

Apprentissage numérique pour la recherche d'informations en imagerie médicale : Modélisation des filtres de Gabor

Noureddine Bourkache, Sahbi Sidhom, Mourad Laghrouche

► To cite this version:

Noureddine Bourkache, Sahbi Sidhom, Mourad Laghrouche. Apprentissage numérique pour la recherche d'informations en imagerie médicale : Modélisation des filtres de Gabor. ENSIAS - Université Mohammed V Souissi, Rabat, Maroc. International symposium ISKO-Maghreb 2013 "Concepts and Tools for Knowledge Management (KM)", Nov 2013, Marrakech, Maroc. 1 (ISBN: 978-1-4799-3391-4 / Part Number: CFP1316X-CDR), 2013, ISKO-Maghreb'2013. <hal-00927280>

HAL Id: hal-00927280

<https://hal.inria.fr/hal-00927280>

Submitted on 13 Jan 2014

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Apprentissage numérique pour la recherche d'informations en imagerie médicale : Modélisation des filtres de Gabor

N. Bourkache (Université de Tizi-ouzou, Algérie), S. Sidhom (Lorraine University, France),
M. Laghrouche (Université de Tizi-ouzou, Algérie)

Résumé— Nous proposons, dans cet article, une méthode d'indexation et de recherche d'images en exploitant le contenu numérique des images. Notre méthode est fondée sur la représentation du contenu numérique de l'image par un vecteur de caractéristiques propres à l'image indexée. Ce vecteur sera appelé : signature numérique de l'image. Pour ce faire, nous avons exploité la texture de l'image en utilisant les ondelettes de Gabor. Dans ce travail, chaque image de la base d'apprentissage est indexée et représentée par ses caractéristiques (texture). Cette représentation, qui s'effectue en offline, est caractérisée par la sauvegarde, dans une base de données, de toutes les signatures des images indexées. Ce qui nous permet, en online, d'effectuer une recherche de similarité numérique par rapport à une image requête. Cette même image requête sera indexée en online avec le même algorithme utilisé en offline. Afin d'évaluer les performances nous avons testé notre application sur une base d'images d'apprentissage contenant 320 mammographies. Les résultats obtenus montrent bien que la représentation du contenu numérique des images s'avère important en matière de recherche d'information en imagerie.

Mots clés: Indexation d'images médicales, Recherche d'images par le contenu, signature numérique, filtre de Gabor, mammographie, apprentissage numérique.

I. INTRODUCTION

Plusieurs techniques d'indexation et de recherche d'informations ont été élaborées. D'abord des méthodes de référencement par mots clés ont été souvent utilisées depuis la fin des années 70. Une ré-indexation par l'utilisateur est aussi intégrée ces dernières années [1], [2]. Toutefois ce type de représentation n'est pas toujours approprié. Il faut donc trouver une représentation plus explicite permettant de mieux représenter le contenu de l'image. C'est pour cette raison que, depuis les années 90, les systèmes d'indexation et de recherche d'images par le contenu ne cessent de progresser [3]. Notre objectif dans ce travail est de représenter puis d'exploiter l'information numérique des images indépendamment de sa description textuelle. Dans cette étude, nous avons choisi une base d'images d'apprentissage contenant 320 mammographies toutes diagnostiquées par des spécialistes et toutes accompagnées par des notices décrivant chaque cas pathologique. Notre travail consiste à effectuer (en Offline) une indexation du contenu numérique des images.

Pour ce faire, nous allons effectuer une représentation des caractéristiques numériques en calculant un vecteur descripteur représentant le contenu de l'image. Ce calcul est fondé sur l'extraction des paramètres de texture des mammographies, puis les représenter par des vecteurs appelés signatures numériques. Ultérieurement (en Online) notre système offre une possibilité de faire une recherche par le contenu numérique de l'image en soumettant une image comme requête. Ce processus consiste donc à indexer l'image requête (soumise sous forme d'un fichier image ou un URL) afin d'en extraire sa signature numérique. Puis des paramètres de rapprochement entre les signatures seront calculés afin de trouver les images similaires à la requête.

Dans ce qui suit, nous présenterons un état de l'art dans le domaine de l'indexation d'image et les systèmes de recherche d'information. Suivi de la section III, qui portera sur les techniques d'indexation d'images par le contenu numérique. La section IV exposera les résultats obtenus et l'étude des performances de notre système. Enfin, la conclusion présente des travaux en perspectives.

