



**Recherche des images médicales par contenu et type de  
ressource dans un catalogue de santé en ligne**

**Filip Florea<sup>1</sup>, Alexandrina Rogozan<sup>1</sup>,  
Abdelaziz Bensrhair<sup>1</sup>, Jean-Nicolas Dachet<sup>3</sup>, Stefan Darmoni<sup>1,2</sup>**

<sup>1</sup>*Laboratoire Perception, Systèmes et Information, CNRS FRE-2645, INSA & Université de Rouen*

<sup>2</sup>*Equipe CISMef, CHU de Rouen, France & L@STICS, Faculté de médecine de Rouen*

<sup>3</sup>*Laboratoire QUANIF, Université de Rouen*

# Recherche des images médicales par contenu et type de ressource dans un catalogue de santé en ligne

Filip Florea<sup>1</sup>, Alexandrina Rogozan<sup>1</sup>,  
Abdelaziz Bensrhair<sup>1</sup>, Jean-Nicolas Dacher<sup>3</sup>, Stefan Darmoni<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Laboratoire Perception, Systèmes et Information, CNRS FRE-2645, INSA & Université de Rouen

<sup>2</sup>Equipe CISMéF, CHU de Rouen, France & L@STICS, Faculté de médecine de Rouen

<sup>3</sup>Laboratoire QUANIF, Université de Rouen

## 1.Introduction

Les images médicales attachées aux ressources sont d'une importance cruciale pour la recherche d'information dans un catalogue de santé. Notre objectif est d'enrichir le moteur de recherche du catalogue de santé CISMéF (Catalogage et Indexation des Sites Médicaux Francophones) [1] par une fonctionnalité permettant la recherche d'images médicales. La requête des images médicales devrait se faire par image et/ou par mots réservés (des types de ressources dans la terminologie CISMéF). Par conséquent, le catalogage des images médicales exige non seulement l'extraction des attributs numériques (couleur, forme, texture), mais aussi des méta-données (modalités, région anatomique, système biologique et pathologie) pour former une signature bimodale: numérique et symbolique du contenu visuel des images.

La plupart des systèmes de recherche des images médicales sont fondées sur des requêtes par mots clés reposant sur des annotations textuelles réalisées de manière manuelle [2]. Les systèmes fondés sur des requêtes par le contenu visuel des images sont encore au stade de prototype et ne sont pas toujours accessibles en ligne ce qui rend impossible leur validation et intégration comme outils efficaces pour former les étudiants en médecine ou aider les professionnels de santé pour le diagnostic. De plus, ces systèmes (i.e. KMeD [3], COBRA [4], ASSERT [5], I-Browse [6] ou encore [7] et [8]) traitent une modalité, une région anatomique et/ou une pathologie spécifique. Les méthodes utilisées dans ces systèmes sont donc dépendantes des contextes particuliers auquel elles s'appliquent, et, par conséquent, elles ne sont pas directement applicables à d'autres modalités, régions anatomiques et/ou pathologies. Des travaux récents réalisés dans le cadre du projet IRMA [9] proposent une structure générique pour l'analyse sémantique et la classification en régions anatomiques des images médicales multi modalités [10].

A notre avis, seule la connaissance *a priori* de la modalité nous permettra d'aborder la recherche d'images dans un contexte médical plus large (au sein du catalogue de santé en ligne CISMéF), et ce par adaptation des méthodes de recherche spécifiques pour chaque modalité médicale. Dans cet article, nous présentons une méthode de catalogage des images médicales par un indexe bimodal qui contiendra, en plus de la signature numérique, une signature symbolique. Cette dernière représente la modalité médicale, elle sera indexée dans la terminologie CISMéF comme type de ressource. L'évaluation des performances en

recherche d'images par type de ressource et par contenu visuel, sur une base d'environ 1500 images médicales réalisée au CHU de Rouen, est également donnée.

## 2. Matériel et méthodes

### 2.1. Base des images médicales.

Une liste des modalités médicales, utilisées dans la pratique quotidienne, a été constituée par un expert en imagerie médicale du CHU de Rouen. Elle est implémentée dans la terminologie CISMéF comme type de ressource. L'équipe CISMéF a développé une taxonomie approfondie des types d'images médicales (N=65) dérivés de l'arborescence MeSH. Pour les expériences présentées dans cet article, nous considérerons uniquement les six principales modalités d'images médicales : angiographie, échographie, imagerie à résonance magnétique (IRM), radiographie standard (RX), scanner et scintigraphie.

