

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة أبي بكر بلقايد - تلمسان -

Université Aboubakr Belkaïd – Tlemcen –

Faculté de TECHNOLOGIE



THESE

Présentée pour l'obtention du **grade de DOCTORAT 3^{ème} Cycle**

En : (Génie Biomédical)

Spécialité : (Signaux et images en médecine)

Par : (Yahiaoui Amina Fatima Zahra)

Sujet

Détection précoce des accidents vasculaires cérébraux de type ischémiques à partir des images tomodensitométriques

Soutenue publiquement, le 29 /10 /2019 , devant le jury composé de :

Mme LOUDJEDI Kamilia	MCA	Univ. Tlemcen	Présidente
Mr BESSAID Abdelhafid	Professeur	Univ. Tlemcen	Directeur de thèse
Mr BOUNOUA Abdenacer	Professeur	Univ. SBA	Examineur
Mr MESSADI Mohamed	MCA	Univ. Tlemcen	Examineur

Remerciement

Je tiens à remercier toutes les personnes qui ont contribué au succès de cette thèse de doctorat et toute l'équipe pédagogique de l'université d' Abou Bekr Belkaid de Tlemcen.

Je voudrais dans un premier temps remercier, mon directeur de thèse BESSAID Abdelhafid, professeur responsable de l'équipe d'imagerie médicale à l'université d'Abou Bekr Belkaid de Tlemcen, pour sa patience, sa disponibilité et surtout ses judicieux conseils, qui ont contribué à alimenter ma réflexion.

Je tiens à remercier particulièrement Mme LOUDJDI Kamilia, Maitre de Conférence à l'université d'ABOU BEKR BELKAID de Tlemcen de nous honoré de présider le jury.

J'exprime ma gratitude à Mr BOUNOUA Abdenacer., Professeur à l'Université Djillali Liabes Sidi Bel Abbes, pour avoir accepté la lourde tâche d'être examinateurs.

Je désire adresser mes sincères remerciements à M. MESSADI Mahammed, Maitre de Conférences de l'Université de Tlemcen, pour sa collaboration étroite et m'honorée d'être un membre du jury de cette thèse.

Résumé

Le but de cette étude est de mettre au point une nouvelle méthode automatique de détection des lésions ischémiques cérébrales précoces sur des images de tomodensitométrie, en se basant sur la symétrie entre les hémisphères cérébraux. L'Alberta Stroke Program (ASPECTS) a été proposée pour aider les radiologistes à prendre des décisions en matière de traitement thrombolytique. Seuls les patients avec des balayages de base favorables (ASPECTS, 8–10) peuvent bénéficier du traitement de revascularisation endovasculaire. La classification des images en normales et anormales dépend des caractéristiques des côtés gauche et droit du cerveau. Pour une détection précise, nous avons intégré un algorithme d'estimation automatique de la ligne médiane pour le tracer correctement. La méthode proposée comporte cinq étapes: prétraitement, segmentation de 10 régions d'intérêt (ROI), élimination des anciens infarctus et de l'espace du liquide céphalo-rachidien (LCR) et extraction des caractéristiques et la détection des lésions. Les caractéristiques obtenues à partir de dix ROI ont ensuite été utilisées pour sélectionner les régions anormales et calculer le score ASPECTS correspondant. La méthode a été appliquée à 50 patients atteints d'infarctus de l'artère cérébrale moyenne (ACM) qui se sont présentés au centre d'imagerie LA MEKERRA. De bons résultats sont obtenus, notamment pour l'estimation de la ligne médiane comparée à la détection manuelle. La performance de notre méthode est tout à fait satisfaisante avec une sensibilité de 98.8%. Notre approche a le potentiel d'être utilisée en tant que deuxième opinion dans le diagnostic de l'AVC.

Mots clés : Tomodensitométrie, accident vasculaire cérébral, estimation de la ligne médiane, score ASPECT, comparaison bilatérale.

Abstract

The purpose of this study was to develop a novel automatic method for detection area of subtle hypodensity change of ischemia on unenhanced CT images using comparison of brain hemispheres. Alberta Stroke Program Early CT Score (ASPECTS) has been proposed to help radiologists to make decisions regarding thrombolytic treatment. Only patients with favorable baseline scans (ASPECTS, 8–10) benefitted from endovascular revascularization therapy. The classification of the images into normal and abnormal depends on the features of left and right side of brain sides. For an accurately detection, we integrated an automatic Midline estimation algorithm to trace it correctly. The proposed method has five steps: preprocessing, segmentation of 10 Regions of Interest (ROIs), elimination of old infarcts and cerebrospinal fluid (CSF) space and feature extraction and stroke detection. The features obtained from ten ROIs were then used to select the abnormal regions and to compute the corresponding ASPECTS score. The method was applied to 50 patients with infarctions of Middle Cerebral Artery (MCA) who presented to LA MEKERRA imaging center. Good results can be achieved especially for midline estimation comparing with manual detection. The performance of our method is quite satisfactory with Se=98.8% on ROC analysis for ASPECTS score. Our approach has the potential to be used as second opinion in stroke diagnosis.

Keywords: CT scan; stroke detection; midline estimation; ASPECTS score; hemispheres comparison.

ملخص

الهدف من هذه الدراسة هو تطوير طريقة آلية جديدة للكشف عن السكتة الدماغية المبكرة على الصور المقطعية ، بناءً على التماثل بين نصفي الكرة المخية. تم اقتراح برنامج السكتة الدماغية (ASPECTS) لمساعدة أخصائي الأشعة في اتخاذ القرارات المتعلقة بالعلاج بالتخثر. قد يستفيد فقط المرضى الذين يعانون من عمليات الفحص الأساسية المواتية (ASPECTS ، 8-10) من علاج إعادة التوعية داخل الأوعية. يعتمد تصنيف الصور العادية وغير الطبيعية على خصائص الجانبين الأيسر والأيمن من الدماغ. للكشف الدقيق ، قمنا بدمج خوارزمية تقدير تلقائي للخط المتوسط لتتبعه بشكل صحيح. تشتمل الطريقة المقترحة على خمس خطوات: المعالجة ، تجزئة 10 مناطق ذات اهتمام (ROI) ، إزالة السكتة القديمة ومساحة السائل النخاعي (CSF) ، وميزات الاستخراج والكشف عن الأفة. ثم تم استخدام الخصائص التي تم الحصول عليها من عشرة عائدات استثمار لتحديد المناطق غير الطبيعية وحساب درجة ASPECTS المقابلة. تم تطبيق هذه الطريقة على 50 مريضاً يعانون من احتشاء الشريان الدماغى الأوسط (MI) الذي قدم في مركز التصوير LA MEKERRA. يتم الحصول على نتائج جيدة ، خاصة لتقدير الخط المتوسط مقارنةً بالكشف اليدوي. أداء طريقتنا هو مرض تماماً مع حساسية 98.8%. نهجنا لديه القدرة على أن تستخدم كإحدى طرق تشخيص السكتة الدماغية.

الكلمات المفتاحية: التصوير المقطعي ، الحوادث الدماغية ، تقدير خط الوسط ، درجة ASPECT ، المقارنة الثنائية.

Abréviations

AVC : accident vasculaire cérébral

AVCi : accident vasculaire cérébral ischémique

AVCh : accident vasculaire cérébral hémorragique

DSC : débit sanguin cérébral

ACI : artère carotide interne

AV : artère vertébrale

CW : cercle de Willis.

ASPECTS : Alberta CT Stroke Program Early Score

LP: Laplacien pyramidal

ROI: régions d'intérêts

CM : Coupe médiane

LMI : Ligne médiane idéale

LMD : Ligne médiane décalée

Liste des Figures :

Figure 1.1. Les types d'accidents vasculaires cérébraux ainsi que les régions affectées.

Figure 1.2. Zone de pénombre ischémique et « fenêtre d'opportunité thérapeutique ».

Figure 1.3. Taux d'AVC dans le monde entre 1990 et 2010.

Figure 1.4. Scanner cérébrale d'un AVC sylvien droit avec une hypodensité précoce qui se visualise mieux 9 heures après l'apparition des premiers symptômes.

Figure 1.5. Hématome hyper aigu. IRM réalisée deux heures après la survenue d'un déficit de l'hémicorps gauche associé à des céphalées.

Figure 1.6. Signes d'accident vasculaire cérébral. La première image présente une hyperdensité de l'artère cérébrale moyenne gauche (« trop belle sylvienne » MCA) et deuxième montre une hypodensité de lentiforme (L).

Figure 1.7. Les régions ASPECTS (Alberta CT Stroke Program Early Score) sur des images tomographiques non contrastées (NCCT). Ces régions comprennent: caudé (C), ruban insulaire (I), capsule interne (IC), noyau lentiforme (L), M1 = cortex MCA antérieur, M2 = cortex MCA latéral au ruban insulaire et M3 = cortex MCA postérieur, M4 = antérieur, M5 = latéral et M6 = postérieur Territoires MCA supérieurs à M1, M2 et M3 respectivement.

Figure 1.8. Coupe frontale du cerveau avec les différentes structures anatomique.

Figure 1.9. Coupe horizontale du cerveau avec les différentes structures anatomique.

Figure 3.1. Le tube et les détecteurs tournent autour du patient. De multiples mesures d'atténuations sont effectuées selon différents angles de rotation du tube. L'atténuation mesurée par un détecteur dépend de toutes les structures traversées et la valeur de μ est une valeur moyenne.

Figure 3.2. Collimation primaire et secondaire.

Figure 3.3. Principe du détecteur solide.

Figure 3.4. Comparaison du système de détection en scanner mono-coupe et multi-coupes. L'axe Oz est l'axe du patient.

Figure 3.5. Effet de cône.

Figure 3.6. Différents types de détecteurs des scanners multi-coupes.

Figure 3.7. Coupe de 5 mm par combinaison de détecteurs symétriques et asymétriques.

Figure 3.8. Scanner multi-coupe (4 coupes simultanées) pitch de collimation de 1,5 et pitch de détection de 6.

Figure 3.9. Cas de chevauchement : Scanner multi-coupes (4 coupes simultanées pitch de 0,75).

Figure 3.10. Projection des données d'une hélice en scanner hélicoïdal mono-coupe.

Figure 3.11. Algorithme de reconstruction linéaire en scanner mono-coupes et multi-coupes respectivement.

Figure 3.12. Rapport contraste bruit.

Figure 3.13. Facteurs de qualité de l'image en scanner.

Figure 3.14. Facteurs de variation du nombre de photons.

Figure 3.15. Scanner mono-coupe : le nombre de données pour reconstruire une coupe ne dépend pas du pitch.

Figure 3.16. Algorithmes de reconstruction pour : Pitch <1 et Pitch >1.

Figure 3.17. Résultats d'amélioration de contraste. (a) image initiale, (b) histogramme de l'image initiale et (c) l'image après une opération de fenêtrage suivie d'extraction de cerveau.

Figure 3.18. La transformation T.

Figure 3.18. Exemples d'ondelettes : (a) partie réelle d'ondelette de Morlet, (b) dérivée d'une gaussienne et (c) ondelette de Haar.

Figure 3.20. Schéma de l'algorithme à trous pour une décomposition en 2D.

Figure 3.21. Représentation pyramidale d'une coupe TDM.

Figure 3.22. Opérateur REDUCE en dimension 1D : La valeur du point ciblé est égale à la somme des points des autres extrémités multipliée par leurs poids respectifs.

Figure 3.23. Les cinq premiers niveaux d'une pyramide gaussienne d'une image TDM.

Figure 3.24. L'opération EXPAND en dimension 1D.

Figure 3.25. Transformation non-linéaire.

Figure 3.26. Structures anatomiques des différents niveaux.

Figure 3.27. Variation du volume crânien à travers les coupes.

Figure 3.28. Exemple d'une coupe médiane dont tous les critères sont présents.

Figure 3.29. Clauche gaussienne.

Figure 4.1. Tracé de la ligne médiane sur des images axiales cérébrales dans les deux cas : (a) ligne médiale idéale ; (b) ligne médiane décalée.

Figure 4.2. Les différents rectangles choisis pour l'identification des points de contrôle.

Figure 4.3. Résultats d'application des opérateurs de détection de contours Sobel et Canny sur le falce inférieur.

Figure 4.4. Détection de point de contrôle P1 : a : image originale, b : rectangle reg_1 contenant le falce cérébral supérieur et c : résultat de l'application de l'opérateur Canny dans reg_1.

Figure 4.5 Exemple d'une courbe de Bézier cubique : la courbe comprise entre les points P_0 et $P_{3,1}$ est la courbe de Bézier cubique définie par les points de contrôle $P_0, P_{1,1}, P_{2,1}, P_{3,1}$. De même, la courbe comprise entre les points $P_{3,1}$ et P_3 est la courbe de Bézier cubique définie par les points de contrôle $P_{3,1}, P_{2,2}, P_{1,3}, P_3$.

Figure 6.6. Résultat de l'estimation de la ligne médiane -a- idéale et -b- décalée.

Figure 4.7. Comparaison des résultats du tracé de la ligne médiane obtenus en utilisant notre procédure et la littérature.

Figure 4.8. Détection de la ligne de symétrie dans le cas des TBI (traumatic brain injury).

Figure 14.1. Résultat d'extraction du cerveau sur une image scanner cérébrale pathologique.

Figure 5.2. Résultats de l'extraction du cerveau sur : image IRM et image TDM.

Figure 5.3. Procédure de segmentation des ROI.

Figure 6.1. Résultat d'amélioration de contraste: -a- image initiale améliorée par l'opération de fenêtrage, masque cérébral, image rehaussé par LP.

Figure 6.2. Résultats de fenêtrage (Windowing). De gauche à droite : image originale ; image améliorée avec des paramètres standards (C=60, W=80) ; image améliorée avec (C=40, W=20) ; image améliorée avec des paramètres calculés automatiquement par notre système.

Figure 6.3. Résultats d'amélioration de contraste par le biais des opérations classique : a- image originale, b-image améliorée par expansion de la dynamique et c- image améliorée égalisation d'histogramme.

Figure 6.4. Résultats d'amélioration de contraste par le biais des ondelettes et le LP : a- image originale, b-image améliorée par les ondelettes et c- image améliorée par notre méthode.

Figure 6.5. Résultats d'application des différentes approches d'amélioration de contraste sur une image tomодensitométrique cérébrale dense. -a- image originale ; image rehaussée en utilisant une -b- égalisation d'histogramme, -c- transformée en ondelette et -d- approche de LP proposée.

Figure 6.6. Résultats d'application du filtre médian sur une image Tomодensitométrique pathologique : -a- image originale ; -b- image filtrée (masque 3×3) ; -c- image filtrée (masque 5×5) ; -d- image filtrée (masque 7×7).

Figure 6.7. Résultat final de la détection des lésions ischémiques obtenu par notre système de détection.

Figure 6.8. Comparaison des caractéristiques extraites des hémisphères cérébraux.

Figure 6.9. Cas d'échec : présence d'une lésion hémorragique.

Figure 6.10 Courbe ROC ((Receiver Operating Characteristics) de la détection automatique.

Liste des tableaux :

Tableau 6.1. Répartition de la population dans notre base de données.

Tableau 6.2. Performance des experts dans la détection des AVC.

Tableau 6.3. Evaluation des méthodes d'amélioration de contraste.

Tableau 6.4. PSNR pour évaluer les différentes méthodes d'amélioration de contraste des images cérébrales.

Tableau 6.5. EQM évaluée sur des images tomodensitométriques pour les différentes approches de filtrage.

Tableau 6.6. E évaluée sur des images tomodensitométriques pour les différentes approches de filtrage.

Tableau 6.7. PSNR (db) évalué sur des images tomodensitométriques pour les différentes approches de filtrage.

Tableau 6.2. Réponse thérapeutique de notre système.

Tableau 6.3. Evaluation des résultats : Sur des sujets sains ou malade le test peut être positif ou négatif.

Tableau 6.4. Critères de comparaison utilisés dans notre étude.

Table des matières:

Remerciements

Résumé

Abstract

Abréviation

Liste des Figures

Liste des Tableaux

Introduction générale

Chapitre 1. Contexte Médical

- 1.1. Introduction
- 1.2. Physiopathologie de l'ischémie
- 1.3. Territoires vasculaires cérébraux
- 1.4. Taux d'incidence et conséquences de l'AVC dans le monde
- 1.5. Taux d'incidence et conséquences de l'AVC dans l'Algérie
- 1.6. Modalités d'imagerie pour le diagnostic
 - 1.6.1. Scanner cérébral
 - 1.6.2 Imagerie par résonnance magnétique
- 1.7. Classification et fréquences des différents types d'AVC
- 1.8. Traitement
- 1.9. Causes et facteurs de risques des AVC
- 1.10. Signes précoces des AVC
- 1.11. Score ASPECTS

Chapitre 2. Etat de l'Art

- 2.1. Introduction
- 2.2. Approche de segmentation
 - 2.2.1. Définition
 - 2.2.2. Approche classique
 - 2.2.3. Logique floue, ensembles, statistiques

- 2.2.4. Modèles déformables.
- 2.3. Détections des AVC hémorragiques
- 2.4. Détection des AVC ischémiques
- 2.5. Conclusion

Chapitre 3. Prétraitement des images Tomodensitométriques

- 3.1. Introduction
- 3.2. Introduction rapide à la TDM
 - 3.2.1. Chaîne radiologique.
 - a. Générateur X
 - b. Tube
 - c. Filtrage et collimation
 - d. Système de détection
 - 3.2.2. Scanner nono-coupe et multi-coupe
 - 3.2.3. Paramètres d'acquisition
 - a. collimation primaire
 - b. kV, mA et temps de rotation
 - c. pitch
 - 3.2.4. Paramètres de reconstruction
 - a. Matrice de reconstruction
 - b. Filtre de reconstruction
 - c. Algorithme d'interpolation
 - 3.2.5. Qualité de l'image et irradiation
 - a. Résolution en contraste
 - b. Résolution spatiale
 - c. Résolution temporelle
 - 3.2.6. Artéfacts
- 3.3. Présentation de la chaîne de prétraitement
- 3.4 Amélioration de contraste
- 3.5. Sélection de la coupe médiane (CM)

- 3.6. Opération de filtrage
 - a. domaine spatial/fréquentiel
 - b. Filtre passe bas, lissage
 - c. Filtre passe-haut, passe bande
 - d. choix du filtre
- 3.7. Conclusion.

Chapitre 4. Tracé de la ligne de symétrie

- 4.1. Introduction
- 4.2. Prétraitement
 - 4.2.1. Amélioration du contraste
 - 4.2.2. Sélection de la coupe médiane (CM)
 - 4.2.3. Opération de filtrage
- 4.3. Tracé de la ligne de symétrie
 - 4.3.1. Algorithme d'estimation de la ligne médiane déformée
 - a. Identification des marqueurs P1 et P2
 - b. Identification des marqueurs P3 et P4
 - 4.3.2. Génération de la ligne médiane
- 4.4. Conclusion

Chapitre 5. Détection Automatique des lésions ischémiques

- 5.1. Introduction
- 5.2. Extraction du cerveau
- 5.3. Segmentation des ROIs
 - 5.3.1. Segmentation de C, I, IC et L
 - 5.3.2. Segmentation de M1-M6
- 5.4. Suppression du LCR et anciens infarctus
- 5.5. Extraction des caractéristiques
- 5.6. Détection des lésions et calcul du score ASPECTS.
- 5.7. Conclusion

Chapitre 6. Résultats et discussion

6.1. Introduction

6.2. Résultats expérimentaux

6.2.1. Prétraitement

6.2.2. Tracé de la ligne de symétrie

6.3. Détection des lésions ischémiques

6.4. Evaluation des résultats

6.5. Evaluation quantitative

6.6. Conclusion

Conclusion Générale.

Introduction Générale.

Les accidents vasculaires cérébraux (AVC) constituent un problème majeur de santé publique compte-tenu de leur fréquence et de leur impact sur la santé. Leur morbi-mortalité est lourde, ils représentent la troisième cause de mortalité et la première cause d'handicap dans le monde. Selon l'Organisation mondiale de la santé (OMS) 15 millions de personnes souffrent d'un AVC, dont 5 millions meurent et 5 autres sont handicapés à vie. L'émergence de diverses technologies d'imagerie médicale telles que la tomographie par émission de positrons (TEP), etc. ont contribué de manière positive à la visualisation et au diagnostic de diverses complications du cerveau. Ces modalités ont également largement contribué à ouvrir de nouvelles voies de recherche pour améliorer l'efficacité des radiologistes grâce à l'analyse automatique des images médicales.

L'accident vasculaire cérébral est caractérisé par une perturbation de la circulation sanguine dans le cerveau, entraînant un accident vasculaire cérébral ischémique ou hémorragique. L'hémorragie se produit lors de l'éclatement d'un vaisseau sanguin dans le cerveau, tandis que l'AVC ischémique est le résultat d'un blocage dans le vaisseau sanguin qui inhibe l'apport sanguin au cerveau. Bien que tous deux étant de nature fatale, un nombre suffisant de patients atteints d'hémorragie peuvent obtenir un rétablissement complet, alors que les chances de rétablissement complet sont considérablement moindres en cas d'accident ischémique cérébral.

En fait, le rétablissement d'un AVC ischémique dépend du moment du traitement, qui ne peut être effectué que dans les premières heures (0 à 4 heures) après le début des symptômes. La règle d'or de l'AVC ischémique est «Time is brain»: chaque seconde compte. De plus, Les tissus cérébraux affectés par des lésions sont irréversibles, i.e , ne peuvent pas reprendre leur fonction d'origine. Comparé au vieillissement cérébral normal, chaque heure d'accident vasculaire cérébral non traité fait vieillir le cerveau d'environ 3,6 ans [36]. Cela rend la détection précoce des accidents vasculaires cérébraux hémorragiques et ischémiques très importante.

L'imagerie cérébrale joue un rôle très important dans la prise en charge des patients souffrant d'une attaque cérébrale. Le scanner cérébral est l'examen clé devant toute suspicion d'un AVC dans les étapes initiales. Il permet de confirmer le diagnostic d'AVC ischémique et d'éliminer les autres étiologies, en particulier une cause hémorragique. Bien que l'IRM soit d'une sensibilité excellente permettant de dépister des anomalies aux stades très précoces de l'AVC, son utilisation reste encore limitée dans le diagnostic et la surveillance des AVC en raison de son coût élevé et sa non disponibilité.

L'identification précoce des changements ischémiques dans la TDM sans injection de produit de contraste reste un défi et dépend de l'expérience des radiologues. La détection automatique de l'infarctus ischémique est généralement basée sur l'identification d'un ou de plusieurs signes spécifiques. Une hypodensité parenchymateuse est définie comme un indicateur précoce d'une lésion ischémique récente. Un score ASPECTS (Alberta Stroke Program Early CT Score) de 10 points permettant d'évaluer les AVC ischémiques dans le territoire de l'artère cérébrale moyenne (ACM) sur une TDM. Le score ASPECTS est déterminé à partir de l'évaluation de deux coupes de scanner axiales consécutives, qui impliquent le niveau ganglionnaire et le niveau supra-ganglionnaire.

De nombreuses opérations relevant de l'analyse d'image et auparavant effectuées manuellement peuvent aujourd'hui être résolues automatiquement par des systèmes d'intelligence artificielle dans différents domaines. Citons par exemple la télédétection, les systèmes de reconnaissances des formes ou encore les applications en imagerie médicale, qui correspond au cadre de notre thèse.

Le traitement d'images médicales occupe aujourd'hui une place majeure dans le diagnostic clinique des pathologies et présente un intérêt important dans la restauration d'images, la vision tridimensionnelle ou encore l'aide au diagnostic. Les caractéristiques pathologiques extraites à partir des images médicales sont généralement utilisées comme indicateurs importants pour la prévision des résultats. Le travail que nous présentons ici est le résultat de recherches menées pour la mise au point d'un système performant de détection automatique des hypodensités des lésions ischémiques sur des images tomодensitométriques ayant pour but d'aider les radiologues et les spécialistes sans prétendre les remplacer.

La caractéristique remarquable des images d'un cerveau normal est la symétrie. Notre méthode est basée sur l'approche utilisée par les médecins dans la détection des anomalies

ischémiques en examinant la différence entre les hémisphères (gauche et droit) du cerveau. Ainsi, la classification des images en normales et anormales dépend des caractéristiques extraites à partir des deux hémisphères.

La détection précoce des AVC est un sujet récent et a fait couler beaucoup d'encre dans le monde. En revanche, traité un tel sujet dans notre pays est un défi à cause de l'absence de la culture du danger que provoque un AVC et l'immense importance du diagnostic précoce dans une telle situation car une fois on dépasse un délai de 4 heures aucun traitement n'est fiable et le patient souffrira de grave séquelles. D'après nos connaissances, c'est un sujet *non-traité* auparavant dans les laboratoires et les centres de recherches algériens, chose qui a ajouté un peu de difficulté à notre étude. En plus de cette cause, nous avons rencontré plusieurs problèmes au cours de ces années de recherche, citons à titre d'exemple :

- La Non-disponibilité d'une base de donnée « free » ;
- La qualité médiocre des images scanner et le faible contraste entre les lésions ischémiques et les tissus sains ;
- La difficulté d'identification des premiers signes d'ischémie sur une TDM donnant l'impression d'avoir une image d'un cas normal ;
- Le délai exigé de détection.

La stratégie que nous proposons explore le problème de la détection des lésions ischémiques en trois axes principaux :

- La première piste vise à déterminer les meilleurs outils de prétraitement possibles pour une segmentation performante. Vue la subtilité des premiers signes de l'ischémie, la différence perceptuelle entre le tissu affecté par l'AVC et les tissus sains est améliorée en utilisant des méthodes de rehaussement de contraste adopté aux changements ischémiques tout en conservant un maximum d'informations. La recherche des lésions ischémiques est limitée dans deux coupes bien définies. Nous proposons un algorithme complètement automatique dédié à la sélection des coupes médianes pour la double raison : la détection des hypodensités ischémiques et le calcul du score ASPECTS. Enfin une opération de filtrage pour éliminer les artéfacts d'acquisition.
- L'algorithme de détection automatique est basé sur la symétrie contre-latérale de la distribution tissulaire cérébrale pour pouvoir distinguer les tissus affectés des tissus

normaux. La deuxième contribution de cette thèse est l'extraction de la ligne médiane qui sépare les deux hémisphères. Pour automatiser l'ensemble du processus de détection, il est impératif d'automatiser la détection de la ligne médiane, qui sert de ligne de référence. La détection automatique est difficile car la ligne médiane n'est pas une caractéristique anatomique visible qui peut être segmentée à l'aide des algorithmes classiques de segmentation d'images. Nous proposons un algorithme permettant la détection de la ligne médiane du cerveau dans les deux cas possibles : ligne médiane idéale (LMI) dans le cas normal et ligne médiane décalée (LMD) dans le cas d'anomalie. Cet algorithme a la particularité d'être fiable à extraire la ligne médiane (Idéale ou Déformée) sur différents types d'images cérébrales (TDM, IRM ...). Par la suite, une étape d'extraction du cerveau est effectuée. Une opération d'alignement des images est proposée pour unifier l'orientation à fin de simplifier l'opération de segmentation.

- La dernière piste est de développer un algorithme automatique de bout en bout pour extraire les lésions ischémiques dans des régions d'intérêt (ROI) bien définies et le calcul du score ASPECTS. Sur dix ROI segmentées à partir de deux coupes, sélectionnées précédemment, une phase d'extraction de caractéristiques est effectuée a fin d'identifier les foyers hypodence caractérisant de l'ischémie. Cette étape est précédée d'une élimination du liquide céphalorachidien (LCR) et les anciens infarctus pour minimiser les faux positifs.

Une décision thérapeutique indiquant que le cas courant peut bénéficier d'un traitement thérapeutique à base de rt-Pa (anticoagulant) en se basant sur le score utilisé par les spécialistes qui sera également calculé d'une façon automatique.

En plus de l'introduction générale, le présent manuscrit est organisé autour de quatre chapitres :

Le chapitre 1 : Contexte Médical

Ce chapitre jettera plus de lumière sur la nature du cerveau, les accidents vasculaires cérébraux et les diverses modalités utilisées pour imager le cerveau. Ceci sera suivi d'un résumé de la contribution de la thèse et de la structure du reste de la thèse.

Le chapitre 2 : Etat de l'Art

Le deuxième chapitre présente un résumé des travaux de recherche effectués jusqu'à présent. L'analyse de la littérature est organisée de la manière suivante : nous discutons les problèmes liés aussi bien aux hémorragies qu'à la détection des accidents vasculaires tout en apportant une attention particulière aux méthodes développées pour l'amélioration du contraste des l'infarctus cérébral.

Le chapitre 3 : Segmentation des lésions ischémiques sur des images TDM.

Le troisième chapitre détaille l'approche automatique complète que nous proposons pour la détection et l'identification des accidents vasculaires cérébraux ischémiques à partir des images tomodensitométriques. Notre méthode permet à la fois de détecter une zone ischémique et de calculer le score ASPECTS correspondant pour initier le traitement approprié le plus tôt possible.

Le chapitre 4 : Résultats et discussion

Le dernier chapitre est consacré à l'étude expérimentale. Les résultats obtenus en appliquant les différents algorithmes, décrits dans le chapitre précédents, sont présentés et discutés dans ce chapitre. Afin de juger la qualité de notre travail, nous proposons une évaluation quantitative des résultats de chaque traitement séparément. La détection automatique des lésions ischémiques obtenues en appliquant notre procédure est comparée avec celle de deux experts expérimentés.

Conclusion et perspectives

Nous clôturons cette thèse par une conclusion générale du travail que nous proposons et les futures recherches dans le domaine pour améliorer encore l'aspect étudié.

Chapitre 1

Contexte Médical.

1.1. Introduction :

Les accidents vasculaires cérébraux (AVC) constituent un problème majeur de santé publique compte-tenu de leur fréquence et de leur impact sur la santé. Leur morbi-mortalité est lourde, ils représentent la troisième cause de mortalité et la première cause d'handicap dans le monde. 10 à 20 % des patients sont décédés à 1 mois, 20 % restent institutionnalisés et la moitié des autres ont des séquelles physiques relationnelles importantes (Valmi, 2007 ; Aid).

Un accident vasculaire cérébral (AVC) est un déficit neurologique d'installation soudaine ou rapide correspondant à une atteinte focale du cerveau par un mécanisme vasculaire. C'est un processus dynamique qui implique à la fois une atteinte du parenchyme cérébral et une lésion vasculaire. Ils sont d'origine ischémique (80 %) ou hémorragique (20 %). Les AVCi sont le fait de l'occlusion temporaire ou permanente d'une artère à destination encéphalique extra ou intracrânienne, et plus rarement d'une thrombose veineuse cérébrale, les seconds AVCh sont le fait de la rupture d'une artère anormale ou d'une artériole dans le parenchyme cérébral.

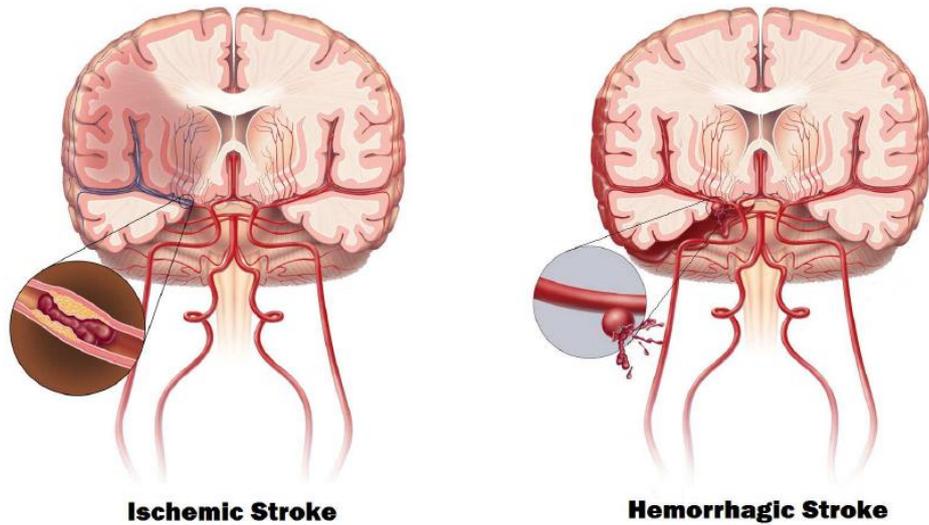


Figure 1.1. Les types d'accidents vasculaires cérébraux ainsi que les régions affectées.

La réduction de la morbi-mortalité des AVC démontrée par leur prise en charge précoce. Le pronostic dépend autant du mécanisme, du site lésionnel que du traitement utile et possible à mettre en route. Ainsi 30 % des AVC à évolution sévère ont présenté un ou des accidents régressifs dans la semaine précédant la survenue de cet AVC.

Dans cette partie, nous passerons en revue les caractéristiques épidémiologiques de l'AVC dans le monde et en Algérie. Nous verrons, en brefs rappels, l'anatomie, la physiologie, les manifestations cliniques de l'AVC et les méthodes de diagnostic. Nous donnerons les différentes classifications actuelles de l'AVC, les causes et les facteurs de risque. Nous exposerons les différentes méthodes de diagnostic des AVC en justifiant le choix de notre modalité d'imagerie et enfin, nous décrirons les normes internationales utilisés pour le diagnostic précoce des AVCi.

1.2. Physiopathologie de l'ischémie :

Le cerveau humain est chargé de contrôler et de réguler les fonctions du corps. Bien qu'il ne représente que 2% de notre poids corporel total, il consomme plus de 20% des apports en oxygène. Un AVC ischémique implique une insuffisance du débit circulatoire dans le système artériel du cerveau en raison d'une thrombose ou d'une embolie dans les artères menant au cerveau ou à l'intérieur de celui-ci entraînant un manque en oxygène et de glucose délivré pour soutenir l'homéostasie¹ cellulaire.

Cet effet suscite des processus multiples qui conduisent à la mort cellulaire: excitotoxicité, acidotoxicité et déséquilibre ionique, stress, inflammation et dépolarisation

¹ Homéostasie est l'équilibre dynamique qui maintient la vie des êtres vivants.

péri-infarctus. Le cœur de l'ischémie est le siège d'une nécrose, où le débit sanguin cérébral (DSC) est le plus sévèrement restreint ($[DSC] < 15 \text{ ml} / 100 \text{ g} / \text{min}$), les mitochondries sont complètement dysfonctionnelles dans la production d'adénosine triphosphate (ATP) garantissant la mort cellulaire en quelques minutes. La périphérie de la zone ischémique - *la pénombre ischémique* - est le siège de l'apoptose, un processus de mort cellulaire programmé au niveau nucléaire, où le débit sanguin collatéral ($[DSC] 15\text{-}20 \text{ ml} / 100 \text{ g} / \text{min}$) peut amortir les effets complets de l'AVC pendant des heures, la mort survient moins rapidement via des mécanismes de mort cellulaire active (Fanny Pichard, 2013). On parle alors de pénombre ischémique, plus précisément le « tissu à risque ». Ce tissu peut encore réagir à une reperfusion ou à une intervention thérapeutique. L'IRM, par l'imagerie de perfusion, peut déterminer de façon relative l'étendue de la zone à risque et le degré de l'ischémie. La figure 1.2. illustre la zone de pénombre dans le cerveau atteint d'une ischémie.

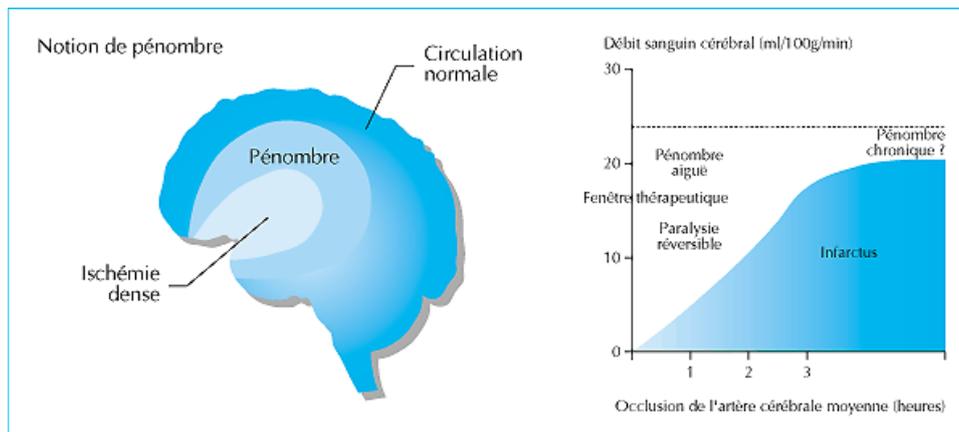


Figure 1.2. Zone de pénombre ischémique et « fenêtre d'opportunité thérapeutique ». [fig1]

La pénombre ischémique est une zone résultante entre d'une part la diminution du débit et d'autre part le seuil de décompensation électrique et décompensation membranaire ; c'est une zone non fonctionnelle donc symptomatique mais encore viable. Ces phénomènes sont dynamiques et changeants dans une fenêtre thérapeutique : le fameux « *TIME IS BRAIN* », il existe alors cette zone de mismatch diffusion/perfusion ou radio-clinique (Saver, 2006).

1.3. Territoires vasculaires cérébraux

La circulation cérébrale est assurée par deux systèmes vasculaires : circulation antérieure et circulation postérieure alimentée respectivement par l'artère carotide interne (ACI) et l'artère vertébrale (AV). L'artère carotide interne est liée au système vertébrobasilaire par le cercle de Willis (CW). Les territoires infarctés dépendent (entre autres) de la localisation de l'obstruction dans le système artériel. (<https://www.info-radiologie.ch>).

L'artère communicante antérieure relie les deux artères cérébrales antérieures. L'artère communicante postérieure (AcomP) relie la carotide interne à l'artère cérébrale postérieure (ACP). (Yves MATILLON, 2002) L'artère cérébrale antérieure (ACA) et l'artère cérébrale moyenne (ACM) sont les branches terminales de l'ACI.

1.4. Taux d'incidence et conséquences de l'AVC dans le monde

Les AVC constituent un problème majeur de santé publique et représentent 10 % De l'ensemble des décès (LopezEt al.,2006). Leur coût socio-économique représente 2 à 4% du coût global des soins dans les pays industrialisés. L'American Heart Association a estimé le coût de l'AVC en 2004 aux Etats-Unis à 53,6 milliards d'USD. En Angleterre par exemple leur coût est estimé à 7 milliards de livres chaque année. En effet, cette maladie est à l'origine de séquelles fonctionnelles importantes, physiques et intellectuelles, aux conséquences familiales et professionnelles souvent graves (EL Machkour, 2011).