II. ETAT DE L'ART

A. indexation

La capacité mémoire importante des bases d'images pose un problème d'archivage et de consultation des images désirées en temps voulu. Pour contourner ce problème, différentes méthodes d'indexation ont été élaborées :

L'indexation fondée sur des représentations descriptives et analytiques du contenu : il s'agit d'une indexation textuelle se basant essentiellement sur l'affectation de concepts descriptifs et/ou analytiques à chaque image. Néanmoins, cette méthode présente deux inconvénients majeurs : le premier est relatif à la quantité de travail nécessaire au processus d'annotation textuelle et, le second étant le manque de précision lors de la description, ou l'absence du contenu sémantique de ces images dans l'index.

L'indexation par le contenu numérique (exemple : image) : indexation fondée sur des représentations morphologiques (Couleur, Forme, texture, etc.).

Notre méthode d'indexation par l'extraction des paramètres de texture consiste justement à faciliter la mise en œuvre d'un atlas d'images et simplifier la recherche des images similaires dans la base indexée.

B. Acquisition d'images et systèmes de recherche

Le développement des appareils d'imagerie numériques sous différentes formes a donné naissance à des milliards d'images stockées un peu partout dans le monde.

Le domaine médical, lui seul, génère un nombre important d'images à intérêt thérapeutique. Dans ce cas, ces images proviennent principalement du tomodynamomètre à rayons X (Scanner), de l'imagerie par résonance magnétique (IRM), de l'imagerie ultrasonore (échographique), de l'imagerie microscopique, ou bien de l'imagerie de médecine nucléaire (Scintigraphie). Ces informations provenant des différentes modalités sont extrêmement difficiles à exploiter et principalement de manière quantitative et objective.

Dans le but d'optimiser l'exploitation de cette importante quantité d'images acquises par les différentes modalités, plusieurs systèmes de recherche d'images ont vu le jour.

Initialement des systèmes de recherche d'images basés sur le texte (Text-based Image Retrieval : TBIR) ont été élaborés. Dans ce type de système, l'indexation s'effectue en s'intéressant seulement aux descripteurs textuels. C'est le cas aujourd'hui de la majorité des moteurs de recherche sur le Web à l'instar de Google, Yahoo, Altavista ...etc. Toutefois, il s'est avéré que ce mode d'indexation n'est pas suffisamment efficace notamment lorsqu'il s'agit d'indexer un nombre important d'images tel qu'on le trouve sur les sites Web.

Il est donc important de développer d'autres systèmes qui tiennent en compte le contenu numérique des images. Depuis le début des années 90 la communauté scientifique a mis en œuvre des systèmes d'indexation et de recherche d'images basés sur le contenu. Il s'agit des CBIRS (Content-Based Image Retrieval System) [4], [5],[6],[7].

On trouve aujourd'hui quelques systèmes de recherche d'image par le contenu qui permettent de trouver une image précise sur la toile. On trouve par exemple : tineye1, cydral2, gazopa3 ...etc. Ces systèmes implémentés dans des sites web offrent une possibilité d'effectuer une recherche par URL ou par téléchargement direct d'une image requête à partir du disque dur du client.

Dans le domaine médical, Il existe aussi plusieurs systèmes de recherche d'images médicales par le contenu. On trouve par exemple, le système STRICT étudié par Jean François Omhever en 2005. Un autre système de recherche d'images médicales baptisé IRMA (Image retrieval in Medical Applications) a été étudié à l'institut de l'informatique médicale de l'université d'Aachen en Allemagne. [8], [9], [10]

Des systèmes de recherche regroupant plusieurs sites médicaux existent déjà, à l'instar de CISMef (Catalogage et Indexation des Sites Médicaux Francophones) [4], [11].

III. INDEXATION D'IMAGES PAR LE CONTENU OU SIGNATURE NUMERIQUE

Depuis les années 90, les systèmes de recherche d'images

par le contenu ont connu une grande évolution.

