

# *Codeur SPIHT basé région d'intérêt, appliqué aux images IRM du cerveau*

Amina Medjadj      Sidahmed El Hannachi      Nacéra Benamrane  
Faculté des mathématiques et Informatique  
Département d'Informatique  
Université des Sciences et de la Technologie d'Oran, Mohamed Boudiaf  
Oran, ALGERIE  
sidahmed.elhannachi@univ-usto.dz      nacera.benamrane@univ-usto.dz

**Résumé**— La compression présente aujourd'hui un grand intérêt pour l'archivage et la transmission des images médicales. Bien que la compression avec perte permette une haute compression, la communauté médicale estime largement la compression sans perte pour des raisons cliniques. Dans ce contexte, ce papier présente une approche de compression adaptative destinée à appliquer les deux modes de compression : avec et sans perte. Le schéma de codage est basé sur le codeur SPIHT (Set Partitioning in Hierarchical Tree) pour la compression avec et sans perte, est proposé. Il s'agit d'une hybridation de la Transformée en Cosinus Discrète (DCT) avec le codeur SPIHT modifié pour coder sans perte la région d'intérêt ROI (Region Of Interest) tandis que l'arrière plan est compressé avec perte. Testé sur des images IRM du cerveau, l'algorithme proposé montre son efficacité et sa performance en termes de taux de compression et qualité de reconstruction en conservant le contenu de la ROI.

*Mots clés*— images médicales ; compression ; région d'intérêt ; SPIHT ; DCT

## I. INTRODUCTION

Les techniques d'imagerie médicale sont plus en plus sophistiquées, rapides et précises. Plus l'imagerie est précise, plus les données acquises sont volumineuses et complexes, il est donc indispensable de disposer d'outils performants pour la transmission et le stockage de ces énormes quantités d'information.

Dans le domaine médical, une technique de compression n'est efficace que lorsqu'elle conserve toute information pertinente et nécessaire au diagnostic.

En effet, pour un bon nombre d'images médicales, l'information clinique est concentrée dans une ou plusieurs régions de l'image. Ainsi, les techniques de compression garantissant l'intégrité des données des ROIs deviennent alors intéressantes. Les algorithmes qui effectuent une compression sans perte dans les régions intéressantes et une compression avec perte partout ailleurs, pourraient être la solution pour fournir un codage d'image efficace et précis pour le domaine

médical. Plusieurs travaux dans la littérature ont discuté l'extraction de la ROI [1][2][3].

Des schémas de codage basés région d'intérêt (ROI) ont été présentés dans [1-3]. Se basant sur l'algorithme JPEG2000; les résultats obtenus montrent que les méthodes proposées ont de bonnes performances sur la compression d'image.

Une version améliorée et efficace basée région d'intérêt (ROI) dans [4] est obtenue en modifiant la méthode de codage de ROI-EZW [5].

Le codeur SPIHT (Set Partitioning In to Hierarchical Trees) a été développé par A. Said W. A. Pearlman [6]. Il propose une amélioration de l'algorithme EZW [18].

Abu-Hajar et Sankar ont proposé une compression sans perte de l'image qui utilise un codeur SPIHT partiel et plan de bit basé sur le codeur arithmétique [9].

Les même auteurs dans [7][8] ont prévu un autre travail pour discuter sur l'intégration de compression avec et sans perte en un seul plan du codage. L'approche présentée dans [10], les images sont transformées en utilisant le filtre 5/3 pour le mode réversible et le filtre 9/7 pour le mode irréversible.

Divers travaux réalisés proposent des schémas hybrides de compression; les résultats montrent l'efficacité de combiner SPIHT avec d'autres méthodes [11][12][13][14]. D'autres travaux ont opté pour l'amélioration du codeur SPIHT présentée dans [15][16][17].

Dans ce papier nous présentons une approche basée sur l'algorithme SPIHT, pour la compression avec et sans perte, appliquée sur des images IRM du cerveau. Une méthode hybride pour la compression sans perte de la région d'intérêt ROI est proposée.

La suite de notre papier s'articule en quatre étapes. Tout d'abord, nous présentons les outils de base utilisés dans notre schéma de codage proposé. Dans un second temps, l'approche

de codage proposée est décrite. Puis troisièmement, une étude expérimentale est menée. Enfin, nous concluons dans la section 4.