Aux états-unis, les AVCs constituent la troisième cause de mortalité après les maladies cardiaques et le cancer. En moyenne, toutes les quatre minutes une personne décède suite à un AVC. En 2006, le taux de décès était estimé à 43.6 pour 100 mille personnes. Une différence de taux de décès était observée chez les deux races : une estimation de 41.7 pour 100 000 personnes pour les hommes de races blanches contre 67.1 chez les hommes de race noire. Une telle différence était observée chez l'autre sexe des deux races : 41.1 pour 100 000 chez les blanches contre 57 pour 100 000 chez les noires.(cossi-marie,2004)

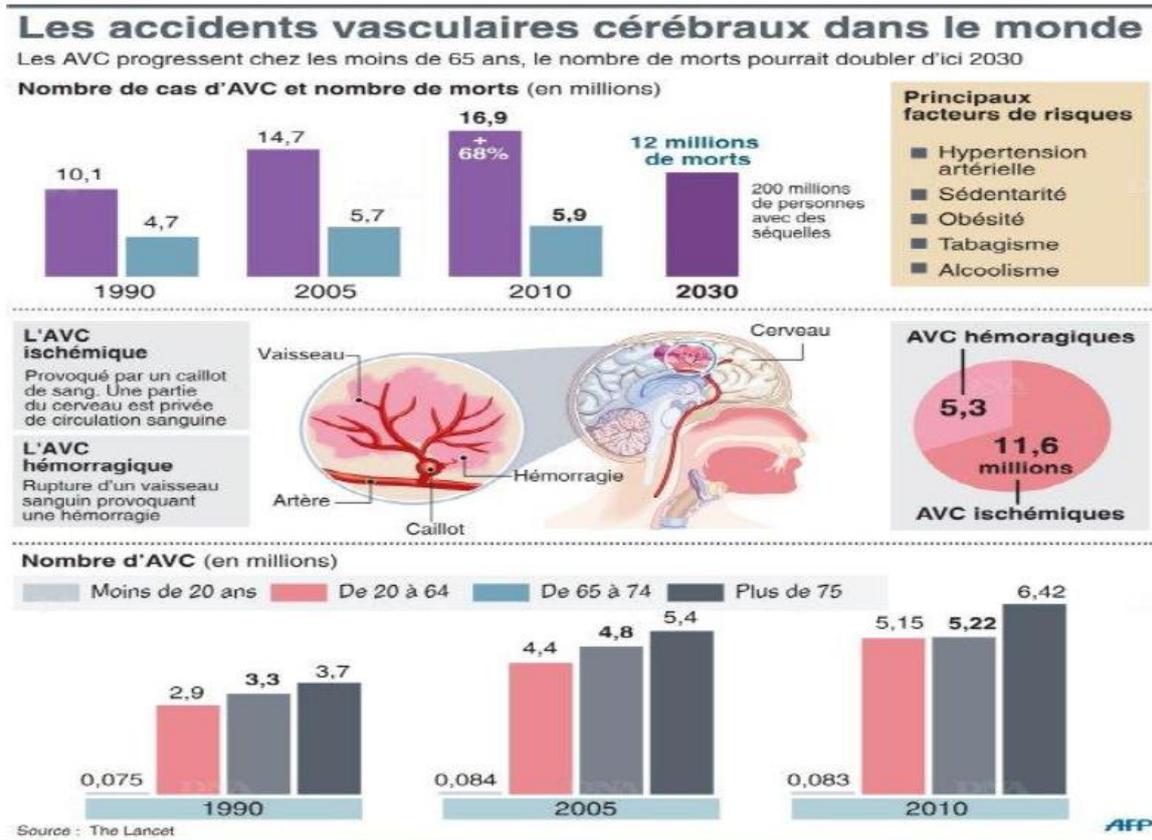


Figure 1.3. Taux d'AVC dans le monde entre 1990 et 2010.

En Europe, le chiffre de 1,1 millions de nouveaux cas a été estimé pendant l'année 2000 et l'OMS (l'Organisation Mondiale de la Santé,) s'attend à voir ce chiffre augmenter en 2025 à 1,5 millions par an.

La prévalence (nombre total de cas par unité de population à un instant donné) varie de 4 à 8 pour 1 000 habitants dans les pays industrialisés, avec un pic à 20 pour 1000 au Japon. La prévalence de l'AVC augmente comme l'incidence, exponentiellement avec l'âge jusqu'à 89 ans: elle est de 48,4 pour 1000 dans la tranche d'âge 65-84 ans et atteint 70,6 pour 1000 après 75 ans. Au-delà de 89 ans, elle diminue chez les hommes et se stabilise chez les femmes. Environ 75% des patients ayant eu un AVC ont plus de 65 ans.

Chaque année, environ 150 000 nouveaux AVC surviennent en France (incidence : nombre de nouveaux cas/an), dont environ un quart touche des patients ayant un antécédent d'AVC. C'est la deuxième cause de décès chez la femme et la troisième chez l'homme dont 10 à 15% décèdent durant le premier mois et 75% survivent avec des séquelles. Comme montre la figure 3, il y a une augmentation non négligeable du nombre d'AVC durant ces 20 dernières années.

1.5. Taux d'incidence et conséquences de l'AVC en Algérie

En 2015, une étude épidémiologique a démontré que Près de 60.000 cas d'accidents vasculaires cérébraux (AVC) sont annuellement enregistrés en Algérie.

Selon le Pr. Hacene Zoubiri, spécialiste en neurologie au centre hospitalo-universitaire de la wilaya de Sétif, L'AVC est "aussi ravageur que les accidents de la circulation", causant en moyenne 20.000 décès chaque année.

La pathologie étant devenue la deuxième cause de mortalité dans le pays. Elle touche 150 cas sur 100.000 habitants, et en hausse considérable ces dernières années.

Au CHU de Tizi Ouzou, un système de surveillance de l'AVC en milieu hospitalier, a été mis en place au niveau des urgences de médecine du CHU depuis l'année 2000. Il est basé sur la collecte des données concernant les cas admis dans ce service. Ce travail a permis d'analyser des caractéristiques des cas d'AVC et la prévalence de certains facteurs de risque et également d'établir que le nombre d'hospitalisations se situait entre 90 et 100 par année.

L'analyse de la mortalité hospitalière enregistrée au CHU de Tizi Ouzou de 2001 à 2007 a montré que les maladies cardiovasculaires représentaient 24.6 % de l'ensemble des causes de décès et que l'AVC était responsable de 32.1 % des décès dans le groupe des maladies cardiovasculaires (Tibiche, 200).

En Algérie, les données de population concernant les AVC sont très insuffisantes, bien que le constat clinique de la fréquence et de la difficulté de prise en charge de cette maladie ait été fait. Les registres de morbidité concernant l'AVC ne sont pas encore établis en Algérie, contrairement à d'autres maladies telles que les cancers.

1.6. Modalités d'imagerie pour le diagnostic des AVC

L'AVC est l'urgence neurologique la plus fréquente. Le pronostic immédiat dépend en partie de la rapidité d'une prise en charge appropriée. Un élément clé de cette prise en charge est l'arrivée le plus vite possible du patient dans une structure spécialisée et l'accès direct à l'imagerie cérébrale et par la suite la réalisation des prises en charge diagnostique et thérapeutique appropriées. L'imagerie cérébrale est seule capable de distinguer les deux types d'AVC.

1.6.1.Scanner cérébral

Le scanner cérébral est l'examen clé devant toute suspicion d'un AVC dans les étapes initiales. Il permet de confirmer le diagnostic d'AVC ischémique, de préciser sa localisation, et d'éliminer les autres étiologies, en particulier une cause hémorragique. Des changements dans le balayage peuvent refléter les régions de l'œdème cytotoxique qui se traduit par une ischémie. Les changements, généralement, sont indiqués par une modification en contraste dans la jonction qui sépare la matière grise de la matière blanche dans le balayage. Il doit être fait en urgence et sans injection de produit de contraste.

L'identification précoce des changements ischémiques subtils dans la tomodensitométrie (TDM) sans contraste est un défi et dépend de l'expérience des radiologues. Il peut être normal durant les 48 premières heures.

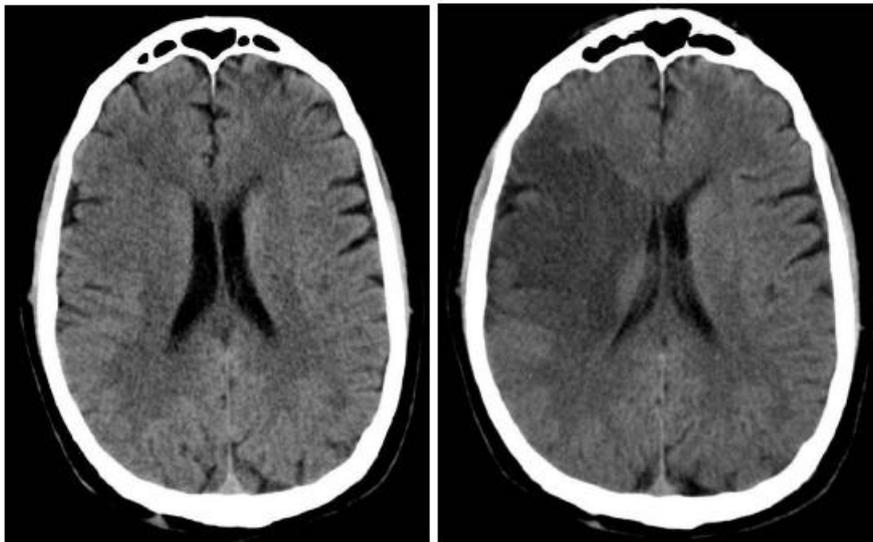


Figure 1.4. Scanner cérébrale d'un AVC sylvien droit avec une hypodensité précoce qui se visualise mieux 9 heures après l'apparition des premiers symptômes. (med generale)

Dans les 6 premières heures suivant le début des symptômes, le scanner échoue à capturer les changements ischémiques précoces dans la plupart des cas. Ainsi, dans un contexte d'urgence, CT est principalement utilisé pour exclure toute hémorragie intracérébrale. L'utilisation de l'angiographie CT et perfusion CT aide l'analyse de l'AVC sur un scanner, cependant, au prix d'un produit de contraste supplémentaire et d'une exposition au rayonnement.

1.6.2. Imagerie par résonance magnétique

Les séquences « conventionnelles » pondérées T2 sont plus sensibles que le scanner à la phase aiguë d'un accident ischémique artériel puisque 80 % des patients ont une IRM anormale alors que seulement 60 % ont un scanner anormal dans les 24 premières heures.

Grâce à la suppression de l'hypersignal du liquide cébrospinal, la séquence FLAIR, est aujourd'hui la séquence de référence en pathologie ischémique aiguë. Les séquences pondérées T2, dont fait partie la séquence FLAIR, sont très sensibles pour détecter l'augmentation du contenu en eau des tissus et permettent la mise en évidence de l'œdème intracellulaire, ou œdème cytotoxique, qui va se traduire par un hypersignal. En séquence FLAIR, les hypersignaux corticaux peuvent être visibles bien avant la 8e heure. La séquence pondérée T1 est beaucoup moins sensible au stade précoce que la séquence FLAIR. L'injection de gadolinium n'est pas nécessaire au stade aigu, sauf s'il existe un doute avec une lésion non ischémique, ou si l'on effectue une IRM de perfusion (AIDI. S).

Bien qu'elle soit d'une sensibilité excellente permettant de dépister des anomalies aux stades très précoces de l'AIC (dans la première heure suivant les symptômes), son utilisation reste encore limitée dans le diagnostic et la surveillance des AIC en raison de son coût élevé et son non disponibilité.

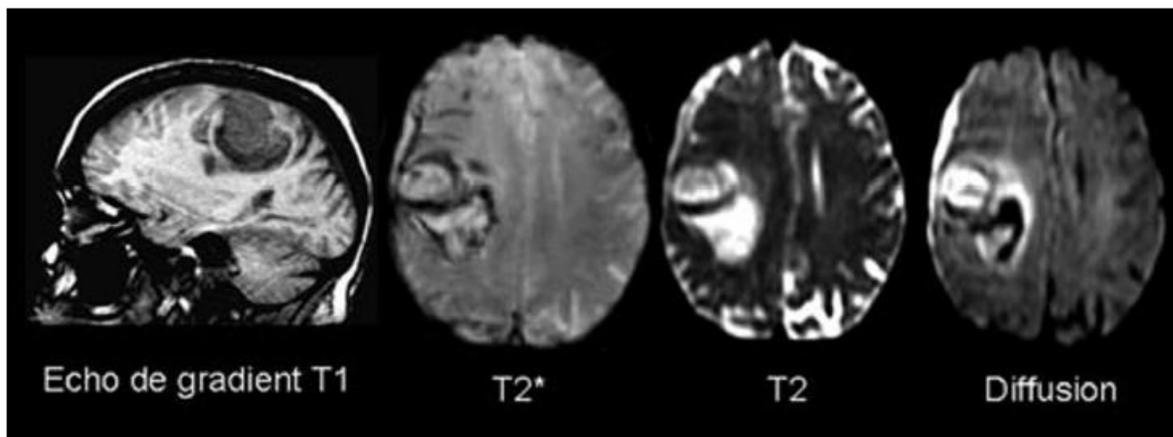


Figure 1.5. Hématome hyper aigu. IRM réalisée deux heures après la survenue d'un déficit de l'hémicorps gauche associé à des céphalées.

Dans la figure 1.5, et sur l'ensemble des séquences, la lésion est hétérogène avec présence d'hyposignaux signant la présence de désoxyhémoglobine. L'hypersignal franc observé en séquence T2 n'est pas compatible avec le diagnostic d'ischémie artérielle au stade hyper aigu.

Les autres examens dépendent du contexte et des possibilités locales :

- Doppler transcrânien, ARM intracrânienne et cervicale, parfois angioscanner hélicoïdal (artériopathies) ;
- échocardiographie transoesophagienne (étude oreillette/auricule gauche, septum interauriculaire, crosse de l'aorte) ;

- hémostasie complète (recherche d'une thrombophilie : déficits en protéine S, C, antithrombine III) ;
- l'angiographie cérébrale a vu ses indications se réduire considérablement avec le développement de l'ARM. Elle est encore utilisée pour l'étude des petites artères intracrâniennes.

La diversité des étiologies amène à demander au coup par coup des examens à la recherche de causes rares : ponction lombaire (angéite cérébrale), biopsies cutanée ou musculaire (maladies du tissu élastique et de surcharge), facteurs antinucléaires, dosage de l'homocystéinémie.

1.7. Classifications et fréquence des différents types d'AVC

Le terme AVC regroupe l'ensemble des pathologies vasculaires cérébrales d'origine artérielle ou veineuse. En effet, on regroupe les cas suivants :

- Hémorragie cérébrale profonde : 15% des cas d'AVC,
- Hémorragie sous-arachnoïdienne (HSA) et lombaire : rare,
- Accident ischémique transitoire (AIT) : 20 % des AVC,
- Ischémie cérébrale constituée (AIC, Infarctus cérébral) : 65-70% des AVC.

Ces différentes pathologies sont souvent associées : une HSA peut se compliquer en un AIC. Ce dernier présentera parfois une transformation hémorragique au sein de la zone ischémique.

1.8. Traitement

Toute suspicion d'AVC doit donc être admise en urgence pour l'établissement d'un diagnostic radio-clinique et étiologique précis, permettant une stratégie thérapeutique spécifique vis-à-vis de l'ischémie ; les moyens mis en œuvre dépendront du délai dans lequel le patient est pris en charge (Wintermark, 2013).

La zone de pénombre constitue la cible des traitements d'urgence de l'ischémie cérébrale. Deux grandes voies thérapeutiques sont théoriquement possibles :

- désobstruction du vaisseau sanguin (thrombolyse) ;
- éviter la cascade de réactions biochimiques liées à l'ischémie cérébrale et aboutissant à la mort neuronale par afflux calcique intra cellulaire (neuro-protection).

Il a été montré que plus le traitement par rt-PA est administré tôt (dans les 90 minutes) meilleur sera le pronostic fonctionnel à 3 mois (217,218), avec un bénéfice qui pourrait pour

certain auteurs aller jusqu'à 4 heures 30 (2009). La thrombolyse requiert des moyens spécifiques d'imagerie cérébrale pour être réalisée dans de bonnes conditions. Le scanner, équipement d'imagerie le plus fréquent ne permet pas de poser directement le diagnostic précoce d'IC. Seule l'IRM, qui est rarement disponible en urgence, est susceptible d'établir clairement la nature ischémique d'un AVC dès les premières heures. La thrombolyse nécessite aussi des moyens nécessaires à l'accueil des patients 24H/24, avec une permanence médicale, une expertise neuro-vasculaire, l'accès en urgence aux examens d'imagerie médicale, ainsi qu'un radiologue formé à la pathologie dans le domaine neuro-vasculaire.

1.9. Causes et facteurs de risque de l'AVC

Les causes de la survenue d'un AVC sont multiples. Plusieurs facteurs de risques peuvent être présents chez le même sujet (patient).

- Hypertension Artérielle HTA : elle est le plus important des facteurs de

Risque modifiables d'AVC dans les deux sexes et quel que soit l'âge. Elle multiplie le risque d'infarctus cérébral par 4 et d'hémorragie par 10 si la pression artérielle systolique (PAS) est supérieure à 160mm Hg et la pression artérielle diastolique (PAd) >95mm Hg. (Fanny Pichard, 2014)

La prévalence de l'HTA est de 30% chez les patients de 20-75 ans et 90% chez les personnes plus âgées (plus de 70 ans).

- Taux de cholestérol : L'hypercholestérolémie est un facteur important des maladies coronaire et cardiaque, il constitue un facteur de risque pour les AIC. Plusieurs études ont montré une augmentation du risque relatif en cas d'une dyslipidémie (RR=1.3).
- Diabète : est de nos jours un facteur de risque primordial. Il multiplie par 2 ou 3 l'incidence d'un AVC thrombo-embolique.
- Alcool et Tabac : A des fortes doses, l'alcool augmente le risque d'un AIC.

Avec un RR=1.8 la consommation de tabac chez les sujets âgés favorise l'apparition des lésions athérosclérose carotidienne

Par ailleurs, d'autres facteurs de risques dites non-modifiable sont connus pour augmenter le risque des survenue des AVC :

- L'âge et le sexe : l'âge est un facteur aggravant et le risque double à chaque décennie à partir de 55 ans. Les hommes sont plus susceptibles de développer un AVC.
- Héritaire : les antécédents familiaux d'AVC prédisposent à la survenue d'un même type d'accident. Ceci est expliqué par la transmission des mêmes facteurs de risque ainsi que le même style de vie.
- L'association de plusieurs facteurs de risque a un effet additif et nécessite une prise en charge multifactorielle.

1.10. Les signes précoces de l'AVC

Plusieurs signes sont en faveur de l'origine ischémique d'un AVC. **L'hypodensité parenchymateuse** dans un territoire vasculaire constitue un des signes les plus importants et souvent le seul pour porter le diagnostic d'AVC ischémique.

Les signes précoces d'ischémie doivent être soigneusement recherchés, et peuvent être présents dès la sixième heure. Il s'agit de l'effacement ou la disparition partielle du noyau lenticulaire (L), de l'effacement des sillons corticaux (M1-M6), ou de la perte de la différenciation substance blanche-substance grise (voir la figure 1.7).

L'hyperdensité artérielle spontanée (MCA) ce signe a été décrit initialement sur l'artère cérébrale moyenne « aspect de la trop belle sylvienne », mais il peut se rencontrer sur d'autres vaisseaux notamment le tronc basilaire. Il traduit la présence d'un caillot intravasculaire d'origine thrombotique ou embolique comme il est montré dans la figure 6.

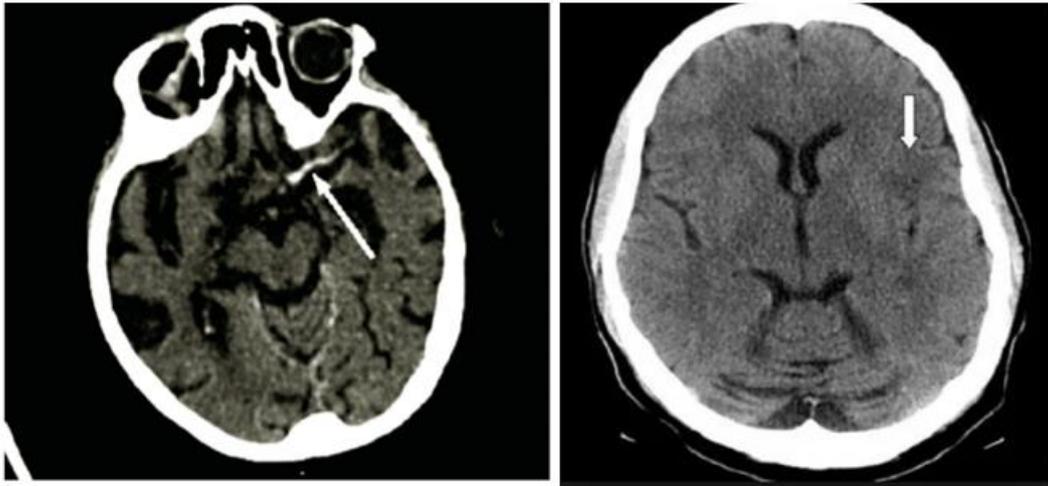


Figure 1.6. Signes d'accident vasculaire cérébral. La première image présente une hyperdensité de l'artère cérébrale moyenne gauche (« trop belle sylvienne » MCA) et deuxième montre une hypodensité de lentiform (L). [Med scape]

Afin d'accroître la précision de détection de l'infarctus ischémique au cours des premières heures (0 à 4 heures), de nombreux travaux ont été réalisés pour documenter les premiers changements visibles sur les scanners. Ces changements incluent la perte de différenciation de la substance grise en substance blanche due à une diminution du flux sanguin, hypoatténuation de l'insula (I) et des ganglions de la base, etc. (figure 7). La présence d'artère hyperatténuante, probablement due à un thrombus artériel, est un autre signe de présence ischémique qui peut être observée dès 90 minutes après l'apparition des symptômes. Malheureusement, même dans les cas normaux, certaines artères peuvent sembler hyperatténuantes et l'interprétation de ce signe doit donc être faite avec précaution à la lumière des autres signes d'infarctus ischémique.

Dans certains cas, des anomalies liées à l'œdème, telles que le rétrécissement de la fissure sylvienne, une perte de sulci cortical (IC) peuvent apparaître avec le début de l'AVC ischémique. Bien que ces signes soient parmi les premiers à apparaître, leur présence au moment de l'analyse ne peut être garantie. Néanmoins, ces signes constituent le seul moyen de détecter un infarctus hyperacute pendant la «fenêtre thérapeutique» tout en établissant une corrélation avec la gravité de l'AVC.

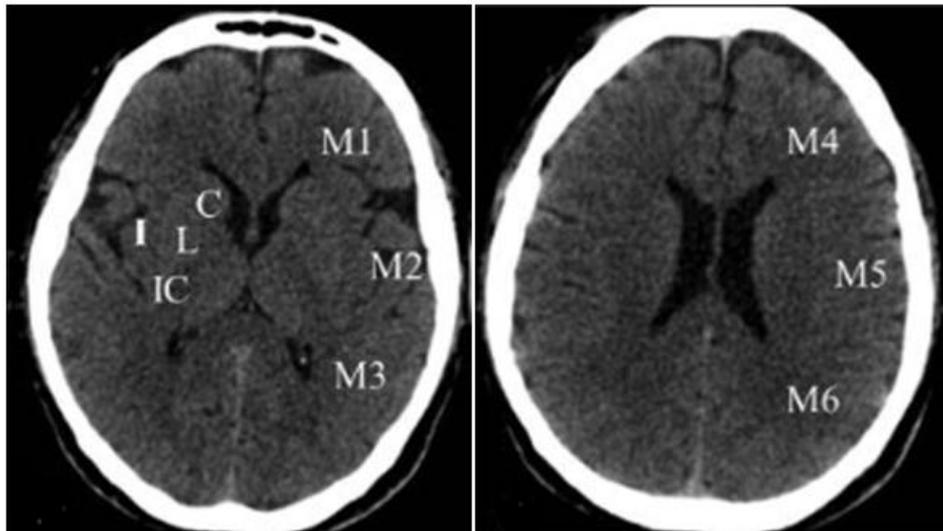


Figure 1.7. Les régions ASPECTS (Alberta CT Stroke Program Early Score) sur des images tomographiques non contrastées (NCCT). Ces régions comprennent: caudé (C), ruban insulaire (I), capsule interne (IC), noyau lentiforme (L), M1 = cortex MCA antérieur, M2 = cortex MCA latéral au ruban insulaire et M3 = cortex MCA postérieur, M4 = antérieur, M5 = latéral et M6 = postérieur Territoires MCA supérieurs à M1, M2 et M3 respectivement.

En outre, l'expérience joue un rôle important dans l'identification de ces signes en raison de leur nature subtile. Pour accentuer ces signes subtils, les radiologistes visualisent le scanner sous des paramètres de fenêtre non standard. Le processus implique l'affichage de l'analyse concernée sous un certain nombre de réglages de niveau de fenêtre différents avec une largeur de fenêtre réduite. La largeur réduite de la fenêtre augmente le contraste entre les tissus à matière grise / blanche et renforce les subtilités des signes ischémiques. L'augmentation du contraste s'accompagne d'introduction de bruit, d'artefacts, de perte de détails tissulaires, etc. Toute prise de décision nécessitant une réflexion minutieuse. En dépit de l'amélioration obtenue grâce à la largeur réduite de la fenêtre, certains panneaux ne sont visibles que sous un certain niveau de fenêtre. En passant manuellement à travers les différents niveaux, ils risquent de ne pas être détectés. Le processus de fenêtrage manuel ressemble à une procédure de frappe et d'essai dans laquelle la formation initiale et l'expérience des radiologistes déterminent en grande partie l'efficacité de ses résultats (Oppenheim).

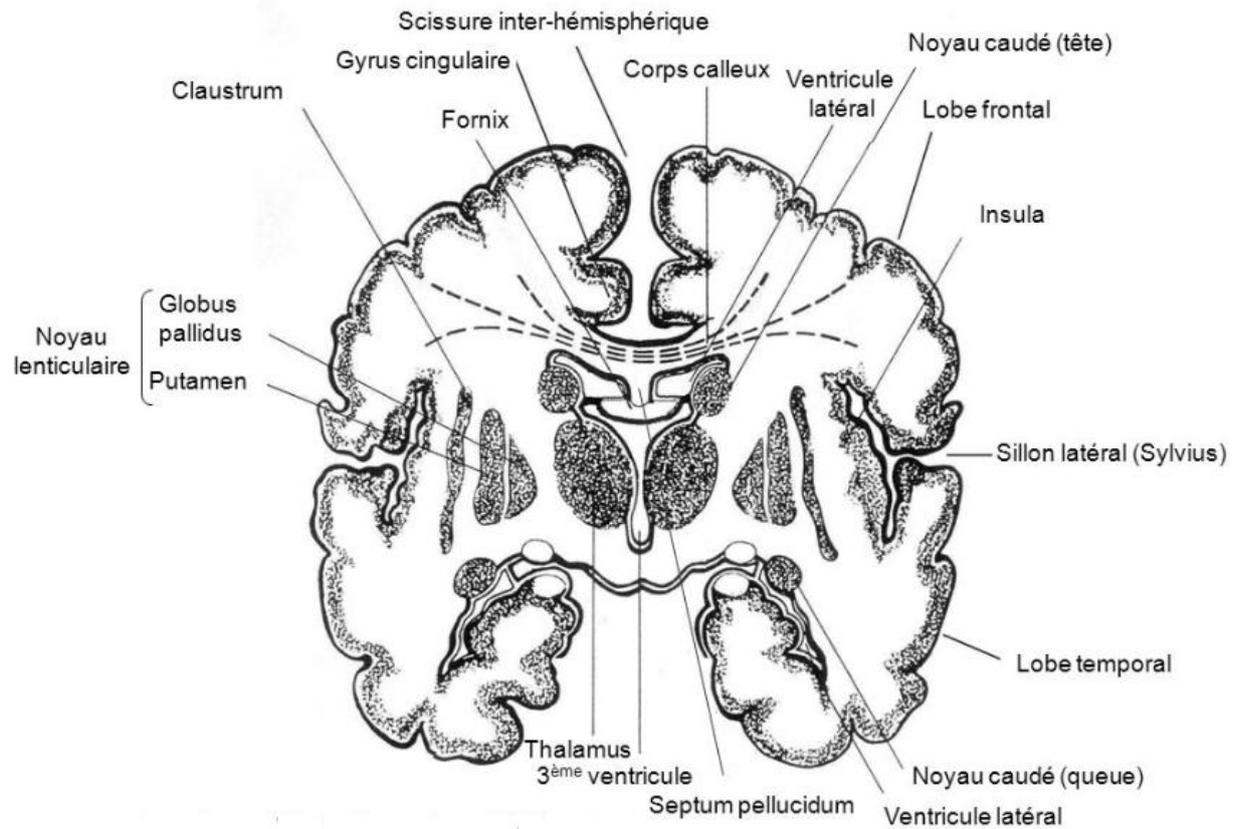


Figure 1.8. Coupe frontale du cerveau avec les différentes structures anatomique

La détection automatique de l'infarctus ischémique est généralement basée sur l'identification d'un ou de plusieurs des signes mentionnés ci-dessus. L'identification de signes spécifiques à une région, tels que l'hypoatténuation de l'insula, des ganglions de la base, etc., nécessite l'identification automatique de ces régions particulières par le biais d'une sorte de cartographie de modèle « atlas cérébral », dont la construction apporte son lot de défis.

1.12. Score ASPECTS :

L'importance du changement ischémique précoce (EIC) sur la tomодensitométrie (CT) de base dans la décision de thrombolysier le patient ayant subi un AVC ischémique aigu a été controversée. ASPECTS est une échelle semi-quantitative qui note l'étendue de l'EIC dans le territoire de l'artère cérébrale moyenne. Nous avons examiné qu' ASPECTS pourrait être un modificateur de traitement en examinant systématiquement les images scanners.

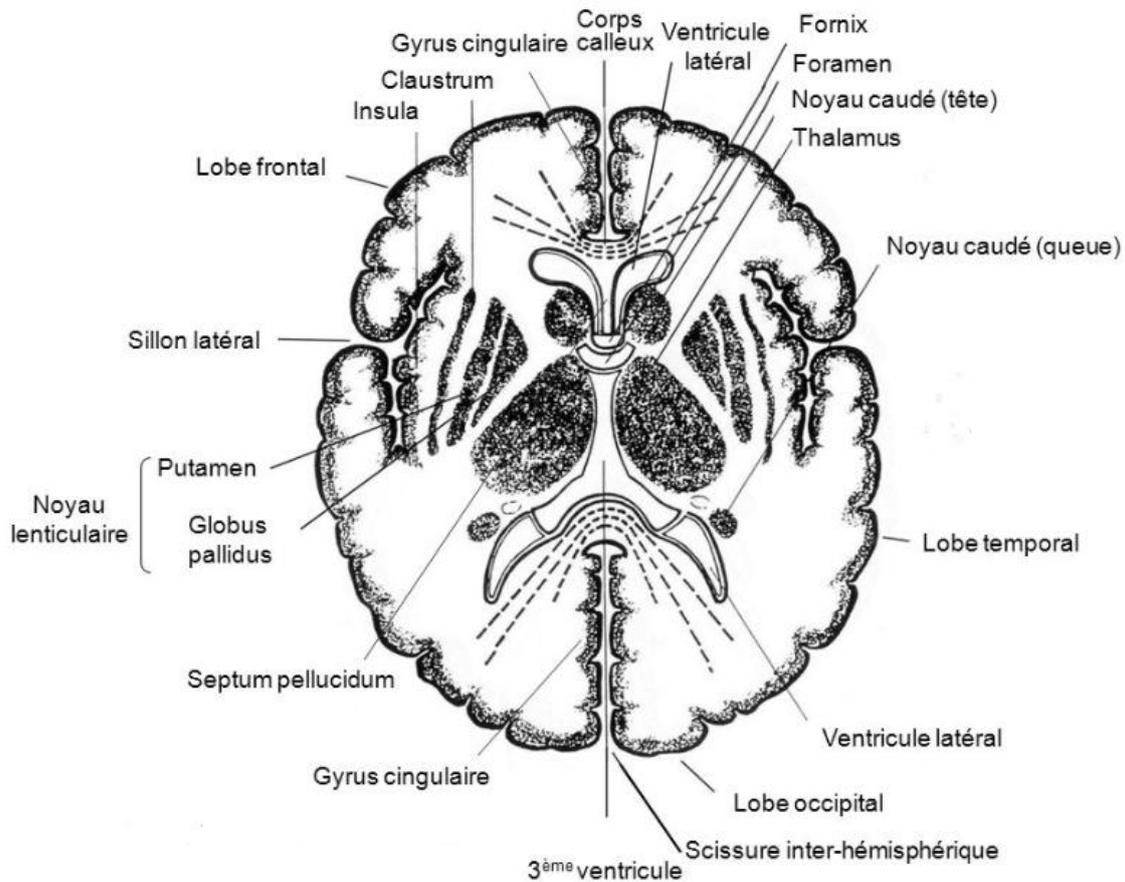


Figure 1.9. Coupe horizontale du cerveau avec les différentes structures anatomique.

ASPECTS a été évalué en notant systématiquement chacune des 10 régions sur le scanner et en attribuant un score de 1 pour une normale et de 0 pour une région présentant des signes d'ischémie. Les signes d'ischémie sont définis comme une hypoatténuation des rayons X, une perte de la limite gris-blanc (résultant de l'hypoatténuation des rayons X de la matière grise) et / ou un effacement des sulci corticaux. ASPECTS n'est noté que pour les changements aigus. Les régions sont subdivisées en 2 niveaux, qui comprennent les coupes axiales ganglionnaires basales et les coupes supraganglionnaires. Toutes les coupes axiales sont utilisées pour examiner des régions individuelles. Les régions individuelles comprennent les structures sous-corticales (noyau lentiforme, noyau caudé et membre postérieur de la capsule interne) et les structures corticales de la capsule interne) et les structures corticales (fig. 1.9).

1.13. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit quelques notions de base concernant l'anatomie du cerveau, les deux types d'accidents vasculaires cérébraux et l'apport des différentes modalités d'imagerie cérébrale notamment la tomodensitométrie dans le diagnostic des AVC ischémiques.

Vue le caractère subtil des lésions ischémiques et en raison du faible contraste des imageurs scanner, l'interprétation des images TDM devient une tâche très difficile et demande une forte concentration dans une fourchette de temps assez grande. La gravité des AVC ischémiques réside dans le délai de détection, qui ne doit pas dépasser les 4 heures, pour pouvoir bénéficier d'un traitement de thrombolyse. De ce fait, notre thèse propose une méthode totalement automatique pour la détection précoce des AVC de types ischémiques à partir des images tomodensitométriques dans le cadre d'aide au diagnostic. Une revue bibliographique sur les outils de traitement d'images et les différents travaux effectués dans ce cadre d'étude sont proposés dans le deuxième chapitre.

Chapitre 2

Etat de L'Art.

2.1. Introduction :

L'analyse des accidents vasculaires cérébraux est l'un des sujets les plus étudiés en imagerie médicale. Une foule de méthodes, à la fois automatiques et semi-automatiques ont été développés pour la détection, l'amélioration, la segmentation, etc.

Le chapitre fournit un résumé des travaux de recherche effectués jusqu'à présent. L'analyse de la littérature est organisée de la manière suivante : Nous allons commencer notre discussion sur les hémorragies avant de passer à la détection des accidents ischémiques. Entre les deux parties, nous passons sur les méthodes développées pour l'amélioration du contraste des l'infarctus cérébrale.

2.2. Approches de segmentation :

La segmentation est un vaste sujet d'étude et fait partie des grands thèmes de l'imagerie numérique. Segmenter une image signifie trouver ses régions homogènes et ses contours. Ces régions et contours sont supposés être pertinents, c'est-à-dire que les régions doivent correspondre aux parties significatives des objets du monde réel, et les contours à leurs contours apparents. La segmentation est l'un des traitements les plus difficiles à réaliser de manière automatique par ordinateur. En plus, La précision de la segmentation détermine le succès ou l'échec des traitements ultérieurs (Alex Desgrez).

2.2.1. Définitions :

La segmentation d'images peut être définie comme un traitement de bas niveau qui consiste à créer une partition de l'image A en sous-ensembles R_i , appelés régions tels qu'aucune région ne soit vide, l'intersection entre deux région soit vide et l'ensemble des régions recouvre toute l'image. Une région est définie comme un ensemble de pixels connectés entre eux ayant des

caractéristiques communes qui les identifient des pixels des régions voisines ». Le but de la segmentation est d'extraire les entités d'une image pour y appliquer un traitement spécifique et interpréter le contenu de l'image. La segmentation est basée sur les discontinuités (les arêtes, les changements abruptes, etc.), les similitudes (intensités, couleurs, textures, etc.) : opération de découpage d'une image en différentes régions et/ou frontières (DO Minh Chau,2007).

Il existe une dualité entre régions et frontières : une région est délimitée par un contour, un contour sépare deux régions. À partir d'un résultat de segmentation en régions, nous pouvons obtenir un résultat de détection de frontières.

2.2.2. Approches classiques

Parmi les méthodes classiques, le seuillage est souvent la plus simple, et rarement la plus efficace. De nombreuses techniques de seuillage ont été développées : certaines sont basées sur une analyse d'histogramme, d'autres sur des propriétés locales, comme la moyenne ou l'écart type. Si le seuillage permet de binariser un résultat final, ce qui est toujours nécessaire, il n'est bien souvent pas suffisant pour obtenir une segmentation acceptable, bien que de récentes applications utilisent un seuillage adaptatif local, notamment sur des images aux structures floues et peu visibles, telle des mammographies. Le seuillage local est également utilisé comme étape finale, car il permet un traitement adaptatif du résultat d'une suite de filtres (DO Minh Chau, 2007).

Toujours dans les méthodes classiques, la croissance de région part d'un pixel de l'image, appelé graine, qui appartient à la structure à segmenter, et recherche à partir de là des pixels d'intensité similaires, en suivant un critère d'homogénéité au sein de la structure à segmenter. Ces techniques ont trouvé leur utilité pour des images cardiaques, ou angiographiques, leur robustesse laisse cependant à désirer, et on leur préfère un usage dans le cadre des Interfaces Homme / Machine et des segmentations semi-automatiques (Sahbani Mahersia Hela, 2005 ; Houssam Halmaoui, 2012).

La méthode dite des lignes de partage des eaux (watershed) est également une méthode de segmentation de région très intéressante, car elle permet d'introduire une forme de détection de contour dans la segmentation de région en utilisant le gradient de l'image à segmenter comme représentation topographique (A. Przelaskowska,2007). Très dépendante de l'initialisation, elle convient mal pour les images fortement bruitées : le passage au gradient

augmente encore ce bruit et rend le résultat difficilement exploitable. Les lignes de partage des eaux sont cependant très utilisées dans le cadre des segmentations interactives, sur des structures bien contrastées ou dans un système semi-automatique.

