
Recherche d'information dans les bases d'images de manuscrits anciens par une caractérisation multi-échelle des écritures

Guillaume Joutel, Véronique Eglin, Hubert Emptoz

LIRIS INSA-Lyon

20 avenue Albert Einstein

69621 VILLEURBANNE CEDEX

{guillaume.joutel ; veronique.eglin ; hubert.emptoz}@insa-lyon.fr

RÉSUMÉ. Dans cet article, nous proposons une approche originale de la caractérisation des écritures manuscrites à partir de leur représentation en image et de la décomposition multi-échelle des deux dimensions principales des formes écrites : la courbure et l'orientation aux frontières des mots. Pour tous les points d'écriture d'une image, les deux dimensions sont extraites par une analyse par Curvelets puis rassemblées en une signature compacte. Les Curvelets constituent une version spécialisée de la famille des ondelettes anisotropes qui sont très bien adaptées à la représentation des discontinuités le long des contours. Elles intègrent la notion de directionnalité et permettent une représentation parcimonieuse des images contenant des objets présentant des frontières nombreuses et porteuses d'information, comme c'est le cas des écritures sur lesquelles nous travaillons. Cette caractérisation, synthétisée sous la forme d'une signature compacte et unique pour chaque image sert ainsi à la mise en correspondance des images de la base d'écrits médiévaux et humanistes pour laquelle notre système de recherche d'information a été développé. Cet outil d'aide à l'indexation et à la recherche d'information fournit des résultats très prometteurs à l'usage des spécialistes en histoires, littératures et paléographes.

MOTS-CLÉS : recherche d'information, indexation par le contenu, modélisation multi-échelle, Curvelets, courbures, signature, similarité.

ABSTRACT. The aim of this scientific work is to propose an original approach of writers characterization based on the handwriting multi scale decomposition into two main features: curvature and orientation. For every shape point, those two dimensions are extracted by a Curvelets analysis before getting joined together in a compact signature. Curvelets are a specialised version of anisotropic wavelets which are well adapted to the representation of discontinuities along shapes. This is a new geometric multi scale transform for which atoms are indexed by their position, scale and orientation. They integrate the concept of directionality and allow a sparse representation of images containing objects with many borders, as it is the case of handwritings. For each image, this characterization is synthesized in a compact and single signature used in our information retrieval system dedicated to medieval and humanistic writings. This tool provides very promising results to the use of experts in histories, literatures and palaeographers.

KEYWORDS: information retrieval, content-based indexing, multi scale modelisation, Curvelets, curvature, signature, similarity.

1.Introduction générale

Les fonds anciens de nos bibliothèques regorgent aujourd'hui de collections de documents pour lesquels de nombreux projets de numérisation ont été engagés. Le phénomène d'accumulation de la documentation et du traitement nécessaire des grandes masses de données est particulièrement sensible pour les écritures du Moyen-Âge : un immense travail reste donc à réaliser pour éditer les textes et relever les évolutions stylistiques qui se sont opérées à travers les périodes de l'histoire au sein duquel l'œil humain se révèle incapable de discerner la moindre frontière. Il faut donc apporter des solutions informatiques innovantes pour catégoriser ces corpus en familles morphologiques cohérentes et aider les spécialistes littéraires dans leur travail minutieux de déchiffrement, de recherche, et d'analyse. Afin de répondre à la plus grande diversité de corpus possibles, nous avons choisi de mettre en œuvre une démarche d'analyse unifiée analysant et traitant de façon identique les écrits médiévaux les plus anciens (du 9^{ème} au 14^{ème} siècle) et les manuscrits de mains humanistes des siècles des lumières à nos jours.

