idée consiste à caractériser ces projections, plutôt que de caractériser le volume 3D. En fait, à partir de chaque projection, nous avons extrait des paramètres géométriques caractéristiques, produisant ainsi 3 vecteurs x , y et z comportant, respectivement L , M et N . Nous avons constaté que l'approche par projection permet d'obtenir des indices de variabilité inter-individuelle assez significatifs pour différencier les individus. L'ensemble des descripteurs utilisés ainsi que des résultats préliminaires correspondants sont donnés en annexe E.

5.2.3 Caractérisation d'une coupe curviligne du cortex cérébral

Dans cette approche, l'objectif consiste à extraire une coupe curviligne à une profondeur fixe dans le cortex. Cette coupe sera par la suite transformée en une image en 2D montrant explicitement les plissements du cerveau ainsi que l'organisation et les connexions sulco-gyrales. Ainsi, des techniques classiques d'analyse de la texture peuvent être utilisées pour l'extraction d'une signature biométrique du cerveau.

La visualisation de la coupe curviligne du cerveau permet d'obtenir une vue du cortex autorisant une meilleure détection des motifs et des connexions sulco-gyrales. Dans cette approche, la surface supérieure du cerveau est utilisée comme une surface de référence pour réaliser les coupes curvilignes. Tout d'abord, nous avons extrait la surface ajustée sur la partie supérieure de cerveau. Par la suite, cette surface est « enfoncée » dans le cerveau pour obtenir des coupes curvilignes à une profondeur fixe dans le cortex. Ce déplacement est obtenu après déformation dans le temps de cette surface suivant un modèle simplifié de la méthode d'ensemble de niveaux (Équation 2.10). Ce modèle évolue uniquement en fonction de la normale. L'information courbure n'est pas prise en considération. On s'est intéressé dans notre contexte à la partie supérieure latérale du cerveau, montrant les deux hémisphères (figure 5.4), notamment la variabilité inter-hémisphérique.

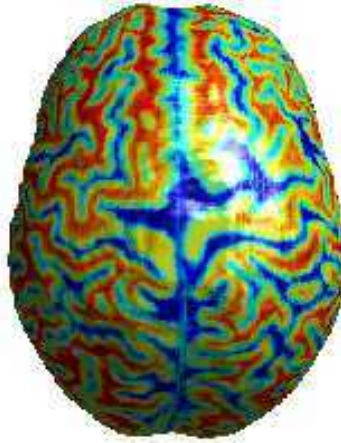


Figure 5.4: Coupe curviligne de la partie supérieure latérale du cerveau.

La génération d'une image en 2D de la partie supérieure latérale du cerveau est réalisée en utilisant une projection hémisphérique de la coupe curviligne du cerveau. Un exemple des images des parties supérieures latérales pour différents cerveaux est illustré par la figure 5.5.

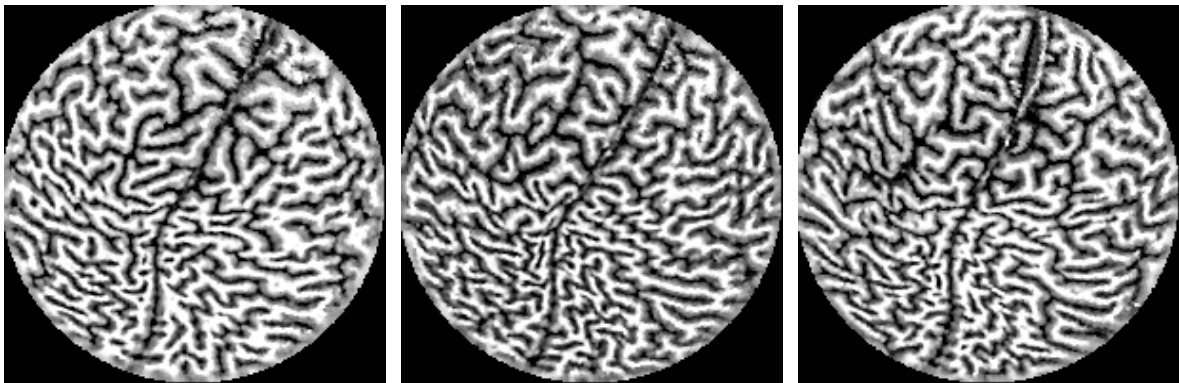


Figure 5.5: Images en 2D la partie supérieure latérale de trois cerveaux obtenus après projection des coupes curvilignes associées.

Pour terminer, nous souhaitons que les travaux illustrés dans cette étude sur la caractérisation 3D des images cérébrales serviront à amorcer de nouvelles perspectives dans le contexte de la biométrie cachée.

Le mot de la fin

Les travaux effectués durant ces trois années de thèse m'ont permis, d'une part d'approfondir mes connaissances en biométrie et d'autre part, d'y apporter une modeste contribution à la recherche scientifique, notamment dans le contexte de la biométrie cachée.

Annexe A

Tableau 1 –Variation de la décidabilité en fonction de différentes valeurs de la résolution radiale et de la résolution angulaire. Les images normalisées sont codées en « BrainCodes » en utilisant le filtre Log-Gabor 1D

$$\text{avec } \sigma/f_0 = 0.5 \text{ et } 1/f_0 = 12.$$

Décidabilité		Résolution radiale									
		50	100	150	200	250	300	350	400	450	500
Résolution angulaire	10	1,670	1,968	2,153	2,239	2,177	2,122	2,054	2,115	2,069	2,061
	15	2,008	2,172	2,387	2,527	2,529	2,516	2,491	2,540	2,512	2,516
	20	2,205	2,389	2,608	2,747	2,770	2,774	2,763	2,810	2,793	2,803
	25	2,314	2,573	2,794	2,928	2,956	2,959	2,951	2,988	2,558	2,975
	30	2,329	2,691	2,931	3,065	3,088	3,084	3,066	3,089	3,067	3,063
	35	2,265	2,694	2,928	3,065	3,092	3,096	3,083	3,098	3,075	3,068
	40	2,382	2,741	2,938	3,068	3,101	3,108	3,102	3,112	3,085	3,070
	45	2,476	2,716	2,900	3,023	3,057	3,061	3,050	3,051	3,022	2,998
	50	2,442	2,638	2,820	2,935	2,958	2,953	2,938	2,435	2,905	2,882
	55	2,393	2,563	2,699	2,763	2,777	2,776	2,771	2,776	2,759	2,742
	60	2,361	2,529	2,625	2,671	2,680	2,679	2,674	2,675	2,652	2,628
	65	2,392	2,550	2,634	2,664	2,650	2,631	2,607	2,594	2,561	2,532
	70	2,377	2,485	2,540	2,565	2,550	2,531	2,506	2,492	2,457	2,427

