

Indexation d'images médicales basée sur les informations spectrale et spatiale extraites de JPEG-2000

J. R. Ordóñez^{1,2}, G. Cazuguel^{1,2}, J. Puentes^{1,2}, B. Solaiman^{1,2}, C. Roux^{1,2}

¹ LATIM ERM 0102 - INSERM, Bat 2 bis, CHU Morvan, BREST, France.

² Département I.T.I., ENST de Bretagne, B.P. 832, 29285 BREST Cedex (France).

{jr.ordonez, guy.cazuguel, john.puentes}@enst-bretagne.fr

Résumé

Nous nous intéressons au problème de la recherche d'images médicales par leur contenu, en travaillant directement dans le domaine compressé, avec la norme de compression JPEG-2000. Nous caractérisons chaque image par une représentation (signature) basée sur des paramètres de bas niveau de leur contenu numérique. La signature de chaque image dans la base est déterminée, et la recherche s'effectue en calculant, au sens d'une métrique donnée, la distance entre les signatures dans la base et la signature de l'image requête. Ce calcul nous fournit les images réponses, en dehors de toute signification sémantique.

Nous proposons une signature composée de deux parties : une composante spectrale et une composante spectro-spatiale. La composante spectrale est un histogramme bidimensionnel des bits significatifs des coefficients des ondelettes. La composante spectro-spatiale correspond aux moments spatiaux de premier et deuxième ordre associés à chaque plan de bits significatifs. La méthode est appliquée à une base d'images de tumeurs du cerveau. Les résultats sont comparés à deux autres méthodes d'indexation et compression conjointe basées sur la DCT (JPEG)[7] et les ondelettes (JPEG-2000)[4].

Mots clefs

Indexation d'images, recherche d'images par le contenu, JPEG-2000, ondelettes.

1 Introduction

L'essor des dispositifs d'acquisition (caméras numériques, scanner, IRM), des capacités de stockage (mémoire de masse), des systèmes de transmission et de diffusion (réseaux Internet, réseaux spécialisés à haut débit) a favorisé la création et le développement de bases d'images volumineuses et de natures très diverses, avec de nombreuses questions à résoudre au niveau de l'archivage, de l'exploitation et de la consultation de ces bases d'images. Deux problèmes majeurs se posent pour les techniques traditionnelles d'indexation de ces bases

(essentiellement sous forme de mots clés donnés par un expert). Le premier concerne la quantité de travail nécessaire au processus d'annotation textuel. Le second est lié à la richesse du contenu sémantique des images et à la subjectivité de la description. Pour éviter cet effet de biais dans l'indexation des images, nous nous intéressons à l'approche "recherche d'images par le contenu" ("Content-Based Image Retrieval"). Il s'agit d'extraire un ensemble de paramètres caractéristiques des images pour constituer des signatures d'images qui serviront d'index pour la recherche, dans une base, des images "semblables" à l'image requête. Ces paramètres peuvent être de bas niveau (mesures, histogrammes, etc..), ou de haut niveau, de type sémantique. Dans ce travail, nous nous intéressons aux paramètres de bas niveau. Il n'y a pas prise en compte de la dimension sémantique. Pour tenir compte du fait que les images, même médicales, sont de plus en plus souvent manipulées sous forme compressée, pour l'archivage et la transmission, nous avons exploré des méthodes permettant de travailler directement dans le domaine compressé. L'idée sous-jacente est que l'information pertinente est présente dans les images compressées, les méthodes de compression étant capables de restituer des images parfaitement exploitables par les médecins. Ce choix permet d'éviter les opérations de décompression pour créer les signatures. Parmi les méthodes de compression, les méthodes basées sur les ondelettes ont pris une grande importance (grande capacité de concentration d'énergie, description multi-résolution). Aussi, plusieurs méthodes d'indexation dans le domaine des transformées en ondelettes discrètes (DWT) ont-elles été proposées récemment [1]. La DWT est le noyau de la norme JPEG2000, qui devrait être utilisée intensivement dans les futures applications. Pour cette raison, nous avons étudié des signatures extraites des images comprimées suivant la norme JPEG-2000.