La base d'images médicales constitué pour ce projet contient 1332 images fournies par les services de radiologie, radio pédiatrie et médecine nucléaire du CHU de Rouen ainsi que du « Centre de lutte contre le cancer H. Becquerel » de Rouen.

Ces images sont soit acquises numériquement, soit numérisées, puis compressées au format JPEG : format de référence pour la publication des images médicales en ligne. Etant acquises dans différents services hospitaliers, les images n'ont pas la même dimension et qualité. Ainsi, la variabilité des images médicales au sein d'une modalité, liée aux différences anatomiques et pathologiques, se trouve augmentée. Ceci accroît la difficulté du processus de catégorisation en modalité, nécessaire à l'extraction de la signature symbolique de l'indexe bimodal des images.

### 2.2. Système de recherche d'images.

Notre système de recherche d'images médicales est fondé sur une étape d'indexation automatique par une signature bimodale : numérique et symbolique. Cela permet la recherche d'images soit par type de ressource indiquant la modalité (*i.e.* « donnez-moi toutes les images de scanner ») soit par contenu (*i.e.* « donnez-moi les images qui sont les plus proches d'une image requête »). Le type de ressource peut indiquer une des six modalités présentes dans notre base d'images de test. La recherche d'images médicales semblables à une image requête au sein de sa modalité est possible grâce à une combinaison entre les approches de recherche par type de ressource et par contenu. Dans la mesure où il existe une grande similitude entre certaines images appartenant à des modalités différentes (*i.e.* IRM et scanner, angiographie et RX - voir Figure 1), le fait de rechercher seulement parmi les images de même modalité que l'image requête, améliorera la précision du processus.



Figure 1. La confusion visuelle entre l'IRM et le Scanner ; a),c)=IRM et b),d)=Scanner.

La recherche des images médicales par contenu repose sur le calcul d'une distance entre la signature numérique  $x_q$  de l'image requête et les signatures numériques  $x_i$  des images indexées dans la base d'images. Si les vecteurs d'attributs  $x_q$  et  $x_i$  représentent

pertinemment le contenu visuel de ces images, la distance entre ces vecteurs mesurera la dissimilitude entre ces images. Les métriques les plus fréquemment utilisées sont la distance Manhattan en  $L_1$  et la distance Euclidienne en  $L_2$ , définies par :

$$d_{L_1}(\mathbf{x}_q, \mathbf{x}_i) = \sum_{f=1}^n |x_{qf} - x_{if}| \quad (1), \quad d_{L_2}(\mathbf{x}_q, \mathbf{x}_i) = \sqrt{\sum_{f=1}^n (x_{qf} - x_{if})^2} \quad (2)$$

Nous présentons, dans la section suivante, les méthodes d'extraction et de sélection des attributs pour déterminer la signature numérique des images et de catégorisation en modalités pour déterminer la signature symbolique.

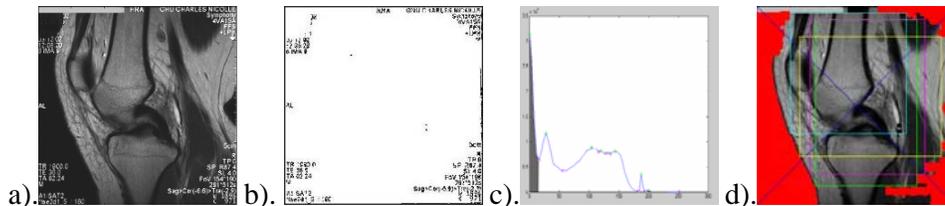
### 2.3. Indexation automatique des images médicales.

#### 2.3.1. Extraction d'attributs d'image.

Se pose le problème de choisir un ensemble d'attributs numériques pour d'écrire pertinemment la modalité d'une image médicale. Dans le contexte de l'imagerie médicale, *la couleur* est rarement présente et *les attributs de forme* sont non seulement difficiles à extraire, mais, plus important, ils ne sont pas discriminants du point de vue de la modalité. Nous avons donc retenu des attributs de texture dérivés de la matrice co-occurrence du Haralick [11], de la dimension fractale [12] et des ondelettes de Gabor [13]. Nous avons ensuite ajouté des attributs représentant des moments statistiques sur les niveaux de gris des images. Nous avons ainsi obtenu un vecteur de 72 attributs, dont 16 attributs de co-occurrence (co1-co16), 1 dimension fractale (fd), 48 attributs de Gabor (gb1-gb48) et 7 attributs statistiques (moyen, médiane, mode, L2norm, std, skewness, kurtosis).

