



HAL
open science

Extraction de Similarités dans les Manuscrits du Patrimoine pour la compression des images et la caractérisation des styles

Djamel Gaceb, Véronique Eglin, Stéphane Bres, Hubert Emptoz

► **To cite this version:**

Djamel Gaceb, Véronique Eglin, Stéphane Bres, Hubert Emptoz. Extraction de Similarités dans les Manuscrits du Patrimoine pour la compression des images et la caractérisation des styles. Conférence internationale francophone sur l'écrit et le document, Sep 2006, Fribourg, Suisse. pp.229-234. hal-00118733

HAL Id: hal-00118733

<https://hal.science/hal-00118733>

Submitted on 6 Dec 2006

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.

Extraction de Similarités dans les Manuscrits du Patrimoine pour la compression des images et la caractérisation des styles

Djamel GACEB, Véronique EGLIN, Stéphane BRES, Hubert EMPTOZ

LIRIS UMR 5204 INSA de Lyon

20, av. Albert Einstein 69621 VILLEURBANNE CEDEX

email: {djamel.gaceb1,veronique.eglin,stephane.bres, hubert.emptoz@insa-lyon.fr}

Résumé : Nous proposons dans cet article une nouvelle description des contours des formes présentes dans les manuscrits anciens du patrimoine écrit. La recherche de similarités que nous proposons se réalise sur des fragments d'écriture de granularité variable, tantôt de la taille du graphème tantôt de celle du caractère voir du groupement de caractères. L'approche considère l'image en niveaux de gris selon ses caractéristiques fréquentielles en décomposant les zones de tracés en motifs orientés. Le codage des motifs et l'extraction des similarités qui permet d'en définir les fréquences d'apparition et les régularités sont associés à un objectif de compression sans perte des images, jugée aujourd'hui indispensable pour assurer une diffusion rapide des données et des services en ligne sur les réseaux actuels haut débit. Des perspectives à l'étude actuellement le destinent également à la caractérisation des écritures par la recherche des invariants des styles. Cet article très méthodologique présente en seconde partie les premiers essais de compression des formes écrites (avant-plan) présentes dans les manuscrits réguliers et les premiers tests de caractérisation des styles d'écritures qui sont déjà très encourageants dans un domaine où les travaux antérieurs sont peu nombreux.

Mots-clés : Analyse fréquentielle des images. Recherche de similarités. Codage de motifs écrits.

1 Généralités

La numérisation de documents du patrimoine scientifique et culturel facilite l'accès à un public plus large et offre de nouveaux services comme la consultation en ligne de documents rares, la duplication rapide et économique des ouvrages, la navigation simplifiée, une recherche d'information plus performante et enfin la possibilité de partager des connaissances, [DEB00, EMP03, LEB04]. Jusqu'à maintenant, le besoin majeur était de stocker et d'archiver les données provenant généralement de collections et de corpus volumineux, sans se soucier réellement de la qualité de la transmission puisque les documents étaient généralement consultés à partir de CD Rom ou sur des réseaux locaux sans risque de pertes de paquets de données et garantissant des temps d'accès aux données très convenables, [DEB00]). Ce travail s'inscrit précisément dans le cadre du projet d'ACI MADONNE autour de la sauvegarde et de la valorisation

de données patrimoniales. La compression des données est donc un des enjeux fondamentaux du domaine de la numérisation du patrimoine. Notre contribution à cet objectif ambitieux est la mise en place du cadre méthodologique nécessaire au développement d'un outil de compression parfaitement adapté aux spécificités des images de manuscrits anciens. La méthode s'appuie sur une recherche de similarités qui par les définitions qui sont proposées permet de recouvrir un champ encore plus large d'applications, dont l'analyse et la caractérisation des styles d'écritures que nous aborderons dans la section 4. Les formats spécifiques reconnus pour leur capacité à produire des taux de compression très intéressants comme DjVu et DEBORA fonctionnent de manière très satisfaisante sur des documents imprimés [BOT98], [DEB00]. Sur les documents très irréguliers, comme les documents manuscrits anciens, ces approches sont en échec. Cela est en partie lié à la grande complexité des formes ce qui rend leur localisation souvent difficile et pour laquelle aucune méthode de segmentation n'est actuellement efficace.