## II. OUTILS UTILISEE DANS NOTRE APPROCHE

### A. Le Codeur SPIHT

Récemment, les algorithmes basés ondelette qui codent l'image améliore le taux de compression et la qualité visuel, par conséquent beaucoup de recherches proposent beaucoup de méthodes différentes pour coder les images basées ondelette. Le codeur SPIHT (Set Partitioning In to Hierarchical Trees) est un algorithme efficace pour le codage avec et sans perte de l'image.

Les étapes du SPIHT sont définies comme suit :

- Décomposition en ondelettes (9-7).
- Partition des coefficients en arbres significatifs.
- Transmission progressive par plan de bits.
- Codeur arithmétique.

Pour un coefficient (i,j) donné on définit les sous-ensembles :

$D(i,j)$ : Ensemble des coordonnées de tous les descendants du nœud (i,j) (type A d'arbre de zéros). L'ensemble de tous les descendants.

$O(i,j)$ : Ensemble des coordonnées de tous les enfants du nœud (i,j). Ses descendants directs (ses fils).

$L(i,j)$ : le reste de sa descendance (petits- enfants et leur éventuelle descendance). Tel que :  $L(i,j) = D(i,j) \setminus O(i,j)$  (type B d'arbre de zéros).

Les règles de partitions sont les suivants :

-La partition initiale est formée des ensembles  $\{(i,j)\}$  et  $D(i,j)$  pour tous les nœuds de la basse fréquence qui ont un descendant.

-Si  $D(i,j)$  est significatif alors il est découpé en  $L(i,j)$  plus 4 ensembles d'un seul élément avec  $(m,n) \in O(i,j)$ .

-Si  $L(i,j)$  est significatif alors il est partitionné en 4 sous ensembles  $D(m,n)$  avec  $m,n \in O(i,j)$ .

Dans ce codage trois listes sont maintenues :

LSP: La Liste des Coefficients Significatifs.

LIP: La Liste des Coefficients Non significatifs.

LIS : La Liste des Ensembles Non significatifs (spécifiée par les coordonnées de la racine).

Pour déterminer la signification d'un sous-ensemble E pour un seuil donné; on utilise l'opérateur de signification  $S_n$  tel que

$$S_n(E) = \begin{cases} 1 & \text{si } \max |c_{i,j}| \geq 2^n \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (1)$$

### 1. Algorithme du codeur SPIHT

#### 1. Initialisation

Sortir  $n = \log_2(\max\{c_{i,j}\})$  Mettre LSP à vide

Ajouter les  $H(i,j)$  dans LIP, ou LIS comme entrée type A.

#### 2. passe de signification

2.1 : Pour chaque entrée (i,j) de LIP faire :

2.1.1 : Sortir  $S_n(i,j)$

2.1.2 : Si  $S_n(i,j) = 1$ , mettre (i,j) dans LSP et sortir signe  $c_{i,j}$

2.2 : Pour chaque entrée de LIS faire

2.2.1 : Si l'entrée est de type A alors

Sortir  $S_n(D(i,j))$

Si  $S_n(D(i,j)) = 1$  alors

Pour chaque  $(k,l) \in O(i,j)$  faire :

Sortir  $S_n(k,l)$

Si  $S_n(k,l) = 1$ , ajouter (k,l) dans LSP et sortir signe  $c_{k,l}$

Si  $S_n(k,l) = 0$ , ajouter (k,l) à la fin de

LIP

Si  $L(i,j) \neq \emptyset$ , Déplacer (i,j) à la fin de LIS avec le type B

Aller au 2.2.2.

Si  $L(i,j) = \emptyset$ , supprimer (i,j) de LIS.

2.2.2 : Si l'entrée est de type B

Sortir  $S_n(L(i,j))$

Si  $S_n(L(i,j)) = 1$  alors

Ajouter les  $(k,l) \in O(i,j)$  à la fin de

LIS en type A.

Supprimer (i,j) de LIS.

#### 3. passe de Raffinement

Pour chaque (i,j) de LSP, sauf ceux qui viennent d'être inclus dans la dernière sorting pass, sortir le néme bit significatif des  $c_{i,j}$

4. Décrémenter n de 1. Retourner en 2.

Pour obtenir, l'algorithme de décodage, il suffit simplement de remplacer le mot Sortie par Entrée dans l'algorithme précédent. Le codeur SPIHT 2D utilise un codage par plan de bits, chaque plan de bits est composé des bits de signification  $S_n$  de tous les coefficients pour un seuil donné. Aussi, il produit directement des symboles binaires, qui sont codés à l'aide d'un codeur arithmétique afin d'améliorer les performances de codage.