Tableau 2 – Variation du taux d'erreur égale EER en fonction de différentes valeurs de la résolution radiale et de la résolution angulaire. Les images normalisées sont codées en « BrainCodes » en utilisant le filtre Log-Gabor

$$1D \text{ avec } \sigma/f_0 = 0.5 \text{ et } 1/f_0 = 12.$$

ERR		Résolution radiale									
		50	100	150	200	250	300	350	400	450	500
Résolution angulaire	10	0,211	0,171	0,137	0,128	0,138	0,147	0,161	0,151	0,158	0,156
	15	0,163	0,138	0,106	0,092	0,089	0,088	0,090	0,086	0,088	0,089
	20	0,142	0,110	0,085	0,068	0,065	0,064	0,064	0,059	0,060	0,062
	25	0,130	0,091	0,066	0,056	0,051	0,047	0,044	0,041	0,036	0,041
	30	0,128	0,079	0,056	0,043	0,038	0,035	0,032	0,031	0,030	0,031
	35	0,136	0,078	0,056	0,043	0,038	0,033	0,030	0,027	0,028	0,027
	40	0,123	0,075	0,058	0,040	0,035	0,032	0,029	0,027	0,025	0,024
	45	0,113	0,078	0,062	0,046	0,040	0,035	0,033	0,030	0,029	0,028
	50	0,115	0,089	0,072	0,057	0,051	0,046	0,042	0,033	0,039	0,038
	55	0,121	0,095	0,086	0,080	0,073	0,069	0,063	0,057	0,054	0,053
	60	0,127	0,096	0,093	0,089	0,084	0,080	0,073	0,066	0,063	0,062
	65	0,126	0,096	0,093	0,088	0,085	0,082	0,079	0,073	0,071	0,069
	70	0,124	0,100	0,100	0,095	0,093	0,088	0,083	0,080	0,080	0,081

Tableau 3 – Variation de l'aire sous la courbe ROC en fonction de différentes valeurs de la résolution radiale et de la résolution angulaire. Les images normalisées sont codées en « BrainCodes » en utilisant le filtre Log-Gabor

$$1D \text{ avec } \sigma/f_0 = 0.5 \text{ et } 1/f_0 = 12.$$

ERR		Résolution radiale									
		50	100	150	200	250	300	350	400	450	500
Résolution angulaire	10	0,875	0,915	0,938	0,947	0,938	0,933	0,927	0,933	0,927	0,923
	15	0,914	0,934	0,956	0,967	0,968	0,968	0,968	0,971	0,969	0,967
	20	0,933	0,953	0,970	0,980	0,981	0,983	0,984	0,986	0,985	0,985
	25	0,942	0,966	0,980	0,987	0,989	0,990	0,991	0,993	0,994	0,992
	30	0,943	0,973	0,986	0,992	0,994	0,995	0,995	0,996	0,996	0,996
	35	0,936	0,972	0,985	0,992	0,994	0,995	0,996	0,997	0,997	0,997
	40	0,946	0,975	0,985	0,992	0,994	0,996	0,996	0,997	0,997	0,997
	45	0,953	0,973	0,984	0,991	0,993	0,995	0,996	0,996	0,996	0,996
	50	0,951	0,967	0,980	0,987	0,990	0,992	0,993	0,995	0,994	0,994
	55	0,946	0,961	0,972	0,978	0,981	0,983	0,986	0,988	0,989	0,990
	60	0,943	0,959	0,967	0,972	0,975	0,978	0,981	0,984	0,985	0,986
	65	0,946	0,960	0,968	0,972	0,974	0,977	0,979	0,982	0,983	0,983
	70	0,945	0,955	0,962	0,967	0,969	0,972	0,975	0,977	0,978	0,978

Tableau 4 – Variation de la précision de reconnaissance par le cerveau en fonction de différentes valeurs de la résolution radiale et de la résolution angulaire. Les images normalisées sont codées en « BrainCodes » en

utilisant le filtre Log-Gabor 1D avec $\sigma/f_0 = 0.5$ et $1/f_0 = 12$.

Précision		Résolution radiale									
		50	100	150	200	250	300	350	400	450	500
Résolution angulaire	10	79,98	84,09	87,028	87,85	86,74	85,73	84,88	85,38	85,34	85,20
	15	84,24	86,86	90,12	91,75	91,88	91,97	92,12	92,66	92,39	92,39
	20	87,03	89,62	92,44	93,76	94,16	94,39	94,50	94,89	94,76	94,68
	25	88,16	91,65	93,93	95,28	95,56	95,78	96,00	96,26	96,77	96,11
	30	88,48	92,75	95,04	96,12	96,40	96,67	96,89	97,21	97,15	97,02
	35	87,82	92,87	94,99	96,23	96,49	96,78	97,13	97,37	97,39	97,47
	40	88,62	93,44	94,97	96,19	96,62	96,98	97,28	97,54	97,53	97,57
	45	89,96	93,11	94,56	95,71	96,13	96,65	96,91	97,19	97,22	97,22
	50	89,55	92,62	93,95	94,88	95,37	95,77	96,10	96,92	96,40	96,41
	55	89,16	92,11	93,26	93,97	94,31	94,47	94,67	94,98	95,17	95,28
	60	88,65	91,67	92,82	93,48	93,80	94,04	94,20	94,46	94,64	94,61
	65	89,00	91,66	92,72	93,35	93,55	93,72	93,85	94,09	94,18	94,14
	70	88,61	90,93	91,95	92,61	92,80	92,99	93,16	93,38	93,41	93,46

Tableau 5 – Variation du taux de fausse acceptation FAR en fonction de différentes valeurs de la résolution radiale et de la résolution angulaire. Les images normalisées sont codées en « BrainCodes » en utilisant le filtre

Log-Gabor 1D avec $\sigma/f_0 = 0.5$ et $1/f_0 = 12$.