Les formes redondantes que nous allons chercher ne sont pas nécessairement des mots ni des lettres : elles peuvent être simplement constituées des petites boucles des lettres (les graphèmes). Le graphème est considéré ici comme une unité graphique stable pour un même scripteur associé à un mouvement de plume continu sans reprise ni levé de plume. Au delà de cette unité, les similarités perceptibles deviennent plus incertaines, moins régulières et dans tous les cas très difficiles à évaluer. Les similarités sont à définir en rapport avec notre objectif de compression : ce n'est pas parce que deux mots sont les mêmes d'un point de vue sémantique qu'ils présentent une réelle similarité de traits, voir figure 1.

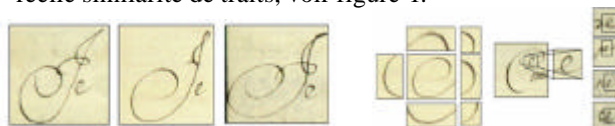


FIG. 1 – Exemple de similarités de la taille du mot. Décomposition en graphèmes d'une unité graphique.

La difficulté réside ainsi dans la localisation de ces redondances qui ne se limite pas aux caractères mais à toute partie de l'image qui présente des similarités distribués sur toute la surface de la page. La notion de similarité devient ainsi centrale. Une bonne caractérisation

des formes invariantes est ici fondamentale pour partitionner le corps du texte en zones similaires (objectif de compression), elle est de plus requise pour décrire les typicités des styles d'écritures. Les approches existantes de caractérisation des formes manuscrites régulières (analyse par composantes connexes, filtrages morphologiques, projections sur les axes principaux du tracé,... [LEB04]) ne sont pas efficaces sur des images de documents aux nombreuses irrégularités. Dans ce contexte, la clé de notre proposition consiste à caractériser les tracés dans les images en niveaux de gris, en localisant une version simplifiée des formes appelées motifs orientés (élémentaires ou composés) à partir desquelles nous définissons des indices de similarité caractéristiques. Pour cela, nous avons exploité les réponses des bancs de filtres directionnels de Gabor afin de définir de manière stable les lignes d'orientations identiques et les zones de changements d'orientations présentes sur les contours des traits. A partir de ces descripteurs, nous obtenons un partitionnement des zones de traits en portions de tailles variables divisibles que nous caractérisons à l'aide d'une signature servant de base à la mesure de similarité. Cette recherche de similarités a été conçue pour être robuste aux changements d'échelle, aux rotations et bien sûr aux translations.

2 Segmentation du tracé en milieu dégradé

Dans cette partie nous présentons notre approche de la segmentation des images d'écritures en niveaux de gris en régions centrées sur les contours orientés. L'application d'un banc de filtres de Gabor paramétré reposant sur une décomposition du domaine fréquentiel de l'image des documents est réalisée pour localiser la présence de segments orientés dans les écritures.

2.1 Décomposition en contours orientés

Le filtrage de Gabor constitue un excellent compromis espace – fréquence pour la représentation du contenu des images, [WEL98]. Son paramétrage sur les images de traits que nous analysons ne constitue pas un obstacle à son utilisation, [ABE 05]. C'est en règle générale cette étape de paramétrage qui est laborieuse et rarement automatisable. Une fonction de Gabor se définit comme une fonction gaussienne modulée par une onde sinusoïdale :

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi s_x s_y} e^{-\frac{x^2}{2s_x^2} - \frac{y^2}{2s_y^2}} e^{j2\pi(xf_{x0} + yf_{y0})}$$

avec s_x et s_y les largeurs respectivement selon x et y de la fonction gaussienne et f_{x0} et f_{y0} les fréquences spatiales de la modulation. Ce filtre, de type passe-bande orienté, a une réponse impulsionnelle complexe. Les basses fréquences (BF) (régions homogènes/fond) se situent au centre tandis que les hautes fréquences HF(caractéristiques des traits) se trouvent aux bords. Connaissant globalement la répartition fréquentielle des tracés manuscrits (dans HF) par rapport à l'arrière plan (dont la moyenne figure dans BF) d'une page numérisée, nous avons réalisé un pavage du plan fréquentiel permettant de paramétrer en fréquences, en échelles et en

directions les filtres de Gabor, [WEL98, YAN03]. L'analyse directionnelle que nous avons mise en œuvre se base ainsi sur des filtrages successifs de l'image originale faisant varier l'échelle d'analyse et l'orientation : nous procédons ainsi à l'application d'un banc de quatre filtres ($N=4$ avec $\theta=0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$) partitionnant le domaine fréquentiel en différents canaux, chacun étant caractérisé par des secteurs angulaires correspondant aux quatre directions retenues. Le réglage des paramètres f_0, s est déterminant pour localiser de façon précise les hautes fréquences. Ces deux paramètres influent en particulier les résultats de la segmentation en contours orientés. L'optimisation du choix de ces paramètres dépend de l'évaluation de la segmentation en contours pour chaque couple de valeurs (f_0, s) , [PRA78]. Une étude complète que nous avons menée est accessible dans [ABE 05]. L'image est ainsi décomposée en quatre cartes directionnelles contenant chacune un ensemble de zones semblables de l'écriture orientées selon une même direction. La figure 2 récapitule le découpage en plans directionnels pour une image de tracés manuscrits selon les quatre directions.