2.2.3. Logique floue, ensembles statistiques

La théorie des ensembles flous est définie comme une expression mathématique de l'incertitude et représente le cas général de la théorie des ensembles développée par Zadeh en 1965. Elle consiste à définir une mesure floue par une mesure de probabilité π appliquée sur une partie Y

$$X (\pi(\emptyset) = 0, \pi(X) = 1) \quad (2.1)$$

d'un ensemble représentable par une distribution de possibilité sur l'ensemble X, comme il est expliqué dans l'équation (2.1). Ceci permet d'intégrer les coefficients d'ondelettes (A.L. da Cunha, 2006), et de faire la fusion de données. Le résultat final est obtenu en appliquant aux distributions un algorithme de partitionnement comme fuzzy c-means, qui est une méthode de segmentation non-supervisée la plus utilisée vue sa simplicité, utilisé généralement comme une première étape dans un processus de segmentation.

Plusieurs application des techniques dérivées des ensembles flous dans la segmentation peuvent être citées (DO Minh Chau, 2006 ; Ali Shalika, 2014; Hema Rajini, 2013). Nous pouvons citer l'analyse de graphe couplée à un système de logique floue conduit à une segmentation perfectionné. Des critères flous peuvent être facilement introduits dans un processus de segmentation différent, à base de modèles déformables. Enfin, on ne compte plus le nombre de technique d'extraction des inhomogénéités dans les IRM à base de fuzzy c-means (Fuk-hay Tang, 2011; Sudharani. K, 2015)

L'algorithme de fuzzy c-means est une segmentation floue des données basée sur l'erreur moyenne. L'algorithme d'Espérance Maximisation (EM) est utilisé comme une minimisation alternée du même critère que celui utilisé dans fuzzy c-means auquel on ajoute une pénalité sous un terme entropique. L'estimation des paramètres du modèle (moyenne, matrice de covariance, probabilité a priori) est une étape intégrée dans l'algorithme, et les extensions sont multiples. Même si d'autres études l'ont précédé, Wells a été le premier à intégrer une correction des inhomogénéités des IRM à partir des bases mathématiques posées par Dempster (yahiaoui, 2013).

De nombreux travaux ont alors suivi, notamment sur l'utilisation des champs de Markov pour ajouter des contraintes spatiales, intégrer des modèles de volume partiel ou segmenter des lésions de tout type (Dugas, 2007 ; souplet, 2009) De récentes études ont également montré qu'il était possible de coupler un système de segmentation basé sur l'EM avec un algorithme de recalage non-rigide, pour spécifier plus précisément un a priori et intégrer une labélisation plus précise de structures anatomiques. Facile à implémenter et mathématiquement solide.

2.2.4. Modèles déformables

Les modèles déformables, encore appelés snakes, contours actifs ou ballons, sont largement utilisés en segmentation totament des images médicales en vu de leur sensibilité au bruit et aux éventuelles discontinuités dans les contours permettant ainsi une interaction facile avec l'utilisateur et l'introduction de connaissances a priori concernant la forme de l'objet recherché.

Il existe deux grandes familles de modèles déformables: les modèles paramétriques et les modèles géométriques (Melegy, 2008).

Les modèles paramétriques, les plus anciens, nécessitent une représentation paramétrique ou discrète. Les seconds, fondés sur la théorie d'évolution des courbes et la méthode des ensembles de niveau (level sets) introduite par Osher et Sethian, utilisent une représentation implicite du modèle et permettent des changements de topologie. Dans (Hudyma, 2008), les auteurs décrivent les paradigmes du modèles déformables. Cependant, les études montrent que les modèles déformables et les ensembles de niveau sont dédiées à la segmentation de tissus cérébraux (Li,2003; Li, 2009 ; Liu 2008), sachant que leur mise en œuvre reste toujours difficile avec un temps de calcul souvent très longs. De plus, la variabilité des tissus cérébraux, notamment des replis du cortex, est une tache très difficile à intégrer dans un tel modèle et présente un défi. Quand à la segmentation des lésions ischémiques, qui reste notre but final, elle est difficile par ce biais, car il n'existe pas d'a priori suffisamment précis sur la forme des différentes lésions. Il est cependant possible d'introduire ce genre de contrainte dans un système semi-automatique, ou en intégrant la forme des structures environnantes, mais le processus est très lourd à mettre en œuvre.

2.3. Détection des AVC hémorragiques :

La détection des hémorragies sur examen scanner a récemment fait l'objet de recherches approfondies dans le domaine de l'analyse d'images médicales. Ceci peut être attribué au fait que le scanner fournit la meilleure distinction possible entre le tissu normal et affecté. La recherche a également été encouragée en raison des ramifications de l'hémorragie dans la société dont les patients avaient généralement 10 ans de moins que ceux victimes d'un AVC ischémique.

L'approche développée par Dhawan et al. exploite le fait que les tissus hémorragiques sont plus brillants que les tissus normaux et utilise initialement une classification k-means, suivie d'une segmentation finale à l'aide d'une dilatation morphologique en 3D des classes initiales (Dhawan, 1993). La méthode fournit également des informations sur la croissance de tissu anormal en utilisant trois séries de scanner: dans les 3 heures après les premiers symptômes, 1 heure plus tard et dans les 20 heures après les premiers symptômes. Alyaa Hussein Aliet al. ont proposé une nouvelle approche pour la segmentation des régions hémorragiques (Alyaa et al., 2015). La méthode suppose que les tissus normaux et anormaux appartiennent à deux parties différentes du cerveau et pour chaque partie on calcule cinq caractéristiques statistiques à partir des histogrammes à savoir la moyenne, l'écart-type, la variance etc. La région d'anomalie est définie à partir de l'estimation de FDP (fonction de densité de probabilité).

La plupart de ces approches fonctionnent de manière appréciable du point de vue du diagnostic de l'hémorragie (bon contraste entre les tissus hémorragiques et les tissus normaux).

Le processus de détection d'une hémorragie constitue un élément clé dans l'étude des accidents ischémiques, car ce n'est qu'après l'exclusion d'une hémorragie que le traitement de l'AVC peut être mis à la disposition des patients. Certaines études combinent la détection des deux types d'AVC (Chawla, 2009). Mayank et al. présentent une méthode automatique basée sur l'analyse en ondelettes pour détecter et classifier une anomalie en infarctus aigu, infarctus chronique et hémorragie à partir des images tomodensitométriques (Mayank et al., 2009). La méthode proposée comprend trois étapes principales: l'amélioration de l'image, la détection de la ligne de symétrie et la classification. Une opération de fenêtrage est effectuée sur la distribution d'intensité pour améliorer la région d'intérêt.

2.4. Détection des AVC ischémiques :

La plupart des travaux existants se sont concentrés sur la détection des accidents vasculaires cérébraux hémorragiques. Ceci est principalement dû au fait que le sang est facilement visible sur l'image tomodensitométrique en tant que lésion hyperdense distincte, ce qui rend la détection de l'AVC hémorragique beaucoup plus pratique que l'AVC ischémique. L'AVC ischémique est une histoire différente. Tout d'abord, le principal signe d'un AVC ischémique est une lésion hypodense. La plupart du temps, ce type de lésion n'est pas perceptible quelques heures après le début de l'AVC. Il n'y a donc pas eu trop de succès dans la détection d'un AVC ischémique avec un scanner précoce (James Hampton-Till et al., 2015). En conséquence, la plupart des travaux existants sur les AVC ischémiques peuvent être classés en deux groupes distincts:

- 1) Segmentation d'une lésion cérébrale clairement visible à partir d'images TDM cérébrales tardives.
- 2) Amélioration des images de scanner cérébral précoce afin de mettre l'accent sur les petits détails pouvant être affectés par l'ischémie.

(Sudharani. K et al., 2015 ; Takahashi, 2012 ; Fuk-hay Tang et al., 2007) sont quelques-unes des œuvres existantes appartenant au premier groupe. Dans cette thèse, nous suivons l'approche du deuxième groupe. La seconde approche est encore plus limitée en nombre. Par exemple, une approche basée sur les ondelettes est proposée dans (Sabine Dippel et al., 2002). Tout d'abord, l'image CT est décomposée en utilisant une transformation en dyadique 2D. Ensuite, les coefficients de décomposition de différentes échelles seront amplifiés à l'aide d'une fonction non linéaire. Cette approche a deux problèmes. Tout d'abord, l'amélioration à l'aide de la transformation dyadique traditionnelle en ondelettes provoquera des artefacts graves à des échelles plus élevées (Przelaskowskia, 2007). Deuxièmement, la transformation en ondelettes dyadique 2D produit 3 coefficients de sous-bande directionnels. Dans ce travail, la fonction d'amélioration non linéaire est appliquée à ces 3 coefficients de sous-bande indépendamment. On peut montrer que cela entraînera des distorsions d'orientation (da Cunha et al., 2006).

Les études sur la détection des accidents vasculaires ischémiques par tomodensitométrie n'étaient pas aussi encourageantes que celles des hémorragies. Ceci peut être attribué à un certain nombre de facteurs tels que le contraste médiocre des tissus fourni par le scanner, le bruit et les signes subtils de l'ischémie. En outre, les avenues de recherche ont été encore bloquées en raison de l'arrivée de nouvelles technologies d'imagerie comme l'IRM, qui présente un excellent potentiel de détection des infarctus précoces.

Le diagnostic clinique de l'accident ischémique cérébral est difficile dans les premières heures qui suivent l'apparition des symptômes. Par conséquent, la détection précoce de l'AVC ischémique est cruciale. La détection précoce repose uniquement sur certains signes anormaux précoces importants, notamment la perte de ruban insulaire (IR), la différenciation substance grise-blanche du noyau lentiforme (LN), de l'effacement du sulci corticale et le signe de l'artère hyper dense (voir figure 7 dans chapitre 1). Une hypodensité parenchymateuse est déclarée comme le signe précoce d'une ischémie (Oppenheim et al., 2009).

Takahashi et al. Développent dans (Takahashi et al.,2012) une méthode de cartographie z score basée sur l'analyse des voxels afin de visualiser les zones d'hypoatténuation d'accident vasculaire cérébral hyperacute sur des images tomographiques. L'algorithme de cette méthode comporte cinq étapes principales: normalisation anatomique, construction d'une base de données de référence normale, calcul des scores z, élimination des zones faussement positives et extraction des zones d'hypoatténuation. La carte de z-score obtenue a ensuite été superposée aux images CT originales pour identifier les zones d'hypoatténuation d'accident vasculaire cérébral hyperacute sur les images CT non améliorées. La méthode a été appliquée sur 21 patients atteints d'infarctus de l'artère cérébrale moyenne.

Dans la littérature, certains chercheurs ont opté pour l'utilisation des CAD (Computer Aided Detection) dans la détection précoce des AVC ischémiques en se basant sur les caractéristiques des images médicales. Fuk-hay Tang et al. divisent l'image initiales en plusieurs régions circulaires (Fuk-hay et al.,2011). Les caractéristiques de ces régions sont calculées et classées dans une matrice de cooccurrence. Pour localiser la région de l'anomalie et après avoir tracé la ligne médiane du cerveau, les auteurs comparent les caractéristiques de chaque région avec son symétrique dans le second hémisphère. Cette approche a donné une précision estimée à 86,96% pour la détection précoce des AVC ischémiques de petites lésions. Un autre CAD basé sur les outils d'analyse des images médicales a été proposé par (Hema Rajini et al., 2013). Considérant les images tomographiques comme les données d'entrée, la méthode proposée comporte cinq étapes: traitement, segmentation, traçage de la ligne médiane du cerveau, extraction des éléments de texture à l'aide de la matrice de cooccurrence en niveau des gris et classification. Dans la première étape, les composants d'os du crâne des images sont supprimés par une méthode de seuillage global, le bruit est supprimé en utilisant le filtrage d'image et l'image est améliorée en utilisant le filtre max. Dans la deuxième étape, la région de l'accident ischémique est extraite à l'aide d'une segmentation K-means. Dans la troisième étape, le décalage de la ligne médiane du cerveau est calculé. Au

quatrième stade, quatorze caractéristiques de texture sont extraites à l'aide d'une matrice de cooccurrence pour les côtés gauche et droit du cerveau. Les caractéristiques ainsi dérivées sont utilisées dans les classifieurs SVM, k-NN, ANN et décisionnels pour classer le cerveau normal et le cerveau souffrant d'une lésion ischémique.

Grigaitis et al. définissent une approche différente pour la détection des AVCi (Grigaitis et al., 2007). L'étude envisage l'optimisation stochastique d'un système de reconnaissance automatique de la zone d'accident vasculaire cérébrale ischémique en utilisant la règle Metropolis sur des images de tomodensitométrie. L'adaptation de l'algorithme a été basée sur la comparaison d'images initiales avec des images de référence. Les images initiales avec les zones affectées sont récupérées par tomographie. Les images de référence sont faites manuellement en sélectionnant les zones d'anomalie dans chaque coupe CT. L'algorithme de reconnaissance dépend de cinq entrées qui influencent les résultats de la détection automatique. La qualité de reconnaissance est mesurée par la taille de la conjonction de l'image étalonnée et l'image calculée par le programme de détection automatique. L'expérience de simulation de Monte-Carlo a été réalisée afin d'évaluer les propriétés de l'algorithme développé. Les résultats ont montré que l'algorithme proposé trouve très rapidement la plage optimale de paramètres et peut être utilisé pour le réglage d'algorithmes de reconnaissance d'images.

2.5. Conclusion

Des efforts sont en cours pour augmenter la précision de détection d'infarctus précoce depuis l'avènement de la tomodensitométrie numérique. L'invention de scanners sophistiqués a donné aux radiologues le pouvoir de manipuler les numérisations pour visualiser des informations sélectionnées de manière isolée, ce qui n'était pas possible quelques années avant. Il a également ouvert de nouvelles perspectives de recherche sur l'utilisation d'algorithmes de traitement d'images de pointe pour aider les radiologues à prendre des décisions.

Beaucoup d'études supposent que la délimitation des régions affectées par un AVC de type ischémique se fait simplement par une analyse des caractéristiques discriminantes telles que l'intensité du tissu, la moyenne etc. L'hypothèse n'est valable qu'en cas d'infarctus plus anciens, ce qui explique la faible performance de ces algorithmes lorsqu'il s'agit de l'infarctus précoce dont la détection est vraiment important du point de vue du diagnostic. De plus,

pendant les premiers stades de l'infarctus, les tissus affectés imitent les caractéristiques des tissus normaux et seront donc très difficiles à détecter sans utiliser certaine forme de comparaison bilatérale en admettant que la lésion ischémique apparait dans un des hémisphères.

Outre les travaux sur la détection de l'infarctus, des recherches sont également en cours pour aider les radiologistes à améliorer les informations dont ils disposent. Les méthodes d'amélioration de contraste sont indispensables dans le système de détection en point du vue du diagnostic difficile des lésions ischémiques récentes.

Chapitre 3

Prétraitement des images Tomodensitométriques.

3.1. Introduction :

Au fil du temps, la médecine a constamment évoqué le besoin toujours plus grandissant de pouvoir voir à l'intérieur du corps humain sans avoir à utiliser des techniques dites invasives, nécessitant des opérations parfois longues et complexes. Il existe aujourd'hui plusieurs méthodes d'imagerie médicale, dont les plus répandues sont (scanner, IRM...).

La TDM présente certains avantages par rapport à l'imagerie par résonance magnétique y compris son accessibilité rapide, ses coûts réduits, temps de numérisation plus court et une meilleure tolérance du patient.

La caractérisation des structures anatomiques cérébrales et leur segmentation automatique fait maintenant l'objet d'un intérêt certain. Pour segmenter les différentes parties de l'encéphale sur des images scanners comme les hémisphères ou les ventricules, on est confronté à des régions très faiblement contrastées. Les méthodes de segmentation classiques deviennent très limitées. Ces zones sont très délicates à traiter et présentent des difficultés particulières pour pouvoir les cerner. D'où l'intérêt de présenter une approche automatique qui prépare les images tomodensitométriques à un système d'aide au diagnostic en améliorant la détection des lésions ischémiques tout en réduisant le taux de faux positif.

Le présent chapitre détaille la procédure de préparation des images tomodensitométriques à la détection des lésions ischémiques. Le prétraitement de notre base de données se résume en trois étapes suivantes: (1) amélioration du contraste ; (2) sélection de la coupe médiane et (3) réduction du bruit en effectuant une opération de filtrage.

Dans un premier temps, nous détaillerons l'approche envisagée pour l'amélioration du contraste des images cérébrales. Pour cela, nous proposons d'intégrer deux approches : une opération de fenêtrage et une méthode multi-échelle à savoir l'algorithme de Laplacien

Pyramidale (LP) qui est un des algorithmes le plus utilisé dans les transformations multi-échelles spécialement pour la compression des images.

Par la suite, nous proposons un algorithme totalement automatique pour la sélection de la coupe sagittale médiane que nous appelons ‘Coupe Médiane (CM)’.

Enfin, une opération de filtrage est proposée par le biais d’un filtre médian, choisi pour sa capacité d’éliminer les valeurs éloignées sans réduire la netteté de l’image.

3.2. Introduction rapide à la Tomodensitométrie :

Pour montrer l’origine des différents artefacts d’acquisition, résumons en quelques phrases le processus. Précisons que les paragraphes suivants ne sont qu’un simple résumé d’un système fort complexe, mais suffisent à montrer l’origine des artefacts d’acquisition.

Le scanner est une chaîne radiologique avec un tube à rayons X et un ensemble de détecteurs disposés en couronne. Le principe repose sur la mesure de l’atténuation d’un faisceau de rayons X qui traverse un segment du corps. Le tube et les détecteurs tournent autour de l’objet à examiner. De multiples profils d’atténuation sont obtenus à des angles de rotation différents. Ils sont échantillonnés et numérisés. Les données sont rétro projetées sur une matrice de reconstruction puis transformées en image analogique (fig.3.1).

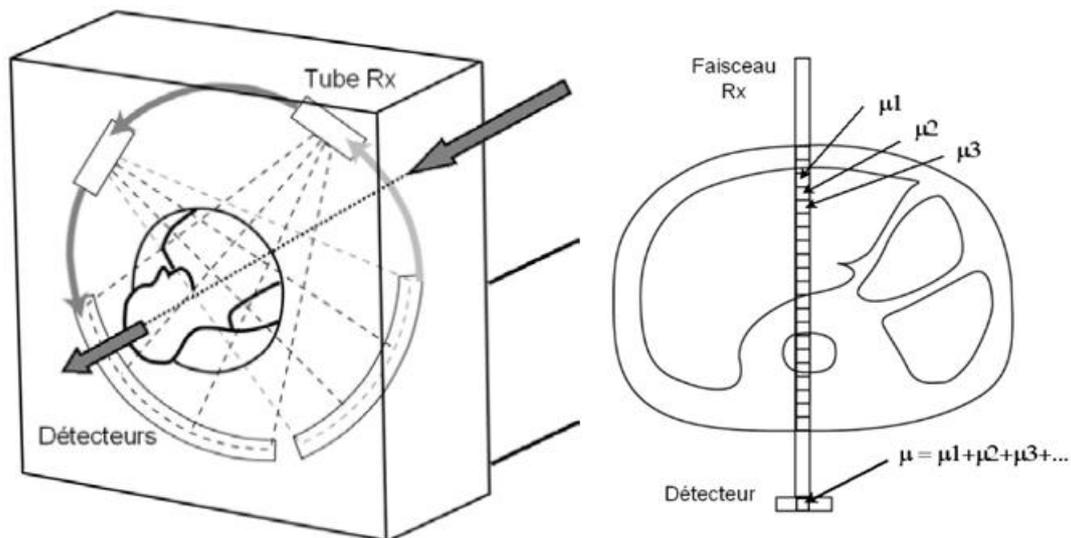


Figure 3.1. Le tube et les détecteurs tournent autour du patient. De multiples mesures d’atténuations sont effectuées selon différents angles de rotation du tube. L’atténuation mesurée par un détecteur dépend de toutes les structures traversées et la valeur de μ est une valeur moyenne.

Un faisceau de rayons X traversant un objet homogène d'épaisseur x subit une atténuation définie par la relation (eq. 3.1):

$$\text{Log } I_0/I = \mu x \quad (3.1)$$

avec I_0 : intensité incidente du faisceau

I : intensité émergente

μ : coefficient d'atténuation de l'objet traversé

x : épaisseur de l'objet

La matrice est un tableau composé de n lignes et n colonnes définissant un nombre de carrés élémentaires ou pixels. Les matrices actuelles sont le plus souvent en 512. A chaque pixel de la matrice de reconstruction correspond une valeur d'atténuation ou de densité. En fonction de sa densité, chaque pixel est représenté sur l'image par une certaine valeur dans l'échelle des gris. Les coefficients de densité des différents tissus sont exprimés en unités Hounsfield UH. L'éventail varie de -1000 à $+4000$, avec le choix d'une valeur de zéro pour l'eau, -1000 pour l'air et $+1000$ pour le calcium. L'œil humain ne distinguant que 16 niveaux de gris, les 2000 paliers de densité ne peuvent être vus simultanément sur l'écran. La fenêtre correspond aux densités qui seront effectivement traduites en niveaux de gris à l'écran. Deux paramètres modulables définissent la fenêtre utile de densités (Schouman Claeys, 2001 ; Bases physiques des rayons X, 2001).

- le niveau (level) : valeur centrale des densités visualisées

- la largeur de la fenêtre (window) détermine le nombre de niveaux de densité.

En augmentant la fenêtre l'image s'enrichit de niveaux de gris mais le contraste diminue entre les structures de l'image. En diminuant la fenêtre, le contraste augmente (Bases physiques des rayons X, 2001 ; Julian et al., 2002).

3.2.1. Chaîne radiologique :

a. Générateur de rayons X

Le générateur alimente le tube à rayons X. Il délivre une haute tension continue (80 à 140 kV) ainsi qu'un milli-ampérage constant (de 10 à 500 mA) (Bases physiques des rayons X, 2001). Il a une puissance totale disponible de 50 à 60 kW. Il est le plus souvent placé (« embarqué ») dans le statif.

b. Tube

Les tubes doivent être extrêmement performants. En effet ils doivent être capables :

- d'absorber de fortes contraintes thermiques d'où la nécessité d'une capacité calorifique élevée (exprimée en unités chaleur UC).
- d'évacuer la chaleur grâce à une dissipation thermique importante (permettant de réaliser une deuxième hélice si la première a porté le tube à sa charge thermique maximale).

Ils sont à anode tournante, à foyer fin de l'ordre du mm, avec émission continue. Ils doivent en outre supporter les contraintes mécaniques de la force centrifuge des statifs de dernière génération dont la vitesse de rotation est de 0,5 seconde pour 360°.

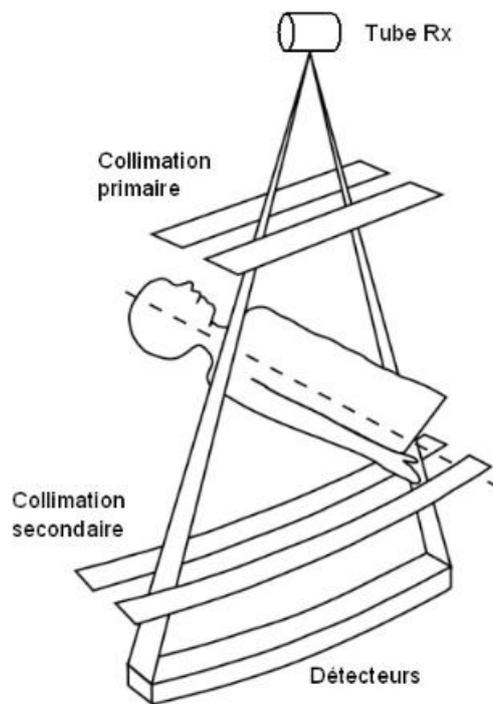


Figure 3.2. Collimation primaire et secondaire.

C. Filtrage et collimation

Le filtrage et la collimation permettent la mise en forme du faisceau de rayons X.

Le filtrage est effectué par une lame métallique de faible épaisseur. Il permet d'obtenir un spectre de rayonnement étroit, d'approcher le monochromatisme.

La collimation primaire est située en aval du filtrage. Elle calibre le faisceau de rayons X en fonction de l'épaisseur de coupe désirée. Elle limite l'irradiation inutile. La collimation

secondaire est placée avant le détecteur et doit être parfaitement alignée avec le foyer et la collimation primaire. Elle limite le rayonnement diffusé par le patient (Schouman Claeys, 2001).

d. Système de détection

Les détecteurs transforment les photons X en signal électrique et l'on distingue deux types de détecteurs :

- Chambres d'ionisation au xénon : Les photons X sont directement transformés en signal électrique. Leur efficacité (rendement) est faible (60 à 70% de l'énergie est absorbée).
- Détecteurs solides : ils sont utilisés par la plupart des scanners actuels et sont parfois nommés incorrectement semi-conducteurs. Les photons X sont absorbés par un scintillateur (céramique) et convertis en photons lumineux, eux mêmes convertis en signal électrique par une photodiode comme illustre la fig.3.3. Leur efficacité est excellente et offrent des temps de réponse rapides avec une faible rémanence.

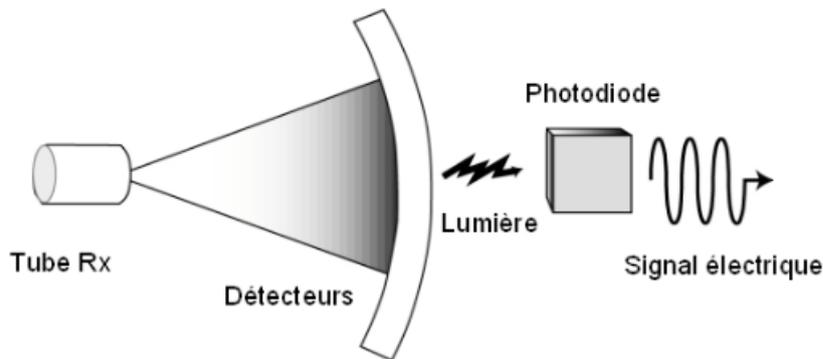


Figure 3.3. Principe du détecteur solide

3.2.2. Scanner mono-coupe et multi-coupes :

- Le scanner mono-coupe comporte dans l'axe Z une seule couronne de détecteurs. De 500 à 900 éléments sont disposés dans l'axe x sur environ 50 ° en éventail. Une seule coupe est acquise par rotation.

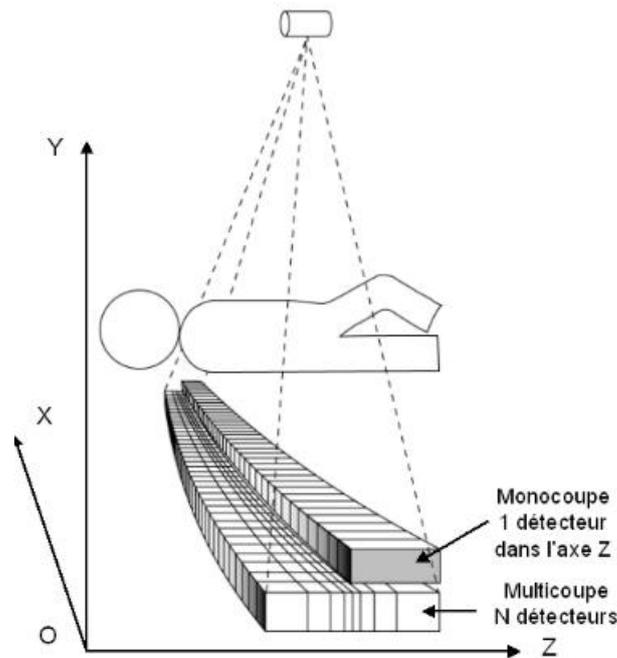


Figure 3.4. Comparaison du système de détection en scanner mono-coupe et multi-coupes. L'axe Oz est l'axe du patient.

- Le scanner multi-coupes comporte de multiples couronnes de détecteurs (de 8 à 34 actuellement). Le principe est la subdivision de la couronne de détecteurs dans l'axe Z.

Ainsi si un scanner mono-coupe possède par exemple une couronne avec 900 éléments répartis dans l'axe X, le scanner multi-coupe équivalent, dans le cas d'une subdivision en 16 dans l'axe Z possédera une matrice de 900x16 soit 14400 éléments (fig.3.4). Une coupe peut être obtenue par une couronne ou par la combinaison des signaux de plusieurs couronnes de détecteurs adjacente. Les scanners actuels utilisent simultanément 4 couronnes réelles ou combinées pour acquérir 4 coupes simultanées par rotation (Schouman Claeys, 2001).

- *Effet de cône* : Le principal facteur limitant le nombre de coupes simultanées par rotation est l'artefact de cône. Sur les scanners multi-coupes, la projection du faisceau de rayons X représente dans l'axe Z un cône (Bases physiques des rayons X, 2001). Les rangées centrales de détecteurs sont atteintes perpendiculairement à l'axe de rotation, tandis que les rangées les plus externes sont atteintes obliquement par les rayons X (fig.3.5). Cette obliquité dégrade la qualité de l'image en périphérie. Lorsqu'un détecteur périphérique est activé isolément, la largeur du volume traversé par le faisceau de rayons X devient plus importante que la largeur du détecteur. Par ailleurs, cette obliquité entraîne une réduction de l'efficacité des détecteurs périphériques, surtout s'ils sont de petite taille et séparés par de nombreux septa (Bases

physiques des rayons X, 2001). Si plusieurs détecteurs sont associés ou que le détecteur périphérique est plus large, la largeur du volume traversé est proche de l'épaisseur de coupe.

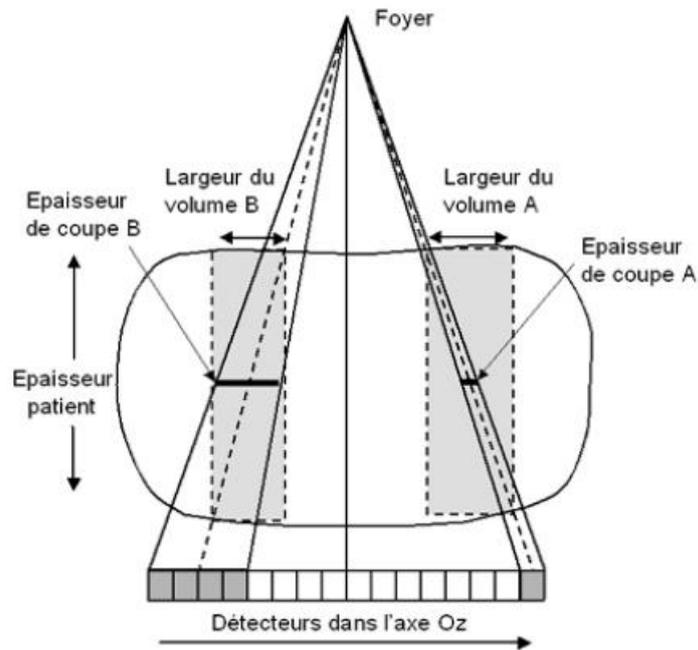


Figure 3.5. Effet de cône.

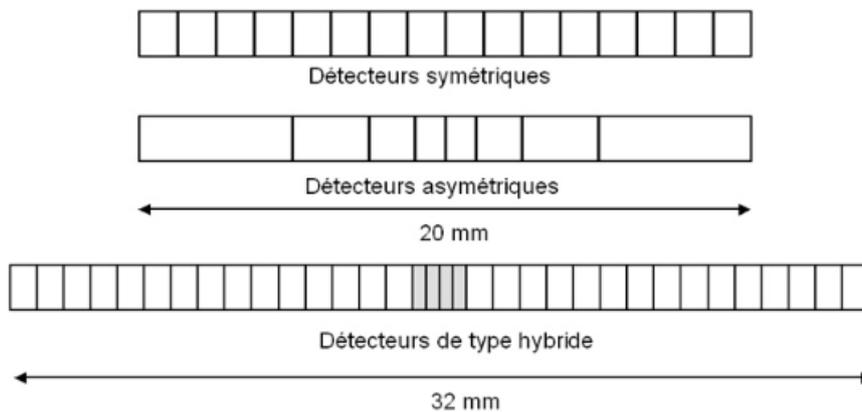


Figure 3.6. Différents types de détecteurs des scanners multi-coupes.

-*Détecteurs symétriques ou asymétriques* : l'arrangement des détecteurs dans l'axe Z varie selon les constructeurs. Comme il est présenté sur la figure (fig.3.6), on distingue ainsi des systèmes à détecteurs :

- symétriques : tous les détecteurs ont la même largeur

- asymétriques : la largeur des détecteurs croît au fur et à mesure qu'ils s'écartent de la perpendiculaire à l'axe de rotation.

L'utilisation de détecteurs périphériques plus larges permet de compenser les phénomènes liés à l'effet de cône. Des algorithmes de reconstruction sont nécessaires en cas de système à détecteurs symétriques. En fonction des options technologiques proposées par les constructeurs, le nombre et la largeur des détecteurs gouvernent :

- l'épaisseur de coupes minimale disponible (jusqu'à 0,5 mm).
- le nombre de coupes réalisées avec l'épaisseur minimale (2 à 4).
- la gamme des épaisseurs de coupe disponibles (de 0,5 à 10 mm).
- l'épaisseur maximale du volume couvert par rotation (de 20 à 32 mm actuellement) (Bases physiques des rayons X, 2001).

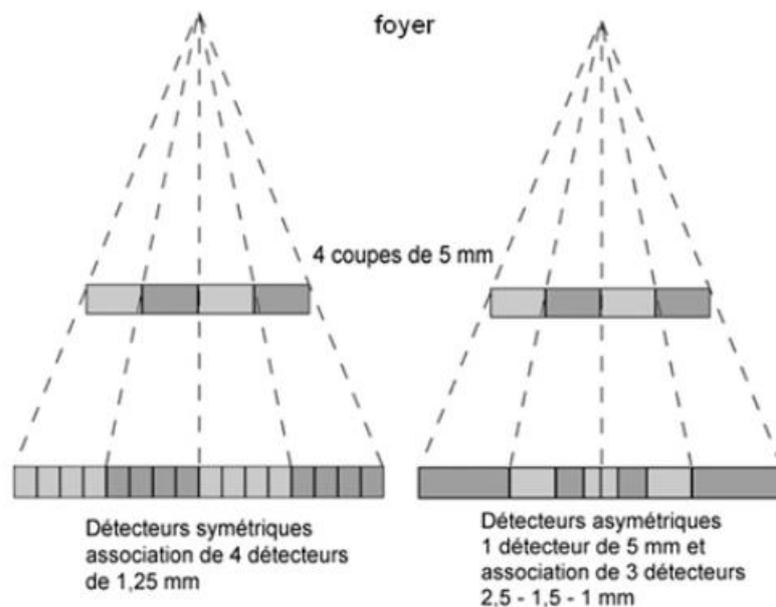


Figure 3.7. Coupe de 5 mm par combinaison de détecteurs symétriques et asymétriques.

3.2.3. Paramètres d'acquisition:

a. collimation primaire :

Elle est définie par la largeur de collimation du faisceau de rayons X à la sortie du tube. Elle détermine l'épaisseur nominale de coupe en acquisition mono-coupe. Elle peut varier de 1 à 10 mm (Bases physiques des rayons X, ; Schouman Claeys, 2001). En scanner multi-coupes, la

collimation varie en fonction du nombre et des épaisseurs de coupe disponibles. Les valeurs actuelles de collimation primaire vont de 1 mm pour réaliser 2 coupes de 0,5 mm à 32 mm pour obtenir 4 coupes de 8 mm (Bases physiques des rayons X, 2001).

b. kV, mA et temps de rotation

Depuis plusieurs années les scanners hélicoïdaux mono-coupe permettent d'atteindre des temps d'acquisition sur 360° de 0,75 à 0,8 secondes. Le temps de rotation est de 0,5 secondes pour 360° sur les appareils les plus récentes multi-coupes et tous les examens peuvent bénéficier de cette vitesse de rotation. Ce temps de rotation conditionne la résolution temporelle, c'est à dire le temps d'acquisition d'une séquence. Il permet d'obtenir un temps d'acquisition par coupe plus court, de 250 msec par reconstruction partielle et proche de 100 msec par méthode multi-sectorielle. La résolution temporelle dans la coupe s'approche de celle de la tomodensitométrie par faisceau d'électron (TFE) qui est de 50 à 100 ms. Il devient possible avec une synchronisation cardiaque d'accéder à l'imagerie cardiaque (Schouman Claeys, 2001).

Il est parfois utile d'augmenter ce temps de rotation pour pouvoir bénéficier de plus de mesures (projections) par rotation et améliorer la qualité de l'image (par exemple pour l'étude de la ceinture scapulaire) (Bases physiques des rayons X, ; Schouman Claeys, 2001).

c. Pitch

Le pitch se définit comme le rapport entre le pas de l'hélice (distance parcourue par la table pendant une rotation de 360° du tube) et la collimation du faisceau de RX. En acquisition mono-coupe, la collimation correspond à l'épaisseur nominale de coupe. Ce n'est plus le cas en acquisition multi-coupes, où la collimation correspond à 4 fois l'épaisseur nominale de coupe ou plus exactement 4 fois la largeur d'un détecteur. La valeur du pitch n'est donc plus la même d'un constructeur à l'autre selon que l'on considère pour calculer le pitch la collimation (pitch de collimation) ou bien l'épaisseur nominale d'acquisition et donc la largeur d'un détecteur (pitch de détection) (Bases physiques des rayons X, 2001).

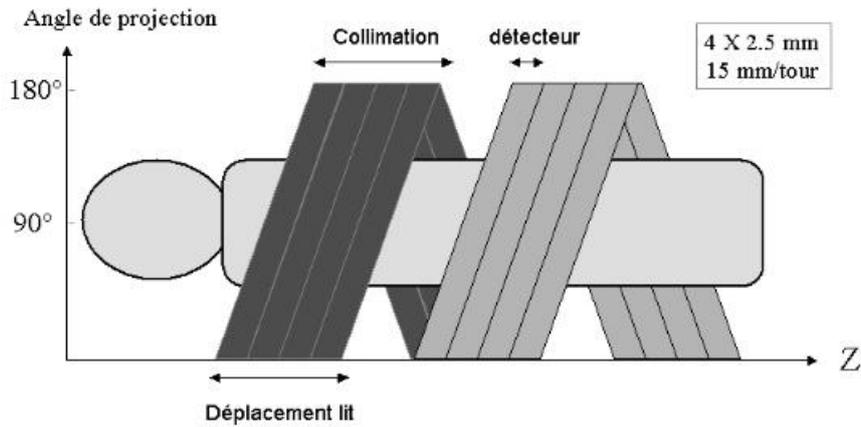


Figure 3.8. Scanner multi-coupe (4 coupes simultanées) pitch de collimation de 1,5 et pitch de détection de 6.