2 JPEG-2000

JPEG-2000 est une nouvelle norme pour la compression d'images fixes développée par l'ISO [2]. L'objectif est de fournir une méthode à fort taux de compression, avec une optimisation de la distorsion et une qualité subjective de

l'image supérieure à celle obtenue par les méthodes existantes (par exemple JPEG-DCT). Les modules fondamentaux d'un encodeur typique JPEG-2000 incluent le prétraitement, la DWT, la quantification, le codage arithmétique, et l'organisation du flux binaire (*bit-stream*) (pour plus de détail voir [3]). Le codage entropique dans l'encodeur JPEG-2000 utilise un algorithme de "modélisation de bits" : les coefficients des ondelettes sont d'abord quantifiés sous forme de mots de 14 bits, et regroupés en plans de bits (*bit-planes*) (voir figure 1). Le codage considère d'abord le plan de bits le plus significatif. L'algorithme de "modélisation de bits" s'appuie sur une représentation hiérarchique des plans de bits, des bits les plus significatifs aux bits les moins significatifs des coefficients des ondelettes. Par conséquent, le flux binaire formé, avec la hiérarchie inhérente, peut être enregistré ou transféré à un débit binaire donné sans détruire l'intégrité du contenu de l'image [3].

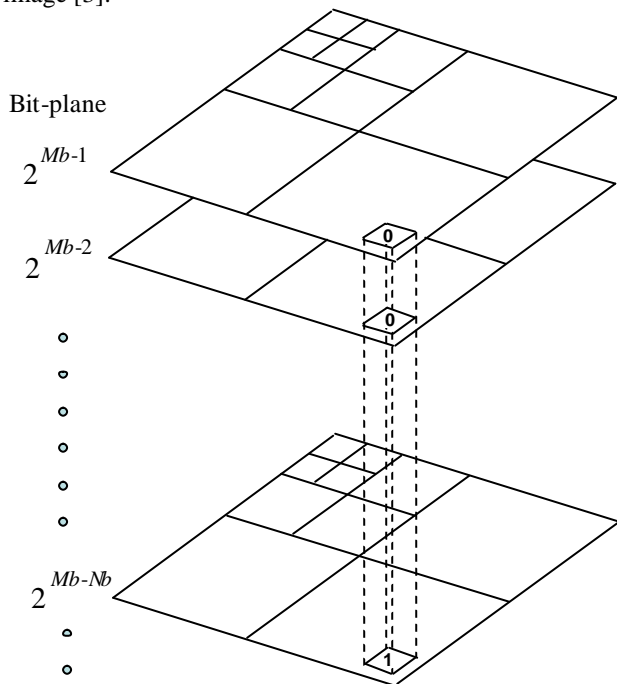


Figure 1 – Bit-planes formés à partir des coefficients des ondelettes quantifiés.

3 Les signatures proposées

Nous partons du travail de Liu et al [4], qui utilisent le principe de codage de JPEG-2000, pour générer une signature. Ils proposent comme signature (spectrale) un histogramme bidimensionnel de "bits significatifs" pour chaque résolution. Le bit significatif correspond au premier bit à 1 dans la représentation hiérarchique des plans de bits des coefficients d'ondelettes. Par exemple dans la fig. 2, le bit le plus significatif se trouve dans le *bit-plane* 2^{Mb-Nb} . Les bits moins significatifs d'un coefficient ne sont pas pris en compte pour les calculs

dans les plans correspondants. Le problème de cette signature est qu'elle ne prend pas en compte l'information spatiale dans l'image. Pour cette raison, nous proposons deux variantes : la première consiste à calculer le nombre de bits significatifs dans chaque résolution et chaque direction données par la transformation en ondelettes. La deuxième proposition, et la plus importante, consiste à calculer les centres de gravité et les moments d'inertie associés à chaque plan de bits, en ne tenant compte pour un coefficient que du bit significatif. Pour la recherche des images, la signature de l'image requête Q est comparée à la signature des images dans la base ; la norme L1 a été utilisée comme mesure de similitude :

$$d(Q, C) = \sum_{l=1}^L \sum_{s=1}^S I_1 |b_{l,s}^Q - b_{l,s}^C| + I_2 |g_{i,j}^Q - g_{i,j}^C| + I_3 |m_{i,j}^Q - m_{i,j}^C| \quad (1)$$

Les $b_{l,s}$ sont le nombre de bits significatifs dans le plan l , à la résolution s , au sens défini ci-dessus, les $g_{l,s}$ sont les centres de gravité et les $m_{l,s}$ sont les moments d'inertie ; les paramètres I_k permettent d'ajuster la signature aux caractéristiques des images étudiées (I_2 et I_3 plus importants pour des images présentant des contours que pour des images très texturées).