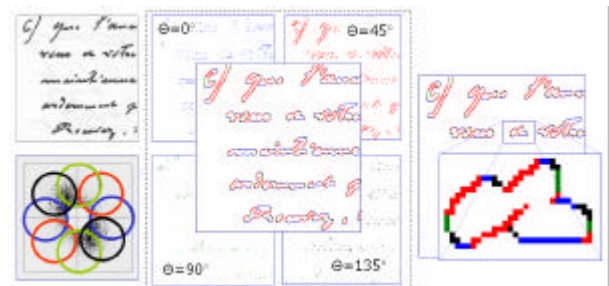


FIG.2 – Reconstruction de la carte des contours à partir des 4 cartes directionnelles ($\sigma=1/100$; $F_c=74$). Zoom sur un motif.

L'image initiale a été extraite du corpus d'écritures humanistes du 18ème siècle. Le regroupement des plans directionnels nous permet de reconstruire le contour de l'écriture de notre image et de confirmer le recouvrement complet des formes du tracé. Après leur reconstruction à partir des 4 cartes directionnelles de Gabor, les contours obtenues ne sont pas nécessairement unitaires (contours minces). Il faut donc réduire leur largeur à un seul pixel afin de faciliter leur analyse et leur codage. Pour cela, nous procédons à la suppression des réponses de Gabor non maximales développées dans [BRE03] : on ne conserve donc que les maxima locaux dans la direction orthogonale à la direction de contours.

2.2 Décomposition en contours orientés

A partir de la décomposition des formes en contours orientés, il faut être capable d'associer un segment orienté à sa forme d'origine. La notion de connexité (ou de continuité) dans ce cas est très large. Pour résoudre le problème de l'association « segment orienté – forme originale » nous avons choisi d'extraire à partir des lignes d'écriture l'ensemble des formes pleines et continues. L'analyse des relations topologiques entre pixels va permettre de construire une agrégation en formes connexes. L'approche que nous proposons permet de se

dégager d'une binarisation directe des formes qui n'est pas jugée pertinente sur nos images en s'inspirant d'outils plus largement utilisés en traitement d'images naturelles, telles que la méthode de détection de contours de Deriche qui garantit une bonne localisation des frontières. Les contours seuls ne suffisent pas à déterminer les formes compactes : on a donc mis en place d'une méthode de croissance de régions partant d'un germe intérieur aux éléments et limitée par la carte des contours de Deriche, voir figure 3. En associant les contours des formes, la fermeture des frontières et la densité de l'information extraite de la segmentation en régions binaires, on obtient une représentation très réaliste des formes présentes dans le tracé qu'une simple binarisation n'aurait pas su faire émerger.

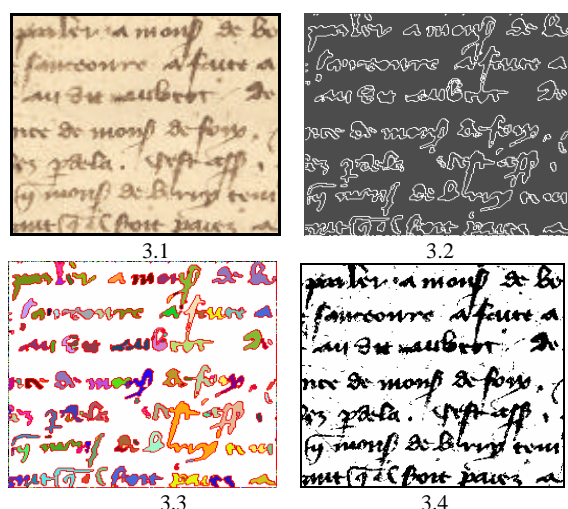


FIG.3 - 3.1 Image originale de l'Ecole des Chartes. 3.2 Contours selon Deriche. 3.3 Extraction de motifs par coopération "Deriche - croissance de régions". 3.4 Binarisation non satisfaisante selon Niblack

