

Introduction :

De nos jours ; les méthodes de segmentation des vertèbres sont en forte demande en raison de leurs impact très important dans de nombreuses applications orthopédiques, neurologiques et oncologiques.

Pour cela plusieurs méthodes ont été développées dans la littérature afin de répondre aux besoins des radiologistes dans ce domaine.

En pratique dans les centres hospitaliers, la segmentation manuelle des vertèbres est effectuée par des radiologues experts, en se basant sur des informations visuelles et de leur expériences, afin de pouvoir identifier les différentes parties vertébrales : cervicales, thoraciques et lombaires, et assigner des étiquettes appropriées à chaque forme de ces vertèbres.

Pour une telle segmentation, deux méthodes sont utilisés dans la pratique clinique : la méthode de segmentation semi quantitative et la morphométrie quantitative.

Dans la segmentation semi quantitative, le radiologue peut identifier la pose et la forme général de la colonne vertébrale et quelques informations visuelles relatives à chaque vertèbre comme la forme des coins des plateaux de vertèbres qui peuvent donner des indices de présence de fracture [15],ou de séparation entre les vertèbres, etc. Cette méthode demeure subjective et dépendante de l'expérience des experts.

Pour la morphométrie quantitative, des points de marquage sont placés manuellement sur l'image radiographique pour plus ou moins délimiter les contours des vertèbres [38]. Ces points peuvent servir comme base pour les méthodes de segmentation semi-automatiques. Cette méthode peut prendre beaucoup de temps, et on peut perdre des informations sur la forme lorsque le nombre de points est minimisé.

Une solution efficace à ce problème serait l'utilisation d'un processus de segmentation d'images automatique et semi-automatique.

En effet avec l'apparition des techniques de vision par ordinateur ; différents algorithmes ont été développé dans la littérature pour répondre au besoin d'automatisation du processus de segmentation.

Ces méthodes peuvent être classées en trois grandes catégories principales :

Les méthodes empiriques, les méthodes basées sur les modèles déformables et les méthodes statistiques.

1.1. Les méthodes empiriques :

Ces méthodes se basent sur une connaissance « empirique » à priori concernant l'image et ces caractéristiques de forme.

Ces méthodes sont utilisées pour estimer la pose vertébrale afin de faire correspondre des modèles simples et également pour étiqueter les vertèbres.

Dans la littérature, beaucoup de travaux mettent en pratique ce principe, nous citerons comme exemple :

- Long et Thoma [19] ont essayé de localiser la vertèbre cervicale C2 par rapport à la position de l'arrière de crâne. Cette méthode est très utile pour réduire l'incertitude de l'emplacement des vertèbres cervicales. Plus tard, dans [18], les auteurs ont développé une méthode automatique permettant d'obtenir une approximation de premier ordre de l'endroit de la colonne vertébrale.
- G.Zamora et al [11] ont développé un algorithme pour estimer l'orientation et la position des vertèbres cervicales. Pour examiner l'efficacité de cette estimation, des points morpho-métriques ont été placés par des radiologues experts sur un ensemble de 40 films radiographiques. Cette approche a donné des résultats acceptables ce qui peut mener à un placement précis d'un modèle de forme moyen.

L'inconvénient majeur des méthodes de segmentation empiriques est qu'elles sont fortement dépendantes de la qualité de l'image radiographique d'une part, des facteurs comme le bruit et les bords faibles peuvent influencer les résultats.

D'une autre part, ces méthodes ne présentent aucune information a priori sur les caractéristiques géométrique et la forme d'objet d'intérêt.

1.2. Les modèles déformables :

Cette deuxième classe de méthodes peut être considérée comme une plate-forme pour les méthodes semi-automatiques et automatiques.

Le principe de ces approches est d'utiliser un modèle qui se déforme vers les bords de l'objet d'intérêt en se basant sur un processus de minimisation d'énergie par exemple.

De nombreux travaux ont utilisés cette classe de méthodes de segmentation:

- Tezmoz et al [1] ont utilisé la Transformée de Hough généralisée (TGH) afin de trouver la pose (position, orientation et échelle) de deux vertèbres cervicales dans les images radiographiques. Ce travail est constitué de deux étapes :
 1. Un modèle de forme moyen est d'abord choisi parmi un ensemble d'apprentissage.
 2. Une technique de vote est implémentée pour trouver la meilleure correspondance dans le domaine de Hough.

Le taux de succès a atteint 90% pour la détection des vertèbres cervicales.

- Yalin Zheng et al [51] ont utilisé un algorithme génétique pour la recherche dans l'espace de Hough, et la forme de la vertèbre est caractérisée par les descripteurs de Fourier.

L'inconvénient de ce type de méthodes est l'initialisation « manuelle » qui doit être proche de l'objet d'intérêt. La THG peut apporter de bons résultats mais reste incapable de s'adapter avec les déformations des formes à cause d'usage de modèles rigides.

Une solution a été proposée par Mahmoudi et al. [41] intégrant la méthode de contours actifs « snakes » [27] pour combler les imperfections de l'approche de segmentation basée sur les modèles actifs de formes – ASM (marquage semi-automatique). Les résultats obtenus ont été satisfaisants.

1.3. Les méthodes statistiques :

La dernière classe de ces des méthodes de segmentation et qui est largement utilisé est la classe des méthodes statistiques. On peut distinguer les modèles statistiques de forme et d'apparence.

Dans les modèles statistiques de forme, la forme d'objet est représentée par un ensemble de points. Des annotations manuelles faites sur un ensemble d'images vont former l'ensemble d'apprentissage.

