



**MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE
LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE ABDELHAMID IBN BADIS MOSTAGANEM**

Département d'Informatique

Compression des Images Médicales par les Arbres de Décision

Noms et prénoms des étudiants :

BAROUDI Djamila

CHAREF BENATIA Fatima

Nom et prénom de l'encadreur :

BENTAOUZA Chahinez Mérièm

Deuxième Année Master Ingénierie des Systèmes d'Information

Année Universitaire 2011/ 2012

Introduction générale	1
------------------------------------	---

Chapitre I : l'imagerie médicale

I.1	Introduction.....	2
I.2	Définition d'imagerie médicale.....	2
I.3	Objectifs.....	3
I.4	Historique.....	3
I.5	Format DICOM.....	3
I.6	Caractéristiques.....	4
I.7	Outils d'imagerie médicale.....	5
I.7.1	Radiographie.....	5
I.7.2	Scanner à rayons X.....	6
I.7.3	Echographie.....	7
I.7.4	Image par résonance magnétique (IRM).....	7
I.7.5	Microscope.....	8
	Conclusion.....	9

Chapitre II : La compression

II.1	Introduction.....	10
II.2	Définition de compression.....	11
II.3	Objectifs et intérêt.....	11
II.4	Pourquoi la compression est-elle possible ?.....	11
II.4.1	Redondance.....	11
II.4.2	Manque de pertinence de l'information.....	12
II.5	Types de compression d'image.....	12
II.6	Algorithmes de compression.....	13
II.6.1	Compression sans perte.....	14
II.6.2	Compression avec perte.....	15
II.7	Taux de compression.....	16
II.8	Méthodes d'intelligence artificielle pour la compression.....	17
	Conclusion.....	18

Chapitre III : les diagrammes de décision binaires

Sommaire

III.1	Introduction.....	19
III.2	Les arbres de décision binaires.....	19
III.1.1	Principe de base.....	19
III.1.2	Construction.....	20
III.1.3	Elagage.....	22
III.3	Les diagrammes de décision binaires.....	23
III.4	Construction des BDDs.....	24
III.4.1.	Méthode top-down.....	24
III.4.2.	Méthode bottom-up.....	24
III.5	Diagrammes de décision binaires ordonnés et réduits.....	25
III.6	Conclusion.....	28
Chapitre IV : les diagrammes de décision binaires		
IV.1	Introduction.....	29
IV.2	Prétraitement de l'image.....	29
IV.3	Gray coding.....	30
IV.4	Bit plane coding.....	30
IV.5	Codage par les OBDD.....	32
IV.6	Modélisation UML.....	34
IV.7	Description du travail réalisé.....	36
IV.8	Organigramme de l'application.....	36
IV.9	Résultats et Discussion.....	41
V.10	Conclusion.....	46
Conclusion générale et perspectives..		47
Bibliographie		48

Liste des figures

Liste des figures

Figure I.1 Histoire de l'imagerie médicale.....	3
Figure I.2 Première image radiologique 1895.....	6
Figure I.4 Echographie.....	7
Figure I.5 Imagerie par résonance magnétique (IRM).....	8
Figure I.6 microscope optique.....	9
Figure III.1 Evaluation en temps de calcul et en volume, de la compression symétrique.....	13
Figure III.2 Schéma de compression sans perte.....	14
Figure II.3 Schéma de compression avec perte.....	16
Figure II.4 Schéma de compression d'image par les réseaux de neurones.....	18
Figure IV.1.1 Arbre de décision binaire associé à la fonction $f = a'.b.c +$ $a.c$	21
Figure VI.2 Arbre de décision binaire associé à la fonction $f = a'.b.c + a.c$	25
Figure III.5 Représentation d'un ROBDD par une table.....	27
Figure III.6 Règles de construction et réduction des ROBDD.....	27
Figure IV.6 Image originale.....	29
Figure IV.7 Image ajustée 128x256.....	29
Figure IV.8 Image originale et leurs plans.....	31
Figure IV.4 Schéma générale de l'application.....	33
Figure IV.5 Diagramme de cas d'utilisation.....	35
Figure IV.6 Diagramme de séquence.....	36
Figure IV.7 Fenêtre principale.....	37
Figure IV.8 Fenêtre des actions.....	38
Figure IV.9 Visualisation du résultat de la compression.....	39
Figure IV.10 Visualisation du résultat du bit planning.....	39
Figure IV.11 Les taux de compression.....	40
Figure IV.12 Nombre de transitions.....	41
Figure IV.13 Graphe de CRIG et TNIG d'une image.....	43
Figure IV.14 Graphe de CRIWG et TNIWG d'une image.....	44
Figure IV.15 Différence entre trois images d'une même taille en termes de CR	45

Liste des figures

Liste des tables

Tableau IV.1 Résultats de compression d'une image avec ET sans le gray coding	43
Tableau IV.2 Comparaison entre les taux de compression des trois images.....	45

Liste des abréviations

3D: Trois Dimensions

ANNs : Artificiel Neural Networks

ADN: Acide Désoxyribonucléique Nucléaire

CCD: charged coupled device

CR: Compression Rate

DCT: Discrete Cosines Transformation

DICOM: Digital Imaging and Communications in Medicine

IP: Internet Protocol

IRM: Imagerie par Résonance Magnétique

OBDD: Ordered Binary Decision Diagrams

QV: Quantification Vectorielle

SONAR: SOund NAVigation Ranging.

TCP: Transmission Control Protocol

TEP : Tomographie par Emission de Positons

TNIG: Transition Number for an Image Gray coded

TNIWG: Transition Number for an Image Without Gray code

Résumé

Résumé :

Ce projet est la réalisation d'une application de compression des **images médicales** par un algorithme d'apprentissage automatique qui est l'arbre de décision. La **compression** consiste à minimiser la taille des images médicales connues par leur taille volumineuse dans un but d'archivage ou de transmission afin qu'elles prennent moins d'espace et moins de temps. Ainsi l'**arbre de décision**, en outre, l'**arbre de décision binaire et plus spécialement les diagrammes de décisions binaires ordonnés et réduits** utilisés pour une présentation graphique efficace et mieux interprétable pour la compression des images médicales.

Mots clés : Apprentissage supervisé, Arbre de décision, Arbre de décision binaire, Diagrammes de décision binaires, Compression, Image médicale.

Abstract

This project is realization of an application for medical images compression by an algorithm of machine learning which is the decision tree. **Compression** consists to minimize the size of the medical images known by their large size with an aim of storage or transmission so that they take less space and less time. Thus the decision tree, moreover, **the binary** decision tree and more especially the **ordered binary decision diagrams** used for an effective and better interpretable graphic display for medical images compression.

Key words: Supervised training, Decision tree, Binary decision tree, Ordered binary decision diagrams, Compression, Medical Image.

Introduction générale

L'imagerie médicale est devenue un outil essentiel d'aide au diagnostic et à la chirurgie, et certainement l'un des domaines de la médecine qui a le plus progressé ces vingt dernières années.

L'utilisation des images radiographies, ultrasonores, IRM, ... pose un grand problème de stockage et d'archivage. En plus du problème de stockage, si de telles images doivent être transmises via un réseau, la durée de la transmission est souvent trop longue. Pour palier à tous ces problèmes, la compression des images médicales volumiques apparaît donc incontournable, elle consiste à minimiser le nombre de bits nécessaire à une représentation fidèle de l'image originale et d'accéder uniquement à l'information requise, allégeant ainsi les transferts et autorisant un accès à distance aux données. On distingue deux types de compression, la compression sans perte (ou réversible) qui préserve l'intégrité des données, et la compression avec perte (ou irréversible) qui génère des dégradations mais offre des performances en termes de réduction de l'information bien plus grandes que celles issues de la compression sans perte. Dont le but de réaliser de telle compression, plusieurs approches et méthodes sont mise à la place et à la disposition, chacune a ces propres caractéristiques ainsi que son taux de compression, dans ce travail on va faire appel aux diagrammes de décisions binaires ordonnées (OBDD) qui sont l'une des méthodes issus de l'intelligence artificielle. Dans cette optique, ce mémoire va porter sur le développement d'une application de compression des images médicales basée sur les diagrammes de décision binaires ordonnées, et il est organisé comme suit :

Le premier chapitre englobe les différentes caractéristiques de l'image médicale, ses outils d'acquisition et ses formats.

Dans le chapitre deux nous exposons quelques différentes méthodes de compression qui existent, ainsi que leurs types.

Le troisième chapitre présenté les principes de la méthode de compression qui est le diagramme de décision binaire ordonnée.

Le dernier chapitre sera consacré à notre logiciel ainsi que les différents résultats obtenus lors de leur application sur différentes images.

Et, nous terminons ce mémoire par une conclusion et quelques perspectives pour les travaux futurs.

Chapitre I

L'Imagerie Médicale

- I.8 Introduction**
- I.9 Définition d'imagerie médicale**
- I.10 Objectifs**
- I.11 Historique**
- I.12 Format DICOM**
- I.13 Caractéristiques**
- I.14 Outils d'imagerie médicale**
 - I.7.6 Radiographie**
 - I.7.7 Scanner à rayons X**
 - I.7.8 Echographie**
 - I.7.9 Image par résonance magnétique (IRM)**
 - I.7.10 Microscope**
- Conclusion**

I.1 Introduction

Dans de nombreux domaines, l'image numérisée remplace les images analogiques classiques [1]. En médecine, l'analyse d'image est un outil performant pour la recherche et l'aide au diagnostic.

Elle permet d'acquérir des données objectives, précises, reproductibles sur l'importance des composants tissulaires, la manière dont ils sont organisés au sein du tissu, la morphologie des cellules (taille, forme, couleur), la quantité d'acide désoxyribonucléique nucléaire(ADN), l'intensité d'un marquage et sa répartition.

L'analyse d'image est aussi utilisée pour rechercher de nouvelles variables qui vont permettre de prévoir ou de diagnostiquer des maladies ou comme outil de connaissance. Une autre application importante de l'analyse d'image est l'estimation du contenu en ADN nucléaire, cette donnée n'est pas accessible visuellement. Il a été ainsi démontré une relation entre l'importance de la prolifération des cellules néoplasiques et la ploïdie dans plusieurs types de cancers [2].

I.2 Définition

L'imagerie médicale est le procédé par lequel un médecin examine l'intérieur du corps d'un patient sans l'opérer [3]. En effet l'imagerie médicale est l'ensemble des techniques permettant de visualiser une partie du corps humaine ou d'un organe et d'en conserver une image, dont le but de réaliser un diagnostic, de guider un geste thérapeutique, ou de réaliser des résultats de traitement [4].

I.3 Objectif

L'image obtenue peut être traitée informatiquement pour obtenir :

- Une reconstruction tridimensionnelle d'un organe ou d'un tissu [5].
- Un film montrant l'évolution ou les mouvements d'un organe au cours du temps [6].
- Une imagerie quantitative qui représente les valeurs mesurées pour certains paramètres biologiques dans un volume donné [7].

- Une représentation multimodale recalant plusieurs données au sein d'un même document (contour de cœur, mobilité des parois,...) [7].

I.4 Historique

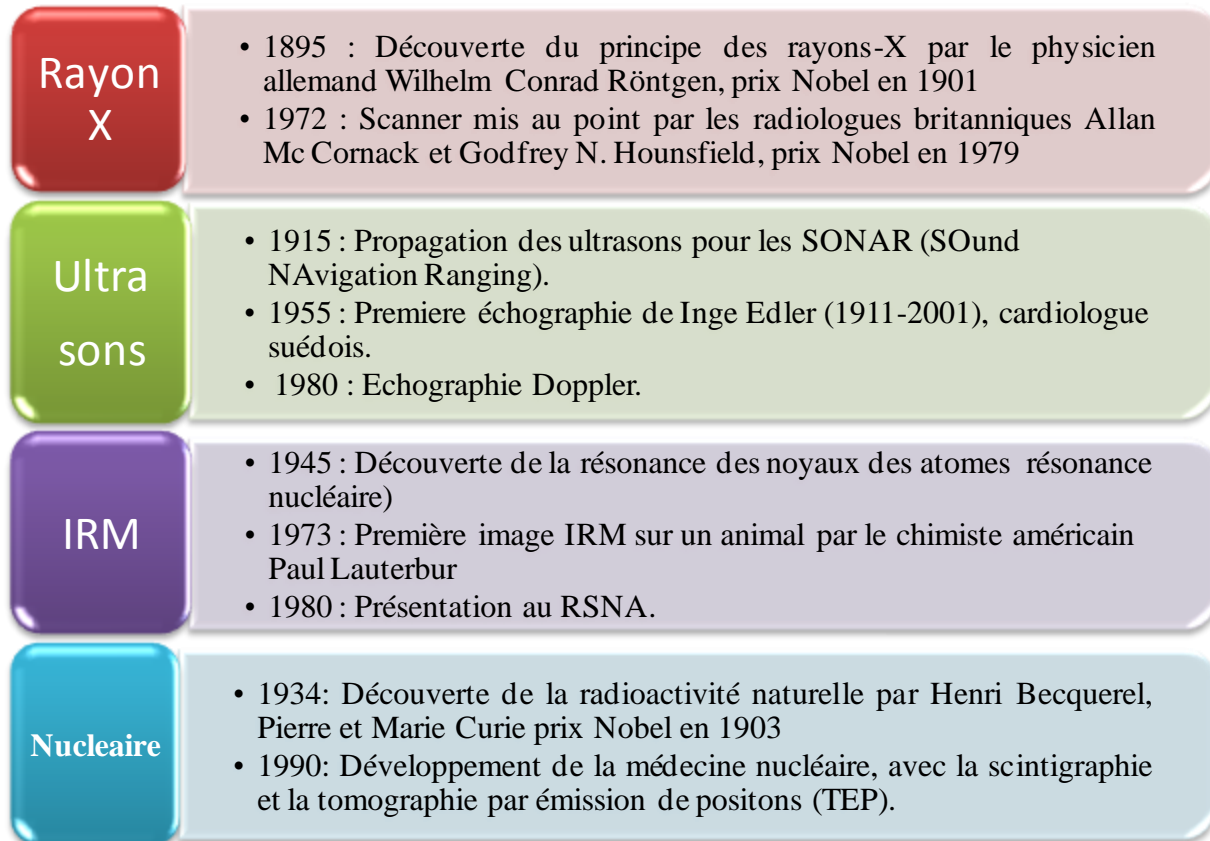


Figure I.1: Histoire de l'imagerie médicale

I.5 Format DICOM

DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine) Protocole d'application réseau pour la transmission d'images médicales, de formes d'ondes et d'informations auxiliaires. Il fut développé initialement par NEMA (National Electrical Manufacturers Association). Il supporte une grande variété d'images médicales issues de

différentes sphères d'activités telles que la radiologie, la cardiologie, la pathologie et la dentisterie. DICOM utilise le protocole de transport TCP/IP¹ [8].