Ce travail s'inscrit donc à la frontière de plusieurs disciplines et propose une approche originale de la représentation des écritures selon deux propriétés fortes décrites par les experts paléographes comme les deux dimensions principales de l'écriture : la *courbure* et l'*orientation* des formes. Sur la base d'une représentation compacte des formes, leur *signature*, nous avons bâti un système de recherche d'informations dans les grandes bases documentaires de manuscrits selon un mode d'interrogation par requête image. Le principe de la recherche peut être vu comme une application directe de l'analyse fine des écritures, en mettant en évidence les similarités à différents niveaux d'observation et d'échelle. Notre approche de la caractérisation des écritures se basent sur une décomposition espace-échelle des formes permettant de décrire très précisément les informations de contours qui constituent l'information principale du signal dans les images de traits. Nous nous sommes donc tournés vers des approches conçues dans le domaine du traitement du signal et utilisées en codage de l'information pour capturer la géométrie très complexe des images de traits qui nécessite par ailleurs la plus grande précision possible. Ainsi nous sommes intéressés aux Curvettes, versions anisotropes et orientées des ondelettes capables de capturer l'orientation locale et la dilatation anisotrope des structures fines des traits des images. Dans cet article, nous présentons les bases d'un système de recherche d'images dans les grandes bases de données d'images de manuscrits. La description de ce système sera faite en partie 2. Nous expliciterons le codage de l'écriture à partir d'une décomposition en Curvettes dans la partie 3 ainsi que le principe de la comparaison des images par similarités dans la partie 4 et les résultats obtenus sur nos bases de tests dans la partie 5.

2.La recherche d'information dans les grandes bases d'images

2.1.L'indexation en mode image ou la recherche par le contenu

Un système de recherche d'informations a pour objectif de satisfaire les besoins d'informations d'un utilisateur et son rôle principal est de sélectionner les documents les plus pertinents pour l'utilisateur. La définition d'un tel système est donc centrée sur la notion de pertinence définie comme l'adéquation entre le contenu effectif des documents et l'information recherchée par un utilisateur. Pour

calculer cette pertinence, il faut traduire les documents et les besoins dans un langage commun : c'est respectivement ce que doivent résoudre l'indexation et la formulation de requêtes. Dans notre cas, la formulation de requête se fera en mode graphique et non par l'utilisation de mots clés. Il nous faut donc comparer les images requêtes et l'ensemble des images de documents de la base via des mesures de similarité afin de pouvoir présenter à l'utilisateur les documents les plus pertinents.



Figure 1. 1.1 Exemples de manuscrits du Moyen-Âge (du 11ème au 14ème siècle), British Library. **1.2** Manuscrits d'auteurs (18ème siècle), base de l'ENS Lyon.

Au niveau des usages, la liste des outils et applications souhaités par les utilisateurs (en particulier pour les chercheurs paléographes de notre étude) peut être très variée (recherche de documents d'une période de l'histoire, tri d'une base en fonction de critères spécifiques aux formes du tracé, recherche d'un scripteur, traçabilité d'une œuvre...). Appliqué aux pages de documents manuscrits anciens, cet objectif d'indexation nécessite ainsi de pouvoir caractériser les contenus très hétérogènes d'images émanant de différentes cultures, de différentes périodes de l'histoire et marqués par des styles et des pratiques scripturales très différentes d'une histoire ou d'un individu à l'autre, voir Figure 1. On peut ainsi se demander comment au sein d'une telle variabilité de formes il est possible de trouver une représentation unifiée des contenus. Ceci constitue l'enjeu que nous nous sommes fixés dans ce travail de recherche.

2.2. Les composants essentiels d'une recherche basée contenu

Dans le domaine de la recherche d'information dans des bases d'images, une des solutions les plus courantes est de rechercher des images en donnant comme requête une image d'exemple de ce que l'on recherche. Les systèmes dédiés à cette recherche proposent alors en réponse un ensemble d'images similaires à l'exemple donné. Dans ce contexte, le problème est de savoir ce que l'on entend par *images les*

plus similaires à un exemple donné puisque la seule définition de la similarité est très subjective et que finalement seul l'utilisateur sait réellement ce qu'il recherche (un type de pages, une page précise de texte, ...). Naturellement, le contenu d'une image est très complexe et la représentation de cette même image pour être exploitable doit en réduire énormément le contenu : il faut donc trouver une bonne adéquation entre cette représentation et la similarité qui permettra de réaliser les comparaisons entre l'image requête et les images de la base.