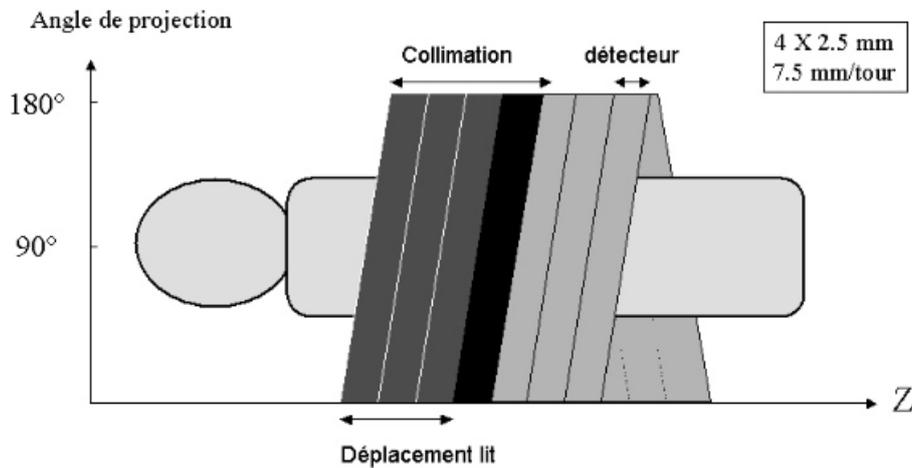


Figure 3.9. Cas de chevauchement : Scanner multi-coupes (4 coupes simultanées pitch de 0,75).

3.2.4. Paramètres de reconstruction

a. Matrice de reconstruction

La matrice de reconstruction est habituellement une matrice de 512x512. Elle détermine en fonction du champ de reconstruction (FOV, Field Of View) la taille du pixel.

Taille du pixel (en mm) = champ de reconstruction (en mm) / nombre de lignes ou de colonnes de la matrice.

b. Filtre de reconstruction

Les profils d'atténuation recueillis par les détecteurs sont convertis par une transformée de Fourier en une gamme de fréquence avant l'étape de rétroprojection. Les spectres fréquentiels subissent également une fonction de filtrage. La sélection des fréquences élevées par des filtres « durs » ou spatiaux privilégie la représentation des limites anatomiques des structures tout en rendant plus visible le bruit de l'image. A l'inverse, l'élimination des fréquences élevées par des filtres « mous » ou de densité atténuée le bruit et la visibilité des contours permettant une meilleure discrimination des structures à faible écart de densité (Bases physiques des rayons X, ; Schouman Claeys, 2001).

Ces filtres optimisent l'image reconstruite selon la structure étudiée. Les filtres « mous » sont adaptés aux structures à faible contraste et les filtres durs aux structures à contraste naturel élevé, telles que l'os, le poumon.

c. Algorithmes d'interpolation

En scanner hélicoïdal, les données brutes (projections numérisées) ne peuvent être utilisées directement (contrairement au mode séquentiel) en raison du déplacement continu du patient durant l'acquisition. Si l'on reconstruit les images directement à partir des données ainsi recueillies, la qualité des images sera altérée par des artefacts de mouvement. Il est donc indispensable de calculer des données brutes planes à partir des données volumiques. Ce calcul est réalisé grâce à des algorithmes d'interpolation.

La projection des données d'une hélice peut être représentée sous forme d'une ligne oblique. Chaque point de la ligne représente une projection et est indexé à l'axe Oz en raison du déplacement du lit et correspond à un angle de rotation précis. Si l'on considère un plan de reconstruction à une position précise dans l'axe Oz, un seul point de l'hélice croise le plan de reconstruction : une seule projection est réellement mesurée. Il faut calculer par interpolation toutes les autres projections du plan de coupe d'angle 0° à 360° (Bases physiques des rayons X, 2001).

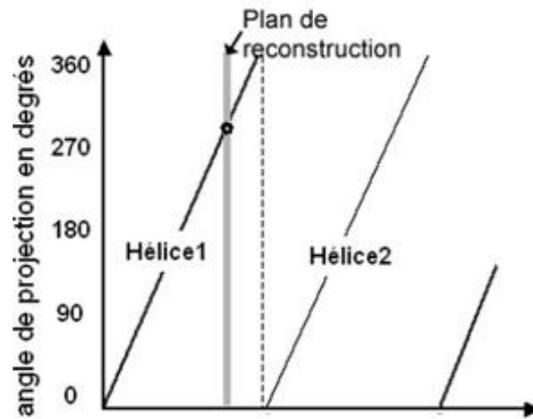


Figure 3.10. Projection des données d'une hélice en scanner hélicoïdal mono-coupe.

En scanner mono-coupe, les deux algorithmes d'interpolation les plus fréquemment utilisés sont :

- l'algorithme 360° linéaire : il interpole les données mesurées à deux positions angulaires identiques avant et après la position du plan de reconstruction. Il utilise donc les données de deux rotations de 360°

- l'algorithme 180° linéaire : il est similaire à celui utilisé en 360° linéaire mais n'emploie que les données acquises durant une rotation de 360° . Les projections manquantes sont considérées comme similaires à celles mesurées avec l'angle symétrique. Par exemple les données obtenues à 270° ($90^\circ + 180^\circ$) sont similaires à celles recueillies à 90° (Bases physiques des rayons X, ; Schouman Claeys, 2001)..

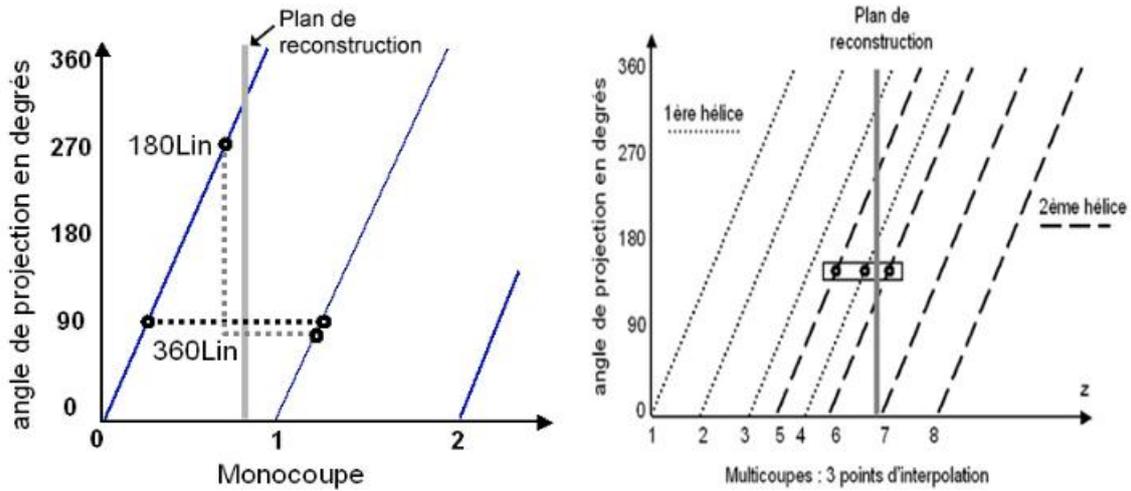


Figure 3.11. Algorithme de reconstruction linéaire en scanner mono-coupes et multi-coupes respectivement.

3.2.5. Qualité de l'image et irradiation :

Les principaux facteurs de qualité de l'image en scanner sont la résolution spatiale, la résolution en contraste et la résolution temporelle. Certains artefacts peuvent dégrader la qualité de l'image. La qualité de l'image est indissociable de la dose délivrée donc de l'irradiation (Schouman Claeys, 2001).

a. Résolution en contraste :

La résolution en contraste ou en densité est la possibilité de différencier des structures à faible contraste comme par exemple en scanner cérébral, la substance blanche et la substance grise. Elle dépend comme la montre la figure ci-dessous non pas tant du rapport signal sur bruit que du rapport contraste sur bruit (Bases physiques des rayons X, ; Schouman Claeys, 2001).

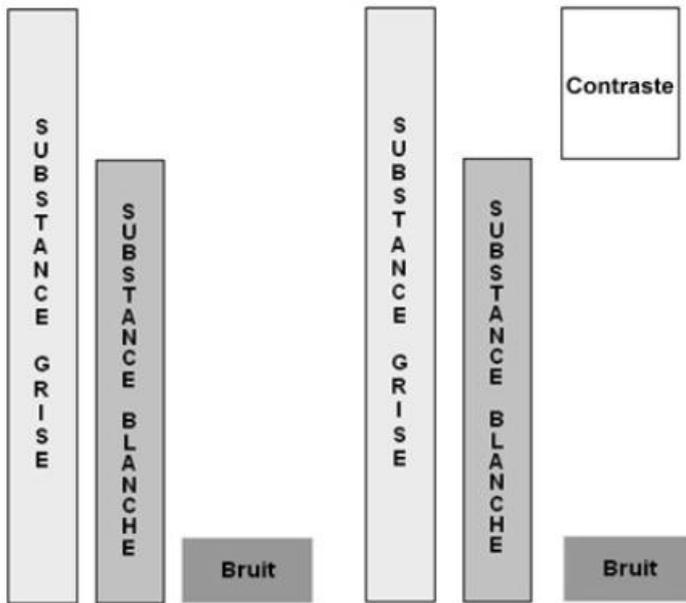
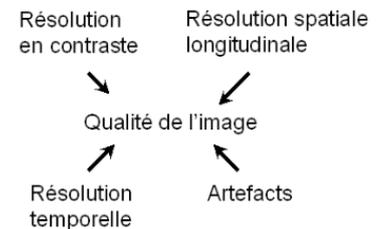


Figure 3.12. Rapport contraste bruit.

Figure 3.13. Facteurs de qualité de l'image en scanner.

Les facteurs qui influencent le rapport signal sur bruit sont le filtre de reconstruction, le flux photonique, l'algorithme d'interpolation et le pitch (en scanner multi-coupes) .

- Flux photonique : Le bruit est inversement proportionnel à la racine carrée du nombre de photons. Le flux photonique est sous la dépendance de plusieurs facteurs : la tension appliquée au tube, l'intensité du courant (mA) le temps d'acquisition et la collimation.



Les modifications de la tension appliquée au tube induisent des modifications de l'énergie des protons. L'influence sur le rapport signal bruit est importante. Le nombre de photons X délivrés est directement dépendant de la collimation, de l'intensité du courant (mA) et du temps d'acquisition. Le bruit est donc lié à ces paramètres par la même relation que le flux photonique.

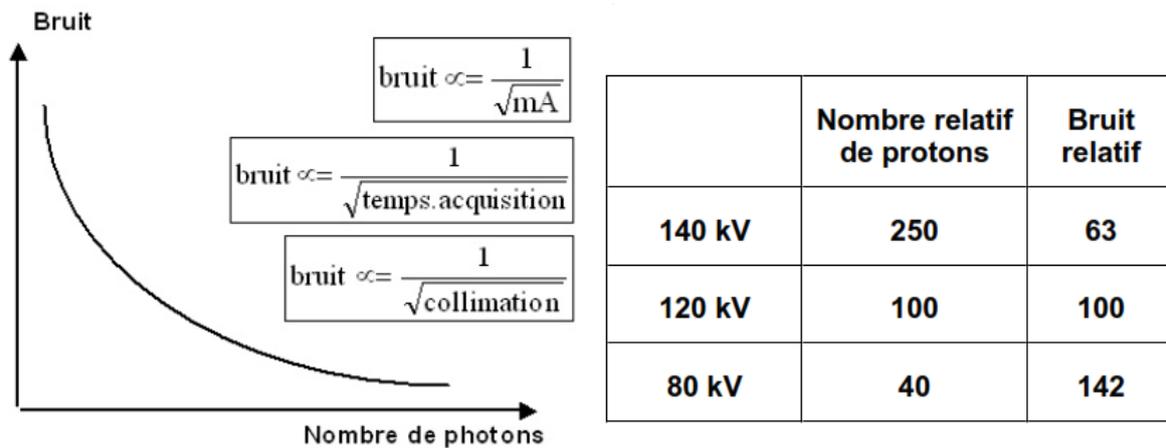


Figure 3.14. Facteurs de variation du nombre de photons.

- *Algorithmes d'interpolation* : le choix de l'algorithme d'interpolation peut être accessible à l'opérateur en scanner mono-coupe et influence le rapport signal sur bruit. Le mode 360° linéaire utilise les projections acquises durant deux spirales (720° de rotation) pour les moyenner sur 360°. Le mode 180 linéaire n'utilise que les projections acquises durant une rotation de 360°. L'algorithme 360° linéaire augmente le rapport signal sur bruit de $\sqrt{2}$ soit environ 1,4 par rapport à l'algorithme 180° linéaire.

En scanner multi-coupes, les algorithmes sont complexes et non accessibles à l'opérateur.

- *Pitch et rapport signal sur bruit* : En acquisition mono-coupe hélicoïdal, le rapport signal sur bruit reste constant quel que soit le pitch car le nombre de données pour reconstruire une coupe est indépendant du pitch. Le pitch n'intervient qu'indirectement par le choix de l'algorithme. Un pitch supérieur à 1 impose l'utilisation d'un algorithme de 180° en raison de la trop grande dégradation du profil de coupe avec l'algorithme 360°.

En acquisition multi-coupes, si la distance d'interpolation reste inchangée quelque soit le pitch, le nombre de données pour reconstruire la coupe diminue quand le pitch augmente. A mA constants, l'augmentation du pitch diminue le rapport signal sur bruit, la diminution du pitch l'améliore.

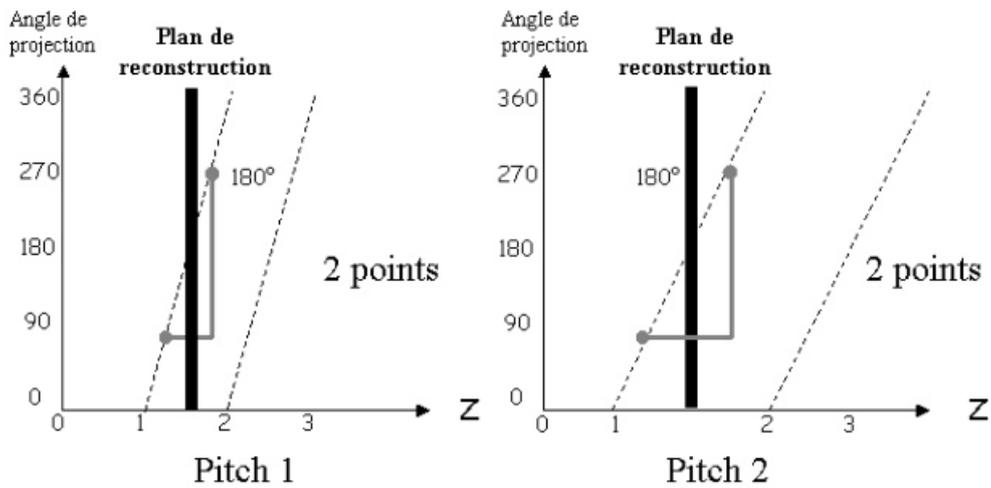


Figure 3.15. Scanner mono-coupe : le nombre de données pour reconstruire une coupe ne dépend pas du pitch.

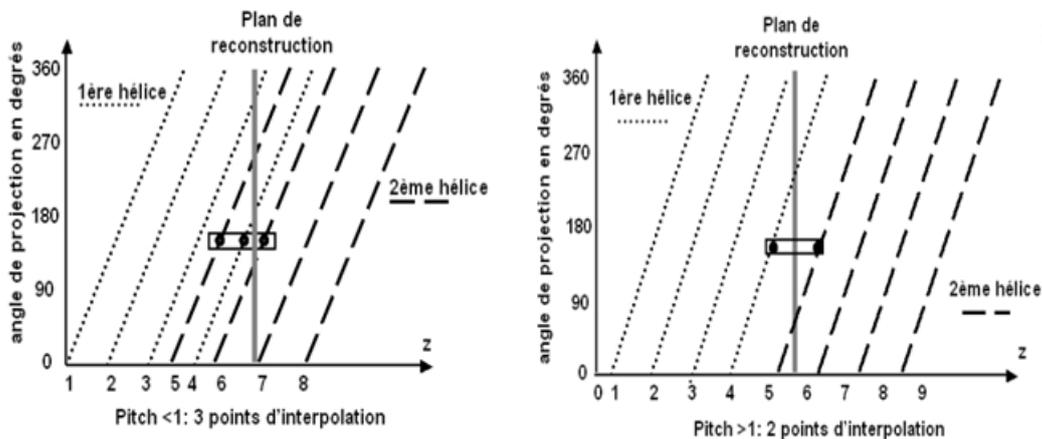


Figure 3.16. Algorithmes de reconstruction pour : Pitch < 1 et Pitch > 1.

b. Résolution spatiale :

Dans le plan de coupe, elle dépend de la taille du pixel de la matrice de reconstruction, qui est fonction du champ de vue et du nombre de lignes et de colonnes de la matrice (le plus souvent 512). Elle est identique en scanner hélicoïdal à celle obtenue en scanner séquentiel.

La résolution spatiale longitudinale dépend de la taille du voxel dans l'axe longitudinal Oz et correspond à l'épaisseur effective ou réelle de coupe (Bases physiques des rayons X, 2001).

c. Résolution temporelle :

Le scanner multi-coupes permet des temps d'acquisitions 4 à 8 fois plus courts que le scanner mono-coupe. L'apport essentiel du scanner multi-coupes est l'amélioration de la résolution

temporelle. Il devient possible de réaliser des coupes fines avec un pitch faible, sur un volume important, en un temps très court. Ces gains de temps substantiels sont surtout utiles pour limiter les artefacts d'exploration des organes mobiles, augmenter les possibilités d'exploration en apnée. Ils permettent une étude multiphasique après injection d'iode par exemple pour l'exploration d'un hépatome (Bases physiques des rayons X, ; Schouman Claeys, 2001).

L'augmentation de la vitesse de rotation du statif à 0,5 sec/360° permet d'obtenir une résolution temporelle dans la coupe de 250 msec par reconstruction partielle et proche de 100 msec par l'utilisation d'algorithmes spécifiques (méthode multisectorielle).

3.2.6. Artefacts :

Ils résultent d'une discordance entre les valeurs de densité de l'image reconstruite et les valeurs réelle d'atténuation :

- les artefacts de volume partiel sont limités par le chevauchement des coupes.
- les artefacts de mouvement sont atténués avec les scanners qui offrent des temps d'acquisition courts.
- les artefacts de sous-échantillonnage sont dus à une insuffisance de mesures. Ils se traduisent par des lignes fines au sein de l'image. Pour les corriger, il faut augmenter le nombre de mesures en diminuant la vitesse de rotation ou en scanner multi-coupes en diminuant le pitch.
- les artefacts d'hélice sont propres au mode hélicoïdal. Ils résultent de la nécessité de réaliser une interpolation des données. Ils se traduisent par une distorsion de l'image et des anomalies de densité linéaires ou en bandes particulièrement visibles aux interfaces des structures à forte différence de densité. Pour les réduire, il faut commencer par réduire la collimation et à défaut réduire le pitch (Bases physiques des rayons X,2001).

D'autres facteurs peuvent altérer la qualité des TDM: des mouvements intempestifs, par exemple des mouvements oculaires, peuvent induire des échos dans les images. Outre ces problèmes à l'acquisition, la qualité, la résolution, le contraste des images n'est pas fixé à l'avance, ce qui complique une analyse automatique des images. Il est donc indispensable de générer une chaîne de prétraitements qui permettra au système de segmentation de travailler sur des bases solides. C'est le but de ce chapitre Bases physiques des rayons X, ; Schouman Claeys, 2001).

3.3. Présentation de la chaîne de prétraitement :

Les différents prétraitements utilisés dans ce chapitre permettent de préparer les images à la segmentation des tissus cérébraux afin de détecter les lésions ischémiques avec un minimum de faux positifs.

Amélioration du contraste. Un rehaussement du contraste entre les tissus cérébraux normaux et la région touchée est nécessaire pour aider les radiologistes à identifier la lésion. En réglant correctement la largeur et le centre de la fenêtre, le contraste des images de scanner cérébral peut être amélioré. Cependant, ceci est insuffisant pour la détection précoce de l'AVC, nous proposons d'intégrer dans cette étape une approche multi-échelle pour améliorer le contraste cérébrale à savoir le laplacien pyramidal (LP). Utilisée en première étape, elle facilite les processus ultérieurs.

Sélection de la coupe médiane. Un scanner cérébral axial consiste en plusieurs coupes 2D à différentes hauteurs dans la direction axiale. Normalement, il y a 20 coupes et la distance entre chaque coupe est d'environ 5 mm. La sélection des bonnes coupes est cruciale, y compris celle du niveau ganglionnaire, car il affecte la segmentation de plusieurs ROI tels que caudé (c), capsule interne (IC) et insula (I).

Filtrage. L'image issue d'un examen scanner cérébral englobe deux régions différentes: la région qui présente le cerveau radiographié, la région non exposée : fond, et les artéfacts radio-opaques. De tels objets peuvent être facilement ignorés par un système d'interprétation visuel humain. Cependant, un système automatisé doit au préalable les identifier et les classifiés, ce qui nécessite l'application d'opération de filtrage.

3.4. Amélioration de contraste

Il existe de nombreuses méthodes pour améliorer la région d'intérêt dans une image. Les approches classiques, comme l'égalisation des histogrammes, étaient largement utilisées dans l'amélioration du contraste de différents types d'images médicales. La méthode de (Mehdi Sajjadi et al. 2012) basée sur l'amélioration du contraste des images scanner en utilisant une transformée en pyramide laplacienne modifiée avait une supériorité vis-à-vis de la FWT (Transformé en ondelettes rapides) dans l'amélioration des structures avec une sensibilité de 65,7%. Leur principale limite réside dans le développement de lésions associées à un accident vasculaire cérébral important, car la taille des détails améliorés dépend du nombre de niveaux de décomposition. (Tiong et al.,2012) proposent un nouveau schéma

d'égalisation d'histogramme modifié et adapté pour améliorer le contraste des images tomodensitométrique. La méthode présentée améliore le contraste des tissus mous en étirant les niveaux de gris de ces zones tout en maintenant la luminosité de l'arrière-plan. Un test préliminaire sur des images cérébrales avec lésions ischémiques montre que la méthode présentée dépasse les méthodes classiques d'égalisation d'histogramme.

3.4.1. Opération de fenêtrage

Comme la plage dynamique des valeurs de l'unité de Hounsfield (UH) pour les images TDM est très grande (-1000 à +1 000 UH), la première tâche consiste à sélectionner la plage appropriée de niveaux de gris pour extraire les régions des tissus mous. La relation entre le niveau de gris $I(x, y)$ et U.H est illustrée par l'équation (3.1):

$$U.H = I(x, y) + Intercept \quad (3.1)$$

Où, la valeur d'interception peut être obtenue à partir des informations disponibles dans l'en-tête DICOM des données des images scanner.

L'histogramme d'une coupe, représenté dans la figure 3.17 (b), est constitué de deux pics principaux correspondant aux pixels de l'arrière-plan et des tissus mous. Depuis, les valeurs des tissus mous sont supérieures à celles du fond (air), le pic d'intensité correspond à la région des tissus mous.

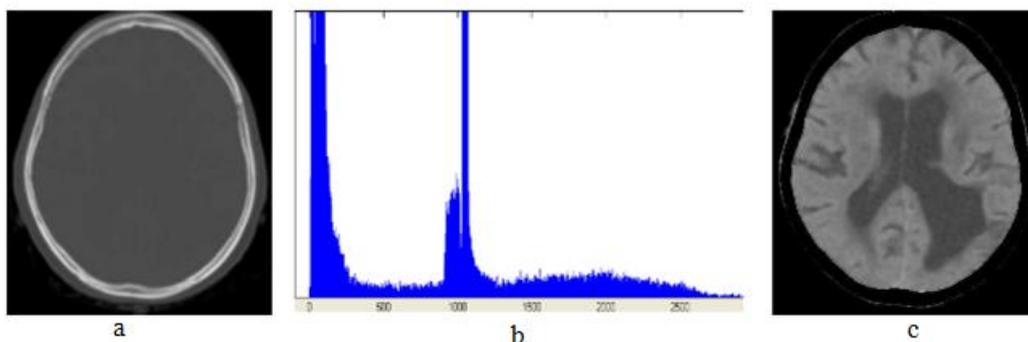


Figure 3.17. Résultats d'amélioration de contraste. (a) image initiale, (b) histogramme de l'image initiale et (c) l'image après une opération de fenêtrage suivie d'extraction de cerveau.

Une opération de fenêtrage pour étirer le contraste est effectuée avec comme valeur du centre (C) la valeur de crête et (W pour Width réglé sur 120 H.U.) comme largeur de la fenêtre:

$$I_{new}(x, y) = 255 * \frac{I_{originale}(x,y) - (C - \frac{W}{2})}{W} \quad (3.2)$$

Un rehaussement du contraste entre les tissus cérébraux normaux et la région touchée est nécessaire pour aider les radiologistes à identifier la lésion. En réglant correctement la largeur et le centre de la fenêtre, le contraste des images de scanner cérébral peut être amélioré. Cependant, ceci est crucial pour la détection précoce de l'AVC. Le réglage standard est le centre de la fenêtre de 40HU et la largeur de la fenêtre de 80 HU obtenu en utilisant l'équation (3.2). Dans notre étude, et afin d'augmenter le contraste entre la zone hypodense infiltrée et le tissu normal adjacent, nous avons fixé le centre de la fenêtre à 40 UH et la largeur de la fenêtre à 60 UH. Ces paramètres ont montré une bonne différenciation tissu sain/région affectée.

Un exemple d'image initiale et le résultat de l'amélioration et du débruitage sont présentés dans la figure 3.2. Pour vérifier la qualité des images prétraitées, une évaluation quantitative a été imposée.

3.4.2. Rehaussement de contraste

Le contraste tissulaire médiocre dans la tomodensitométrie alourdira les performances de l'algorithme de segmentation. Nous cherchons à résoudre ce problème en augmentant le contraste entre les différentes classes de tissus avant leur segmentation.

Une approche classique à l'amélioration de la qualité visuelle d'une image est la technique de transformation d'histogramme. L'égalisation d'histogrammes en est un exemple. L'amélioration du contraste résulte de l'étalement de la distribution des niveaux de gris les plus présents dans l'image.

Bien que très simple à implanter, ces techniques sont généralement trop globales car elles ne prennent pas en compte la distribution spatiale des niveaux de gris.

a. Expansion de la dynamique:

On cherche à améliorer l'image en lui appliquant une transformation ponctuelle d'intensité. A tout pixel d'intensité a_s , on associe une intensité $a_s' = T(a_s)$. La transformation T est choisie croissante, de façon à conserver les contrastes relatifs entre régions (une région claire sur un fond sombre apparaîtra plus claire que le fond dans l'image transformée). L'image est considérée ici, soit comme un signal déterministe, soit comme un ensemble de réalisations

d'une variable aléatoire. Du fait de leur caractère ponctuel, les méthodes de transformation d'histogramme n'affectent pas la forme des régions. Elles en modifient uniquement l'apparence visuelle (analyse d'image).

Cette méthode élémentaire consiste à utiliser au mieux l'échelle de niveaux de gris disponible sur le système d'acquisition d'image. Soient $A[i, j]$ l'image de départ et $A'[i, j]$ l'image après transformation. Soient $[a_0, a_1]$ l'intervalle des intensités présentes dans l'image et $[a_{min}, a_{max}]$ l'intervalle disponible. L'expansion de dynamique correspond à la transformation linéaire T suivante :

$$a_s = \alpha + \beta a_s \quad (4.2)$$

Telle que : $\forall a \in [a_0, a_1] \quad a \xrightarrow{T} \hat{a} \in [a_{min}, a_{max}]$ avec

$$\alpha = \frac{a_{min} * a_1 - a_{max} * a_0}{a_1 - a_0} ; \quad \text{et} \quad \beta = \frac{a_{max} - a_{min}}{a_1 - a_0}. \quad (4.3)$$

Cette transformation ne fait pas qu'améliorer l'aspect visuel de l'image. En effet, les données étant codées sur un nombre limité de bits, généralement 8, on atténue ainsi les erreurs d'arrondi pouvant se propager dans les traitements ultérieurs. Il est alors possible d'éviter de recourir à la représentation des nombres en virgule flottante, coûteuse en temps de calcul et en place mémoire.

b. Egalisation d'histogramme:

Cette transformation consiste à rendre le plus plat possible, l'histogramme des niveaux de gris de l'image. L'image est associée à une modélisation probabiliste dont l'histogramme représente la densité de probabilité de la variable niveau de gris. Cette méthode permet souvent de renforcer le contraste sur des détails de l'image qui sont masqués par des variations d'intensité de plus grande amplitude et à plus grande échelle. L'image $A[i, j]$ est considérée comme un ensemble de réalisations d'une variable aléatoire A admettant une densité de probabilité $f(a)$ non nulle sur $]amin, amax[$ et une fonction de répartition $F(a)$ avec : f représente donc l'histogramme normalisé de $A[i, j]$ et F son histogramme normalisé cumulé.

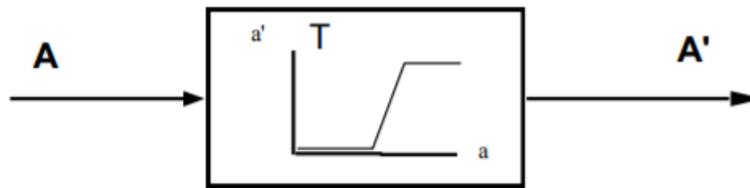


Figure 3.18. La transformation T.

On cherche alors une transformation T continue, dérivable au moins par morceaux et strictement croissante telle que la variable aléatoire $B = T(A)$ soit uniformément répartie dans l'intervalle $[b_{min}, b_{max}]$. Soit $g(b)$ la densité de probabilité de B et T' la fonction dérivée de T . On obtient :

$$g(b) = \begin{cases} f(a) \frac{1}{T'(a)} = \frac{1}{b_{max} - b_{min}}, & \text{pour } b_{min} < b < b_{max} \\ 0, & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (4.3)$$

$$\text{Avec : } b = T(a) \text{ et } a \in [a_{min}, a_{max}] \text{ ceci équivaut à } T'(a) = (b_{max} - b_{min})f(a) \quad (4.4)$$

La transformation T est alors définie par :

$$T(a) = (b_{max} - b_{min})F(a) + b_{min} \quad \text{pour } a \in [a_{min}, a_{max}]. \quad (4.5)$$

En considérant des petites fluctuations autour du niveau a , on peut linéariser la transformation T . L'amplitude des fluctuations est multipliée par le facteur

$$T'(a) = (b_{max} - b_{min}) \cdot f(a) \quad (4.6)$$

L'égalisation a donc pour effet d'amplifier les fluctuations dans les zones où celles-ci sont faibles, ces zones ayant des intensités de densité de probabilité élevée. La transformation étant continue et monotone, le sens et la position des transitions sont conservés. En pratique, la fonction de répartition $F(a)$ est estimée par l'histogramme cumulé normalisé (analyse d'image).

Dans l'image égalisée, les détails visibles dans les régions stationnaires sont amplifiés. En général, il n'est pas possible de faire une égalisation parfaite de l'histogramme de l'image transformée. En effet, les intensités de l'image de départ occupent des $[a_{min}, a_{max}]$ et les intensités de l'image d'arrivée sont des valeurs entières a obtenues par arrondi des valeurs $T(a)$, ce qui peut aboutir à privilégier certains niveaux.

c. Transformée en ondelette

Depuis les recherches de Grossman et Morlet (Grossman et al., 1984), la transformation en Ondelettes est devenue un outil performant dans la résolution des problèmes relevant de différents domaines d'application, notamment en traitement d'images (Mallat, 1998),(Barlaud, 1995). Le principal avantage de la transformée en ondelettes est la localisation dans le domaine temps-échelle.

La transformée en ondelettes décompose le signal d'entrée $x(t)$ en une série de fonctions d'ondelettes $\Psi_{a,b}(t)$ dérivantes d'une fonction mère $\Psi(t)$ donnée par des opérations de dilatation et de translation représentées par l'équation (4.5) et (4.6). Dans la figure-2, nous présentons quelques exemples classiques d'ondelettes.

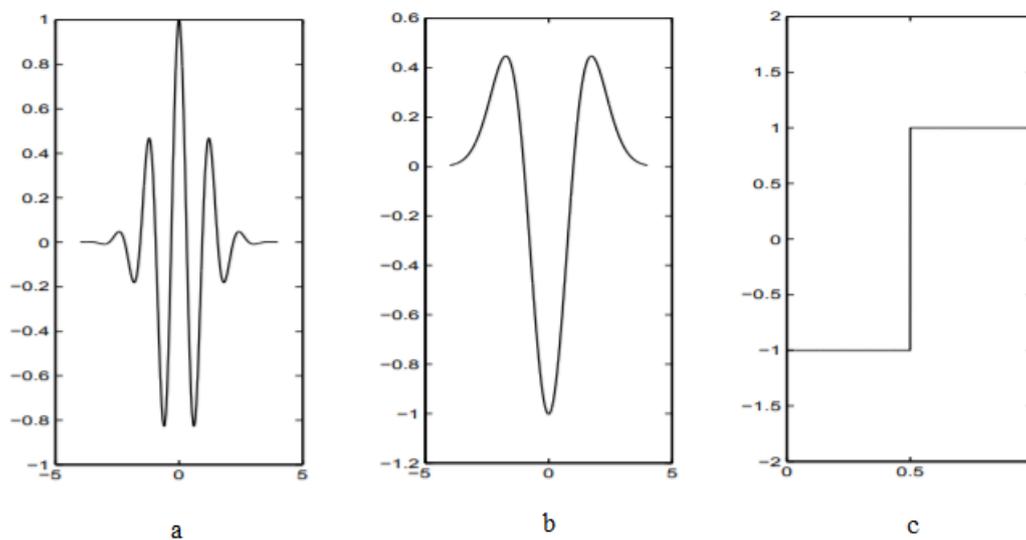


Figure 3.18. Exemples d'ondelettes : (a) partie réelle d'ondelette de Morlet, (b) dérivée d'une gaussienne et (c) ondelette de Haar.

$$C_{a,b} = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)\Psi_{a,b}(t)dt \quad (4.7)$$

$$\text{Sachant que : } \Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}}\Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (4.8) \quad \text{avec} \quad a \neq 0.$$

Les opérations de fenêtrages et l'égalisation d'histogramme sont deux méthodes classiques d'amélioration du contraste qui sont encore largement utilisées. Dans le traitement des images médicales, les ondelettes sont utilisées à diverses fins : par exemple, la segmentation, réduction du bruit et l'enregistrement d'images médicales. Les ondelettes peuvent également être utilisées dans l'amélioration de l'image.

En fait, les ondelettes sont capables de décomposer une image en différentes échelles permettant de personnaliser le processus d'amélioration. Les ondelettes sont généralement considérées comme des détecteurs de bord à plusieurs échelles, ainsi, le rehaussement de l'image en utilisant les ondelettes peut être considéré comme une technique d'amélioration des contours.

Dans certaines tâches de traitement d'image, l'utilisation des ondelettes cause des problèmes spécifiques. Par exemple, le débruitage utilisant cette transformé provoque des artefacts visuels (Mehdi Sajjadi, 2012). Mais, il existe plusieurs autres applications telles que l'amélioration de l'image et la détection de contour dans laquelle une transformation redondante peut fonctionner d'une manière significative. Dyadic Wavelet Transform également connu sous le nom de (DWT) est l'une des transformations multiéchelles redondantes et invariantes les plus couramment utilisés. Cette transformation peut être calculée efficacement à l'aide d'un filtre bancaire, appelé algorithme « à trous ». Cet algorithme est montré à la Fig.1 (a). Cette transformation spéciale est fréquemment utilisée dans l'amélioration des signaux et des images. Un des exemples réussis de l'amélioration de l'image médicale en utilisant ce genre de transformation est présenté par Laine et al. pour l'amélioration numérique mammographie.

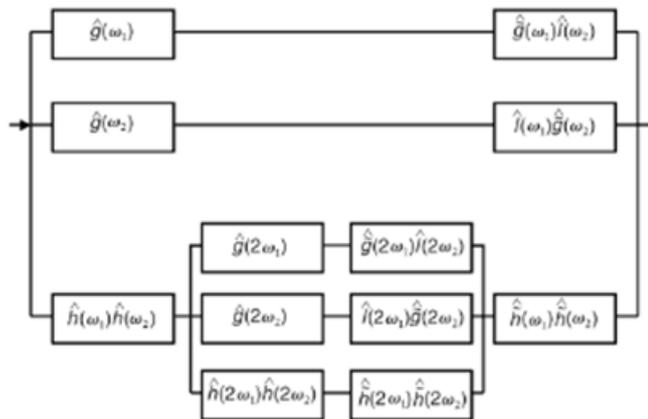


Figure 3.20. Schéma de l'algorithme 'à trous' pour une décomposition en 2D.

3.4.3. Laplacien pyramidale

Rehausser le contraste de l'image consiste à diminuer l'étendue de la zone de transit sans affecter l'intensité moyenne des régions situées de part et d'autre. On limite ainsi le risque de fusion intempestive de régions distinctes lors de la phase de segmentation.

L'opérateur de rehaussement de contraste devra, si possible, réduire le bruit dans les zones stationnaires et éviter les phénomènes de dépassement (Dippel et al., 2002). La deuxième méthode que nous proposons pour améliorer le contraste des images de la base de données est la pyramide laplacienne (PL). Le choix de cet opérateur est justifié par le résultat obtenu par rapport aux méthodes citées précédemment.

a. Principe :

La transformation multi-résolution pyramidale décompose une image en des résolutions multiples, à différentes échelles tout en conservant les données initiales. Une pyramide est une séquence d'images dans laquelle chaque niveau est une copie filtrée et sous-échantillonnée du prédécesseur (Bur 83 a, Walid ARIBI,2009). Le niveau le plus bas de la pyramide a la même échelle que l'image originale et contient des informations de plus haute résolution. Les représentations pyramidales multi-résolutions contiennent des informations descriptives concernant les contours, les gradients, le contraste dans l'image.