3 Signature des motifs redondants et estimation des similarités

3.1 Approche hiérarchique

Le motif est une forme constituée d'un ensemble de graphèmes caractérisés par son contour orienté et son intérieur. Pour comparer les motifs entre eux, nous définissons pour chacun une signature qui est à la fois représentative, discriminante et invariante à des transformations simples (changement d'échelle, rotation et translation). En pratique, nous utiliserons trois signatures : de la plus globale (liés à la distribution et la quantification des segments orientés) à la plus fine dans la description structurelle qu'elle donne du motif (basée sur la localisation et la succession des points de jonction entre segments orientés). Les performances des signatures sont liées à leur capacité à minimiser les résidus lors du codage de l'image (i.e. l'ensemble des différences entre les formes choisies comme références pour le codage de l'image et les formes réelles substituées). La mise en œuvre de la recherche des similarités repose sur des comparaisons successives entre les signatures des motifs afin de traiter en premier lieu les formes dans leur plus

grande globalité. La forme va être analysée à partir d'une fenêtre d'analyse contenant un motif dont la taille n'est pas fixée a priori. Actuellement la taille du motif peut soit être choisie automatiquement sur la base de la taille des formes connexes (issues de la méthode de formation de segments connexes selon Deriche), soit manuellement à n'importe quel endroit du texte.

3.2 Roses de directions et invariance à l'échelle (SRD)

Au niveau le plus bas, nous présentons une nouvelle signature basée sur le nombre normalisé $Nap(?_i)$ d'occurrences des points marqués de contour selon les 4 directions, $?_i (0^\circ, 45^\circ, 90^\circ \text{ ou } 135^\circ)$. Ce nombre est donné par la formule suivante:

$$N_{ap}(q_d) = \frac{1}{N} \text{Card} \{ P_{q_d}(x, y) | P(x, y) \in \text{Contours} \}$$

$?_d$ est la direction d'un point contour $P(x, y)$, $P?_d(x, y)$ est le point de contour correspondant à cette direction, N le nombre total des points de contour dans la fenêtre d'analyse englobant le motif à étudier. L'ensemble des nombres d'occurrences des points marqués pour une forme S_f est donné par $NapS_f(?) = \{Nap(0^\circ), Nap(45^\circ), Nap(90^\circ), Nap(135^\circ)\}$. La ressemblance entre les deux formes S_f et S_{ref} utilise la distance euclidienne entre les deux ensembles $NapS_f(?)$ et $NapS_{ref}(?)$ elle est définie par :

$$D(N_{apS_f}, N_{apS_{ref}}) = \sqrt{\sum_{i \in \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}} (N_{apS_f}(q_i) - N_{apS_{ref}}(q_i))^2}$$

Ces estimations de densités locales des différents points de contours selon les quatre directions sont rendues explicites par la construction d'une rose des directions associée à chaque motif. L'analyse de la rose (selon la méthode présentée) permet d'apporter plusieurs informations importantes sur la nature des motifs comparés. Elle permet d'une part de retrouver deux formes semblables à des échelles différentes, puisque le rapport des différents segments orientés des motifs est invariant par échelle. Cette propriété confère à la mesure une robustesse aux changements de taille fréquemment rencontrés dans les textes manuscrits, voir figure 4.

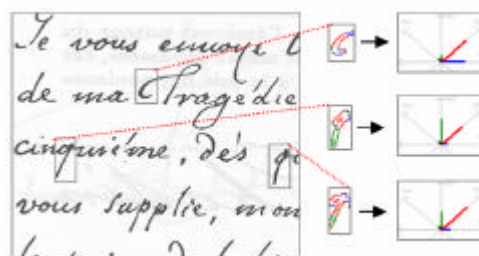


FIG. 4 – Rose de directions entre formes similaires (présence d'un intrus).

Elle permet d'autre part d'écarter aisément des motifs ne contenant pas les mêmes rapports de directions. Dans ce cas, on peut considérer que les motifs ne présentent aucun degré de similarité. Cette approche permet de relever des similarités globales mais imprécises en raison de la distribution non contrôlable des directions : deux motifs structurellement très différents peuvent avoir des roses de directions semblables et pourtant ne pas se ressembler. Pour cela nous avons exploité une seconde définition plus fine basée sur l'analyse des histogrammes

de directions respectant cette fois la localisation spatiale des directions dans les motifs traités.