Ce problème est d'autant plus complexe que les contenus des images sont hétérogènes et variables d'une image à l'autre, en particulier sur les images fortement texturées et sur les images de traits qui présentent de grandes variabilités internes. Nous pouvons constater que les images de manuscrits anciens combinent ces deux contraintes en liant un arrière plan souvent très texturé - car lié à des supports papiers de qualité souvent très variable liée à des matériaux également très différents (papier, papyrus, parchemin) et qui pour la plupart présentent des marques d'usures ou de dégradations réparties irrégulièrement à la surface. Il faut donc définir des métriques pour comparer deux images qui doivent être à la fois riches et précises, ce qui peut être pénalisant en terme de complexité et de temps de calcul dans un système de recherche. Notre travail s'inscrit donc dans ce contexte où il faut parvenir à trouver le meilleur compromis possible entre la nécessaire simplification des contenus des images (individuellement très volumineuses) et le besoin de justesse de réponse du système de recherche.

Dans une application de recherche d'images par le contenu, attributs et mesures de similarité utilisés pour comparer les vecteurs d'attributs des images requête et de test doivent être suffisamment précis pour parvenir à faire ressortir les images réellement similaires de la base et parallèlement d'écarter celles qui sont fortement dissimilaires. Il s'agit d'un objectif double qu'une seule métrique ne peut pas toujours satisfaire. Par ailleurs la seule notion de dissimilarité appliquée aux images d'écritures suppose qu'une taxonomie précise des écritures ainsi que leur classification aient pu être faites. Or ceci constitue précisément l'enjeu de notre étude à long terme : la tâche n'est donc pas simple.

Afin de mieux se positionner par rapport à l'existant, nous pouvons rappeler que les deux types de mesures de ressemblance couramment employées dans les travaux et relevant de la recherche d'information par le contenu sont basés sur une recherche de similarité entre attributs et une comparaison avec mise en correspondance de graphes. Dans le premier cas, on peut directement établir une métrique entre deux vecteurs de caractéristiques décrivant de manière globale l'image et l'image de test : les distances euclidiennes ou distances de Minkowski sont celles que l'on retrouve le plus souvent dans ce type d'épreuve. Dans le second cas, on s'intéresse à la comparaison des distributions statistiques des caractéristiques des images codées en tout point par un vecteur de caractéristiques. La similarité entre images est alors définie par une distance entre histogrammes correspondant à la distribution des points dans l'image. Les plus connues sont les distances de Bhattacharyya, la divergence Kullback-Leiber...

Ce type de mesures basées sur le calcul et l'appariement de graphes permet de réaliser une mesure de similarité d'ordre structurel s'intéressant à l'organisation spatiale des données sur la page une fois les images segmentées en régions homogènes.

Finalement, une mesure de similarité doit vérifier de bonnes propriétés de *ressemblance* (Une faible distance dans l'espace des caractéristiques indique deux

images semblables), de rapidité, de *scalabilité* (le calcul de distance ne doit pas être affecté par une modification de taille de la base), de *robustesse* (la mesure devra être robuste aux changements de certaines contraintes d'acquisition de l'image ou aux changements : changement de grilles d'échantillonnage, de taille, d'échelle, de résolution). Dans notre cas, une étude complète de robustesse a été réalisée. Elle sera synthétisée dans cet article.

Dans notre étude, nous nous situons dans le cas le plus simple de comparaison directe de signatures 2D d'une image requête avec les images de test. Le critère de similarité retenu est un indice de corrélation liant les deux signatures. Chaque signature peut ainsi être vue comme l'empreinte de l'écriture analysée à travers ses dimensions fondamentales de *courbure* et d'*orientation*. Le choix des caractéristiques ici devient primordial. La Figure 2 illustre le principe général retenu pour notre application basé sur une comparaison de signatures des formes.