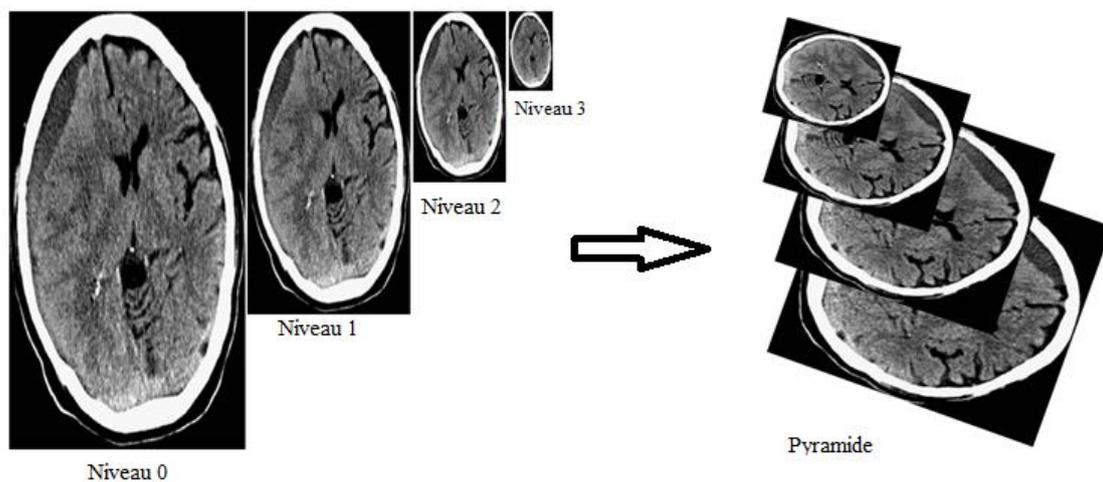


Figure 3.21. Représentation pyramidale d'une coupe TDM.

Le procédé de décomposition pyramidale est basé sur deux fonctions : REDUCE et EXPAND.

REDUCE : Cette opération consiste essentiellement à filtrer et à décimer les éléments pairs par un facteur de 2 (Bur 81). Schématiquement, l'opération REDUCE peut être représentée en dimension 1D et cela s'illustre par le schéma suivant :

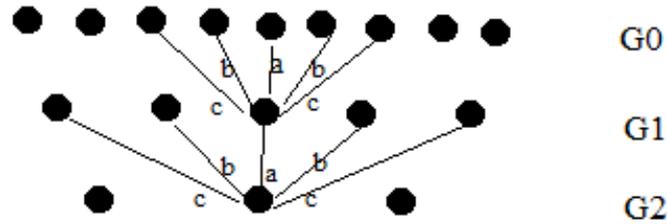


Figure 3.22. Opérateur REDUCE en dimension 1D : La valeur du point ciblé est égale à la somme des points des autres extrémités multipliée par leurs poids respectifs.

Considérons une image de résolution R^2 . Une représentation multi-résolution de cette image, peut se décrire par le procédé itératif suivant :

$$G_r = \Delta(G_{r+1}) \quad r = R - 1, R - 2, \dots, 0. \quad (4.5)$$

$$G_r(i, j) = \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 W(m, n) * G_{r+1}(2i + m, 2j + n) \quad (4.6)$$

Avec : $i = 0, \dots, 2^r - 1$ et $j = 0, \dots, 2^r - 1$.

G_r représente une image de résolution k, sachant que G_R est l'image de départ.

W noyau gaussien de taille 5*5.

Δ l'opérateur de réduction.

La collection d'images $G_R, \dots, 0$ est appelée pyramide gaussienne. Dans l'équation (4.6), nous remarquons que chaque niveau de la pyramide gaussienne est le résultat d'une convolution du niveau inférieur par un noyau gaussien combinée à une opération de sous-échantillonnage de facteur 2. Ainsi, l'opération REDUCE peut être représentée par l'équation (4.2) :

$$G_r(i, j) = REDUCE [G_{r-1}(i, j)] \quad (4.2)$$

Ou plus simplement

$$G_r = REDUCE [G_{r-1}] \quad (4.9)$$

Le noyau gaussien W est formulé à partir d'un vecteur w de taille 5, tel que :

$$W(m, n) = w(m) * w(n) \quad (4.7)$$

Et $m = -2 : 2$ et $n = -2 : 2$.

² Une image est considérée comme étant une matrice de taille $2^R * 2^R$. Dans ce cas, nous parlons d'une image de résolution R .

La figure 4 présente un exemple d'application de la fonction REDUCE au niveau 5, soit G0 à G5.

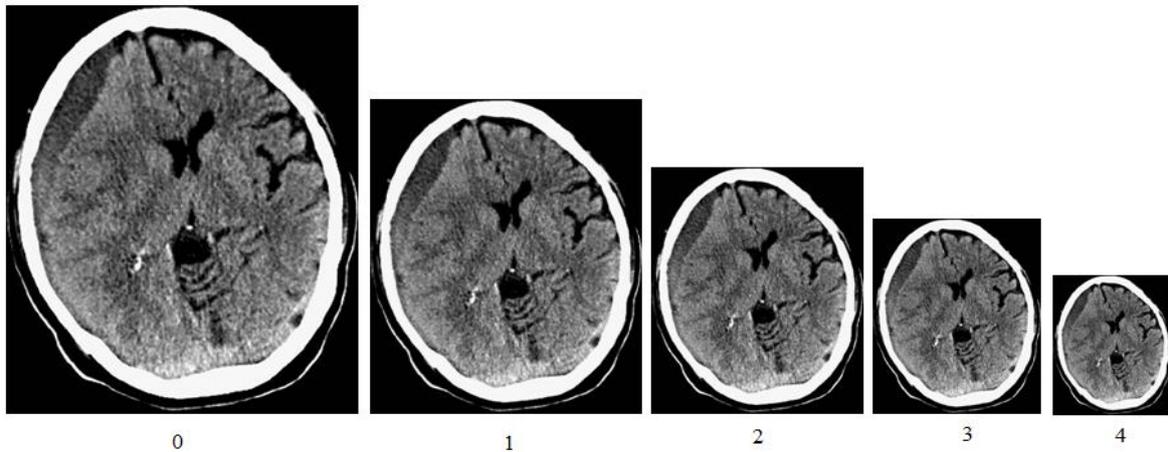


Figure 9.23. Les cinq premiers niveaux d'une pyramide gaussienne d'une image TDM.

EXPAND : L'opération EXPAND est l'inverse de REDUCE. Elle consiste à dilater par interpolation zéro et à filtrer par la suite (Burt, 83) représentée en 1D par la figure 6 :

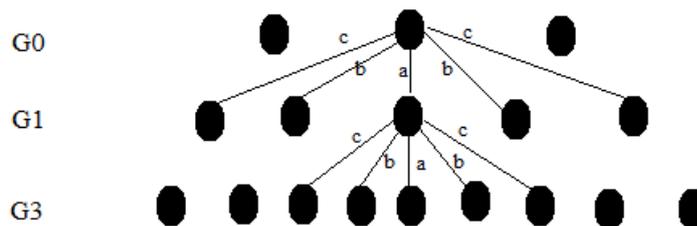


Figure 10. L'opération EXPAND en dimension 1D.

La différence entre un niveau de la pyramide gaussienne et sa version estimée par expansion du niveau supérieur, conduit à un niveau de la pyramide laplacienne. Ce principe se décrit par l'équation (4.8):

$$L_r = G_r - \mathcal{E}(G_{r-1}) = G_r - \widehat{G}_r \quad (4.8)$$

où : L_r représente un niveau r de la pyramide laplacienne,

\mathcal{E} symbolise l'opérateur d'expansion.

L_r représente donc un résidu d'estimation associé au niveau de résolution r . Une pyramide laplacienne étant un codage exact de l'image originale, possédant une entropie et une variance

bien plus faibles, elle est utilisée avec un codage entropique pour compresser une image (Didier Calle,1997).

Le niveau estimé \widehat{G}_r résulte d'une convolution de G_{r-1} par un noyau gaussien combinée à une opération de sur-échantillonnage, c'est-à-dire :

$$\widehat{G}_r(i, j) = 4 \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 W(m, n) * G_{r-1}\left(\frac{i-m}{2}, \frac{j-n}{2}\right) \quad (4.9)$$

Nous appelons EXPAND la transformation décrite par l'équation (4.9). On note souvent la fonction EXPAND par l'équation (4.6) :

$$G_r(i, j) = EXPAND[G_{r-1}(i, j)] \quad (4.10)$$

Ou simplement

$$G_r = EXPAND [G_{r-1}] \quad (4.11)$$

Une propriété importante de l'opérateur Laplacien pyramide est le fait qu'il est une représentation complète de l'image initiale i.e, les étapes utilisées pour construire une pyramide sont appliquer inversement pour extraire l'image originale. On constate que la pyramide gaussienne peut être représentée comme un ensemble de filtres passe-bas de l'image originale et la pyramide laplacienne est définie comme une succession de filtres passe-bandes de l'image originale.

b. Application du PL pour rehausser le contraste des images TDM

La pyramide laplacienne (PL) est l'une des transformé multi-échelle les plus utilisées, introduite par Burt et Adelson comme une méthode efficace de compression d'image. La pyramide laplacienne peut être utilisée pour améliorer les images médicales, c'est le cas de notre étude.

La PL extrait les informations de bord de l'image originale à différentes échelles. Une efficace méthode d'amélioration du contraste devrait améliorer les zones de contraste plus faible que les zones de contraste élevé, ce qui signifie que les contours plus faibles doivent être améliorés plus de bords plus forts. A cette fin, les valeurs de pixel des images de la bande passante (i.e. images produites à tous les niveaux de décomposition et contiennent des informations sur les contours à différentes échelles) modifiées à l'aide d'une fonction de mappage, qui est généralement une fonction non linéaire.

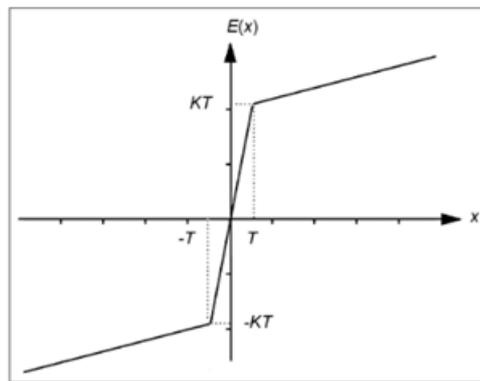


Figure 3.11. Transformation non-linéaire.

Dans notre étude, nous ignorons les détails de la décomposition de l'image et la reconstruction en utilisant la pyramide laplacienne et des détails sur la sélection d'autres paramètres utilisés dans l'amélioration du contraste des images CT cérébrales. Nous venons de noter brièvement que le filtre de Burt avec $\alpha = 0,4$ est utilisé dans la structure de la pyramide laplacienne et une simple fonction d'amélioration non linéaire proposée dans l'étude de (Laine et al.) utilisée pour la modification des images passe-bande expliquée dans l'équation () :

$$E(x) = \begin{cases} x - (k - 1)T, & \text{Si } x < -T \\ kx, & \text{Si } |x| < T \\ x + (k - 1)T, & \text{Si } x > T \end{cases} \quad (4.12)$$

Avec :

T est le paramètre de seuil et k est le paramètre de gain. La fonction non-linéaire est illustrée à la figure 2.

Image originale+ i,age rehaussée par LP

Les valeurs inférieures à T sont considérées comme faible contours tandis que les valeurs de pixels supérieures à T sont considérées comme pixels appartenant aux bords forts. Les faibles valeurs seront amplifiées par le gain k .

3.5. Sélection de la coupe médiane (CM) :

Un scanner cérébral axial consiste en plusieurs coupes 2D à différentes hauteurs dans la direction axiale. Normalement, il y a 20 coupes et la distance entre chaque coupe est d'environ 5 mm. La sélection des bonnes coupes est cruciale, y compris celle du niveau ganglionnaire, car il affecte la segmentation de plusieurs ROI tels que caudé (c), capsule interne (IC) et insula (I).

Certaines coupes ont une structure et une apparence anatomiques similaires et peuvent être regroupées en conséquence. À des fins de diagnostic, les coupes sont normalement regroupées en 6 niveaux.

- *Niveau 1* représente les régions de la cavité nasale ;
- *Niveau 2* est le niveau de transition entre la cavité nasale et la région de l'encéphale ;
- *Niveau 3 à 5* représentent les régions encéphaliques, particulièrement, le niveau 4 contient les cornes cérébrales et le 3ieme ventricule ; et le niveau 5 est le niveau de transition entre la région de l'encéphale aux régions plus élevées;
- *Niveau 6* est le niveau de régions supérieures.

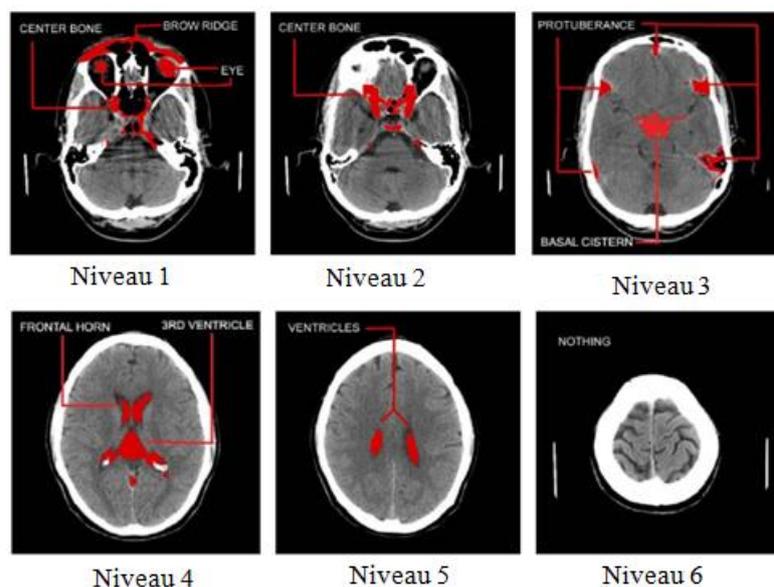


Figure 3.12. Structures anatomiques des différents niveaux (Jean-Loïc ROSE, 2008).

Les différents niveaux cités ci-dessus sont illustrés dans la figure 3.26 avec certaines structures anatomiques utilisés dans notre étude.

En se basant sur les travaux de (Jean-Loïc ROSE, 2008), nous constatons que le volume crânien des coupes du niveau de l'encéphale varie d'une façon régulière (il croît après se rétrécit) comme il est montré dans la figure 3.13.



Figure 3.13. Variation du volume crânien à travers les coupes (Jean-Loïc ROSE, 2008).

La coupe médiane (CM) est définie comme la coupe correspondre au plus grand volume crânien. Chaque série de scanner contient une seule coupe médiane et doit répondre aux critères suivants :

- Le plus grand volume crânien ;
- Masque cérébral fermé ;
- Présence des falces d'attachement
- Présence de cornes ventriculaires et le 3 ième ventricule.

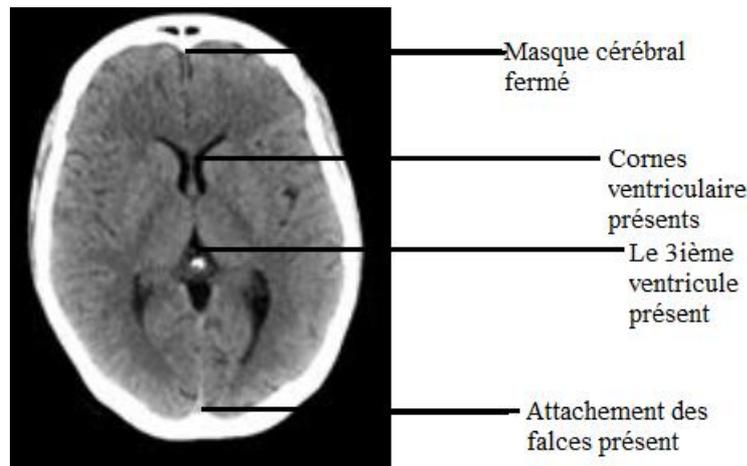


Figure 3.14. Exemple d'une coupe médiane dont tous les critères sont présents.

3.6. Opération de filtrage :

Le filtrage est une opération importante en traitement d'images. Il permet d'améliorer la perception de certain détails, de réduire le bruit, de compenser certains défauts des capteurs (Alex Desgrez). L'application typique du filtrage est le débruitage (réduction de bruit).

Dans une image, les détails se répètent fréquemment sur un petit nombre de pixels ayant une fréquence élevée : c'est le cas pour les bords et les contours. En revanche, les fréquences basses correspondent à des variations qui se répètent peu et diffusées sur de grandes parties de l'image. Ainsi, la plupart des filtres agissent sur ces fréquences pour les traiter en vue de les amplifier ou de les réduire.

a. Domaine spatial/ fréquentiel :

Bien qu'un même filtre puisse s'étudier soit dans le domaine spatial où il opère par convolution, soit dans le domaine fréquentiel où il opère par multiplication, l'habitude est de considérer certains filtres surtout dans le domaine de leur première utilisation, domaine qui

correspond le plus souvent à celui où ils nécessitent les moyens informatiques les plus faibles. Il n'est cependant pas inutile en pareil cas de regarder à quoi correspondent ces filtres dans l'autre domaine, car cela aide à comprendre leur action sur les images. (Numérisation)

Le filtrage spatial est essentiellement une opération de convolution (2D). Si I est l'image à filtrer (ou à rehausser) et f le filtre spatial (ou masque) on a :

$$I(i, j) * f(i, j) = F^{-1}\{F(I(i, j)) \cdot F(f(i, j))\} \quad (3.14)$$

On peut distinguer trois types de filtres résumés comme suite :

- Filtre passe-bas : diminue le bruit mais atténue les détails ;
- Filtre passe-haut : accentue les contours et les détails mais amplifie le bruit ;
- Filtre passe bande : supprime certaines fréquences indésirables dans l'image.

b. Filtres passe bas, lissage

Le but des filtres passe bas est de sélectionner les fréquences faibles et moyennes, riches en informations utiles, au détriment des fréquences élevées, qui ne traduisent que des fluctuations statistiques. La difficulté d'une telle opération tient au fait que de nombreux détails intéressants comportent eux aussi, du fait de leur petite taille ou du fait des contrastes avec lesquels on souhaiterait les voir apparaître, des fréquences élevées.

Le lissage par moyenne pondérée, directement applicable sur l'image numérique, est la plus simple des méthodes permettant d'améliorer l'aspect des images, en les rendant plus homogènes. L'opération consiste à remplacer la valeur de chaque pixel par une nouvelle valeur, issue de sa valeur initiale et de celles des pixels voisins, chacune étant affectée d'un coefficient décroissant en fonction de l'éloignement. Selon la matrice de coefficients choisie, on obtient des homogénéités plus ou moins poussées, qui correspondent dans le domaine fréquentiel à des atténuations plus ou moins importantes des hautes fréquences. Rapide à mettre en œuvre, ce type de lissage fait le plus souvent partie des protocoles standards proposés par les constructeurs.

Le filtre Gaussien est un filtre isotrope spécial avec des propriétés mathématiques bien précises (eq.3.15) :

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (3.15)$$

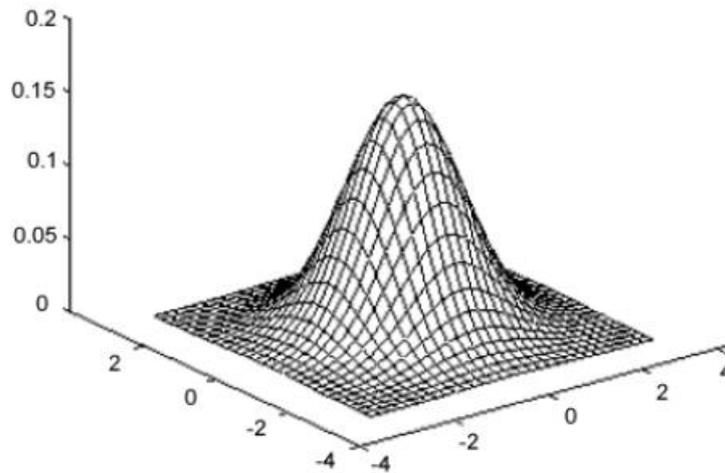


Figure 3.5. Clauche gaussienne.

Avec σ représente la déviation standard et détermine la largeur de la cloche gaussienne : $\sigma < 1$ utilisé pour réduire le bruit et $\sigma > 1$ utilisé le but de fabriquer une image qu'on va utiliser pour faire un "masque flou" personnalisé et plus le sigma est grand, plus la cloche gaussienne est large et plus le flou appliqué à l'image sera marqué. L'effet de ce filtre sur l'image est assez similaire au filtre moyenne, mais la moyenne est pondérée dans le sens où les pixels du centre ont un effet plus important que ceux qui sont situés plus loin (Sahbani Mahersia Hela).

Le filtre Wiener, est un filtre linéaire souvent utilisé pour la réduction de bruit en minimisant l'espérance mathématique de l'erreur quadratique entre l'image idéale et l'image reconstruite. Considérons le cas d'un bruit additif b de variance σ , le filtre de Wiener (Ghael 1997) correspond à l'estimateur linéaire optimal G de I_0 tel que $I_0 = GI$ et qui minimise l'espérance de l'erreur quadratique moyenne $\varepsilon = E\|I_0 - \hat{I}_0\|^2$.

Dans le cas de bruit additif ou multiplicatif, nous obtenons une image contenant moins de flou par rapport aux filtres précédents. En plus du débruitage, ce filtre est aussi utilisé dans le traitement d'images pour le défloutage (restauration) d'images. Pour certains types de bruits, comme un bruit poivre et sel, ce filtre devient inefficace (Halmaoui,2012).

c. Filtres passe haut, rampe, filtres passe bande

Les images de coupe reconstruites par simple rétroprojection présentent des artefacts en étoile dus à l'existence d'une atténuation des fréquences élevées. Cette atténuation étant proportionnelle à la valeur de la fréquence, on la corrige facilement dans le domaine de Fourier par l'application d'un filtre ayant la forme d'une droite de pente positive. Dans le domaine spatial, la correction correspondante serait constituée par une déconvolution en $1/r$, où r représente, pour chaque pixel à corriger, la distance de chacun des autres pixels. *Le filtre rampe* étant obligatoirement complété par un filtre passe bas pour éviter l'amplification des fluctuations statistiques (Numérisation).

D'autres types de filtres passe haut sont parfois proposés pour accentuer certains contrastes. Un filtre « passe haut » favorise les hautes fréquences spatiales, comme les détails, et de ce fait, il améliore le contraste. Un filtre « passe haut » est caractérisé par un noyau comportant des valeurs négatives autour du pixel central.

Le filtre Laplacien : est un filtre de convolution particulier utilisé pour mettre en valeur les détails qui ont une variation rapide de luminosité. Le Laplacien est donc idéal pour rendre visible les contours des objets ce qui explique sa présence dans les algorithmes de reconnaissance des formes. Sa formule est donnée par l'équation (3.16) :

$$L(i, j) = \frac{\partial^2 I(i, j)}{\partial i^2} + \frac{\partial^2 I(i, j)}{\partial j^2} \quad (3.16)$$

d. Le choix du filtre :

Dans notre étude nous avons appliqué un filtre médian de taille 3*3. Le filtre médian est un filtre non-linéaire choisi pour sa capacité d'éliminer les valeurs éloignées sans réduire la netteté de l'image. Il est utilisé pour atténuer les pixels isolés, d'une valeur très différente de leur voisinage et affecte à chaque pixel la valeur médiane de ses voisins de façon que l'ensemble des niveaux de gris de la nouvelle image (image filtrée) sera inclus dans celui des niveaux de gris de l'image initiale. Cela produit un fond plus homogène dans lequel les anomalies deviennent plus visibles sans effet de flou contrairement au lissage.

Algorithme :

1. Définir la taille du filtre (3*3 ; 5*5 ; 7*7).
2. Classer les valeurs du voisinage par ordre croissant.
2. Sélectionner la valeur médiane
3. Attribuer cette valeur médiane au pixel courant de l'image filtrée.

3.7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté un ensemble de méthodes pour la phase préparatoire des images scannographiques a fin de réduire le taux de faux positif dans les résultats de détection des changements ischémiques.

Les opérations d'amélioration du contraste des images TDM, fondées sur l'application d'un ensemble d'outils de traitement d'image à savoir les opérations multi-échelle,

Visuellement très corrects, les premiers résultats expérimentaux mettent en évidence le potentiel des approches proposées, qui permet d'aboutir des segmentations de meilleure qualité et d'aborder la deuxième partie de ce travail : l'estimation de la ligne médiane déformée (LMD) ainsi que l'extraction du cerveau. Nous détaillons, dans ce cadre les algorithmes proposés à ces fins.

Chapitre 4

Tracé de la ligne de symétrie

4.1. Introduction :

La caractéristique remarquable des images d'un cerveau normal est la symétrie. Notre méthode est basée sur l'approche utilisée par les médecins dans la détection des anomalies en examinant la différence entre les hémisphères (gauche et droit) du cerveau. Ainsi, la classification des images en normales et anormales dépend des caractéristiques des hémisphères. La stratégie que nous proposons consiste en une comparaison bilatérale. Un nouvel algorithme entièrement automatique pour le tracé de la ligne médiane, appelée aussi ligne de symétrie, a été intégré pour délimiter avec précision les côtés gauche et droit du cerveau afin d'assurer une meilleure segmentation.

Nous allons d'abord citer quelques méthodes existantes dans la littérature, puis nous détaillons ensuite l'approche utilisée pour générer la ligne médiane (idéale, décalée).

4.2. Méthodes existantes :

Un cerveau normal est symétrique. Des masses anormales ou une hémorragie peuvent dévier des structures le long d'une ligne imaginaire divisant le cerveau, créant ainsi un «décalage de ligne médiane». Le degré de décalage de la ligne médiane est important et peut indiquer une pathologie significative, car le décalage, par exemple, est une indication de la menace d'une hernie sous-falcine et peut nécessiter une intervention chirurgicale dans le cas des tumeurs cérébrales (TBI). La détection automatique de la ligne médiane du cerveau déformé (LMD) est difficile car LMD n'est pas une caractéristique anatomique visible qui peut être segmentée à l'aide des algorithmes classiques de segmentation d'images.

Cependant, peu de travaux ont été consacrés à la détection automatisée du LMD. Le travail le plus étroitement lié est la détection du plan sagittal idéal, défini comme le meilleur moyen de superposer certaines structures d'un côté et leurs homologues de l'autre par symétrie.

En général, la ligne médiane fait référence au plan sagittal inter-hémisphérique qui sépare les hémisphères gauche et droit. Si le cerveau est en bonne santé (sans blessure traumatique), la ligne médiane ne doit pas changer d'emplacement dans le cerveau. Cependant, dans les cas pathologiques, par exemple, en présence de tumeurs ou d'hématomes ou AVC, la ligne médiane peut se déformer et se décaler de sa position d'origine. Dans ce travail, la ligne médiane idéale fait référence à la ligne médiane originale avant tout changement pathologique. La ligne médiane décalée fait référence à la position actuelle réelle de la ligne médiane dans le cerveau. Parfois, la ligne médiane idéale ou le plan sagittal moyen idéal est défini différemment. La ligne médiane sagittale moyenne idéale peut être définie comme le plan qui maximise la symétrie du cerveau. D'autres définissent la ligne médiane en fonction de la structure physique du cerveau: le plan qui représente le mieux la sécurité inter-hémisphérique. Ceci est plus proche de la définition réelle de la ligne médiane telle qu'elle est utilisée dans notre étude.

La détection de LMD et l'estimation de la ligne médiane réelle dans les images CT basées sur la définition donnée ci-dessus. D'autres travaux de recherche sur le traitement d'images médicales tentent de définir une mesure basée sur la symétrie comme ligne médiane, qui peut être utilisée comme point de départ pour déterminer la ligne médiane idéale exacte. Il existe également des recherches sur la segmentation de l'image, et l'adaptation de forme appliquée dans le traitement d'images médicales (Liet al., 2008 and Tiong et al., 2012). Cependant, peu de travaux ont essayé d'automatiser la mesure du changement de ligne médiane.

Comme expliqué ci-dessus, les méthodes de détection de ligne médiane virtuelle automatisée peuvent être regroupées en deux approches majeures: celles fondées sur un critère de symétrie et les méthodes basées sur la structure anatomique du cerveau. Dans le premier groupe, le plan sagittal moyen est défini en fonction d'un plan qui divise la structure 3D du cerveau en utilisant une symétrie maximale. Ces méthodes peuvent effectivement traiter certaines asymétries en utilisant des méthodes d'enregistrement robuste. L'avantage de ces méthodes basées sur la symétrie est qu'elles sont sensibles à l'asymétrie locale due aux changements pathologiques. L'inconvénient est que ces méthodes manquent souvent de précision anatomique, même si elles sont très proches de la fracture inter-hémisphérique.

Les méthodes basées sur l'anatomie du cerveau se rapprochent de la ligne médiane en définissent certaines structures cérébrales telle que les os, artères ... Habituellement, ces méthodes utilisent un modèle déformable, par exemple les « snakes ». Cependant, ce type de méthode de détection est utilisé dans les images MR où la certitude est plus évidente que les images CT. La ligne médiane réelle dans les images CT est mieux représentée par l'emplacement des falces cérébraux et des ventricules.

La méthode proposée ici fait partie du deuxième groupe. Dans l'approche proposée, des caractéristiques anatomiques extraites des images tomodensitométriques sont utilisées pour détecter et améliorer la ligne médiane approximative afin de pouvoir détecter les lésions ischémiques en se basant sur une comparaison bilatérales des hémisphères cérébraux. Dans ce qui suit, nous développerons l'approche utilisée pour le tracé

4.3. Objectifs du tracé de la ligne médiane :

Comme notre approche consiste à comparer la symétrie des deux hémisphères, il est nécessaire de l'identifier de la ligne de symétrie. La structure physique du crâne est utilisée pour détecter la ligne de symétrie. Beaucoup d'autres approches ont été conçues pour trouver le MSP qui utilise la symétrie tissulaire pour obtenir le MSP. Nous avons utilisé la structure physique au lieu de la symétrie tissulaire. Il peut y avoir des cas, en particulier d'hémorragie, où la structure physique de la tête se déforme suite à un accident, etc.

Une ICP accrue peut entraîner le déplacement de la ligne médiane du cerveau par rapport à sa position d'origine. La détection de la ligne médiane idéale - c'est-à-dire la ligne médiane qui devrait être présente dans un cerveau en bonne santé avec un PCI normal - a deux objectifs. Premièrement, la ligne médiane idéale peut être utilisée comme ligne de référence pour mesurer le décalage (symétrie) du tissu cérébral. Deuxièmement, il peut également être utilisé comme ligne d'étalonnage, car les différentes tomodensitométries ont une rotation de la tête différente selon la position du patient. Une fois que les images CT sont calibrées en fonction de la ligne médiane idéale, toute la structure anatomique du cerveau peut être identifiée approximativement.

4.4. Tracé de la ligne médiane:

4.4.1 Principe

Une des contributions de cette thèse est l'extraction de la ligne médiane déformée (LMD) sur des images tomodensitométriques. Pour automatiser l'ensemble du processus de

mesure, il est impératif d'automatiser la détection de la ligne médiane idéale, qui sert de ligne de référence. Ensuite, les systèmes ventriculaires doivent être segmentés pour définir les points de référence pour tracer la ligne médiane décalée en utilisant les courbes de Bézier.

Cliniquement, la ligne médiane est défini comme une ligne reliant les falces supérieurs et inférieurs traversant le septum pellucidum (SP la structure entre les deux cornes frontales des ventricules latéraux) et le troisième ventricule (Liu et al.,2007).

Le SP est le plus couramment utilisé pour son hypodensité distincte, facile à trouver entre les régions ventriculaires. Par conséquent, pour tracer une ligne médiane déformée, il est essentiel de localiser ces marqueurs de décalage de ligne médiane. La figure 4.1 montre un exemple du tracé d'une ligne médiane idéale (a) et d'une ligne médiane déformée(b).

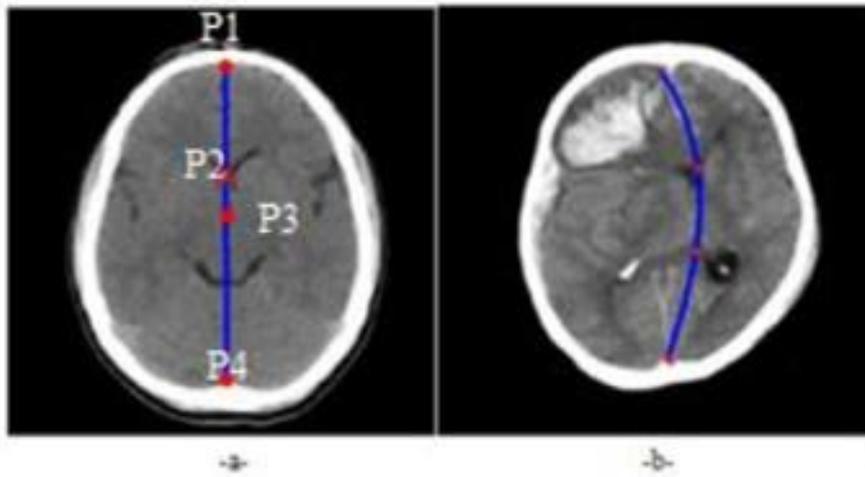


Figure 4.1. Tracé de la ligne médiane sur des images axiales cérébrales dans les deux cas : (a) ligne médiane idéale ; (b) ligne médiane décalée

4.4.2 Algorithme d'estimation de la ligne médiane :

Pour identifier ces marqueurs, nous combinons les méthodes de détection de contours avec une opération de fenêtrage pour rendre la détection plus précise. Le contour est une propriété attachée à un pixel individuel et est calculée à partir du comportement de la fonction d'image au voisinage du pixel. Les bords sont souvent utilisés dans l'analyse d'images pour trouver les limites d'une région.

La méthode décrite dans cette thèse utilise les structures anatomiques du cerveau à savoir les falces cérébraux et les ventricules pour localiser avec précision la position de la ligne médiane idéale, car ces caractéristiques anatomiques changent très peu avec le décalage. Bien que la ligne médiane idéale puisse être approximée en utilisant la symétrie du cerveau, les caractéristiques anatomiques doivent être considérées pour une détection plus précise.

L'algorithme proposé pour la détection de la ligne médiane comporte les étapes suivantes:

1. Détecter les falces supérieurs et inférieurs.
2. Détecter le septum pellucidum (SP)
3. Détecter le 3^{ième} ventricule.
4. Utilisez ces points comme de repère pour générer la ligne médiane en utilisant les courbes de Bézier.

Le falce cerebri est un fort pli de dure-mère qui suit la fracture entre l'hémisphère gauche et l'hémisphère droit. Afin de détecter cette caractéristique anatomique rapidement et avec précision, deux rectangles de recherche sont définis et la taille du rectangle est choisie pour inclure les caractéristiques anatomiques à détecter. Toutes les étapes de traitement sont appliquées uniquement dans ces régions.

Soit, *reg_1* et *reg_2*, les rectangles définis pour segmenter les falces cérébraux supérieurs et inférieurs pour en extraire les point de repaire P1 et P2 respectivement de la courbe de Bézier. Soit, *reg_3*, regtangle pour la détection des ventricules. P3 et P4 sont les points de contrôle représentant respectivement le SP et le 3^{ième} ventricule. La figure 4.2 illustre les différents regtangles utilisés pour définir les points de contrôle de la ligne médiane.

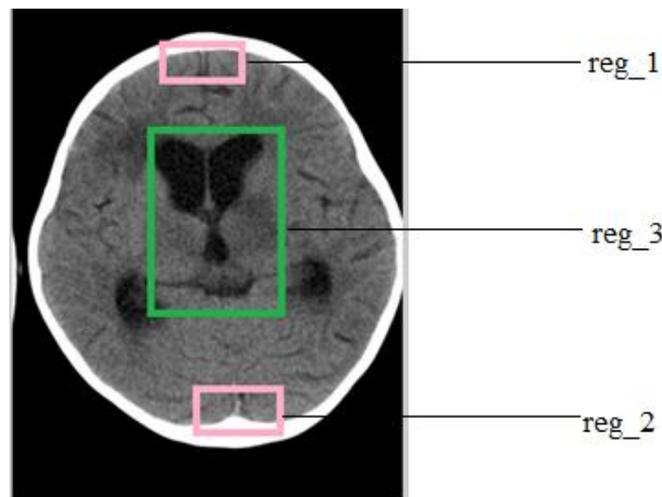


Figure 4.2. Les différents rectangles choisis pour l'identification des points de contrôle.

Ligne médiane idéale, basée sur les caractéristiques anatomiques. La méthode utilisée pour détecter ces caractéristiques est expliquée dans cette section. L'opérateur de détection des contours Canny est le détecteur optimal pour notre étude.

L'approche de Canny consiste à trouver le filtre optimal de réponse impulsionnelle $h(x)$ satisfaisant trois contraintes pour un signal d'entrée en échelon à savoir :

- une bonne détection ;
- une bonne localisation ;
- une faible multiplicité des maximums dus au bruit.