4 Évaluation de l'efficacité

Pour juger de la qualité du résultat de la requête sur un ensemble d'images, nous utilisons un indice d'efficacité de "retrouvaille" h_r (Retrieval Efficiency) [5]. Pour ce faire, nous identifions dans une base de K images, les images similaires visuellement. Soit N_q le nombre d'images similaires à l'image i . Pour une image q , nous cherchons les $(N_q + t)$ images les plus proches. Soit n_q le nombre d'images correctes dans ces images. L'indice d'efficacité est alors défini par :

$$h_r = \frac{\sum_{q=1}^K n_q}{\sum_{q=1}^K N_q} \quad (2)$$

L'équation (2) donne l'efficacité moyenne de "retrouvaille" pour toute la base de données, c.-à-d. le pourcentage global de bonnes réponses.

5 Résultats

Notre méthode d'indexation et compression conjointe a été testée sur un sous-ensemble de la base de données d'images de tumeur du cerveau de *Harvard Medical School* [6]. Ce sous-ensemble se compose de 100 images classifiées dans dix classes de 10 images chacune. Ces images ont une taille de 256x256 pixels et 256 niveaux de gris. La tolérance utilisée dans l'évaluation de l'efficacité

de recherche (2) correspond au cas le plus critique, c.-à-d., $\tau = 0$. Pour comparer les résultats, nous avons également implémenté la méthode proposée par M. Shneier et al [7], basée sur la relation mutuelle entre les coefficients DCT de couples de régions dans l'image requête et l'image cible. Les meilleurs résultats que nous trouvons avec cette méthode correspondent à une efficacité de "retrouvaille" de 64.8% (en utilisant 16 paires de fenêtres et tous les 64 coefficients DCT).

La figure 2 illustre l'efficacité de retrouvaille : la première barre correspond à l'efficacité en utilisant seulement l'histogramme de bits significatifs (HBS, signature proposée par Liu et al [4]), la deuxième et la troisième barre en utilisant les centres de gravité et les moments d'inertie respectivement (CG, MI), la dernière barre correspond à la signature en utilisant conjointement l'information spectrale et spectro-spatiale avec $\lambda_k = 1/3$. Cette signature nous donne les meilleurs résultats avec une efficacité de retrouvaille de 82.7% (de 18% supérieure à Shneier, de 11% à Liu). La figure 3 montre quelques résultats de "retrouvaille". Les graphiques représentent la distance entre l'image requête et chaque image de la base de données, les images semblables sont affichées de gauche à droite, par ligne.

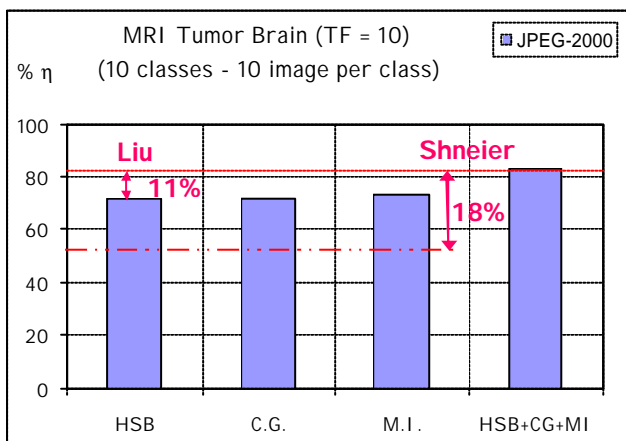


Figure 2 – Indice d'efficacité.

Les figures 4 et 5 présentent des résultats basés sur les graphiques « rappel/précision », qui montrent bien le gain en efficacité de retrouvaille, les courbes étant plus éloignées des axes sur la figure 5.

6 Conclusion

Nous avons proposé une méthode d'indexation d'images qui exploite la norme de compression JPEG-2000, en extrayant de l'information spectrale des coefficients d'ondelettes pour créer les signatures. L'ajout d'information spectro-spatiale aux signatures via les centres de gravité et les moments d'inertie, améliore de manière significative les résultats par rapport aux méthodes travaillant également dans le domaine

comprimé. Nous avons utilisé une approche assez similaire pour la compression JPEG-DCT, avec des résultats voisins [8]. Ce qui montre l'intérêt d'introduire ces paramètres spatiaux.

