

4.1 Introduction

Dans ce dernier chapitre nous présentons les outils de développement, la conception, les bases de données et la réalisation de la méthode de segmentation adoptée des images médicales qui est l'estimation et maximisation puis l'application de la fusion de données. Et aussi on fournira les résultats obtenus et leur interprétation.

4.2 Système de travail

4.2.1 L'environnement de développement :

Pour réaliser aisément notre application, nous avons choisi de travailler sous Matlab.

Matlab pour « MATrix LABoratory », est un logiciel qui a été conçu pour fournir un environnement de calcul numérique de haut niveau. Il est particulièrement performant pour le calcul matriciel car sa structure de données interne est basée sur les matrices. Il dispose également de grandes capacités graphiques pour, par exemple, la visualisation d'objets mathématiques complexes. Son fonctionnement repose sur un langage de programmation interprété qui permet un développement très rapide. Pour des applications nécessitant un temps de calcul plus élevé, un langage compilé comme le C++ ou le fortran, est mieux adapté.

L'interface Matlab se compose d'une fenêtre principale divisée en trois sous-fenêtres.

- En haut à droite, il y a une fenêtre contenant un onglet : Workspace, Le Workspace permet de gérer les variables utilisées.
- En bas à droite, il y a une fenêtre contenant un onglet : Command History, l'onglet Command History est visible par défaut ; il indique les dernières commandes effectuées.
- Ou milieu, il y a une grande fenêtre : Command Windows. La Command Windows est la fenêtre d'interaction avec Matlab.
- En gauche ; il y a une fenêtre contenant un onglet : Current Folder qui contient la hiérarchie de dossiers de Matlab.

Pour la programmation, nous avons adopté Matlab pour les raisons suivantes :

- ✓ La syntaxe de Matlab, est simple et très parlante, elle est facile à assimiler.
- ✓ Matlab possède de nombreuses fonctions prédéfinies utiles en mathématiques que nous allons étudier au cours de ces travaux pratiques.

- ✓ Matlab facilite la manipulation des images médicale format DICOM.
- ✓ Matlab propose des commandes pour créer certaines matrices particulières très simplement.
- ✓ Toutes les fonctions et les opérations relatives aux matrices sont très optimisées et utiliser aussi souvent que possible.
- ✓ En plus des commandes, Matlab permet d'inclure dans des m-files des instructions de programmation classiques.

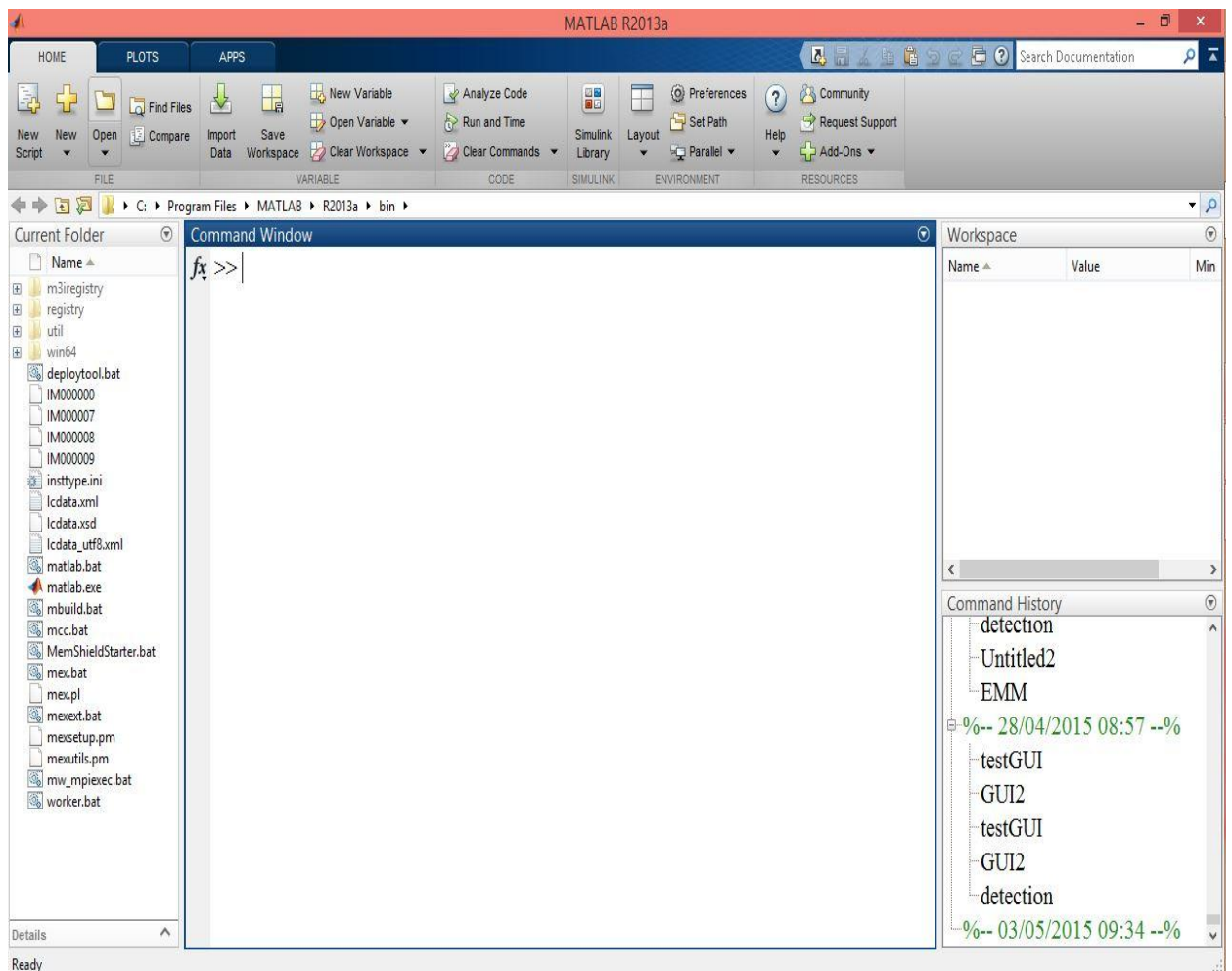


Figure 4.1 : L'interface de Matlab.

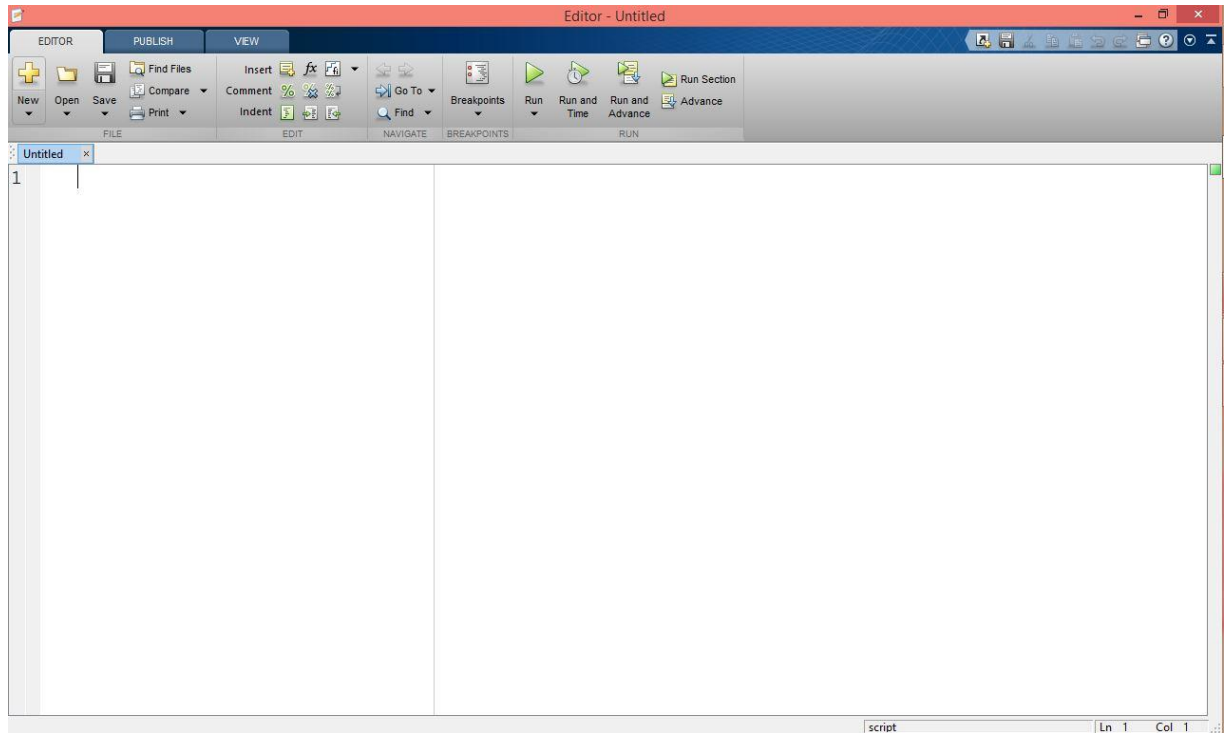


Figure 4.2 : Le script de Matlab.