## 2. Transformée en Cosinus Discrète par Bloc 8\*8 (DCT)

Le passage par la DCT a été l'idée majeure pour la compression JPEG [18]. En effet ce processus appartient à une classe d'opérations mathématiques, tout comme la transformée de Fourier. L'application de la DCT, ou d'une Transformée de Fourier fait passer l'information de l'image du domaine spatial en une représentation identique dans le domaine fréquentiel. Pourquoi ce changement de domaine est-il si intéressant ? Justement parce qu'une image classique admet une grande continuité entre les valeurs des pixels. Les hautes fréquences étant réservées à des changements rapides d'intensité du pixel, ceux-ci sont en général minimales dans une image. Ainsi on parvient à représenter l'intégralité de l'information de l'image sur très peu de coefficients, correspondant à des fréquences plutôt basses. La composante continue (valeur moyenne de l'image traitée) ayant une grande importance pour l'œil [18].

La DCT s'applique à une matrice carrée. Le résultat produit est représenté dans une matrice de même dimension. Les basses fréquences se trouvant en haut à gauche de la matrice, et les hautes fréquences en bas à droite.

La formule de calcul de la DCT sur une matrice  $N \times N$  est donnée par :

$$DCT(i, j) = \frac{1}{\sqrt{2}} C(i) C(j) \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} p(x, y) \cos \frac{(2x+1)i\pi}{2N} \cos \frac{(2y+1)j\pi}{2N} \quad (2)$$

La formule inverse est comme suit :

$$P(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2N}} \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} C(i) C(j) DCT(i, j) \cos \frac{(2x+1)i\pi}{2N} \cos \frac{(2y+1)j\pi}{2N} \quad (3)$$

Avec :

$$C(x) = \frac{1}{\sqrt{2}} \text{ if } x = 0, \quad 1 \text{ if } x > 0 \quad (4)$$

Une fois cette matrice créée, on crée la matrice  $C_t$  qui correspond à la transposée de  $C$ . Ensuite la transformée par bloc  $8 \times 8$  se réduit à deux multiplications matricielles :

$$DCT = C * \text{Pixels} * C_t \quad (5)$$

Donc le coût pour calculer la DCT sur un bloc se réduira à  $2N$  multiplications sur des entiers, et  $2N$  additions sur des entiers : cela représente un gain important par rapport à une simple double boucle sur les indices comme pourrait le laisser

suggérer la formule initiale de la DCT. On passe d'un coût de  $O(N^2)$  à un coût très intéressant de  $O(N)$  pour calculer un bloc

## III. APPROCHE PROPOSEE

Notre approche comprend trois étapes: La première étape effectuée est la classification automatique par SVM. Cette opération permet d'extraire la région d'intérêt. Après la séparation de la région d'intérêt et l'arrière plan; on utilise le codeur SPIHT pour coder avec perte l'arrière plan de l'image, ensuite, une nouvelle méthode basée sur une hybridation de deux méthodes de compression sans perte dans la région d'intérêt (ROI) est appliquée. La transformée en cosinus discrète (DCT) combinée par l'algorithme de SPIHT modifié. Ce dernier permet d'améliorer le principe du SPIHT classique.

Le but de l'approche proposée est de compresser l'image tout en conservant les informations relatives aux diagnostics, ces informations appartiennent à ce qu'on appelle une région d'intérêt dans l'image.

### A. Extraction de la région d'intérêt ROI

Identifier et extraire la région d'intérêt d'une manière correcte est une étape très importante avant de coder ou compresser les données de l'image. Les régions d'intérêt dans une image IRM du cerveau prennent généralement des formes aléatoires où une extraction automatique par une méthode de segmentation s'avère intéressante.

Dans notre approche, la séparation entre la ROI et l'arrière plan de l'image (fond) est réalisée d'une manière automatique par la méthode de classification SVM : Séparateur à Vaste Marge [20].