3.3 Histogrammes de projection des segments orientés (SHPO).

Cette seconde approche est basée sur les histogrammes de projections des contours orientés d'un motif. Soit M un motif inclus dans une fenêtre glissante, soit M_{ref} le motif de référence (qui va servir d'élément de comparaison). Soient H_i et H_{iref} ($i=0,45,90,135$) les histogrammes de projections des points de contours directionnels respectivement du motif M et M_{ref} sur les repères orthogonaux à chacune des quatre directions. Pour réduire la contribution des points aberrants et renforcer celle des points moyens, ces histogrammes sont convolués avec une fonction gaussienne. On dira que deux formes sont similaires si les histogrammes de leurs contours orientés projetés se ressemblent suffisamment. La quantification de cette ressemblance est donnée par le calcul d'un *coefficient de corrélation* entre les deux histogrammes pour une même direction. Ce *coefficient* entre deux histogrammes H_i , H_{iref} ($i=0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$) est donné par le produit scalaire normalisé $C_{oefCor}(H_i, H_{iref})$ en considérant la norme :

$$||H|| = \sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} h^2(k)} \text{ avec } N = \text{la taille de vecteur histogramme}$$

$$C_{oefCor}(H_i, H_{iref}) = \frac{H_i \bullet H_{iref}}{||H_i|| \bullet ||H_{iref}||}$$

C_{oefCor} est compris entre 0 et 1. Il est maximal pour $H_i = H_{iref}$. Plus l'écart entre H_i et H_{iref} est important, plus C_{oefCor} est faible. Finalement, on estime le degré de similarité par:

$$S_{im} = \sum_{i \in \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}} P(i) \cdot C_{oefCor}(H_i, H_{iref})$$

Plus S_{im} est grand (supérieur à un seuil S), plus on considère que les formes M et M_{ref} sont similaires. S fixe le degré de ressemblance entre deux formes, il peut être choisi automatiquement pour l'ensemble des motifs d'une page (figure 5). La similarité plus précise qui se dégage de cette approche peut encore être complétée par le dernier niveau hiérarchique de la méthode : la recherche des points de jonction marquant la limite entre deux segments orientés.

3.4 Similarité basée sur la structure des points de jonction (SPJ)

Cette dernière étape se base sur la définition d'une signature composée de la liste des points de jonction aux limites des segments orientés. Le calcul de la signature est basé sur l'agglomération des informations de changement de directions au niveau des jonctions. Avec un seul balayage de la carte des points de contours étiquetés et pour chaque fenêtre d'analyse, on marque les zones de changement de la direction en fonction de la direction courante et de la direction suivante. La figure 5 présente un exemple de motif et sa liste de points de jonction aux limites des changements de directions.

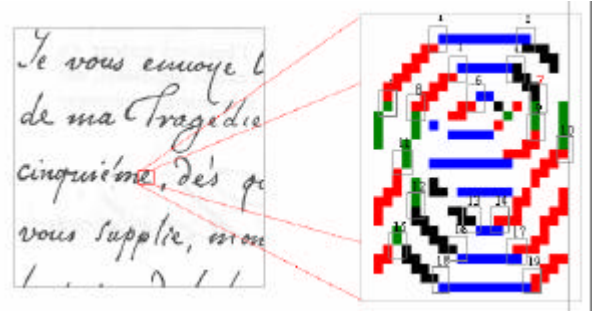


FIG. 5 – Exemples de points de jonction sur un motif isolé (SPJ).

Pour simplifier les calculs, nous n'avons pas considéré dans cette version les possibilités de points de jonction triples à la frontière de trois (ou plus) directions différentes. Tous les points de jonction sont codés par trois valeurs : leur position dans la liste, la direction courante et la direction suivante selon la définition des points contours répondant à la direction $d(x,y)$. Soit $S_f(i)$ la signature du motif localisé par la fenêtre d'analyse glissante et $S_{ref}(i)$ la signature de la forme de référence, avec $i=0 \dots N$. N est le nombre de point de jonctions. Nous avons choisi de comparer les signatures des motifs à l'aide de la distance Hamming. Le principe de cette distance consiste à compter le nombre de points différents estimés entre les deux signatures S_f , S_{ref} . Par définition, la distance de Hamming est donnée par la formulation suivante :

$D(S_f, S_{ref}) = \{Card \{i \in [1, N] \mid S_f(i) \neq S_{ref}(i)\}\}$. Le

pourcentage de ressemblance entre S_f et S_{ref} s'exprime par

$$P_s(S_f, S_{ref}) = 100 \cdot \frac{N - D(S_f, S_{ref})}{N}$$

On considère alors que deux motifs sont similaires si le rapport $P_s(S_f, S_{ref}) > \text{Seuil}$ est vérifié. En pratique, on fixe le seuil de façon automatique pour un ensemble de pages d'un même ouvrage.