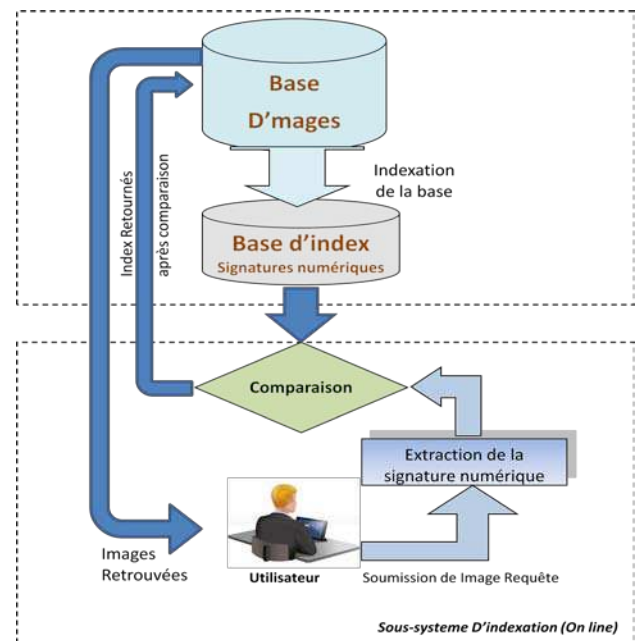


Fig.1 Architecture globale d'un système d'indexation d'images par le contenu. (Signature numérique)

Dans de tels systèmes, les images sont représentées par des vecteurs de caractéristiques dans un espace d'attributs (descripteurs bas niveau). Puis la mesure de similarité entre images est définie par une certaine distance dans ce même espace [6]. La figure 1 illustre l'architecture de base d'un système d'indexation d'images par le contenu.

Cette architecture représente les principales étapes d'indexation et de recherche d'images par leurs propres contenus numériques. Dans notre cas, il s'agit d'une recherche test. Nous avons effectué dans ce travail une recherche d'image par le contenu dans une base d'images d'apprentissage de mammographies.

Ce système s'exécute en deux principales étapes :

- 1- l'étape d'indexation : elle s'exécute pratiquement en Offline où des caractéristiques de contenu sont extraites à partir de l'image et stockées dans une base de données. Ces caractéristiques peuvent être récupérées rapidement et efficacement grâce à un SGBD, le MySQL par exemple.
- 2- l'étape de recherche : Cette étape s'exécute en Online. le système prend une image requête, extrait sa signature numérique, puis mesure la distance de celle-ci par rapport aux signatures des images indexées en Offline. Numériquement, il s'agit de calculer l'écart entre les deux vecteurs caractérisant l'image requête et cible.

A. Paramètres de texture

Après avoir constaté l'efficacité de la représentation du contenu de l'image par sa texture, Nous avons choisis dans cette approche d'étudier ce type de paramètre pour pouvoir représenter le contenu numérique de l'image.

Dans la littérature [12], la première définition donnée est qu'« une texture est un champ de l'image qui apparaît comme un domaine cohérent et homogène »

¹ <http://www.tineye.com> [URL visité : Juin 2013]

² <http://www.cydral.fr> [URL visité : Juin 2013]

³ <http://www.gazopa.com> [URL visité : Juin 2013]

Dans notre étude, cette cohérence de la texture est recherchée puis codée sous forme de signatures numériques qui nous permettront par la suite d'effectuer une comparaison entre les images correspondantes. En fait, l'étude envisagée dans notre cas, consiste à extraire de l'image les caractéristiques de texture sensées être représentatives de cette dernière. Par la suite, les données extraites seront regroupées sous la forme d'un vecteur, appelé "vecteur de caractéristiques" ou encore "signature numérique". Celui-ci, à son tour, devra être peu sensible à des transformations de l'image qui laissent la texture inchangée pour un observateur humain (en particulier la translation et la rotation). Pour ce faire nous avons opté, dans cette étude, pour les ondelettes de Gabor.

B. Filtrage de Gabor

L'ondelette de Gabor s'avère être un outil intéressant d'analyse de texture et est largement adoptée dans la littérature. Les paramètres de texture sont déterminés en calculant la moyenne et l'écart type des niveaux de gris de l'image filtrée par Gabor. Les différentes valeurs calculées seront regroupées dans un seul vecteur qui n'est autre que la signature numérique de l'image indexée.