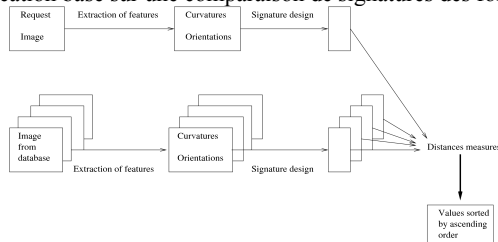


Figure 2. Principe de la recherche d'images par comparaison de signatures.

2.3. Le choix de l'espace des caractéristiques

Des systèmes d'indexation bien connus peuvent ici être cités en exemple tels que le QBIC d'IBM (Flickner 1995) ou le projet PhotoBook du MIT (Pentland 1994), ou encore le système KIWI (Loupas 2000). Si chacun de ces systèmes possède ses spécificités (mode de requête, distances de similarités utilisées, place de l'utilisateur dans le système, mode de recherche...), on retrouve souvent les mêmes types de caractéristiques sur lesquelles sont basées les mesures de similarité : *couleurs, formes et textures*.

Sans vouloir réaliser ici une taxonomie des indices permettant de constituer une représentation synthétique des images, nous avons choisi de n'aborder dans cette partie que la classe de celles qui sont au cœur de notre étude : la classe des indices de textures. Au même titre que la couleur, la texture est une caractéristique fondamentale des images car elle concerne une part importante de la vision humaine. D'un point de vue formel, on peut recenser deux façons d'aborder la problématique des textures en considérant d'une part les approches déterministes qui définissent la texture comme la répétition spatiale d'un symbole (on parle de textures structurées exploitant la notion de motif élémentaire : le texton) et d'autre part les approches probabilistes qui voit la texture comme un ensemble de micro textures présentant des primitives distribuées spatialement (Haralick 1979). Dans le cas des approches probabilistes, on cherche à extraire de la texture un vecteur de paramètres statistiques homogènes caractéristique de la texture. Dans notre étude, et compte tenu de la grande variabilité interne de l'écriture manuscrite, c'est cette forme de

caractérisation que nous avons privilégiée ; les approches déterministes nécessitant une primitive isolable et une fréquence de répétition.

Il est bien entendu impossible de lister l'ensemble des outils permettant de caractériser des textures d'images naturelles. Il existe un grand nombre de travaux sur ce sujet. On peut néanmoins relever les familles d'outils de caractérisation de texture qui seront nécessaire à alimenter le moteur de recherche dans une base d'images. On distingue essentiellement :

- Les approches spatiales incluant les méthodes statistiques, géométriques et à base de modèles. Les méthodes statistiques cherchent à caractériser des propriétés statistiques basées sur les occurrences de niveaux de gris de l'image. Parmi ces méthodes, la méthode des *matrices de co-occurrences* est sans doute la plus connue. Une approche différente est de considérer qu'une texture est un agencement de composants élémentaires essentiellement dédié aux textures à motifs répétitifs.

- Les méthodes issues du traitement du signal sont, quant à elles, liées au domaine des fréquences. Dans la majorité des cas, ces outils sont utilisés pour la segmentation ou la classification d'images naturelles fortement texturées. Or certains auteurs ont utilisé ces outils pour la segmentation ou la caractérisation d'images de documents (Journet, 2006). Ce choix semble pertinent, puisque sous certaines conditions, une image de document possède elle aussi de fortes propriétés de textures quantifiables par des séries de décompositions et de filtrages fréquentiels. C'est dans cette classe de méthode que s'inscrit notre proposition.

