

Indexation des textures des images pulmonaires TDM en vue d'une recherche par le contenu

Mohamed Belhassen, Karim Kalti, Bechir Ayeb

Département d'informatique, Faculté des Sciences, Université de Monastir,
Monastir 5000, Tunisie

{mohamed.belhassen, karim.kalti}@gmail.com, ayeb_b@yahoo.fr

Résumé Dans ce papier, nous présentons une approche d'indexation de la texture des régions pathologiques des images pulmonaires TDM. Nous nous focalisons essentiellement sur deux étapes nécessaires pour assurer une recherche par le contenu, efficace et rapide. La première étape consiste dans l'adaptation des descripteurs de texture de bas niveau aux pathologies pulmonaires indexées. Cette adaptation revient à choisir les paramètres d'entrée de chaque famille de descripteurs de texture permettant de distinguer, au mieux, entre ces pathologies. Dans la deuxième étape, nous procédons à la réduction des dimensions des vecteurs de descripteurs dans le but d'optimiser le temps de la recherche. La réduction des dimensions est basée sur l'analyse en composantes principales. Le choix du nombre adéquat de composantes principales à retenir est effectué grâce aux mesures DMC et DMPC que nous proposons comme critères d'évaluation des performances des familles de descripteurs de textures. Nous montrons, enfin, à travers des tests que l'application de l'approche de réduction des dimensions permet, en plus, d'augmenter la performance des différentes familles de descripteurs.

Mots clés: Indexation des textures, Recherche par le contenu, Images pulmonaires TDM, Réduction des dimensions.

1 Introduction

Dans un système d'indexation et de recherche d'images par le contenu, il est primordial de déterminer les aspects visuels pertinents par rapport au contenu sémantique des images indexées. Dans le domaine de l'imagerie pulmonaire tomodensitométrique (TDM), les régions pathologiques (RP) sont caractérisées essentiellement par l'aspect des textures qui les couvrent. Dans la littérature, nous rencontrons plusieurs systèmes de recherche d'images pulmonaires par le contenu [1,2,3] qui utilisent différentes familles de descripteurs de textures pour caractériser les RPs. Néanmoins, la plupart de ces systèmes ne proposent pas des approches spécifiques pour ajuster les paramètres de ces familles de descripteurs par rapport aux images indexées. Un tel ajustement permet, en effet, d'accroître la précision de l'indexation et conduit par conséquent vers une amélioration de la pertinence des résultats de la recherche. Par ailleurs, et afin d'enrichir la description du contenu visuel, on fait recours à une multitude de descripteurs regroupés dans des vecteurs. Ces vecteurs présentent alors le plus souvent, une grande dimension, chose qui a l'inconvénient de ralentir la phase de recherche dans les systèmes basés sur une indexation par le contenu. Pour remédier à cela, il est nécessaire de procéder par une réduction de la dimension. Plusieurs techniques sont utilisées dans ce cadre. Par exemple, dans le système ASSERT [2] la réduction de la dimension est faite à l'aide de l'algorithme « Selection

Forward Search ». Toutefois la technique la plus utilisée dans ce contexte reste l'analyse en composantes principales [4] (ACP). Cette dernière permet d'avoir en effet une réduction importante de la dimension des données tout en maintenant leur pouvoir discriminant.

Dans ce papier, nous présentons une approche d'indexation des textures des images pulmonaires TDM dans laquelle nous avons essayé d'optimiser l'efficacité et la rapidité de tout système de recherche par le contenu utilisant ces descripteurs. L'efficacité des descripteurs est améliorée grâce à une étape d'adaptation de leurs paramètres par rapport aux pathologies pulmonaires indexées, alors que la rapidité est assurée par une approche de réduction des dimensions des vecteurs descripteurs utilisés. Dans la section suivante, nous présentons les deux critères de performance DMC et DMPC qui permettent de mesurer la performance d'une famille de descripteurs donnée à séparer les différentes classes de textures indexées. Dans la troisième section, nous présentons la base d'images, les familles de descripteurs de texture utilisées ainsi que les résultats expérimentaux de l'adaptation des familles des descripteurs. Ensuite, nous procédons à la réduction de la dimension des familles de descripteurs tout en utilisant les critères de performances proposées dans la détermination du nombre adéquat des composantes principales à retenir. Enfin, nous récapitulons notre travail tout en discutant les résultats obtenus.