I.6 Caractéristiques

L'image médicale et comme toute image numérique est défini par un ensemble de caractéristiques, on va citer les plus importantes dans notre travail, tout d'abord il faut définir l'unité de base et le plus petit élément dont une image est constituée qui est:

Le Pixel: qui est une entité calculable qui peut recevoir une structure et une quantification. Si le bit est la plus petite unité d'information que peut traiter un ordinateur, le pixel est le plus petit élément que peuvent manipuler les matériels et logiciels d'affichage ou d'impression. Chaque pixel a une position et une valeur dite: Luminance [9].

La Luminance : est le degré de luminosité des points de l'image. Elle est définie aussi comme étant le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface par l'aire apparente de cette surface, pour un observateur lointain, le mot luminance est substitué au mot brillance, qui correspond à l'éclat d'un objet [9].

On définit aussi **la Dimension** C'est le nombre de pixels multiplié par le nombre d'octets nécessaires au codage d'un seul pixel. Les images brutes codifient en général chaque pixel sur un octet (images satellites METEOSAT, SPOT, Landsat.); certaines images dédiées à un type précis de carte graphique codifient le pixel sur un demi octet ou même sur un seul bit (format d'image noir et blanc binaire). Par contre les images naturelles de très haute qualité sont codées sur 3, 4, voire 6 octets par pixel. Ces fichiers sont donc très volumineux et subissent une compression pour le stockage et la transmission [10].

Image à niveau de gris: Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. La couleur du pixel peut prendre des valeurs allant du noir au blanc en passant par un nombre fini de niveaux intermédiaires. Donc pour représenter les images à niveaux de gris, on peut attribuer à

¹ TCP est un protocole sécurisé orienté connexion conçu pour s'implanter dans un ensemble de protocoles multicouches, supportant le fonctionnement de réseaux hétérogènes

IP a comme fonction d'acheminer les datagrammes à travers un ensemble de réseaux interconnectés. IP s'occupe de la fragmentation et du réassemblage des paquets TCP lors de la traversée de réseaux de plus faibles caractéristiques.

chaque pixel de l'image une valeur correspondant à la quantité de lumière renvoyée. Cette valeur peut être comprise par exemple entre 0 et 255. Chaque pixel n'est donc plus représenté par un bit, mais par un octet. Pour cela, il faut que le matériel utilisé pour afficher l'image soit capable de produire les différents niveaux de gris correspondant. Le nombre de niveaux de gris dépend du nombre de bits utilisés pour décrire la "couleur" de chaque pixel de l'image. Plus ce nombre est important, plus les niveaux possibles sont nombreux [11].

I.7 Outils d'acquisition d'imagerie médicale

Suivant les techniques utilisées, les examens d'imagerie médicale permettent d'obtenir des informations sur l'anatomie des organes (leur taille, leur volume, leur localisation, la forme d'une éventuelle lésion, etc.) ou sur leur fonctionnement (leur physiologie, leur métabolisme, etc.). Dans le premier cas on parle d'imagerie *structurelle* et dans le second d'imagerie *fonctionnelle* [12].

I.7.1 Radiographie

Les images radiographiques à rayons X^2 sont formées par l'interaction de photons provenant des rayons X avec un détecteur photonique (i.e. un film à rayons X qui sera ensuite développé).

L'image résultante représente la projection des propriétés atténuantes selon le chemin utilisé par les rayons X [13]. La radiographie standard permet principalement d'obtenir des clichés en deux dimensions des structures osseuses et articulaires.

² *Les rayons X* sont des ondes électromagnétiques (de même nature que les ondes de lumière mais plus énergétiques), Ils peuvent traverser le corps humain, où ils seront plus ou moins atténués suivant la densité électronique des structures traversées.



Figure I.2: Première image radiologique 1895

I.7.2 Scanner

Le scanner permet de réaliser des images en coupe du corps humain. Il utilise des rayons X mais, à la différence de la radiographie traditionnelle, le film photographique est remplacé par des capteurs. Les images sont reconstruites dans un second temps [14]. Il permet d'établir des images tridimensionnelles des organes ou des tissus (os, muscles ou vaisseaux) constitutifs des zones scannées.

Le scanner X est souvent utilisé en médecine pour diagnostiquer des tumeurs, des lésions, des fractures.



Figure I.3: Scanner à rayons X

I.7.3 Echographie

Cette technique d'acquisition d'information est basée sur l'utilisation des ultrasons³ comme moyen de visualisation des structures internes du corps en vue d'un diagnostic ou d'un suivi [15]. Un échographe permet notamment, grâce à une disposition particulière des capteurs ultrasonores (émetteur/récepteur) et à un traitement spécifique des échos reçus, d'obtenir une information sur la géométrie du milieu biologique étudié, en formant une image d'un plan de coupe de ce dernier [16].



Figure I.4: Echographie

I.7.4 Image par Résonance Magnétique (IRM)

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) permet de visualiser la structure anatomique de tout volume du corps, en particulier des « tissus mous » tels que le cerveau, la moelle épinière, les viscères, les muscles ou les tendons en utilisant les RMN⁴. L'IRM permet aussi de suivre l'activité d'un organe tel le cerveau, à travers l'afflux de sang oxygéné dans certaines de ses zones [17].

³ Les ultrasons sont des ondes sonores imperceptibles à l'oreille humaine, ils sont absorbés ou réfléchis par les substances qu'ils rencontrent

⁴ Selon le champ magnétique auquel ils sont soumis, les noyaux de certains des atomes qui composent la matière peuvent entrer « en résonance » : c'est le principe physique de la résonance magnétique nucléaire (RMN).



Figure IX.5: Imagerie par résonance magnétique (IRM)

I.7.5 Microscope

Le microscope optique a connu une amélioration régulière ainsi qu'une utilisation croissante dans la recherche biomédicale et médecine clinique aussi bien que dans beaucoup d'autres domaines [18].

Lors d'analyses d'images médicales, des échantillons de tissus sont fréquemment examinés sous un microscope qui est couplé à une caméra CCD⁵; l'image du tissu est analysée pour déterminer ses propriétés intrinsèques : le nombre ou la densité de tous les types de cellules, normales ou anormales, présentes dans l'image, leur dimension, leur forme, etc. Par exemple, une application de plus en plus répandue est l'automatisation du test Pap pour les essais de dépistage du cancer du col de l'utérus [19].

En quelques points, le microscope est un instrument qui [20] :

- donne une image grossie d'un petit objet (grossissement)
- sépare les détails de celui-ci sur l'image (résolution)
- rend les détails visibles à l'œil ou avec une caméra

⁵ **CCD** (*charged coupled device*): Senseur photosensible pour la génération d'une image, implanté selon la technologie d'intégration à grande échelle (*large scale integration*).



Figure I.6: Microscope optique

I.7 Conclusion

Serte que L'image médicale joue un rôle très important dans la santé contemporaine, comme outil et comme guide pour des procédures chirurgicales et thérapeutiques. Mais l'utilisation des images radiographies, ultrasonores, IRM, ... pose un grand problème de stockage et d'archivage. En plus du problème de stockage, si de telles images doivent être transmises via un réseau, la durée de la transmission est souvent trop longue. Pour palier à tous ces problèmes, la compression de ces images devient une opération nécessaire et impérative.

Chapitre II

La Compression

- II.9 Introduction**
- II.10 Définition de compression**
- II.11 Objectifs et intérêt**
- II.12 Pourquoi la compression est-elle possible ?**
 - II.4.3 Redondance**
 - II.4.4 Manque de pertinence de l'information**
- II.13 Types de compression d'image**
- II.14 Algorithmes de compression**
 - II.6.3 Compression sans perte**
 - II.6.4 Compression avec perte**
- II.15 Taux de compression**
- II.16 Méthodes d'intelligence artificielle pour la compression**
- II.17 Conclusion**

I.8 Introduction

Quotidiennement nous rencontrons des images de toutes sortes dans notre environnement : des photographies de paysages, de personnes, des peintures, des dessins par ordinateur, des images de radiologie médicale, des images prises par des satellites, ... Certaines de ces images (satellite, médical, ...) ne peuvent être observées directement, d'autres images présentent des caractéristiques à extraire automatiquement, à stocker et envoyer... les traitements envisageables sur les images sont très variés, car les images que nous rencontrons dans notre environnement sont diverses tant par leur nature et leurs caractéristiques que par la scène qu'elles décrivent [21], nous sommes intéressées par l'un de ces traitement qui est la compression et plus spécialement la compression des images médicales.

L'imagerie médicale a connu des progrès très importants ces dernières années avec le développement de techniques qui produisent des données 3D de plus en plus précises mais en contrepartie de plus en plus volumineuses [22].

La compression des images médicales volumiques apparaît donc incontournable, elle consiste à minimiser le nombre de bits nécessaire à une représentation fidèle de l'image originale et d'accéder uniquement à l'information requise, allégeant ainsi les transferts et autorisant un accès à distance aux données .

I.9 Définition

La compression est le fait de réduire la taille d'un fichier afin qu'il puisse être aisément stockable ou encore transférable [23].

La compression des images consiste à réduire la taille de ces images sans perte d'information importante toute en gardant un aspect visuel acceptable.

I.10 Intérêt et Objectif

De nos jours, la puissance des processeurs augmente plus vite que les capacités de stockage, et énormément plus vite que la bande passante des réseaux (car cela imposerait d'énormes changements dans les infrastructures de télécommunication).

Il y a donc un déséquilibre entre le volume des données qu'il est possible de traiter, de stocker, et de transférer. Par conséquent, il faut donc réduire la taille des données. Pour cela, il faut exploiter la puissance des processeurs, pour pallier aux insuffisances des capacités de stockage en mémoire et des vitesses de transmission sur les réseaux [24].

Pour ces raisons la compression présente les avantages suivants [25] :

- Gain en espace de stockage (sur disque, en mémoire)
- Gain en temps sur les lectures/écritures
 - ✓ Moins de données à lire ou écrire physiquement sur le disque
 - ✓ Compression et écriture plus rapide qu'une écriture des données brutes
 - ✓ Lecture et décompression plus rapide qu'une lecture des données brutes
- Gain sur le temps de transmission
 - ✓ Moins de données à transmettre

I.11 Pourquoi la compression est-elle possible ?

A cette question essentielle, il existe deux niveaux de réponse qui seront exploités conjointement dans les méthodes de compression [26] :

II.4.1 Redondance

L'existence de dépendances statistiques entre les échantillons d'un signal, dans et entre les images (intra et inter image) conduit à une redondance de l'information à deux niveaux :

- *Spatial* : corrélation de l'information sur des pixels voisins,
- *Temporel* : corrélation des échantillons successifs d'un signal, des images successives (des trames successives) dans une séquence vidéo.

II.4.2 Manque de pertinence de l'information

Ce manque de pertinence est lié aux propriétés de la perception humaine qui est imparfaite. Par exemple, la perception visuelle humaine possède une résolution limitée des :

- Structures proches des fortes transitions de niveau (masquage spatial),
- Des objets en mouvement (masquage temporel) (résolution spatiale),
- Du mouvement (résolution temporelle),
- Des valeurs des pixels (résolution spectrale),
- Des structures statiques (résolution spatiale).

Ainsi, une méthode de compression tend à extraire l'information pertinente et à supprimer les redondances statistiques.

I.12 Types de compression des images

II.5.1 Compression physique et logique

La compression physique agit directement sur les données ; il s'agit ainsi de regarder les données redondantes d'un train de bits à un autre. La compression logique par contre est effectuée par un raisonnement logique en substituant une information par une information équivalente [27].

II.5.2 Compression symétrique et asymétrique

Dans le cas de la compression symétrique, la même méthode est utilisée pour compresser et décompresser l'information, il faut donc la même quantité de travail pour chacune de ces opérations. C'est ce type de compression qui est généralement utilisée dans la transmission de données [28].

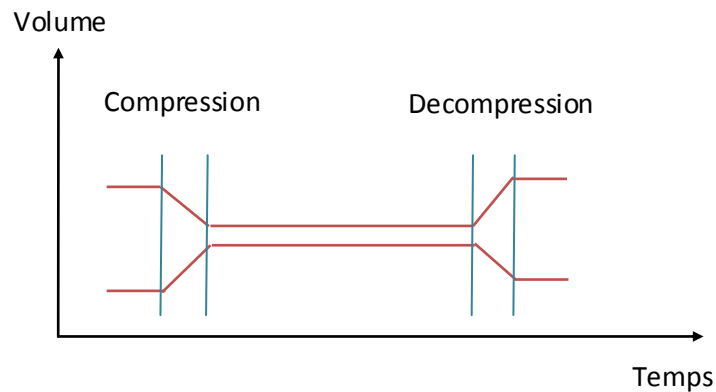


Figure XI.1 Evaluation en temps de calcul et en volume, de la compression symétrique.

La compression asymétrique demande plus de travail pour l'une des deux opérations, on recherche souvent des algorithmes pour lesquels la compression est plus lente que la décompression. Des algorithmes plus rapides en compression qu'en décompression peuvent être nécessaires lorsque l'on archive des données auxquelles on n'accède pas souvent (pour des raisons de sécurité par exemple), car cela crée des fichiers compacts [28].