Le but est de construire un modèle représentant la variation de forme dans cet ensemble, qui va permettre d'analyser à la fois de nouvelles formes, et de synthétiser des formes analogues à celles de l'ensemble d'apprentissage.

Parmi les applications largement utilisées pour ce type de méthodes nous pouvons citer le modèle de forme actif (en anglais Active Shape Model ou ASM) introduites par Cootes et al [6], les méthodes basées sur les contours actifs « snakes » ainsi que les contours actifs par courbes de niveaux « Levels sets ».

Le principe des méthodes à base de contours actifs est d'essayer de déplacer un contour initial qui est créé comme modèle moyen de forme de la vertèbre segmenté manuellement vers les bords de l'objet.

Plusieurs applications remarquables dans la littérature peuvent être citées :

- ❖ Une version améliorée de l'ASM a été proposée dans [12] puis [13] pour la segmentation des vertèbres dans les images radiographiques numérisées.
 - Cette étude a mis en œuvre le principe de la morphométrie quantitative pour générer des points de repère délimitant la vertèbre : d'abord un module de la transformée de Hough généralisé est utilisé pour une estimation de la position, de l'orientation et de l'échelle de la vertèbre d'une part et remédier au problème d'initialisation d'autre part.
 - Ensuite, la variabilité de la forme des vertèbres est utilisée pour construire un modèle en utilisant un module d'ASM amélioré.
 - Finalement ce modèle va être déformé en fonction de la variabilité de formes observée dans l'ensemble d'apprentissage afin de bien capturer les détails fins des déformations locales au niveau de la vertèbre.
- ❖ Une autre étude rapportée par Klinder et al [46] pour la détection, l'identification et la segmentation automatique des vertèbres dans l'image tomographiques (en anglais CT images). La solution proposée dans ce travail est constitué des étapes suivantes :
 - L'extraction de la courbe de la colonne vertébrale, la détection de la position des vertèbres et l'identification (nomination) de chaque

vertèbre. Ce processus est finalisé par une étape de segmentation en utilisant un modèle de forme spécifique pour l'ensemble des vertèbres. Le taux de succès d'identification a atteint plus de 70% pour chaque vertèbre.

- ❖ Récemment, une seconde solution a été proposée dans [43] combinant deux méthodes afin de développer un algorithme automatique de la segmentation de colonne vertébrale y compris la partie cervicale, thoracique et lombaire dans les images CT :
 - La première méthode utilise une segmentation initiale à base de modèles déformables.
 - La deuxième méthode repose sur une segmentation fine à base de modèles de formes et d'intensités statistiques. Les résultats ont été comparés aux résultats de la segmentation manuelle. La performance de cet algorithme a été jugé équitable.

Une autre variante de la méthode d'ASM est le Modèle Actif d'Apparence (en anglais Active Appearance Model AAM) qui est aussi largement décrite dans la littérature [16].

L'utilisation de la forme et des paramètres d'apparence du modèle ont été discutés dans [26] pour la localisation automatique des vertèbres lombaires. Cependant les méthodes ASM restent plus rapides avec des résultats meilleurs.

Une autre structure hiérarchique a été proposée dans [2] afin de prouver l'efficacité des AAM pour la segmentation des vertèbres cervicales (avec un taux de succès de 65%) et lombaires (68%) dans les images à rayons-X.

Par ailleurs les méthodes statistiques, d'une façon générale, restent très sensibles par rapport à la précision de la phase d'initialisation.

Nous pouvons également citer les solutions proposée par M. Benjelloun et Saïd Mahmoudi [22][23][24] pour l'extraction des contours des vertèbres dans les images à rayons-X, en utilisant différents types de méthodes comme la signature polaire, la comparaison de modèles « Template matching », et les contours actifs.

Une étude étendue proposée par Szu-Hao Huang pour la classification des vertèbres a été présentée dans [45], afin de surmonter le problème de la sélection ou le marquage manuelle.

Cette étude représente une méthode d'apprentissage statistique pour la détection et la segmentation automatique des vertèbres dans les images à résonance magnétique(IRM).

Le system est composée de trois étapes principales :

- 1- Etape de détection basée sur l'algorithme AdaBoost (Adaptif Boosting)[40].
- 2- Etape de raffinement avec l'algorithme Ransac (RandomSAmple Consensus) [25].
- 3- Etape de segmentation à base de minimisation d'énergie et de l'algorithme coupe de graphes « Graph cut ».

Les contributions majeurs de cette méthode consiste à utiliser les apprenants bayésiens faibles pour préserver la distribution des données d'apprentissage, l'estimation d'entropie par l'arbre de décision ID3, et enfin le développement du pouvoir de représentation des caractéristiques par une architecture de couplement de caractéristiques.

Le gradient et l'intensité représente le couple de caractéristiques choisie, qui sont soumis à une procédure d'extraction de coefficients par la transformée en ondelettes de Harr.

Dans ce travail, nous proposons une méthode statistique à base des machines à vecteurs de supports (SVM) pour la détection des régions vertèbres dans les images à rayons-X.

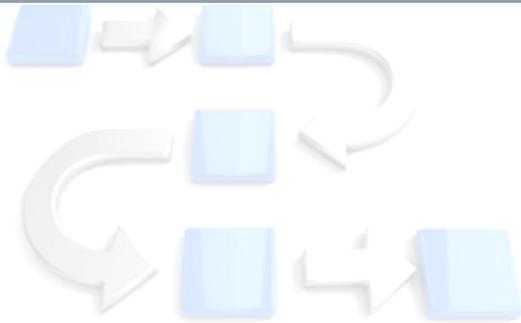
Notre contribution consiste à la combinaison d'une telle méthode avec un moyen très puissant de la description d'image qui est la transformé en ondelettes de Haar puis un autre essai avec une description globale de forme en utilisant les moments géométriques HU.

