



HAL
open science

Extraction et caractérisation de traits dans les lettrines

Mickaël Coustaty, Nguyen Giap, Jean-Marc Ogier

► **To cite this version:**

Mickaël Coustaty, Nguyen Giap, Jean-Marc Ogier. Extraction et caractérisation de traits dans les lettrines. Colloque International Francophone sur l'Écrit et le Document (CIFED2010), Mar 2010, Sousse, Tunisie. pp.35-49. hal-00488343

HAL Id: hal-00488343

<https://hal.science/hal-00488343>

Submitted on 2 Jun 2010

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 et caractérisation de traits dans les lettrines

Mickael Coustaty - Giap NGuyen - Jean-Marc Ogier

*Laboratoire L3i - Université de La Rochelle
Pôle Science et Technologie, Avenue Michel Crépeau, 17042 La Rochelle
{mcoustat,giap.nguyen,jmogier}@univ-lr.fr*

RÉSUMÉ. Cet article présente une nouvelle méthode d'extraction de traits dans des lettrines. Cette méthode est développée dans le but d'indexer ces lettrines par leur contenu. Les lettrines sont principalement composées de traits et cette méthode propose de caractériser ces primitives élémentaires particulières. Notre méthode repose sur un processus en quatre étapes : l'extraction, la caractérisation, la classification et le regroupement spatial des traits. Nous nous plaçons donc au niveau des traits et non plus au niveau des pixels. Cette étude, dont les premiers résultats sont intéressants, est novatrice en ce sens et des tests d'indexation à partir de la caractérisation de ces traits sont prévus dans le cadre du projet NaviDoMass [NAV 10].

ABSTRACT. This article present a new method to extract strokes in lettrines. Lettrines are principally composed of strokes. This method is developed with the goal to characterize for indexing them by content using these particular primitives. Our method relies on a four step process: extracting strokes, characterizing them, classify them and spatial grouping. We thus use strokes instead of pixels as elementary element. This study, is innovative and first results are interesting. Indexing tests using this method will be make in the NaviDoMass project [NAV 10].

MOTS-CLÉS : Documents Anciens, Lettrines, complexité, extraction de traits

KEYWORDS: Old documents, Lettrines, complexity, Strokes extraction

1. Introduction

L'indexation de documents issus du patrimoine représente un enjeu actuel pour la sauvegarde de nos mémoires. Cette indexation nécessite une caractérisation appropriée des images. Dans cet article, nous nous intéressons précisément à une caractéristique particulière de ces documents : les traits. Cette caractéristique particulière, présente dans la plupart des lettrines, n'est pas facilement caractérisable par les méthodes orientées textures usuelles. Nous présentons tout d'abord quelques méthodes existantes sur ces images. Puis nous proposons dans la partie 5 une approche novatrice puisqu'elle propose de caractériser les images non plus en utilisant les pixels mais des primitives de plus haut niveau : les traits. Cette caractérisation repose sur un processus en quatre étapes : extraction, caractérisation, classification et regroupement spatial des traits. Les travaux présentés dans cet article sont réalisés dans le cadre d'une thèse du projet ANR NaviDoMass [NAV 10] et les premiers résultats sont encourageants.

2. Les documents anciens

2.1. Un enjeu actuel

De plus en plus de bibliothèques nationales ([bnf, brib, bnc]), de projets nationaux, européens ou mondiaux ([NAV 10, eur, pas, goo, OCA]) cherchent à préserver le patrimoine documentaire. Dans cette optique, de grandes campagnes de numérisation sont actuellement menées par ces différents projets pour sauvegarder en masse, au format image, des copies de ces documents. Malheureusement, ces sauvegardes inertes ne proposent pas de services de navigation et de recherche aux usagers.