I.13 Les algorithmes de compression

En générale on distingue deux grandes familles d'algorithmes de compression des images: Sans et avec perte et quelles qu'elles soient, les techniques de compression nécessitent deux étapes : la compression et la décompression. D'une manière générale, c'est la première étape qui est décisive, dans la mesure où le taux final de compression est directement proportionnel au temps passé à l'analyse des données d'origine. Les techniques de compression approximative exigent donc une durée considérable pour réduire la taille d'un fichier image à une partie de sa taille originale : même avec une grande puissance de calcul, plusieurs heures sont souvent nécessaires (cette caractéristique n'est pas l'apanage de la compression approximative car la compression optimale, des données d'un dictionnaire par exemple, n'est pas moins gourmande en ressources) [29].

C'est pour cette raison que les outils de compression de ce type sont généralement réservés aux concepteurs d'applications professionnelles. Seule l'étape de la décompression importe donc pour l'utilisateur final: logicielle ou matérielle, elle se doit d'être aussi rapide que possible.

II.6.1 Compression sans perte :

La suite de bits obtenue après la compression est strictement identique à l'originale. Il n'y a aucune perte dans l'information d'origine, l'information est seulement réécrite d'une manière plus concise. Les algorithmes utilisés ne garantissent pas que tous les ensembles de données en entrée soient réduits : en d'autres termes, il y a des données en entrée qui restent inchangées [30].

Ces méthodes sont nécessaires pour certaines applications telles que les images médicales, pour lesquelles des considérations légales nécessitent que les données compressées ne présentent aucune information incomplète.

Parmi ces techniques, notons les codages Huffman, Run-Length, Lempel-Ziv-Welch et arithmétique. Pour des images complexes, il est très difficile d'obtenir un CR plus élevé que trois avec de telles méthodes. Pour les images simples telles que les images composées uniquement de texte, les méthodes de compression de données sans perte peuvent donner une valeur de CR plus élevée [19].

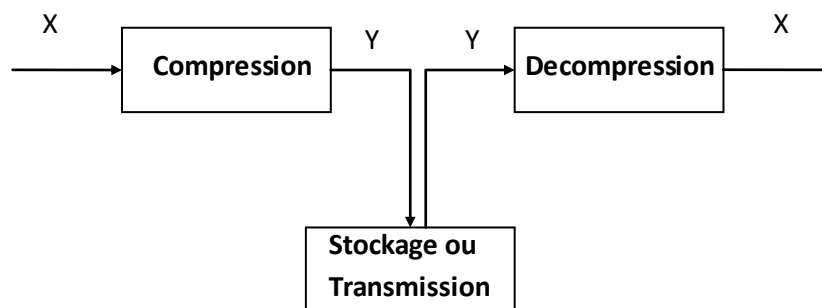


Figure XI.2 Schéma de compression sans perte

II.6.2 Compression avec perte :

Actuellement la compression avec perte est un sujet de recherche très prisé des laboratoires. Plus la recherche avance, plus on est capable d'avoir de forts taux de compression tout en maintenant une qualité d'image tout à fait acceptable. Les méthodes de compression avec perte impliquent la perte d'une certaine quantité de données; par conséquent, l'image finale ne comporte pas toutes les informations initiales qui étaient présentes dans l'image originale.

Les algorithmes avec pertes s'appliquent généralement aux données ayant de forts taux de redondance, comme les images, ou les sons. Certaines méthodes tirent partis d'algorithmes heuristiques élaborés qui s'ajustent eux-mêmes pour trouver le rapport de compression maximum possible en changeant aussi peu que possible les détails visibles d'une image. Autrement, d'autres algorithmes moins élégants suppriment carrément la portion la moins significative de chaque pixel [31]. Les techniques les plus utilisées, notamment pour les images médicales, sont :

- La méthode dite de la transformée en cosinus discret (DCT), utilisée par blocs (on atteint des taux de 10 sans effet de bloc visible) ou sur toute l'image (taux de compression de l'ordre de 20)
- Méthode de codage en sous-bandes, qui filtre l'image en plusieurs composantes spectrales qui sont traitées en parallèle (taux de l'ordre de 20 aussi, on note l'introduction d'ondelettes dans certaines méthodes).
- La Quantification Vectorielle (QV), extension de la quantification scalaire, qui est très efficace pour la compression de régions homogènes à très bas débit, au prix toutefois d'une complexité importante [26].

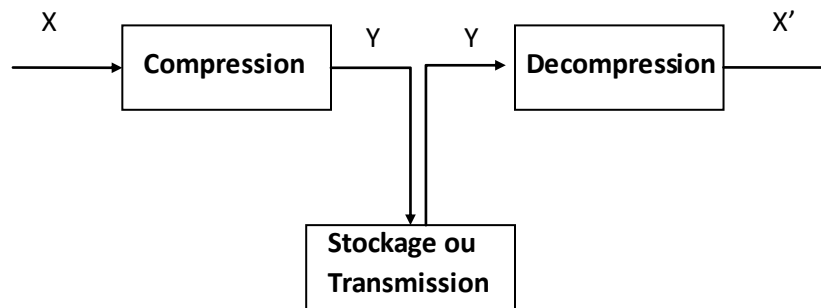


Figure II.3 Schéma de compression avec perte

On utilise la première pour les schémas, les photos, les dessins techniques, les icônes, les bandes dessinées, les fichiers exécutables ou texte, car les images compressées présentent des défauts de compression, et la deuxième pour les images médicales, les archives car il faut préserver une grande précision.

I.14 Taux de compression

Le taux de compression est défini comme le rapport du nombre de bits utilisés par l'image originale et du nombre de bits utilisés par l'image compressée.

Les meilleurs procédés de compression sont ceux qui offrent le meilleur rapport entre un CR élevé et les informations essentielles retenues.

Les méthodes réversibles ont un taux de compression entre 1 et 2.5 tandis que les méthodes irréversibles peuvent avoir de bien meilleur taux de compression mais avec distorsion [32].

Remarque

Beaucoup de nouvelles méthodes de compression d'images sans pertes ont été proposées et appliquées aux images médicales. Cela indique qu'il y a non seulement un grand intérêt dans le développement et l'application des techniques de compression sans

perdes mais aussi qu'aucune méthode de compression satisfaisante n'a été trouvée même si certaines techniques réalisent déjà la compression sur certains types d'images médicales, leur utilisation n'est pas encore généralisée [33].

I.15 Méthodes d'intelligence artificielle pour la compression

En générale on peut définir deux classes pour y attribuer les algorithmes de compression : des algorithmes statistiques, et des algorithmes issus de l'intelligence artificielle, on va situer quelques algorithmes statistiques et détaillées d'autres de l'intelligence artificielle et terminerons par expliquer notre approche de compression issus de l'intelligence artificielle.

Parmi les algorithmes de l'intelligence artificielle pour compression des images médicales nous avons la compression par réseaux de neurones.

Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Toute structure hiérarchique de réseaux est évidemment un réseau [34].

Nous allons cités les différentes étapes nécessaires pour appliquer une méthode de compression d'une image proposée par [35] :

- 1- Acquisition des images
- 2- Prétraitement de l'image : la binarisation est l'une des prétraitements nécessaires avant la compression
- 3- Segmentation de l'image : consiste à diviser l'image en régions (images plus petites) elle a comme objectif de minimiser le nombre des entrées au ANNs.
- 4- Préparation des formations paires : après la décomposition de telle image en petites autres images, il est indispensable d'interpréter chacune d'eux sous format acceptable par les ANNs. Donc, les images vont être représentées par une paire de vecteurs, un vecteur d'entrée et l'autre de sortie
- 5- Exclusion des paires similaires
- 6- Compression des images par les ANNs

7- Implémentation du programme de reconstruction de l'image

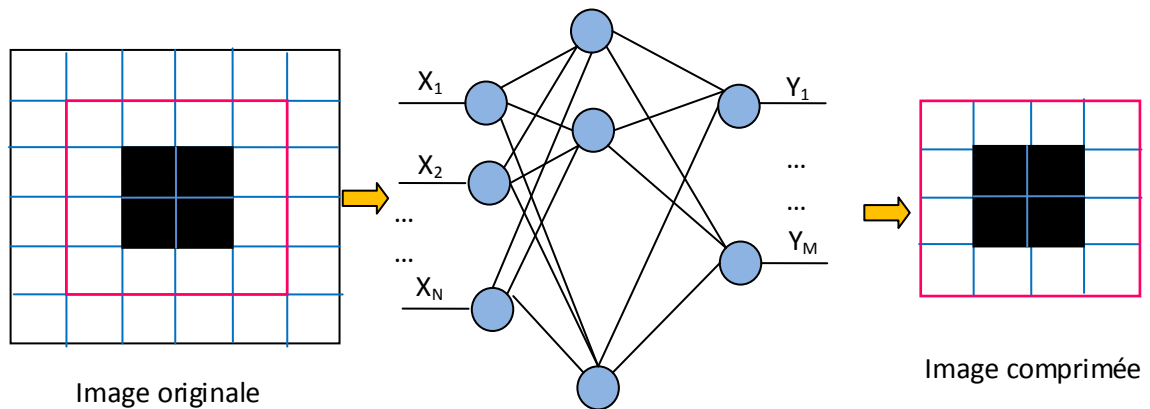


Figure II.4 Schéma de compression d'image par les réseaux de neurones

I.16 Conclusion

La compression des images médicales est dans presque tous les cas est préférable d'être sans perte, c'est pour cette raison que notre approche de compression est sans perte, en plus on va utiliser les diagrammes de décision binaires ordonnées (OBDD) qui sont l'une des méthodes issus de l'intelligence artificielle, qui vont être bien détaillés dans le chapitre suivant (III)

Chapitre III

Les Diagramme de Décision Binaires

III.7 Introduction

III.8 Les arbres de décision binaires

III.1.4 Principe de base

III.1.5 Construction

III.1.6 Elagage

III.9 Les diagrammes de décision binaires

III.10 Construction des BDDs

III.4.3. Méthode top-down

III.4.4. Méthode bottom-up

III.11 Les diagrammes de décision binaires ordonnés et réduits

III.12 Conclusion

III.1 Introduction

Complémentaires des méthodes statistiques plus classiques : analyse discriminante, régression linéaire, les solutions obtenues sont présentées sous une forme graphique simple à interpréter, et constituent une aide efficace pour l'aide à la décision. Elles sont basées sur un découpage, par des hyperplans parallèles aux axes, de l'espace engendré par les variables explicatives [36], on parle bien sûr des graphes de décision et plus précisément les arbres et les diagrammes de décision binaires qui sont la base de notre approche de compression.

III.2 Arbres de décision binaires

Les arbres de décisions sont une des nombreuses méthodes de classification. Les méthodes de classification ont pour but d'identifier les classes auxquelles appartiennent des objets à partir de certains traits descriptifs. Elles trouvent leur utilité dans un grand nombre d'activités humaines et en particulier dans la prise de décision automatisée [37]. Citons par exemple :

- L'aide au diagnostic médical : à partir de la liste des symptômes d'un malade (sa description) la procédure de classification indique sa maladie probable (sa classe).
- Accord d'un prêt bancaire : à partir de la situation d'un client (sa description) la procédure de classification donne la réponse à la demande de prêt : oui / non (sa classe).
- Détection automatique des Spam dans les logiciels de messagerie.
- Etablir un mailing pour augmenter les taux de retours...

III.1.1 Principe de base

Sur une base d'un ensemble d'apprentissage, processus récursif de division (souvent binaire) de l'espace des données en sous-régions de plus en plus pures en termes de classes (estimé sur base d'un critère). Dans le cas de données numériques deux approches sont possibles: séparations parallèles aux axes versus obliques implique une décomposition d'un problème de classification en une suite

de tests (imbriqués) portant sur une variable (parallèle aux axes) ou une combinaison linéaire de plusieurs variables (oblique).

La règles de classifications va être représentée sous forme d'arbres dont chaque extrémité (encore appelée "feuille") indique l'appartenance à une classe.

III.1.2 Construction : Les arbres de décision binaires constituent un modèle de représentation des fonctions booléennes. Un arbre de décision binaire est un arbre orienté composé d'une racine, de sommets intermédiaires et de sommets terminaux valant 0 ou 1.

-La racine et les sommets intermédiaires sont indexés et possèdent deux sommets "fils", un fils gauche et un fils droit. Le fils gauche est atteint en empruntant la branche "0", le fils droit en empruntant la branche 1. Un arbre de décision binaire est obtenu en appliquant récursivement la première forme du théorème de Shannon sur l'ensemble des variables de la fonction.