FAR		Résolution radiale									
		50	100	150	200	250	300	350	400	450	500
Résolution angulaire	10	0,134	0,086	0,082	0,080	0,072	0,063	0,029	0,080	0,062	0,078
	15	0,106	0,072	0,060	0,040	0,046	0,045	0,037	0,035	0,040	0,024
	20	0,084	0,057	0,047	0,023	0,015	0,015	0,014	0,025	0,018	0,015
	25	0,057	0,043	0,032	0,023	0,024	0,016	0,017	0,021	0,011	0,020
	30	0,063	0,027	0,027	0,018	0,020	0,024	0,022	0,020	0,015	0,017
	35	0,048	0,032	0,025	0,022	0,018	0,021	0,022	0,008	0,015	0,021
	40	0,075	0,027	0,017	0,022	0,018	0,015	0,019	0,014	0,020	0,023
	45	0,058	0,028	0,018	0,021	0,030	0,022	0,019	0,016	0,017	0,018
	50	0,049	0,027	0,015	0,013	0,034	0,019	0,022	0,014	0,020	0,020
	55	0,059	0,034	0,017	0,011	0,008	0,010	0,014	0,010	0,011	0,016
	60	0,055	0,038	0,026	0,017	0,016	0,013	0,011	0,015	0,012	0,009
	65	0,048	0,036	0,025	0,014	0,015	0,019	0,017	0,017	0,019	0,013
	70	0,059	0,034	0,029	0,024	0,027	0,018	0,018	0,020	0,019	0,017

Tableau 6 – Variation de taux de faux rejets FRR en fonction de différentes valeurs de la résolution radiale et de la résolution angulaire. Les images normalisées sont codées en « BrainCodes » en utilisant le filtre Log-Gabor

$$1D \text{ avec } \sigma/f_0 = 0.5 \text{ et } 1/f_0 = 12.$$

FRR		Résolution radiale									
		50	100	150	200	250	300	350	400	450	500
Résolution angulaire	10	0,265	0,231	0,177	0,162	0,192	0,221	0,272	0,211	0,230	0,216
	15	0,209	0,190	0,136	0,124	0,115	0,114	0,120	0,110	0,111	0,127
	20	0,175	0,149	0,103	0,101	0,100	0,096	0,095	0,076	0,086	0,090
	25	0,179	0,123	0,088	0,070	0,064	0,067	0,062	0,053	0,053	0,056
	30	0,167	0,117	0,071	0,058	0,051	0,042	0,040	0,035	0,041	0,041
	35	0,195	0,110	0,074	0,052	0,051	0,043	0,035	0,043	0,036	0,028
	40	0,152	0,103	0,083	0,053	0,049	0,044	0,035	0,034	0,029	0,025
	45	0,142	0,109	0,090	0,064	0,046	0,044	0,042	0,039	0,038	0,037
	50	0,159	0,120	0,105	0,088	0,058	0,065	0,055	0,047	0,050	0,051
	55	0,157	0,122	0,116	0,109	0,105	0,099	0,091	0,090	0,084	0,078
	60	0,171	0,128	0,116	0,112	0,107	0,105	0,104	0,095	0,094	0,098
	65	0,170	0,130	0,119	0,118	0,113	0,106	0,105	0,100	0,096	0,103
70	0,168	0,146	0,131	0,123	0,115	0,121	0,117	0,111	0,112	0,113	

Annexe B : Estimation de la courbure discrète

Nous avons adopté la technique présentée dans [87] pour estimer la courbure moyenne et la courbure de Gauss à chaque sommet du maillage. On note H et K , la courbure la moyenne et la courbure de Gauss. Les courbures sont calculées suivant la formule suivante :

Opérateur de la courbure moyenne

$$h(x_i) = \frac{1}{2A} \sum_{j \in N(i)} (\cot(\alpha_{ij}) + \cot(\beta_{ij}))(x_i - x_j) \quad (1)$$

La courbure moyenne

$$H(x_i) = \frac{1}{2} \|h(x_i)\| \quad (2)$$

La courbure de Gauss

$$G(x_i) = \frac{2\pi - \sum_{j=1}^f \theta_j}{A} \quad (3)$$

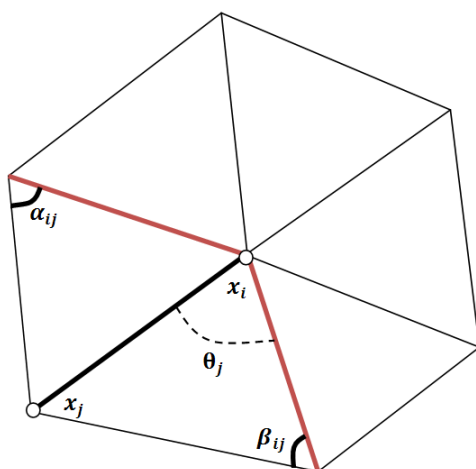


Figure 1: Voisinage de premier rang du sommet x_i , et les deux angles opposés à une arête α_{ij} et β_{ij} .

Comme le montre la figure 1, α_{ij} et β_{ij} sont les deux angles opposés à l'arête (x_i, x_j) , θ_j est l'angle de la $j^{\text{ème}}$ facette au sommet x_i et f est le nombre des facettes autour de ce sommet. A est une fonction de l'aire de la région composée par les triangles autour de x_i . L'estimation de la valeur de A est donnée par l'algorithme suivant :

$A = 0$

Pour chaque triangle T de voisinage de rang 1 au sommet x

Si T est un triangle non-obtus

$$A = A + \frac{1}{8} \sum_{j \in N(i)} (\cot(\alpha_{ij}) + \cot(\beta_{ij})) \|x_i - x_j\|^2$$

Sinon

Si l'angle du triangle T au sommet x est obtus

$$A = A + \frac{\text{area}(T)}{2}$$

Sinon

$$A = A + \frac{\text{area}(T)}{4}$$

Fin

Fin

Fin

Autrement, la courbure moyenne et la courbure de Gauss peuvent être exprimées en termes des deux courbures principales $k_1(x_i)$ et $k_2(x_i)$:

$$H(x_i) = \frac{k_1(x_i) + k_2(x_i)}{2} \quad (4)$$

et

$$K(x_i) = k_1(x_i) \cdot k_2(x_i) \quad (5)$$

Nous pouvons définir les courbures principales comme suit:

$$k_1(x_i) = H(x_i) + \sqrt{\Delta(x_i)} \quad (6)$$

$$k_2 = H(x_i) - \sqrt{\Delta(x_i)} \quad (7)$$

avec

$$\sqrt{\Delta(x_i)} = H^2(x_i) - G(x_i) \quad (8)$$

Annexe C : Construction d'un MNT de la surface corticale

La surface corticale est transformée en un modèle numérique du terrain (MNT) par génération d'une surface de référence du cerveau. Cette surface de référence est considérée comme étant l'enveloppe externe du cerveau.