4.3 Présentation et implémentation du système :

Nous avons présenté les différentes phases de système implémenté comme suite :

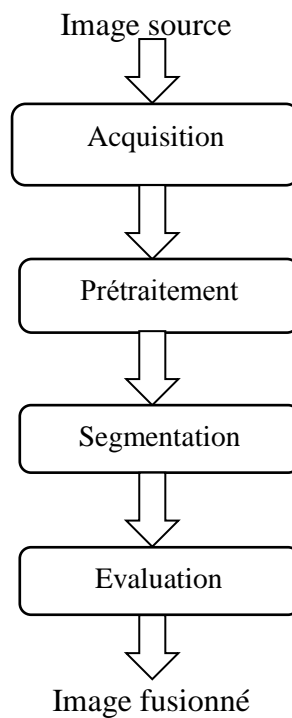


Figure 4.3 : Processus de l'implémentation.

4.3.1 Acquisition

Dans cette étape nous nous sommes intéressé sur la base de données utilisée dans notre travail, pour réaliser ce but nous avons fait un stage de trois mois à CIMM (Centre d'Imagerie Médicale M'sila).

La base de données avec laquelle on a travaillé est obtenue de « Centre d'Imagerie Médicale M'sila CIMM » de Dr GHADBANE Fares ou nous avons effectué un stage de durée de trois mois. Cette base consiste en un ensemble des images médicales réelles d'examen IRM de trois examens du cerveau :

- Crane normale : constitué de deux (02) Séquences contient 26 image pour chaque modalité, ces séquences ont la même épissure (épissure =5).
- Crane tumorale : constitué de huit (08) séquences. Les examens pathologiques sont toujours effectué avec injection de produit de contraste « GADOLINIUM ».

Chaque examen est composé d'un ensemble de séquences de modalités, chaque séquence constitue de l'ensemble des images, Le nombre de séquence se différencie selon l'examen. Le format de chaque image est le format DICOM (Digital Imaging and COMmunication in Medicin). Un fichier DICOM est constitué de plusieurs données différentes (images, données diverses sur le patient, sur l'examen médical, etc. et les services associés). L'organisation de l'information contenue dans les fichiers DICOM a été inspirée par la sauvegarde des données sur des bandes magnétiques. L'information est organisée sous une forme séquentielle. C'est à dire : chaque donnée elle-même, un identifiant pour chacune de ces données et leur taille (en octets) qu'elles occupent sur le fichier. Chaque information élémentaire est donc constituée de 3 champs de données.

- Le premier champ est code sur 8 octets, il s'agit d'une "balise" ou "tag", répertoriée dans le dictionnaire DICOM, qui indique le type d'information qui va suivre.
- Le deuxième champ de 8 octets indique la longueur de l'information contenue dans le 3eme champs, jusqu' à la balise suivante.
- Le 3eme champ constitue les données elles-mêmes.

Chaque image DICOM utilisé possède les détails suivants :

File Size: 137122

Format: 'DICOM'

Format Version: 3

Width: 256

Height: 256

BitDepth: 16

ColorType: 'grayscale'

FileMetaInformationVersion: [2x1 uint8]

SpecificCharacterSet: 'ISO_IR 100'

Modality: 'MR'

Manufacturer: 'GE MEDICAL SYSTEMS'

InstitutionName: 'CIM AKHROUF'

ReferringPhysicianName: [1x1 struct]

SeriesDescription: 'Ax T2 FLAIR PROPELLER'

InstanceNumber: 11

4.3.2 Prétraitement

Le prétraitement prépare les données reçues du capteur à la phase d'analyse en éliminant les bruits, parmi les prétraitements on a implémenté : Filtrage moyen, filtrage médian.

❖ Filtrage moyen :

Le filtrage moyen donne des bons résultats pour tous les images de teste.

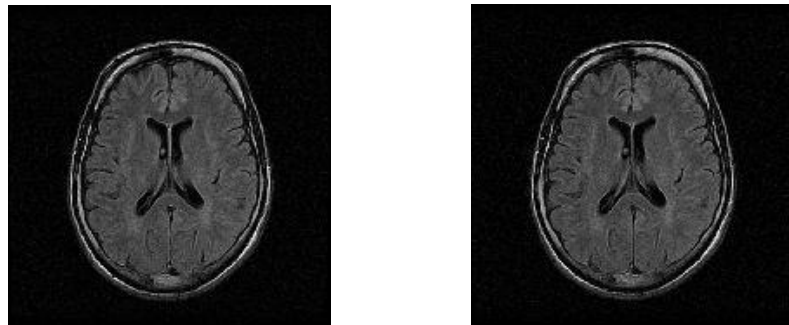


Figure 4.4 : Résultat de filtrage moyen.

❖ filtrage médian :

Le filtrage médian donne des bons résultats pour tous les images de teste.

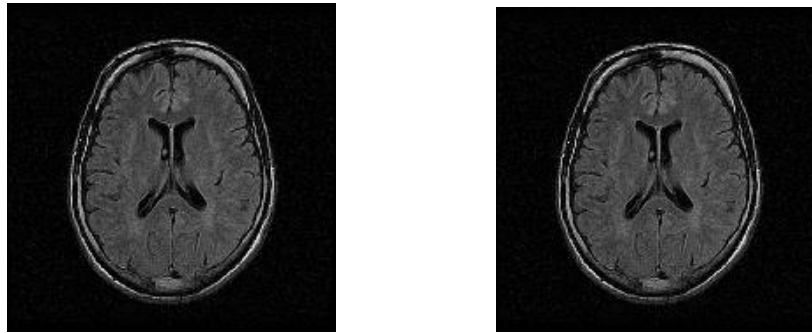


Figure 4.5 : Résultat de filtrage médian.

4.3.3 Segmentation

Dans cette étape nous avons présentés deux segmentations : segmentation sans fusion et segmentation avec fusion. Dans la segmentation sans fusion nous utilisons l'algorithme d'Estimation et Maximisation avec quelques exemples illustratifs.

4.3.3.1 Segmentation sans fusion

➤ Méthode d'Estimation Maximisation (EM)

C'est l'un des algorithmes les plus connus en classification non supervisée. Il est classé parmi les meilleures méthodes de segmentation utilisées en imagerie médicale. Nous choisissons comme un critère le couleur i.e. les pixels de même couleur regroupées dans la même classe.

- Algorithme

D'après la définition mathématique, Pour utiliser l'algorithme EM il faut donc définir une fonction de distribution. Dans notre cas, on utilise une distribution normale à plusieurs variables, cette variable représente le nombre de classe K , où chaque classe est représentée par une combinaison Gaussienne de vecteur Θ regroupé les paramètres ; moyenne $\mu = \{\mu_1, \dots, \mu_K\}$ et de variance Σ , on écrit $\Theta = \{\mu, \Sigma\}$.

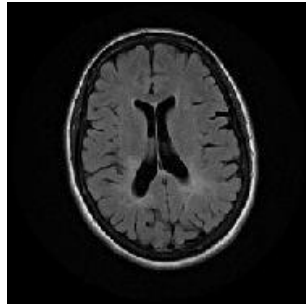
L'algorithme alterne en fait entre le calcul des paramètres de classes – étape de Maximisation – et la mise à jour des calculs – étape d'Espérance.

-Etape préliminaire : initialiser les r_i^k à la valeur donnée par les π_i^k ;

- (1) calcul des paramètres de classes μ_k, Σ_k :

$$\left. \begin{aligned} \mu_k &= \frac{\sum_{i=1}^N k_i \gamma_i x_i}{\sum_{i=1}^N k_i \gamma_i} \\ \sigma_k &= \frac{\sum_{i=1}^N k_i \gamma_i (x_i - \mu_k)^2}{\sum_{i=1}^N k_i \gamma_i} \end{aligned} \right\} (4.1)$$

- Itérer (1) et (2) jusqu'à la convergence. La convergence est implémentée par le calcul de la distance Euclidienne.
- Affecter chaque niveau de gris à la classe, qui correspond à la grande valeur de probabilité a posteriori.
- Pour un nombre de classe donnée, afficher les classifications obtenues.



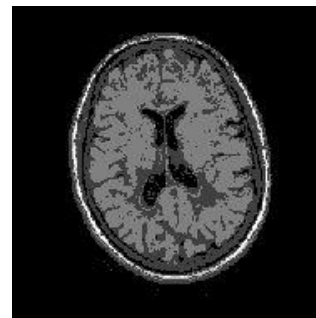
(a)



(b)



(c)



(d)

Figure 4.6 : Résultat de segmentation par EM, (a) image originale, (b) image segmenté avec k=3, (c) image segmenté avec k=4, (d) image segmenté avec k=5.

4.3.3.2 Segmentation avec fusion

Dans cette étape nous utilisons trois types de fusion de donnée : la fusion de modalités, fusion d'approches et la fusion hybrides.

- Fusion de modalités

Notre contribution consiste principalement à proposer une architecture d'un système de fusion d'informations guidée par ces connaissances a priori et basée sur la théorie des possibilités. Afin de valider le système proposé, une application a été développée pour la segmentation des images médicales IRM en utilisant les trois modalités IRM : T1, T2 et la densité de protons (DP).

Nous appliquons la fusion de modalités sur les modalités deux-a-deux : (T1, T2), (T1, DP) et (T2, DP), et sur les trois modalités à la fois : T1, T2 et la densité de protons (DP).