Alors qu'une série de méthode se base sur l'application de filtres spatiaux directement sur le plan de l'image quantifiant des informations de densité de texture aux niveaux de contours, d'autres méthodes se basent sur un changement de représentations dans le domaine de Fourier (représentant le spectre de l'image). Le problème est que cette représentation fréquentielle de l'image est globale. La caractérisation locale des textures utilise donc le principe des fenêtres de Fourier, qui « glissent » sur l'image en capturant ses propriétés locales. Les techniques dites « de Gabor » utilisent cette méthode avec une fenêtre Gaussienne. Il est commun d'utiliser un banc de *filtres de Gabor* pour caractériser plus précisément l'information fréquentielle des régions de l'image selon des directions ou des distances particulières. Par leur nature fréquentielle, les méthodes issues des transformées de Fourier sont adaptées pour caractériser les textures régulières et uniformes. C'est dans cette famille de méthodes que s'inscrit la notre.

Dans cette famille de méthodes, nous distinguons les approches basées sur des décompositions par ondelettes permettant de représenter le signal à différentes résolutions et d'en extraire ses tendances principales à partir d'un nombre réduit de coefficients. Les transformées séparables sur les axes horizontal et vertical sont peu adaptées aux images présentant de fortes discontinuités aux contours. Elles ont été relayées par des transformées orientées reposant soit sur des bancs de filtres directionnels fixes analysant l'image à des échelles, des positions et des orientations fixes, soit par des approches adaptatives décrites par des modèles géométriques donnant explicitement la direction de l'analyse locale. Ainsi, si les ondelettes sont particulièrement efficaces pour la détection de structures isotropes de différentes échelles, elles ne sont par contre pas optimales pour la recherche d'objets anisotropes, tels que des contours. De nouvelles transformées multi-échelles ont récemment été développées, les Ridgelets et les Curvelets (Candès, 1999), qui permettent de rechercher des objets de manière optimale, quand ces objets présentent de fortes anisotropies.

Nous décrivons dans la partie 3 la transformée en Ridgelets et la transformée en Curvelets, et nous montrerons comment ces nouveaux outils peuvent être embarqués très efficacement dans des applications de recherche d'informations à partir de la caractérisation des informations aux frontières des traits. Nous pourrions notamment constater à travers cette étude, que l'ajustement des paramètres qui est une tâche très difficile et très rarement possible à automatiser est très largement facilité par de telles transformées. Elles permettent de contourner les difficultés liées à un paramétrage manuel trop difficile à mettre en place dans des applications destinées à un usage de non spécialistes en traitement des images tout en garantissant des solutions très performantes.

3. Les transformées multi-échelles

3.1. *Le succès des ondelettes*

Face au besoin grandissant de méthodes se détachant un maximum d'un paramétrage souvent peu aisé, de nouvelles méthodes d'analyse fréquentielle ont été développées : les ondelettes. Les ondelettes permettent, comme les sinus et les cosinus, de décomposer un signal. Les ondelettes sont localisées en temps et en fréquence. Avec les ondelettes, nous savons donc quand un événement se produit et comment il se produit, avec une certaine incertitude due au principe d'Heisenberg que l'on peut néanmoins fixer de manière arbitraire. Elles ont été utilisées pour de nombreuses applications comme le filtrage (Starck 2000), la déconvolution ou la compression d'images (Hilton, 1994, Marcellin, 2000). Néanmoins, si l'efficacité des ondelettes n'est pas discutable pour bon nombre d'applications, elles ne sont pas adaptées à l'analyse des objets anisotropes que l'on rencontre dans les images de traits comme les images d'écritures. A titre d'exemple, la Figure 3 montre bien les difficultés qu'éprouve une transformée en ondelettes à représenter la régularité d'un contour en comparaison avec de nouvelles transformées multi-échelles qui elles incluent l'anisotropie et les rotations, telles que la transformée en Ridgelets ou la transformée en Curvelets par exemple.

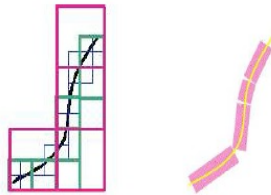


Figure 3. *Comparatif entre transformée en ondelettes et transformée adaptée.*

Face au besoin de traiter des images à fortes densités d'éléments anisotropes, nous avons préféré à la transformée en ondelettes, de nouvelles transformées nécessitant moins d'information à conserver aux frontières des segments (moins de

coefficients nécessaires pour caractériser les courbes), comme la transformée en Curvelets.