Théorème de Shannon

$$f(X_1, X_2, \dots, X_I, \dots, X_N) = X_I \cdot f(X_1, X_2, \dots, 0, \dots, X_N) + X_I \cdot f(X_1, X_2, \dots, 1, \dots, X_N)$$

Si ce théorème est appliqué à f pour X_I , puis aux deux sous-fonctions obtenues pour X_2 , et ainsi de suite jusqu'à X_N , on peut réaliser un arbre de décision binaire [38]. L'exemple suivant montre la construction d'un BDT en utilisant le théorème de Shannon

- **Exemple :** $f(a,b,c) = a \cdot b \cdot c + a \cdot c$

$$F(a,b,c) = a \cdot f(0,b,c) + a \cdot f(1,b,c)$$

$$f(0,b,c) = b \cdot c$$

$$f(1,b,c) = c$$

$$f(0,b,c) = b \cdot f(0,0,c) + b \cdot f(0,1,c)$$

$$f(0,0,c) = 0$$

$$f(0,1,c) = c$$

$$f(0,0,c) = c \cdot f(0,0,0) + c \cdot f(0,0,1)$$

$$\begin{aligned}
 f(0,0,0) &= 0 \\
 f(0,0,1) &= 0 \\
 f(0,1,c) &= c \cdot f(0,1,0) + c \cdot f(0,1,1) \\
 f(0,1,0) &= 0 \\
 f(0,1,1) &= 1 \\
 f(1,b,c) &= b \cdot f(1,0,c) + b \cdot f(1,1,c) \\
 f(1,0,c) &= c \\
 f(1,1,c) &= c \\
 f(1,0,c) &= c \cdot f(1,0,0) + c \cdot f(1,0,1) \\
 f(1,0,0) &= 0 \\
 f(1,0,1) &= 1 \\
 f(1,1,c) &= c \cdot f(1,1,0) + c \cdot f(1,1,1) \\
 f(1,1,0) &= 0 \\
 f(1,1,1) &= 1
 \end{aligned}$$

Ces relations peuvent être exprimées sous forme d'arbre de décision binaire de la façon suivante :

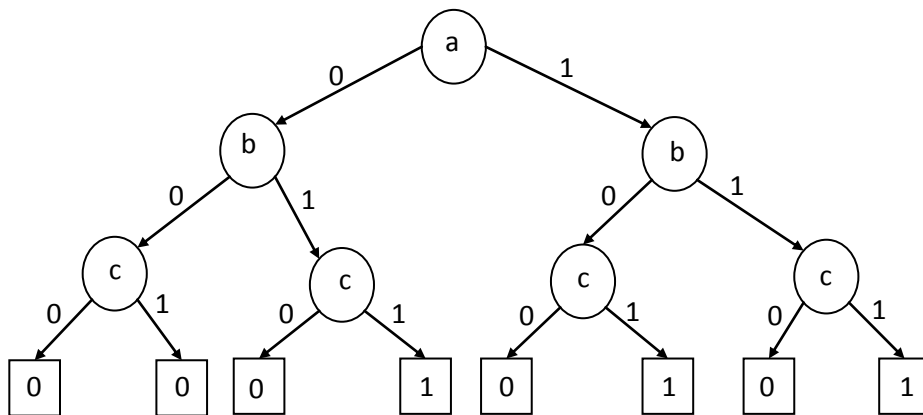


Figure XIII.1 Arbre de décision binaire associé à la fonction $f = a' \cdot b \cdot c + a \cdot c$

III.1.3 Elagage d'un arbre binaire : Notons qu'il est possible de réduire la taille de l'arbre en s'arrêtant dans l'application du théorème de Shannon dès que l'on se trouve en présence d'une constante 0 ou 1. Ainsi, dans l'exemple précédent nous voyons que $f(0, 0, c)=0$, c'est à dire que $f=0$ quelle que soit la valeur qui sera assignée à c . En s'arrêtant à ce niveau dans l'application du théorème de Shannon, l'arbre de décision binaire associé à la fonction f devient:

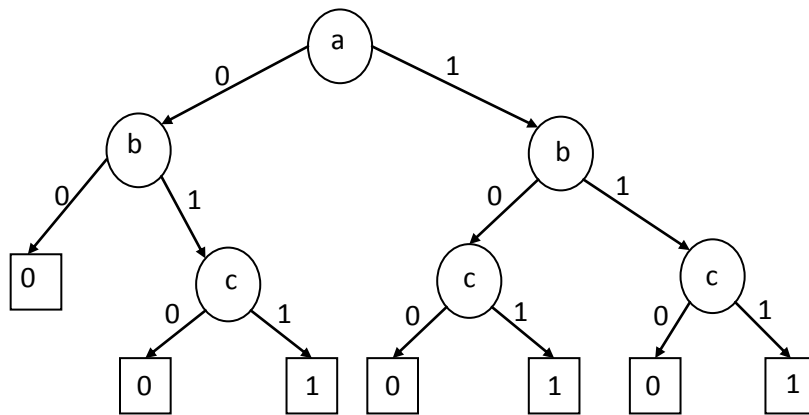


Figure XIII.2 Arbre de décision binaire associé à la fonction $f = a'.b.c + a.c$

Cette opération de réduction est appelée encore **élagage** ("pruning") consiste à supprimer les branches (parties terminales) peu représentatives pour garder de bonnes performances prédictives (généralisation) => nécessité d'un critère pour désigner les branches à élaguer.

Après élagage, les nouvelles feuilles sont labélisées sur base de la distribution des exemples d'apprentissage (classe majoritaire) [39], et on aura ce qu'on appelle : *diagrammes de décisions binaires*.

III.3 Les diagrammes de décision binaires

Les méthodes énumératives construisent des arbres de décision binaires, dont la taille peut être importante. E. Bryant [40] propose une représentation plus compacte une formule propositionnelle par un graphe acyclique orienté, appelée diagramme de décision binaire ou plus simplement BDD. On se concentre sur une représentation compacte d'une formule de manière à rendre plus rapide les opérations qui sont généralement coûteuses comme le test de satisfiabilité.

Un diagramme de décision binaire représentant une formule propositionnelle est un graphe acyclique orienté comprenant :

- un seul sommet sans prédécesseur appelé source ;
- des sommets intermédiaires. Chaque sommet intermédiaire est étiqueté par une variable propositionnelle apparaissant dans la formule et possède deux successeurs, un fils gauche, l'arc étiqueté par *else* correspondant à l'affectation à 0 de la proposition et un fils droit, l'arc étiqueté par *then* correspondant à l'affectation à 1 de la variable propositionnelle ;
- deux sommets sans successeur, appelés puits, étiquetés par les constantes 0 et 1 (Correspondant respectivement aux valeurs de vérité, Faux et Vrai).

Le principe est identique à celui utilisé par les arbres de décision binaires, toute affectation des variables propositionnelles, correspond à un chemin dans le graphe. Un chemin de la source vers le puits étiqueté par 1 correspond à un modèle de la formule et un chemin de la source vers le puits 0 correspond à un contre-modèle de la formule [41].

Les BDD permettent de représenter de façon compacte des fonctions de B_n dans B , en notant B l'ensemble des booléens $\{0, 1\}$.

On associe à toute fonction $f : B_n \rightarrow B$ et tout mot w de longueur $0 \leq |w| \leq n$ sur l'alphabet $\{0, 1\}$ l'arbre déni ainsi, par récurrence sur $n - |w|$:

Si $|w| = n$, l'arbre consiste en une unique feuille étiquetée par $f(w)$.

Si $|w| < n$, l'arbre consiste en un nœud, étiqueté par $|w|$, avec deux fils, les arbres associés à f et aux mots w_0 et w_1 respectivement, les arêtes respectives étant étiquetées par 0 ou 1.

(Si on a nommé x_1, \dots, x_n les paramètres de la fonction f , on pourra étiqueter le nœud par $x|w|$, par souci de lisibilité.)

Lorsque l'on ne précise pas le mot, on considérera le mot vide ε [42].

III.4 Construction des BDDs

Afin de garantir la canonicité de la représentation, les contraintes suivantes sont imposées

- ✓ chaque variable ne peut apparaître qu'une fois au plus sur chaque chemin entre la racine et une feuille.
- ✓ les variables sont ordonnées de telle façon que si un sommet de label x_i a un fils de label x_j alors $\text{ord}(x_i) < \text{ord}(x_j)$, [43] Il y a 2 stratégies principales de construction des BDDs.

III.4.1. Méthode top-down

Cette méthode consiste à réduire le diagramme allant de la racine vers les feuilles.

Cette méthode est utilisée lorsque l'on part d'une formule algébrique [44].

On utilise la formule de Shannon.

III.4.2. Méthode bottom-up

Contrairement à la méthode top-down, cette méthode consiste de réduire le diagramme en commençant par les feuilles et terminant vers la racine. Le niveau d'une formule est défini par [44] :

- les variables d'entrée sont de niveau 0
- chaque sous-formule $f = g \langle \text{Op} \rangle h$ a un niveau égal à $\text{Max}(\text{niv}(g), \text{niv}(h)) + 1$

Méthode pour construire le BDD d'une fonction f de n variables :

- construire les variables
- construire les BDDs des formules de niveau i répéter l'étape 2 pour tous les niveaux ($i = 1, n$)

III.5 Diagramme de décision binaire ordonné et réduit

La réduction du graphe – OBDD représentant la fonction booléenne F – à sa forme la plus simple entraîne une représentation compacte de la fonction appelée ROBDD. Pour y parvenir, il faut appliquer trois règles au moment de la création du graphe :

R1) Supprimer les terminaux dupliqués : éliminer tous les sommets terminaux avec une même étiquette, sauf un. Rediriger tous les arcs qui allaient aux sommets éliminés vers le sommet restant.

R2) Unicité : Supprimer les non terminaux dupliqués : soient u et v deux sommets non terminaux. Si $\text{var}(u) = \text{var}(v)$, $u[0/x] = v[0/x]$ et $u[1/x] = v[1/x]$, alors il faut éliminer un des deux sommets et rediriger tous les arcs entrants à l'autre sommet.

R3) Pas de test redondant : supprimer des tests inutiles : si dans un sommet non-terminal v , $v[0/x] = v[1/x]$, alors éliminer v et rediriger tous les arcs entrants vers $v[0/x]$ [45].

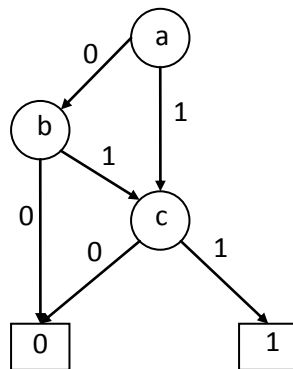


Figure XIV.3 Réduction par élimination des sommets redondants

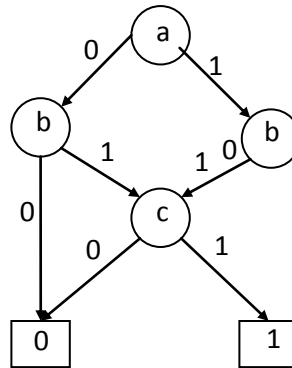


Figure III.4 Réduction par élimination des feuilles et sous graphes identiques

Nous avons vu précédemment comment construire un OBDD à partir d'une expression booléenne par une simple procédure. La question qui se pose est comment construire un OBDD réduit (ROBDD) ?

Une façon consiste à construire un OBDD puis le réduit, une deuxième approche la plus applicable est de réduire l'OBDD en cours de son construction. Pour décrire sa nous avons besoin d'une représentation explicite de ROBDD [46].

Les nœuds vont être représentés comme des nombres $0, 1, 2, \dots$ avec 0 et 1 sont réservés pour les nœuds terminales.

Les variables dont leurs ordre $x_1 < x_2 < x_3 < \dots < x_n$ vont être représentés par leurs indices $1, 2, 3, \dots, n$

Le ROBDD va être ensuite stockée dans une table $T: u \mapsto (i, l, h)$.

Tel que le nœud u possède trois attributs $var(u) = i, high(u) = h, low(u) = l$.

Exemple

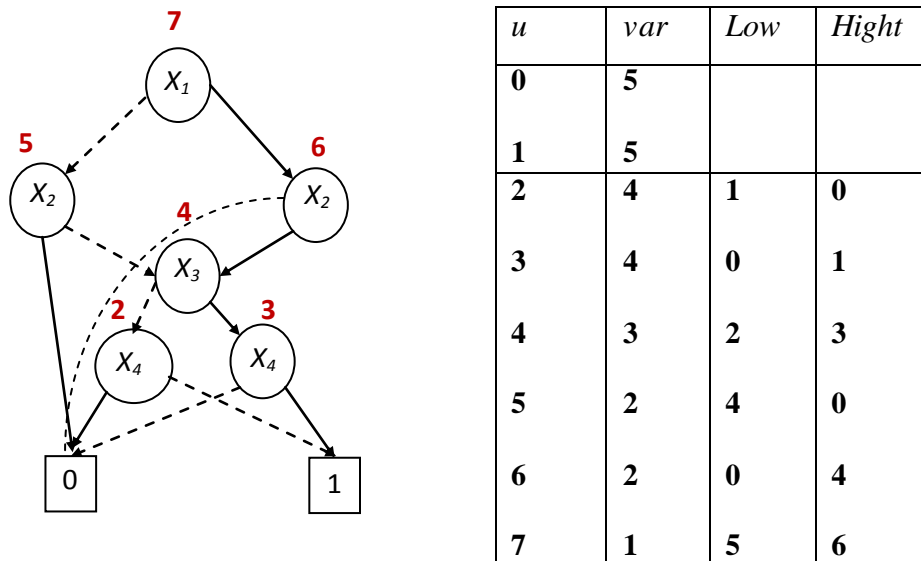


Figure III.5 Représentation d'un ROBDD par une table

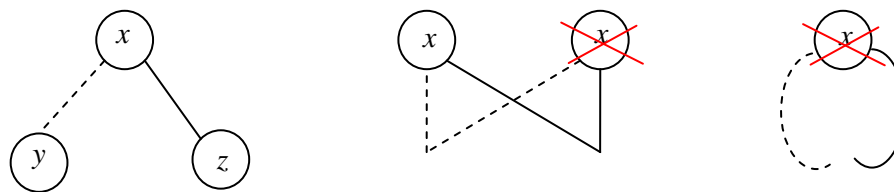


Figure III.6 Règles de construction et réduction des ROBDD. Gauche: les variables doivent être ordonnées, Milieu : un nœud doit être unique, Droite: utiliser juste les tests non redondants.

Les règles de réduction sont trois règles, la première consiste à ordonner les variables en plus supprimer le nœud qui possède le même test à gauche et à droite et le remplacer par l'un de ces fils, la deuxième interdire la duplication d'un même nœud, et la troisième refuse les tests redondants.

III.6 Conclusion

La technique de compression réversible est la préférable pour les images médicales. Qui est basées sur OBDD développée et mis en application en langage C. Ces méthodes ont pris essentiellement leur essor dans le cadre des approches d'apprentissage automatique en intelligence artificielle, pour obtenir un taux de compression élevé, sans perte d'information importante et pas d'influence sur le diagnostic.