Soit $A(x)$ un signal monodimensionnel représentant un saut d'amplitude U_0 , noyé dans un bruit blanc stationnaire $N(x)$ de moyenne nulle et de *d.s.p.*(densité spectrale de puissance) N_0^2 :

$$A(x) = U_0U(x) + N(x) \quad (4.1)$$

$$\text{Avec } U(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$$

Le signal de sortie est donné par l'expression définie par l'équation (4.2) suivante:

$$C(x) = A * h(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} A(t)h(x-t)dt \quad (4.2)$$

Le problème posé est de trouver $h(x)$ sachant que $C(x)$ est maximum au point $x=0$ tout en respectant les 3 conditions citées précédemment :

Bonne détection : Ce critère s'exprime à l'aide du rapport signal sur bruit (RSB) défini par l'équation (4.3) comme la fraction du maximum de la réponse due au signal seul sur la racine carrée de la puissance du bruit en sortie :

$$RSB = \frac{U_0 \int_0^{+\infty} h(x-t)dt}{(E\left\{\left|\int_{-\infty}^{+\infty} N(t)h(x-t)dt\right|^2\right\})^{1/2}} = \frac{U_0 \int_0^{+\infty} h(x-t)dt}{N_0(\int_{-\infty}^{+\infty} h^2(t)dt)^{1/2}} \quad (4.3)$$

Le filtre recherché est un dérivateur, afin d'obtenir une réponse nulle pour un signal d'entrée constant, $h(x)$ est choisie impaire. Ensuite, toujours en se plaçant en $x = 0$, on obtient :

$$RSB = \frac{U_0 \int_{-\infty}^0 h(t)dt}{N_0(\int_{-\infty}^{+\infty} h^2(t)dt)^{1/2}} = \frac{U_0}{N_0} \Sigma$$

Bonne localisation : le critère de localisation est mesuré par l'inverse de la variance de la distance entre le maximum de la réponse et la position réelle de la transition. Pour le calculer, on cherche à exprimer $E\{x_0^2\}$, x_0 étant la position calculée de la transition. Cette position x_0

correspond au maximum du signal de sortie, donc à un passage par zéro de sa dérivée première puisque le filtre étudié est un dérivateur. Nous avons donc :

$$\left[\frac{\partial C}{\partial x} \right]_{x_0} = \left[\frac{\partial}{\partial x} A * \dot{h}(x) \right]_{x_0} = 0 \quad (4.4)$$

$$\begin{aligned} \text{D'où : } \left[\frac{\partial C}{\partial x} \right]_{x_0} &= U_0 [U * \dot{h}(x)]_{x_0} + [N * \dot{h}(x)]_{x_0} \\ &= U_0 h(x_0) + [N * \dot{h}(x)]_{x_0} \end{aligned} \quad (4.5)$$

Ensuite, on exprime le développement limité de la fonction $h(x)$ impaire et continue au voisinage de $x = 0$ comme suite :

$$h(x_0) \approx h(0) + x_0 \dot{h}(0) \approx x_0 \dot{h}(0) \quad \text{avec} \quad h(0)=0 ;$$

il en résulte que :

$$\left[\frac{\partial C}{\partial x} \right]_{x_0=0} \approx U_0 x_0 h(0) + N * \dot{h}(0) = 0$$

donc :

$$E \left\{ |U_0 x_0 \dot{h}(0)|^2 \right\} \approx E \left\{ |N * \dot{h}(0)|^2 \right\}$$

L'expression ci-dessus devient :

$$U_0^2 \dot{h}^2(0) E\{x_0^2\} \approx N_0^2 \left(\int_{-\infty}^{+\infty} \dot{h}^2(t) dt \right)$$

Ce qui donne :

$$E\{x_0^2\} \approx \frac{N_0^2 \left(\int_{-\infty}^{+\infty} \dot{h}^2(t) dt \right)}{U_0^2 \dot{h}^2(0)}$$

Le critère de localisation est la racine carrée de l'inverse de l'expression ci dessus :

$$\frac{U_0}{N_0} \Lambda = \left(\frac{U_0^2 \dot{h}^2(0)}{N_0^2 \left(\int_{-\infty}^{+\infty} \dot{h}^2(t) dt \right)} \right)^{1/2} = \frac{U_0}{N_0} \frac{|\dot{h}(0)|}{\left(\int_{-\infty}^{+\infty} \dot{h}^2(t) dt \right)^{1/2}} \quad (4.6)$$

Le produit $\Sigma \Lambda$ est un critère qui combine une bonne détection et une bonne localisation. Il ne dépend pas de l'amplitude U_0 de l'échelon, ni du facteur d'échelle κ . Pour démontrer cette dernière propriété, on pose : $h_{\kappa}(x) = h\left(\frac{x}{\kappa}\right)$ et on obtient :

$$\Sigma_{\kappa} = \sqrt{\kappa} \Sigma \quad \text{et} \quad \Lambda_{\kappa} = \frac{1}{\sqrt{\kappa}} \Lambda \quad \text{donc} \quad \Sigma_{\kappa} \Lambda_{\kappa} = \Sigma \Lambda \quad (4.7)$$

Non multiplicité des réponses : en utilisant une $\Lambda \Sigma$ Pour l'optimisation, Canny propose de maximiser le produit troisième contrainte qui est la minimisation de la densité d_0 de passages

par zéro de la réponse due au bruit. Pour un processus gaussien $B(x)$ de moyenne nulle, on

démontre que (analyse d'image) :

$$d_0 = \frac{1}{\pi} \left(\frac{-R''_{BB}(0)}{R_{BB}(0)} \right)^{1/2} \quad (4.8)$$

Avec $R_{BB}(0)$ est la fonction d'auto-corrélation du signal. Posons $B(x) = N * h(x)$, avec $N(x)$ est un bruit blanc gaussien, nous aurons :

$$R_{BB}(0) = N_0^2 \int_{-\infty}^{+\infty} h^2(t) dt$$

Compte tenu de la relation $R_{\dot{B}\dot{B}}(\tau) = -R''_{BB}(\tau)$ (4.9)

Nous pouvons écrire : $R''_{BB}(0) = -N_0^2 \int_{-\infty}^{+\infty} h^2(t) dt$ (4.10)

Nous nous intéressons aux transitions du signal d'entrée qui correspondent aux extremums du signal de sortie du filtre dérivateur étudié. Ces extremums sont aussi les passages par zéro de la dérivée seconde du signal d'entrée, donc de la dérivée du signal de sortie. On exploite alors la formule (4.8) en remplaçant $B(x)$ par $B'(x)$:

$$d_0 = \frac{1}{\pi} \left(\frac{\int_{-\infty}^{+\infty} h''^2(t) dt}{\int_{-\infty}^{+\infty} h'^2(t) dt} \right)^{1/2} \quad \text{et on pose} \quad x_{moy} = \frac{1}{d_0}$$

Canny a choisi de prendre un filtre à réponse impulsionnelle finie de taille M . Ceci revient à remplacer, dans l'expression des critères, les bornes par $-\infty$ et $+\infty$. Ensuite, il a imposé comme troisième contrainte que la distance x_{max} entre deux maximums consécutifs de la réponse due au bruit seul soit égale à une fraction de M . Ce critère correspond à la limitation du nombre de maximums locaux détectés en réponse à un seul contour. x_{max} est alors donné par :

$$x_{max} = 2 \cdot x_{moy} = 2\pi \left(\frac{\int_{-\infty}^{+\infty} h'^2(t) dt}{\int_{-\infty}^{+\infty} h''^2(t) dt} \right)^{1/2} = k_m \cdot M \quad (4.11)$$

La maximisation du produit $\Lambda\Sigma$ pour un x_{max} égal à $k_m \cdot M$ revient à trouver $h(x)$ qui minimise la fonctionnelle :

$$\Psi(x, h, h', h'') = h^2 + \lambda_1 \dot{h}^2 + \lambda_2 \ddot{h}^2 + \lambda_3 h \quad (4.12)$$

La solution optimale $h(x)$ satisfaisant les conditions de continuité et de dérivabilité est obtenue par calcul variationnel comme solution de l'équation d'Euler correspondant à une fonctionnelle du deuxième ordre :

$$\Psi_h - \frac{\partial}{\partial x} \Psi_{h'} + \frac{\partial^2}{\partial x^2} \Psi_{h''} = 0 \quad (4.13) \quad \text{avec} \quad \Psi_h = \frac{\partial \Psi}{\partial h}$$

La fonction $h(x)$ est alors solution de l'équation différentielle suivante :

$$2h(x) - 2\lambda_1 h''(x) + 2\lambda_2 h''''(x) + \lambda_3 = 0 \quad (4.14)$$

Qui admet comme solution générale :

$$h(x) = a_1 e^{ax} \sin \omega x + a_2 e^{ax} \cos \omega x + a_3 e^{-ax} \sin \omega x + a_4 e^{-ax} \cos \omega x \quad (4.15)$$

avec :

$$\lambda_2 - \frac{\lambda_1^2}{4} > 0; \quad a^2 - \omega^2 = \frac{\lambda_1}{2\lambda_2}; \quad 4a^2\omega^2 = \frac{\lambda_1^2 - 4\lambda_2}{4\lambda_2^2}$$

Pour trouver l'opérateur $h(x)$ sous la forme d'un filtre à réponse impulsionnelle finie (RIF) défini sur l'intervalle $[-M, +M]$ et présentant une pente S à l'origine, Canny a imposé les conditions aux limites suivantes :

$$h(0) = 0; \quad h(M) = 0; \quad h'(0) = S; \quad h'(M) = 0$$

Ces quatre conditions aux limites permettent de déterminer les coefficients a_1 à a_4 . $h(x)$ étant impaire, la solution est étendue à un x négatifs par $h(x) = -h(-x)$. En utilisant une technique d'optimisation numérique sous contrainte, Canny démontre que l'opérateur le plus performant correspond à un produit $\Sigma\Lambda=1.12$.

L'opérateur est complexe à mettre en œuvre. Il propose une approximation par l'opérateur dérivée première d'une gaussienne qui présente un indice de performance $\Sigma\Lambda=0.92$ ce qui dégrade les performances de 20% par rapport à l'opérateur initial.

Une démarche intéressante pour caractériser un filtre dérivateur peut consister à étudier la probabilité d'un maximum « erroné » dans le voisinage de la position exacte de la transition. En considérant que la réponse du filtre dérivateur à un échelon est quasiment linéaire au voisinage de x_0 , on peut conclure qu'il n'y aura qu'un seul passage par zéro si la pente du signal de sortie est supérieure à la pente en sortie due au bruit seul. En exprimant P_S , la probabilité de cet événement et P_f la probabilité de fausse alarme, Canny a établi la relation expliquée dans l'équation (4.16) :

$$\frac{|h'(0)|}{\left(\int_{-\infty}^{+\infty} h''^2(t) dt\right)^{1/2}} = k_S \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} h(t) dt}{\left(\int_{-\infty}^{+\infty} h^2(t) dt\right)^{1/2}} \quad (4.16)$$

où k_S est une constante déterminée par les valeurs des probabilités P_S et P_f qui permet de les situer l'une par rapport à l'autre. Pour $k_S = 1$, les probabilités sont égales. Le calcul pour le filtre optimal de Canny donne $k_S = 0,58$. Pour l'opérateur dérivée première d'une gaussienne, on obtient $k_S = 0,51$; ce qui correspond à une dégradation d'environ 10%.



Figure 4.3. Résultats d'application des opérateurs de détection de contours Sobel et Canny sur le falce inférieur.

Les marqueurs P1 et P2 sont les centres d'attachement des falces cervicales supérieure et inférieure respectivement. P3 est le centre des cornes ventriculaires et P4 représente le 3 ième ventricule.

(a) Identification des marqueurs P1 et P2 :

Les falces se situent dans les tiers supérieurs et inférieurs du cerveau qui séparent les deux hémisphères. Afin de détecter cette caractéristique anatomique rapidement et avec précision, deux rectangles de recherche sont définis. La taille du rectangle est choisie pour inclure les caractéristiques anatomiques à détecter. Toutes les étapes de traitement ne sont appliquées que dans ces régions recadrées.

En se référant sur l'image 4.1, on définit P1 et P2 comme les centres d'attachement des falces supérieurs et inférieurs respectivement. La ligne reliant P1 et P2 est définie comme la ligne médiane idéale (LMI). Dans le cas d'un décalage, la ligne médiane décalée est définie par la ligne reliant les points P1-P3-P4-P2.

Après l'application de l'opérateur de Canny dans `reg_1` on cherche le point d'intersection entre le minimum local la courbure du crane et la fissure des hémisphères qui sera affecté à P1. Si l'on visualise le bord inférieur des os du crâne comme une courbe sur le plan de

l'image, alors la courbe peut être modélisée comme une fonction à 1 dimension. Par conséquent, le point de saillie est l'endroit où la fonction atteint son minimum. Détection du point de saillie devient une question de trouver le minimum d'une fonction à une dimension échantillonnée. Comme la dérivée est calculée en une courbe discrète, l'obtention d'une dérivée d'exactly zéro peut ne pas être possible. L'autre solution consiste à trouver le point de transition entre une dérivée négative et une dérivée positive. Dû à la surface inégale du crâne, il peut y avoir plus d'un minimum local à l'intérieur du rectangle, l'algorithme utilise donc une sélection spécifiée du point minimal local. Cela donne une préférence significative à minima importants par rapport aux minima locaux plus petits qui se produisent naturellement à la surface du crâne.

La figure (4.4) illustre les résultats d'identification du point P1. Cette caractéristique anatomique peut être utilisée comme point de départ pour la ligne médiane.

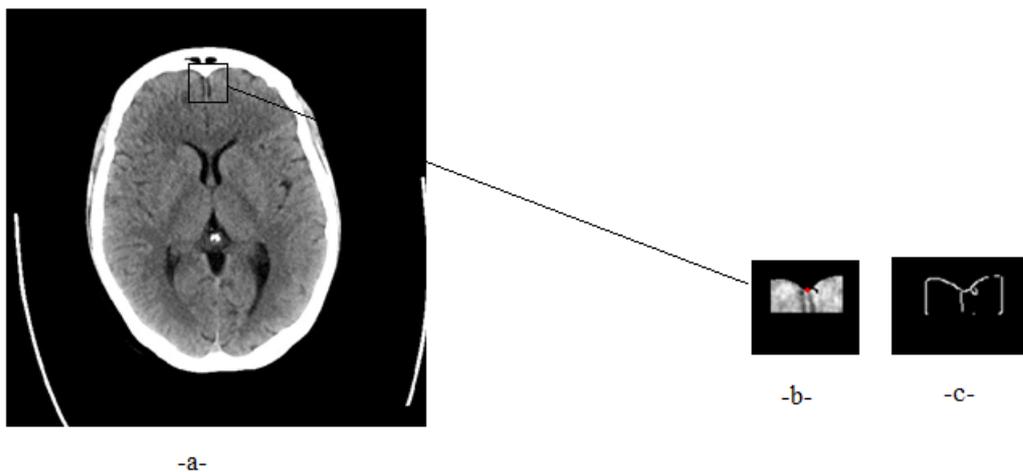


Figure 4.4. Détection de point de contrôle P1 : a : image originale, b : rectangle reg_1 contenant le falce cérébral supérieur et c : résultat de l'application de l'opérateur Canny dans reg_1.

La même procédure est utilisée pour définir le point P2 dans reg_2 sachant que, dans ce cas, le point P2 est l'intersection entre le point maximum local et la fissure des hémisphères cérébraux.

(b) Identification des marqueurs P3 et P4:

Sur les images scanner, le système ventriculaire apparaît foncé par rapport aux autres tissus. A noter que certaines régions de faibles intensités apparaissent foncées sur les images

tomodensitométriques mais ne font pas partie du système ventriculaire. En revanche, ces régions peuvent être classées comme des fissures ou autre anomalie.

P3 est le centre des cornes. Un rectangle, Reg_3, de 155 pixels de large et 55 pixels de long est choisi pour implémenter l'algorithme sophistiqué permettant de détecter le point P3 et P4 comme il est montré dans la figure 4.2 (reg vert).

Une simple binarisation permet d'effectuer la segmentation du système ventriculaire. Les cornes ventriculaires présentent une taille assez importante et apparaît dans la moitié supérieure par rapport au 3^{ième} ventricule qui fait partie de la moitié inférieure.

4.4.3 Génération de la ligne médiane:

Sur la base des marqueurs identifiés précédemment, le décalage de la ligne médiane peut être estimé par la ligne passant par les points P1-P2-P3-P4.

Les courbes de Bézier ont été introduites par l'ingénieur français Pierre Bézier, qui travaillait chez Renault dans les années 60. Les courbes de Bézier sont couramment utilisées pour tracer des courbes définies par des points de contrôle, en particulier dans les logiciels de configuration assisté par ordinateur (CAO).

Une courbe de Bézier est une courbe paramétrique utilisant les polynômes de Bernstein comme base.

Sa définition par $n + 1$ points de contrôle P_0, P_1, \dots, P_n correspond à l'équation suivante:

$$C(u) = \sum_{i=0}^n B_{n,i}(u)P_i \quad (4.17)$$

Dont $B_{n,i}(u)$ est calculée par l'équation (4.18) suivante:

$$B_{n,i}(u) = \frac{n!}{i!(n-i)!} u^i (1-u)^{n-i} \quad (4.18)$$

Pour $n = 4$, la courbe est appelée courbe de Bézier cubique dessinée dans la figure 4.

Les courbes de Bézier sont construites géométriquement par un processus itératif à partir d'un polygone descripteur reliant n points (P_1, P_2, \dots, P_n) appelés pôles. Le processus (algorithme de Casteljau) consiste à diviser chaque segment du polygone dans un rapport constant t (t compris entre 0 et 1 pour que le point résultant soit sur le segment). On obtient ainsi un nouveau polygone en reliant les $n - 1$ points résultants. L'opération est répétée sur le nouveau polygone jusqu'à obtenir un unique segment et un unique point $P(t)$ appelé point courant. La courbe de Bézier est l'ensemble des points $P(t)$ pour t compris entre 0 et 1.

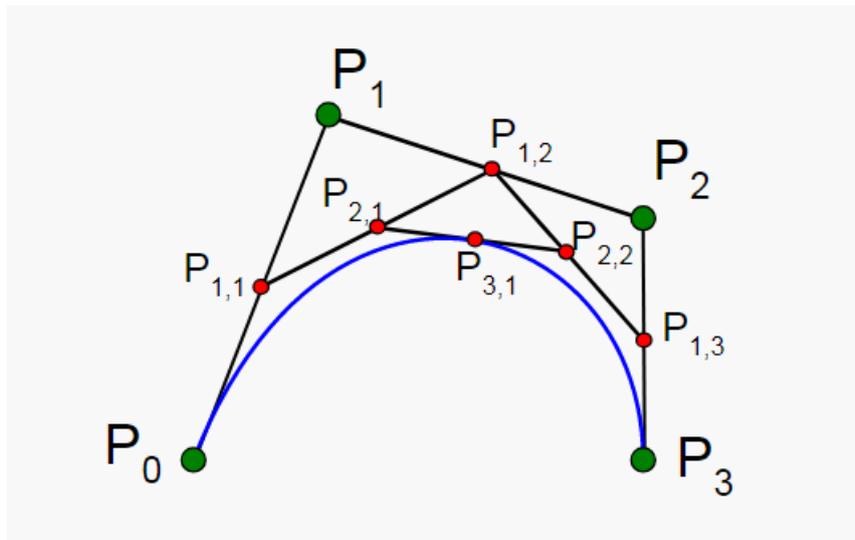


Figure 4.5 Exemple d'une courbe de Bézier cubique : la courbe comprise entre les points P_0 et $P_{3,1}$ est la courbe de Bézier cubique définie par les points de contrôle $P_0, P_{1,1}, P_{2,1}, P_{3,1}$. De même, la courbe comprise entre les points $P_{3,1}$ et P_3 est la courbe de Bézier cubique définie par les points de contrôle $P_{3,1}, P_{2,2}, P_{1,3}, P_3$.

Cette méthode de construction peut se faire sur papier point par point, mais elle se révèle très laborieuse. En revanche son application en informatique a connu un grand succès.

Maintenant, en utilisant les coordonnées des marqueurs (P_1, P_2, P_3, P_4) comme coordonnées des points de contrôle de la courbe de Bézier cubique, nous pouvons estimer la LMD comme étant la ligne reliant P_1 - P_3 - P_4 - P_2 .

La méthode proposée donne une bonne séparation même dans la présence d'effet de masse important dans un temps de réponse minimal, ce qui en fait de notre algorithme une référence dans le tracé de la ligne médiane.

Une fois la ligne médiane est détectée, une correction d'orientation de l'image est proposée pour une bonne mesure de symétrie.

6.1.1. Tracé de la ligne médiane

Nous avons mis au point une méthode perceptible qui identifie l'AVC sur des images TDM dans les premières heures. Afin d'estimer correctement la symétrie controlatérale des tissus cérébraux, nous avons proposé un nouvel algorithme de détection robuste de la coupe médiane basé sur la structure physique du crâne. Cette méthode tire parti du fait que la structure physique change rarement en cas d'accident vasculaire cérébral et peut donc être utilisé pour une détection plus robuste du CM, même chez les patients victimes d'un AVC.

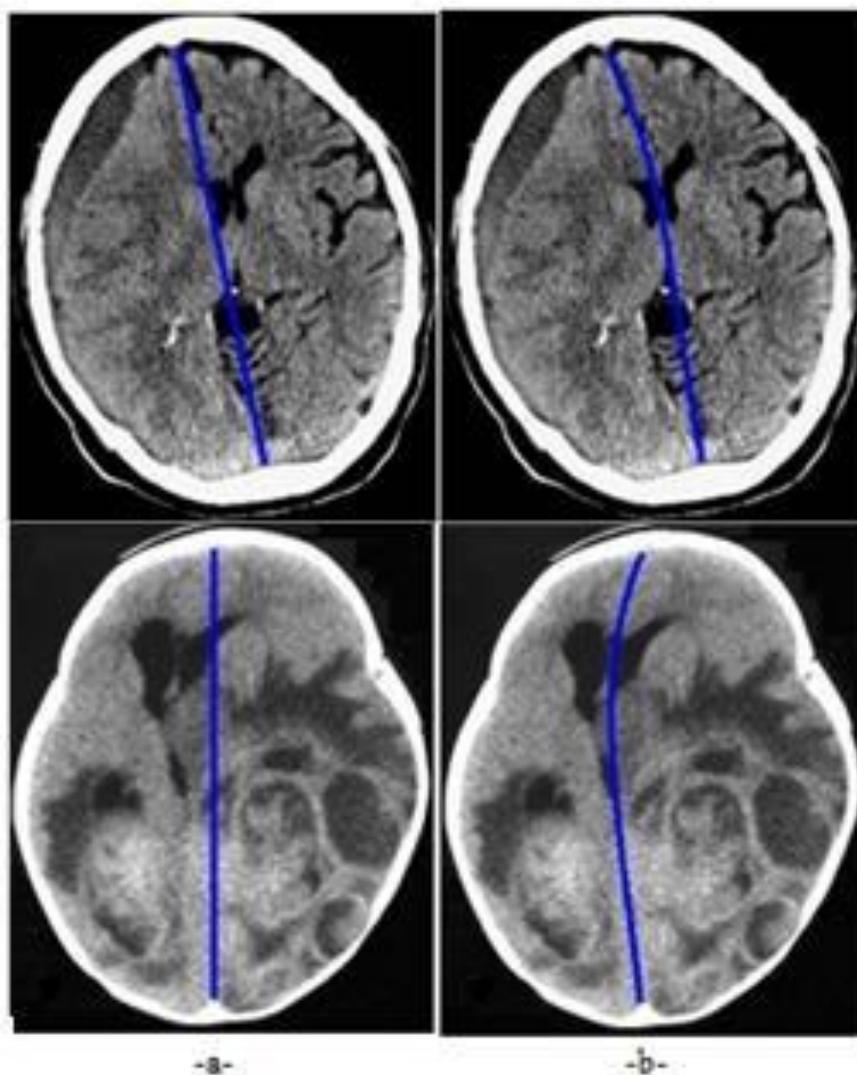


Figure 6.6. Résultat de l'estimation de la ligne médiane –a- idéale et –b- décalée.

La méthode proposée a été testée sur des images IRM de différentes pathologies, notamment les Traumatic Brain Injury (TBI) dont le diagnostic repose sur la mesure du décalage de la ligne de symétrie. Les résultats sont illustrés dans la figure (4.6) , fig (4.7) et fig(4.8).

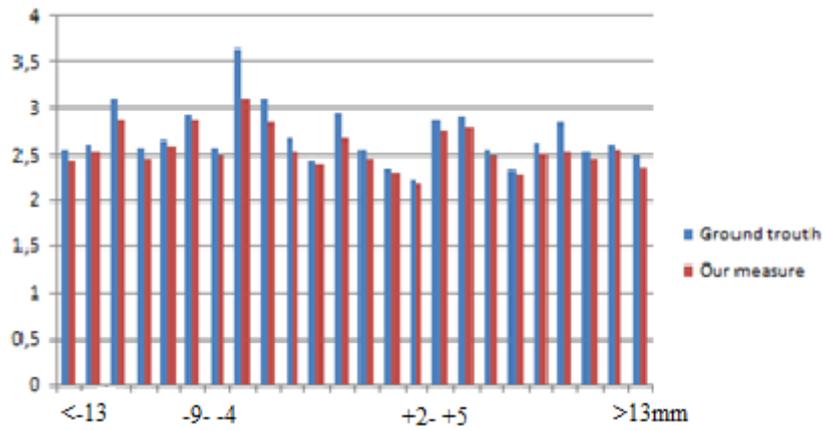


Figure 4.7. Comparaison des résultats du tracé de la ligne médiane obtenus en utilisant notre procédure et la littérature.

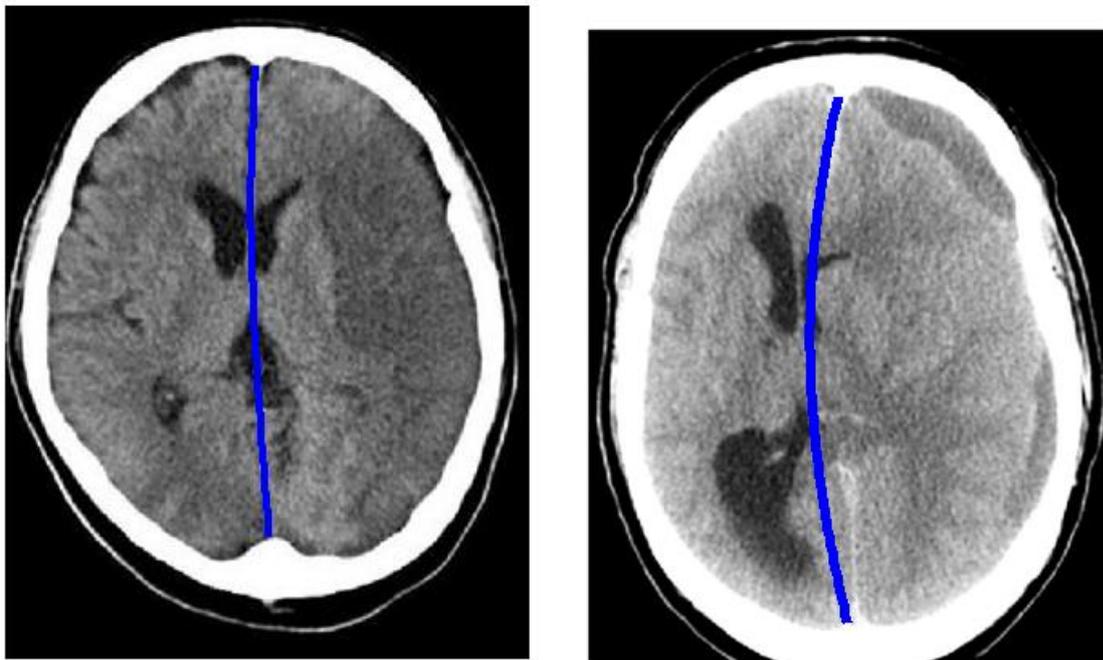


Figure 4.8. Détection de la ligne de symétrie dans le cas des TBI (traumatic brain injury).

4.5 Conclusion :

Ce chapitre présente un idéal algorithme de détection de ligne médiane (idéale, décalée) à partir des images TDM. La méthode développée utilise les structures anatomiques du cerveau à savoir les falces cérébraux et les ventricules pour localiser avec précision la position de la ligne médiane idéale. Tout d'abord, une définition des « rectangles » d'intérêts est proposée afin d'extraire quatre points de contrôles qui seront utilisés pour générer la ligne médiane en utilisant les courbes des Bézier quadratique. Testé sur des modalités différentes (TDM et IRM), l'algorithme a donné des résultats impressionnants.

Chapitre 5

Détection Automatique des Lésions Ischémiques.

5.1. Introduction :

Ce chapitre détaille l'approche automatique complète proposée pour la détection et l'identification des accidents vasculaires cérébraux ischémiques à partir des images tomodensitométriques. Notre nouvelle méthode permet à la fois de détecter la zone ischémique et calcule le score ASPECTS correspondant pour initier le traitement approprié le plus tôt possible.

Avant d'entamer la segmentation des tissus cérébraux, nous procédons à l'étape d'extraction du masque cérébrale afin de limiter la zone de traitement.

5.2. Extraction du cerveau :

Les structures autres que le cerveau, telles que la boîte crânienne les os et les yeux, qui peuvent perturber l'analyse doivent être retirées dans le cadre du processus d'extraction du cerveau. De nombreuses méthodes d'extraction du parenchyme cérébral ont été utilisées et décrites dans la littérature.

Dans ce travail, nous avons opté pour la méthode développée dans notre travail de fin d'étude intitulé « Détection de la sclérose en plaques sur des images IRM » (yahiaoui , 2013). La méthode a été testée sur des modalités différentes, notamment IRM et scanner, et les résultats obtenus sont suffisamment acceptable pour la suite des traitements. (fig 5.1)

La méthode consiste à faire une pré-segmentation grossière de l'image en utilisant l'approche K-moyennes avec un nombre de classes égale à 4 et pour chacune des classes on calcule la moyenne et la variance respectivement par les équations (5.1) et (5.2) suivantes :

$$\mu_k = \frac{1}{N \times M} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M I_k(i, j). \quad (5.1)$$

$$\sigma_k = \frac{1}{N \times M} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (I_k(i, j) - \mu_k)^2. \quad (5.2)$$

Avec : k est le nombre de classe (dans notre cas k=4).

$I_k(i, j)$ les classes obtenues après segmentation par k-moyennes.

$N \times M$ la taille de l'image à segmenter.

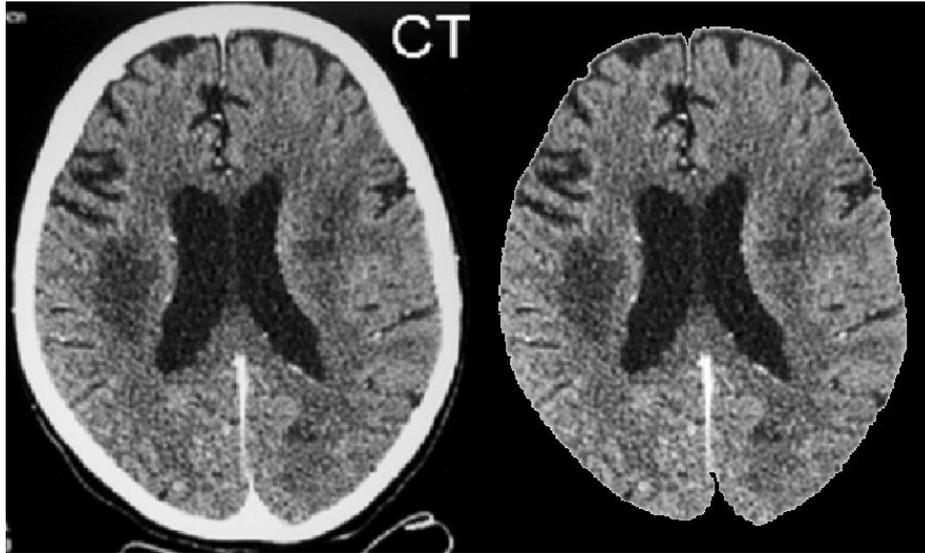


Figure 14.1. Résultat d'extraction du cerveau sur une image scanner cérébrale pathologique.

L'extraction de l'encéphale se fait en effectuant une binarisation de l'image par un seuillage représenté par l'équation (5.3) et (5.4), calculé à partir de la moyenne et la variance de deux classes (matière blanche et liquide céphalo-rachidien) segmentées précédemment.

$$S1 = \mu_{LCR} - \sigma_{LCR} \quad (5.3)$$

et

$$S2 = \mu_{SB} + 2 * \sigma_{SB} \quad (5.4)$$

Un ensemble d'opérations de morphologie mathématique est appliqué afin d'extraire complètement le masque du cerveau (une érosion suivie d'une dilatation conventionnelle). En superposant le masque sur l'image initiale, on obtient l'encéphale isolé d'un côté, et d'un autre cette opération nous donnera la possibilité de supprimer les bruits du fond. La figure 5.1 illustre les résultats d'extraction de l'encéphale.

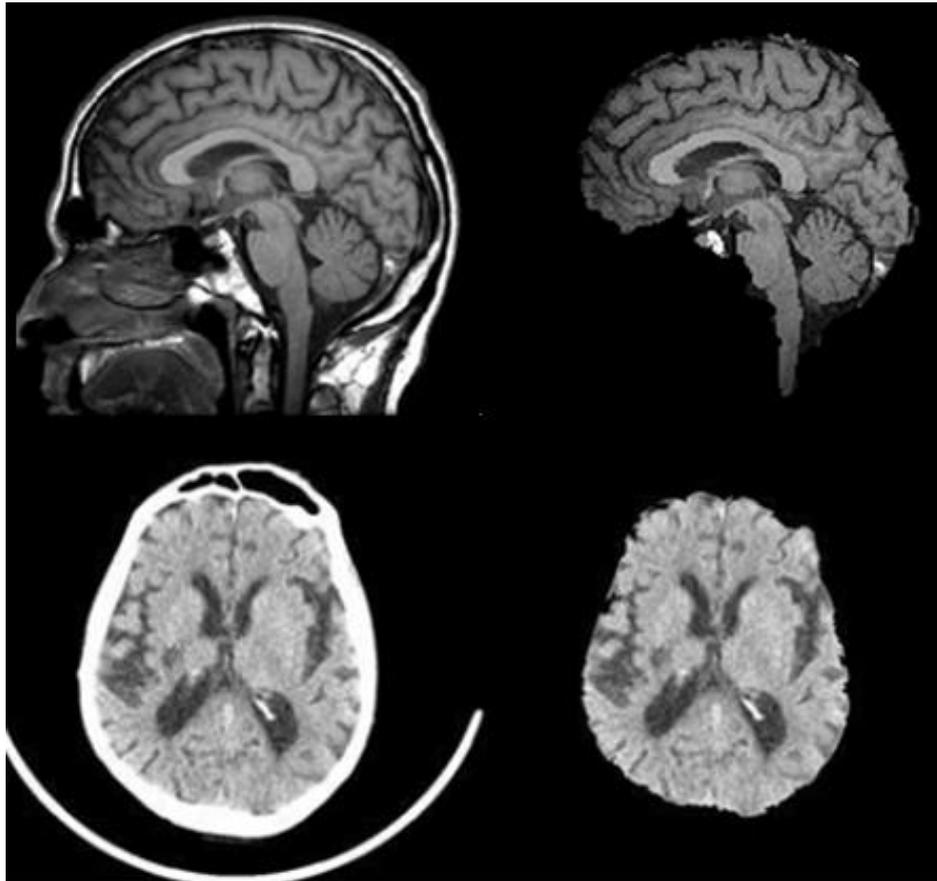


Figure 5.2. Résultats de l'extraction du cerveau sur : image IRM et image TDM.

5.3. Segmentation des ROIs

Le but de ce travail est d'identifier les signes précoces de l'ischémie à partir d'images tomodensitométriques cérébrales en se basant sur une comparaison bilatérale. Pour ce faire, les experts ont défini des régions d'intérêt (ROI) présentant une forte probabilité de survenue d'une ischémie aiguë. Ces régions sont extraites de deux niveaux:

- niveau ganglionnaire (NG) : dont M1-M3, C, L, IC, I sont présents ;
- niveau supra-ganglionnaire (NSG) : dont M4-M6.

Un noyau caudé (C) se trouve dans chaque hémisphère du cerveau, situé au centre du cerveau, près de la corne frontale du ventricule latéral. Le noyau lentiforme (L) est une grande masse de matière grise, latérale à la capsule interne. Les images cérébrales axiales en TDM au niveau de la base ganglionnaire, des noyaux caudés et du noyau lentiforme sont séparées par de la substance blanche appelée capsule interne (IC) (voir section 1.12. Score ASPECTS dans CHAPITRE 1).

Ces régions appelées aussi *région ASPECTS*, sont utilisées aussi pour calculer le score ASPECTS à fin d'attribuer le traitement approprié.

Les régions ASPECTS (ROI) sont déterminées à partir de l'évaluation de deux coupes TDM axiales consécutives, qui impliquent un niveau ganglionnaire et un niveau supra-ganglionnaire. Les pixels affectés concernés sont identifiés sur la base de la symétrie bilatérale d'une coupe.

Les hémisphères gauche et droit du cerveau semblent symétriques. Même dans le cerveau normal, il existe de nombreuses petites divergences qui peuvent nuire à toute tentative de détecter une anomalie (comme un accident vasculaire cérébral).

Une autre contribution dans cette thèse est de développer un algorithme automatique de bout en bout pour extraire les régions d'intérêt ASPECTS. De plus, notre méthode est très adaptative car elle n'utilise aucun modèle de référence contrairement aux méthodes citées dans la littérature.

Dans la section précédente, nous avons sélectionné une coupe parmi une série de coupes TDM que nous l'avons appelées « coupe médiane CM ». Cette coupe fait partie du niveau 4, niveau encéphalique appelé aussi *niveau ganglionnaire*.

Donc, la première coupe à utiliser pour extraire les ROI sera la coupe médiane. Le niveau supra-ganglionnaire est le niveau supérieur au niveau ganglionnaire, i.e, le niveau 5. Pour sélectionner une coupe du niveau supra-ganglionnaire on utilisé les données fournis par le système DICOM (DICOMINFO) en se basant sur l'épaisseur des coupes.

5.3.1. Segmentation de C, I, IC et L :

Initialement, une segmentation globale de l'image ganglionnaire (CM) à l'aide de l'algorithme classique des K-moyennes avec $k = 3$ est appliquée. Trois classes sont obtenues :

- La matière grise (MG) qui correspond aux intensités élevées dont le noyau codé (C), le lentiforme (L) et le thalamus en fait partie ;
- La matière blanche (MB) : intensités intermédiaire dont la capsule interne (CI) fait partie ;
- Le liquide céphalo-rachidien (LCR) avec de faibles intensités.

Cette première segmentation nous servira à faire une :

- segmentation des ROIs ;
- identification et élimination des anciens infarctus.

La déviation standard et la moyenne des ventricules sont calculées à partir de la classe du LCR pour un traitement ultérieur.

L'algorithme K-Moyennes est l'algorithme de classification le plus utilisé pour sa simplicité de mise en œuvre. C'est un algorithme itératif qui partitionne les pixels d'une image en K classes selon leur niveau en gris. Le pixel est affecté à la classe pour laquelle la distance de son centre de pixel est minimale. Les différentes étapes de l'algorithme K-Moyennes sont:

- (1) Choix aléatoire de la position initiale des K classes ;
- (2) Les pixels sont affectés à une classe suivant un critère de minimisation des distances ;
- (3) Une fois tous les pixels affectés, recalculer les K centroïdes ;
- (4) Répéter les étapes (2) et (3) jusqu'à ce qu'aucune réaffectation ne soit faite.

La classification des éléments de l'image se fait de manière itérative en alternant l'étape de classification et l'étape de mise à jour des centres de classe, jusqu'à la stabilisation de la segmentation.

Pour raffiner encore la segmentation, une autre segmentation k-moyennes est appliquée avec $k=2$ et le résultat est illustré dans la figure 3. A partir de cette classification ; on calcule la moyenne et la variance des cornes ventriculaires les pixels ayant une intensité supérieure au seuil T_{AI} , définie par l'équation (5.5), seront classés séparément. La classe avec une taille inférieure à un certain seuil est classée comme bruit. Seulement les classes avec une taille inférieure ou égale au seuil seront utilisés pour un traitement ultérieur.

$$T_{AI} = \mu_{AI} + \sigma_{AI} \quad (5.5)$$

Sur une ellipse bien définie, on applique l'algorithme des K-moyennes pour extraire le noyau caudé, lentiforme et la capsule interne. L'ellipse est définie par son petit-rayon, p_R , et son grand-rayon, g_R . Le p_R est définie par la distance entre le centre et l'insula ; i.e. le 1/3 du masque cérébral. Par conséquent, le g_R est la distance séparant le centre des cornes cervicales ; i.e. le 2/3 du masque cérébral.

5.3.2. Segmentation de M1-M6 :

M1-M2-M3 sont respectivement le cortex MCA antérieur, latéral et postérieur. Pour segmenter ces régions de la (CM), deux lignes horizontales passant par les pôles supérieur et inférieur des ventricules sont tracées. Les lignes horizontales permettent de séparer les régions M1-M3.