Soit une image $I(x,y)$ de dimension $M \times N$ pixels, sa transformée en ondelette de Gabor [13], [14], [15], [16] discrète est donnée par la convolution suivante :

$$G_{mn}(x,y) = \sum_s \sum_t I(x-s, y-t) \psi_{mn}^*(s,t) \quad (1)$$

Ψ^* est la conjuguée de $\Psi(x,y)$ tel que :

$$\psi(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2} \right) + j2\pi \cdot f \cdot \cdot \right] \quad (2)$$

Elle s'agit de la fonction de Gabor 2D. Les ondelettes de Gabor 2D sont obtenues à partir de la fonction de Gabor $\psi(x,y)$, elles s'écrivent comme suit [13], [14]:

$$\begin{aligned} \psi_{f,\theta}(x,y) &= \frac{f}{\sqrt{2\pi k}} e^{-\frac{f^2}{8k^2}(4x'^2+y'^2)} \\ &\times \left[e^{j(xf \cos \theta + yf \sin \theta)} - e^{-k^2/2} \right] \end{aligned} \quad (3)$$

Tel que : θ est l'orientation de l'ondelette ;

f : la fréquence radiale;

x' et y' sont donnés comme suit :

$$x' = a^{-m}(x \cos \theta + y \sin \theta) \quad (4)$$

$$y' = a^{-m}(-x \sin \theta + y \cos \theta) \quad (5)$$

Pour une représentation optimale, Manjunath et Ma [2], [10] ont proposé une nouvelle représentation telle que la fonction de l'équation 3 devienne :

$$\psi_{mn}(x,y) = a^{-m} \psi(x',y') \quad (6)$$

Tel que : $a > 1$, avec :

$$a = (U_k/U_t)^{\frac{1}{E-1}} \quad \text{et} \quad f_{m,n} = a^m U_t \quad (7)$$

À partir de La fonction (1) on aura la transformée de Fourier suivante :

$$G(u,v) = e^{-\frac{1}{2} \left[(u-f)^2 / \sigma_u^2 + v^2 / \sigma_v^2 \right]} \quad (8)$$

$$\sigma_u = \frac{1}{2\pi\sigma_x} \quad \text{et} \quad \sigma_v = \frac{1}{2\pi\sigma_y} \quad (9.a)$$

Où :

$$\sigma_{x,m,n} = \frac{(a+1)\sqrt{2 \ln 2}}{2\pi a^m (a-1)U_t} \quad (9.b)$$

$$\sigma_{y,m,n} = \frac{1}{2\pi \tan\left(\frac{\pi}{2N}\right) \sqrt{\frac{U_h^2}{2 \ln 2} - \left(\frac{1}{2\pi\sigma_{x,m,n}}\right)^2}} \quad (9.c)$$

Calcul de la moyenne et de l'écart type:

Après l'application du filtre de Gabor sur l'image, avec les différentes orientations et niveaux de filtrage, on aura :

$$\mu_{m,n} = \frac{E(m,n)}{M \times N} \quad (10)$$

$$E(m,n) = \sum_x \sum_y |G_{m,n}(x,y)| \quad (11)$$

avec:

$$\sigma_{m,n} = \frac{\sqrt{\sum_x \sum_y \left(|G_{m,n}(x,y)| - \mu_{m,n} \right)^2}}{M \times N} \quad (12)$$

Les valeurs des σ_{mn} et μ_{mn} vont représenter les composantes de notre vecteur de caractéristiques. Le vecteur de caractéristiques aura donc la forme suivante :

$$V = (\mu_{0,0}, \sigma_{0,0}, \mu_{0,1}, \sigma_{0,1}, \dots, \mu_{m,n}, \sigma_{m,n}) \quad (13)$$

C. Algorithme d'indexation par les filtres de Gabor

Les principales étapes d'extraction des caractéristiques des textures de l'image en utilisant l'apprentissage de Gabor sont :

1- Calcul d'énergie

L'énergie à calculer dans notre cas correspond à la somme des niveaux de gris de l'ensemble des pixels de l'image selon une orientation et une échelle donnée. Après l'application du filtre de Gabor sur l'image, avec différentes orientations et échelles, nous obtenons un ensemble de valeurs ou magnitude : (équation 11).

2- Calcul de la moyenne

La moyenne μ_{mn} : caractérise l'intensité lumineuse de l'image correspondant au niveau de gris moyen de l'ensemble des pixels de l'image (Équation 10) ;

3- Calcul de l'écart-type

L'écart-type σ_{mn} : caractérise la variation de l'intensité moyenne de l'ensemble des pixels. Elle correspond au changement du contraste de l'image. (Équation 12)

La fig.2 illustre les principales parties de l'algorithme d'indexation utilisé pour l'extraction de la signature numérique de l'image.

