

# Chapitre3: Tests et résultats

*Chapitre3:  
Tests et résultats*



Dans le chapitre précédent nous avons décrit la méthodologie que nous proposons pour réaliser la détection des vertèbres à partir des images de radiographie. Cette méthode utilise une description à base des coefficients d'ondelettes et des moments combinée à une méthode de classification statistique : machines à vecteurs de supports (ou SVM).

Ce chapitre présente les résultats obtenus avec la méthode proposée et qui sont appliqués aux images radiographiques cervicales.

### III.1 Base d'images :

La base de données utilisée dans ce travail est constituée d'un ensemble de 100 images radiographique de vertèbres cervicales choisies à partir de la base NLM (National Library of Medicine).

La taille d'une image est de 1752\*1462 pixels. Ces images ont été redimensionnées à 250\*250 dans la phase de test, afin de réduire le temps d'exécution.

#### Les ressources :

Les expérimentations et les tests ont été exécutés et réalisés sur un « Intel Core i3 » possédant une mémoire de 3Giga.

#### Choix de langage MATLAB (version 7.9.0):

MATLAB : est un langage de développement informatique particulièrement dédié aux applications scientifiques « traitement du signal, imagerie, etc. », d'où le choix de ce langage qui nous permettra de traiter les images avec efficacité et rapidité.

MATLAB est doté d'un environnement simple et convivial et contient de nombreuses boîtes à outils (réseaux de neurones, bio-informatique, ondelettes, statistiques, etc.).

### III.2 Etape d'apprentissage :



L'ensemble d'apprentissage est formé de la façon suivante :

1. Pour la classe « région vertèbre » (désignée classe 1), un ensemble de 50 sous images est formé par l'extraction de fenêtres de taille 25\*25

contenant la vertèbre à partir de chaque image radiographique. Cet ensemble représente les exemples positifs.

2. Un autre ensemble est formé par l'extraction aléatoire des fenêtres de même taille dans des zones différentes dans l'image (autre que la vertèbre), pour la classe « région non vertèbre » (désignée classe2). Cet ensemble représente les exemples négatifs.



Pour chaque exemple de cette base, deux méthodes d'extraction de caractéristiques ont été appliqués :

1. Méthode d'ondelettes : qui consiste à extraire un ensemble de coefficients d'ondelettes comprenant : les détails horizontaux, verticaux, diagonaux et les coefficients d'approximation.
2. Méthode des moments géométriques.

Pour la méthode d'ondelettes les vecteurs caractéristiques (descripteurs) utilisées pour entraîner le classifieur SVM ont les dimensions suivantes :

1.  $D=13*13$  pour le premier niveau de décomposition d'ondelette.
2.  $D=7*7$  pour le deuxième niveau.
3.  $D=4*4$  pour le troisième niveau.

$D=1*7$  est la dimension du descripteur de la deuxième méthode pour les septes moments HU géométriques.



Chaque orientation de détails est entraînée et classifiée séparément en utilisant le classificateur SVM avec différents noyaux y compris le noyau linéaire, Gaussien, et polynomial de degré 04 (quadratique).

Formule noyau polynomial :