#### 2.3.2. Segmentation de la région d'intérêt

Pour éviter l'extraction de ces attributs, à partir des régions d'image contenant de l'information non discriminante ou non pertinente du point de vue modalité, une région d'intérêt doit être définie. Les annotations textuelles présentes sur les images médicales ont les mêmes caractéristiques dans toutes les modalités. Le fond contient de l'information sur la modalité (*i.e.* fond blanc pour les scintigraphies), mais cette dernière n'est pas fiable (*i.e.* fond noir pour les scintigraphies inversées). Par conséquent, le texte et le fond ne devraient pas être inclus dans la région d'intérêt.



**Figure 1. Segmentation de la région d'intérêt a). image initiale; b). filtrage TopHat; c) histogramme des niveaux de gris; fond marqué en gris foncé; d). extraction de la fenêtre d'analyse**

Les annotations textuelles présentes dans les images issues de divers systèmes d'imagerie médicale, sont suffisamment semblables pour pouvoir être approximées et extraites avec un filtre *TopHat* réglé sur l'épaisseur des caractères (voir Figure 1b). Le fond a été modélisé par les queues de l'histogramme des niveaux de gris (voir Figure 1c) et a été extrait par seuillage en ajoutant quelques conditions de connectivité sur les bords de l'image. Nous avons ensuite extrait une fenêtre d'analyse rectangulaire 512x512 centrée sur le barycentre de la région d'intérêt (voir Figure 1d).

### 2.3.3. Sélection des attributs d'image

La sélection d'un ensemble d'attributs compact et discriminant est nécessaire afin d'assurer un processus de catégorisation en modalité rapide et précis. Nous avons employé divers algorithmes de sélection des variables, le plus performant étant celui fondé sur l'évaluation de la consistance des sous-ensembles d'attributs avec les modalités. Nous avons ainsi ramené la taille du vecteur de 72 à 10 attributs. Le fait que l'algorithme ait sélectionné 4/7 moments statistiques, 2/16 attributs de co-occurrence, la dimension fractale et 3/48 attributs de Gabor est intéressant. Ce résultat vérifie notre hypothèse sur la complémentarité des quatre types d'attributs choisis.

### 2.3.4. Catégorisation en modalités

La catégorisation des images médicales, selon leurs modalités, repose sur une classification supervisée à partir de la dizaine d'attributs sélectionnés automatiquement. Nous avons comparé la performance des plusieurs classifieurs : *multilayer perceptron* [14], *random forest* [15], *logistical model tree* [16], *support vector machine* (SVM) [17], *K plus proches voisins* (KPPV) [18] et les meilleurs résultats ont été obtenus avec un classifieur SVM [19]. Pour ce dernier, plusieurs noyaux ont été comparés avec différents coefficients de pénalité d'erreur de classification. La meilleure performance a été obtenue avec un noyau polynomial de deuxième degré, avec un coefficient de pénalité de  $C=100$ .

## 3. Évaluation des performances de la recherche d'images

La recherche fondée sur une requête textuelle par type de ressource permet l'extraction de l'ensemble d'images dans la modalité respective grâce aux signatures symboliques des images. Les performances (précision et rappel<sup>1</sup>) du processus de recherche par type de ressource sont donc directement liées à la performance du processus de catégorisation en modalités, dont la matrice de confusion est donnée dans le Tableau 1. Elle est issue d'une technique de test de type *bootstrap* et permet une évaluation plus précise de l'erreur de classification avec les SVM sur l'ensemble de 1332 images de la base. Il convient de noter la confusion entre les IRMs et les scanners ; les deux modalités étant très proches visuellement (voir Figure 1).