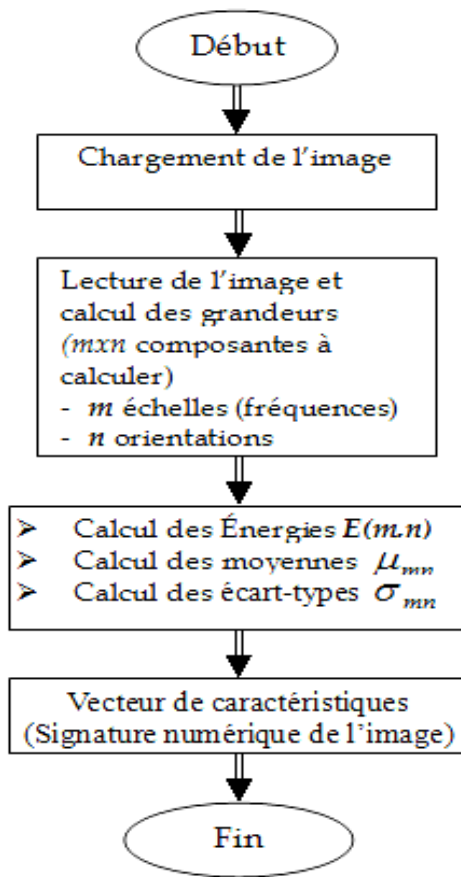


Fig.2 Organigramme correspondant aux principales parties de l'algorithme d'indexation

Dans ce système, on procède à l'indexation de la mammographie selon la fig.2. Lors de cette opération l'algorithme d'indexation caractérise l'image indexée par un vecteur de dimension « échelle x orientation » qui sont les paramètres du filtre de Gabor dont la formule est donnée dans la fonction (1). Où « échelle », représente le nombre total d'échelles de filtrage, paramétré par m et, « orientation » représente le nombre total d'orientations, paramétré par n.

Ainsi, chaque composante du vecteur, représente deux valeurs déterminant une moyenne et un écart-type. Autrement dit, pour chaque échelle et chaque orientation on a un couple: " μ, δ " qui représentent respectivement la moyenne et l'écart type de l'image pour m et n donnés.

IV. RESULTATS ET DISCUSSIONS

1- La Phase de recherche

La fig.3 illustre les différentes étapes de la phase de recherche. L'extraction des caractéristiques s'effectue toujours grâce à l'application des filtres de Gabor sur la mammographie requête.

Lorsqu'on veut rechercher les mammographies similaires T_i par rapport à l'image requête Q on procède donc à l'application du filtre de Gabor afin d'extraire la signature de l'image.

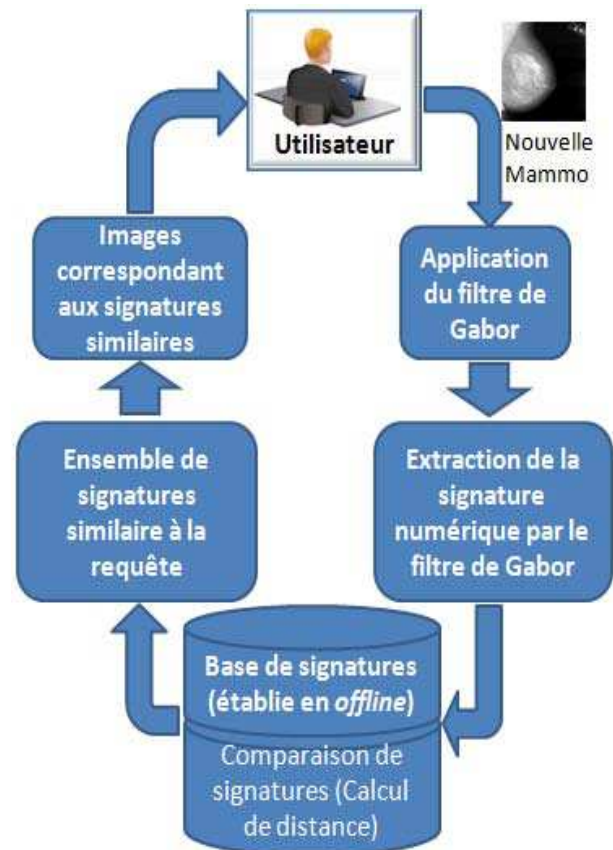


Fig.3 Principales étapes de la recherche par le contenu des mammographies indexées par le filtre de Gabor

La mesure de similarité d'une image requête Q avec une image cible T est alors effectuée en calculant, pour chaque valeur du vecteur, la distance $D(Q,T)$ [13], [15] telle que :

$$D(Q,T) = \sum_m \sum_n d_{mn}(Q,T)$$

Où :

$$d_{mn} = \sqrt{(\mu_{mn}^Q - \mu_{mn}^T)^2 + (\sigma_{mn}^Q - \sigma_{mn}^T)^2}$$

Cette mesure représente donc l'écart en moyenne et en écart type entre les deux signatures correspondant à l'image requête et cible.