$$K(x_i - x_j) = (x_i^T x_j + 1)^p$$

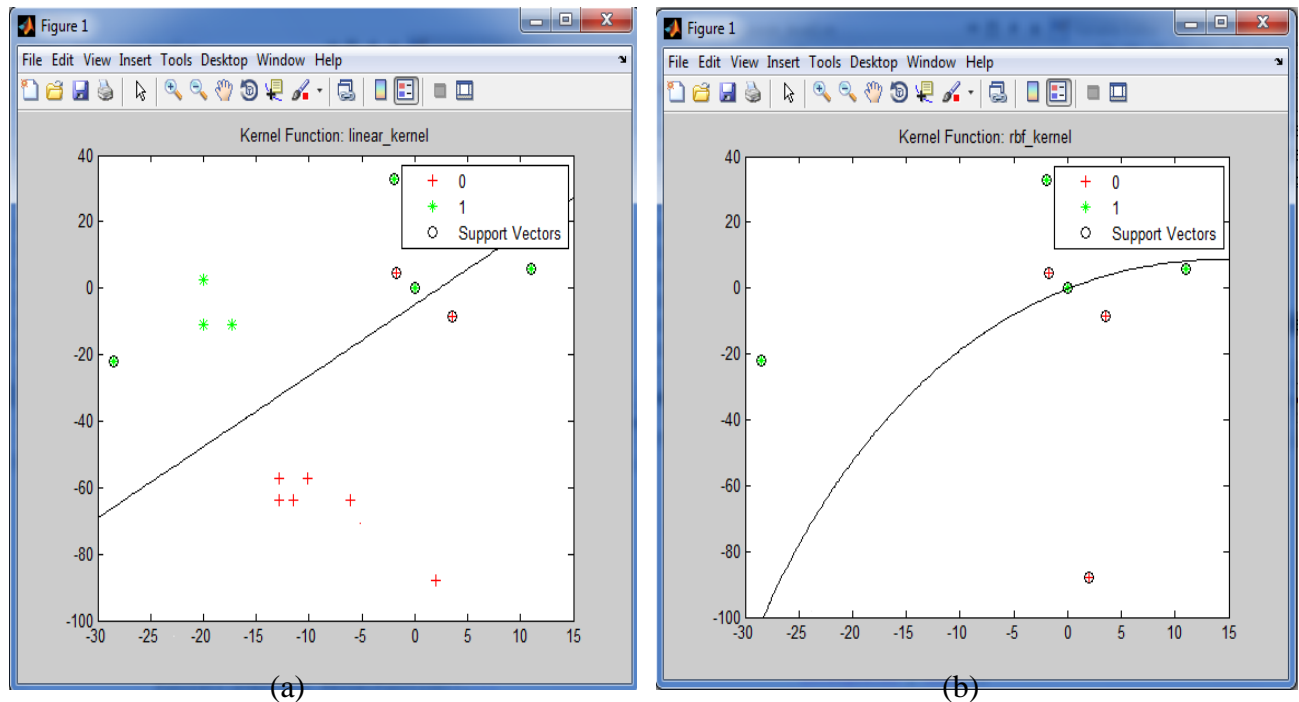
Avec  $P > 0$  : constante.

(Noyau linéaire  $p=1$ ).

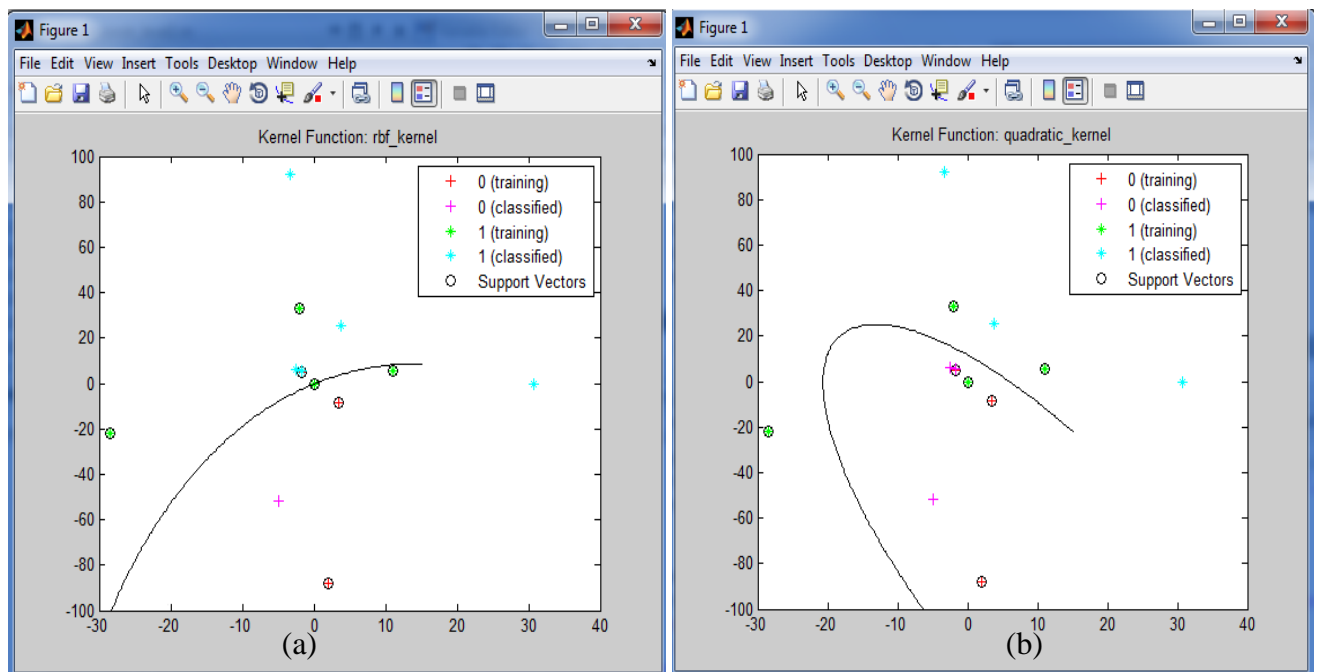
Formule noyau Gaussien (RBF) :

$$K(x, x_i) = \exp[\gamma \|x - x_i\|]$$

Les figures suivantes représentent la visualisation de quelques tests de changements de la fonction noyau SVM sur des images de validation:



**Figure14 : Application d'un noyau linéaire(a) et Gaussien(b) pour l'apprentissage.**



**Figure15 : Application d'un noyau Gaussien(a)et quadratique (b) pour la classification.**

### III.3 Etape de test et validation :

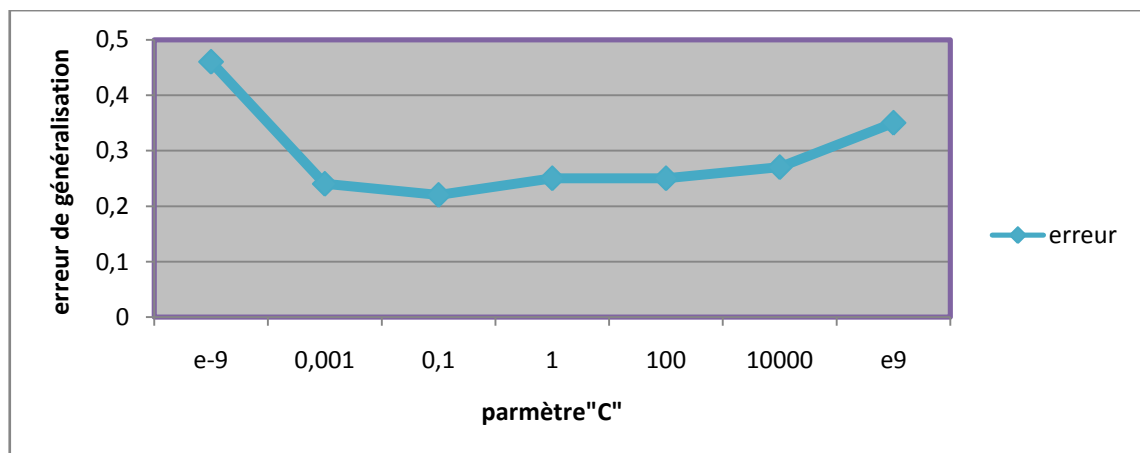
La phase d'apprentissage est la plus importante, mais la détermination des bons paramètres n'est pas toujours facile.

Dans cette étude, nous nous intéressons aux paramètres du classificateur SVM afin d'aboutir à une erreur de classification minimale.

Pour fixer le modèle SVM approprié à la détection de différentes régions vertèbres, nous étudions les performances de trois types de modèles SVM : linéaire, à fonction noyau gaussien (RBF) et à fonction de noyau polynomiale (ordre 4).

Chaque modèle est évalué en utilisant les quatre sous-ensembles de paramètres (y compris les coefficients d'approximation, les détails horizontaux, verticaux, et diagonaux) issus de la méthode d'ondelettes, et un autre ensemble de moments géométriques de HU.

Les différents paramètres qui ont été étudiés durant la phase d'apprentissage représentent : la fonction noyau avec ses paramètres (exemple : la valeur sigma pour la fonction RBF), et le paramètre de pénalisation « C » par la méthode de validation croisée citée dans le chapitre précédent. Plusieurs essais ont été effectués afin de pouvoir fixer ce paramètre de régularisation. En effet ce paramètre contrôle le compromis entre l'erreur de SVM sur les données d'apprentissage et la maximisation de la marge. La figure suivante, Figure 16, illustre cette influence du changement de ce paramètre :



**Figure 16 : Influence de paramètre « C » sur l'erreur de généralisation.**

Des coefficients de corrélation sont ensuite calculés entre la fenêtre à classifier et un modèle moyen (Template) de notre base d'apprentissage, afin d'identifier le degré de ressemblance entre le résultat et la région de vertèbre désirée.

La performance de notre classificateur est déterminée par le calcul de la sensibilité (rappel) et la spécificité (précision) de la classification de la manière suivante :

La sensibilité: est la capacité à détecter les "**vrais positifs**(VP)".

$$\text{Sensibilité} = VP / (VP + FN)$$

La spécificité (précision): est la capacité à éliminer les "**faux positifs**(FN)".

$$\text{Spécificité} = VN / (VN + FP)$$

Le taux total de classification :

$$\text{Taux total} = (VP + VN) / (VP + FP + FN + VN)$$

Dans notre cas :

- ⊕ **VP** ou *vrai positif* représente les exemples classés « région vertèbre » et qui le sont vraiment.
- ⊕ **FP** ou *faux positif* représente les exemples classés « région vertèbre » et qui sont en fait « non vertèbre ».
- ⊕ **VN** ou *vrai négatif* représente les exemples classés « non vertèbre » et qui le sont vraiment.
- ⊕ **FN** ou faux négatif représente les exemples classés « non vertèbre » et qui sont en fait « région vertèbre ».