Les résultats sont présentés afin d'évaluer la performance de détection de classifier SVM.

Le chapitre suivant va détailler les démarches suivis afin de sélectionner le modèle optimal de notre méthode de classification.

Chapitre 2: Méthodologie

*Chapitre 2:
Méthodologie*



II.1 Architecture et représentation de la méthode :

La détection des vertèbres dans les images radiographiques est une tâche difficile qui est due à leurs structures complexes, et aussi au manque de contraste entre les structures osseuses et les tissus musculaires. Dans ce chapitre nous allons décrire l'architecture de la méthode proposée pour résoudre ce problème. Notre processus de détection est divisé en trois principales parties :

La première étape implique une procédure d'amélioration de la qualité des images par ajustement d'intensité, afin de clarifier les régions à extraire.

La deuxième étape qui est primordiale dans notre système, représente l'extraction de caractéristiques des régions des vertèbres.

La dernière étape met en œuvre un modèle de classification basée sur une méthode à base des machines à vecteur support –SVM – pour effectuer une bonne classification et renforcer la détection. Les résultats de cette étape sont ensuite raffinés par une méthode d'estimation RANSAC.

Un aperçu de notre système est montré dans le schéma ci-dessous (figure 1).

Dans la phase d'entraînement, le système prend comme entrée :

- 1) Un ensemble d'images contenant les vertèbres qui ont été aligné pour avoir la même taille.
- 2) Pour chaque modèle de notre base, une représentation intermédiaire, encapsulant les informations importantes concernant la classe des vertèbres, est calculée. Et cela pour donner un ensemble de vecteurs de caractéristiques positives et négatives. Ces vecteurs sont utilisés pour entraîner le classificateur afin de différencier les deux modèles de classes.

Cette représentation a été calculée par l'utilisation de deux descripteurs différents, qui sont les ondelettes, et les moments HU, afin de pouvoir distinguer l'information la plus pertinente pour une bonne caractérisation.

Afin d'améliorer de la performance de notre classificateur, la méthode de validation croisée a été utilisée dans le but d'aboutir à une bonne minimisation d'erreur de généralisation de nos données d'apprentissage.

Dans la phase de test, nous nous intéressons à la détection des vertèbres dans une nouvelle image. Le système fait glisser une fenêtre de taille fixée dans toute l'image pour décider si le modèle peut être assimilé à une région d'intérêt.

A chaque position de la fenêtre, on extrait les mêmes caractéristiques prédéfinies dans la phase d'entraînement, ensuite nous les injectons dans le classificateur. La sortie va déterminer si la région correspond ou pas à une région de vertèbre. Une méthode d'estimation est ensuite utilisée afin de raffiner les résultats de détections (fausse ou manque de détections).

Nous notons que pour une détection multi-échelle, il suffira de redimensionner l'image en entrée et effectuer le même traitement, en utilisant toujours la même fenêtre de balayage.