Parmi les combinaisons précédemment décrit nous choisissons une pour donner comme un exemple.

La figure ci-dessous illustre le résultat obtenu.

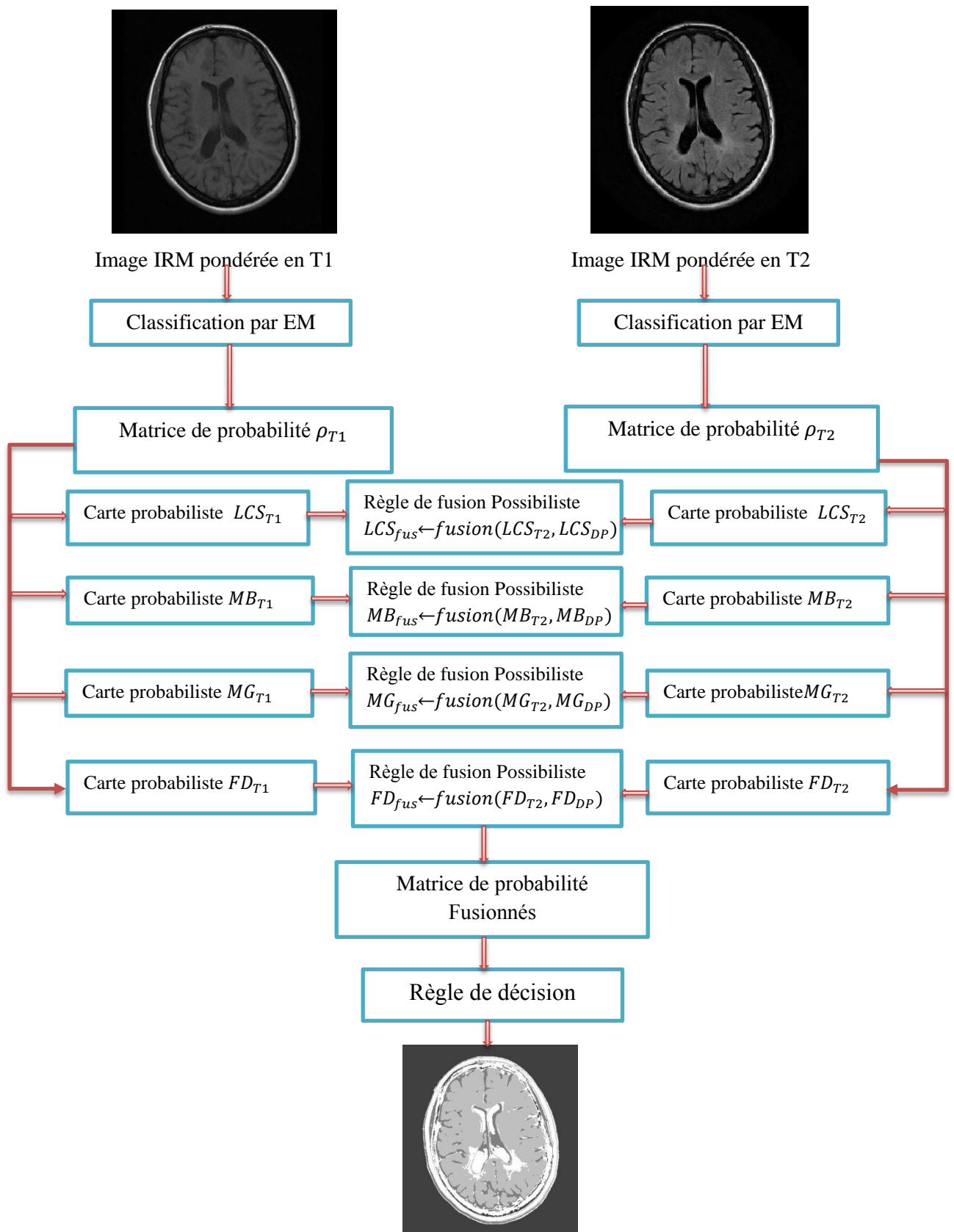


Image segmentée par fusion de modalités
Figure 4.7 : Schéma du système de fusion de modalités

- Fusion d'approches

Notre contribution consiste principalement à proposer une architecture d'un système de fusion d'informations guidée par ces connaissances a priori et basée sur la théorie des possibilités. Afin de valider le système proposé, une application a été développée pour la segmentation des images médicales IRM en utilisant les deux méthodes EM et FCM sur les séquences IRM : T1, T2 et la densité de protons (DP).

La figure 4.8. Illustre le résultat d'application de fusion par les méthodes EM et FCM sur une image de modalité T2.

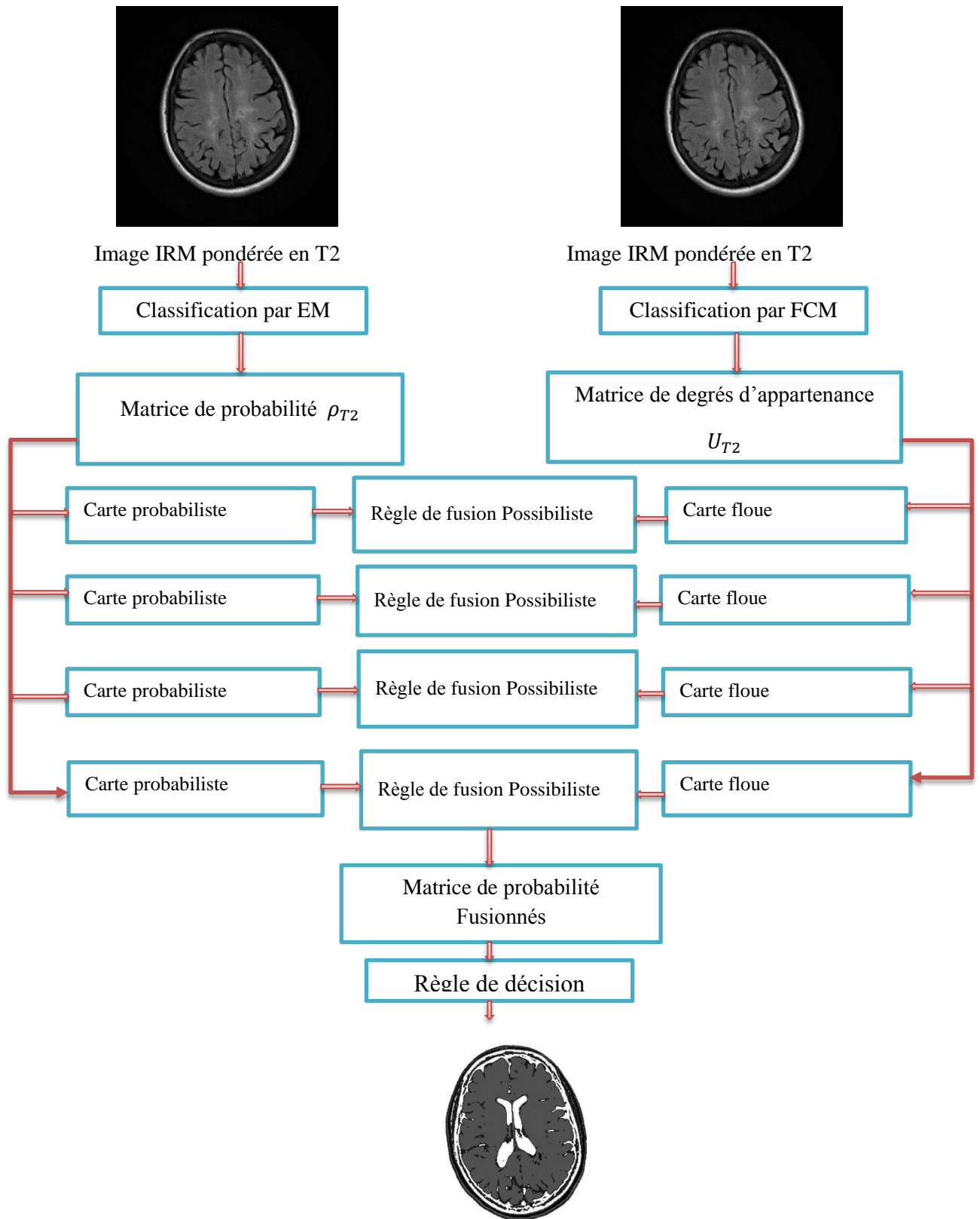


Image segmentée par fusion d'approche
Figure 4.8 : Schéma du système de fusion d'approche

• Fusion hybrides

La fusion hybrides c'est le système qui fusionné la fusion de modalités et la fusion d'approches.