Les résultats obtenus dans le tableau, table 01, ont été calculés en utilisant les différentes représentations possibles par les deux méthodes de caractérisation, avec une valeur de C=0.1 et un Sigma=3 pour le noyau Gaussien (RBF).

<u>Noyau</u>	<i>Lineaire</i>			<i>Quadratique</i>			<i>Gaussien(RBF)</i>		
<i>Taux</i>	Sensiv	Specif	Total	Sensitiv	Specif	Total	Sensitiv	Specif	Total
<i>Coeff..H</i>	71.1	53.8	63.7	78.8	53.8	68.1	88.4	71.7	81.3
<i>Coeff.V</i>	51.9	89.7	<b>68.1</b>	84.6	51.2	70.3	80.7	87.1	<b>83.4</b>
<i>Coeff.D</i>	44.2	43.5	43.9	76.9	35.8	59.3	86.5	48.7	70.3
<i>Coeff.Apx</i>	51.9	84.6	65.9	75	82	<b>78.0</b>	73	97.4	<b>83.5</b>
<i>Moments</i>	57.1	98	<b>78.5</b>	71.4	57.4	64.2	71.4	99	<b>85.7</b>

**Tableau 1 : Les résultats de classification.**

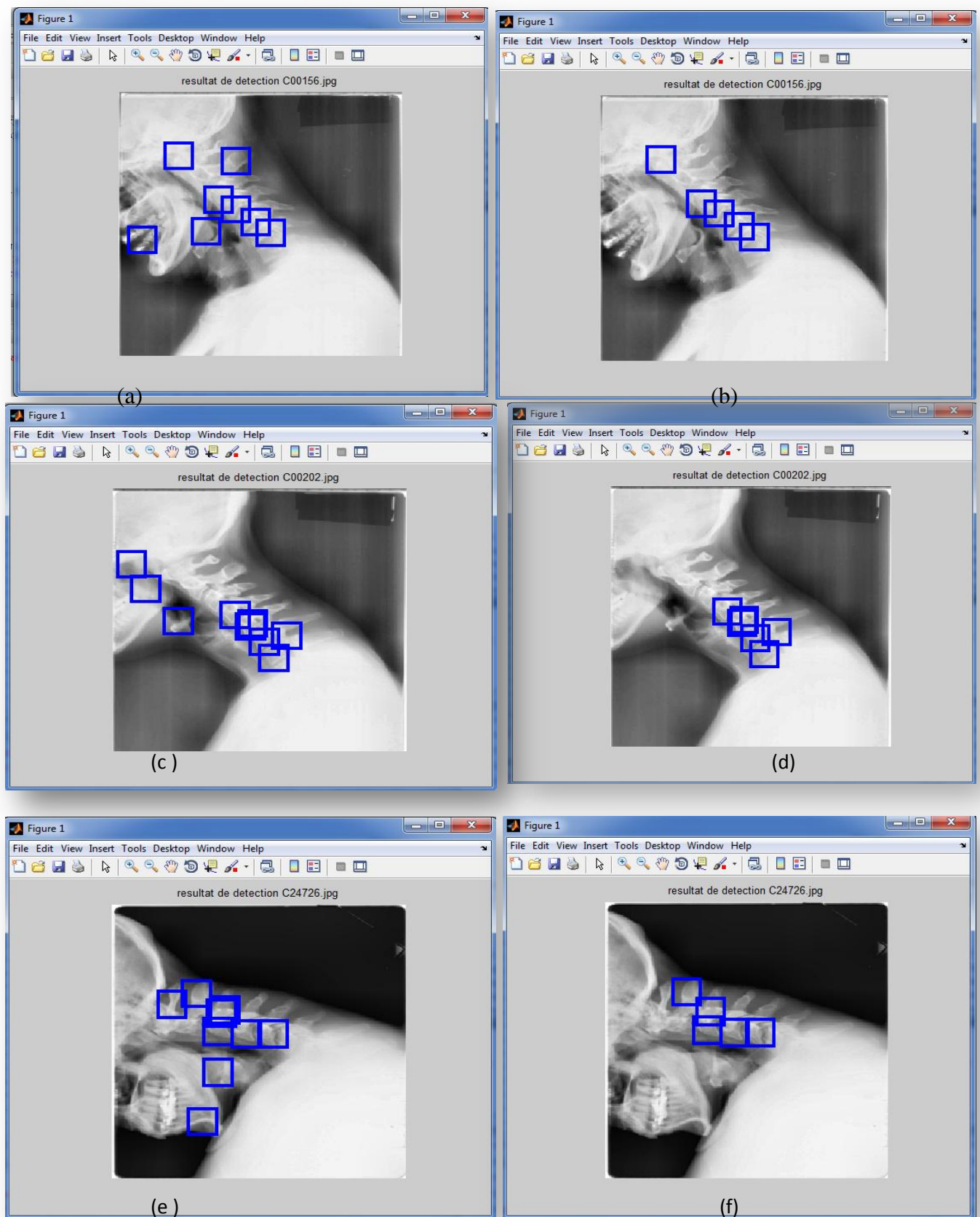
Les différents tests nous donnent de bons résultats pour la représentation des moments pour le noyau Gaussien RBF 85,7%, qui donne aussi 83.5% pour la représentation par les coefficients d'approximation et les coefficients de détails verticaux pour le premier niveau de décomposition.