La même procédure est effectuée pour segmenter M4-M6 à partir de l'image supra-ganglionnaire. La figure 5.3 illustre notre procédure de segmentation des régions d'intérêt ASPECTS.

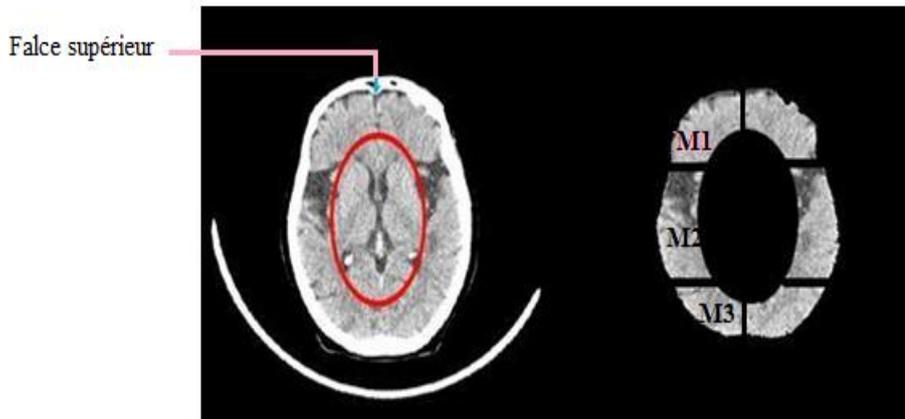


Figure 5.3. Procédure de segmentation des ROI.

5.4. Suppression du LCR et anciens infarctus

D'après les radiologues, il existe une grande similitude d'intensité entre les ventricules cérébraux et les anciens infarctus. Pour minimiser les faux positifs, les anciens infarctus et l'espaces LCR doivent être éliminés. Il convient de noter que sur les images scanner, les intensités du LCR sont inférieures à celles de l'hypoatténuation ischémique. Ainsi, après les avoir retirés, la zone ischémique se maintient toujours.

Les anciens infarctus présents dans le territoire du noyau caudé, lentiforme et la capsule interne sont faciles à extraire à cause de l'absence du LCR dans ce territoire dans les conditions normale. Ainsi, pixels dont l'intensité est inférieure à T_{AI} sont classés comme un ancien infarctus et seront éliminés par la suite.

Dans le territoire des M1-M6, les pixels sont classés comme LCR s'ils satisferont deux conditions : (1) forme un masque fermé et (2) connecté à la bordure de l'image. Sinon, ils sont classés comme ancien infarctus.

5.5. Extraction des caractéristiques :

Notre stratégie consiste à comparer les caractéristiques statistiques des ROI de l'hémisphère gauche avec celles du coté droit. Après des tests intensifs, nous avons retenu un

vecteur de caractéristiques composé de cinq attributs qui reflète principalement les changements subtiles de la zone affectée.

Étant donné une image I de taille $n*m$, les caractéristiques utiles sont calculées par les équations (5.6) à (5.10):

$$\text{Moyenne } \mu = \frac{1}{m*n} \sum_{i,j} I(i,j) \quad (5.6)$$

$$\text{Variance } \sigma = \sqrt{\frac{1}{m*n} \sum_{i,j} (I(i,j) - \mu)^2} \quad (5.7)$$

$$\text{Energie } E = \sum_{i,j} I(i,j)^2 \quad (5.8)$$

$$\text{Homogénéité } H = \sum_{i,j} \frac{I(i,j)}{1+|i-j|} \quad (5.9)$$

$$\text{Différence du moment inversée } IDM = \sum_{i,j} \frac{1}{1+(i-j)^2} I(i,j) \quad (5.10)$$

La moyenne est une mesure de la luminosité, élevée dans la partie normale. L'énergie indique le nombre de niveaux de gris dans l'image. La partie anormale ne contiennent que quelques niveaux de gris comparé à la partie normale dans laquelle il n'ya pas de lésion. La variance donne une indication sur le contraste et dépend de la moyenne. L'homogénéité est la mesure qui augmente avec moins de contraste dans la fenêtre. Cela donne une forte mesure d'uniformité.

Pour chaque hémisphère du cerveau, les attributs précédents sont calculés et stockés dans des vecteurs, pour un traitement ultérieur, comme suite:

$$\vec{L}_N = [\mu, E, \sigma, H, IDM]$$

$$\vec{R}_N = [\mu, E, \sigma, H, IDM]$$

Ou, N est le nombre total des patients ($N = 1 \dots 50$) et LN , RN représentent respectivement les valeurs d'attributs des côtés gauche et droit du cerveau.

5.6. Détection des lésions et calcul du score ASPECTS :

Les statistiques médicales montrent que les accidents vasculaires cérébraux se produisent principalement dans un seul hémisphère. La probabilité qu'un AVC se produise dans les deux hémisphères est faible.

La comparaison pixel par pixel entre les ROI des hémisphères cérébraux n'est pas une solution efficace en raison de la symétrie imparfaite du cerveau. L'idée est de comparer les caractéristiques des ROI correspondantes. Par conséquent, pour chaque région, nous calculons la différence entre le vecteur de caractéristiques du côté gauche et le vecteur de caractéristiques du côté droit pour identifier la région anormale. Trois possibilités sont possibles :

- ❖ Si la $dif(\overrightarrow{L_N} - \overrightarrow{R_N}) - \vec{\epsilon}$ égale à zéro, la région est classée comme normale et le score ASPECTS attribué égale à 1 ;
- ❖ Si la $dif(\overrightarrow{L_N} - \overrightarrow{R_N}) - \vec{\epsilon}$ est négative: présence d'une lésion dans l'hémisphère gauche et le score ASPECTS attribué est nul ;
- ❖ Si la $dif(\overrightarrow{L_N} - \overrightarrow{R_N}) - \vec{\epsilon}$ positive: présence d'une lésion dans l'hémisphère droit et le score ASPECTS attribué est nul.

La distribution de l'intensité des pixels sur les images TDM est gaussienne. Pour détecter les lésions, nous calculons la probabilité d'un pixel, *pixel* (*i*, *j*), d'avoir une hypoatténuation par le rapport décrit dans l'équation (5.11):

$$R = \frac{P(i,j) - \mu}{\sigma} \quad (5.11)$$

où (*i*,*j*) est la valeur de pixel en *i*, *j* et, μ et σ sont respectivement la moyenne et la variance de la région d'intérêt relative non affectée. Les pixels ayant un rapport négatif sont considérés comme lésion ischémique cérébrale.

5.7. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons mis en point une approche performante pour la segmentation des foyers ischémiques sur des images TDM dans le cadre d'aide au diagnostic des AVC ischémiques. Partant d'une segmentation grossière de l'image pour l'extraction du masque cérébral, notre méthode propose de définir et de segmenter les régions suspectes (ROI) d'avoir une lésion ischémique précoce, selon le programme international ASPECTS.

La méthode développée dans ce travail est basée sur la symétrie présente dans le cerveau. Sur chaque région d'intérêt, parmi les dix, nous calculons cinq caractéristiques pour identifier la région d'intérêt. Une comparaison bilatérale des caractéristiques extraites des 10 ROI est proposée pour sélectionner la région pathologique, i.e. le foyer ischémique. L'élimination du liquide céphalo-rachidien ainsi que les anciens infarctus est proposée afin de minimiser les faux positifs. Une des contributions de cette thèse est la réponse thérapeutique qu'offre notre système à l'égard des patients atteints d'une ischémie cérébrale. La réponse est dite Favorable pour les sujets ayant un score ASPECTS \geq 8 , calculé précédemment en attribuant à chaque zone affectée un score =1.

Dans le prochain chapitre nous mettons en œuvre un protocole de validation des résultats obtenus en appliquant les différentes étapes citées précédemment, pour juger quantitativement leur qualité.

Chapitre 6

Résultats et Discussion.

6.2. Introduction :

Dans cette thèse, nous avons présenté un cadre unifié pour la détection automatique des lésions ischémiques sur des images TDM cérébrale, à des fins diagnostiques et thérapeutiques. Nous avons également proposé deux approches automatiques pour la sélection de la coupe médiane (CM) et le tracé de la ligne médiane (idéale LMI et décalée LMD) respectivement. Les approches précédemment proposées reposaient principalement sur les caractéristiques des tissus affectés par un AVC précoce de type ischémique et ne pouvaient donc pas être appliquées à tous les types d'AVC en raison des fortes variations observées dans le comportement des tissus affectés par rapport aux tissus normaux.

Dans ce chapitre, nous présentons les résultats des différents traitements proposés. Une évaluation des résultats est effectuée a fin de juger la qualité de notre travail.

6.3. Evaluation des résultats :

Dans le cas général, effectuer une évaluation d'un système de traitement d'image médicale, n'est pas une tâche facile. Pour un problème de segmentation, les structures à détecter sont plus ou moins visibles en fonction de leur taille et de leur contraste : une variabilité intra- et inter-expert est donc présente, et ne facilite pas l'établissement d'un résultat optimal dont l'algorithme de segmentation automatique doit se rapprocher.

Dans le cas de la segmentation des lésions ischémiques, le problème est encore plus compliqué. Les buts d'un système de segmentation automatique des images tomodensitométrie cérébrales pour les AVC sont en effet multiples : aide au diagnostic, suivi de l'évolution de l'état du patient, test clinique, etc. Pour comparer le masque binaire

obtenu par segmentation automatique avec la segmentation manuelle, une simple comparaison

voxel à voxel ne suffit donc pas à mesurer la qualité du travail produit.

La segmentation des tissus cérébraux de sujets sains ou pathologiques est l'un des principaux objectifs de la neuroimagerie. La grande variation de ces tissus cérébraux nécessite la mise en œuvre de techniques de segmentations spécifiques, souvent abordées par le biais de l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) et TDM. Notre objectif dans cette thèse est l'analyse d'images TDM cérébrales dans le cadre notamment du suivi de patients souffrant d'accident vasculaire cérébral de type ischémique. La comparaison bilatérale des hémisphères par rapport à la ligne médiane permet de raffiner le modèle et de spécialiser le processus pour la détection des lésions ischémiques cérébrales.

La chaîne de traitements a été présentée au cours des chapitres précédents. Il reste donc à choisir les quantificateurs qui vont permettre une évaluation objective et à expliciter les résultats sur la segmentation des lésions.

6.4. Environnement de travail :

L'algorithme est exécuté sous un environnement MATLAB en utilisant des images DICOM (Digital Imaging and Communication in Medicine) obtenues du centre d'imagerie LA MEKERRA de Tlemcen, Algérie. Au total, 50 cas ont été traités dans notre travail. Les images TDM ont été acquises avec scanner Siemens. Des images de 512*512, avec une épaisseur de 5 mm. Deux radiologues (un avec 9 ans et le second avec 11 ans d'expérience) ont confirmé la présence d'une hypoatténuation précoce dans notre base de données.

Tableau 6.1. Répartition de la population dans notre base de données.

	Hommes	Femmes
Population	35%	65%
Age moyen	62 ans	54 ans

6.5. Evaluation des résultats obtenus en Prétraitement :

6.5.1. Amélioration de contraste:

La détection précoce de l'AVC ischémique est cruciale pour commencer le traitement thrombolytique dès têt que possible et diminuer la mortalité et la morbidité. Depuis les

premiers signes des accidents vasculaires cérébraux ischémiques sont très difficiles à remarquer dans les images de scanner cérébral, une technique appropriée d'augmentation du contraste doit être utilisée pour rendre les détails subtils plus visibles aux yeux de l'homme. Les différents algorithmes de rehaussement de contraste améliorent les détails subtils dissimulés et peu visibles à l'œil humain. Ce traitement est aussi difficile à mettre en œuvre, que les différentes images traitées soient médicales.

a. Evaluation qualitative :

Cependant, afin de réaliser une étude complète, une validation des résultats obtenus par les radiologues experts était nécessaire. D'où une étude de perception a été réalisée avec l'hypothèse que le temps de réponse pour identifier le nombre de lésions dans une image rehaussée est moins que dans le cas d'une image originale (non-rehaussée). L'expérience a été menée avec différents radiologistes avec des années d'expérience variées. L'analyse de l'étude de perception a été réalisée avec la motivation de fournir des réponses à l'ensemble des questions suivantes :

- Quelle est la signification d'amélioration de contraste?
- Expliquer l'importance de la réalisation d'une opération d'amélioration de contraste du point de vue des radiologues
- Existe-t-il une réduction significative de temps de réponse moyens pour la classification des données rehaussées contre celle des données normales?
- La sensibilité et la précision de la détection des lésions dans les données s'améliorent-elles après le rehaussement?
- Le fenêtrage introduit-il des artefacts dans les données?

Tableau 6.2. Performance des experts dans la détection des AVC.

	Experts expérimentés	Experts non-expérimentés
Images rehaussée	80%	50%
Images non-rehaussée	95%	95%

Dans l'ensemble, il est évident que les opérations d'amélioration de contraste servent à faciliter la tâche de détection dans le groupe des experts apprenants. Les données sont cruciales et constituent la tâche la plus difficile en matière de détection des anomalies. Ces résultats sont donc intéressants. Les experts ont pris marginalement plus de temps pour

analyser les coupes normales. Après le rehaussement des images, le temps de diagnostic a réduit. L'évaluation quantitative des résultats de l'étude de perception obtenue est présentée dans le tableau 6.2.

b. Evaluation quantitative :

Nous avons proposé une nouvelle approche de fenêtrage automatique pour surmonter les limitations observées dans une coupe standard. Les paramètres de fenêtre non standard ont été déterminés automatiquement pour assurer le contraste maximal possible entre les tissus normaux et les tissus affectés. L'approche exploite les propriétés de pixel du scanner cérébral et trouve les paramètres de fenêtre qui maximisent la perturbation de la distribution tissulaire (pixel) dans les hémisphères gauche et droit.

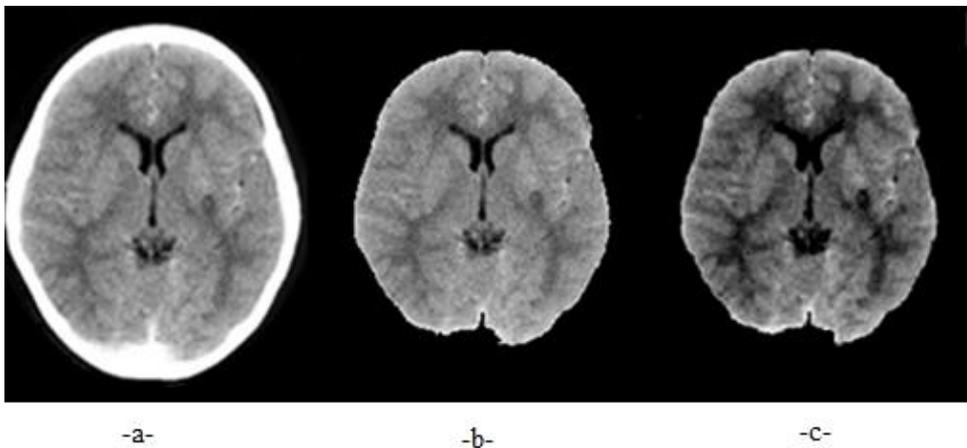


Figure 6.1. Résultat d'amélioration de contraste: -a- image initiale améliorée par l'opération de fenêtrage, masque cérébral, image rehaussé par LP.

Une étude très récente (Mujumdar et al., 2013) nous constatons que, malgré tous les progrès technologiques, les opérations de fenêtrage restent un outil puissant pour la détection d'un certain nombre de pathologies cérébrales et doivent constituer un élément essentiel de tout examen par scanner de la tête et pas seulement limité aux cas des AVC . La figure (6.2) illustre un exemple des résultats de fenêtrage en modifiant les paramètres de la fenêtre C le centre de la fenêtre et W pour la longueur.

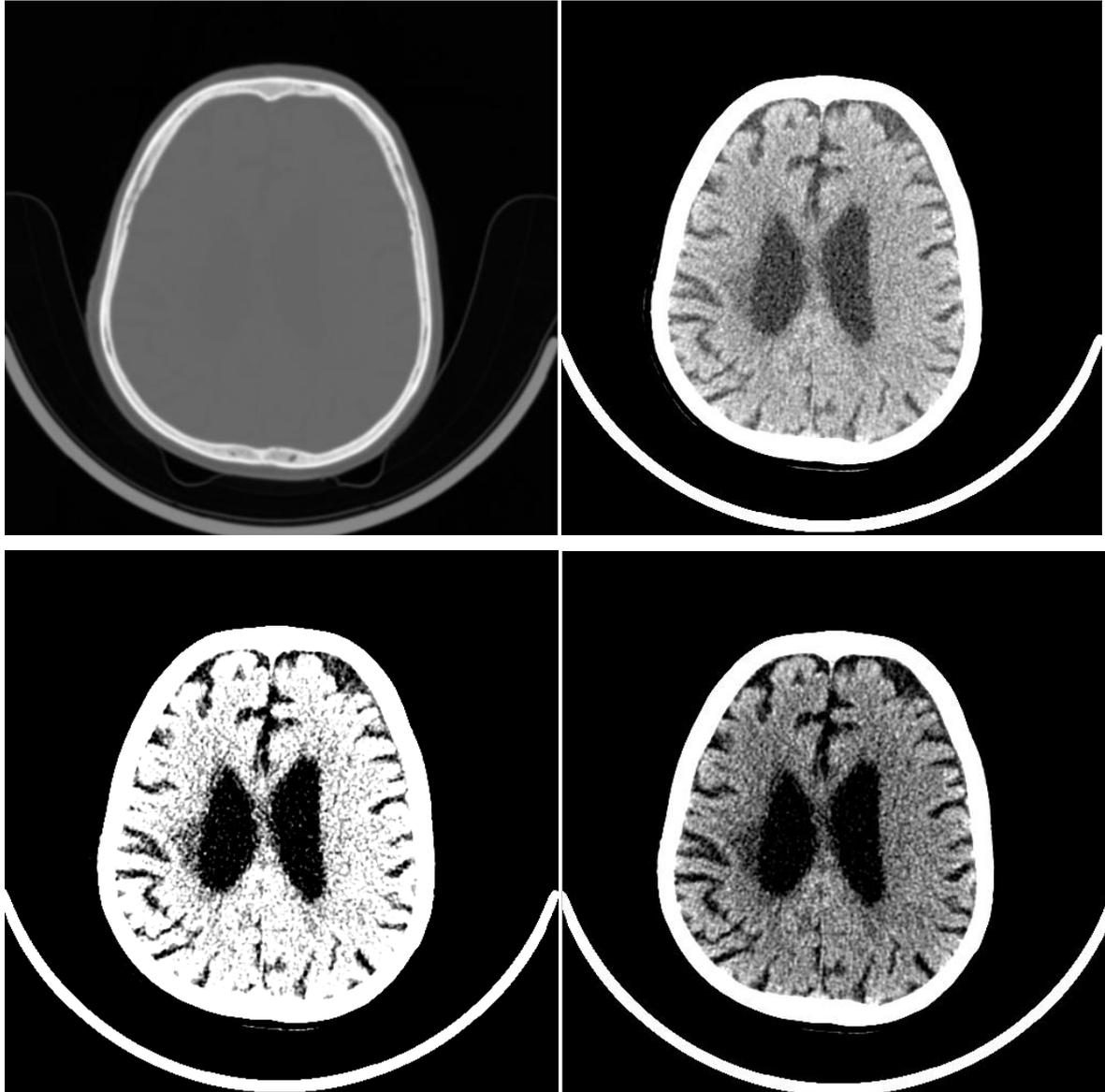


Figure 6.2. Résultats de fenêtrage (Windowing). De gauche à droite : image originale ; image améliorée avec des paramètres standards (C=60, W=80) ; image améliorée avec (C=40, W=20) ; image améliorée avec des paramètres calculés automatiquement par notre système.

Nous avons également proposé un deuxième algorithme automatique pour le rehaussement des images cérébrales basé sur l'application du Laplacien Pyramidale (LP). Introduit par Burt et Adelson, le LP est un des fréquents algorithmes multi-échelle utilisé principalement dans la compression des images.

Sur la base de nos résultats expérimentaux, nous avons constaté que la méthode proposée convient le mieux aux lésions de l'AVC de petites tailles. Lésions de l'AVC qui sont presque dominantes dans un ou les deux hémisphères. La taille des détails améliorés dépend du nombre de niveaux de décomposition et si les niveaux de décomposition augmentent considérablement, l'aspect de l'image serait affecté.

Pour comparaison, nous avons appliqué la méthode d'égalisation de l'histogramme sur notre base de données. Les résultats ont montré que l'égalisation par histogramme est plus performante dans l'amélioration des grandes lésions de l'AVC. Cependant, il doit être noté que la plupart des accidents ischémiques précoces ne sont pas massifs et n'affectent généralement qu'une partie spécifique du cerveau. Toujours à titre comparatif, une autre approche multi-échelle a été appliquée sur notre base de données à savoir les ondelettes.

c. Evaluation objective de la qualité des méthodes de rehaussement de contraste

Il existe peu de mesures dédiées à la mesure objective de la qualité visuelle de rehaussement de contraste d'une image médicale. Nous présentons par la suite les mesures que nous avons pu trouver dans la littérature.

Mesure de rehaussement (EME)

Une nouvelle mesure de rehaussement (EME pour mesure of enhancement) proposée par (Agaian et al. 2000). Soit une image originale divisée en $b_1 b_2$ blocs, de taille $l_1 \times l_2$ et $\{\emptyset\}$ une transformée orthogonale utilisée pour le rehaussement d'image avec les paramètres de rehaussement α, β et c à trouver (CHERIFI Daikha, 2015). La mesure de rehaussement (EME) est définie ainsi par l'équation (6.1) :

$$EME = \max_{\emptyset \in \{\emptyset\}} \chi(EME(\emptyset)) = \max_{\emptyset \in \{\emptyset\}} \chi\left(\frac{1}{b_1 b_2} \sum_{l_1=1}^{b_1} \sum_{l_2=1}^{b_2} 20 \log \frac{I_{max, l_2, l_1}^w}{I_{min, l_2, l_1}^w}\right)$$

(6.1)

Où $I_{min, l_2, l_1}^w, I_{max, l_2, l_1}^w$ sont respectivement le minimum et le maximum de l'image dans le bloc w_{l_1, l_2} et χ est la fonction signe.

Mesure de rehaussement par l'entropie (EMEE)

Un an plus tard, (Agaian et al. 2001) a défini un autre paramètre à savoir la mesure d'amélioration par entropie (EMEE pour The measure of enhancement by entropy) d'une image définie par l'équation (6.2). L'image est décomposée en $h_1 \times h_2$ nombres de sous-images de taille égale et la mesure de l'amélioration pour chaque sous-image est calculée. L'EMEE est, en fait, la moyenne du total de la mesure de l'amélioration de chaque sous-image.

$$EMEE = \frac{1}{h_1 h_2} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \alpha \left(\frac{I_{max}(i,j)}{I_{min}(i,j)+c} \right)^\alpha \times \text{Ln} \frac{I_{max}(i,j)}{I_{min}(i,j)+c} \quad (6.2)$$

où $I_{max}(f, g)$ et $I_{min}(f, g)$ sont respectivement le maximum et le minimum niveaux de gris de la sous-image à la cinquième colonne et à la centième ligne dans l'image d'entrée.

Dans l'expérience, l'image est décomposée en 8×8 de sous-images qui sont carré et égale en superficie. La valeur de α et c est définie par 0,1 et 0,0001, respectivement.

Rapport signal/bruit

En outre, le rapport signal / bruit de crête (PSNR) de chaque méthode est calculé pour montrer que la méthode présentée peut préserver luminosité de fond meilleure que les méthodes comparées.

Pour calculer le PSNR, l'erreur quadratique moyenne entre l'image de sortie B et l'image d'entrée A est d'abord obtenue par (6.3).

$$MSE = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [B(i, j) - A(i, j)]^2 \quad (6.3)$$

où B (f, g) et A (f, g) est le niveau de gris respectif d'un pixel dans la même coordonnée (f, g) en B et A. Le PSNR est alors calculé par l'équation (6.4)

$$PSNR = 20 \log \frac{I_{max}}{\sqrt{MSE}} \quad (6.4)$$

où I_{max} est le niveau de gris maximum dans B.

L'image de sortie pour différentes méthodes sur des images TDM est montrée dans la figure (6.2) et figure (6.3).

TABLEAU 6.3. Evaluation des méthodes d'amélioration de contraste.

Méthodes	EME	EMEE
Image originale	3.7897	3.7894
Expansion de la dynamique	0.0297	0.1214
Egalisation d'histogramme	0.1896	0.2459
Ondelettes	4.025	5.1481
Notre méthode	3.8123	4.2136

D'après la figure 6.4 et le tableau (6.4), on peut voir que la méthode proposée surpasse les ondelettes dans l'amélioration du contraste et la préservation de la luminosité de l'arrière-plan.

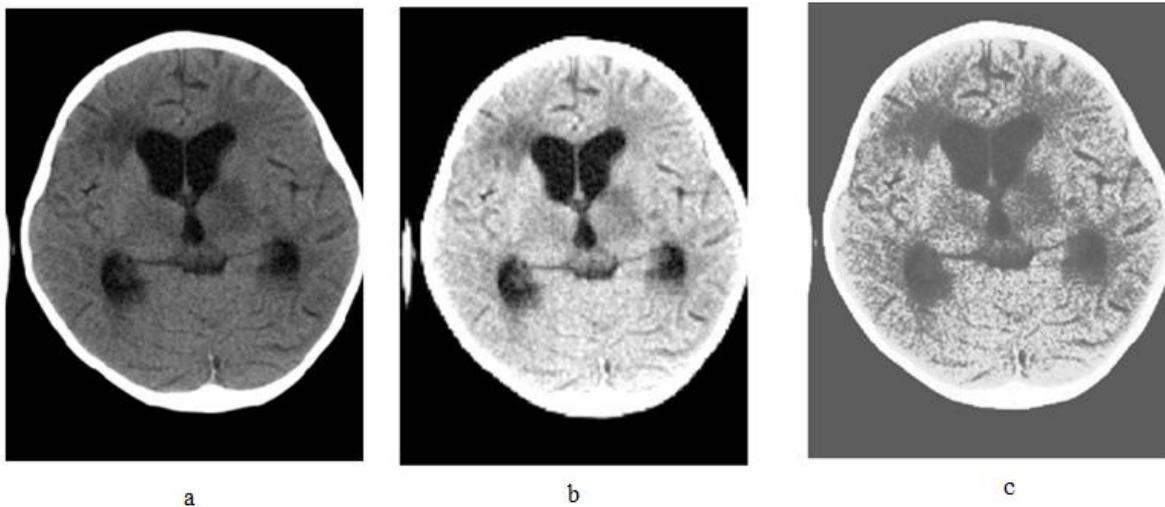


Figure 6.3. Résultats d'amélioration de contraste par le biais des opérations classique : a- image originale, b-image améliorée par expansion de la dynamique et c- image améliorée égalisation d'histogramme.

D'après la figure 6.3, on peut observer que la méthode d'égalisation d'histogramme classique et l'expansion de la dynamique étirent excessivement le niveau de gris minimal vers le niveau supérieur. C'est la nature des HE où le niveau de gris est plus élevé la densité sera étirée plus que le niveau de gris avec une faible densité. La méthode proposée contourne cette nature du fait qu'elle utilise une transformation multi-échelle.

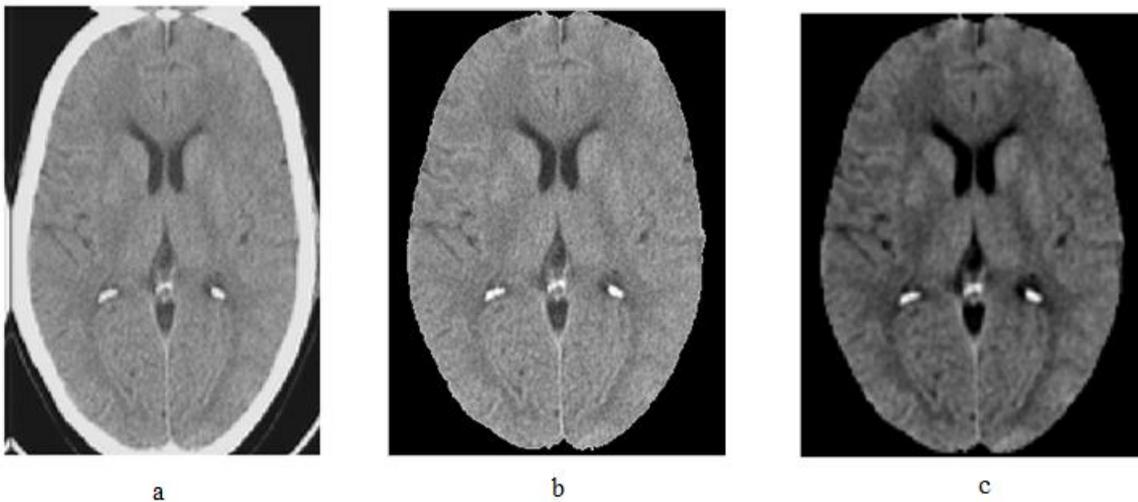


Figure 6.4. Résultats d'amélioration de contraste par le biais des ondelettes et le LP : a- image originale, b-image améliorée par les ondelettes et c- image améliorée par notre méthode.

La comparaison de ces techniques par le biais des critères d'évaluation à savoir le (PSNR), (EME) et le (EMEE) sont essentielles pour sélectionner le type d'algorithme approprié pour l'amélioration et le traitement ultérieur de ces images.

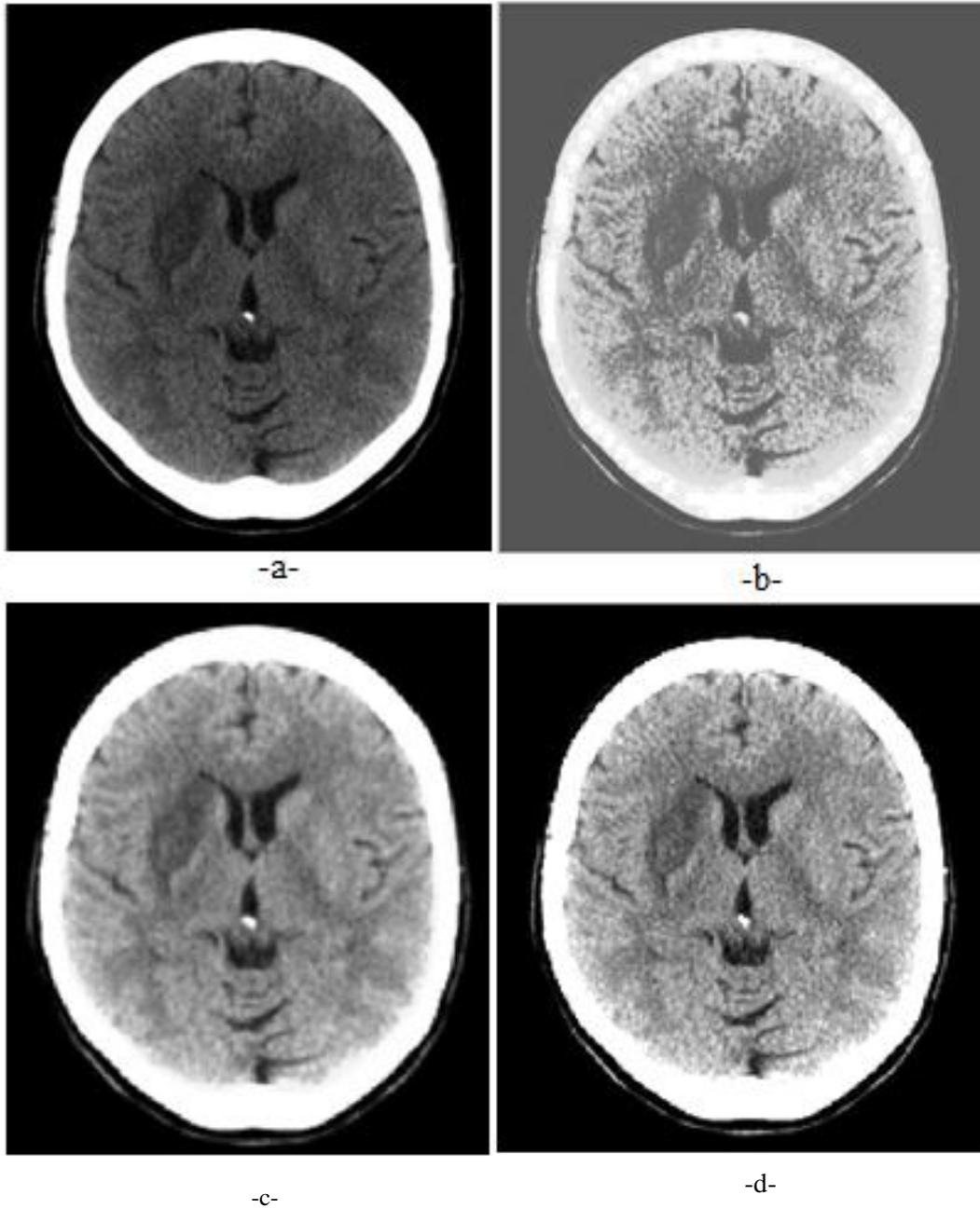


Figure 6.5. Résultats d'application des différentes approches d'amélioration de contraste sur une image tomographique cérébrale dense. -a- image originale ; image rehaussée en utilisant une -b- égalisation d'histogramme, -c- transformée en ondelette et -d- approche de LP proposée.

Tableau 6.4. PSNR pour évaluer les différentes méthodes d'amélioration de contraste des images cérébrales.

Méthodes	PSNR
Image originale	-
Expansion de la dynamique	25.31
Egalisation d'histogramme	24.89
Ondelettes	41.18
Notre méthode	39.75

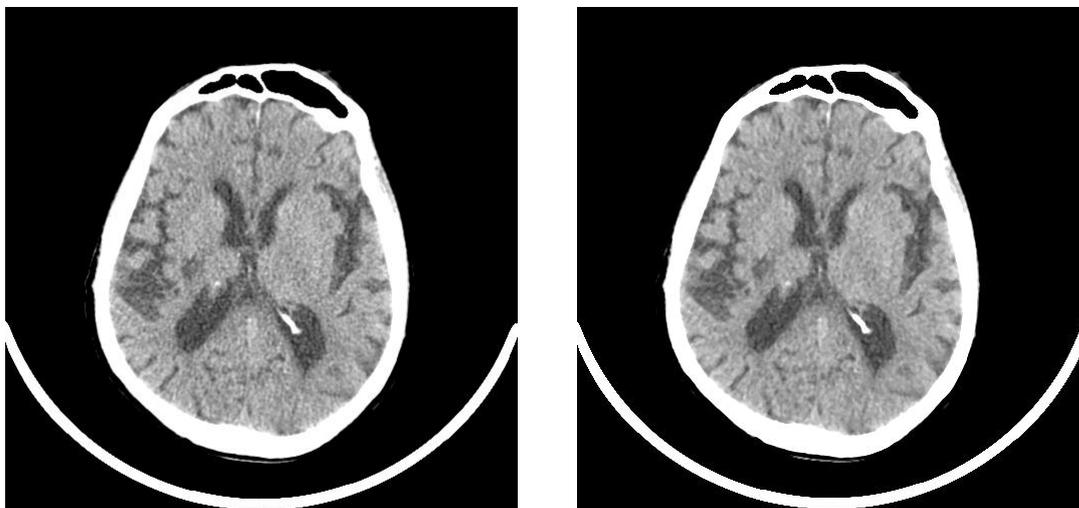
La méthode a montré une amélioration encourageante de la précision de détection des radiologues. De plus, les performances des radiologues inexpérimentés étaient supérieures à celles des radiologues expérimentés (Tab. 6.2.). Notre méthode présente un moyen de contrer les effets de l'expérience et de la perte de concentration due à la fatigue, etc. en déterminant automatiquement les meilleurs réglages de fenêtre possibles. Bien que cela garantisse l'amélioration d'infarctus encore plus petits, la méthode peut être influencée par le bruit / les artefacts de l'image. Dans ce qui suit nous proposons une évaluation des opérations de filtrages proposés afin d'en choisir une.

6.5.2. Opérations de filtrage :

Le filtrage est une opération importante en traitement d'images. Il permet d'améliorer la perception de certain détails, de réduire le bruit, de compenser certains défauts des capteurs. L'application typique du filtrage est le débruitage (réduction de bruit).

Dans notre étude nous avons appliqué un filtre médian de taille 3*3. Le filtre médian est un filtre non-linéaire choisi pour sa capacité d'éliminer les valeurs éloignées sans réduire la netteté de l'image. Il est utilisé pour atténuer les pixels isolés, d'une valeur très différente de leur voisinage et affecte à chaque pixel la valeur médiane de ses voisins de façon que l'ensemble des niveaux de gris de la nouvelle image (image filtrée) sera inclus dans celui des niveaux de gris de l'image initiale. Cela produit un fond plus homogène dans lequel les anomalies deviennent plus visibles sans effet de flou contrairement au lissage.

Les résultats de débruitage par filtre médian sont illustrés dans la figure (6.6).



-a-

-b-

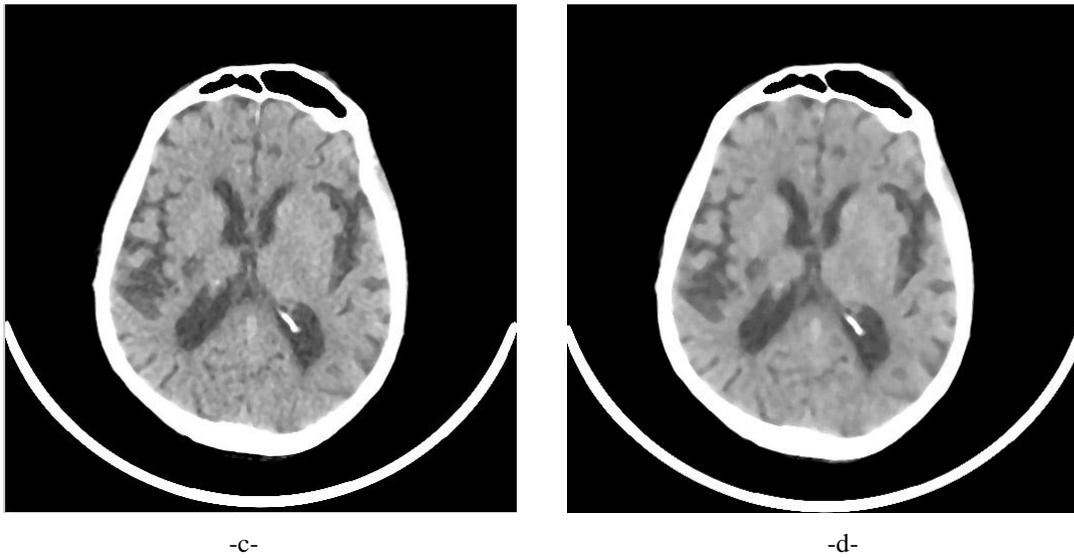


Figure 6.6. Résultats d'application du filtre médian sur une image Tomodensitométrique pathologique : -a- image originale ; -b- image filtrée (masque 3×3) ; -c- image filtrée (masque 5×5) ; -d- image filtrée (masque 7×7).