À l'heure actuelle, l'indexation de ces documents est réalisée par des historiens qui annotent manuellement les images sur la base d'une interprétation visuelle de leur contenu. Cette solution, bien qu'efficace, n'est pas envisageable dans un contexte de grandes masses de données. Quelques outils, comme *Gallica* ([FRA]) ou celui de la bibliothèque nationale anglaise ([bria]), commencent à apparaître pour proposer une recherche par le contenu des documents. Malheureusement, ces outils se limitent actuellement à une recherche par le contenu textuel sans prise en compte des images graphiques.

Les images graphiques contenues dans les documents représentent la mémoire de nos pays, de nos cultures et de nos sociétés. Du point de vue scientifique, les grands enjeux des différents projets sont basés sur le développement de services de navigation dans des bases d'images. Ces services doivent répondre aux nécessités de :

- 1) Conditionner l'image ou le signal souvent fortement dégradé pour l'amener à une représentation exploitable pour la suite des traitements : débruitage, filtrage, ...

- 2) Caractériser le contenu graphique d'une image pour représenter son contenu visuel - avec tous les outils existant de CBIR, de points d'intérêts, les approches globales, spatiales, vectorielles (statistiques, structurelles), ...

3) Définir des métriques pour mesurer la ressemblance entre les images, sur la base de la technique de caractérisation de contenus retenues (isomorphisme exact ou inexact dans le cas de graphes, distance dans le cas de vecteurs ou d'histogrammes)

4) Structurer les espaces de caractéristiques retenues (graphes, signatures vectorielles, ...) afin de proposer une réponse en temps acceptable à l'utilisateur et afin d'éviter une recherche exhaustive en cas de navigation dans la base (clustering statistiques, clustering de graphes, graph embedding, ...)

5) Concevoir des Interfaces Homme-Machine en interaction avec l'utilisateur dans un but d'adaptation du système par exploitation des techniques de bouclages de pertinence

Dans la suite, nous nous attarderons sur le deuxième point, à savoir la caractérisation du contenu des images graphiques. Dans le cas d'images graphiques de documents anciens, les techniques habituelles ne sont pas adaptées puisque nos images sont initialement binaires, composées de traits et fortement bruitées. Nous présentons dans ce qui suit ces caractéristiques particulières de nos images.

2.2. Images graphiques de documents anciens

Dans le cadre de cet article, nous nous intéressons plus particulièrement à la recherche par le contenu d'images graphiques de documents du XV^{ème} et XVI^{ème} siècle. Une image graphique est une image dessinée par l'homme. Ces documents nous sont fournis par le Centre d'Études Supérieures de la Renaissance ([CES]) et le sont sur support papier. Le support et la période de création de ces documents font apparaître deux grands types de particularités : les dégradations dues au papier (jaunissement du papier, l'amincissement des pages) et celles dues à l'outil d'impression. Les documents du XV^{ème} et XVI^{ème} siècle étaient imprimés à l'aide de tampons en bois. Ces tampons se sont dégradés au cours du temps entraînant des variations de représentations dans le temps. Ces particularités permettent aux historiens de dater les documents et ainsi d'en déduire un ordre chronologique.



Figure 1. Exemple d'images de documents du XV^{ème} et XVI^{ème} siècle

3. Les lettrines

Parmi les différents types d'images graphiques de documents anciens énoncés dans [DEL 09], nous nous intéressons particulièrement aux lettrines. Elles correspondent à des images très utilisées dans les ouvrages et très réutilisées au cours du temps. Une lettrine est une lettre ornementale qui débute un chapitre ou un paragraphe et peut être vue comme une image binaire composée de traits. Quelques travaux ([JOU 08, PAR 06, UTT 06, BIG 96]) ont été menés pour caractériser ce type d'image graphique en particulier.

Ces images sont composées de plusieurs éléments caractéristiques de l'époque et des imprimeurs. Un de ces éléments correspond à la scène représentée en arrière plan (voir Figure 2) et est composée de zones de traits.