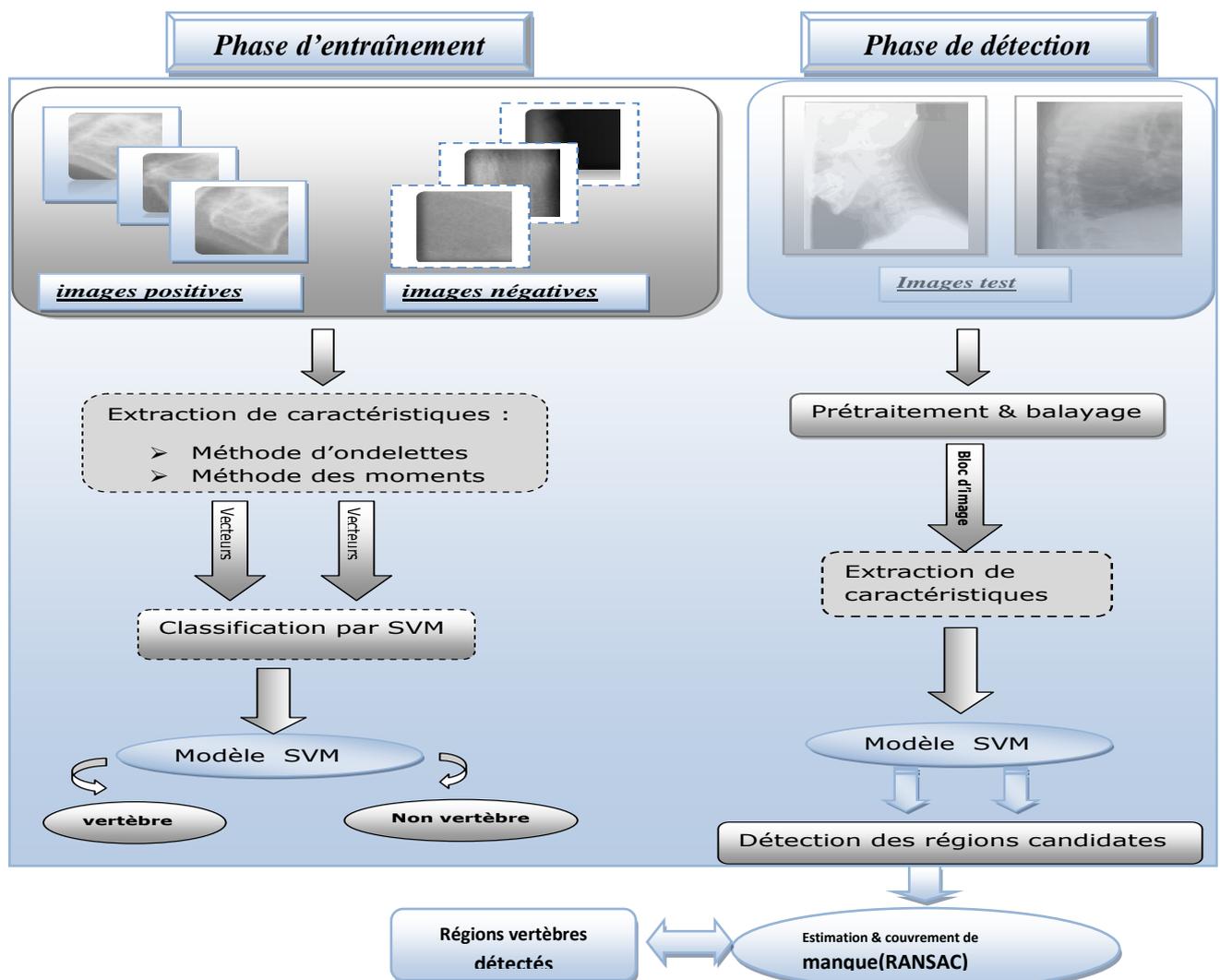


Figure1 : Schéma général de la méthode de détection des vertèbres par SVM.

II.2 Le prétraitement :

Le but de cette étape est d'éliminer, le plus possible, les informations non pertinentes dues au bruit résultant de l'acquisition de l'image, et par conséquent, faciliter l'extraction des informations utiles à l'analyse. Un traitement de rehaussement de contraste est appliqué aux images rayon X de notre base. Ce traitement consiste à accentuer les caractéristiques d'une image afin de rendre son affichage plus convenable à l'analyse.

L'objectif est d'augmenter le contraste d'images afin d'accroître la séparabilité des régions.

La méthode que nous avons retenue est une égalisation adaptative d'histogramme :

II.2.1 Modification d'histogramme :

L'histogramme d'une image est une fonction H définie sur l'ensemble des entiers naturels :

$$H(x) = \text{card} \{p: I(p) = x\}$$

$H(x)$ correspond au nombre d'occurrences de niveaux de gris présent dans l'image. Autrement dit, l'histogramme est une représentation graphique de la distribution des valeurs des niveaux de gris.

Le principe de la modification d'histogramme est d'appliquer une linéarisation, afin de répartir uniformément les valeurs des pixels sur l'ensemble de l'histogramme.

II.2.2 L'égalisation d'histogramme :

Cette opération consiste à calculer à partir de l'histogramme $H(x)$ de l'image I une fonction de rehaussement des niveaux de gris f telle que l'image rehaussée J , définie par : $J(p) = f(I(p))$ puisse avoir son histogramme H_j se rapprochant le plus possible d'une fonction plate.

La figure 2 suivante présente un exemple d'une image de la base avant et après l'égalisation d'histogramme.

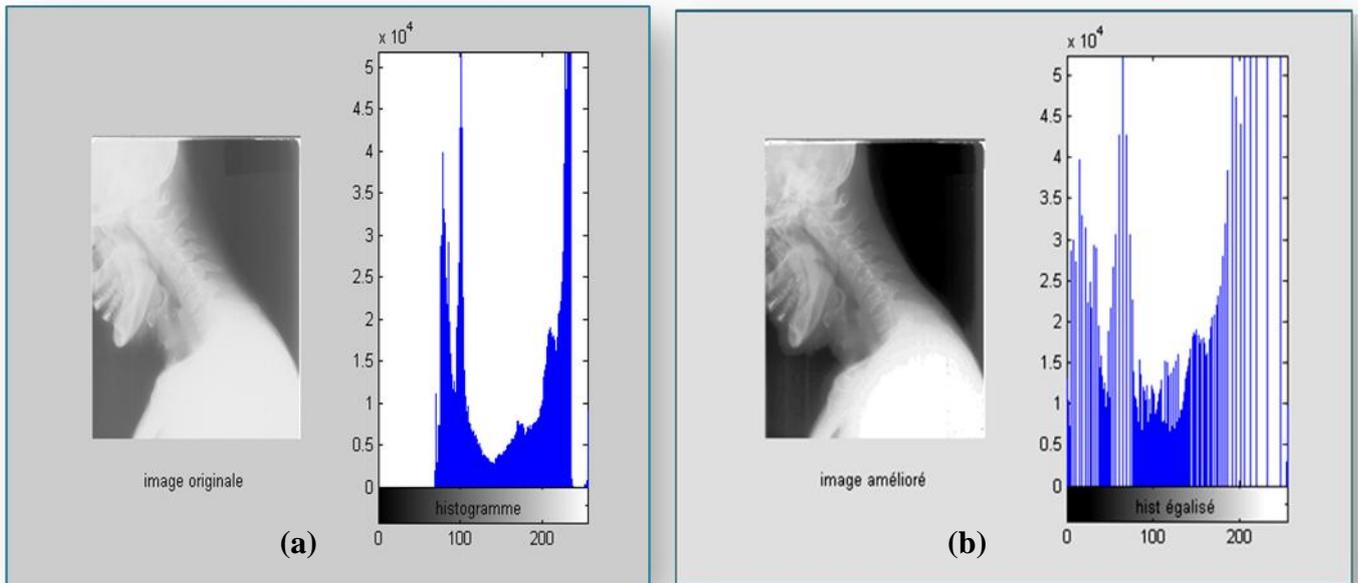


Figure 2 : Exemple d'image et son histogramme (a) : avant égalisation (b) après égalisation

II.2.3 L'égalisation adaptative d'histogramme :

Son principe consiste à appliqué sur chaque pixel ainsi que « sa région contextuel » une égalisation d'histogramme.