Pour raffiner plus les résultats issus de la représentation par ondelettes, nous procédons de la même manière pour le deuxième et le troisième niveau de décomposition.

Les meilleurs résultats restent toujours élevés en utilisant le noyau Gaussien avec un  $\sigma=3$  et un taux de 84% et 83.2% pour la représentation par les coefficients d'approximation pour le niveau 2 et 3 respectivement.

### III.4 Etape de détection :

Dans la figure (17) nous présentons des exemples d'application de notre système de détection de vertèbres dans les images radiographiques. Les images de tests ont été redimensionnées à 250\*250 afin de réduire le temps de parcours de l'image.



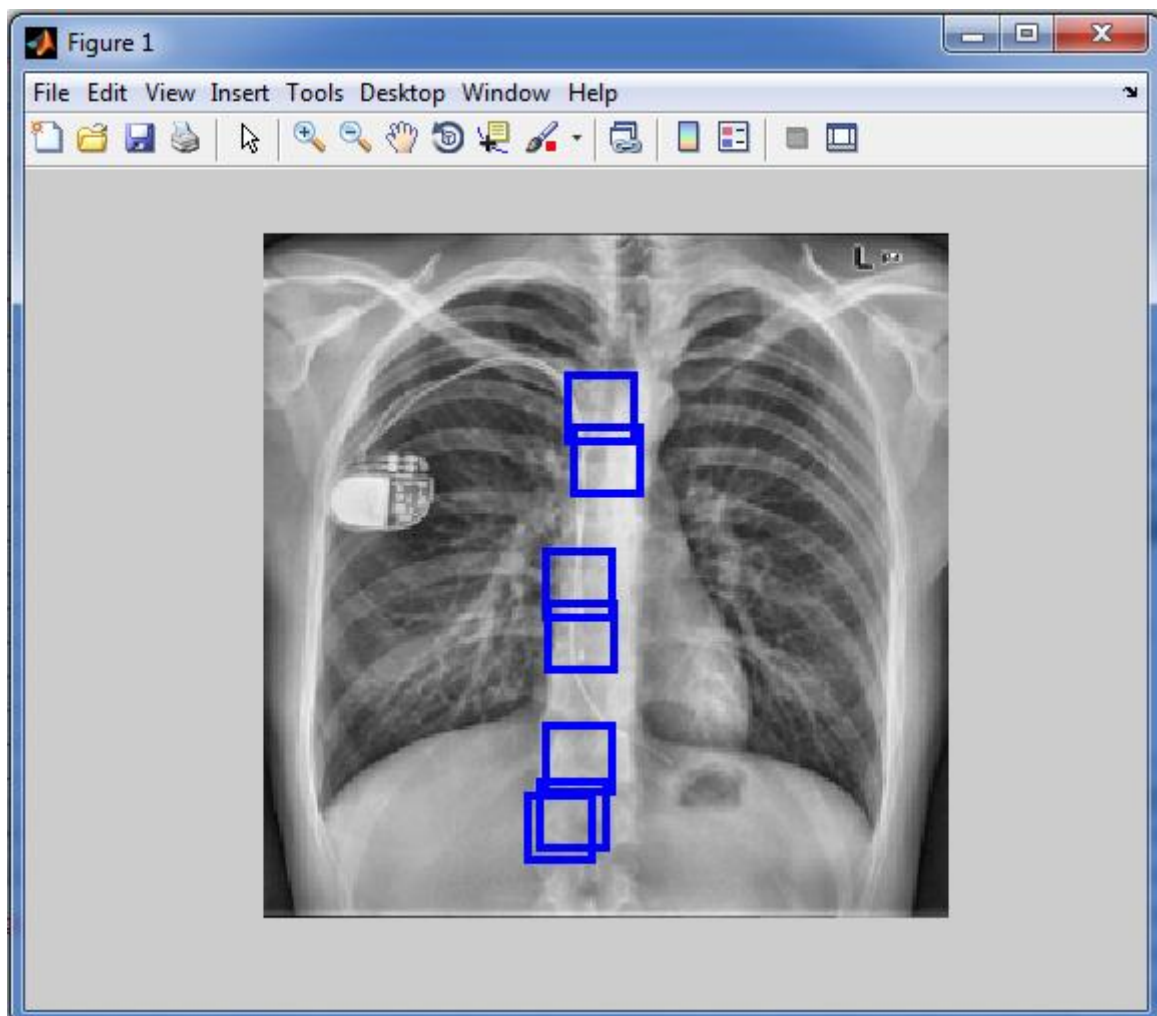
**Figure17 : Quelques résultats de détection sur des images test.(a)-(c)-(e) avant raffinement,(b)-(d)-(f) résultat de détection après raffinement par corrélation.**