Figure 2. Exemples de lettrines composées de traits

Toutes les méthodes existantes de caractérisation de lettrines dans la littérature ([JOU 08, PAR 06, CHO 09, COU 09]) se sont basées sur l'information pixellaire des lettrines. L'idée est donc d'extraire les traits des lettrines tout en les caractérisant pour ne plus travailler au niveau du pixel mais avec des primitives élémentaires de plus haut niveau. La description et l'agencement de celles-ci donnera une description locale et globale de l'image.

4. Extraction et caractérisation de textures

Bien que les textures soient des informations difficiles à extraire, plusieurs méthodes existent dans la littérature. La classification et la segmentation de textures reposent sur l'extraction de caractéristiques qui leurs sont propres. La plupart des caractéristiques extraites pour représenter une texture sont définies à partir du niveau de gris des pixels. Les cinq principales méthodes de la littérature sont résumées ci-dessous :

1) **La matrice de co-occurrence** : Également connue sous le nom de GLCM (Gray Level Co-occurrence Matrix), elle est très largement utilisée dans l'analyse de texture pour sa facilité de mise en oeuvre et ses bons résultats. Elle permet de codifier le nombre d'occurrence d'une transition de niveau de gris entre pixels (transition sur une distance et une orientation donnée en paramètres). La réussite de la méthode repose sur le choix du vecteur de déplacement et plusieurs études [KAR 00, IFT 04] ont

montré qu'en pratique une distance courte permet d'obtenir des résultats optimaux. Les matrices de co-occurrences étant généralement très grandes, elle sont résumées à l'aide de quatorze indices définis par [HAR 73]. Ces indices ont également l'avantage de permettre une meilleure discrimination des images.

2) **La fonction d'auto-corrélation** est également très utilisée puisqu'elle permet de connaître la finesse des motifs qui composent une texture. La finesse de ces motifs est obtenue par analyse de la réponse de la fonction d'auto-corrélation. Plus celle-ci diminue rapidement, plus la texture sera fine, et inversement. Le principal inconvénient de cette méthode repose sur la taille des images et la complexité algorithmique associée. Des exemples d'utilisation peuvent être trouvés dans [JOU 08].

3) **Les méthodes à base de noyaux** reposent sur l'idée qu'une texture est formée selon un modèle stochastique et l'on considère dans ce cas que les paramètres de ce modèle sont caractéristiques de chaque texture. Ces modèles émettent l'hypothèse que la valeur de niveau de gris associé à chaque pixel ne dépend que de son voisinage et cherchent à estimer une valeur en fonction de son voisinage. Des exemples d'applications peuvent être trouvés dans [CRO 83, BES 74, DER 87].

4) **Des filtres particuliers** comme ceux définis par Fourier ou Gabor [PHA 07, HSU 93] permettent de filtrer les images pour faire ressortir les textures. L'utilisation de ces filtres (généralement au travers de banc de filtres) permet d'extraire de l'image considérée des informations pertinentes, à la fois en espace et en fréquence, relatives à la texture mais nécessitent de préciser un ensemble de paramètres.

5) **Les approches par pavage de Voronoi** réalisent des divisions dynamiques de l'image pour extraire des zones d'intérêts aux caractéristiques uniformes. Chacun de ces pavages peut alors être décrit par ces caractéristiques. De nombreuses méthodes de génération du pavage de Voronoi existent dans la littérature [TUC 90] mais nécessitent de définir les critères d'évaluation des zones et la métrique entre ces zones.

Ces méthodes présentent toutes l'inconvénient de travailler au niveau du pixel et de décrire les textures de manière statistique sans prise en compte de la nature même des textures. Pour cette raison, nous avons défini notre méthode d'extraction et de caractérisation de traits, pour ne plus travailler au niveau du pixel mais avec des primitives structurelles de plus haut niveau.

5. Extraction et caractérisation des traits dans les lettrines

Nous proposons dans cette partie une nouvelle approche pour la caractérisation des lettrines reposant sur l'analyse des traits qui les composent. La stratégie appliquée consiste à repenser l'algorithme classique d'analyse des images, qui s'appuie généralement sur des informations pixellaires, pour l'adapter aux images de traits. La méthodologie retenue consiste donc à considérer que l'information élémentaire n'est plus le pixel, mais le trait. Le postulat amène donc à repenser toute la stratégie d'analyse en intégrant cette propriété particulière de nos images. Cette méthode comprend quatre

étapes : l'extraction des traits, leur caractérisation, la classification et le regroupement des traits aux caractéristiques similaires, pour la construction de régions.