3.2. De la transformée en Ridgelets à la transformée en Curvelets

Pour comprendre la transformée en Ridgelets, il faut la voir comme une analyse par ondelettes dans le domaine de Radon. En effet, les discontinuités linéaires (lignes) se projettent sous forme de singularités ponctuelles (points) par l'intermédiaire de la transformée de Radon (principe illustré en Figure 4). Si l'on applique la transformée en ondelettes sur les différentes projections issues de Radon, nous obtenons un codage supposé optimal des contours des objets d'une image.

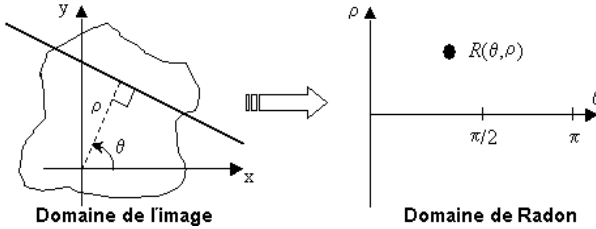


Figure 4. Schéma de la transformée de Radon.

Si la transformée en Ridgelets est bien adaptée à la caractérisation des segments de droite, elle est en revanche moins adaptée au traitement des courbes qui sont pourtant très porteuses d'information dans le cadre du traitement des manuscrits anciens. C'est pourquoi nous lui avons préféré sa « cousine » qu'est la transformée en Curvelets. Cette transformée est la version localisée dans l'espace de la transformée en Ridgelets. Elle est obtenue par l'application d'une transformée en Ridgelets dans une fenêtre de Fourier à support fini avec une dilatation de la fonction d'onde de a/a^2 .

Pour chaque pixel de l'image originale on calcule donc plusieurs coefficients de Curvelets qui permettront de définir précisément l'orientation et la courbe en ce point et ce à différents niveaux d'échelle d'analyse de la courbe. Un point sur une courbe sera donc potentiellement repéré comme appartenant à plusieurs orientations différentes selon la nature de la courbe sur laquelle il se trouve.

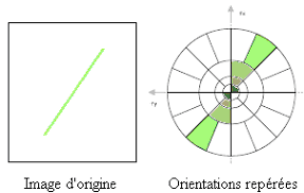


Figure 5. Détection des orientations.

Sur la Figure 5, plus les couleurs des cadrans sont proches de la couleur d'origine, plus les coefficients significatifs sont importants. Grâce à cette représentation, la détermination de l'orientation dominante d'un pixel se fait tout naturellement. Le résultat est illustré sur la Figure 6.

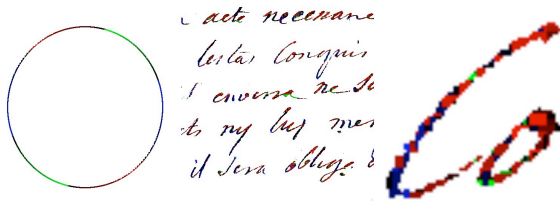


Figure 6. Exemple d'évaluation des orientations sur un cercle et sur du texte.

Pour en déduire une évaluation de la courbure, nous nous sommes inspirés du travail de J-P Antoine et L. Jacques (Antoine, 2003) en adaptant leur technique fondée sur les ondelettes directionnelles au cas de la transformée en Curvelets. Pour cela nous évaluons le nombre d'orientations trouvées comme significatives pour un pixel et plus ce nombre est important, plus notre pixel est sur un trait de forte courbure. Le résultat est illustré sur la Figure 7.

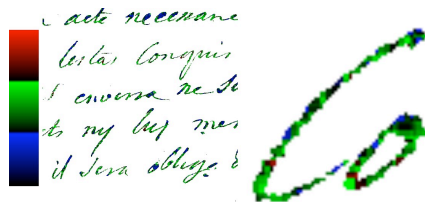


Figure 7. Exemple d'évaluation des courbures sur du texte.