4.3.3.3 Les opérateurs de fusion

Nous avons appliqué le système de fusion pour tous les voxels v les 3 distributions de possibilités $\pi_T^{T1}(v)$, $\pi_T^{T2}(v)$ et $\pi_T^{DP}(v)$ par les quatre opérateurs suivants :

$$\text{FOP1: } \pi_T(v) = \min(\pi_T^{T1}(v), \pi_T^{T2}(v), \pi_T^{DP}(v)) + 1-h \quad (4.1)$$

$$\text{FOP2: } \pi_T(v) = \max\left(\frac{\min(\pi_T^{T1}(v), \pi_T^{T2}(v), \pi_T^{DP}(v))}{h}, 1-h\right) \quad (4.2)$$

$$\text{FOP3: } \pi_T(v) = \min\left(1, \frac{\min(\pi_T^{T1}(v), \pi_T^{T2}(v), \pi_T^{DP}(v))}{h} + 1-h\right) \quad (4.3)$$

Avec:

$$h = 1 - \sum_{v \in \text{Image}} |\pi_T^{T1}(v), \pi_T^{T2}(v) - \pi_T^{DP}(v)| / |\text{Image}|$$

$$\text{FOP4: } \pi_T(v) = \frac{(\pi_T^{T1}(v) + \pi_T^{T2}(v) + \pi_T^{DP}(v))}{3} \quad (4.4)$$

La quantité h est une mesure d'accord entre les deux distributions de possibilité (distance moyenne entre les deux cartes d'appartenance au tissu T). Nous avons choisi cette mesure de conflit pour permettre à l'opérateur de fusion de prendre en compte une quantité globale de conflit dans les images.

Les opérateurs FOP1, FOP2, FOP3 ont été décrits dans [76]. Leur comportement de combinaison est assez similaire et obéit à une certaine logique de construction, illustrée ici sur l'opérateur FOP3. Si les deux images sont fiables, alors une T-norme renormalisée $\min(\pi_T^{T1}(v), \pi_T^{T2}(v), \pi_T^{DP}(v)) / h$ est utilisée pour une combinaison conjonctive. Dans le cas contraire, hypothèse est faite qu'au moins une des deux images est fiable et l'opérateur agit prudemment. La confiance est graduellement reportée sur le support de l'union de $\pi_T^{T1}(v)$, $\pi_T^{T2}(v)$ et $\pi_T^{DP}(v)$, soulignant ainsi la difficulté d'extraire une information pertinente. La quantité $(1-h)$ est une estimation du conflit entre les deux cartes floues et le terme $\min(\max(\pi_T^{T1}(v), \pi_T^{T2}(v), \pi_T^{DP}(v)), 1-h)$ limite son influence aux supports des deux distributions.

4.4 Évaluation

Il existe deux types d'évaluation : l'évaluation avec vérité terrain et l'évaluation sans vérité terrain.

4.4.1 Evaluation avec vérité terrain

Parmi les travaux réalisés dans le domaine de la segmentation d'images, rares sont les personnes qu'ont évaluées leurs algorithmes. Pour évaluer une segmentation, il existe des bases d'images synthétiques dont la segmentation est connue. Parmi ces bases d'images, nous pouvons citer la base d'images Brainweb.

Les principaux critères de segmentation sont :

- Sensibilité (SE) : elle correspond à la proportion de vrais positifs par rapport à l'ensemble des structures qui devraient être segmentées :

$$SE = \frac{TP}{TP+FN}$$

La sensibilité tend vers 1 s'il y a peu de faux négatifs. Cet indicateur permet d'évaluer dans quelle mesure l'intégralité d'une structure recherchée est segmentée.

- Spécificité (SP): elle correspond à la proportion de vrais négatifs par rapport à l'ensemble des structures qui ne devraient pas être segmentées

$$SP = \frac{TN}{TN+FP}$$

La spécificité tend vers 1 s'il y a peu de faux positifs. Cet indicateur permet d'évaluer dans quelle mesure l'intégralité du complémentaire d'une structure recherchée n'est pas segmentée.

- Recouvrement (RE) : il correspond à la proportion de vrais positifs par rapport à l'ensemble des structures qui ont été ou devraient avoir été segmentées :

$$RE = \frac{TP}{TP+FP+FN}$$

Le recouvrement tend vers 1 (resp. 0) s'il y a peu (resp. beaucoup) de faux positifs et de faux négatifs. Cet indicateur permet d'évaluer dans quelle mesure la structure recherchée correspond quantitativement et qualitativement à la segmentation.

- Similarité (SI) : elle correspond à la proportion de vrais positifs par rapport à l'ensemble des structures qui ont été et devraient avoir été segmentées :

$$SI = \frac{2.TP}{2.TP + FP + FN}$$

La similarité tend vers 1 (resp. 0) s'il y a peu (resp. beaucoup) de faux positifs et de faux négatifs. A l'instar du recouvrement, cet indicateur permet d'évaluer dans quelle mesure la structure recherchée correspond quantitativement et qualitativement à la segmentation.

Notations employées :

- TP : vrais positifs (true positive) ;
- FP : faux positifs (false positive) ;
- TN : vrais négatifs (true negative) ;
- FN : faux négatifs (false negative).

4.4.2 Evaluation sans vérité terrain

L'évaluation sans vérité terrain est décomposée en deux critères d'évaluation : les critères d'évaluation visuelle qui consiste sur la vision humaine et des critères d'évaluation statistique.

4.4.2.1 Critère d'évaluation visuelle :

L'analyse visuelle est nécessaire pour vérifier la qualité des images obtenues par la fusion, en effet, bien que le système visuel humain diffère d'un individu à un autre mais on peut voir l'injection des structures par une netteté accrue de l'image, et préservation de l'information spectrale par la composition colorée.

4.4.2.2 Critères d'évaluation statistique :

Plusieurs paramètres statistiques sont utilisés pour l'analyse quantitative. Pour notre étude nous utilisons les paramètres suivants : l'entropie IE, la fréquence spatiale SF, Coefficient de corrélation CC, la déviation standard STD.

- L'entropie de l'information IE

En anglais information Entropy est un critère qui mesure le degré d'information dans l'image, plus l'IE est grande, plus l'image diffuse d'information [89].

$$IE = -\sum_{i=0}^{L-1} P_f(i) \log_2 P_f(i)$$

Avec P_f le rapport du nombre de pixels avec la valeur de niveau de gris a sur le nombre total de pixels

- Coefficient de corrélation CC

Il décrit le degré de corrélation entre deux images. Plus le CC est proche de 1, plus le degré de corrélation est élevé. Pour deux images A et B , avec $x_{i,j}$ et $x'_{i,j}$ les valeurs de pixels respectivement, et $\mu(A)$, $\mu(B)$ les valeurs moyennes correspondantes [46].

$$CC = \frac{\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^M (x_{i,j} - \mu(A))(x'_{i,j} - \mu(B))}{\sqrt{\sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^M (x_{i,j} - \mu(A))^2 (x'_{i,j} - \mu(B))^2}}$$

- Fréquence spatiale (Spatial Fréquence SF)

Elle mesure l'activité totale et le niveau de clarté d'une image, une valeur importante signifie que le résultat de fusion est bon [89].

$$SF = \sqrt{RF^2 + CF^2}$$

$$\text{Avec } RF = \sqrt{\left(\frac{1}{M(N-1)}\right) \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-2} (F(i, j+1) - F(i, j))^2}$$

$$\text{Et } CF = \sqrt{\left(\frac{1}{N(M-1)}\right) \sum_{i=0}^{M-2} \sum_{j=0}^{N-1} (F(i+1, j) - F(i, j))^2}$$

- Déviation Standard STD

la STD est la racine carrée de la variance (écart-type), la variance d'une image reflète le degré de dispersion entre les valeurs de niveaux de gris et la valeur moyenne de niveaux de gris, plus la STD est grande, plus il y a de dispersion.

$$STD = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} F(i, j)}{M}}$$

4.5 Résultats et discussion

Dans cette étape on présente les tests effectués pour évaluer la performance de la segmentation. Dans nos tests on a utilisé trois séquences : deux sains et une avec tumeur. Pour l'évaluation de la segmentation obtenue par la méthode EM on a utilisé quatre critères qui sont : L'entropie de l'information IE, coefficient de corrélation CC, fréquence spatiale SF et déviation standard STD.

Deux segmentation ont examinées : segmentation sans et avec fusion.

a. Segmentation sans fusion

Les exemples d'images IRM présentes dans ce mémoire sont extraits sur des coupes axiales de trois modalités (T1, T2 et DP). Pour les exemples sains on emploi une valeur de nombre de classe k ($K=4$) et pour le cas tumoral k prends la valeur 5 (cinq classes : matière blanche, matière grise, liquide céphalo-rachidien et la tumeur).

Pour le cas sains, nous avons sélectionné une séquence en pondération T2 pour présenter les résultats, puis nous avons répété même travail avec une seule coupe (16) avec les trois modalités (T1, T2 et DP) pour présenter les résultats. Les figures 4.9 et 4.10. Suivantes montrent la séquence et la coupe ainsi que ses segmentations (figure 4.11 et 4.12) par la méthode d'Estimation et Maximisation respectivement.