5.1. *Extraction des traits*

L'extraction des traits dans les images repose sur une série de trois traitements détaillés ci-dessous.

5.1.1. *Binarisation et débruitage*

Les images de lettrines sont des images obtenues par impression d'un tampon sur une feuille. L'information qu'elles contiennent peut donc être résumée sur deux niveaux sans risquer de perdre leurs caractéristiques principales. Etant donné la variabilité d'acquisition de nos images et des dégradations qui agissent dessus, nous préférons utiliser un seuil adaptatif pour chaque image qui repose sur le critère développé par Otsu ([OTS 79]).

Le débruitage d'images binaires, puisque composées uniquement de deux valeurs de pixels (noir et blanc) peut être vu comme la suppression des plus petites composantes connexes. Nous définissons alors un seuil pour ne conserver que les composantes connexes composées d'un nombre de pixels supérieur à ce seuil.

Un exemple de résultat, après binarisation et nettoyage, peut être observé dans la Figure 3.

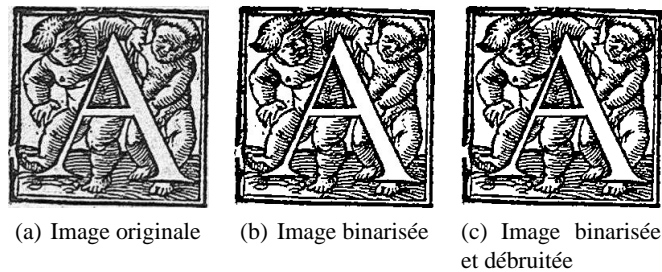


Figure 3. *Résultat de binarisation et débruitage*

5.1.2. *Détermination de la couleur des traits*

Il paraît évident que l'on ne peut extraire les traits si on ne connaît leur couleur. Cependant, si l'on observe certaines images de lettrines (voir Figure 5), le choix sur la couleur n'est pas trivial. Nous avons décidé de choisir la couleur de trait qui permette la meilleure segmentation des traits et ceci peut être obtenu par l'utilisation du signe du nombre d'Euler ([PRA 07]) sur un découpage fin de l'image. Le nombre d'Euler permet, en soustrayant le nombre de composantes connexes blanches au nombre de

composantes connexes noires, d'obtenir la couleur du plus grand nombre de composantes connexes. Celle-ci est alors associée aux traits. La Figure 5 montre différents cas de sélection de la couleur de traits.

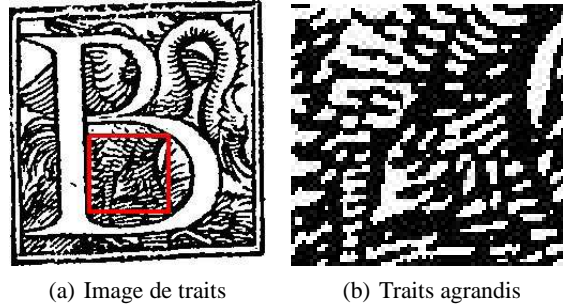


Figure 4. Exemple d'ambiguïté sur la couleur des traits

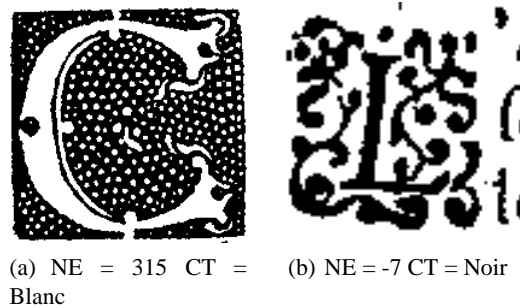


Figure 5. Exemple de valeur obtenue pour le nombre d'Euler (NE) et de couleur de traits (CT) associée

5.1.3. Squelettisation

Enfin, afin de faciliter la caractérisation des documents tout en conservant leurs propriétés, nous squelettisons les images à l'aide d'une transformée en distance [BRE 95]. Les traits seront par la suite caractérisés par leur épaisseur, leur orientation et leur courbure qui peuvent être déduits d'une squelettisation par transformée en distance (par exemple, l'épaisseur correspond au maxima obtenus lors de la transformée en distance).