Une pondération appropriée doit être effectuée lors du calcul de cette entité. Or l'écart en moyennes est beaucoup plus supérieur à l'écart en écart type.

2- Illustration

La fig.4 montre les résultats d'un exemple d'une recherche par le contenu. La mammographie requête présente un cas pathologique précis. En fait, nous avons pris un cas de : masse circonscrite dans un fond gras. De cette manière nous pourrions analyser les images retrouvées afin d'évaluer les résultats.

Les premières images données dans cette figure sont représentées dans l'ordre décroissant (de gauche à droite) en matière de similitude. les premières images sont très proches, à la fois, du point de vue texture comme du point de vue sémantique. Toutefois les mammographies situées en dernier sont moins similaire en texture et surtout présentent une pathologie différente de la requête. Le graphe de précision sera donné dans le prochain paragraphe.

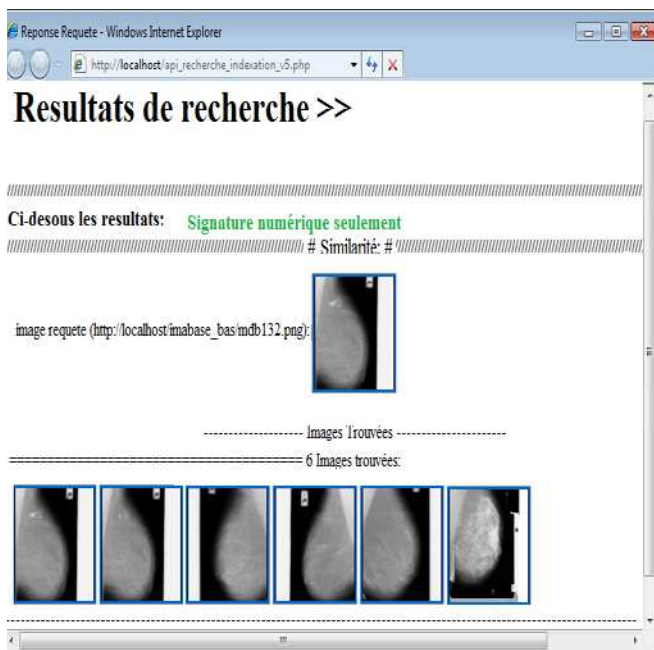


Fig.4 Résultats d'un exemple de recherche par le contenu d'une mammographie dans la base d'image MIAS sur le server local.

3- Etude de performances

Il est connu que les performances d'un système de recherche d'information soient proportionnelles à la fois au temps de réponse ainsi qu'à la précision. Plus le système est précis, plus le système est robuste. Mais généralement, dans le système de recherche d'images, l'utilisateur s'intéresse beaucoup plus aux réponses pertinentes (images similaires à la requête) sans s'en soucier autant du temps de réponse. Pour évaluer l'efficacité de notre système, Nous nous sommes intéressés au calcul des deux mesures les plus couramment utilisées. A savoir: la précision et le Rappel.

La précision:

La précision est le rapport entre le nombre d'images pertinentes dans $PM = \overline{P(R)} = \sum_{i=1}^{N_{req}} P_i(R) / N_{req}$ l'ensemble des images trouvées et le nombre d'images trouvées.

Soit NIP : Le nombre d'images pertinentes trouvées, NIT : Le nombre d'images trouvées. La précision P est définie comme suit :

$$P = NIP / NIT$$

Le rappel:

Le rappel est le rapport entre le nombre d'images pertinentes dans l'ensemble des images trouvées et le nombre d'images pertinentes dans la base d'images.

Soit NIP : Le nombre d'images pertinentes trouvées, NIPDB : Le nombre d'images pertinentes dans la base d'images. Le Rappel R est défini comme suit :

$$R = NIP / NIPDB$$

Dans la pratique, afin d'évaluer le système, on utilise plusieurs requêtes. Il y a lieu donc de calculer la précision moyenne PM pour toutes les requêtes correspondant à chaque niveau de rappel selon la formule suivante :

$\overline{P(R)}$: La précision moyenne avec le rappel R.