2 Critères d'évaluation de la performance de descripteurs de texture de bas niveau

Le principe de l'approche d'évaluation de la performance des familles de descripteurs de textures que nous présentons dans cette section est inspiré de la mesure "Class classifier" introduite dans [5]. Cette mesure permet de déterminer la séparabilité d'une classe de textures des autres classes contenues dans la base de données d'images (BDI). Chaque classe de textures correspond aux régions pathologiques ayant le même aspect de texture. Suivant l'approche d'évaluation développée dans [5], autant qu'on a de classes de textures totalement séparées des autres classes autant que la famille des descripteurs est considérée comme performante. Dans ce papier, nous proposons une amélioration de la mesure "Class Classifier" que nous appelons "Détachement de la Classe" (DC) et qui représente le degré de séparation d'une classe de textures étudiée par rapport aux autres classes. En utilisant cette mesure, la meilleure famille de descripteurs de textures est celle qui permet d'assurer autant que possible le détachement des différentes classes de textures les unes des autres. Pour pouvoir mesurer le DC, nous devons identifier les régions occupées par les éléments des différentes classes de textures. Chaque élément d'une classe de textures donnée est représenté par un vecteur de descripteurs qui correspond à une RP appartenant à cette classe. La dimension de ce vecteur de descripteurs diffère d'une famille à une autre et elle est égale au nombre d'attributs choisis. Donc, chaque élément de la classe représente un point dans un espace multidimensionnel. De ce fait, les éléments d'une classe de textures donnée forment un nuage de points qui peut être englobé dans une hyper-sphère. Le centre de cette hyper-sphère est l'élément le plus proche du centre (EPPC) de cette classe. Pour déterminer l'EPPC d'une classe C donnée, nous calculons la somme S_{s_i} suivante pour tout élément $s_i \in C$:

$$S_{s_i} = \sum_{s_j \in C} d(s_i, s_j) \quad (1)$$

où d est la fonction mesurant la similarité entre deux éléments d'une classe de textures.

Après la détermination de l'EPPC qui est l'élément s_i minimisant la somme S_{s_i} ($S_{EPPC} = \min_{s_i \in C} (\sum_{s_j \in C} d(s_i, s_j))$), nous calculons le rayon de l'hyper-sphère RH_c qui englobe les

éléments de la classe C selon l'équation 2 :

$$RH_c = \max_{s_j \in C} \left(d \left(EPPC_c, s_j \right) \right) \quad (2)$$

Où $EPPC_c$ désigne l'élément le plus proche du centre de la classe C .

Après la détermination du centre et du rayon de l'hyper-sphère de la classe C , nous mesurons le degré de détachement de cette classe de textures des autres classes selon l'équation 3:

$$DC_c = \frac{\text{card} \{s_i \in T \setminus C / d(EPPC_c, s_i) > RH_c\}}{\text{card} \{s_i \in T \setminus C\}} \quad (3)$$

où T désigne l'ensemble des différentes classes de textures.

La valeur de la mesure de détachement des classes DC_c est égale à 1 si les éléments des autres classes sont à l'extérieur de l'hyper-sphère englobant la classe C , sinon sa valeur est inférieure à 1. Elle prend la valeur 0 si tous les éléments des autres classes se trouvent à l'intérieur de l'hyper-sphère de la classe C .