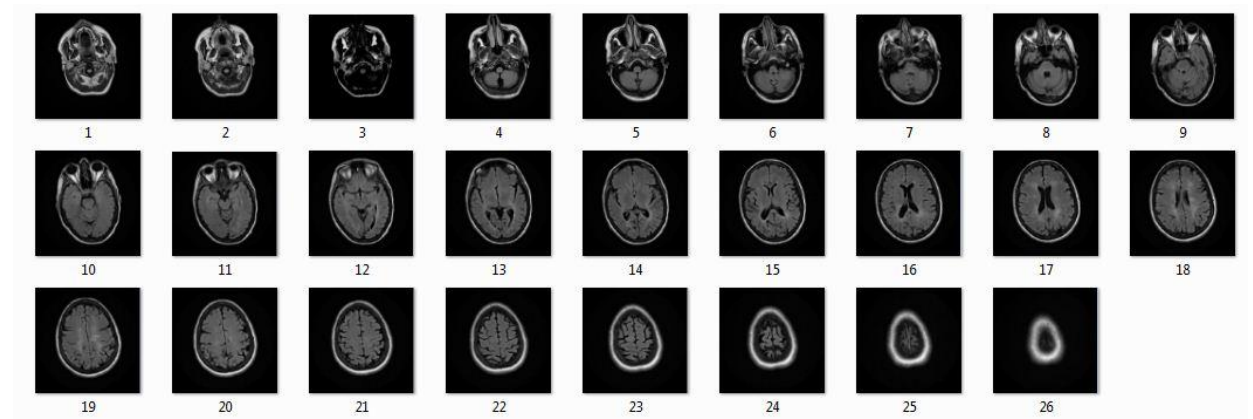


Figure 4.9 : Séquence avec modalité T2.

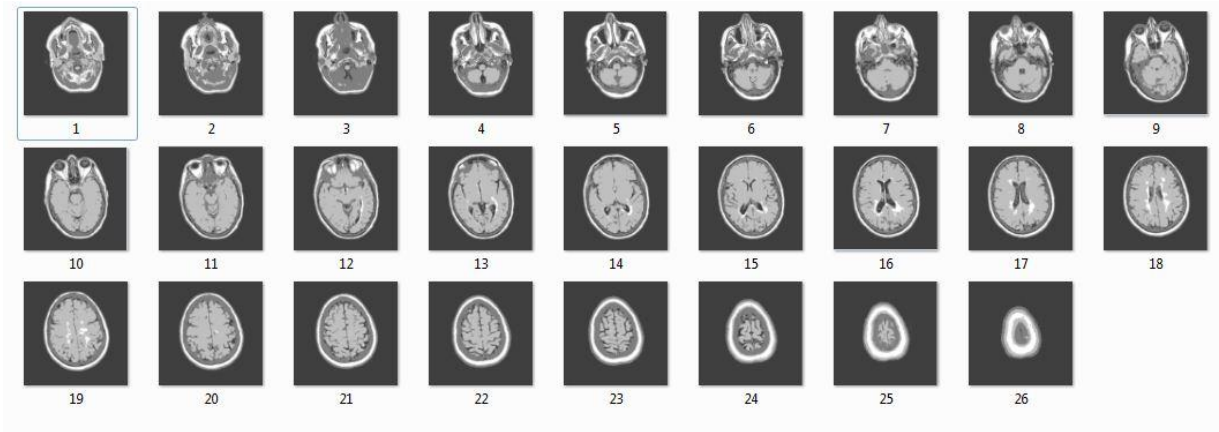


Figure 4.10. Résultat de segmentation par EM de séquence avec modalité T2 et k=4.

	CC	IE	SF	STD
T1	0.9811	1.2286	16.8584	9.6212
T2	0.9904	1.3525	16.6740	9.9963
DP	0.9908	1.3206	15.2994	10.0478

Tableau 4.1. Résultat d’évaluation de segmentation (séquence).

Coupe 16

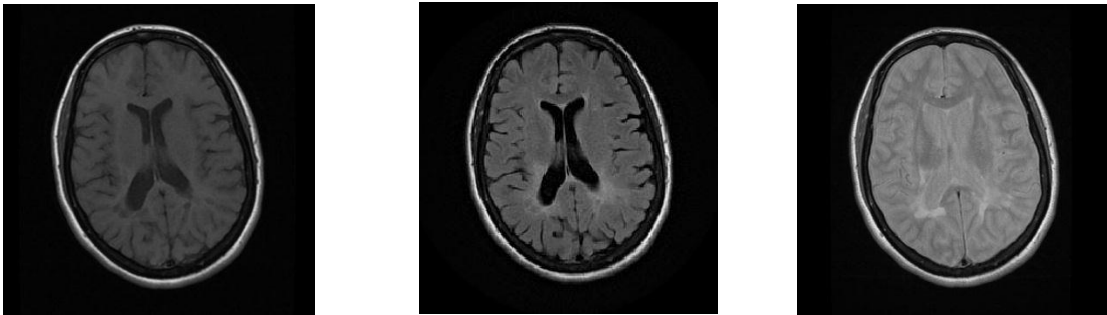


Image IRM pondérée en T1 Image IRM pondérée en T2 Image IRM pondérée en DP

Figure 4.11 : Images IRM en pondérations T1, T2 et DP (coupe 16).

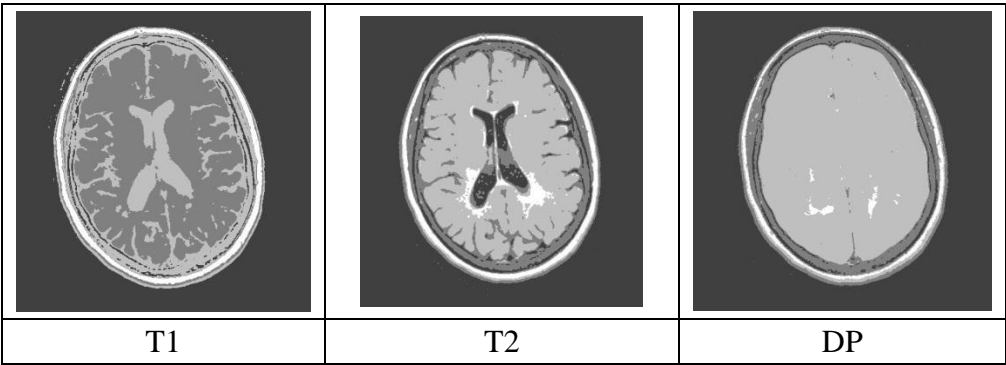


Figure 4.12: Images IRM en pondérations T1, T2 et DP (coupe 16) illustrant la segmentation par l’algorithme EM avec k=4.

La table numéro 4.2 suivante présente les valeurs obtenues pour les 4 critères (IE, CC, SF et STD).

	CC	IE	SF	STD
T1	0.957	1.468	26.661	10.085
T2	0.990	1.430	18.548	10.320
DP	0.992	1.365	15.512	10.514

Tableau 4.2. Résultat d'évaluation de segmentation pour $k=4$.

A partir le figure et le tableau précédente on peut constater que :

- Les valeurs des critères d'évaluation obtenues (CC, IE, SF et STD) (voir tableau 4.2) montrent que la meilleure segmentation et celle de la modalité T2 et la moins bonne est celle de DP comme le confirme les experts c.-à-d. que la modalité T2 est la plus utilisée pour l'analyse des IRM cérébrales.

Pour le cas tumoral, nous avons sélectionné une seule coupe (19) pour présenter les résultats. La figure 4.13. Suivante montre la coupe ainsi que ses segmentations (figure 4.14) par la méthode d'Estimation et Maximisation respectivement.

Coupe 19

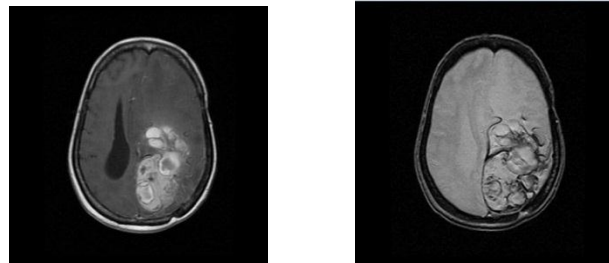


Image IRM pondérée en T1

Image IRM pondérée en T2

Figure 4.13 : Images IRM en pondérations T1 et T2 (coupe 19).

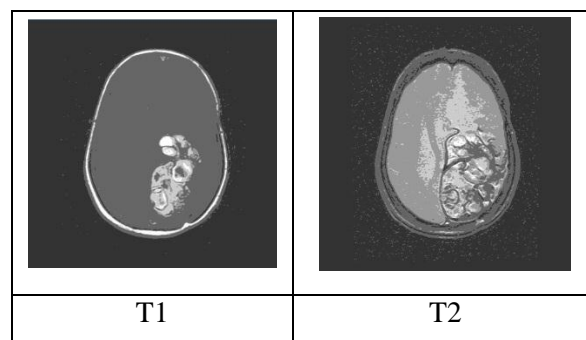


Figure 4.14: Images IRM en pondérations T1 et T2 (coupe 19) illustrant la segmentation par l'algorithme EM avec $k=5$.

Le tableau numéro 4.3 suivante présente les valeurs obtenues pour les 4 critères (IE, CC, SF et STD).

	CC	IE	SF	STD
T1	0.991	1.237	13.808	8.619
T2	0.984	1.445	18.661	9.063

Tableau 4.3. Résultat d'évaluation de segmentation pour k=5.

A partir le figure et la table précédente on peut remarquer que :

- Les valeurs des critères d'évaluation obtenues (CC, IE, SF et STD) (voir tableau 4.3) montrent que la meilleure segmentation et celle de la modalité T2.

b. Segmentation avec fusion

La segmentation avec fusion est effectuée suivant deux stratégies : la première est basée sur la fusion des modalités alors que la deuxième est fondée sur la fusion d'approches.