A partir de ces calculs d'orientations et de courbures du texte nous avons défini une signature caractérisant l'écriture employée dans l'image.

4. La signature d'une image de texte manuscrit

Nous avons vu dans la partie 3.2 comment évaluer l'orientation et la courbure du texte en chaque pixel. A partir de ces informations nous avons définis une signature compacte 2-D de l'image analysée. Le processus de construction de la signature est le suivant :

- Pour chaque pixel p_i de l'image traitée, on récupère les orientations significatives détectées $\{o_1, o_2, \dots, o_n\}$ et la courbure mesurée c_i . A partir de cette information on construit les couples $\{(o_1, c_i), (o_2, c_i), \dots, (o_n, c_i)\}$

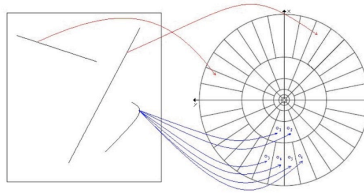


Figure 8. *Construction de la signature – Première étape.*

- Nous créons une représentation visuelle de notre signature dont les dimensions sont la courbure maximale en abscisse et les différentes orientations possibles en ordonnée. Chaque pixel de cette signature correspond donc à un l'un des couples (o,c) construit à la première étape. La valeur de ce pixel dépend du nombre d'occurrences du couple correspondant dans l'image d'origine. Nous codons cette valeur en binaire dans une variable de trois octets qui permet par la suite de faire une représentation sur les canaux R, V et B de l'image de notre signature.

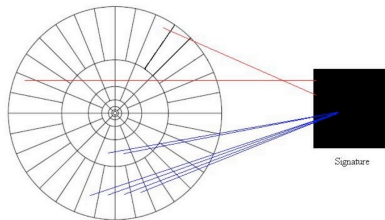


Figure 9. *Construction de la signature - Seconde étape.*

A partir de cette signature, nous avons cherché une mesure de similarité. Le coefficient de corrélation linéaire est l'option que nous avons choisie : $R = \text{COV}(X,Y) / \sigma_X \sigma_Y$ où $\text{COV}(X,Y)$ est la covariance entre X et Y , et σ est l'écart type.

Nous allons voir dans la partie 5 les résultats obtenus.

5. Résultats

L'outil que nous avons développé a la possibilité de traiter des problèmes variés. Nous allons présenter ici le système de recherche d'images par le contenu que nous avons mis en place avec dans un premier temps une étude des limites de ce système. Dans cette étude de la robustesse de notre approche, nous avons pris une image de test que nous avons dégradé de différentes manières : changements de résolution, changements de taille, zooms sur certaines parties du texte, dispersions de bruit, duplications d'un mot, application d'un flou gaussien, dilatations et érosions. Ces dégradations effectuées, nous avons lancé les comparatifs entre l'image de départ et

les images dégradées. La Figure 10 montre les 5 premières réponses du système pour le cas de la duplication d'un mot plusieurs fois dans l'image.



Figure 10. *Cinq premiers résultats pour une image où un mot a été dupliqué.*

Il est ressortit de cette étude que parmi les 33 dégradations effectuées, les 25 premières réponses avait un taux de reconnaissance supérieur à 90%. La première image ayant un taux inférieur étant obtenue après 3 dilatations successives, voir Figure 11.