Les différents tests de détection appliqués sur des nouvelles images (différentes des images de notre base d'apprentissage) montrent une capacité acceptable de notre classifieur à distinguer les différentes régions des vertèbres.

Les résultats de détection ont montrés la puissance qu'a donné la représentation par transformée d'ondelettes au classifieur SVM. La seconde représentation par les moments a donné des résultats très proches des premiers.

Un autre test a été effectué sur une image radiographique de la partie thoracique est visualisé dans la figure18 suivante :



**Figure 18 : Résultat de détection dans une image thoracique.**

### III.5 Raffinement des résultats de détection :

Les résultats de la phase de détection par SVM sont plus ou moins satisfaisants mais il reste encore des vertèbres non classés. Ce problème est réglé en utilisant la méthode d'estimation RANSAC afin d'éliminer les fausses détections du classifieur et aussi retrouver les vertèbres manquantes.

#### *1. Elimination des fausses détections :*

Une estimation du modèle est la première étape de l'algorithme pour les points valables (inliers).

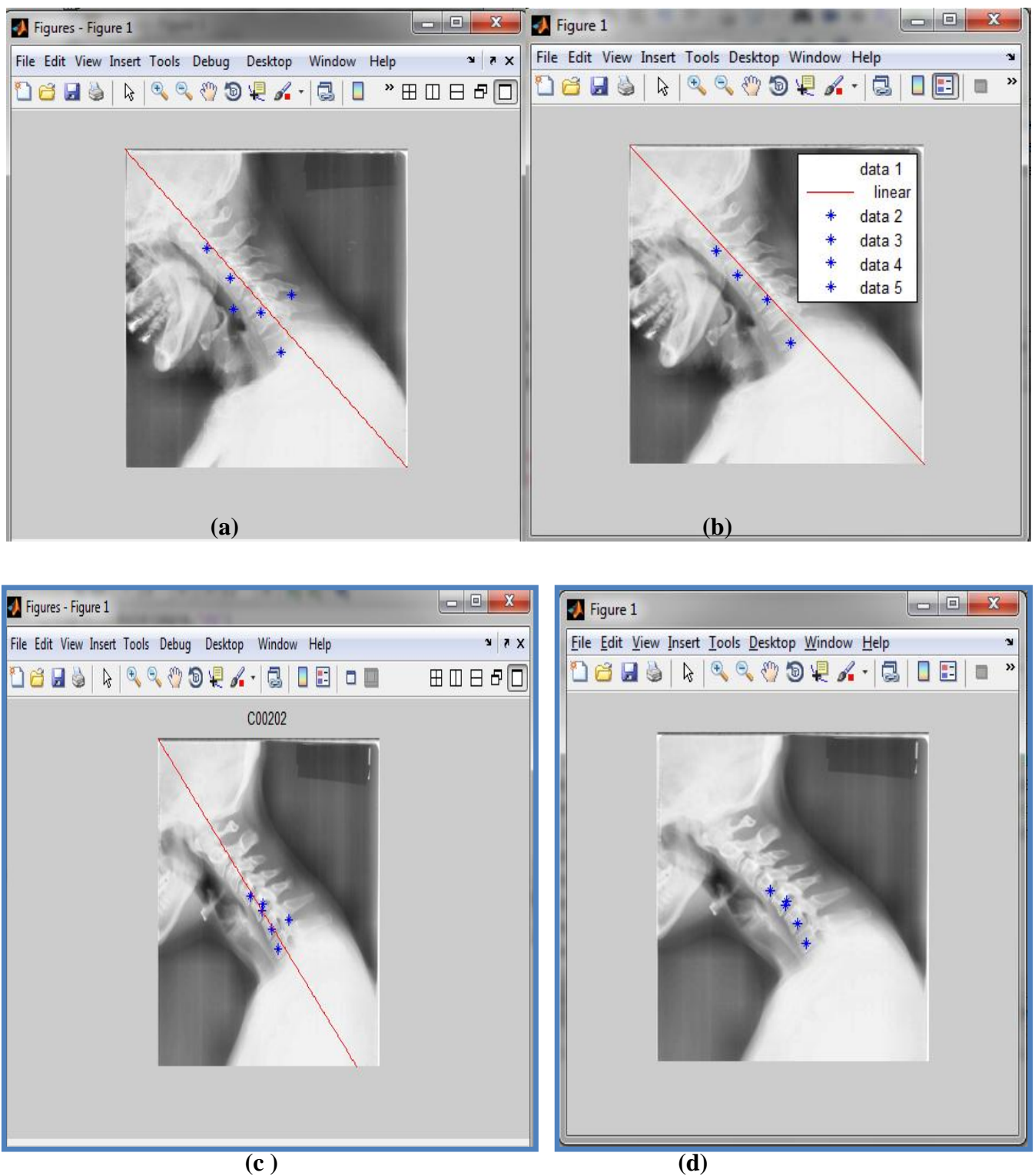
Dans ce travail l'ensemble des points  $S$  représentent les centroïdes des régions détectées par le classificateur SVM.