4 Experimentation et discussion

4.1 Evaluation comparative des trois approches (SRD-SHPO-SPJ)

Pour valider notre approche, nous avons sélectionné une base de 130 formes à partir d'une même image, voir figure 6. La sélection de motifs référents s'est faite de telle sorte à créer la plus grande diversité de formes possibles. L'objectif ici est de vérifier que nos approches sont capables de trier les motifs selon un ordre décroissant de similarités en accord avec une réalité terrain estimée visuellement. Le protocole adapté de [PHI04] consiste à comparer chaque motif au motif de référence par les trois méthodes de recherches de similarités expliquées ci-dessus (SRD, SHPO, et SPJ). Les variations de mesures de similarité pour chacun des motifs (par rapport au motif de référence (figure 6)) sont représentées à la figure 7. Cette figure montre des résultats très satisfaisants de corrélation entre les motifs de la base et le motif de référence. Les classements proposés sur les trois courbes sont, à quelques variantes près, très révélateurs des similarités entre formes.

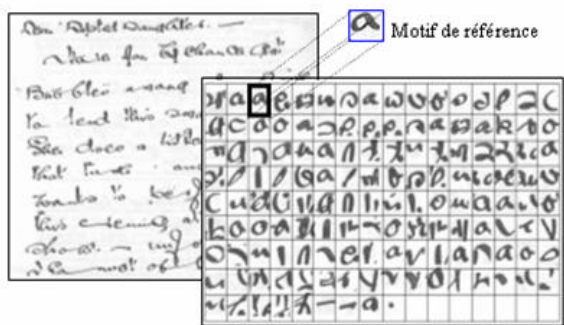


FIG. 6 – Image d’origine et base de 130 motifs rangés aléatoirement

Sur ces résultats, on peut constater que la similarité est d’autant mieux relevée que l’approche traite la forme avec précision : la pente des courbes est plus importante pour les méthodes SPJ et SHPO qui relèvent d’une analyse de structure plus fine des formes. On peut expliquer ce phénomène par le fait qu’une grande précision dans la description de la structure des motifs peut compromettre un appariement car la similarité s’en trouve réduite.

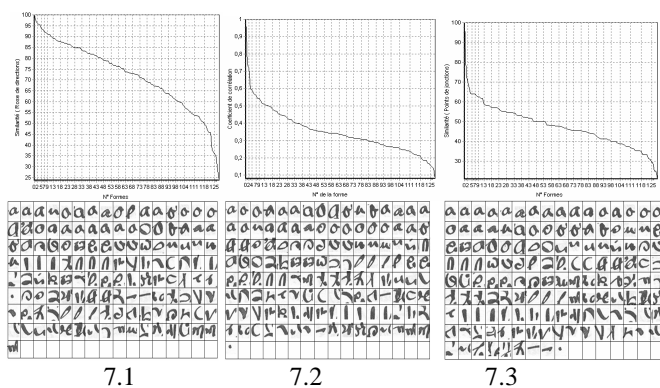


FIG. 7- 7.1: Variations des ressemblances des motifs (selon l’approche SRD). 7.2 Selon l’approche SHPO. 7.3. Selon l’approche SPJ.

L’avantage de disposer de ces trois approches est plus justement de les coupler dans une exploitation hiérarchique des motifs : de l’approche la plus globale (SRD) à la plus fine (SPJ), on passe d’une extraction grossière des formes similaires à un possible affinage par recherche de structure. Sur les exemples traités ici, la recherche de similarités par analyse des roses de directions permet à plus de 96% de regrouper les formes réellement similaires. Mais ce groupement se réalise de façon grossière. Le couplage hiérarchique est actuellement à l’épreuve.

4.2 Un outils de caractérisation dédié

A la compression des manuscrits réguliers

Notre approche se base sur une estimation des similarités entre formes qui ne sont pas nécessairement des composantes connexes entières, mais peuvent en être une association de composantes ou simplement des parties de ces composantes. La figure 8 présente le résultat de l’extraction des similarités avec la forme «**i**» d’un extrait

manuscrit régulier du Moyen-âge. La méthode utilisée concerne le codage des Points de Jonction (SPJ).