Cette région représente en effet les pixels voisions entourant le pixel traité.

Toutes les images de notre base ont été améliorées pour mettre en valeur les caractéristiques visuelles des différentes régions des vertèbres (Figure 3) afin de faciliter la tâche d'extraction des caractéristiques.

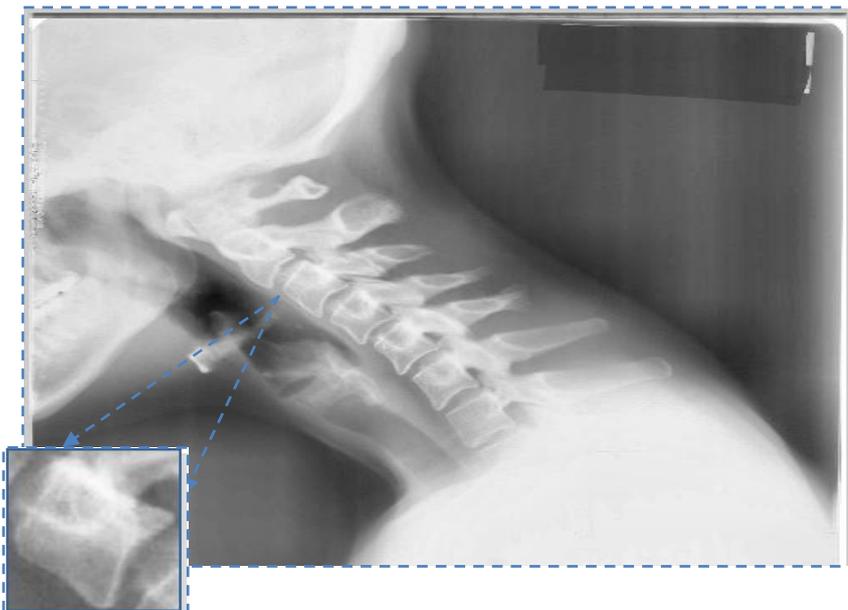


Figure 3 : Exemple d'image amélioré par égalisation d'histogramme adaptative

II.3. L'extraction des caractéristiques :

L'analyse des images se focalise généralement autour des attributs de bas niveaux tels que la texture, la forme, et la couleur.

Il y'a principalement deux approches de caractérisation :

La première est la construction de descripteurs **globaux** à toute l'image c.à.d. fournir des observations sur la totalité de l'image.

L'avantage de ces descripteurs est la simplicité de leur mise en œuvre, ainsi que le nombre réduit d'observations que l'on obtient. Cependant leur inconvénient majeur est la perte de l'information de localisation des éléments de l'image.

La seconde approche est **locale** et consiste à calculer des attributs sur des portions restreintes de l'image.

L'avantage des descripteurs locaux est de conserver une information localisée dans l'image, évitant ainsi que certains détails ne soit noyés par le reste de l'image. L'inconvénient majeur de ces techniques est que la quantité d'information produite est très grande.

Le choix des caractéristiques extraites est souvent guidé par la volonté d'invariance ou robustesse par rapport aux transformations de l'image.

L'approche utilisée dans notre solution est une approche à la fois locale car basée sur le choix de la texture et la forme par la méthode d'ondelettes et globale par l'utilisation des moments de HU.

II.3.1. La représentation par la transformée en ondelettes :

La texture peut être vue comme un ensemble de pixels (niveaux de gris) spatialement organisés selon un certain nombre de relations spatiales, ainsi créant une région homogène. De ce fait, la modélisation des textures est portée sur la caractérisation de ces relations spatiales.

Parmi les modèles les plus connus nous pouvons citer : les méthodes statistiques (Matrice de cooccurrence, différence de niveaux de gris, etc.), les méthodes

fréquentielles (Transformée de Fourier, Filtre de Gabor, et les ondelettes, qui sont utilisées dans notre travail).

II.3.1.1. Introduction a la théorie d'ondelette :

L'imagerie médicale a révolutionné les pratiques médicales. Néanmoins, de nombreux problèmes liés au traitement d'image sont encore ouverts et leur résolution (même partielle) peut aboutir à une amélioration des diagnostics et des actes chirurgicaux.

Nous pouvons citer par exemple :

- Le problème de la réduction des radiations administrées lors d'un examen scanner (problème de la tomographie locale).
- La chirurgie assistée par ordinateur (incluant des problèmes de segmentation automatique, de recalage de données et de reconstruction temps-réel 3D).
- La détection et l'analyse de structures malignes dans des données d'échographie, mammographie, ou spectroscopie RMN (incluant par exemple l'analyse d'images texturées), etc.

L'utilisation des bases d'ondelettes en traitement d'images c'est généralisée durant les vingt dernières années [33]. Leur intérêt pour la compression et le dé-bruitage a été démontré puisqu'elles ont intégré le dernier standard de compression des images numériques JPEG 2000.

Leur application à l'imagerie médicale date de 1992 et c'est largement répandu depuis [14,32]. Dans ce contexte les ondelettes sont utilisées pour la compression et le dé-bruitage, mais aussi pour l'analyse fonctionnelle des données médicales (en vue d'établir un diagnostic), la tomographie locale, la segmentation et le rehaussement d'images, ou encore la description de textures.