La méthode développée améliore les résultats, sans pour autant augmenter le délai de réponse à une requête (~0.40 sec. dans un Pentium III – 450 mégahertz). Nous retrouvons le même comportement de la méthode dans d'autres bases de données médicales (écho-endoscopies et angiographies rétinienne). Par rapport à d'autres techniques d'indexation et compression conjointe comme les méthodes basées sur la Quantification Vectorielle-Quadtree [9], nous observons une réduction de complexité en raison de la taille plus petite de la signature (deux fois moins de paramètres). Nous allons poursuivre le travail en approfondissant cette comparaison sur des lots d'images plus importants, et en étudiant les possibilités de coupler ces informations, d'une part entre elles, d'autre part avec d'autres caractéristiques, utilisant des connaissances a priori sur l'origine des images médicales étudiées. L'utilisation de méthodes hybrides et /ou basées sur les transformations fractales sera aussi envisagée.

Références

- [1] M. K. Mandal, F. Idris, et S. Panchanathan. A critical evaluation of image and video indexing techniques in the compressed domain. *Image and Vision Computing Journal*. 17(7):513-529, May 1999.
- [2] ISO/IEC FCD15444-1, "JPEG 2000 Image Coding System".
- [3] M. Rabbani et R. Joshi. An overview of the JPEG 2000 still image compression standard. *Signal Processing: Image Communication*. 17 : 3-48, 2002.
- [4] C. Liu et M. Mandal. Image Indexing in the JPEG2000 Framework. Dans *Proc. of the SPIE, Vol. 4210*. Pages 272-280, Boston – USA, 5-8 Nov. 2000.
- [5] B. M. Methre, M. Kankanhalli, A. D. Narasimhalu et G. C. Man. Color matching for image retrieval. *Pattern Recognition Letters*, 16: 325-331, 1995.
- [6] <http://splweb.bwh.harvard.edu:8000/pages/ppl/warfield/tumorbase/>
- [7] M. Shneier et M. Abdel-Mottaleb. Exploring the JPEG compression scheme for image retrieval. *IEEE Trans. on Pattern Analysis & Mach. Intelligence.*, 18(8) : 849-853, Août 1996
- [8] J. R. Ordóñez, G. Cazuguel, J. Puentes, D. Poulouin, B. Solaiman et C. Roux. Joint spatial-spectral indexing of medical images exploiting the JPEG-DCT compression scheme. Dans *Proceedings of the IEEE: Second joint EMBS-BMES Conference*. Houston, Texas – USA, 23-26 Octobre 2002.
- [9] J. R. Ordóñez, G. Cazuguel, J.M. Cauvin, B. Solaiman et C. Roux. Indexation d'images médicales par leur contenu : caractérisation utilisant la quantification vectorielle. *Actes de la conférence CORESA '01*, Dijon – France, 12-13 Novembre 2001.