Les SVM sont parmi les meilleurs algorithmes d'apprentissage. Les SVM sont liés à l'idée de séparer les données avec une vaste marge. Pour cela les données sont projetées dans un espace de dimension supérieure (en utilisant des fonctions noyaux) et il reste à trouver l'hyperplan dont la distance minimale aux exemples d'apprentissage est maximale. On appelle cette distance la marge entre l'hyperplan et les exemples. Pour définir cet hyperplan, le modèle n'a besoin que des vecteurs de support qui sont les exemples les plus proches. Nous choisissons la fonction à base radiale (noyau gaussien). De même nous prenons l'implémentation Sequential Minimal Optimization (ou SMO) des SVM [21].

### B. Codage de l'arrière plan

Après la sélection de la ROI dans la première phase, une forte compression par une technique irréversible (avec perte) est utilisée pour l'arrière plan. Pour ce faire, nous avons utilisé les ondelettes bi-orthogonale de Daubechies 9/7 qui s'avèrent très bien adaptées à localiser l'énergie de l'image dans un nombre réduit de coefficients [19].

### C. Codage de ROI

Le codage de ROI se fait par un algorithme de compression hybride DCT combiné par l'encodeur SPIHT modifié pour améliorer le principe de SPIHT original afin de compresser la ROI sans perte.

Dans cette hybridation la DCT est adoptée pour effectuer la décomposition en sous bandes. Le SPIHT modifié est ensuite employé pour l'ordonnement des données et le codage entropique. Dans cette méthode les coefficients insignifiants de la DCT dans les sous bandes hautes fréquences sont utilisés pour les combinés avec le codeur SPIHT modifié c.-à-d. ce dernier est appliqué que sur les niveaux de détails 1 et 2 ; l'image approximée sera codée par l'algorithme RLE [18].

Chaque bloc de  $8 \times 8$  est découpée en 4 blocs de taille  $4 \times 4$  dans le domaine de fréquence. Les sous bandes négligées montrées par SPIHT ont une très large corrélation entre les sous-bandes de même niveau et l'algorithme proposé présente une solution pour ce problème. La corrélation existe entre LH1, LH2 également entre HL1, HL2 et HH1, HH2. Car LH1, LH2, HL1, HL2 et HH1, HH2 sont divisées en trois partitions :  $Q1 = \{LH1 \cup LH2\}$ ,  $Q2 = \{HL1 \cup HL2\}$  et  $Q3 = \{HH1 \cup HH2\}$ .

L'ensemble  $S_n$  est défini par trois ensembles  $S1$ ,  $S2$  et  $S3$ .  $S1$  est modifié par les conditions suivantes dans l'ensemble  $Q1$  :

$$S1(I, J) = 1, \text{ Si } LH1(X, Y) = 1, I = [X/4] \text{ et } J = [Y/4]$$

$$S1(I, J) = 1, \text{ Si } LH1(X, Y) = 1, I = [X/2] \text{ et } J = [Y/2]$$

$$S1(I, J) = 0, \text{ Sinon.}$$

Les mêmes étapes seront appliquées pour les ensembles  $S2$  et  $S3$ . Les sous bandes qui sont significatives seront identifiées. Si  $d(m, n) = 0$ , pas de coefficient significatif dans les feuilles de SOT rien est envoyé, sinon, il y a au moins un coefficient significatif dans les feuilles de SOT. Le codeur SPIHT modifié diffère de SPIHT original dans la transformation et la passe de signification.

#### IV. RÉSULTATS EXPERIMENTAUX

Cette section présente des résultats expérimentaux montrant l'efficacité de la méthode proposée. Nous avons testé notre algorithme sur des images médicales IRM. Nous présentons ici des tests effectués sur deux images IRM de taille  $256 \times 256$ .

##### A. Résultats d'extraction

Rappelons que notre approche a été testée sur des images IRM du cerveau contenant une tumeur qui est considérée comme région d'intérêt.