Nous nous intéressons ici à la contribution des ondelettes à l'analyse et à la caractérisation des régions des vertèbres dans les images radiologiques.

II.3.1.2. L'analyse en ondelettes :

Depuis les travaux de Grossman et Morlet [14], la transformation en Ondelettes est apparue comme un outil performant permettant de résoudre des problèmes relevant de

différents domaines d'application [45]. Très tôt, un intérêt soutenu c'est manifesté à l'égard de la Transformation en ondelettes en traitement d'images [20,32].

La notion d' "Ondelettes" ou "Wavelets" a été utilisée pour la première fois au début des années '80' par le géophysicien français J.Morlet [32] pour désigner des fonctions mathématiques utilisées dans la représentation des données sismiques. Les ondelettes sont des fonctions de base de variation multi-échelles, ou multi-résolution, utilisées dans le but de l'approximation et/ou de la compression des données.

La transformée en ondelettes décompose le signal d'entrée, équation (1), en une série de fonctions d'ondelettes $\psi_{a,b}(t)$ qui dérivent d'une fonction mère $\psi(t)$ donnée par des opérations de dilatation et de translation, équation (2).

$$C_{a,b} = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi_{a,b}(t) dt \quad (1)$$

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \text{ avec } a \quad (2)$$

Où les paramètres :

- **a** est le facteur d'échelle.
- **b** est le paramètre de translation.

L'analyse par ondelettes est un outil mathématique capable de transformer un signal d'énergie finie dans le domaine spatial en un autre signal d'énergie finie dans le domaine spatio-fréquentiel.

Les composantes de ce nouveau signal sont appelées *les coefficients d'ondelettes*. Ces coefficients renseignent sur la variation locale des niveaux de gris autour d'un pixel donné de l'image. Ils sont d'autant plus grands que cette variation est importante.

En 1989, Mallat a proposé un algorithme de décomposition multi-résolution basé sur la transformation en ondelettes. L'algorithme décompose une image en entrée en un ensemble d'images de détails et une image d'approximation. À chaque niveau de décomposition la taille des images transformées est réduite par un facteur de deux.

Mallat montra que la transformée en ondelette discrète (TOD) peut être implémentée grâce à un banc de filtres comprenant un filtre passe bas (PB) et un filtre passe-haut (PH).

Dans la figure 4 qui illustre ces bancs de filtre, le signal d'entrée subit un filtre passe-haut et un filtre passe-bas. Après une opération de sous-échantillonnage, le filtrage reprend sur chaque sous-bande.

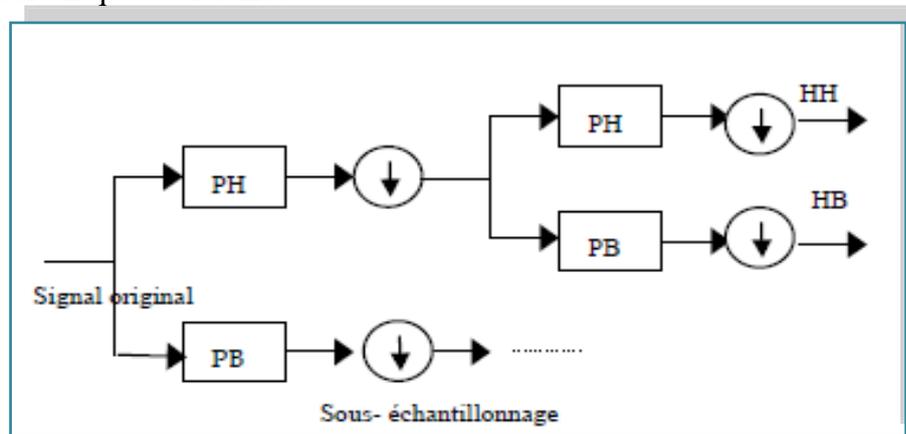


Figure 4 : Décomposition d'un signal en approximation et détails

Pour le cas d'un signal 2D, la TOD est appliquée d'abord ligne par ligne, puis colonne par colonne. Quatre images sont alors générées à chaque niveau comme le montre la figure 5 :

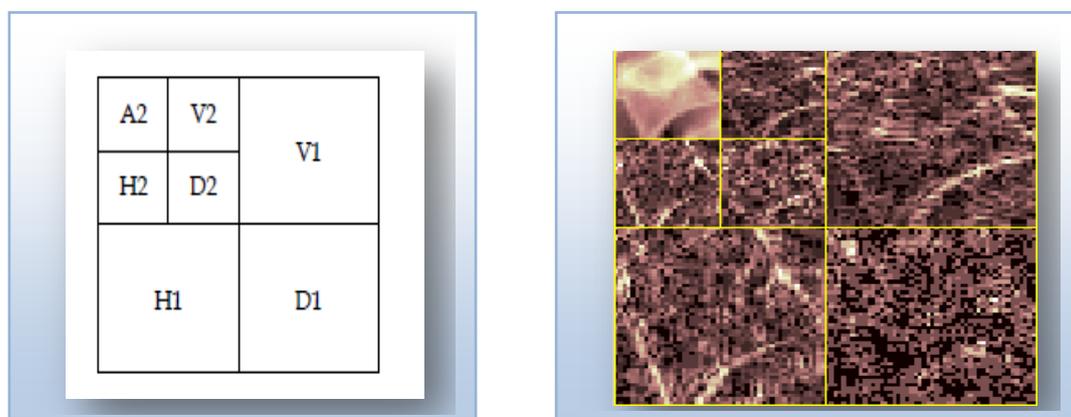


Figure 5 : Un exemple de décomposition de l'image sur deux niveaux.