Pour la segmentation avec fusion on a adopté les quatre operateurs de fusion suivants : FOP1, FOP2, FOP3 et FOP4.

- La fusion de modalités :

Dans cette section nous avons examiné toutes les combinaisons possibles de deux modalités ((T1 T2), (T1 DP) et (T2 DP)) et la fusion des trois existantes T1, T2 et DP pour le cas sains.

Les figures et les tableaux suivants illustrent les résultats obtenus.

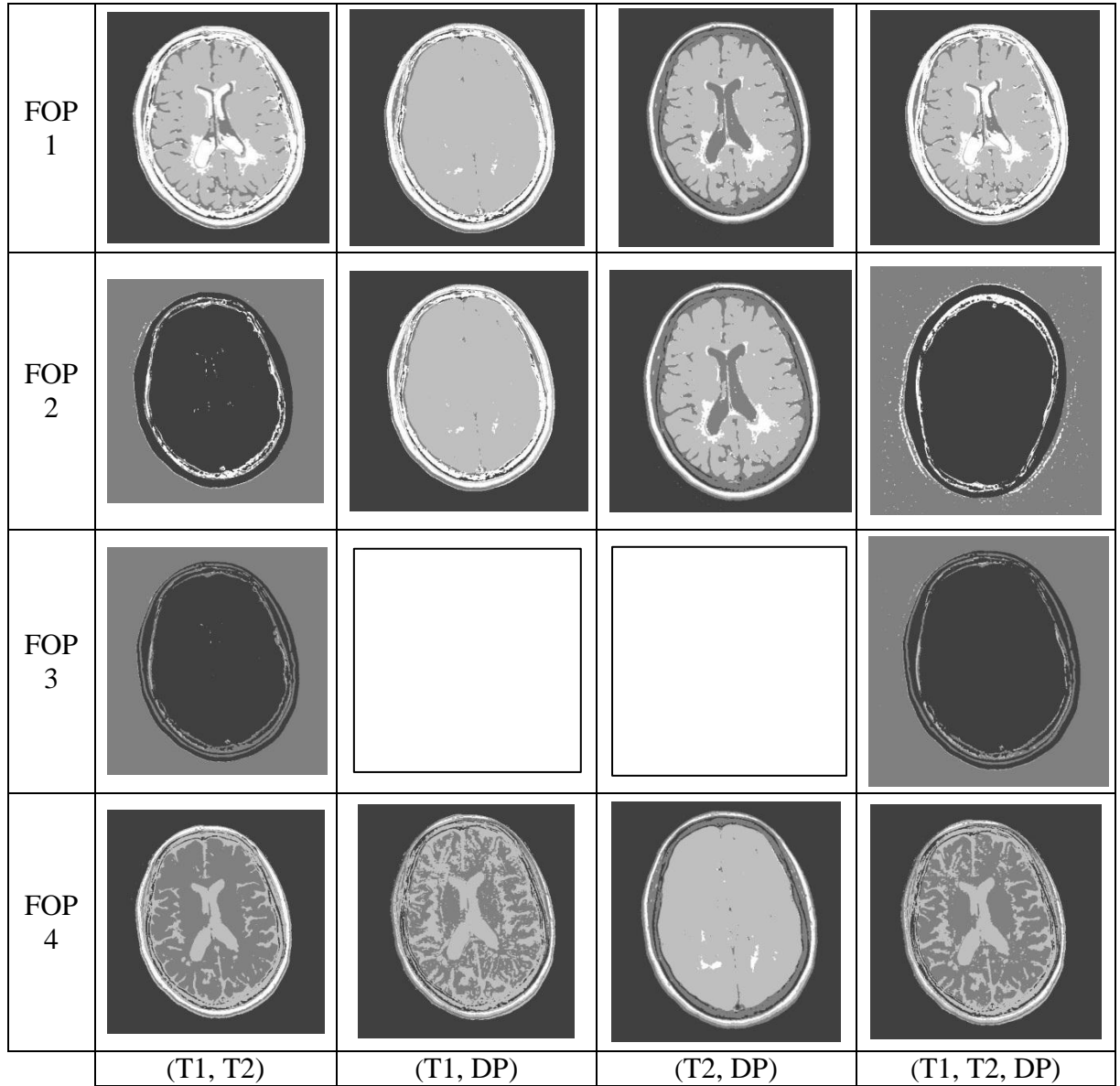


Figure 4.15. Image coupe (16), résultats de fusion $k=4$.

Pour l'évaluation de la fusion de modalités on a utilisé les mêmes critères d'évaluation vue dans la segmentation, les tableaux suivants présents les résultats expérimentaux.

		CC	STD	SF	IE
Op1	T1	0.932	10.953	35.400	1.537
	T2	0.892			
Op2	T1	-0.976	10.357	32.027	1.113
	T2	-0.925			
Op3	T1	-0.840	10.251	16.567	1.004
	T2	-0.868			
Op4	T1	0.959	10.047	27.925	1.453
	T2	0.848			

Tableau 4.4. Résultat d'évaluation de fusion de modalités (T1, T2) pour $k=4$.

		CC	STD	SF	IE
Op1	T1	0.923	10.975	34.846	1.546
	T2	0.891			
	DP	0.942			
Op2	T1	-0.964	10.430	34.468	1.182
	T2	-0.918			
	DP	-0.965			
Op3	T1	-0.830	10.235	17.5468	1.034
	T2	-0.862			
	DP	-0.932			
Op4	T1	0.945	9.974	29.026	1.386
	T2	0.881			
	DP	0.943			

Tableau 4.5. Résultat d'évaluation de fusion de modalités (T1, T2 et DP) pour k=4.

	Fop1	Fop2	Fop3	Fop4
CC	0.9681	-0.8193	-0.8740	0.9643
SF	20.1300	26.7546	17.3390	19.1541
IE	1.3825	1.1384	0.8864	1.1976
STD	10.1121	12.5768	12.7110	9.5523

Tableau 4.6. Résultat d'évaluation de fusion de modalités (T1, T2 et DP) pour k=4(séquence).

Après les résultats obtenus nous avons pouvons faire les observations suivantes :

- L'utilisation de la fusion des modalités à améliorer la segmentation en termes des critères d'évaluation
- La segmentation par fusion dépend des modalités et de l'opérateur de fusion employés: par exemple pour l'opérateur min la meilleure combinaison c'est T1 avec T2.
- La fusion des trois modalités améliore la segmentation en termes d'opérateurs.
- La fusion des trois modalités avec l'opérateur min offrent la meilleure segmentation avec un taux de corrélation = 0.923, 0.891 et 0.942, une déviation standard = 10.975, une fréquence spatial = 34.846 et une entropie d'information = 1.546.

Pour le cas tumoral nous avons examiné une séquence de modalités T1 et T2.

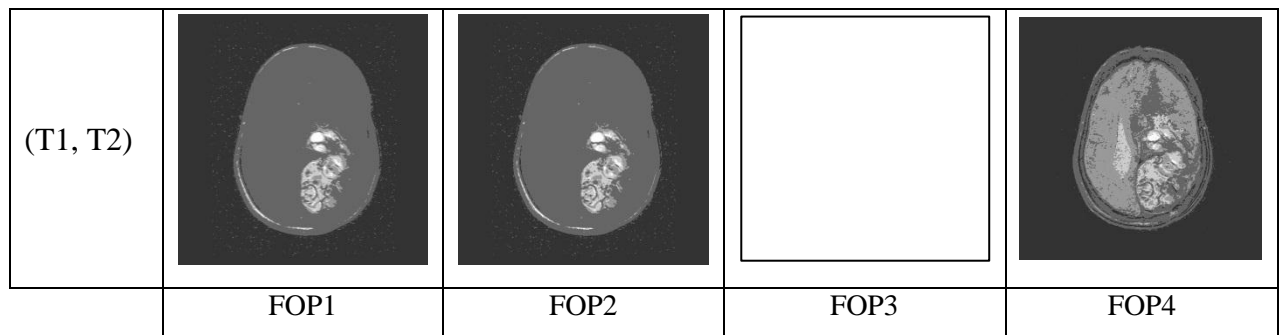


Figure 4.16. Image coupe (19), résultats de fusion k=5.

Pour l'évaluation de la fusion de modalités on a utilisé les mêmes critères d'évaluation vue dans la segmentation, la table suivante présente les résultats expérimentaux.

		CC	STD	SF	IE
Op1	T1	0.975	8.520	13.047	1.174
	T2	0.927			
Op2	T1	0.975	8.520	13.047	1.174
	T2	0.927			
Op3	T1	0	15.968	0	0
	T2	0			
Op4	T1	0.949	8.796	18.166	1.346
	T2	0.981			

Tableau 4.7. Résultat d'évaluation de fusion de modalités T1 et T2 pour $k=5$.

Après les résultats obtenus nous avons pouvons faire les observations suivantes :

- La meilleure fusion est obtenus lorsque celle utilisant l'opérateur de fusion moyen(Op4) (voir tableau 4.7).
- La fusion d'approches

Dans cette section nous avons présentés les résultats obtenus par l'application de système de fusion d'approches EM et FCM par l'utilisation des opérateurs de fusion précédemment décrits. La figure 4. 17 suivantes présentes les résultats expérimentaux.