Chapitre IV

La Conception et la Réalisation

- IV.11 Introduction**
- IV.12 Prétraitement de l'image**
- IV.13 Gray coding**
- IV.14 Bit plane coding**
- IV.15 Codage par les OBDD**
- IV.16 Modélisation UML**
- IV.17 Organigramme de l'application**
- IV.18 Description du travail réalisé**
- IV.19 Résultats et Discussion**
- IV.20 Conclusion**

IV.1 Introduction

Dans ce travail, nous avons proposé une nouvelle approche de compression sans perte appliqué sur les images médicales.

Après un prétraitement, l'image sera divisée en plan de bits (Bit plan Splitting), pour lequel chacun sera compressé seul tout en codant ces bits par des diagrammes de décision binaires ordonnées et réduits.

Dans ce chapitre, on va expliquer l'approche de compression en détaillant les différentes étapes par laquelle une image passe avant d'être compressée, ainsi les différentes algorithmes utilisées et l'environnement de programmation, illustrant des résultats de traitement en se basant sur des analyses et des tests.

Terminons par une conclusion qui englobe le fruit du travail.

IV.2 Prétraitement de l'image

Pour manipuler des images de différentes tailles, les dimensions des images vont être ajustées pour être à la puissance de deux. Par exemple, les dimensions de l'image 480×480 vont être ajustées pour être 512×512. Les pixels additionnels seront remplis avec des zéros.



Figure IV.15 Image originale



Figure IV.16 Image ajustée 128x256

L'intérêt de l'ajustement : nous avons parlé dans le chapitre III sur les fonctions booléennes et ces interprétations par les diagrammes de décisions binaires et ensuite la réduction de ces derniers, et pour pouvoir interpréter les images par des OBDD il faut qu'elles prennent les mêmes caractéristiques d'une fonction booléenne, on veut dire en faite le nombre de variables.

Le nombre de sorties d'une fonction définit par 3 variables est : 2^3

Et inversement si nous avons une image de taille 8x8 elle va être considérée comme étant une fonction qui a 64 sorties et donc, 6 variables (2^6).

Une image de taille $2^M \times 2^N$ est définit par $M+N$ variables

IV.3 Gray coding:

Après l'ajustement, on applique un code qui va changer les valeurs de pixels, ce code est nécessaire avant d'entamer la division de l'image en plans de bits, car si un léger changement de niveau de gris se présente, il peut entraîner un changement sur toutes les images binaires de la décomposition. Ainsi le niveau 127 = $(0111111)_2$ et le niveau 128 = $(1000000)_2$ sont des niveaux très voisins; pourtant leurs bits de codage sont tous différents. On remédie à cette difficulté en employant un code Gray qui à tout code $a_{m-1} a_{m-2} \dots a_1 a_0$ fait correspondre le code $g_{m-1} g_{m-2} \dots g_1 g_0$ tel que $g_{m-1} = a_{m-1}$ et $g_i = \text{ou exclusif}(a_i, a_{i+1})$ pour $0 \leq i \leq m - 2$. Ainsi 127 = $(0100000)_{\text{Gray}}$ et 128 = $(1100000)_{\text{Gray}}$ et un seul bit change.

IV.4 Bit plane coding :

Il s'agit ici de réduire la redondance inter pixel. Le principe d'un codage en plans de bits consiste en la décomposition d'une image à plusieurs niveaux en une série d'images binaires, puis chaque image binaire est compressée. Codé sur m bits, le niveau d'un pixel s'exprime comme un nombre binaire compris entre 0 et $2^m - 1$. On peut donc exprimer ce niveau sous forme d'un polynôme $a_{m-1} 2^{m-1} + a_{m-2} 2^{m-2} + \dots + a_1 2^1 + a_0 2^0$. Chaque coefficient du polynôme (0 ou 1) correspond à la présence d'un point noir ou blanc dans un plan de niveau p.



Figure IV.17 Image originale

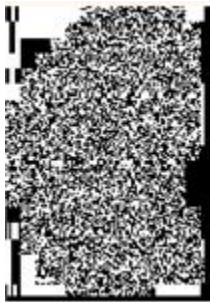


Figure 3.a Bit Plane 0



Figure 3.b Bit Plane 1



Figure 3.c Bit Plane 2

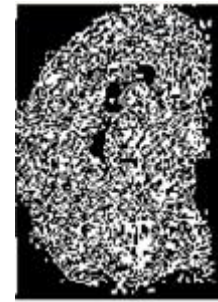


Figure 3.d Bit Plane 3



Figure 3.e Bit Plane 4



Figure 3.f Bit Plane 5



Figure 3.g Bit Plane 6



Figure 3.h Bit Plane 7

Les figures ci-dessus montre les plans résultants de l'opération Bit plane coding, tel que les figures de 3.a à 3.h constituent les huit plan de l'image montre ci-dessus (voir figure IV.3), on constate que ces plans sont différents en terme de nombre de transition entre le noir et le blanc, le bit plane 0 a un nombre de transitions supérieur par rapport aux autres, ainsi que le bit plane 6 possède le nombre le plus minimale.

IV.5 Codage par les OBDD

Maintenant, et que les prétraitements nécessaires ont été faits, il est le temps de modéliser chaque plan par un OBDD et par la suite le réduit. On va expliquer cette partie en citant les étapes et les fonctions nécessaires à la réalisation de ce traitement.

- La première étape consiste à conclure le nombre de variables qui vont être les nœuds de diagrammes et définir les valeurs possibles qui peut prendre ces variables.
- La deuxième consiste à construire le diagramme en utilisant des nombres 2,3,... pour remplacer les variables et qui seront les nœuds non terminaux du diagramme. Le 1 et le 0 seront réservés pour les nœuds terminaux tels que le 1 représente la valeur de pixel blanc (255), et le 0 le noir.
- La troisième et la réduction de diagrammes en respectant les règles citées dans le chapitre III.
- La dernière étape consiste à reconstituer les plans compressés et les rassembler pour avoir une image compressée.

IV.6 Organigramme de l'application

On peut résumer les étapes précédemment décrites par un Schéma générale qui va représenter l'architecture de notre programme.

Pour qu'une image soit compressée par notre application, elle doit passer par les étapes présentes par l'organigramme (voir la figure IV.4), tel qu'elle doit en premier lieu ajuster, et puis passer par un code (Gray coding), ensuite elle va être décomposée en plans, chacun va être compressé seul, avant qu'ils soient tous se rassembler pour former l'image compressée.

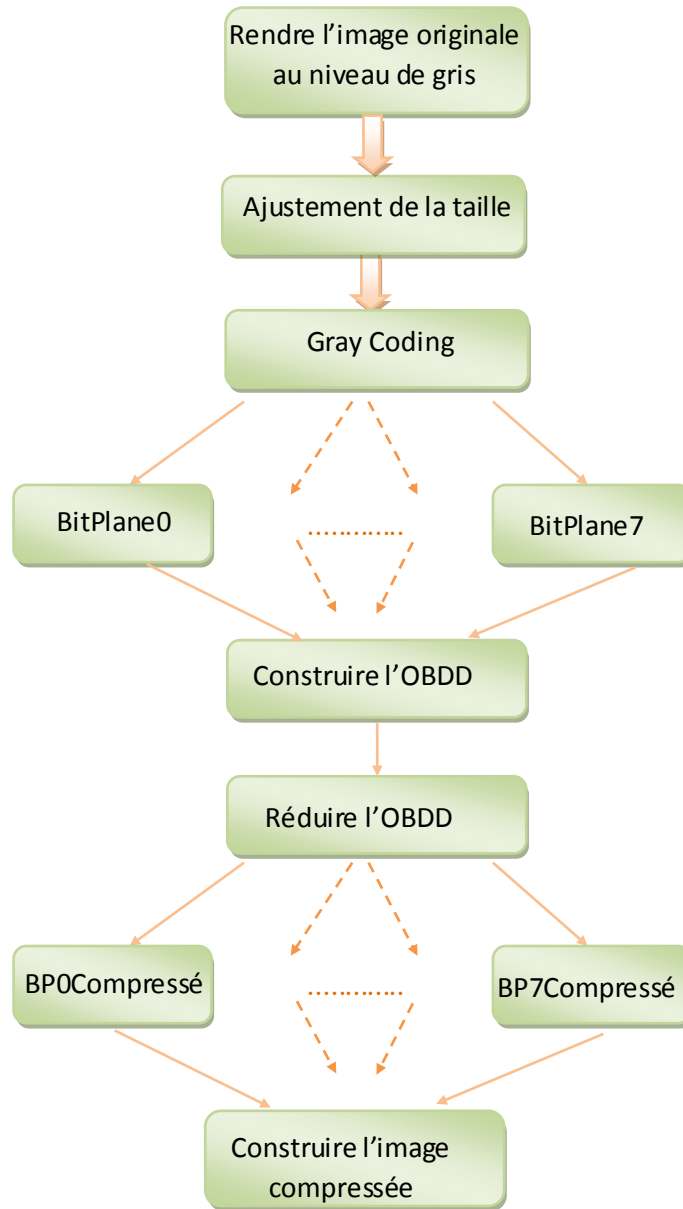


Figure IV.4 Schéma général de l'application

IV.7 Modélisation UML

Modéliser un système avant sa réalisation permet de mieux comprendre le fonctionnement du système pour la bonne maîtrise de sa complexité et d'en assurer sa cohérence.

Un modèle est un langage commun, précis qui est contenu par tous les membres de l'équipe et il est donc, à ce titre, un vecteur privilégié pour communiquer. Cette communication est essentielle pour aboutir à une compréhension commune aux différentes parties prenantes et précise d'un problème donné [47].

La modélisation est donc une des tâches les plus importantes dans le processus de développement d'un système.

Le langage de modélisation le plus utilisé de nos jours, est le langage UML.

UML est un langage a pour but de visualiser, spécifier, construire et documenter les abstractions d'un système logiciel.

➤ Diagramme UML : est une représentation graphique qui s'intéresse à un aspect précis du modèle. On distingue : le diagramme de cas d'utilisation, diagramme de classe, diagramme d'objet, diagramme de séquence, ...

- **Diagramme de cas d'utilisation [48]**

- Il s'agit de la solution UML pour représenter le modèle conceptuel.
- Les use cases permettent de structurer les besoins des utilisateurs et les objectifs correspondants d'un système.
 - Ils centrent l'expression des exigences du système sur ses utilisateurs : ils partent du principe que les objectifs du système sont tous motivés.
 - Ils se limitent aux préoccupations "réelles" des utilisateurs ; ils ne présentent pas de solutions d'implémentation et ne forment pas un inventaire fonctionnel du système.
 - Ils identifient les utilisateurs du système (acteurs) et leur interaction avec le système.
 - Ils permettent de classer les acteurs et structurer les objectifs du système.

-Ils servent de base à la traçabilité des exigences d'un système dans un processus de développement intégrant UML.

Pour notre projet, on distingue un utilisateur, est la figure ci-dessous représente les différentes opérations qui peut les faire.

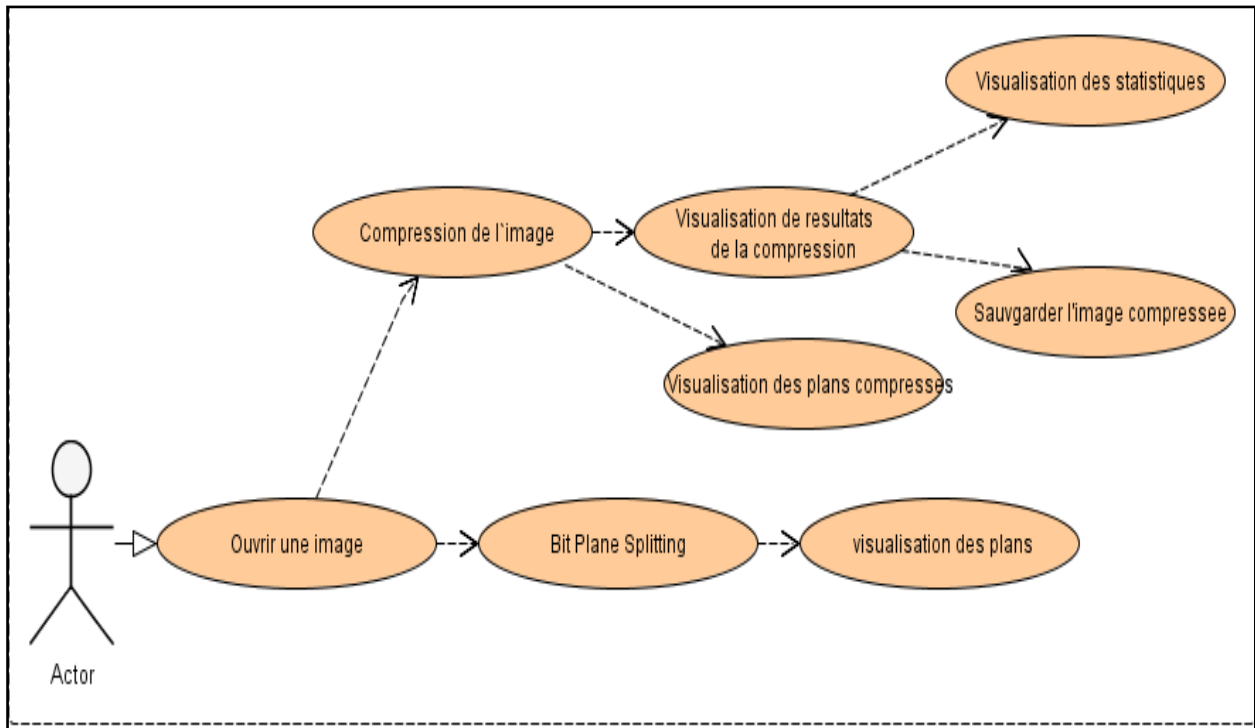


Figure IV.5 Diagramme de cas d'utilisation

Après l'ouverture de l'application, l'utilisateur peut effectuer les opérations suivantes :

- ❖ Ouvrir une image et la visualiser avec la possibilité de connaître sa taille qui va être affiché.
- ❖ Choisir l'une des deux options qui sont ; soit la compression ou le bit plane coding.
- ❖ Visualiser les plans de bits
- ❖ Visualiser les statistiques relatives à l'opération de compression

- **Diagramme de Séquence [48]**

Les diagrammes de séquences permettent de représenter des collaborations entre objets selon un point de vue temporel, on y met l'accent sur la chronologie des envois de messages.