II.3.1.3 Choix de l'ondelette :

Dans la littérature, nous pouvons trouver une multitude de fonctions de base d'ondelettes. Le choix de l'ondelette dépend essentiellement du type de l'application (compression, segmentation, etc.). Prenons l'exemple de la classification de textures, les conclusions des auteurs ayant utilisé différents types d'ondelettes sont souvent contradictoires. En effet, de bons résultats ont été trouvés par exemple pour des ondelettes à support étendu [20], tandis que pour ce même type d'ondelettes, les résultats obtenus n'apportent aucune amélioration significative [47].

Dans notre travail, nous avons utilisé les ondelettes de Harr. Nous ne sommes pas fixés sur la recherche de l'ondelette optimale mais notre objectif est plutôt de mettre l'accent sur les phases d'extraction et d'analyse après une transformation en ondelettes sur des images gradients.

La figure 6 présente quelques exemples d'ondelettes.

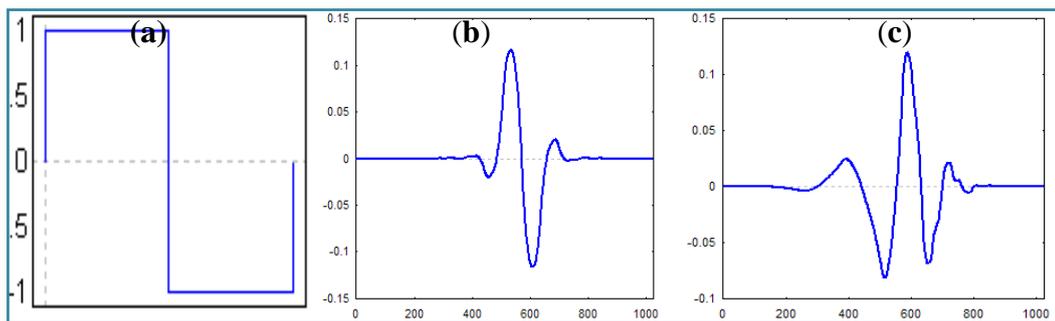


Figure 6 : Exemples classiques d'ondelettes : (a) ondelettes de Harr, (b) ondelette bi-orthogonale, (c) ondelettes de Daubechies

II.3.1.4 Ondelettes de Haar :

Le mérite revient à Alfred Haar d'avoir construit en 1909 des bases considérées aujourd'hui comme le fondement de la théorie des ondelettes (Meyer, 1994). Haar a défini une fonction $h(x)$ telle que présentée dans l'équation 3 :

$$h(x) = \begin{cases} 1 & \text{pour } 0 \leq x \leq 1/2 \\ -1 & \text{pour } 1/2 \leq x \leq 1 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (3)$$

Pour $n \geq 1$, il a construit une base orthonormée de $L^2 [0 ; 1]$ avec des fonctions définies par l'équation 4 :

$$\left\{ \begin{array}{l} h_n(x) = 2^{j/2} \cdot h(2^j x - k) \text{ Avec} \\ n = 2^j x + k, j \geq 0, 0 \leq k \leq 2^j \end{array} \right. \quad (4)$$

Dans l'équation (4), $L^2 [0 ; 1]$ est l'espace des fonctions de carré intégrable sur l'intervalle $[0 ; 1]$. Le support de $h_n(x)$ est l'intervalle dyadique défini par l'équation 5 :

$$I_n = [k2^{-j} ; (k + 1)2^{-j}] \subset [0; 1[\quad (5)$$

$h_n(x)$ peut aussi s'écrire selon l'équation (6) :

$$h_n(x) = 2^{j/2} \cdot h(2^j x - k) = \frac{1}{\sqrt{2^{-j}}} h\left(\frac{x - k2^{-j}}{2^{-j}}\right) \quad (6)$$

Par analogie avec la formule d'ondelettes définie précédemment, le facteur d'échelle de h_n est $a = 2^{-j}$ et le paramètre de dilatation est $b = k2^{-j}$.

II.3.1.5 Représentation par ondelettes proposée:

Notre représentation va s'intéresser aux petites régions locales contenant les vertèbres, en observant les différences d'intensités présentes.

La transformation par ondelettes de Harr est appliquée à chaque image, et le résultat est un ensemble de coefficients à plusieurs échelles (Levels), qui représente les différentes orientations de différence d'intensité : verticale, horizontale, et diagonale. Par conséquent nous allons avoir trois ensembles de coefficients représentant les orientations d'ondelette. (Voir figure 7).

La figure 8 montre différentes décompositions et détails d'ondelettes pour un exemple de notre base d'apprentissage.