N_{req} : Nombre de requêtes

$P_i(R)$: La précision de la requête i pour un rappel R

Le tableau.1 ci-après résume les valeurs moyennes obtenu par notre système d'indexation après plusieurs tests. La pertinence dans notre cas est définie sur la base des trois caractéristiques de la mammographie à savoir : Le fond, le type et le cas de la pathologie. Mais comme nous l'avons souligné précédemment, la troisième caractéristique (cas bénin/malin) n'est pas connu par le médecin elle est d'ailleurs recherchée.

Valeurs moyennes Obtenues	
Rappel (R)	Précision (PM)
0,25	0,73
0,50	0,45
0,75	0,21

Tab.1 Les précisions obtenues en fonction de trois valeurs du rappel : 0.25, 0.5 et 0.75

Les valeurs totales calculées dans notre expérience sont représentées dans la fig.5 suivante :

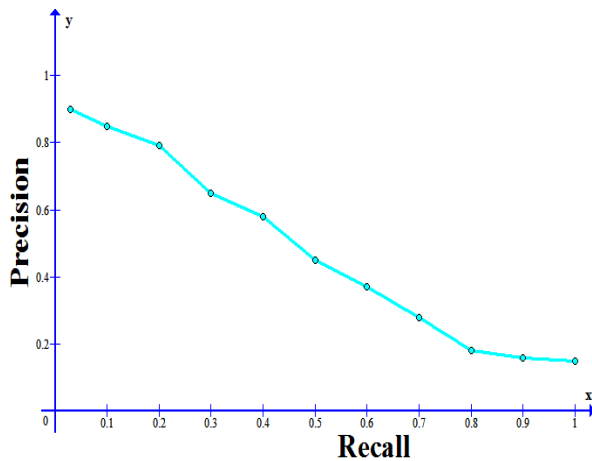


Fig.5 graphe de performances du système

V. CONCLUSION

Nous avons pu exposer dans ce papier la synthèse d'une première partie de notre travail qui consistait à caractériser l'image par une signature numérique représentant ses aspects morphologiques. Dans notre approche nous avons modélisé le système d'indexation et de recherche d'image par le contenu en utilisant principalement les filtres de Gabor. Il s'agit d'une méthode numérique complexe et qui fait preuve de pertinence dans l'apprentissage par les vecteurs caractéristique de l'image (ou filtres de Gabor). Or le système est insensible à la rotation et même à la translation. Dans ce cas, si une image cible soit proche de la requête par son contenu, même si elle subit une rotation ou une translation, le système la retrouve avec grande précision.

Dans une partie ultérieure de nos travaux, nous envisageons de développer un moteur de recherche fondé à la fois sur les concepts textuels et la signature numérique de l'image. On pourra dire qu'il s'agit d'un système d'indexation intermodal combinant les deux approches.

Le système d'indexation intermodal à réaliser se développe sur le système précédemment étudié auquel on rajoutera un

autre système d'indexation textuel. Théoriquement, la combinaison des deux systèmes compte améliorer les performances précédemment réalisées. La fig. 6 illustre la modélisation du système proposé. Le basculement entre les deux systèmes doit être aussi envisagé. C'est-à-dire on peut utiliser soit l'un des deux ou bien les deux ensembles.