- Contrairement au diagramme de collaboration, on n'y décrit pas le contexte ou l'état des objets, la représentation se concentre sur l'expression des interactions.
- Les diagrammes de séquences peuvent servir à illustrer un cas d'utilisation.
- L'ordre d'envoi d'un message est déterminé par sa position sur l'axe vertical du diagramme ; le temps s'écoule "de haut en bas" de cet axe.
- La disposition des objets sur l'axe horizontal n'a pas de conséquence pour la sémantique du diagramme.
- Les diagrammes de séquences et les diagrammes d'état-transitions sont les vues dynamiques les plus importantes d'UML

La figure si dessous montre le diagramme de séquence de notre projet

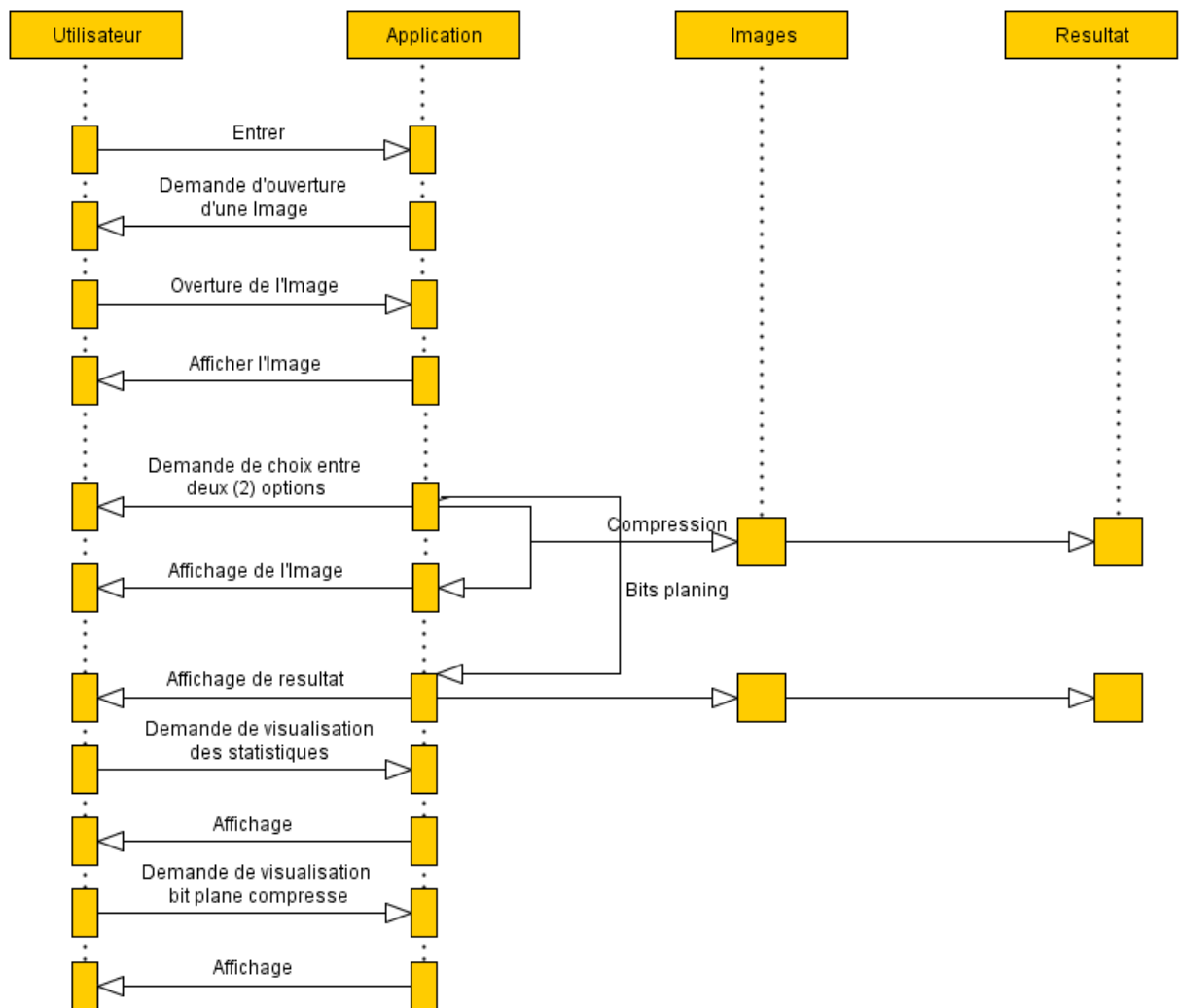


Figure IV.6 Diagramme de séquence

Le diagramme représenté dans la figure IV.6 décrit les scénarios possibles lorsqu'un utilisateur accède à l'application :

- ✓ L'utilisateur demande d'entrer à l'application
- ✓ Le système affiche une fenêtre principale
- ✓ L'utilisateur demande d'ouvrir une image
- ✓ Le système affiche l'image
- ✓ Si l'utilisateur demande la compression
- ✓ Le système affiche le résultat
- ✓ Si l'utilisateur demande le BitPlanSplitting
- ✓ Le système affiche les résultats
- ✓ L'utilisateur demande de visualiser les statistiques
- ✓ Le système affiche les statistiques

IV.8 Description du travail réalisé

Cette partie est consacré à la description de la phase de la réalisation et d'implémentation de ce projet, on va donc, montrer les différentes modules de notre application afin d'illustrer plus clairement les diverses utilisations de l'application

Fenêtre d'accueil :

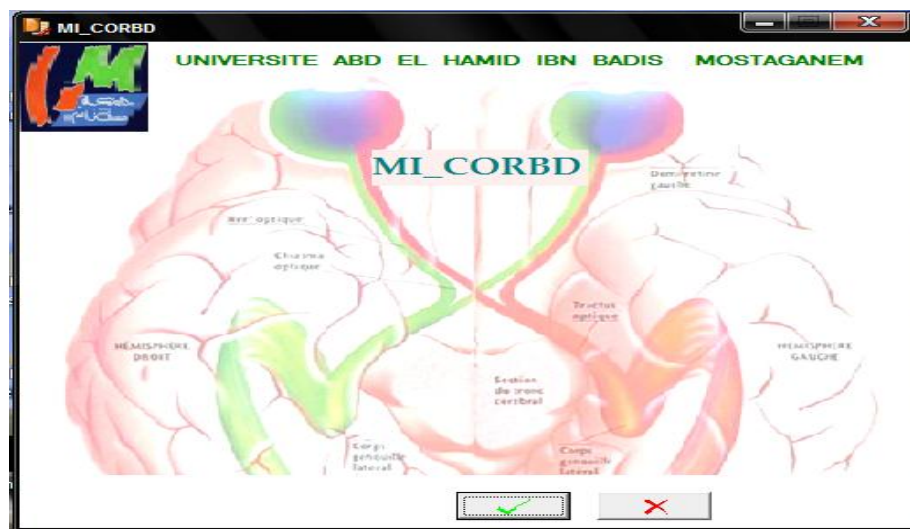


Figure IV.7 Fenêtre principale

En appuyant sur le bouton OK, la fenêtre ci dessous va être affichée, c'est la fenêtre qui permet de choisir l'action voulue.

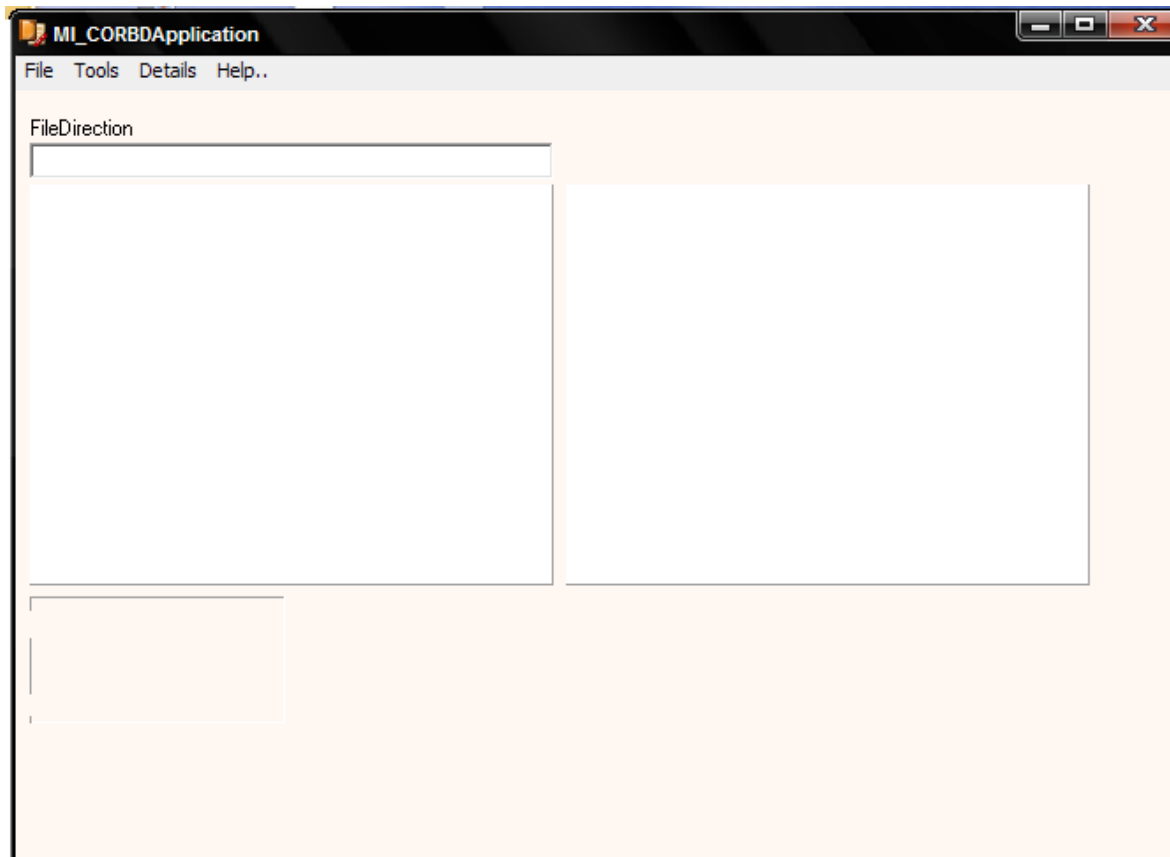


Figure IV.8 Fenêtre des actions

Tous D'abord il faut ouvrir une image en choisissant File |Open, et puis ouvrir une image médicale qui va être affichée à la fenêtre la plus a gauche, l'emplacement de l'image ouvrante sera affichée en tête de l'image (haut), et la taille en bas.

Avant de choisir l'opération sur l'image on peut prendre des informations sur les valeurs (R, G, B) d'un pixel d'une position (X, Y) en déplaçant la souris sur l'image.

Si vous décidez de choisir Tools |Compression une image compressée va être affichée.



Figure IV.9 Visualisation du résultat de la compression

Par contre, si vous choisissez Tools |BitSplitting une autre fenêtre va être affichée qui visualise les différents plans de l'image

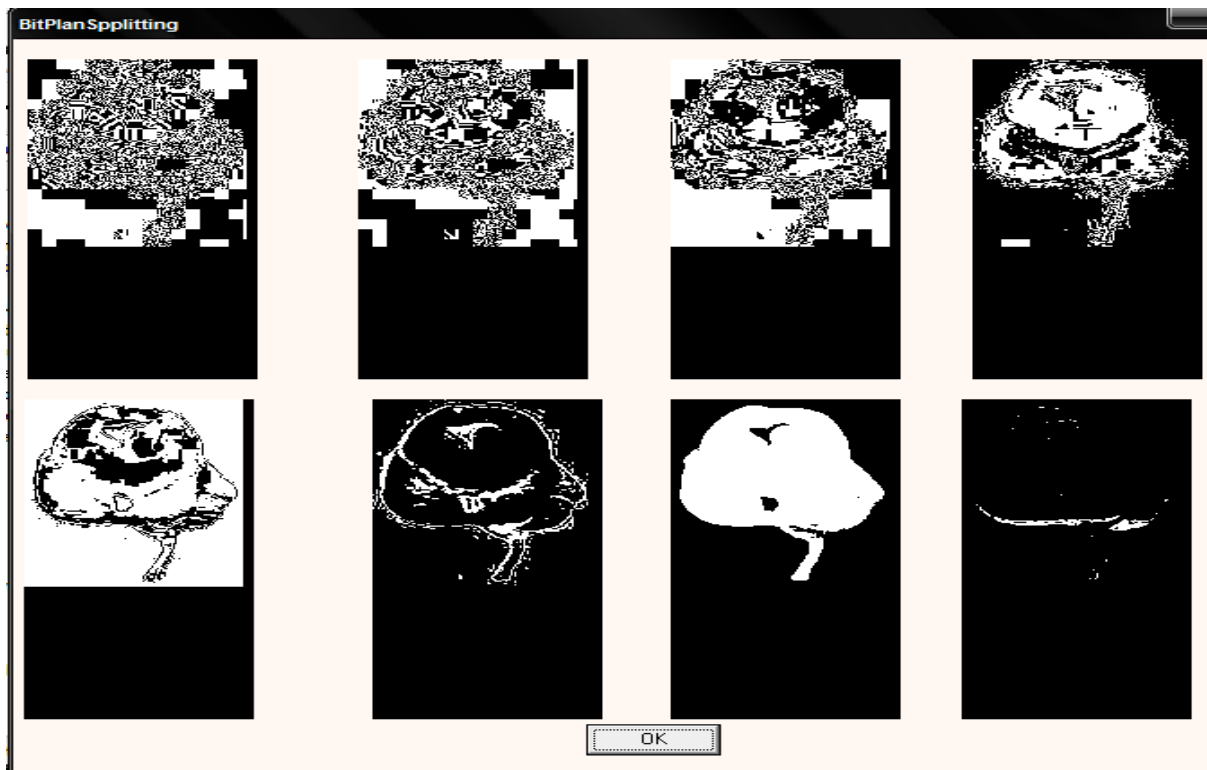


Figure IV.10 Visualisation du résultat du bit planning

Une troisième possibilité se présente qui est l'affichage des plans compressés en choisissant l'option Tools| ShowCompressedBitPlanes

On peut également afficher des calculs et des statistiques visant le nombre de transitions entre la couleur noir et blanche qui forme les différents plans pour chacun, ainsi que le taux de compression de chaque plan(image binaire).