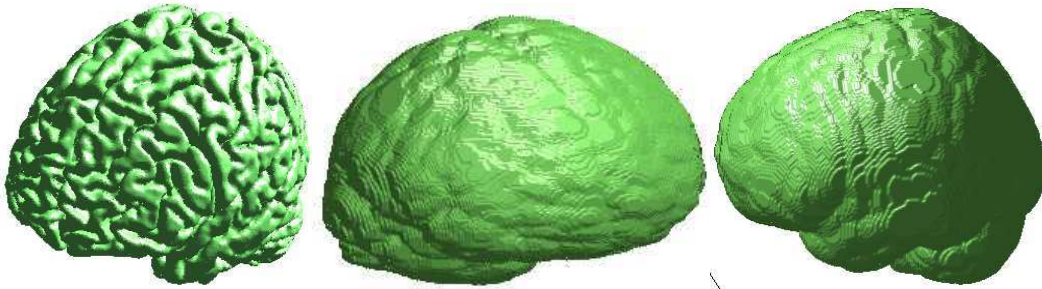


Figure 2 : La surface corticale à gauche, représente la surface initiale pour le modèle d'ensemble de niveaux donnée par l'équation 2.10. Les deux surfaces au milieu et à droite sont deux vues de la surface de référence pour le MNT.

Pour construire le MNT relatif à la surface corticale, nous avons testé trois techniques :

- L'altitude des sommets ;
- L'angle polaire alpha α (figure 2);
- L'angle polaire gamma γ (figure 2).

a) Altitudes des sommets

Chaque sommet de la surface corticale reçoit la distance minimale qui le sépare par rapport à la surface de référence. Un sommet sera considéré appartenant à un sillon ou un gyrus selon sa hauteur et selon un seuil préfixé.

b) Angle polaire alpha

L'angle polaire alpha c'est l'angle entre le vecteur normal au point P et le vecteur \vec{PQ} comme le montre la figure 3.

c) Angle polaire gamma

L'angle polaire gamma c'est l'angle entre le vecteur normal au point P et le vecteur normal au point Q sur la surface externe comme le montre la figure 3.

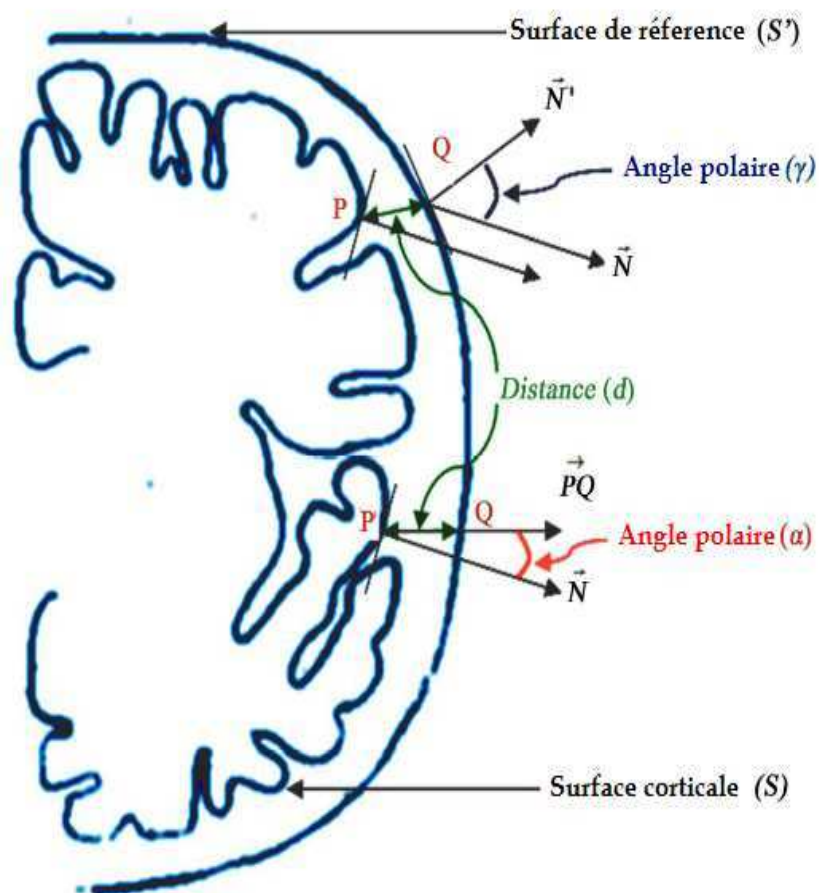


Figure 3 : Grandeurs caractéristiques pour la construction du MNT de la surface corticale. L'altitude d'un sommet notée d , l'angle polaire alpha (α) et l'angle polaire gamma (γ).

Annexe D : Caractérisation de la surface corticale

Nous notons que S est une surface compacte dans l'espace qui représente la surface corticale sous forme d'un maillage triangulaire 3D. A est le domaine borné qu'elle détermine. Dans la suite quelques descripteurs de la forme du cerveau [88], [89], [90]:

a) Rapport isopérimétrique

Le rapport isopérimétrique est un invariant d'ordre 0 est donné par :

$$IPR = \frac{Aire(S)}{vol(A)^{\frac{2}{3}}} \quad (9)$$

L'invariant IPR qui mesure dans un certain sens le défaut du cerveau à être une sphère.

b) Rapport isopérimétrique de l'enveloppe convexe

Il s'agit d'un rapport isopérimétrique relatif à l'enveloppe convexe du cerveau :

$$IPR_{conv} = \frac{Aire(Cv(S))}{vol(Cv(S))^{\frac{2}{3}}} \quad (10)$$

Avec $Cv(S)$ désigne l'enveloppe convexe de la surface corticale S et $vol(Cv(S))$ est le domaine borné par $Cv(S)$

c) Rapport de convexité

Le rapport de convexité surfacique donné par :

$$CRS = \frac{Aire(Cv(S))}{Aire(S)} \quad (11)$$

Le rapport de convexité volumique donné par :

$$CRV = \frac{Vol(Cv(S))}{Vol(S)} \quad (12)$$

L'invariant CRS prend son maximum sur les convexes. On mesure donc dans un certain sens le défaut de S à être convexe. Le rapport de convexité volumique CRV , nous permet aussi d'avoir une autre mesure géométrique caractérisant la forme du cerveau.

d) L2-norme de la courbure de Gauss normalisée

La L2-norme de la courbure de Gauss normalisée est invariante d'ordre 2 est donnée par :

$$GLN(S) = \sqrt{\text{Aire}(S) \int_s K^2 dVol} \quad (13)$$

Le GLN mesure le défaut à avoir une courbure constante.

e) L2-norme de la courbure moyenne normalisée

La L2-norme de la courbure moyenne normalisée est aussi un invariant d'ordre 2 est donné par :

$$MLN(S) = \sqrt{\int_s H^2 dVol} \quad (14)$$

La MLN mesure la déformation de la surface dans l'espace et prend son minimum sur la sphère.

f) Indice de gyrification GI

Cet indice correspond à la valeur moyenne du rapport de convexité pour chaque coupe du cerveau. Ce rapport est donné par le rapport entre la longueur du contour du cerveau et la longueur de l'enveloppe convexe dans une coupe.