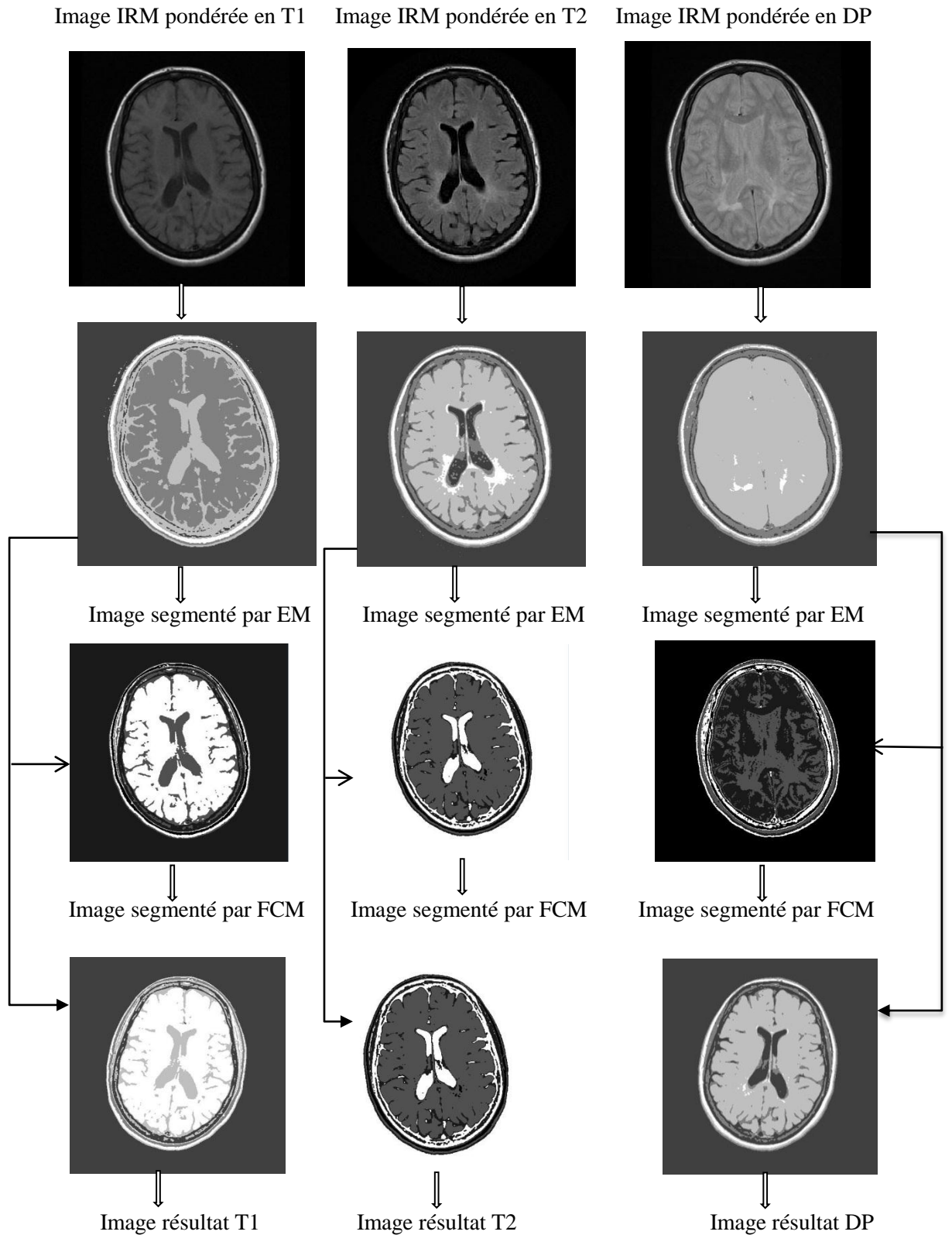


Figure 4.17. Image coupe (16), résultats de fusion d'approche avec $k=4$ avec l'opérateur de fusion FOP4.

		CC	STD	SF	IE
Op1	T1	0.8932	1.3421	31.3900	10.1065
	T2	0.9797	1.3980	22.2219	10.0728
	DP	0.9717	1.3830	20.8884	10.1801
Op2	T1	0.8932	1.3421	31.3900	10.1065
	T2	0.9797	1.3980	22.2219	10.0728
	DP	0.9717	1.3830	20.8884	10.1801
Op3	T1	0.9505	0.8003	23.0090	12.7054
	T2	0.9796	1.1485	19.2666	11.3609
	DP	0.9696	1.0452	21.3752	12.3518
Op4	T1	0.0063	1.2887	29.6283	12.3861
	T2	0.0873	1.2443	26.1904	12.3501
	DP	0.0633	1.3659	31.5710	12.8792

Tableau 4.8. Résultat d'évaluation de fusion d'approche pour k=4 (séquence).

Après les résultats obtenus nous avons pouvons faire les remarques suivantes :

- La fusion des données au niveau d'approche a amélioré la segmentation des images cérébrales.
- La fusion hybride

Dans cette étape nous avons présentés les résultats obtenus par l'application de système de fusion hybride (fusion de modalités et fusion d'approches), par l'utilisation des opérateurs de fusion précédemment vue. La figure 4.18 suivante présente les résultats expérimentaux.

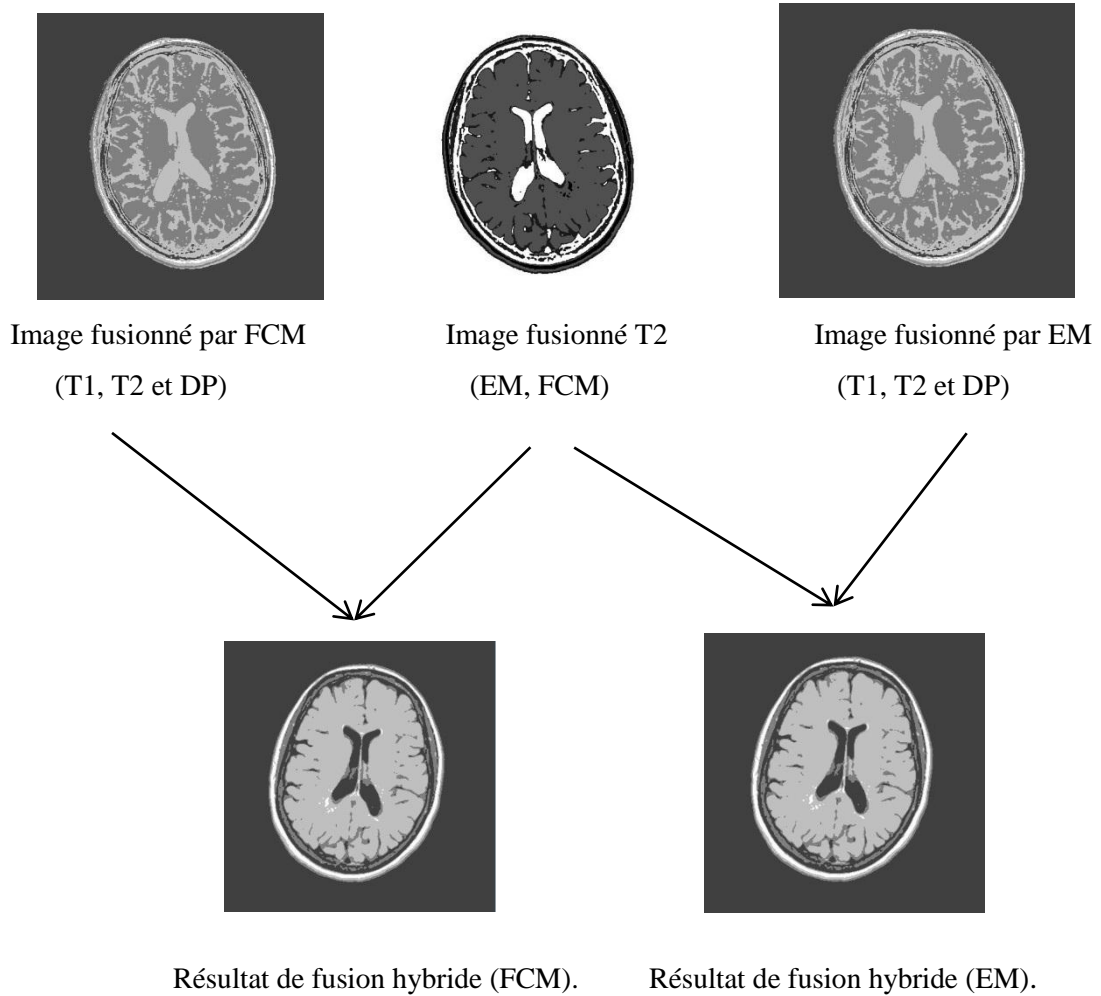


Figure 4.18. Image coupe (16), résultats de fusion hybride avec $k=4$ et l'opérateur de fusion FOP4.