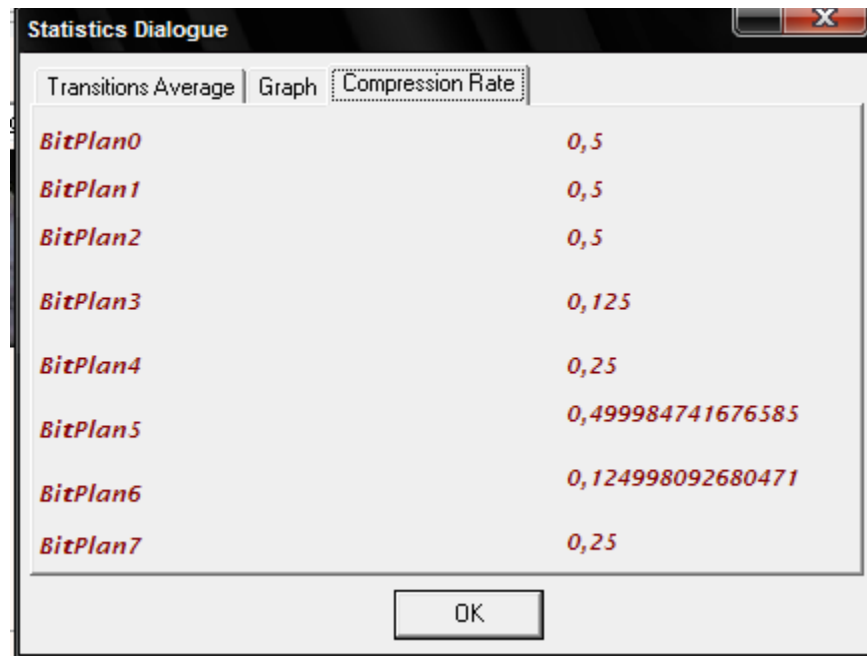


Figure IV.11 les taux de compression

Cette fenêtre nous montre les taux de compression relatives à chaque plan de bits, calculés à l'aide de la règle permettant de calculer le taux (voir le chapitre II), on peut clairement voir la différence entre les taux de compression des plans, et on constate que le bit plane 0 et le bit plane 1 et le bit plane 2 ont le taux le plus élevé, et si on fait référence au nombre de transition (voir figure IV.12) on peut dire qu'il y'a une relation entre les deux, quand le nombre de transition augmente le taux diminue.

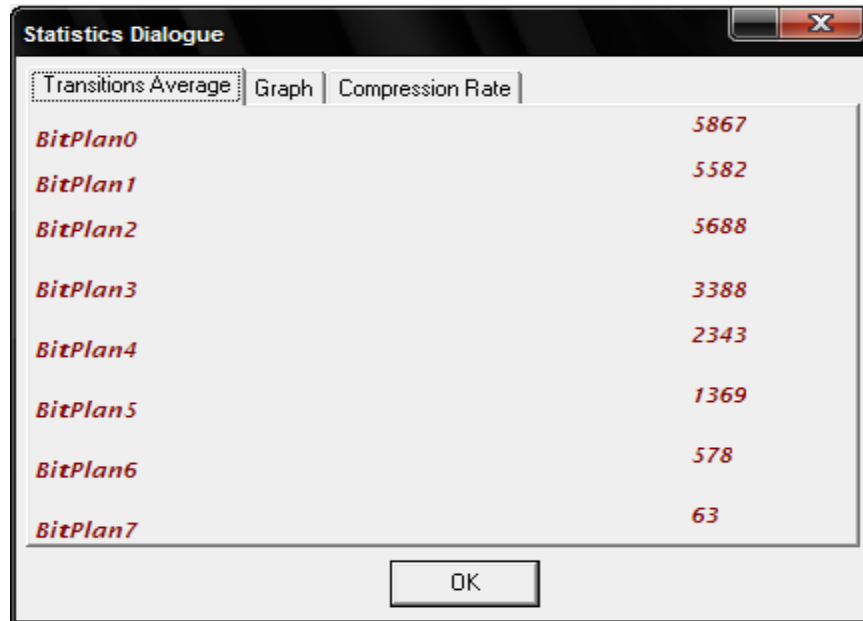


Figure IV.12 nombre de transitions

IV.9 Résultats et Discussion

Pour l'implémentation de notre algorithme établi dans ce chapitre on a utilisé les ressources suivantes :

Les ressources physiques :

- Processeur Pentium Centrino d'une fréquence de 1.88Hz
- Une mémoire vive d'une capacité de 2.0 Go

Les ressources logicielles

- Système d'exploitation : Windows XP
- Langage de programmation C++
- Editeur utilisé est le C++ Builder Version 6

Dont le but de tester notre application on va faire certaines expériences et certaines comparaisons entre les images en ce basant sur la taille de l'image, le nombre de transitions entre les pixels dont la valeur est 1 ou 0, et le taux de compression.

✚ Expérimentation 1

Dans cette expérimentation on veut savoir la différence entre les taux de compressions et le nombre de transitions entre une image avec le gray coding et la même image sans ce code.

Le tableau si dessous montre les résultats de deux expériences, la première sert à compresser l'image dans la figure sans effectuer le gray coding d'où ces paramètres sans CRIWG (Compression Rate for Image Without Gray Coding) et TNIWG (Transition Number for Image Without Gray Coding), et les deux autres expriment le taux de compression et le nombre de transition pour la même image en effectuant le Gray coding.



Figure IV.13 Image de test 106x150

La dernière ligne du tableau montre le taux de compression de l'image dans les deux cas calculé en effectuant l'opération suivante :

$$\sum_0^7 CRIG/8$$
$$\sum_0^7 CRIWG/8$$

	CRIG	TNIG	CRIWG	TNIWG
BitPlan0	0,25	5351	0,25	5444
BitPlan1	0,25	5284	0,5	8420
BitPlan2	0,5	2719	0,25	5846
BitPlan3	0,25	3844	0,25	4785
BitPlan4	0,25	2494	0,5	3459
BitPlan5	0,249	1175	0,499	2268
BitPlan6	0,124	427	0,249	1555
BitPlan7	0,25	1182	0,25	1182
Image	0,2654	-	0,3435	-

Tableau IV.3 Résultats de compression d'une image avec ET sans le gray coding

Ces résultats sont interprétés par les graphes ci-dessous pour visualiser la différence plus clairement.

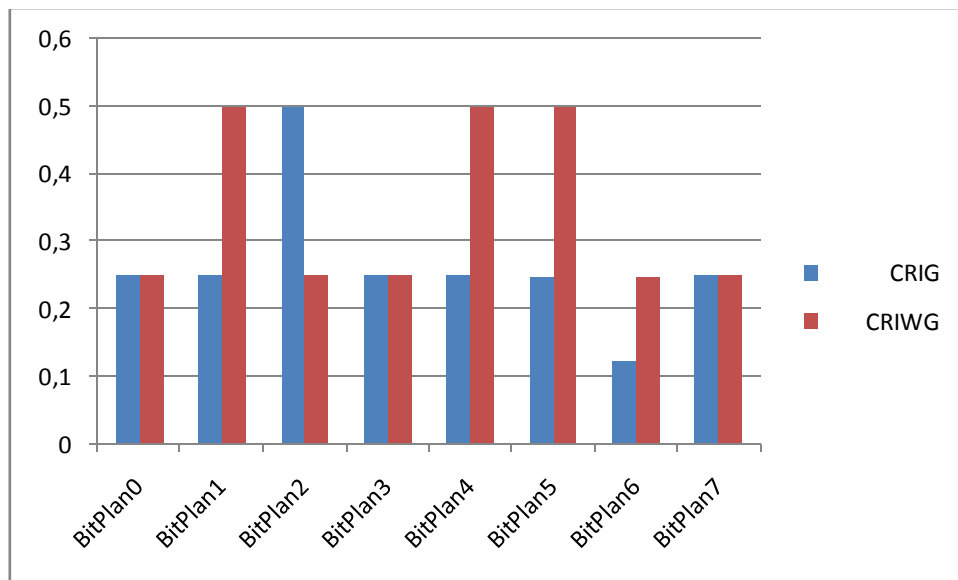


Figure IV.14 Graphe de CRIG et TNIG d'une image

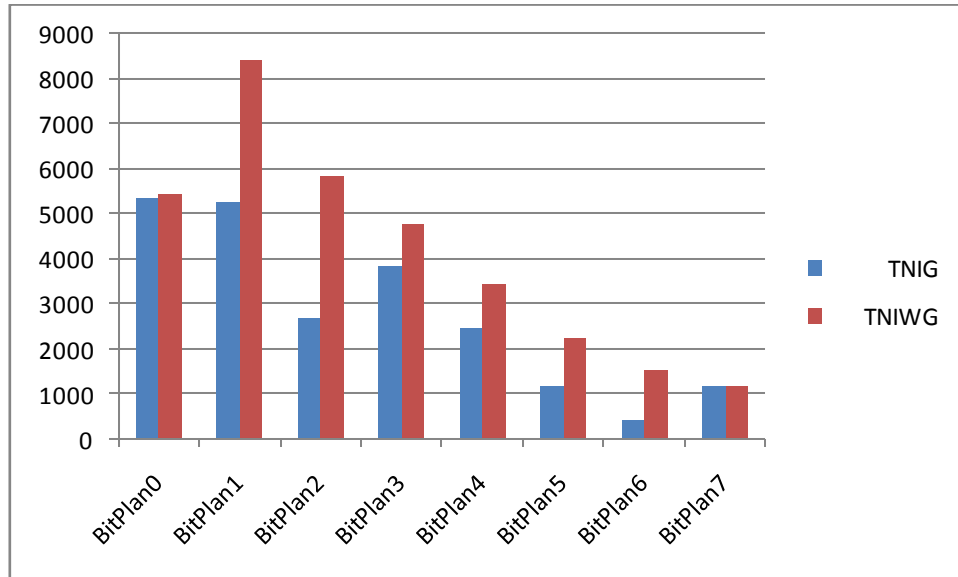


Figure IV.15 Graphe de CRIWG et TNIWG d'une image

Discussion

D'après la lecture de graphes et les résultats du tableau on peut conclure que le gray coding influe sur le nombre de transition entre les bits de valeurs différentes, tel que dans toute les valeurs qui représentent la moyenne des transitions pour la première expérience est supérieur ou égale à la valeur représentant la deuxième expérience, non seulement sur le nombre de transition mais sur le taux de compression pour chaque plan de bit et par conséquent sur le taux de compression de l'image.

La compression d'une image après le Gray coding donne un meilleur taux de compression

✚ Expérimentation 2

La différence en termes de taux de compression entre des images de même taille. Pour savoir la différence on va effectuer la compression sur les trois images ci-dessous et les résultats obtenus seront interprété dans un tableau et un Graphe.

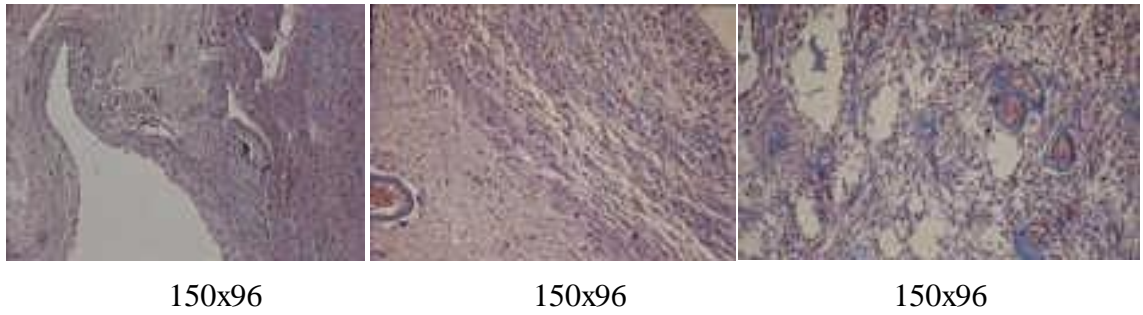


	image 1	image 2	image 3
	CRI1	CRI2	CRI3
BitPlan0	0,25	0,125	0,125
BitPlan1	0,25	0,25	0,25
BitPlan2	0,5	0,5	0,5
BitPlan3	0,5	0,5	0,5
BitPlan4	0,25	0,25	0,5
BitPlan5	0,2499	0,499	0,2499
BitPlan6	0,2499	0,249	0,12499
BitPlan7	0,125	0,25	0,25
Image	0,2969	0,3279	0,3125

Tableau IV.4 Comparaison entre les taux de compression des trois images

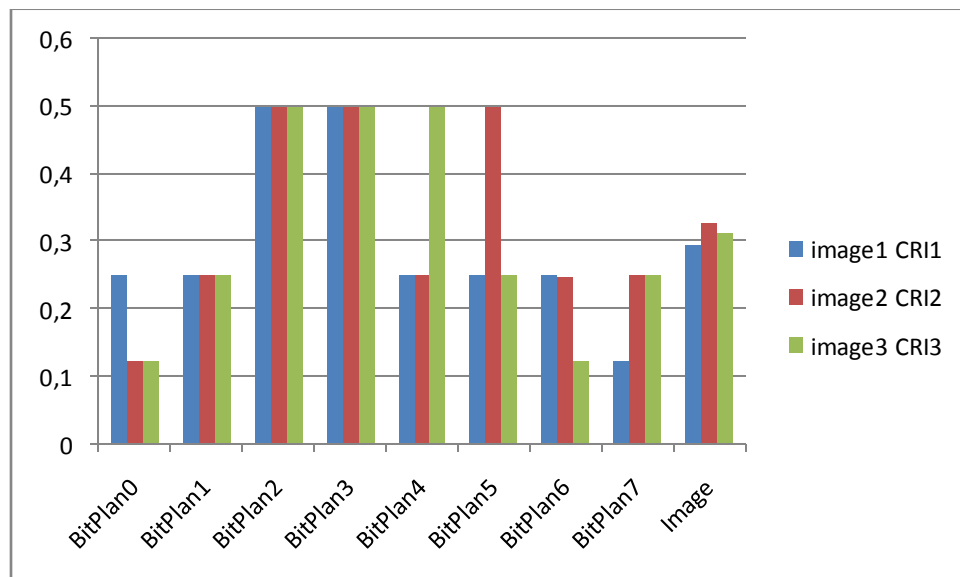


Figure IV.16 Différence entre trois images d'une même taille en terme de CR

Discussion

Malgré l'identité de la taille pour les trois images, il est clair que le taux de compression est différent sauf pour les plan 1, 2,3 ou on le trouve identique, et même pour le taux total des images est différent.