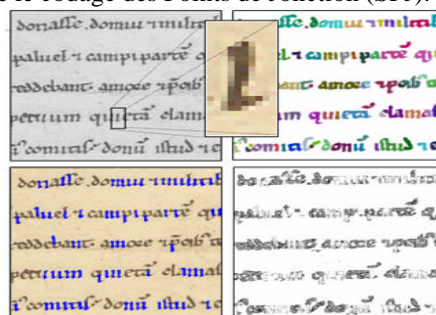


FIG.8 – Extraction des similarités à partir du motif «**i**». Occurrences trouvées et carte des résidus.

L’indépendance de cette méthode vis-à-vis de la rotation permet de détecter à la fois les motifs ayant subis une rotation de 180°. Les formes les plus similaires (au dessus d’un seuil choisi ici à 70%) ont été soustraites dans l’image résultat de la figure 8, qui représente l’appariement des formes similaires ainsi que les résidus obtenus après soustraction avec l’image d’origine. Des similarités importantes sont plus faciles à obtenir avec des documents paléographiques du Moyen Age grâce à la grande stabilité des écritures (et même des écritures gothiques cursives du 15ème siècle). Cela est moins courant avec les écritures humanistes postérieures et les écritures contemporaines (dès le 17ème siècle) qui présentent des écritures plus irrégulières. Dans notre exemple, la seule forme «**i**» a permis de couvrir presque 30% de la surface totale de l’écriture. Le taux de redondance obtenu au final (et donc aussi le taux de compression que l’on peut espérer) est donc directement lié au choix judicieux des formes de références : dans notre cas, grande redondance est synonyme de grande compression. Une étude destinée à faire automatiquement le meilleur choix possible des motifs selon leur fréquence d’apparition est actuellement en cours de développement. La technique adaptée à la compression est actuellement en développement. Elle intègre un module de codage des contours orientés, de reconstruction du masque binaire et un module de codage de la couleur de l’avant plan (couleur du texte). A ce jour, seul le codage de l’avant plan sans perte est réalisé. Il n’est pas encore possible de quantifier les taux de compression réel par rapport aux techniques existantes.

A la caractérisation des invariants des écritures

Pour appréhender le texte manuscrit selon ses spécificités propres, comme cela a été initié par Nosary dans [NOS02] -schématiquement, avec des capacités d’adaptation au style d’écriture en présence- il faut s’intéresser de prêt aux tracés des scripteurs. Comment alors retrouver des caractéristiques d’invariance de formes manuscrites parmi la multiplicité des dérivations possibles d’un même tracé? Des réponses relevant de techniques très diverses ont été proposées ces dernières années pour caractériser les écritures (selon une caractérisation des écritures par texture, [SAI98], selon des approches structurelles s’attachant à décrire l’écriture à partir de

descripteurs de formes, [MAR01] et enfin selon une recherche d'invariances de formes basées sur une expertise fine des graphèmes, [BEN02]).

On a montré que la détection de formes invariantes est une façon efficace de caractériser un auteur et donc d'authentifier un manuscrit, [VOL02]. Le problème principal réside dans le choix de ces "invariants" propres à un auteur. Ce choix doit être laissé à un expert du domaine, ce que nous avons réalisé en collaboration avec les spécialistes du corpus de Montesquieu, [VOL02]. Pour valider l'intérêt d'utiliser les similarités de traits pour distinguer les écritures et caractériser leurs styles par les invariants de formes, nous avons choisi de tester notre prototype d'extraction des formes similaires sur le corpus de brouillons de Montesquieu qui est caractérisé par l'existence reconnue d'un grand nombre de secrétaires. Sur la figure 9, deux formes récurrentes ont été extraites et triées selon leur similarité (déterminée ici par la méthode SRD). Nous envisageons d'étendre cette recherche d'invariants à un ensemble de motifs pré-définis par l'expert constituant ainsi une table de similarités entre graphèmes pour chaque écriture identifiée du corpus.

Une évaluation complète de cet outil de caractérisation répondant à ces deux objectifs (compression et recherche d'invariants) constitue les perspectives directes de ces travaux.



FIG. 9 – Manuscrits autographes de Montesquieu (1750).
Extraction (à partir de l'approche SRD) de deux motifs caractéristiques classés par ordre de similarité

5 Conclusion

Nous avons présenté ici les premières étapes de l'extraction de ressemblances qui permet l'analyse de l'ensemble du signal original issu des images de textes manuscrits selon des cartes directionnelles. Ces cartes contiennent les formes de différentes tailles qui sont recherchées sur la page entière. Nous avons proposé des outils originaux pour localiser les zones d'écriture manuscrites et les caractériser en utilisant des indicateurs basés sur les filtres de Gabor. Ces caractéristiques permettent de retrouver des motifs similaires à partir de trois méthodes de comparaison insensibles aux rotations et aux changements d'échelle (SRD, SHPD) ou aux translations.