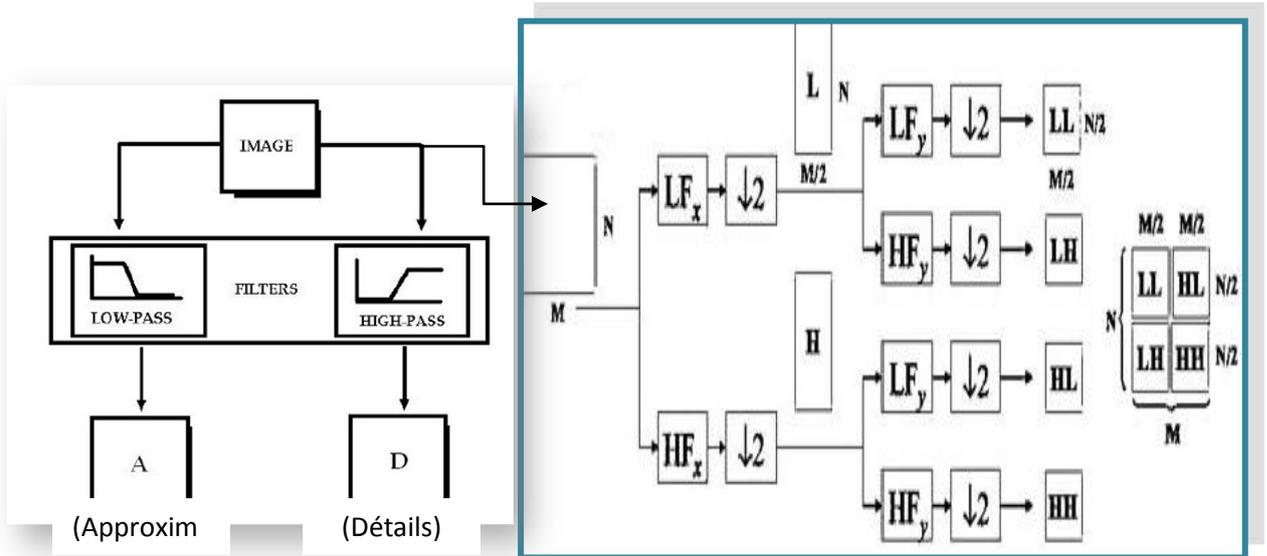


Figure 7 : Décomposition de l'image par transformée en ondelette

- LF : représente le filtre passe bas de haar $[0.71, 0.71]$.
- HF : représente le filtre passe haut de haar $[-0.71, 0.71]$.

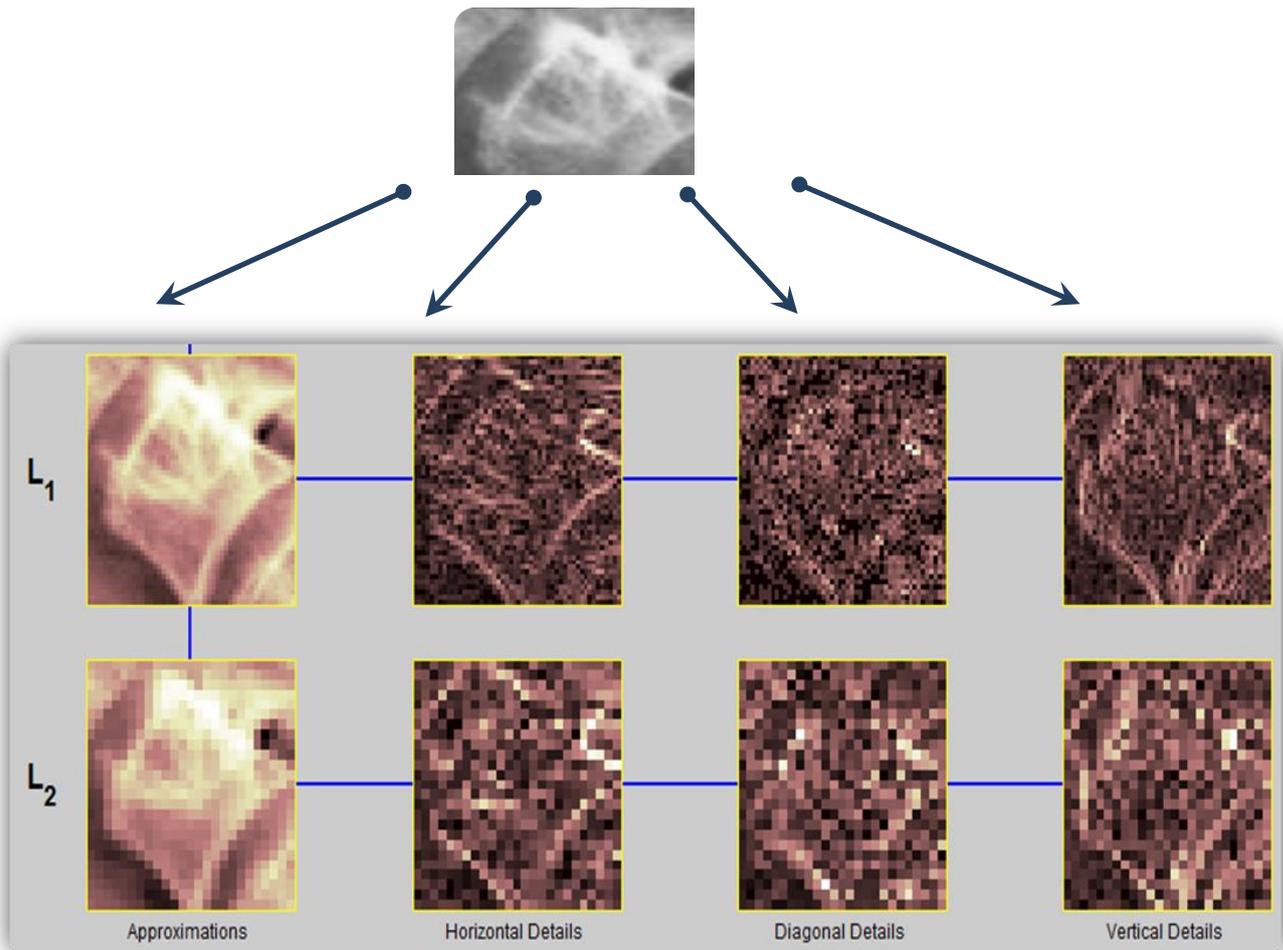


Figure 8 : Exemple d'analyse en ondelette à différents niveaux de détails aux 1^{ers} et 2^{èmes} niveaux