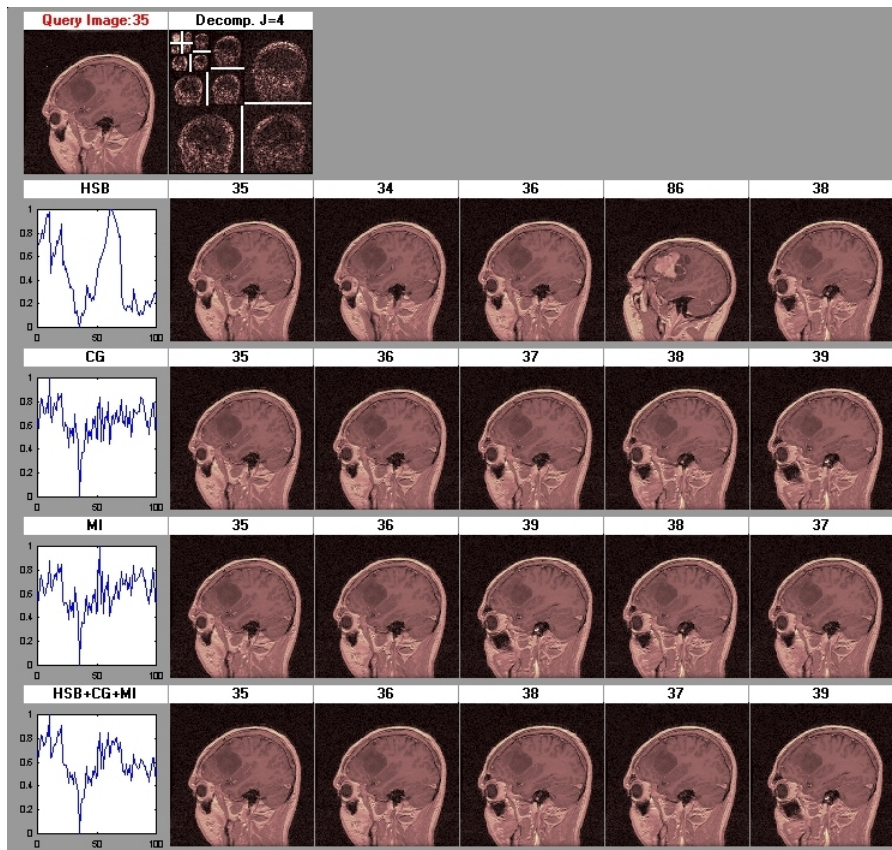


Figure 3 – Résultats de l'interrogation pour la base de données des tumeurs du cerveau (une ligne par signature).

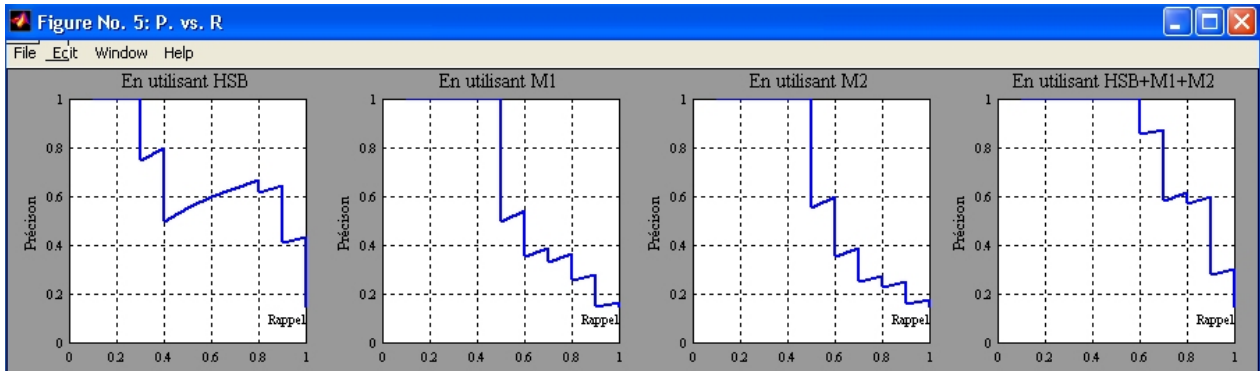


Figure 4 – Graphique « Précision vs. Rappel » en utilisant notre algorithme basé sur JPEG 2000.

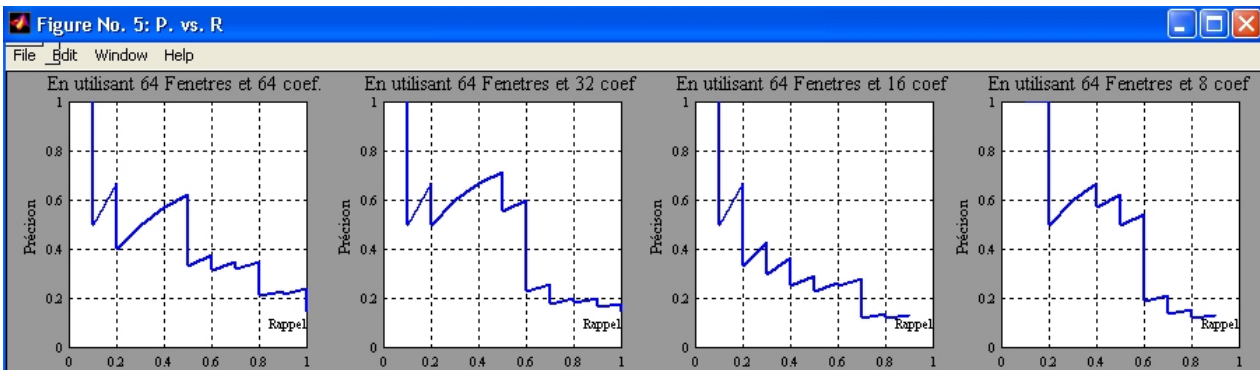


Figure 5 – Graphique « Précision vs. Rappel » en utilisant l'algorithme de Shneier basé sur JPEG(DCT).