Après le calcul de la mesure DC pour les différentes classes de textures contenues dans la BDI, nous devons mesurer la capacité globale d'une famille de descripteurs donnée à séparer les différentes classes de textures. Pour ce faire, nous proposons deux mesures. La première mesure correspond au détachement moyen des classes notée (DMC) que nous calculons selon l'équation 4:

$$DMC = \frac{1}{\text{card}(T)} \sum_{i=1}^{\text{card}(T)} DC_{c_i} \quad (4)$$

La mesure (DMC) permet de déterminer la capacité d'une famille donnée de descripteurs de textures à séparer les différentes classes les unes des autres sans tenir compte de leur degré de représentation dans la BDI. Cette mesure est utile pour améliorer la performance globale du système tout en donnant la même importance aux différentes classes de textures. En réalité, les pathologies pulmonaires présentent une grande variation d'apparition. Donc, la BDI que nous choisissons pour adapter les familles de descripteurs aux images pulmonaires TDM peut présenter une grande variation de degré de représentation des différentes classes de textures. De ce fait, nous proposons une deuxième mesure que nous appelons le détachement moyen pondéré des classes ($DMPC$) afin de tenir compte du degré de représentation des différentes classes. Nous calculons le $DMPC$ selon l'équation 5 :

$$DMPC = \sum_{i=1}^{\text{card}(T)} DC_{c_i} P_{c_i} \quad (5)$$

où P_{c_i} est le pourcentage des éléments de chaque classe de textures par rapport aux éléments de toutes les classes de textures de la BDI dont le nombre est égal à $\text{card}(T)$.

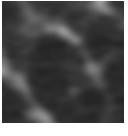
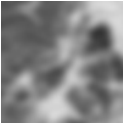
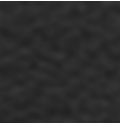
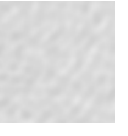
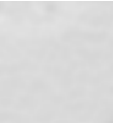
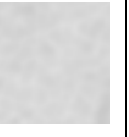
3 Adaptation des familles de descripteurs de texture à la base d'images pulmonaires

Les RPs contenues dans la BDI pulmonaires de test utilisée doivent être classifiées selon l'aspect de leurs textures. Cette classification est nécessaire afin de pouvoir appliquer la méthode d'évaluation précédemment décrite dans l'ajustement des paramètres d'entrée des différentes familles de descripteurs. Dans ce qui suit, nous présentons la BDI de test que nous utilisons dans l'étape d'adaptation. Ensuite, nous présentons les différentes familles de descripteurs ainsi que leurs paramètres d'entrées testés. Enfin, nous synthétisons le résultat de l'application de l'étape d'adaptation.

3.1 Présentation de la base d'images de Test

La BDI de test utilisée contient 122 images pulmonaires TDM comportant 198 RPs identifiées et réparties en six classes de textures avec l'aide d'un radiologue expérimenté. Le Tableau 1 donne une idée sur l'aspect des textures de chacune de ces classes C_i , avec $i=1..6$, ainsi que la fréquence de son apparition dans la BDI.

Tableau 1: Classification des RPs contenues dans la base d'images de test

Classe de la texture	C_1	C_2	C_3	C_4	C_5	C_6
Nombre de RPs	44	10	86	22	17	19
Aspect de la texture						

3.2 Présentation des familles de descripteurs de texture

Etant donnée l'importance de l'aspect des textures dans l'identification des RPs dans les images TDM de poumons, nous leur consacrons six familles de descripteurs afin de les caractériser lors de l'indexation. Ces familles de descripteurs sont:

- Les descripteurs issus de la matrice de cooccurrence de Haralick [7]: Ces descripteurs permettent de caractériser le contraste, l'énergie, la corrélation normalisée, l'entropie, la directivité et l'homogénéité. Ils sont calculés pour chacune des 20 matrices de cooccurrence correspondant aux orientations $\theta=0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ et aux déplacements $d=1, 2, 3, 4, 5$.
- Les descripteurs issus des filtres de Gabor [8]: Nous utilisons un banc de filtres de Gabor correspondant aux orientations: $\theta=0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ et aux fréquences: $f=1/2, 1/3, 1/4, 1/5, 1/8$. Le vecteur descripteur correspondant est formé par la moyenne et la variance de l'image filtrée résultant des différents filtres [9].
- Les descripteurs de longueurs de plages : Nous utilisons les paramètres statistiques dérivés de la matrice de longueurs de plages [11]. Les descripteurs de longueurs de plages sont calculés pour chacune des 15 matrices correspondant aux deux paramètres d'entrées: la direction et le nombre de niveaux de gris (NNG) dans lequel nous représentons la dynamique des images pulmonaires. (*direction=horizontale, verticale, horizontale/verticale; NNG=8, 16, 32, 64, 128*).
- Les moments de niveaux de gris: Ces descripteurs concernent la moyenne, la variance, le "skewness", le "kurtosis" [10]. Cette famille de descripteurs n'est pas paramétrable.
- L'histogramme de niveaux de gris: L'histogramme est calculé pour $NNG=8, 16, 32, 64, 128, 256$.
- Le "color autocorrelogram" [10]: Ce dernier est calculé pour les 30 configurations correspondant aux $NNG=8, 16, 32, 64, 128, 256$ et à la distance $d=1, 2, 3, 4, 5$ représentant la distance séparant les pixels de même niveau de gris.

3.3 Adaptation des paramètres d'entrée des familles de descripteurs

Les familles des descripteurs de texture sont testées pour les différentes configurations possibles de leurs paramètres d'entrée. Pour chaque famille, nous retenons la configuration qui maximise les mesures de performance proposées. Le Tableau 2 montre les paramètres d'entrée retenus pour les différentes familles de descripteurs. Selon les mesures de performance obtenues, l'utilisation de la

méthode d'intersection d'histogrammes, dans la mesure de similarité, est plus performante que la distance euclidienne pour les familles de descripteurs d'histogrammes et de « color autocorrelogram ». Les descripteurs de texture de premier ordre présentent une description compacte de la forme de l'histogramme. De ce fait, leur performance est inférieure à celle de l'histogramme. La famille de descripteurs de longueurs de plages donne la meilleure performance selon la mesure DMC. Toutefois, lorsque nous utilisons tous les descripteurs ensemble, nous pouvons mieux détacher la troisième classe qui est bien représentée dans la BDI, ce qui permet d'avoir une valeur de la mesure MPDC (0,803) supérieure à celle des descripteurs de longueurs de plages (0,798).

Les tests que nous avons effectués ont révélés que les meilleures performances sont obtenues pour des vecteurs de descripteurs de très grande dimension. A titre d'exemple, en considérant la mesure DMPC, le vecteur de descripteurs optimal possède une dimension de 107 composantes (Il correspond à tous les descripteurs étudiés). Dans un système de recherche d'images par le contenu, cette grande dimension engendre souvent un temps de recherche assez long et va par conséquent décroître les performances globales de ce genre de systèmes. Pour remédier à cela, il est généralement fait recours à une réduction des dimensions. Dans le paragraphe suivant, nous présentons notre approche à cet égard.

Tableau 2: Configurations optimales des paramètres d'entrée des différentes familles de descripteurs de texture

Descripteurs	Paramètres d'entrée	DMC	DMPC
Histogramme DE ¹	8 NG	0,795	0,744
Histogramme IH ²	256 NG	0,833	0,771
Descripteurs de 1^{er} ordre		0,763	0,660
Gabor	Tous ³	0,817	0,732
Color autocorrelogram DE	32 NG, D _{L1} =4	0,781	0,682
Color autocorrelogram IH	256 NG, D _{L1} =1	0,808	
	8 NG, D _{L1} =1		0,736
Longueurs de plages	32 NG, D : horizontale	0,874	0,798
Cooccurrences	D=1, A=0	0,857	0,697
Tous les descripteurs ensemble		0,866	0,803

4 Réduction de la dimension des vecteurs de descripteurs

L'étape de réduction des dimensions des vecteurs de descripteurs est assurée grâce à une technique basée sur l'analyse en composantes principales [4] (ACP). L'ACP a été largement utilisée dans les systèmes de recherche d'images par le contenu tel que QBIC [12]. Pourtant, le choix du nombre de composantes principales retenues (k) n'est pas objectivement argumenté dans la majorité de ces systèmes. L'approche la plus utilisée, dans ce cadre, consiste à garder une certaine quantité d'énergie portée par les données originales. Cette énergie est proportionnelle à la somme des valeurs propres correspondantes aux composantes principales retenues [6]. Dans ce travail, nous proposons une autre approche qui se base sur la mesure de DC, que nous avons définis, en considérant les données

¹ La mesure de DC est calculée en utilisant la distance euclidienne.