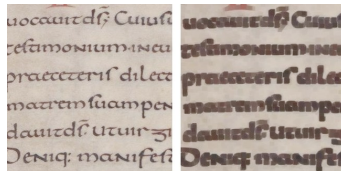


Figure 11. *A gauche l'image originale. A droite l'image après 3 dilatations.*

Force est de constater qu'après de telles dégradations, le rejet de l'image dégradée n'a rien de surprenant. Nous avons alors décidé de tester notre système sur une base d'images plus conséquentes. Nous ne disposons malheureusement pas encore d'une base suffisamment conséquente pour mener nos tests à bien sur une époque précise (500 images par époque) Nous avons donc mené nos tests sur une base regroupant des images d'écritures médiévales et des images d'écritures humanistes. Les résultats obtenus sont très encourageants puisque 83.3% des images renvoyées par notre système peuvent être considérées comme des images d'écritures d'une famille proche à l'image d'origine. De plus, aucune image d'écriture humaniste n'a été renvoyée comme correspondant à l'image d'origine qui n'est effectivement pas de cette époque. Cependant, nous avons pu noter l'apparition d'erreurs à des classements très élevés dans nos résultats. La raison n'est pas encore clairement identifiée et est à l'étude.

L'analyse quantitative complète des résultats de recherche d'information par requête image est actuellement en cours de réalisation sur une base plus complète d'écritures. Dans le cadre plus théorique de cette étude, nous n'avons pas en notre possession qu'une base partielle de quelques centaines d'échantillons représentatifs, avec une précision moyenne de plus de 75% ce qui, dans le contexte de la recherche

d'informations dans les bases d'images anciennes, est très satisfaisant et est parfaitement comparable aux performances des systèmes de recherche d'information basés sur une classification et un apprentissage des vecteurs de caractéristique des écritures.

6. Conclusion

Ce travail, mené dans un esprit de généricité, s'avère être un nouvel outil à la fois pour les paléographes, pour qui la nécessité de nouveaux outils pour la classification d'écritures médiévales est de plus en plus forte, et à la fois pour les littéraires, pour qui l'authentification et la reconnaissance d'écritures restent des problèmes majeurs dans le cadre par exemple de la recherche de la genèse d'une œuvre. Ces nouveaux outils, destinés à des non-experts en traitement du signal, ne nécessitent par ailleurs pas de paramétrages qui s'avèrent bien souvent complexes et peu adaptables aux différents cas de figure. En outre, grâce à l'utilisation de la transformée en Curvelets, ces outils s'avèrent très résistants à différentes dégradations typiques des images d'écriture de notre patrimoine.

7. Références

- Antoine J.-P., Jacques L., « Measuring a curvature radius with directional wavelets » *Conference Series- Institute of Physics*, vol. 173, p. 899-904, 2003.
- Candès E. et Donoho D., « Curvelets - A surprisingly effective nonadaptive representation for objects with edges, curves and surfaces », *Curves and Surfaces*, 1999.
- Candès E. et Donoho D., « Ridgelets : A key to higher-dimensional intermittency ? », *Philosophical transactions - Royal Society. Mathematical, physical and engineering sciences*, vol. 357, no. 1760, pp.2495-2509, 1999.
- Flickner M., Sawhney H., Niblack W., Ashley J., Huang Q., Dom B., Gorkani M., Hafner J., Lee D., Petkovic D., Steele D. et Yanker P., « Query by image and video content : The QBIC system », *Computer*, vol. 28(9), p.23-32, 1995.
- Haralick R.M., « Statistical and Structural Approaches to Texture », *Proc. IEEE*, vol. 67, no. 5, p. 786-804, 1979.
- Hilton M.L., Jawerth B.D. et Sengupta A., « Compressing still and moving images with wavelets », *Multimedia Systems*, vol. 2, p. 218-227, 1994.
- Journet N., Analyse d'images de documents anciens : une approche texture, Thèse de doctorat, LI, Université de Tours, 2006.
- Loupias E., Indexation d'images : aide au télé-enseignement et similarités pré-attentives, Thèse de doctorat, LIRIS, Université de Lyon, 2000.
- Marcellin M. W., Gormish M.J., Bilgin A. et Boliek M.P., « An overview of JPEG-2000. », *In Data Compression Conference*, p. 523-544, 2000.
- Pentland A., Picard R. et Sclaro S., *Photobook : Content-based manipulation of image databases*, 1994.
- Starck J., Candès E. et Donoho D. *The curvelet transform for image denoising*, 2000.