Fig1 et Fig.2 montrent les résultats d'extraction de la ROI. On peut dire que le système de segmentation détecte bien la zone d'intérêt, on parvient donc à séparer entre les deux parties de l'image (ROI et Arrière plan), ce qui rend possible d'appliquer une compression sans altérer les informations diagnostiques contenues dans cette partie

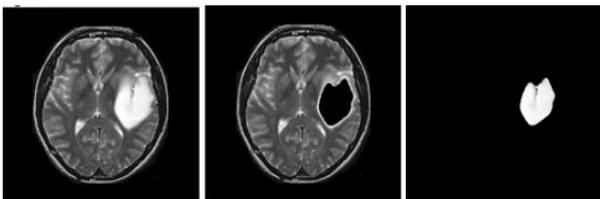


Figure 1. Image originale1, L'arrière plan de l'image 1, ROI de l'image 1

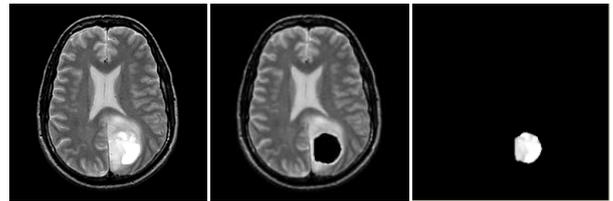


Figure 2. Image originale 2, L'arrière plan de l'image 2, ROI de l'image 2.

##### B. Résultats de la compression

Fig.3 et Fig.4 présentent les résultats de compression obtenus. Ces résultats montrent clairement que les images reconstruites respectent la contrainte du codage sans perte au niveau de la région d'intérêt. L'image de différence (figure 3.c, figure 4.c) entre l'image originale et celle reconstruite montre bien la dissimilitude nulle au niveau de la ROI. Une apparence approuvée est maintenue au niveau de la partie restante.

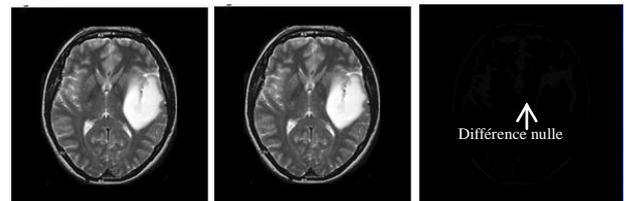


Figure 3. Image originale, Image reconstruite, Image différence.

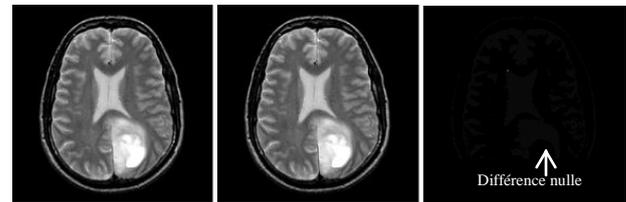


Figure 4. Image originale, Image reconstruite, Image différence.

La table 1 présente les résultats obtenus en termes de PSNR et taux de compression (TC) pour les deux images IRM. En comparant les résultats avec ceux de la table 2 où une simple compression à été appliquée (sans région d'intérêt), on peut remarquer que lors du codage avec région d'intérêt, une augmentation en valeur de PSNR au détriment d'une très légère baisse en taux de compression (entre 3 et 4%) due au codage sans perte appliqué sur la région d'intérêt ROI afin d'atteindre le but de préserver les informations contenues dans cette partie. Cela revient essentiellement à l'efficacité de l'algorithme SPIHT qui permet d'appliquer un codage dans les deux modes avec et sans perte, avec de forts taux de compression tout en ayant des reconstructions de qualités très acceptables, permettant de garantir la fidélité de l'information médicale qui présente un point capital pour un diagnostic.

TABLE I. RESULTATS DE COMPRESSION AVEC REGION D'INTERET

Images	TC (%)	PSNR (dB)
Image1	57.8	44.04
Image2	53.7	42.30

TABLE II. RESULTATS DE COMPRESSION SANS REGION D'INTERET

Images	TC (%)	PSNR (dB)
Image1	60.7	39.14
Image2	56	38.54

## V. CONCLUSION

Dans ce papier, nous avons proposé une méthode de compression d'images IRM du cerveau, basée région d'intérêt.

Deux types de compression sont utilisés dans une même image. L'image est d'abord partitionnée en deux parties : la partie ROI a été compressée sans perte et l'arrière plan est compressé avec perte.

Adaptée à une compression dans le domaine médical l'approche proposée donne des résultats très encourageants tout en conservant les détails relatifs aux diagnostics.