Tableau 7 – Descripteurs géométriques de la forme du cerveau.

Descripteurs	Mean	Min	Max	Écart type
IPR	4.4347	4.2357	4.6596	0.1604
IPR_{conv}	3.8147	3.3204	4.6639	0.4235
SCR	0.7032	0.5797	0.8075	0.1007
VCR	0.7522	0.5560	0.9465	0.1776
GI	0.9568	0.9104	1.0373	0.0433
GLN	7.9740	0.1145	16.0171	5.8052
MLN	43.2341	0.0000	86.4783	32.0660
DCG_{max}	88.9643	76.5879	103.8749	11.1282
DCG_{min}	5.5096	0.6257	13.7053	4.1687
DCG_{mean}	62.0274	52.9299	67.9287	5.0387

g) Distances par rapport au centre de gravité du cerveau

Cette fois-ci, nous considérons la surface du cerveau comme étant un nuage de points dans un repère cartésien, nous proposons alors d'extraire un ensemble des paramètres caractérisant ce nuage de points.

- La distance maximale séparant le centre de gravité du nuage des points aux restes des points du cortex, noté DCG_{\max} .

$$DCG_{\max} = \max_i \left(\sqrt{(x_i - x_G)^2 + (y_i - y_G)^2 + (z_i - z_G)^2} \right) \quad (15)$$

- La distance minimale séparant le centre de gravité du nuage des points aux restes des points du cortex, noté DCG_{\min} .

$$DCG_{\min} = \min_i \left(\sqrt{(x_i - x_G)^2 + (y_i - y_G)^2 + (z_i - z_G)^2} \right) \quad (16)$$

- La distance moyenne séparant le centre de gravité du nuage des points aux restes des points du cortex, noté DCG_{moy} .

$$DCG_{\text{moy}} = \frac{1}{n} \left(\sum_i \sqrt{(x_i - x_G)^2 + (y_i - y_G)^2 + (z_i - z_G)^2} \right) \quad (17)$$

Annexe E : Caractérisation des projections du cortex

À partir de chacune des vues (sagittale, axiales, coronale) d'un cerveau nous pourrions extraire les mesures suivantes :

- La distance maximale séparant le centre de gravité et le reste des points, noté *DMAX* ;
- La distance minimale séparant le centre de gravité et le reste des points, noté *DMIN* ;
- La distance moyenne séparant le centre de gravité et le reste des points, noté *DMOY* .
- On définit le rapport $SP = Aire / périmètre$ qui représente le rapport entre l'aire délimitée par l'enveloppe d'une vue du cerveau et le périmètre de cette enveloppe.

Tableau 8 - Descripteurs géométriques des vues axiales des cerveaux.

Descripteurs	Moy	Min	Max	Écart type
DMAX	91.8273	76.6144	109.6309	11.7709
DMIN	60.4260	49.2758	71.0598	8.3616
DMEAN	74.2811	67.3516	87.3531	6.2348
SP	35.6429	31.4291	43.5723	4.0866

Tableau 9 - Descripteurs géométriques des vues coronales des cerveaux.

Descripteurs	Moy	Min	Max	Écart type
DMAX	82.1415	67.5950	101.8029	14.6570
DMIN	50.6635	35.3144	78.9116	13.5251
DMEAN	68.4786	58.6345	87.6712	10.1822
SP	30.7640	19.4202	43.2252	7.0109

Tableau 10 – Descripteurs géométriques des vues sagittales des cerveaux.

Descripteurs	Moy	Min	Max	Écart type
DMAX	91.6979	76.0845	109.7982	12.7054
DMIN	43.7619	22.2528	68.2013	13.7188
DMOY	69.0730	54.9124	88.9367	10.6929
SP	30.0798	17.8994	42.3132	7.1539

Bibliographie

- [1] A. K. Jain, R. Bolle et S. Pankanti. "Biometrics: Personal Identification in Networked Society". Kluwer Academic Publishers, New York, 1999.
- [2] S. Liu et M. Silverman. "A Practical Guide to Biometric Security Technology". IEEE Computer Society, IT Pro - Security, Janvier-Février 2001.
- [3] A. Jain, L. Hong et S. Pankanti. "Biometrics: Promising Frontiers for Emerging Identification Market". Communications of the ACM, pp. 91-98, Février 2000.
- [4] P. Philips, A. Martin, C. Wilson et M. Przyboky. "An Introduction to Evaluating Biometric Systems". Computer, Vol. 33, No. 2, pp. 56-63, Février 2000.
- [5] ISO/IEC 19795-1, Information technology - biometric performance testing and reporting - Part 1: Principles and framework, 2006.
- [6] J. Bhatnagar et A. Kumar. "On estimating performance indices for biometric identification". Pattern Recognition, Vol. 42, pp. 1803-1815, 2009.
- [7] S. Prabhakar et A. Jain. "Decision-Level Fusion in Biometric Verification". Pattern Recognition, Vol. 35, No. 4, pp. 861-874, 2000.
- [8] J. Egan. "Signal Detection Theory and ROC Analysis". Academic Press, New-York, 1975.
- [9] R. M. Bolle, J. H. Connell, S. Pankanti, N. K. Ratha et A. W. Senior. "The Relation between the ROC Curve and the CMC". Proceedings of the Fourth IEEE Workshop on Automatic Identification Advanced Technologies, pp. 15-20, 2005.
- [10] D. Faraggi et B. Reiser. "Estimation of the area under the ROC curve". Statistics in medicine, Vol. 21, pp. 3093-3106, 2002.
- [11] R. Tronci, G. Giacinto et F. Roli. "Designing multiple biometric systems: Measures of ensemble effectiveness". Engineering Applications of Artificial Intelligence, Vol. 22, pp. 66-78, 2009.
- [12] H.B. Mann et D.R. Whitney. "On a Test of Whether one of Two Random Variables is Stochastically Larger than the Other". The Annals of Mathematical Statistics, 1947.
- [13] R. Beveridge et M. Kirby. "Biometrics and Face Recognition". IS&T Colloquium, pp. 25, 2005.