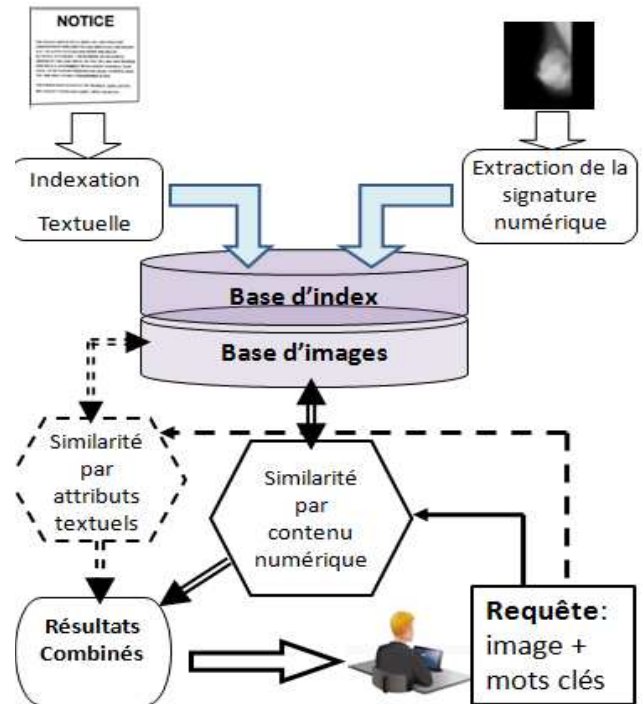


Fig.6 Système Combiné d'indexation et de recherche d'image

RÉFÉRENCES

- [1] Sahbi SIDHOM. 2002. Plate-forme d'analyse morpho-syntaxique pour l'indexation automatique et la recherche d'information : de l'écrit vers la gestion des connaissances. Thèse de Doctorat, Pages: 29-77
- [2] Azza harbaoui, Malek ghenima, Sahbi sidhom. 2009. Enrichissement des contenus par la réindexation des usagers : un état de l'art sur la problématique. SIIE'2009 International conference
- [3] Reza Ravani, Mohamad Reza Mirali, Maryam Baniasadi. 2010. Parallel CBIR System Based on Color Coherence Vector. 17th International Conference on Systems, Signals and Image Processing.
- [4] Filip Florea, Alexandrina Rogozan, Abdelaziz Bensrhair, Jean-Nicolas Dacher, Stefan Darmoni, 2005. Recherche des images médicales par contenu et type de ressource dans un catalogue de santé en ligne. Laboratoire Perception, Systèmes et Information, CNRS FRE-2645, INSA & Université de Rouen.
- [5] Júlia de Oliveiraa, Alexei M.C. Machadob, Guillermo C. Chaveza. 2010. MammoSys: A content-based image retrieval system using breast density patterns. Computer methods and programs in biomedicine.
- [6] Bikesh Kr. Singh & Bidyut Mazumdar. 2010.

Content Retrieval From X-RAY Images Using Color & Texture Features. Department of Biomedical Engg. National Institute of Technology, Raipur (C.G), India
International Journal of Electronics Engineering.

- [7] C BAKgöl, D L. Rubin, Sandy Napel, C F. Beaulieu, H Greenspan, and B Acar. 2011. Content-Based Image Retrieval in Radiology: Current Status and Future Directions. *Journal of Digital Imaging*, Vol 24, No 2 pp 208Y222
- [8] Ke Lu, Ning He and Liang Li. 2012. Nonlocal Means-Based Denoising for Medical Images. Hindawi Publishing Corporation Computational and Mathematical Methods in Medicine Volume.
- [9] Jian Zheng, Duo jie Kuai, Zhaobang Liu, Yun Teng and Tao Zhang. 2011. Salient Feature Volume and Its Application in Brain MRI Image Registration. 4th International Conference on Biomedical Engineering and Informatics (BMEI)
- [10] Sudeb Das Malay Kumar Kundu. 2012. Effective Management of Medical Information Through A Novel Blind Watermarking Technique. Springer Science & Business Media, LLC.
- [11] Xavier Giro-i-Nieto, Carles Ventura. 2010. Content-Based Image Retrieval as a Web Service. Technical University of Catalonia (UPC), Barcelona, Catalonia / Spain.
- [12] I. Bloch, Y. Gousseau, H. Maître, D. Matignon, F. Schmitt, M. Sigelle, F. Tupin. 2005. Le traitement des images. Département TSI – Télécom-Paris. septembre
- [13] Megha Agarwal and R. P. Maheshwari. 2012. Content Based Image Retrieval Based on Log Gabor Wavelet Transform. *Advanced Materials Research Vols. 403-408 (2012)* pp 871-878 Trans Tech Publications, Switzerland
- [14] David A. Clausi, M. Ed Jernigan. 1999. Designing Gabor Filters for optimal texture separability. Department of Systems Design Engineering, University of Waterloo, Canada. August
- [15] H. B. Kekre , Dharendra Mishra. 2010. CBIR using Upper Six FFT Sectors of Color Images for Feature Vector Generation. *International Journal of Engineering and Technology*.
- [16] Ching-Ming Chen, Hynry Y Horng-shing Lu, Ko-Chung Han. 2000. A textuel approach based on gabor fonctions for texture edge detection in ultrasound images. Institute of Biomedical Engineering, National Taiwan University and Institute of Statistics, National Chiao-Tung University, Hsin-Chu, Taiwan.