Cette méthode d'extraction de similarité a été développée pour améliorer les approches de compression d'écritures habituelles qui ne sont pas adaptées aux spécificités des images patrimoniales. Cette méthode est bien adaptée aux manuscrits où les formes (graphèmes ou

caractères) sont facilement séparables et contrastées. Ce travail est actuellement intégré à un système de compression sans perte plus complet consacré aux images en niveau de gris de documents écrits anciens. Il sera bientôt intégré au projet MADONNE. Cette méthode d'extraction de similarité est aussi appliquée actuellement à la discrimination de styles d'écriture par la constitution de tables d'invariants de formes.

Références

- [ABE05] EL ABED A., EGLIN V., Frequencies decomposition and partial similarities retrieval for patrimonial handwriting documents compression, *ICDAR*, 2005, pp. 996-1000.
- [BOT98] BOTTOU L., HAFFNER P., HOWARD P.G., SIMARD P., BENGIO Y. and LECUN Y., High quality document image compression with DjVu, *journal of electronics imaging*, 1998,7(3), pp.410-428
- [BRE03] BRES S., JOLION JM., LEBOURGEOIS F., Traitement et analyse des images numériques, *Hermes*, 412 p, 2003.
- [DEB00] Projet européen « DEBORA », livre en ligne : <http://debora.enssib.fr/>, juin 2000.
- [EGL04] EGLIN V., VOLPILHAC-AUGER C., Handwriting multiscale characterization for writers classification (in french), in *Proc. CIFED'04*, juin 2004, pp. 106-114.
- [PHI04] PHILIPP-FOLIGUET S., LEKKATM. Recherche d'images à partir d'une requête partielle utilisant la disposition des régions, *RFIA*, 2004, pp.35-43.
- [KRU99] KRUIZINGA P., PETKOV N., Nonlinear Operator for Oriented Texture, *IEEE PAMI*, 1999.
- [LEB04] LEBOURGEOIS F., TRINH E., ALLIER B., EGLIN V., EMPOTZ H., Document Images Analysis Solutions for Digital libraries, 1st International Workshop on Document Image Analysis for Libraries, *DIAL 2004, IEEE Computer Society*, 2004, pp.2-24.
- [LIK05] LIKFORMAN L., SIGELLE M., Reconnaissance des Formes, *Edition TSI-ENST Paris*, 2005, 45p.
- [PRA78] PRATT, FAUGERAS, GAGALOWICZ, Visual discrimination of stochastic texture field, *IEEE Trans. on systems, Man and Cybernetics*, 1978, vol. SMC-8, N°11, pp.796-804.
- [VOL02] VOLPILHAC-AUGER C., EGLIN V., La problématique des ouvrages manuscrits anciens : vers une authentification des écritures des secrétaires de Montesquieu, Journée sur la valorisation et numérisation des collections, *Ecole Normale Supérieure de Lyon*, 2002.
- [WEL98] WELDON TP., HIGGINS WE., Algorithm for designing multiple Gabor filters for segmenting multi-textured images, *IEEE Inter. Conf. on Image Processing, Chicago, Illinois*, 1998, pp. 4-7.
- [YAN03] YANG F., LISHMAN R., Land cover change detection using Gabor filter texture, *Proceedings of the 3rd international workshop on texture analysis and synthesis*, 2003, pp. 78-83.
- [BEN02] BENSEFIA, A., HEUTTE L., PAQUET T., NOSARY A., Identification du scripteur par représentation graphèmes, in *CIFED'02*, 2002, pp.285-294.
- [MAR 01] MARTI U.V., MESSERLI R., BUNKE H., Writer identification using text line based features, in *Proc.ICDAR'01*, 2001, pp. 101-105.
- [NOS02] NOSARY A., PAQUET T., HEUTTE L., Reconnaissance de textes manuscrits par adaptation au scripteur, *CIFED'2002*, pp.365-374.
- [SAI98] SAID H. E., PEAKE G. S., TAN T. N, BAKER K. D., Writer Identification from Non-uniformly Skewed Handwriting Images, *British Mach. Vision Conf*, 1998.