<b>a</b>	<b>b</b>	<b>c</b>	<b>d</b>	<b>e</b>	<b>f</b>	
<b>316</b>	1	4	12	2	2	<b>a = angio</b>
0	<b>177</b>	1	0	2	0	<b>b = echo</b>
13	3	<b>330</b>	2	23	0	<b>c = IRM</b>
13	2	5	<b>105</b>	1	0	<b>d = RX</b>
4	3	29	1	<b>253</b>	3	<b>e = scanner</b>
2	0	0	1	2	<b>20</b>	<b>f = scinti</b>

Tableau 1. Matrice de confusion pour la catégorisation en modalité par SVM.

La première partie de Tableau 2 présente les performances pour la recherche d'image par type de ressource, tandis que la deuxième montre les taux de précision de la recherche d'images fondée sur le contenu, selon que les 5, 10 ou 20 plus proches images ont été retenues en employant une distance en  $L_1$ . Les taux de précision obtenus en utilisant une métrique en  $L_2$ , sont 2% inférieurs à ceux obtenus avec la métrique  $L_1$ . Les taux de précision les plus faibles correspondent aux scintigraphies et aux images type rayons X (voir Tableau 2). L'apprentissage de ce type d'images n'a pu être suffisant puisque ces

<sup>1</sup> La précision est la proportion d'images pertinentes parmi les images retenues, alors que le rappel est la proportion d'images pertinentes retenues parmi les images pertinentes de la base.

modalités sont sous-représentées dans notre base d'images.

<b>Recherche par type de ressources</b>							
SVM (noyau polynomial et coeff. pénalité C=100)							
		angio	echo	IRM	RX	scanner	scinti
vecteur de 72 attributs							
P		0.908	0.952	0.894	0.868	0.894	0.8
R		0.938	0.983	0.889	0.833	0.863	0.8
vecteur de 10 attributs							
P		0.891	0.917	0.88	0.847	0.879	0.833
R		0.923	0.983	0.871	0.794	0.843	0.8
<b>Recherche par contenu</b>							
vecteur de 72 attributs							
seuil		angio	echo	IRM	RX	scanner	scinti
5	P	0.550	0.687	0.558	0.457	0.626	0.152
10	P	0.581	0.741	0.579	0.437	0.680	0.136
20	P	0.569	0.735	0.563	0.400	0.695	0.118
vecteur de 10 attributs							
5	P	0.429	0.495	0.430	0.250	0.542	0.112
10	P	0.462	0.521	0.451	0.259	0.589	0.120
20	P	0.461	0.498	0.433	0.227	0.599	0.092

**Tableau 2. Performances de la recherche des images médicales**

#### 4. Discussion

Nous avons obtenu de meilleurs résultats avec une recherche d'images par type de ressource par rapport à une recherche fondée sur le contenu, ceci grâce à une extraction très précise de la signature symbolique par un processus de catégorisation en modalité. La recherche des images par type de ressource, présente ainsi des taux de précision et de rappel élevés (90% environ). Concernant la catégorisation en modalités, nous observons une diminution de performance de seulement 1% lorsqu'on réduit le nombre d'attributs de 72 à 10 sélectionnés automatiquement. Ceci est un résultat intéressant, car nous avons abouti aux mêmes performances tout en diminuant de manière significative le temps d'extraction et de classification. Le choix de la métrique n'est pas très important, les résultats obtenus avec les deux métriques étant très identiques à 2% près.

En ce qui concerne la recherche fondée sur le contenu, nous obtenons des précisions dépassant les 50% pour les modalités les plus représentatives. Les taux de précision sont cependant nettement inférieurs à ceux obtenus pour la recherche par type de ressource. Ceci s'explique en partie par le fait que le calcul des distances ne repose pas sur une étape d'apprentissage qui pourrait tenir compte, comme pour la classification SVM, de l'importance relative des attributs.

#### 5. Conclusion et perspectives

Nous avons présenté, dans cet article, une méthode de catalogage des images médicales par une signature bimodale. L'évaluation des performances en recherche d'images médicales par type de ressource et par contenu a permis de valider la méthode proposée. La catégorisation de l'image requête, et l'optimisation de la mesure de similarité par une technique de pondération, pourraient améliorer sensiblement la performance du module de recherche par contenu.