² La mesure de DC est calculée en utilisant l'intersection d'histogrammes.

³ Pour la famille des descripteurs de Gabor, le vecteur de descripteur résultant contient la moyenne et l'écart-type de la réponse à chacun des 20 filtres

projetées sur les composantes principales. Notre idée est de calculer cette mesure pour les différentes configurations de paramètres d'entrée de chaque famille de descripteurs de textures et pour les différentes valeurs possibles de composantes principales retenues k . Ensuite, nous gardons pour chaque famille de descripteurs les paramètres d'entrée et le nombre k de composantes principales permettant de maximiser soit le DMC soit le DMPC. Le Tableau 3 montre pour chaque famille des descripteurs de texture les paramètres d'entrée et le nombre k de composantes principales à conserver pour maximiser soit le DTC, soit le DMPC. L'utilisation de l'ACP nous a permis de réduire énormément la dimension des vecteurs de descripteurs de texture comme le montre le Tableau 3. Cette réduction a engendré par ailleurs une amélioration de la performance de ces différentes familles de descripteurs. Par exemple, la performance du vecteur global de descripteurs suivant la mesure DMC passe de 0,866 avant la réduction des dimensions à 0,974 après l'application de l'approche de réduction des dimensions.

Tableau 3: Configurations optimales des différentes familles des descripteurs de texture après la réduction de leurs dimensions

Famille des descripteurs	P.E retenues ⁴	Dimension ⁵	CP ⁶	DMC	MPDC
Histogramme	32 NG	32	2	0,840	0,759
Moments de niveaux de gris		4	1	0,790	0,710
Gabor	Toutes les configurations	40	3	0,859	0,800
Color auto-correlogram	64 NG, DL1=5	64	2	0,834	
	32 NG, DL1=5	32	1		0,752
Longueurs de plages	128 NG, D : 2 directions	128	3	0,900	
	64 NG, D:2 directions	64	3		0,814
Cooccurrence	D=1, A=0	6	4	0,899	0,790
Tous les descripteurs		155	1	0,974	0,952

La **Figure 1** montre la capacité des familles des descripteurs de texture, obtenues après l'adaptation de leurs paramètres d'entrée et la réduction de leur dimension, à regrouper les RPs dans des régions différentes de l'espace. Il est bien clair que les classes obtenues sont assez compactes et détachées.

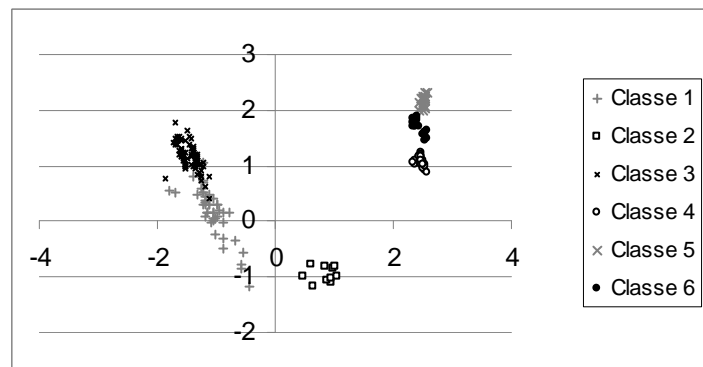


Figure 1: Distribution des RPs suivant les deux premières composantes principales du vecteur des descripteurs global

⁴ La configuration des paramètres d'entrée retenue.

⁵ La dimension du vecteur de descripteurs avant l'application de l'approche de réduction de dimensions.