## RÉFÉRENCES

- [1] R.Sindhu, Intelligent compression of Medical Images with Texture information, EASWARI ENGINEERING College, Anna university Chennai, India, IEE Vol. 2, pp. 734-737, May 2010.
- [2] H. Guang, X. Ming, and Y. Shengzhi, "Detecting Automatically and Compression Algorithm for Infrared Image based on Region of Interest," International Forum on Computer Science- Technology and Applications, IEEE computer society, 2009.
- [3] L. Zhengguang, C. Zhi, and X. Ping, "ROI Auto-Detecting and Coding Method for MRI Images Transmission," Complex Medical Engineering, CME. ICME International Conference on, IEEE 2009.
- [4] D. V. Babu, N. R. Alamelu, and P. Subramanian, "Energy Efficient Wavelet Based Medical Image Compression Using Modified ROI EZW," Proceedings of the Int. Conf. On Information Science and Applications ICISA 2010, Chennai, India, 6 February 2010.
- [5] D. V. BABU, N. R. Alamelu, "Wavelet Based Medical Image Compression Using ROI EZW," International Journal of Recent Trends in Engineering, Vol. 1, No. 3, Chennai, India, May 2009.
- [6] A. Said and W. A. Pearlman, "A New Fast, and Efficient Image Codec Based on Set Partitioning in Hierarchical Trees," IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, Vol. 6, No. 3, pp. 243-250, June 1996.
- [7] A. Abu-Hajar, "Wavelet-Based Region of Interest Coding for Medical Imaging," Ph.D. Dissertation, Univ. of South Florida, Tampa, November 2002.
- [8] A. Abu-Hajar, and R. Sankar, "Wavelet based lossless image compression using partial SPIHT and bit plane based arithmetic coder," ICASSP 2002, 4: 3497-3500.
- [9] A. Abu-Hajar, and R. Sankar, "Wavelet based lossless image compression using partial SPIHT and bit plane based arithmetic coder," ICASSP 2002, 4: 3497-3500.
- [10] Z. Liu, J. Hua, Z. Xiong, and O. Wu, "Lossy-to-lossless ROI coding of chromosome images using modified SPIHT and EBCOT," IEEE Int Symposium on Biomedical Imaging 2002, 317-320.
- [11] S. Tze-Yun, and H. Hsi-Chin, "A Hybrid Image Coder Based on SPIHT Algorithm with Embedded Block Coding," IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences, Vol. 90, No. 12, pp. 2979-2984, December 2007.
- [12] M. Raad, A. Mertins, and I. Burnett, "Audio Compression using the MLT and SPIHT," proceedings of DSPCS'02, pp. 128-132, 2002.
- [13] T. Lin-Lin, and L. Zhe-Ming, "An Efficient MDC Framework Based on DCT and SPIHT," Information Technology Journal, 8: 1071-1075, China 2009.
- [14] S. Yang, R. Wu, M. Wang, and L. Jiao, "Evolutionary clustering based vector quantization and SPIHT coding for image compression," Pattern Recognition Letters, pp.1773- 1780, 2010.
- [15] ] R. V. Reddy, T. S. Reddy and D. G. Sharma, "Efficient Coding of Image Subbands using Blockbased Modified SPIHT," International Journal of Recent Trends in Engineering, (IJRTE) ISSN 1797-9617, Vol. 2, No. 5, November 2009.
- [16] T. Brahim, A. Melit, and F. Khelifi, "An improved SPIHT algorithm for lossless image coding," Digital Signal Processing, pp.220- 228, 2009.
- [17] A. M. Hamzah, C. N. Mahender, "SAR Image Compression using SPIHT Algorithm," International Journal of Computer Applications (0975 – 8887), Vol. 22– No.8, May 2011.
- [18] A. Medjadj, and N. Belhadj, "Compression des images fixes en sous bandes par la transformée en cosinus discrète et quantification vectorielle du réseau de Kohonen," Mémoire pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en informatique, USTO-MB, 2008- 2009.
- [19] I. Daubechies, "Orthogonal bases of compactly supported wavelets," Communications Pure and Applied Mathematics, Vol. 41, pp.909-996, 1988.
- [20] V.Vapnik, "The nature of statistical learning theory," Springer Verlag, new York, 1995.
- [21] PLATT J., "Fast training of support vector machines using sequential minimal optimization," SCHOLKOPF B., BURGESS C., SMOLA A., Eds., Advanced in Kernel Methods - Support Vector Learning, MIT Press, 1999, p. 185-208