- [14] F. Cherifi, B. Hemery, R. Giot, M. Pasquet et C. Rosenberger. "Performance Evaluation of Behavioral Biometric Systems". Behavioral Biometrics for Human Identification: Intelligent Applications, pp. 57-74, 2009.
- [15] R.M. Bolle , N.K. Ratha et S. Pankant. "Error analysis of pattern recognition systems: the subsets bootstrap". Computer Vision and Image Understanding, Vol. 93, pp. 1- 33, 2004.
- [16] K. Delac et M. Grgic. "A Survey of Biometric Recognition Methods". Proceeding of International Symposium Electronics in Marine, pp. 184-193, ELMAR-2004.
- [17] A. Jain et S. Pankanti. "Fingerprint Classification and Recognition". The Image and Video Processing Handbook, Academic Press, Avril 2000.
- [18] A. Jain et S. Pankanti. "Advances in Fingerprint Technology". 2ème Edition, Elsevier Science, New York, 2001.
- [19] A. Jain et S. Pankanti. "Automated Fingerprint Identification and Imaging Systems". Advances in Fingerprint Technology, 2ème Edition, Elsevier Science, New-York, 2001.
- [20] M. Turk et A. Pentland. "Eigenfaces for Recognition". Journal of Cognitive Neuroscience, Vol. 3, No. 1, pp. 71-86, 1991.
- [21] International Biometric Group - www.biometricgroup.com/ . 2010.
- [22] J. Daugman. "High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 15, No. 11, 1993.
- [23] J. Daugman. "Biometric personal identification system based on iris analysis". United States Patent, Patent Number: 5,291,560, 1994.
- [24] J. Daugman. "How iris recognition works". IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, Vol. 14, pp. 21-30, 2004.
- [25] J. Daugman. "Probing the Uniqueness and Randomness of IrisCodes : Results From 200 Billion Iris Pair Comparisons". Proceedings of the IEEE, pp. 1927-1935, November 2006.
- [26] A. Muron, J. Pospisil. "The human iris structure and its usages". Acta Univ. Palacky Olomuc. Fac. Rerum Nat. Phys., Vol. 39, pp. 87-95, 2000.

- [27] R. Sanchez-Reillo, C. Sanchez-Avilla et A. Gonzalez-Marcos. "Biometric Identification through Hand Geometry Measurements". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 22, No. 10, pp. 1168-1171, Octobre 2000.
- [28] A. K. Jain. "Biometric recognition: How do I know who you are ?". Carnegie Mellon University Distinguished Lecture Series, November 2004.
- [29] T. Mansfield, G. Kelly, D. Chandler et J. Kane. "Biometric product testing". Final Report of Centre for Mathematics and Scientific Computing, National Physical Lab., UK, 19 Mars 2001.
- [30] V. Mountcastle. "Organizing principle for cerebral function: the unit module and the distributed system". MIT Press 1978.
- [31] K.A. Johnson et J.A. Becker. "The whole brain atlas". <http://www.med.harvard.edu/AANLIB/home.html>, 2011.
- [32] J.G. Koritké et H. Sick. "Atlas de Coupes Sériées du Corps Humain". Vol. 1 : Tete, Cou, Thorax. Urban & Schwarzenberg, Munich-Vienne-Baltimore, 1982.
- [33] J. Nolte. "The Human Brain - An Introduction to its Functional Anatomy". Elsevier Science, 2001.
- [34] M. J. Ackerman. "The National Library of Medicine's Visible Human Project". <http://www.nlm.nih.gov/>, 2011.
- [35] G. Le Goualher. "Modélisation de structures anatomiques cérébrales pour l'aide à l'interprétation d'images médicales et à la fusion de données". Thèse de doctorat, Université de Rennes 1, 1997.
- [36] A. Cachia. "Modèles Statistiques Morphométriques et Structurels du Cortex pour l'Etude du Développement Cérébral". Thèse de doctorat, École Nationale Supérieure de Télécommunications. 2003.
- [37] J. Conel. "The post-natal development of the human cerebral cortex". Cambridge, Harward University Press, 1939-1967.
- [38] D. Purves. "Neural activity and the growth of the brain". Cambridge University Press, 1994.
- [39] J. Giedd, J. Blumenthal, N. Jeffries, F. Castellanos, H. Liu, A. Zijdenbos, T. Paus, A. Evans and J. Rapoport. "Brain development during childhood and

- adolescence : a longitudinal MRI study". *Nature Neuroscience*, Vol. 2, No. 10, pp. 961-863, 1999.
- [40] Muséum d'histoire naturelle de Marseille, www.museum-marseille.org, Le cerveau avant la naissance.2011.
- [41] J. Régis. "Anatomie sulcale profonde et cartographie fonctionnelle du cortex" cérébral, thèse de doctorat en médecine, Université d'Aix-Marseille II, 1994.
- [42] W. Welker. "Why does the cerebral cortex fissure and fold". *Cereb. Cortex*, Vol. 8B, pp. 3-135, 1989.
- [43] P. Rakic. "Specification of cerebral cortical areas". *Science, New Series*, Vol. 241, Issue 4862, pp. 170-241, 1988.
- [44] D. C. Van Essen. "A tension-based theory of morphogenesis and compact wiring in the central nervous system". *Nature*, Vol. 385, No. 23 pp. 313-318, 1997.
- [45] J. Régis, J.-F. Mangin, T. Ochiai, V. Frouin, D. Rivière, A. Cachia, L. Do, et Y. Samson. "The "sulcal roots" generic model: a hypothesis to overcome the variability of the human cortex folding patterns". *Neurol Med Chir (Tokyo)*. Vol. 1, No 45, pp1-17. 2005
- [46] P. Thompson, T. Cannon, K. Narr, T. Van Erp, V. Poutanen, M. Huttunen, J. Lonnqvist, C. Standertskjoldnordenstam, J. Kaprio, M. Khaledy, R. Dail, C. Zoumalan et A. Toga. "Genetic influences on brain structure". *Nature Neuroscience*, Vol. 4, No. 3, pp. 83-95, 2001.
- [47] P. Thompson, T. Cannon et A. Toga. "Mapping genetic influences on human brain structure". *Ann Med.*, Vol. 34, No. 7-8, pp. 523-536, 2002.
- [48] M. Ono, S. Kubik et C.D. Abernathey. "Atlas of the cerebral sulci". Georg Thieme Verlag, 1990.
- [49] M. C. Renault. "Courbures et Lignes de Crête sur des Images en Niveaux de Gris. Étude Comparative et Application aux Sillons Corticaux". Thèse, Université de CAEN – BASSE-NORMANDIE 2001.
- [50] Logiciel Brainvisa/ Anatomist, <http://brainvisa.info>, 2011.
- [51] M. Thompson. "Three-Dimensional Statistical Analysis of Sulcal Variability in the Human Brain". *The Journal of Neuroscience*, July 1, 1996, Vol. 16, No 13, pp. 4261-4274.