Pour des images de même taille on trouve des taux différents.

IV.10 Conclusion

A travers ce chapitre on constate que la réalisation de la compression avec un taux de compression plus élevé nécessite la présence du gray coding,

Ainsi, nous avons conclue que l'identité des tailles pour certaines images n'implique pas qu'elles doivent avoir le même taux de compression.

D'autre part, nous sommes convaincues que la clé de succès dans ce travail est de chercher toujours à optimiser les différentes fonctions pour avoir un temps de réponse plus ou moins adaptable.

Conclusion générale

Pour bien mener ce projet qui portait sur la compression des images médicales nous avons utilisé les arbres de décisions binaires et plus particulièrement les ROBDD.

L'objectif de notre travail est la compression d'image médicale non seulement des informations importantes mais aussi critique, car la perte d'une petite information peut conduire à des résultats catastrophiques, et comme la compression sert à modifier la représentation initiale des données, pour qu'elles occupent moins de place, nous avons préféré une compression sans perte d'information en se basant sur les diagrammes de décision binaires.

La difficulté dans l'application de cette approche se présente lorsqu'on veut transformer l'image médicale à une fonction booléenne, elle apparait une autre fois lorsque quelques plans de bits ne se compresse pas.

Pour avoir encore de bons résultats ainsi de meilleur taux que celui trouver dans notre application nous avons pensé à une solution adaptable surtout pour les problèmes qui se présente lorsqu'il y aura des plans non compressés, la solution étant d'utiliser un tableau qui regroupe au lieu de $2^{(N+M)} \times 2$ variables qui est le nombre de nœuds formant un diagramme d'un plan à N+M variable c.à.d. de taille $2^M \times 2^N$, il regroupe juste $2^{M+N} + 2$, qui sera un travail futur.

Nous proposons aussi de compléter notre application par un travail très important en intégrant la décompression des images compressées par les arbres binaires de décision qui sera une étape dans le sens inverse, sachant qu'une étape de la décompression a été incorporée dans la compression afin de minimiser le temps de décompression.

Pour améliorer toujours le taux de compression, une autre approche sera prochainement utilisée une décompression avec perte en se basant sur l'apprentissage, et l'aide d'un expert de domaine médicale.

[1] **Nacéra Benamrane, Zakaria Benahmed Daho, Jun Shen** « Compression des Images Médicales Fixes par Réseaux de Neurones » Article [télémedecine](http://www.eseo.fr/~aleduff/Articles/)”, <http://www.eseo.fr/~aleduff/Articles/> , Date de consultation 02/01/2012 à 09 :16

[2] **SPIN** (centre) « Analyse d’Image, Techniques Instrumentales », Communication, Axe " Génie des Procédés", Ecole des Mines de Saint-Etienne, p30, date de consultation : 10 janvier 2012

[3] **Rachida Bouchouareb** « Réduction de Bruit des Taches dans l’Imagerie Médicale en Utilisant le Réseaux de Neurones Cellulaires (CNN)» Mémoire présenté en vue de l’obtention du diplôme de Magister en Electronique, université de Batna ,faculté des sciences de l’ingénieur , p1, 2008/2009.

[4] **Ali Khaled** « Compression d’Image Médicale », Rapport de stage effectué au sein de Laboratoire L.E.R.S.S, université Paris XII-VAL De MARNE, p21, 2004

[5] **Jonathan Taquet, Claude Labit** « Une Introduction à la Compression d’Images Médicales Volumiques», Rapport de recherche N° 7324, Institut National de Recherche en Informatique et en Automatique, 22 juin 2010, p68, *ISSN 0249-6399*.

[6] **Lao-Tseu** « Etat de l’Art 2002 en Imagerie Médicale ». Article de panorama de l’AFIB et SFR www.sfr-radiologie.asso.fr & www.afib.asso , p55, Date de consultation : 26/12/2011 à 14 :17

[7] **Mohamed Amine Belarbi, Fathi Kessair** encadré par : Mme **Chahineze Merieme Bentaouza** « Accès Sécurisé aux Images Médicales », Mémoire de fin d’étude pour l’obtention du diplôme licence nouveau régime. Université abdelhamid ibn badi Mostaganem. Option: Informatique Industriel, p5, 2008-2009.

[8] **Benkredda Amina, Benalouda Houaria**, encadré par **Mme Bentaouza Chahinez Mérièm** « Authenticity and Integrity of Digital Mammography Images», Rapport de recherche bibliographique, Master II LMD informatique 2010-2011.

[9] **Antonne Manzanera**, « les Images Numériques», Cours, Ensta ,2009.

[10] **O. El Kharki**, « Analyse d'Images Numériques », Cours chapitre 1, Université Ibn Zohr, p2, 2005/2006.

[11] **Djamila Baroudi, Fatima Charef Benatia** encadré par : Mme **Labed K** « Implémentation des Algorithmes Input/Output des Images Satellitaires avec L'OTB », Mémoire de fin d'étude pour l'obtention du diplôme licence nouveau régime. Université Abdelhamid Ibn Badis Mostaganem. p14, 2009-2010.

[12] http://fr.wikipedia.org/wiki/Imagerie_m%C3%A9dicale consulté le 04/03/12 à 15 :56

[13] **Anthony LE Bras** « Exploration des Potentialités du Système EOSTM pour la Caractérisation Mécanique de Structures Osseuses : Application à l'Extrémité Supérieure du Fémur », Thèse de doctorat de l'Ecole Nationale Supérieure d'Arts et Métiers Centre de Paris, p15, 6 avril 2004, N° d'ordre : 2004-003

[14] **CEA** de la recherche de l'industrie « De la Médecine Nucléaire aux Neurosciences (l'Imagerie Médicale) » Communication (livret). Commissariat à l'Énergie Atomique, www cea fr, p.5, 2003, ISSN 1637-5408.

[15] **András CZIHÓ**, « Quantification vectorielle et compression d'image. Application à l'imagerie médicale », Thèse de doctorat de l'université de RENNE. p34, soutenue le 5 mai 1999 N° Ordre : 2142

[16] **Thomas HUEBER** « Reconstitution de la Parole par Imagerie Ultrasonore et Vidéo de l'Appareil Vocal : vers une Communication Parlée Silencieuse » Thèse de doctorat de l'université de Pierre et Marie Curie, p41, Soutenue le 9 décembre 2009.

[17] **Clara Delpas** « Imagerie médicale », Texte rédigé pour le site web de la Fondation pour la Recherche Médicale www frm org, p30, Juin 2002

[18] **Qiang Wu, Fatima A. Merchant, Kenneth R. Castleman** « Microscope Image processing », Book Printed in the United States of America, Copyright_2008, p2, ISBN: 978-0-12-372578-3

[19] **CRIM**, Centre de Recherche Informatique de Montréal « Vision Artificielle et Traitement d'Image » Rapport de veille stratégique, p20,p24, Novembre 1999.

[20] **Maxime Dahan** « Microscopies optiques appliquées à la biologie », Cours, Laboratoire Kastler Brossel, Département de physique Ecole normale supérieure, p3, 11\05\2006.

[21] **Fdelanna** « Traitement de Signal MultiMedia, Introduction » Cours : Chapitre 1,p3, 22/12/2011.

[22] **Ouddane Samira, Benamrane Nacéra** « Compression des Images Médicales 3D par les Ondelettes et la Quantification Vectorielle Algébrique », Article, Université des Sciences et de Technologie d'Oran, Mohamed Boudiaf, Faculté des Sciences. p2, 2007

[23] **Laurent Pascal, Adeline Redot, Fabien Vincent** «La Compression des Données sous 7-Zip », Fiche de Description de logiciel 7-Zip sous licence « Paternité 2.0 France » de Créative Commons, p2

[24] **Pereira Vincent - Leprette Franck - Hacault Vincent** « Compression des Données » Exposé, Décembre 2004, p3

[25] **Christian Quest** « Compression de Données... », Article d'Atelier de l'université ARLES, 15/05/2000, p4, cquest@cquest.org

[26] **Grégoire Mercier, Christian ROUX, Gilbert MARTINEAU** « Technologies du Multimédia » cours ENST Bretagne, département ITI, BP 832, F-29280 Brest, France.15/01/2003, p16

[27] **Charles Wagner** « De l'Image vers la Compression », Rapport de Recherche de l'INRIA, Septembre 1993

[28] **Mohammed BENABDELLAH** « Outils de Compression et de Crypto-Compression : Applications aux Images Fixes et Vidéo », Thèse de doctorat Soutenue publiquement le 20 Juin

2007à 16h30. Université MOHAMED V-AGDAL Faculté des Science RABAT-MAROC, p51,
Numéro d'ordre : 2339

[29] **MM. S.Maadi, Y. Peneveyre, et C. Lambercy** « Compression de Données avec Perte »
chapitre 2 d'un œuvre réalisé par des étudiants en télécommunications de dernière année, p73

[30] **Marco Tirelli** « La Compression », Communication, Systèmes Intégrés de Protection et de
Surveillance, www.sysmilan.com

[31] **MM. S.Maadi, Y. Peneveyre, etC. Lambercy** « Compression de Données sans Perte »,
chapitre2 d'un œuvre réalisé par des étudiants en télécommunications de dernière année,
consultée le samedi 14 /01/ 2012, 14:39, p27

[32] **Lingrand Diane** «Cours de Traitement d'Images », Rapport de recherche, Centre
National de la Recherche Scientifique, 22 Janvier2004, p180, ISRN I3S/RR–2004-05–FR

[33] **Hamid Meraoubi, Zahia Brahim, K. Ait Saadi & A. Zemouri** « Un Système de Crypto-
Compression des Images Médicales Basé sur la DCT 2x2-IDS et l'AES », Article, Centre de
Développement des Technologies Avancées, p2.

[34]**Claude Touzet** « Les Réseaux de Neurones Artificiels Introduction au Connexionnisme »,
Cours Exercices et Travaux Pratiques, juillet 1992, p8

[35] **S. Kulkarni, B. Verma, M. Blumenstein** « Image Compression using a Direct Solution
Method Based Neural Network », Article, Faculty of Information and Communication
Technology, Griffith University, Australia, p2,p3.

[36] **WikiStat** « Arbres Binaires de Décision », Cours, date de consultation 22/12/20011, 11 :00

[37] **Vincent Guijarro** «Les Arbres de Décisions, l'Algorithme ID3 », Cours, université de
Montpellier, 13/06/2006, p2

[38] **Pravo** « Graphes de Décision Binaires », Cours, Chapitre 3, p1

- [39] **Christine Decaestecker, Marco Saerens** « Les Arbres de Décision (Decision Trees) », Cours, p5 p6, ISSN : LINF2275
- [40] **Randal E. Bryant** «Graph-based algorithms for Boolean function manipulation», IEEE Transactions on Computers, 35:677-69 1, 08/1986
- [41] **Odile Papini** «Raisonnement en logique classique», chapitre 5, p125
- [42] **David Monniaux** «Diagrammes de Décision Binaires», exposé, École polytechnique, Fondements de l'informatique, 2010, p1, ISSN : X2010- INF423
- [43] **Serge Pravossoudovitch** « Graphes de Décision Binaires ». Cours, p.1, Consulté le 08/03/2012 à 11:30
- [44]**CNRS** « Diagrammes de Décision Binaire ». Ecole Polytechnique Universitaire de Montpellier, Laboratoire d'Informatique, de Robotique et de Microélectronique de Montpellier UMR 5506 / CNRS, p.10, p.11, p.12.
- [45] **Mounira Belmabrouk, Mourad Kmimech, Mohamed Tahar Bhiri** « Modélisation par objets des ROBDDs » , Article, Bordeaux, France, du 13 au 15 octobre 2010, p2, ISSN : MajecSTIC 2010
- [46] **Henrik Reif Andersen** « An Introduction to Binary Decision Diagrams », Lecture notes for Efficient Algorithms and Programs, Fall 1999. Université de Copenhague Glentevej 67, 2400 Copenhague NV.
- [47] **Chouaih Mohammed, Djeradi DjebriAbou El Kacem** encadré par **Mme Bentaouza Chahinez Mérièm** «Intégration d'un Portail d'Information au Sein de la Faculté des Sciences et de la technologie », Mémoire de fin d'étude pour l'obtention du diplôme de Master. Université Abdelhamid Ibn Badis Mostaganem. p14, 2010-2011.
- [48] **Laurent Piechocki** « UML, le Langage de modélisation objet unifié », Cours, p43, 22/10/07.