		CC	IE	SF	STD
Fop1	EM	0.0756	0.0982	1.6781	15.6115
	FCM	0.5601	1.5742	69.0816	12.1944
Fop2	EM	-0.7950	1.0633	27.7314	13.0330
	FCM	0.9379	1.5886	37.4768	10.5829
Fop3	EM	0.9612	1.3825	20.1324	10.1123
	FCM	0.8997	1.3877	24.2949	10.3426
Fop4	EM	0.0873	1.2443	26.1909	12.3500
	FCM	0.0873	1.2443	26.1909	12.3500

Tableau 4.9. Résultat d'évaluation de fusion hybride (séquence).

Après les résultats obtenus nous avons pouvons faire les observations suivantes :

- La fusion hybride donne la meilleure segmentation des images IRM cérébrales en termes de critères : la déviation standard (STD), l'entropie de l'information (IE), le coefficient de corrélation (CC) et la fréquence spatiale (SF).

4.6 Quelques interfaces de l'application

L'interface principale de notre logiciel est présentée par la figure suivant :

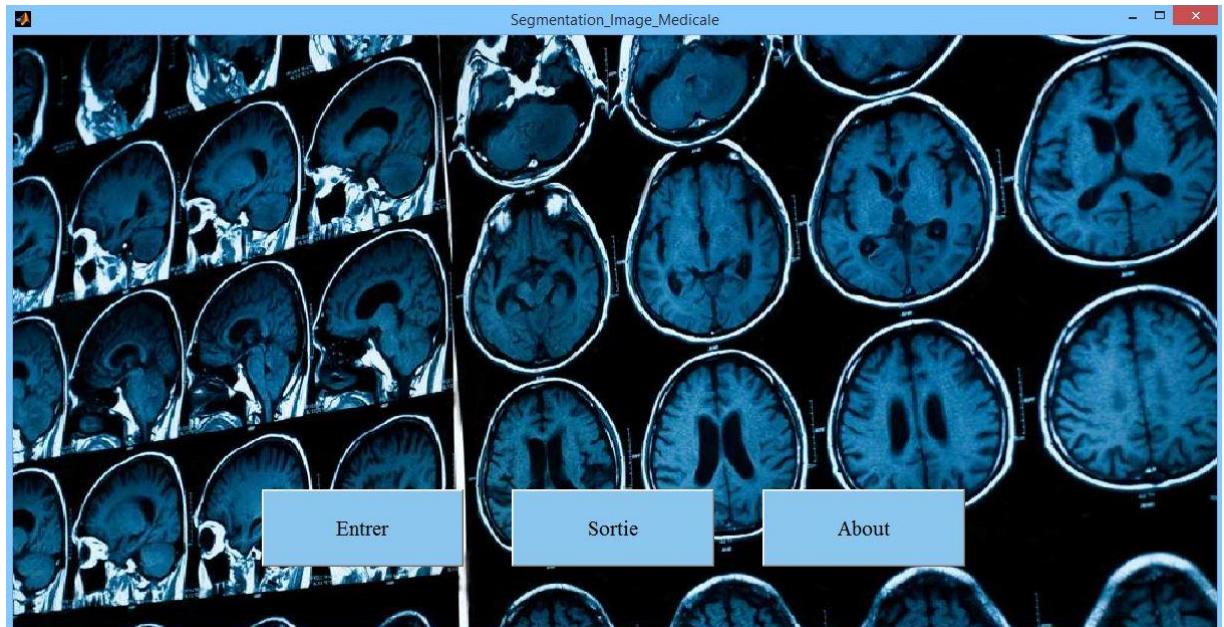


Figure 4.19. L'interface principale.

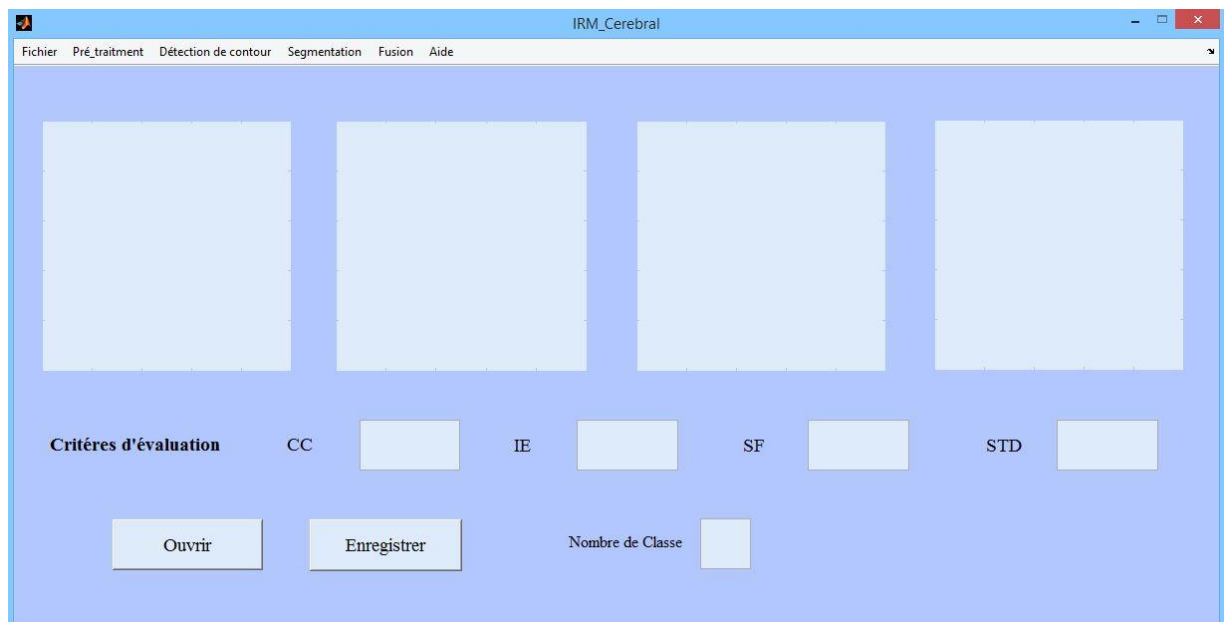


Figure 4.20. Fenêtre d'application.

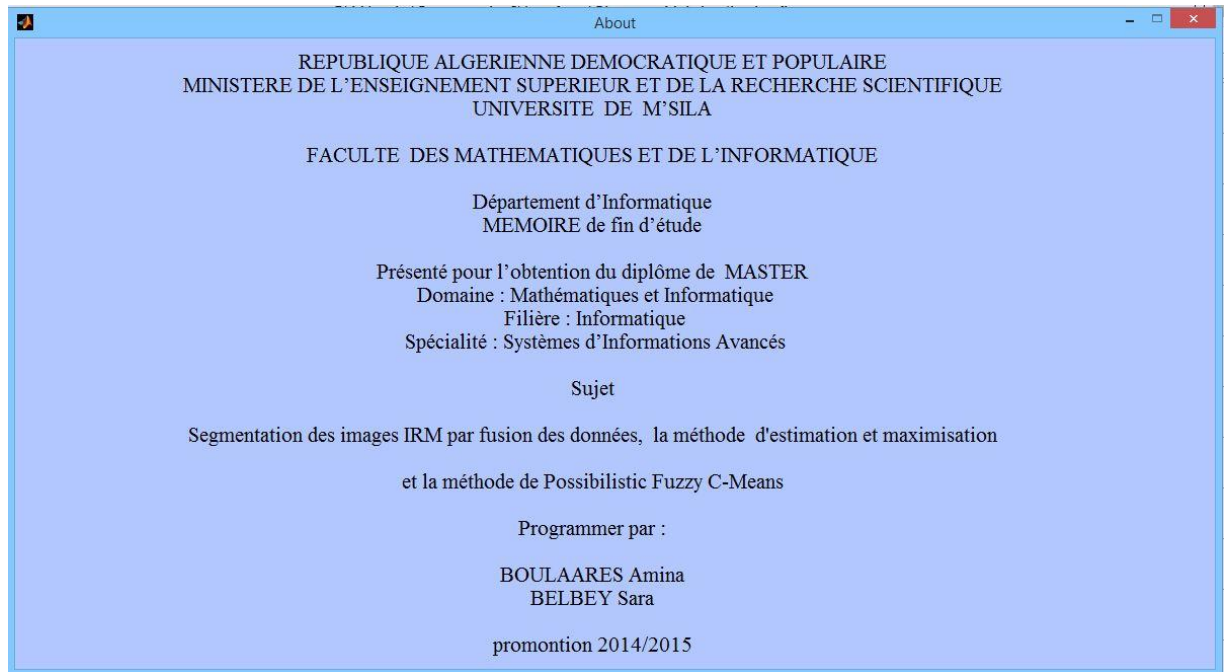


Figure 4.21. Fenêtre About.

4.7 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté une série d'expérimentations pour valider le système de fusion d'information proposés afin de segmenter des images médicales IRM cérébrale en vue d'améliorer la qualité de la segmentation. En premier temps nous avons appliqué notre approche sur un ensemble des images IRM pour la segmentation des tissus sains. En second temps nous avons adopté trois scénarios : la fusion de modalités (T1, T2 et DP), la fusion d'approches (EM, FCM) et la fusion hybride (fusion de modalités et fusion d'approches), utilisant de plusieurs opérateurs de fusion. Puis nous avons présenté les résultats obtenus avec leurs évaluations et interprétation et à la fin quelques interfaces graphiques de notre application ont été fournies.