- [52] D. M. Tucker et P. A. Williamson. "Asymmetric neural control systems in human self-regulation". *Psychological Review*, Vol 91, pp. 185– 215, 1984.
- [53] S. D. Glick, D. A. Ross et L. B. Hough. "Lateral asymmetry of neurotransmitters in human brain". *Brain Res*, Vol. 1, No. 234, pp. 53–63, 1982.
- [54] D.G. Stark, editor. *Magnetic Resonance Imaging*. Mosby, 1988.
- [55] R. W. Hendee et J. C. Morgan. "Magnetic Resonance Imaging Part I—Physical Principles". *West J Med*. Vol. 141, No. 4, pp. 491–500, 1984.
- [56] F. Bloch, W. Hansen et M. Packard. "The nuclear induction experiment". *Physical Review* Vol. 70, pp. 474–485, 1946.
- [57] J. P. Wansapura, S. K. Holland, R. S. Dunn et W. S. J. Ball. "NMR relaxation times in the human brain at 3.0 tesla". *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, Vol. 9, No. 4, pp. 531–538, 1999.
- [58] S. J. Kisner, T. M. Talavage et J. L. Ulmer. "Testing a model for MR imager noise". *Proceedings of the the 2nd Joint Meeting of the IEEE EMBS and the BMES Conference*. Vol. 2. IEEE Piscataway, Houston, Texas, pp. 1086–1087. 2002.
- [59] W. E. Lorensen et H. E. Cline. "Marching Cube: A High Resolution 3D Surface Construction Algorithm." *Computer Graphics*, Vol. 21, No. 3, pp. 163-169, 1987.
- [60] A. V. Gelder et J. Wilhems. "Topological considerations in iso-surface generation." *ACM Trans on Graphics*, Vol. 13, No. 4, pp. 337-37, 19945.
- [61] H. Cline, W. Lorensen, R. Kikin et F. Jolesz. "Three-Dimensional Segmentation of MR Images of the Head Using Probability and Connectivity." *Journal of Computer Assisted Tomography*, Vol. 14, No. 6, pp. 1037-1045, 1990.
- [62] K. H. Höhne et W. A. Hanso. "Interactive 3D Segmentation of MRI and CT volumes using Morphological Operations". *Journal of Computer Assisted Tomography*, Vol. 16, No. 2, pp. 285-294, 1992.
- [63] J. F. Mangin, O. Coulon et V. Frouni. "Robust brain segmentation using histogram scalespace analysis and mathematical morphology." in *Lecture Notes in Computer Sciences: Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, MICCAI'98*, Vol. 1496, pp.1230-1241.

- [64] C. Barillot, F. Lachmann, B. Gibaud et J. M. Scarabin. "3D Display of MRI data in Neurosurgery: Segmentation and Rendering Aspects." *Medical Imaging V: Image Processing*, Vol. 1445, SPIE Press, pp.54-65, 1991.
- [65] M. Bömans, K. H. Höhne, U. Tiede et M. Riemer. "3D segmentation of MR images of the head for 3D display." *IEEE Trans Med Imag*, Vol. 9, No. 2, pp. 177-18, 1999.
- [66] H. H. Ehrlicke. "Problems and approaches for tissue segmentation in 3D MR imaging". *Medical Imaging IV*, Vol. 1232, SPIE Press, Newport Beach, CA, pp.128-137, 1990.
- [67] M. S. Atkins et B. T. Mackiewich. "Automatic segmentation of the brain in MRI". In *Lecture Notes in Computer Science: Visualization in Biomedical Computing*, Vol. 1131, H. K.H. Ed., Springer, pp.463-474, 1996.
- [68] D. MacDonald, D. Avis et I. C. Evans. "Proximity constraints in deformable models for cortical surface identification". in *Lecture Notes in Computer Sciences: Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention --MICCAI'98*, Vvol. 1496, pp.650-659.
- [69] J. W. Snell, M. B. Merickel, J. M. Ortega, J. C. Goble, J. R. Brookeman et N. F. Kassel. "Segmentation of the brain from 3D MRI using a hierarchical active surface template". *Medical Imaging: Image Processing*, Vol. 2167, M. H. Loew, Ed., SPIE, Newport Beach, California, pp.2-9, 1994.
- [70] M. Kass, A. Witkins, et Terzopoulos. "Snakes: active contour models". *Int. Journal Computer Vision*, Vol. No. 4, pp. 321- 331, 1988.
- [71] T. McInerney et D. Terzopoulos. "Medical image segmentation using Topologically Adaptable Snakes". *Proc. CVRMed'97*, pp. 92-100, 1997.
- [72] L. D. Cohen et I. Cohen. "Finite element methods for active contour models and balloons for 2D and 3D images". *IEEE Transactions on Pattern Analysis and machine intelligence*, Vol.15, No. 11, November 1993.
- [73] C. Osher et J. A. Sethian. "Fronts propagating with curvature dependent speed: Algorithms based on Hamilton-Jacobi formulation". *Journal of Computational Physics* Vol.79, No. 1, 1988.