Le modèle choisis dans notre cas est le modèle linéaire qui nécessite un minimum de deux points. Cela revient à estimer les coefficients de la droite passant par ces deux points.

Ces paramètres sont conservés comme « modèle élu » et l'algorithme est réitéré jusqu'à trouver le modèle qui passe par le maximum de points valables.

Ces points sont ensuite comparés par rapport à leur distance au modèle et les points les plus proches sont retenus.

La figure 19 suivante présente un test de l'algorithme RANSAC pour l'élimination des points aberrants (c.à.d. qui n'appartiennent pas à la courbe ou supérieur à une valeur seuil).



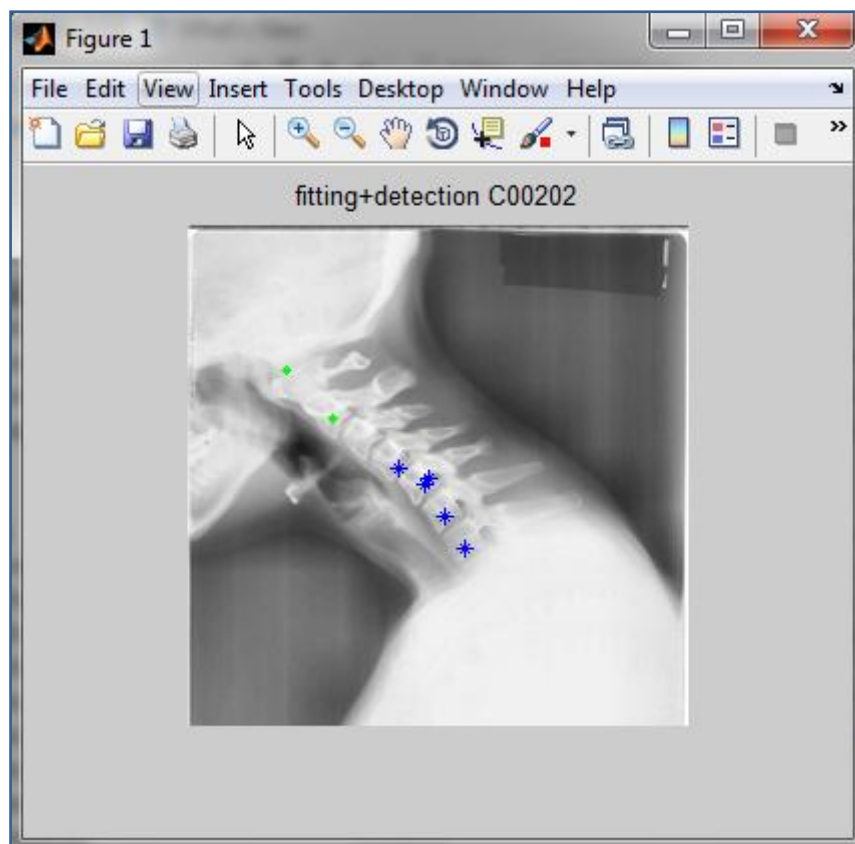
**Figure 19 : Résultat de raffinement des résultats détection par RANSAC.(a), (c) Avant élimination. (b), (d) après élimination des outliers.**