Pour quantifier la qualité du débruitage et tester l'efficacité des différents filtres (proposés dans la section 3.4.) sur les images tomodensitométriques, nous proposons de calculer l'erreur quadratique moyenne (EQM), l'entropie (E) et le rapport signal/bruit (PSNR).

Erreur quadratique moyenne : (EQM) est calculée à partir des pixels de l'image originale I et les pixels de l'image dégradée \hat{I} de taille $m \times n$, afin de déterminer le rapport de ressemblance calculé par l'équation (6.5) :

$$EQM = \frac{1}{M \times N} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (I(m, n) - \hat{I}(m, n))^2 \quad (6.5)$$

Entropie : (E) est une mesure du contenu d'information dans une image calculée par l'équation (6.6) suivante :

$$E(Img) = - \sum_{j \in D_j} P_j \cdot \log_2(P_j). \quad (6.6)$$

Avec :

D_j est l'ensemble des niveaux de gris associés à l'image Img ;

P_j est la probabilité a postériori du niveau de gris, elle est généralement estimée par :

$$P_j = \frac{H(j)}{n \times m} \text{ dont } \sum_j P_j = 1. \text{ avec } n \times m \text{ la taille de l'image } Img.$$

Dans notre étude, ces critères ont été évalués pour les approches proposées pour le filtrage et les résultats obtenus sont résumés dans les tableaux (Tab 6.5), (Tab 6.6).

Tableau 6.5. E évaluée sur des images tomodensitométriques pour les différentes approches de filtrage

Image	Médian	Gaussien	Wiener
Cas 1	2.8668	1.1224	3.7923
Cas 2	3.1259	1.2031	3.4589
Cas 3	2.9871	1.0985	3.4022

Tableau 6.6. PSNR (db) évalué sur des images tomodensitométriques pour les différentes approches de filtrage.

Image	Médian	Gaussien	Wiener
Cas 1	35.12	24.99	38.73
Cas 2	40.28	26.12	43.18
Cas 3	39.19	25.36	41.59

Partant de ces résultats, le filtre médian et le filtre wiener permet d'obtenir un bon compromis entre la réduction du bruit (PSNR) et la préservation d'informations (E). Dans une image tomodensitométrique dense, le filtre médian est le mieux adaptée, il offre un excellent rapport signal/bruit et une bonne préservation de contour. En revanche, le filtre wiener donne un très bon rapport signal/bruit mais les images filtrées présentent un effet de flou. En résumé, il faut noter que les meilleures performances (faible valeurs du paramètre (MSE) sont obtenues avec le filtre médian pour les différents type d'images TDM Le filtre linéaire gaussien offre des valeurs PSNR relativement faible par rapport au filtre wiener. Il en résulte que le type du filtrage le mieux adapté à nos images pour le filtrage est le filtre médian. C'est celui qui assure un bon compromis entre la réduction du bruit et la préservation des contours des objets.

Après ces étapes de prétraitement, nous allons aborder dans la section suivante la phase de segmentation des tissus cérébraux pour extraire la lésion ischémique.

6.6. Détection des lésions ischémiques

La phase suivante (et la plus importante du point de vue du diagnostic) de l'algorithme implique la détection d'un infarctus précoce. L'infarctus aigu est moins perceptible que l'hémorragie et ne peut pas être détecté par une simple analyse de l'histogramme. Les tissus affectés à ce stade imitent les propriétés de la substance blanche et ne peuvent donc pas être

différenciés des tissus de substance blanche normaux dans le plan d'intensité. Les experts ont défini des régions d'intérêt (ROI) présentant une forte probabilité de survenue d'une ischémie aiguë sur deux coupes axiales adjacentes à savoir le niveau ganglionnaire (Coupe Médiane) et le niveau supra-ganglionnaire. Ces régions appelées aussi *région ASPECTS*, sont utilisées aussi pour calculer le score ASPECTS à fin d'attribuer le traitement approprié. Notre méthode est basée sur la symétrie des hémisphères cérébraux, nous effectuons donc une comparaison des caractéristiques des ROI extraites des deux cotés du cerveau (gauche et droit). Une région est classée comme pathologique (présente une lésion ischémique) lorsqu'il existe un paramètre dans le coté droit différent à son correspondant dans le coté gauche. Par la suite un score ASPECTS=1 est attribué à la région courante.

Un score ASPECTS total supérieur ou égale à 8 indique un traitement de thrombolyse (à base de rt-Pa) favorable. Un exemple de détection de lésions ischémiques sur des images tomodensitométriques est illustré dans la figure (6.5). Les résultats présentés dans cette étude sont prometteurs.

Tableau 6.2. Réponse thérapeutique de notre système.

	ASPECTS \geq 8	$5 <$ ASPECTS \leq 7	ASPECTS \leq 5
Nombre de cas	33	5	1
Réponse thérapeutique	rt-Pa recommended	rt-Pa not recommended	rt-Pa not recommended

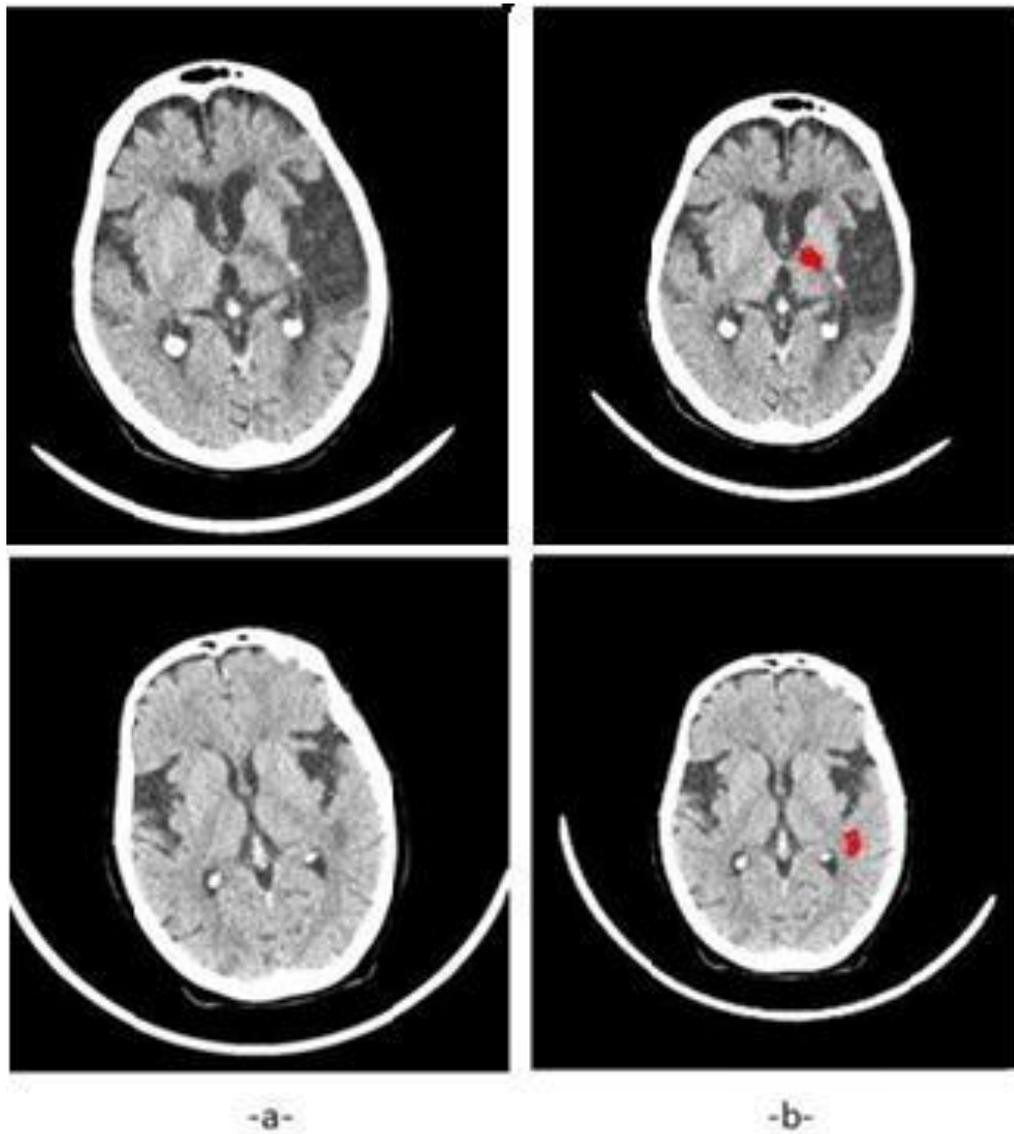


Figure 6.7. Résultat final de la détection des lésions ischémiques obtenu par notre système de détection

Afin de comparer les caractéristiques des ROI, nous avons proposé deux vecteurs de caractéristiques, L et R des hémisphères gauche et droit respectivement. Une Comparaison des caractéristiques extraites des deux cotés du cerveau entre un cas normal ne présentant aucune anomalie et un cas pathologique présentant une lésion ischémique est montrée dans la figure (6.8).

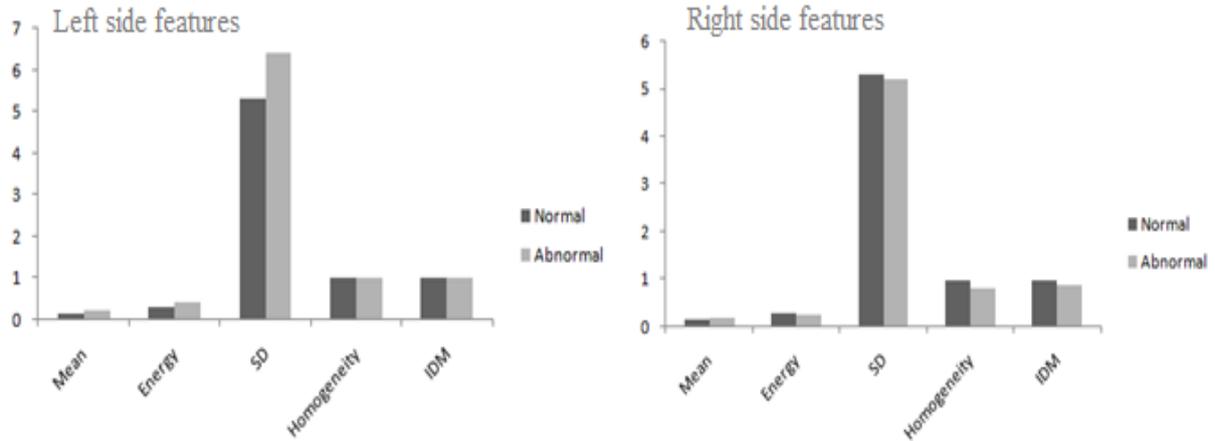


Figure 6.8. Comparaison des caractéristiques extraites des hémisphères cérébraux.

Cas d'échec :

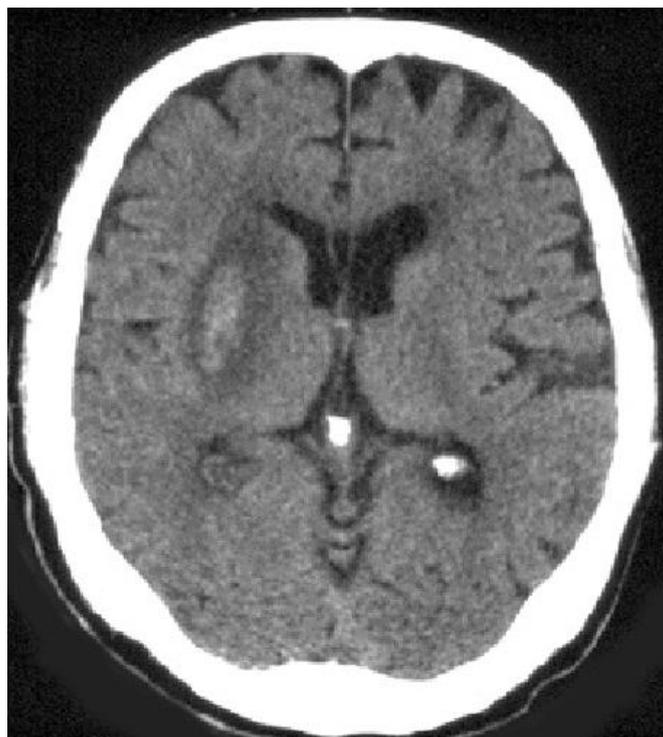


Figure 6.9. Cas d'échec : présence d'une lésion hémorragique.

Notre méthode a présenté des résultats promoteurs. En revanche, le processus de détection précoce des lésions ischémiques proposé dans cette étude échoue dans le cas d'une hémorragie. La figure (6.9) illustre le cas d'échec rencontré. La lésion ischémique du côté gauche s'est aggravée en hémorragie.

6.6.1. Evaluation quantitative

Prenons le cas d'un test pharmaceutique sensé détecter si un sujet est sain (test négatif) ou malade (test positif). Pour valider l'efficacité du test, ce dernier est appliqué sur une base de sujets, sains ou malades. 4 populations vont se distinguer.

Tableau 6.3. Evaluation des résultats : Sur des sujets sains ou malade le test peut être positif ou négatif.

	Malade	Sain	Quantificateur
Test positif	VP	FP	$V_{pp} = \frac{VP}{VP + FP}$
Test négatif	FN	VN	$V_{pn} = \frac{VN}{VN + FN}$
Quantificateur	$Se = \frac{VP}{VP + FN}$	$Sp = \frac{VN}{VN + FP}$	

- Vrais positifs (VP) : nombre de sujets malades détectés comme malades.
- Faux négatifs (FN) : nombre de sujets malades détectés comme sains.
- Faux positifs (FP) : nombre de sujets sains détectés comme malades.
- Vrai négatifs (VN) : nombre de sujets sains détectés comme sains.

Si le test est idéal, il n'y aura ni faux positif, ni faux négatif. Pour évaluer la qualité du test, quatre quantificateurs sont possibles regroupés dans le tableau 4.1 :

- Sensibilité (Se) : si le sujet est malade, probabilité qu'il soit détecté comme malade.
- Spécificité (Sp) : si le sujet est sain, probabilité qu'il soit détecté comme sain.
- Valeur prédictive positive (Vpp) : si le test est positif, probabilité que le sujet soit effectivement malade.
- Valeur prédictive négative (Vpn) : si le test est négatif, probabilité que le sujet soit effectivement sain.

En pratique, quand un médecin reçoit le résultat d'un examen complémentaire, positif ou négatif, il ne sait pas si le patient souffre de l'affection qu'il cherche à diagnostiquer ou non, et les probabilités qui l'intéressent s'expriment de la manière suivante : quelle est la probabilité de présence de la maladie M chez ce patient, sachant que l'examen a donné un résultat positif (ou négatif) ?

Ce sont donc les valeurs prédictives qui correspondent aux préoccupations des médecins, et elles pourraient sembler les “meilleurs” paramètres d’évaluation. Pourtant, en réalité, c’est la sensibilité et la spécificité qui sont le plus souvent utilisées pour évaluer les examens complémentaires. La raison en est la suivante : la sensibilité d’un examen pour une affection repose sur la définition de la population des “malades”, et est donc caractéristique de la maladie et du signe. En particulier, elle n’est pas susceptible de varier d’un centre à l’autre (d’un service hospitalier spécialisé à une consultation de médecin généraliste, par exemple). Le même raisonnement peut s’appliquer à la spécificité, si on considère qu’elle repose aussi sur la définition de la maladie.

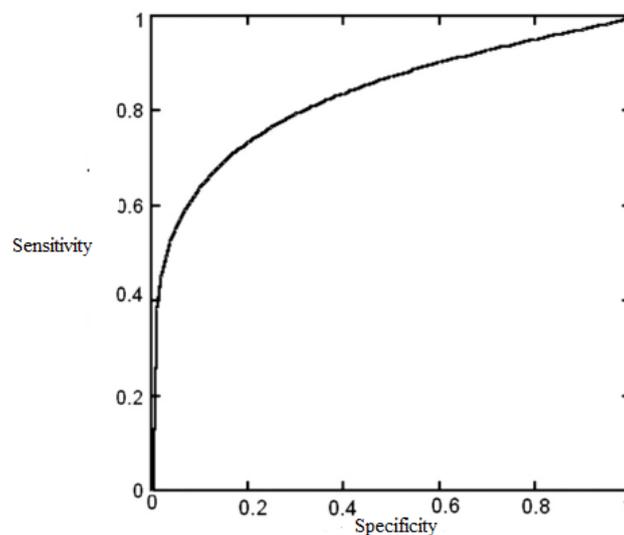


Figure 6.10 Courbe ROC ((Receiver Operating Characteristics) de la détection automatique.

Les valeurs prédictives, au contraire, sont fonctions des proportions respectives de malades et de non-malades dans la population (de la prévalence de la maladie). Or ces proportions sont dépendantes des centres considérés ; les valeurs prédictives des examens varient donc d’un centre à l’autre pour une même maladie, ce qui explique qu’elles sont moins utilisées comme paramètre d’évaluation, même si elles sont intéressantes à connaître pour un centre donné.

Courbe ROC Lorsqu’un examen fournit des résultats de type continu, il faut déterminer le meilleur seuil entre les valeurs pathologiques et les valeurs normales.

L’idéal serait d’obtenir une sensibilité et une spécificité égales à 1. Ce n’est généralement pas possible, et il faut tenter d’obtenir les plus fortes valeurs pour ces deux paramètres, sachant qu’ils varient en sens inverse. On s’aide pour ce choix d’un outil graphique, la courbe ROC (Receiver Operating Characteristics, figure 6.10) qui est le tracé des valeurs de la sensibilité

Se en fonction de Sp. Il suffit alors de chercher le point de la courbe qui se rapproche le plus du point de coordonnées (Se = 1; Sp = 0).

Pour la segmentation des lésions, une bonne sensibilité est très importante. Dans le cadre d'un système d'aide au diagnostic, par exemple, un faux négatif – lésion manuelle non détectée par le système – doit être cherché par le médecin dans l'ensemble de l'image, ce qui coûte énormément de temps.

Par contre, un faux positif ou un mauvais contour peut être corrigé a posteriori: une correction manuelle effectuée par un expert peut être ajoutée, couplée à un système de segmentation semi-automatique, par exemple.

Tableau 6.4. Critères de comparaison utilisés dans notre étude.

Critères	Représentation par catégorie de voxel
Coefficient de similarité de Jaccard (CSJ)	$\frac{TP}{FN + TP + FP}$
Coefficient de similarité de Dice (CSC) ou Indice de similarité (IS)	$\frac{2TP}{FN + 2TP + FP}$
Fraction de sur-estimation	$\frac{FP}{FN + TP}$
Fraction de sous-estimation	$\frac{FN}{FN + TP}$

Ces valeurs sont en corrélation avec nos attentes initiales. Amélioration de la sensibilité suggère que l'opération de rehaussement de contraste améliore la détection des vrais positifs et aide à identifier avec précision les lésions de course dans les données.

L'étude de perception réalisée avec des radiologues experts et une analyse détaillée des résultats indique l'efficacité de l'algorithme d'utilisation clinique du point de vue du radiologue. Les résultats présentés et l'évaluation approfondie valident la méthode et peuvent jouer un rôle important dans le diagnostic de l'AVC ischémique dans les essais cliniques.

La force de la méthode proposée réside dans sa capacité à capturer les plus petites régions d'infarctus dans les données qui manquent souvent de définition avec les méthodes conventionnelles. Cela aide les radiologues et les cliniciens dans le diagnostic des lésions et à prédire l'évolution des AVC. La méthode est robuste aux données acquises sur les données scanners. Les résultats quantitatifs rapportés dans l'étude montrent la supériorité de la

méthode pour détecter avec précision et segmenter les lésions de course sur les méthodes conventionnelles.

Le temps de traitement est directement proportionnel au nombre de données (coupes) concernées par le traitement des données. Dans notre cas, puisque la segmentation a été effectuée uniquement sur deux coupes à savoir la coupe médiane (niveau ganglionnaire) et le niveau supra-ganglionnaire. Depuis limiter l'étude au niveau de deux coupes, le temps de traitement peut être considérablement réduit.

L'évaluation précise de la présence d'infarctus et de son étendue est d'une importance capitale dans le contexte des infections aiguës.

6.7. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différents résultats obtenus des différentes étapes proposées pour la détection des lésions ischémiques à partir des images tomodensitométriques cérébrales.

Une étude comparative quantitative a été réalisée entre le résultat obtenu par nos approches de segmentation et la segmentation effectuée par un expert, afin d'évaluer leur robustesse. En premier temps nous avons évalué les résultats de prétraitement des images scanner et la sélection de la coupe médiane. Nous avons également évalué l'approche d'extraction de la ligne de symétrie. L'évaluation a été réalisée par l'application de l'algorithme que nous proposons sur des cas de TBI (Traumatic Brain Injury) dont la mesure de symétrie est la clé du diagnostic. Le résultat obtenu est performant et précis, prouve son efficacité et sa supériorité par rapport aux travaux cités dans la littérature. Et l'évaluation de la détection de lésions a été faite par le biais de la courbe (ROC) avec une $Se=98.8\%$.

Conclusion générale

Dans ce travail de thèse, nous avons présenté une approche de détection automatique des lésions ischémiques sur des images tomodensitométriques pour apporter une aide au score ASPECTS pour faciliter aux médecins la décision thérapeutique appropriée dans un cadre d'aide thérapeutique. Nous avons aussi développé trois algorithmes automatiques qui peuvent être utilisés séparément et pour différents pathologies autre que l'AVC à la sélection de la coupe médiane (CM), le tracé de la ligne de symétrie (idéale LMI et décalée LMD) et la segmentation des ROI pour la détection des lésions ischémiques et le calcul du score ASPECTS. Dans cette partie, nous récapitulons les différentes contributions de cette thèse et nous présentons les futures directions pour améliorer au mieux le contexte de détection précoce.

Pour atteindre les objectifs tracés dans le cadre de notre thèse, le travail que nous avons entrepris a nécessité des connaissances à priori sur les propriétés et la qualité des images scanner (acquisitions, artefacts, luminance...), l'anatomie du cerveau et fonctionnement des différentes structures cervicales, la lecture des clichés radiologiques et de chercher des réponses à la question clé de notre travail : Quelle est la stratégie des médecins pour le diagnostic des AVC pour pouvoir la traduire en système intelligent en utilisant des méthodes d'analyses d'images. Dans le chapitre 1, intitulé contexte médical, nous avons exposé les différents méthodes d'imagerie médicales utilisées pour le diagnostic des AVC et nous justifions le choix de la TDM et bien expliqué le comportement des lésions sur cette dernière.

Nous avons exposé une revue bibliographique sur les travaux de recherches en termes de segmentation des lésions cérébrales à savoir les AVC de type ischémique. Nous avons vu qu'une comparaison contre-latérale des hémisphères cervicales est une méthode par excellence qui répond à nos besoins.

Nous avons conçu une méthode perceptible qui identifie l'accident vasculaire cérébral le plus récent et calcule automatiquement le score ASPECTS ce qui permet d'initier le traitement thérapeutique approprié. Afin d'estimer correctement la symétrie controlatérale des tissus cérébraux, nous avons proposé un nouvel algorithme de détection robuste de la ligne médiane (idéale et décalée) basé sur la structure physique du crâne. Les avantages de la méthode du fait que la structure physique, contrairement à la symétrie des tissus mous, change rarement

en cas d'accident vasculaire cérébral et peut donc être utilisée pour une détection plus robuste du LMD, même chez les patients victimes d'autre pathologies cérébrales telle que les TBI. Une extraction du masque cérébral a été proposée afin de réduire la zone de recherche et ne garder que les tissus cérébraux.

Les tissus affectés à ce stade imitent les propriétés des tissus sains et ne peuvent donc pas être différenciées des tissus normaux dans le plan d'intensité. Pour palier ce problème, une phase de prétraitement a été proposée, et qui consiste à appliquer un algorithme d'amélioration de contraste adaptatif aux changements subtiles de l'ischémie. Nous avons proposé une nouvelle approche de fenêtrage automatique pour surmonter les limitations observées par la détection automatique. Les paramètres de fenêtre non standard ont été déterminés automatiquement pour assurer le maximum de contraste possible entre le tissu normal et le tissu affecté. Les paramètres de fenêtre ont été dérivés en utilisant les propriétés de niveau de région pour déterminer les paramètres de fenêtre en fonction du caractère d'intensité. En suite, rehaussement de contraste basé sur un algorithme multi-échelle (LP) a été effectué pour accentuer encore le contraste des tissus cérébraux.

Notre approche est basée sur la propriété de symétrie présente dans un cerveau normal. Pour détecter la présence d'une lésion ischémique précoce, nous effectuons une comparaison de symétrie des caractéristiques spatiales de 10 régions d'intérêts segmentées à partir de deux coupes TDM successives. Une lésion est présente dans le cas d'une non-satisfaction du critère de symétrie et un score ASPECT=1 est attribué à la région courante. Une réponse thérapeutique est proposée en fonction du score ASPECTS total. Le nombre de faux positifs est faible grâce à l'étape de suppression du Liquide céphalo-rachidien et les anciens accidents. Un calcul du score ASPECTS proposé pour faciliter aux médecins de prendre la décision thérapeutique.

Finalement, nous avons mis en œuvre un protocole de validation de nos résultats, pour juger quantitativement leur qualité puis une étude comparative avec les travaux cités dans la littérature a été menée afin d'évaluer encore une fois leur robustesse.

Notre système est dédié à la détection des lésions de type ischémique. Il a échoué dans le cas de présence d'une lésion hémorragique qui n'est pas définie par notre système. Pour remédier à ce problème, nous envisageons d'intégrer ce deuxième type dans les futurs travaux. Une modification dans l'algorithme du tracé de la ligne de symétrie sera nécessaire pour performer le système de détection en ajoutant un paramètre très important qui est le « degré

Conclusion Générale.

d'asymétrie » qui va nous permettre de quantifier la valeur de décalage de la ligne médiane idéale. L'utilisation d'autres algorithmes de segmentation plus puissant et sophistiqués permettra d'améliorer les performances de la détection des lésions.

Référence :

- Accident vasculaire cérébral : prise en charge précoce (alerte, phase préhospitalière, phase hospitalière initiale, indications de la thrombolyse), Haute autorité de santé, 2009.
- Agaian, Karen P. Lentz, and Artyom M. Grigoryan, "A New Measure of Image Enhancement," in IASTED International Conference on Signal Processing & Communication, 19-22 Sept. 2000, Marbella, Spain.
- Agaian, k. Panetta and A.M. Grigoryan, "Transform-based image enhancement algorithms with performance measure," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 10, no. 3, pp. 367-382, 2001.
- AIDI, S, LES ACCIDENTS VASCULAIRES CEREBRAUX ISCHEMIQUES, Cours Magistraux.
- Alex Desgrez , Christophe Frouge , Frédérique Archambaud , Clément Iffenecker , Badiz Helal 'Numérisation et traitement des images médicales (III) Exemples de traitement d'image'.
- Ali Shalikh, Mohammad Reza Ashouri and Mohammad Hossein Nadimi Shahraki, "A CAD System for Automatic Classification of Brain Strokes in CT Images", *International Journal of Mechatronics Electrical and Computer Technology*, Vol. 4, No. 10, pp. 67-85, 2014.
- Alyaa Hussein Ali, Shahad Imad Abdulsalam, Ihssan Subhi Nema, "Detection and Segmentation of Hemorrhage Stroke using Textural Analysis on Brain CT Images," *International Journal of Soft Computing and Engineering (IJSCE)*, Vol. 5, No. 1, March 2015.
- Arezki TIBICHE, "Etude des Accidents Vasculaires Cérébraux Au niveau de la Wilaya de Tizi Ouzou : Incidence, mortalité et fréquence des facteurs de risque, " Thèse Pour l'obtention du Grade de Docteur en Sciences Médicales, 2012.
- Bases physiques des rayons X - CERF 2001 - Solacroup, Boyer, Le Marec, Schouman Claeys.
- Berthod. M, Z. Kato, S. Yu, and J. Zerubia. Bayesian image classification using markov random-fields. *Image and Vision Computing*, 14(4):285–295, May 1996.
- BhavnaSharma, "Noise removal from brain CT images", *International Journal of Scientific Research*, Vol. 3, No. 8, 2014.
- Burt Pettter and Edward H. Adelson. "The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code". *IEEE Transactions on communications*, vol. 31, no. 4, pp. 532-540, Apr. 1983.
- Celine R. Gillebert, Glyn W. Humphreys , Dante Mantini. "Automated delineation of stroke lesions using brain CT images". *NeuroImage: Clinical 4*, pp. 540–548, 2014.
- Chawla.M, "A method for automatic detection and classification of stroke from brain CT images", 31st Annual International Conference of the IEEE EMBS, USA, September 2009.
- CHERIFI Daikha, Amélioration et Évaluation de la qualité des images, thèse Pour l'obtention du diplôme de Doctorat en Sciences en physique, université USTO, 2015.
- Da Cunha, J. Zhou, M.N. Do, "The Nonsubsampled Contourlet Transform: Theory, Design, and Applications", *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 15, No. 10, pp. 3089–3101, 2006.
- Dhawan. P, S. Loncaric, K. Hitt, J. Broderick, and T. Brott, "Image analysis and 3-d visualization of intracerebral brain hemorrhage," *Sixth Annual IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems*, pp. 140–145, 1993.
- Didier Calle et Annick Montanvert, Pyramide résiduelle pour la compression d'images, SEIZIÈME COLLOQUE GRETSI — 15-19 SEPTEMBRE 1997 — GRENOBLE, pp187-191.
- Dippel. S, M. Stahl, R. Wiemker, and T. Blaffert, "Multiscale Contrast Enhancement for Radiographies: Laplacian Pyramid Versus Fast Wavelet Transform", *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol. 21, No. 4, pp. 343–353, 2002.
- DO Minh Chau, Évaluation de la segmentation d'images, Institut de la francophonie pour l'informatique (IFI), Hanoï, janvier 2007
- EL Machkour. M, N. Chtaou, M. Maaroufi , F. Belahsen, "Imagerie de l'accident vasculaire cérébral ischémique à la phase aigue, " *Le journal marocain de cardiologie*, Vol. III, 2011.
- El-Melegy. M, Y. Hasan, and H. Mokhtar. MRI brain tissues segmentation using non-parametric technique. pages 185 –190. ICCES 2008, 25-27 2008
- Fanny Pichard, "AVC ischémiques au CHU de Saint-Pierre de la Réunion en 2013 : diagnostic des dysfonctionnements et réflexions sur l'optimisation de la prise en charge précoce, " *Médecine humaine et pathologie*, 2014.
- Fuk-hay Tang n, DouglasK.S.Ng,DanielH.K.Chow, "An image feature approach for computer-aided detection of ischemic stroke," *Computers in Biology and Medicine*, Vol. 41, pp.529–536, 2011.
- Grigaitis Darius, Vaida Bartkut, Leonidas Sakalauskas, "An Optimization of System for Automatic Recognition of Ischemic Stroke Areas in Computed Tomography Images", *INFORMATICA*, Vol. 18, pp.603–614, 2007.

- Hudyma. E, and G. Terlikowski, "Computer-aided Detecting of Early Strokes and its Evaluation on the Base of CT Images", *Proceedings of the International Multiconference on Computer Science and Information Technology*, pp. 251–254, 2008.
- Houssam Halmaoui, Restauration d'images par temps de brouillard et de pluie : applications aux aides à la conduite, Thèse pour obtenir le titre de Docteur de l'université d'Evry-Val-d'Essonne Spécialité: Traitement d'images, 2012.
- Hema Rajini and R. Bhavani, "Computer aided detection of ischemic stroke using segmentation and texture features" *Measurement, Vol. 46*, pp.1865–1874, 2013.
- James Hampton-Till, Michael Harrison, Anna Luisa Kühn, Oliver Anderson, Devesh Sinha, Sharon Tysoe, Eric Greveson, Michalis Papadakis, Iris Q. Grunwald; AUTOMATED QUANTIFICATION OF STROKE DAMAGE ON BRAIN COMPUTED TOMOGRAPHY SCANS: e-ASPECTS, *EMJ Neurol.* 2015;3[1]:69-74.
- Julian Itzcovitz, Didier DORMONT, 'Scanographie à rayons X', Enseignement du DES Radiologie et Imagerie Médicale - Scanographie à rayons X, 2002.
- Lee. Y, N. Takahashi, D. Tsai, and K. Ishii, "Adaptive partial median filter for early CT signs of acute cerebral infarction", *Int J CARS, Springer*, Vol. 2, pp. 105-115, 2007.
- Li. S. Z Modeling image analysis problems using markov random fields. volume 21 of Handbook of Statistics, chapter 13, pages 473 – 513. Elsevier, 2003.
- Li. Y, Q. Hu, J. Wu, and Z. Chen. A hybrid approach to detection of brain hemorrhage candidates from clinical head CT scans. Sixth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, 2009.
- Liu. R, C. L. Tan, T. Y. Leong, C. K. Lee, B. C. Pang, C. Lim, Q. Tian, S. Tang, and Z. Zhang. Hemorrhage slices detection in brain CT images. International Conference on Pattern Recognition, pages 1–4, December 2008.
- Marie-Joëlle COSSI, "Charge des Accidents Vasculaires Cérébraux (AVC) A Cotonou (Bénin) :Études Originales sur l'épidémiologie, les connaissances, les expériences de la maladie et l'itinéraire thérapeutique des survivants d'AVC, " Thèse Pour Obtenir le grade de DOCTEUR DE L'UNIVERSITE DE LIMOGE EN COTUTELLE AVEC L'UNIVERSITE D'ABOMEY-CALAVI, 2013.
- Mayank. C, S. Saurabh, S. Jayanthi, and L.T Kishore, "A method for automatic detection and classification of stroke from brain CT images", *International Conference of the IEEE EMBS*, Minneapolis, Minnesota, USA, 2009.
- Mehdi Sajjadi, Mehdi Karami¹, Rassoul Amirfattahi, Vahid Bateni¹, Mohammad R. Ahamadzadeh, Bahareh Ebrahimi, "A promising method of enhancement for early detection of ischemic stroke" *Journal of Research in Medical Sciences*, 2012.
- Mujumdar and J. Sivaswamy, "Auto-Windowing of Ischemic Stroke Lesions in Diffusion Weighted Imaging of the Brain", Indian conference on medical informatics and telemedicine, 2013.
- Oppenheim. C, O Naggara, C Arquizan, F Brami-Zylberberg, J-L Mas, J-F Meder et D Frédy, "Imagerie de l'ischémie cérébrale dans les premières heures : IRM, " *J Radiol : Éditions Françaises de Radiologie*, Vol. 86, pp. 1069-79, 2005.
- Przelaskowskia. A, K. Sklindab, P. Bargiela, J. Waleckib, M. Biesiadko- Matuszewskac, and M. Kazubeka, "Improved early stroke detection: Wavelet-based perception enhancement of computerized tomography exams", *Computers in Biology and Medicine*, Vol. 37, pp. 524-533, 2007.
- Radhiana. H, S O Syazarina, M M Shahizon Azura, H Hilwati, M A Sobri, " Non-contrast Computed Tomography in Acute Ischaemic Stroke: A Pictorial Review," *Continuing Medical Education, Med J Malaysia*, Vol. 68, No. 1, February 2013.
- Sabine Dippel, Martin Stahl, Rafael Wiemker, and Thomas Blaffert. "Multiscale Contrast Enhancement for Radiographies: Laplacian Pyramid Versus Fast Wavelet Transform". *IEEE Transactions on medical imaging*, vol. 21, no. 4, Apr. 2002.
- Sahbani Mahersia Hela , Hamrouni Kamel, Segmentation d'images texturées par transformée en ondelettes et classification C-moyenne floue, SETIT 2005 3rd International Conference: Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications March 27-31, 2005 – TUNISIA .
- Saver. J. L, "Time is brain—quantified," *Stroke*, Vol. 37, No. 1, pp. 263–266, 2006.
- Schouman Claeys, Bases physiques des rayons X - CERF 2001 - Solacroup, Boyer, Le Marec.
- Sudharani. K ; T.C. Sarma ; K. Satya Prasad, "Brain stroke detection using K-Nearest Neighbor and Minimum Mean Distance technique", *International Conference on Control, Instrumentation, Communication and Computational Technologies (ICCICCT)*, 2015.
- Sylvain Paris, Samuel W. Hasinoff, Jan Kautz. "Local Laplacian Filters: Edge-aware Image Processing with a Laplacian Pyramid".

- Takahashi N, Lee Y, Tsai DY, Kinoshita T, Ouchi N, Ishii K , “Computer-aided detection scheme for identification of hypoattenuation of acute stroke in unenhanced CT” *Radiol Phys Technol. J*, pp.98-104, 2012.
- Tiong-Lang Tan ; Kok-Swee Sim ; Aun-Kee Chong . Contrast Enhancement of CT Brain Images for Detection of Ischemic Stroke,” International Conference on Biomedical Engineering (ICoBE),Malaysia, pp.27-28, 2012.
- Valmi, 2007 , CAT devant un accident vasculaire cérébral.
- Walid ARIBI, Ali KALFALLAH, Noomène ELKADRI, Leila FARHAT, Wicem SIALA, Jamel DAOUD et Mohamed Salim BOUHLEL, Évaluation de Techniques Pyramidales de Fusion Multimodale (IRM/TEP) d’Images Cérébrales, 5th International Conference: Sciences of Electronic, Technologies of Information and Telecommunications March 22-26, 2009 – TUNISIA.
- Wintermark. M, P.C. Sanelli, G.W. Albers, J. Bello, C. Derdeyn, S.W. Hetts, M.H. Johnson, C. Kidwell, M.H. Lev, D.S. Liebeskind, H. Rowley, P.W. Schaefer, J.L. Sunshine, G. Zaharchuk, and C.C. Meltzer. “Imaging Recommendations for Acute Stroke and Transient Ischemic Attack Patients: A Joint Statement by the American Society of Neuroradiology, the American College of Radiology, and the Society of NeuroInterventional Surgery”. *American Journal of Neuroradiol*, Nov. 2013.
- Yahiaoui amina, Azzaz Ibtissem, ‘ Analyse des images IRM pour l’étude de la sclérose en plaque’ mémoire de fin d’étude. 2013.
- Yyes MATILLON, “Imagerie de l’accident vasculaire cérébral aigu, ” SERVICE EVALUATION DES TECHNOLOGIES, 2002.