## Références

- [1] Darmoni SJ, Leroy JP, Thirion B, Baudic F, Douyère M, Piot J. Cismef: a structured health resource guide. *Meth Inf Med*, vol. 39, no. 1, pp. 30–35, 2000.
- [2] Frankewitsch T, Prokosch U. Navigation in medical internet image databases, *Medical Informatics*. 26(1):1-15, 2001
- [3] Chu W, Hsu CC, Cardenas AF, Tiara RK. Knowledge-based image retrieval with spatial and temporal constructs. *IEEE Trans KDE*. vol. 10, no.6, pp. 872–888, 1998.
- [4] El-Kwae E, Xu H, Kabuka MR. Content based retrieval in picture archiving and communication systems. *Journal of Digital Imaging*. vol. 13, no. 2, pp. 70–81, 2000.
- [5] Shyu CR, Brodley CE, Kak AC, Kosaka A, Aisen AM, Broderick LS. Assert: A physician-in-the-loop content based retrieval system for HRCT image databases. *Comp.Vision and Image Understanding*. vol. 75, no. 1/2, pp. 111–132, 1999.
- [6] Tang LH, Hanka R, Ip HHS, Cheung KKT, Lam R. Semantic query processing and annotation generation for content-based retrieval of histological images. *International Symposium on Medical Imaging*. San Diego, CA, USA, 2000, vol. 3976 of *SPIE Proceedings*.
- [7] Zhang W, Dickinson S, Sclaroff S, Feldman J, Dunn S. Shape-based indexing in a medical image database. *Procs IEEE Workshop on Biomedical Image Analysis*. 1998, pp. 221–230.
- [8] Korn P, Sidiropoulos N, Faloutsos C, Siegel E, Protopapas Z. Fast and effective retrieval of medical tumor shapes. *IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering.*, vol. 10, no. 6, pp. 889–904, 1998.
- [9] Lehmann TM, Güld MO, Thies C, Fischer B, Keysers M, Kohnen D, Schubert H, Wein BB. Content-based image retrieval in medical applications for picture archiving and communication systems. *Medical Imaging*. SPIE Proceedings, Ed., San Diego, California, 2003, 5033, pp. 440–451.
- [10] Güld MO, Keysers D, Deselaers T, Leisten M, Schubert H, Ney N, Lehmann TM. Comparison of global features for categorization of medical images. *Proceedings SPIE 2004*, vol. 5371.
- [11] Haralick R, Shanmugam K, Dinstein I. Textural features for image classification. *TransSMC*, 3(6):610–621, November 1973
- [12] Pentland A. Fractal-based descriptors of natural scenes. *IEEE Trans on PAMI*. 6(6):661–674, 1984
- [13] Manjunath BS, Ma WY. Texture features for browsing and retrieval of image data. *IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 18(8):842-848, 1996.
- [14] White H. Learning in artificial neural networks: A statistical perspective. *Neural Computation*. vol. 1, no. 4, pp. 425–464, 1989.
- [15] Breiman L, Random forests. *Machine Learning*, vol. 45, no. 1, pp. 5–32, October 2001.
- [16] Landwehr N, Hall M, Frank E. Logistic model trees. *ECML 2003*, 2003.
- [17] Platt J, Schölkopf B, Burges C, Smola A. Fast training of support vector machines using sequential minimal optimization. *Advances in Kernel Methods - Support Vector Learning*. 1998, MIT Press.
- [18] Aha D, Kibler D. Instance-based learning algorithms. *Machine Learning*. vol. 6, pp. 37–66, 1991.
- [19] Florea FI, Rogozan A, Bensrhair A, Darmoni SJ. Comparison of feature-selection and classification techniques for medical images modality categorization. Tech. Rep. FFI no.01, INSA de ROUEN, Perception Systèmes Information FRE CNRS 2645, INSA de Rouen, Septembre 2004, [http://asi.insa-rouen.fr/~fflorea/documents/rapport\\_intern\\_PSI\\_FFI.pdf](http://asi.insa-rouen.fr/~fflorea/documents/rapport_intern_PSI_FFI.pdf)

**Adresse de correspondance :** Filip-Ionut FLOREA, Perception Systèmes Information FRE CNRS 2645, INSA de Rouen, BP8 - Avenue de l'Université, 76801 Saint-Etienne-du-Rouvray Cedex, Tel: +33 (0) 2 32 95 98 81 ; [filip.florea@insa-rouen.fr](mailto:filip.florea@insa-rouen.fr)