### 2. Recouvrement des vertèbres manquantes :

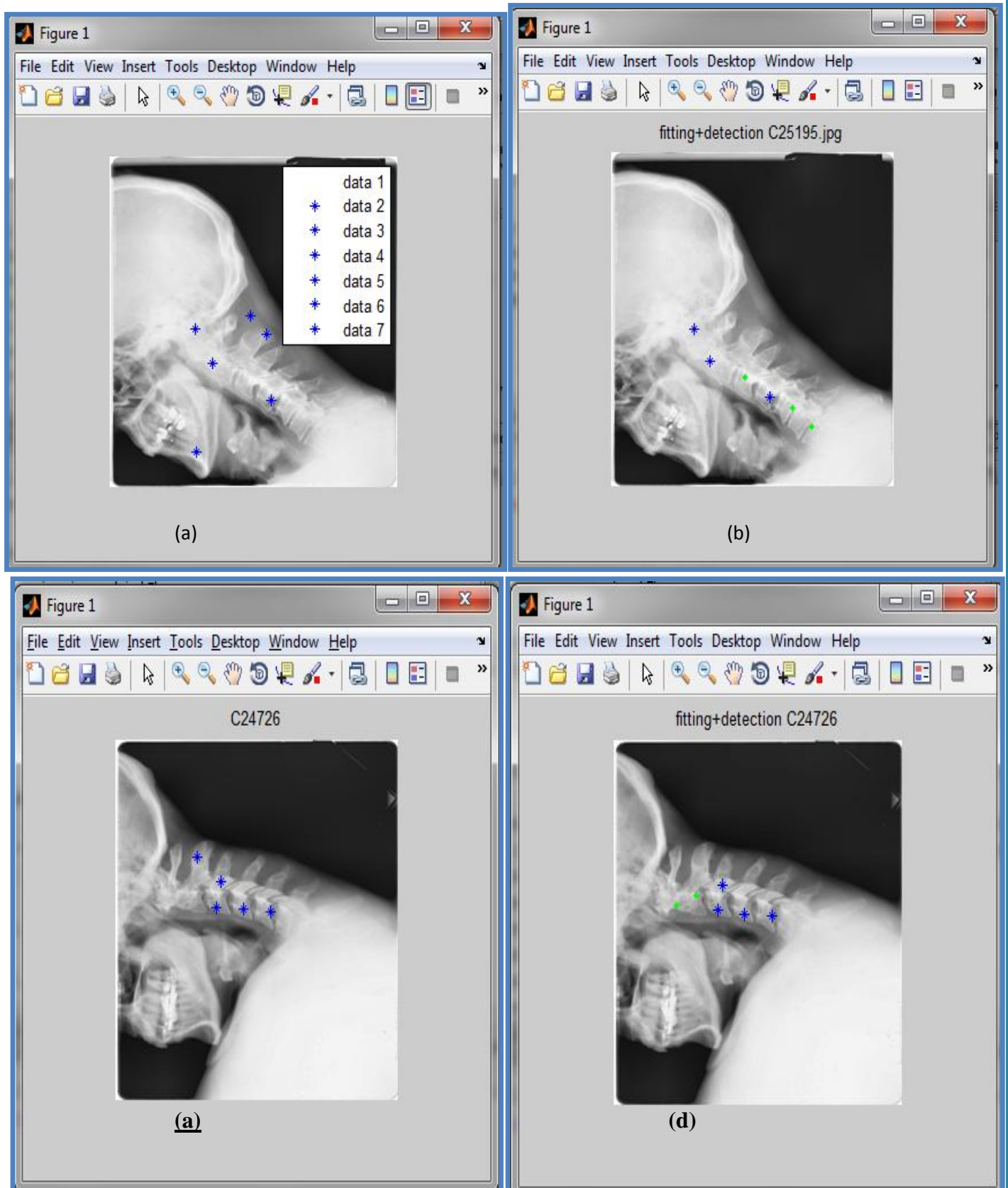
Cette étape présente en effet un deuxième balayage de notre détecteur SVM sur l'image test, mais cette fois ci le parcours doit se faire juste dans la partie de la courbe estimé par l'algorithme RANSAC. Ensuite poursuivre les mêmes étapes appliquées lors de la première passe.

Les figures 20 et 21 suivantes présentent un test de recouvrement par le détecteur SVM en utilisant la courbe estimée par RANSAC sur des images radiographiques.

Les points verts dans l'exemple représentent les nouvelles régions vertèbres détectés.



**Figure 20 : Résultat de raffinement des résultats détection par RANSAC  
de l'image test « C00202 ».**



**Figure 21 : Résultat de raffinement des résultats détection par RANSAC**

**(a) , (c) Avant élimination, (b), (d) après élimination des outliers et couvrent des vertèbres manqués.**

Les résultats de raffinement par l'algorithme d'estimation RANSAC présenté dans la figures 20 et la figure 21 (b) et (d) montrent un certain renforcement du classificateur SVM pour la détection des régions vertèbres manquées, et cela est dû à la robustesse d'estimation de l'algorithme RANSAC d'une part et à l'efficacité de la classification parla méthode SVM d'une autre part.