⁶ Le nombre de composantes principales retenues après la réduction de la dimension.

5 Conclusion

Dans ce papier, nous avons proposé une approche d'indexation des textures des images pulmonaires TDM. L'apport de notre approche réside, essentiellement, dans les deux étapes d'adaptation et de réduction des dimensions des familles de descripteurs de texture. En fait, l'étape d'adaptation permet d'augmenter la performance des descripteurs de texture, alors que l'étape de réduction des dimensions permet de réduire le temps de recherche de tout système utilisant ces descripteurs. En premier lieu, nous avons proposé la mesure DC qui permet de déterminer la capacité d'une famille de descripteurs à séparer une classe de texture des autres classes. En se basant sur cette mesure, nous avons proposé les deux critères d'évaluation des performances DMC et DMPC qui permettent de déterminer la performance globale d'une famille des descripteurs. En utilisant ces deux critères, nous avons fixé pour chaque famille de descripteurs la configuration adéquate de ses paramètres d'entrée permettant de maximiser sa capacité à séparer les classes de textures contenues dans la BDI. En second lieu, nous avons utilisé une technique de réduction de la dimension des vecteurs de descripteurs basée sur l'analyse en composantes principales. Notre contribution, à ce niveau, réside dans l'utilisation des deux critères de performances DMC et DMPC dans la détermination du nombre de composantes principales adéquat à conserver. D'une part, cette technique de réduction de dimension nous a permis de réduire énormément la taille des vecteurs d'indexation. D'autre part, elle a engendré une amélioration considérable de la performance des différentes familles de descripteurs.

Références

- [1] Lam M. and Disney T. and Pham M. and al. Content-based image retrieval for pulmonary computed tomography nodule images. In SPIE Medical Imaging Conference, San Diego, CA, 2007.
- [2] Shyu C. R. and Brodley C. and Kak A. and al. ASSERT A physician-in-the-loop content-based retrieval system for HRCT image databases. *Computer Vision and Image Understanding* 75:111-132, 1999.
- [3] Liu C. T. and Tai P. L. and Chen A. Y. J. and al. A content-based scheme for CT lung image retrieval. *IEEE International Conference on Multimedia and Expo 2:1203-1206*, 2000.
- [4] Dunteman G. H. *Principal component analysis*. Sage Publications, 1989.
- [5] Rodrigues J.F. Jr. and Traina A.J.M. and Traina C. Jr. Enhanced visual evaluation of feature extractors for image mining. *The 3rd ACS/IEEE International Conference on Computer Systems and Applications*, p. 45, 2005.
- [6] Marin F. *Image retrieval with active relevance feedback using both visual and keyword-based descriptors*. PhD. University of Versailles, Saint-Quentin-en-Yvelines, 2005.
- [7] Haralick R M and Shanmugam K and Dinstein I. Textural features for image classification. In *IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetic SMC-3 No 6:610-621*, 1973.
- [8] Turner M. Texture discrimination by Gabor functions. *Biological Cybernetic* 55 No (2-3):71-82, Doi: 10.1007/BF00341922, 1986.
- [9] Howarth P. and Rueger S. Evaluation of texture features for content-based image retrieval. *Lecture Notes in Computer Science, Springer Berlin / Heidelberg*, vol. 3115, pp. 326-334, Doi: 10.1007/b98923, 2004.
- [10] Long F. and Zhang H. and Feng D. D. Fundamentals of content-based image retrieval. In *Multimedia Information Retrieval & Management-Technological Fundamentals and Applications*, Springer-Verlag, New York, pp 1-26, 2003.
- [11] Xu D. H. and Kurani A. S. and al. Run-length encoding for volumetric texture. *The 4th IASTED International Conference on Visualization, Imaging, and Image Processing-Marbella, Spain*, 2004.
- [12] Flickner M and Sawhney H and Niblack W and al. Query by Image and video content: The QBIC system. *Computer, IEEE Computer Society Press* 28:23-32, 1995.