- [74] V. Caselles, F. Catte, T. Coll et F. Dibos. "A Geometric Model for Active Contours in Image Processing". *Numer. Math.*, Vol. 66, pp. 1-31, 1993.
- [75] R. Malladi, J. A. Sethian et B. C. Vemuri. "Shape Modeling with Front Propagation: A Level Set Approach". *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 17, No. 2, pp. 158-175, 1995.
- [76] P. Perona et J. Malik. "Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion," *IEEE Trans. Med. Imaging*, Vol. 12, pp. 629-639, 1990.
- [77] A.E. Lefohn, J. Cates et R. Whitaker. "Interactive, GPU-based level sets for 3D brain tumor segmentation". *Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention*, pp. 564-572, 2003.
- [78] S. Osher et R.P. Fedkiw. "Level set methods and dynamic implicit surfaces". Springer, 2003.
- [79] E. Aaron. J. Lefohn, M. Kniss, D. Charles Hansen et T. Ross Whitaker. "A streaming narrow-band algorithm: Interactive computation and visualization of level sets". *IEEE Trans. Visualization and Computer Graphics*, Vol. 10, pp. 422-433, 2004.
- [80] H.R. Sheikh, A.C. Bovik. "Information Theoretic Approaches to Image Quality Assessment". In: Bovik, A.C. *Handbook of Image and Video Processing*. Elsevier, 2005.
- [81] J. Daugman. "Gabor wavelets and statistical pattern recognition". *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks*, 2nd ed., MIT Press (M. Arbib, editor), pp 457-463, 2002.
- [82] D.J. Field. "Relations between the statistics of natural images and the response properties of cortical cells". *Journal of the Optical Society of America*, Vol.4, pp. 2379-2394, 1987.
- [83] P. Koves. "Image Features From Phase Congruency". *Videre : A Journal of Computer Vision Research*, MIT Press, Vol.1, No.3, 1999.
- [84] A. Mazer. "The Ellipse: A Historical and Mathematical Journey". Wiley- 2010.
- [85] A. Said et W. A. Pearlman. "A New Fast and Efficient Image Codec Based on Set Partitioning in Hierarchical Trees". *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, Vol. 6, pp. 243-250, 1996.

- [86] A. Said et W. A. "Pearlman. 3D SPIHT for image sequence coding", <http://ipl.rpi.edu/research/SPIHT/>, 2011.
- [87] M. Meyer, M. Desbrun, et P. Schroder. "Discrete differential-geometry operators for triangulated 2-mani-folds". International Workshop on Visualization and Mathematics, Berlin, 2000.
- [88] L. D. Griffin. "The Intrinsic Geometry of the Cerebral Cortex," *Journal of Theoretical Biology*, Vol. 166, No. 3, pp. 261-273, 1994.
- [89] E. Armstrong, A. Schleicher, H. Omran, M. Curtis et K. Zilles, "The Ontogeny of Human Gyration," *Cerebral Cortex*, Vol. 5, No. 1, pp. 56-63, 1995.
- [90] G. Batchelor, A. D. C. Smith, D. L. G. Hill, D. J. Hawkes, T. C. S. Cox et A. F. Dean. "Measures of Folding Applied to the Development of the Human Fetal Brain". *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol. 21, No. 8, 2002.
- [91] 3D Brain MRI images database « *Open Access Series of Imaging Studies* », (OASIS). www.oasis-brains.org. 2010.
- [92] F.L. Bookstein. "*Applying landmark methods to biological outline data*". In *Image fusion and shape variability*. Edited by Mardia KV, Gill CA, Dryden IL. Leeds, United Kingdom , University of Leeds Press, pp. 79-87, 1996.
- [93] L. Bookstein FL. "*Landmark methods for forms without landmarks: morphometrics of group differences in outline shape*". *Medical Image Analysis*, Vol. 1, No. 3, pp. 225-243, 1997.
- [94] R. Palaniappan et D. P. Mandic. "*EEG based biometric framework for automatic identity verification*". *The Journal of VLSI Signal Processing*, Vol. 49, No 2, pp.243-250, 2007.
- [95] R. Palaniappan. "*Method of identifying individuals using VEP signals and neural network*". *Science, Measurement and Technology, IEE Proceedings*, Vol. 151, No. 1, pp. 16-20, 2004.

Publications

Chapitres dans des livres internationaux

- [1] Amine NAIT-ALI, Régis FOURNIER, **Kamel ALOUI** et Nouredine BELGACEM. "La biométrie cachée". Chapitre 10 du livre *Traitement du signal et de l'image pour la biométrie*. pp 231-244. Edité par Amine Naït-Ali et Régis Fournier, Université Paris-Est Créteil, France. Hermès Science Publications, Collection : IC2 signal et image. ISBN 9782746238992. Septembre 2012.
- [2] Amine NAIT-ALI, Régis FOURNIER, **Kamel ALOUI** et Nouredine BELGACEM. "Hidden Biometrics". Chapitre 10 : *Signal and Image Processing for Biometrics*. Edité par Amine Naït-Ali et Régis Fournier, Université Paris-Est Créteil, France. Editions ISTE-WILEY. ISBN 9781848213852, Juin 2012.
- [3] **Kamel ALOUI**, Amine NAIT-ALI, Régis FOURNIER et Saber NACEUR. "Introduction à la biométrie de l'iris". Chapitre 6 du livre *Traitement du signal et de l'image pour la biométrie*. pp 145-159. Edité par Amine Naït-Ali et Régis Fournier, Université Paris-Est Créteil, France. Hermès Science Publications, Collection : IC2 signal et image. ISBN 9782746238992. Septembre 2012.
- [4] **Kamel ALOUI**, Amine NAIT-ALI, Régis FOURNIER et Saber NACEUR. "Introduction to the iris biometrics". Chapitre 6 du livre *Signal and Image Processing for Biometrics*. Edité par Amine Naït-Ali et Régis Fournier, Université Paris-Est Créteil, France. Editions ISTE-WILEY. ISBN 9781848213852, Juin 2012.

Publications parues dans des revues scientifiques internationales

- [5] **K.Aloui**, A.Nait-Ali et M.S.Naceur. "A New Useful Biometrics Tool Based on 3D Brain Human Geometrical Characterizations". *Journal of Signal and Information Processing*, Vol. 3 No. 2, 2012, pp. 198-207.
- [6] **K.Aloui**, A.Nait-Ali et M.S.Naceur. "Characterization of a human brain cortical surface mesh using discrete curvature classification and digital elevation model". *Journal of Biomedical Science and Engineering*, Vol. 5 No. 3, 2012, pp. 133-140.

Communications à des conférences internationales avec commuté de lecture

- [7] **K. Aloui**, A.Nait-Ali et M.S. Naceur. "Caractérisation de la surface corticale par analyse de la convexité et de la concavité du maillage surfacique 3D". TAIMA'11, 7ème édition des ateliers de Traitement et Analyse de l'Information Méthodes et Application, V2, pp 127-134. Hammamet, Octobre 2011.

- [8] **K.Aloui**, A.Nait-Ali et M.S.Naceur. *“New Biometric Approach Based on Geometrical Humain Brain patterns Recognition: Some Preliminary Results”*. 3rd European Workshop on Visual Information Processing, EUVIP'11, Paris.
- [9] **K.Aloui**, A.Nait-Ali et M.S.Naceur. *“A Novel Approach Based Brain Biometrics: Some Preliminary Results for Individual Identification”*. IEEE Symposium Series in Computational Intelligence 2011 (SSCI 2011). CIBIM workshop, pp 91-95. Paris.