5.2. Caractérisation des traits

Une fois les traits extraits, nous les étiquetons à l'aide de trois caractéristiques pour les différencier. Nous avons retenu des caractéristiques basées sur l'épaisseur,

l'orientation et la courbure des traits pour leur représentation similaire à celle de la vision humaine [GRA 98].

L'épaisseur est obtenue à partir de la transformée en distance de l'étape précédente. La squelettisation par transformée en distance revient à ne conserver que les pics dans l'image transformée. Ces pics correspondent à la distance de chaque point du squelette au pixel de fond le plus proche. L'épaisseur du trait pour ce pixel est donc égale au double de sa valeur.

L'orientation principale du trait est également utilisée. Les traits extraits ne sont malheureusement pas des droites parfaites et l'extraction de son orientation n'est pas simple (un trait compliqué peut raisonnablement avoir plusieurs orientations associées). Nous proposons donc une méthode d'extraction de l'orientation principale basée sur la transformation de Radon [HEL 94]). La transformée en Radon projette l'image sur un axe à différents angles. L'énergie de chaque axe représente l'importance donnée à une orientation. En ne conservant que l'axe de plus forte énergie, nous pouvons ainsi obtenir l'orientation principale de chaque trait. Nous conservons le sinus de cette orientation principale pour la normaliser. Ceci fonctionne aussi bien sur des images composées d'un ou plusieurs traits. Des exemples de résultats sont présentés dans la figure 6.

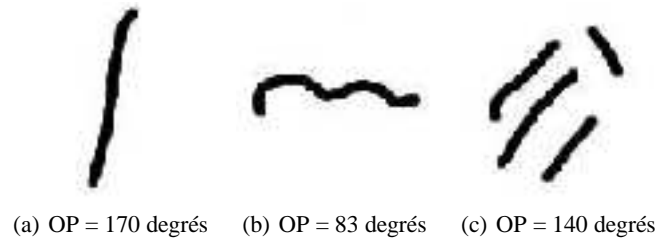


Figure 6. *Orientation Principale (OP) obtenue pour chaque image*

La courbure Enfin, la dernière caractéristique retenue pour décrire nos traits repose sur la courbure d'un trait. Celle-ci permet de savoir si un trait est plutôt rectiligne ou courbe. La courbure correspond à la valeur maximale du rapport entre l'orientation et l'orientation orthogonale du trait :

$$C(s) = \frac{e(t_s)}{e(to_s)} \quad [1]$$

avec $e(t_s)$ l'énergie associée à l'orientation principale du trait, et $e(to_s)$ l'énergie associée à l'orientation orthogonale du trait. Des exemples de résultats peuvent être observés figure 7.

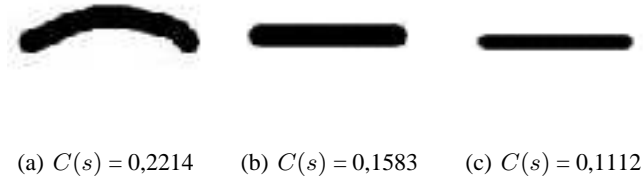


Figure 7. Courbure $C(s)$ de chacun des traits

5.3. Classification des traits

Chaque trait est maintenant défini par un vecteur de trois caractéristiques. Nous utilisons ce vecteur associé à un classifieur hiérarchique pour définir des classes de traits. Ces classes permettent d'identifier les traits en fonction des caractéristiques extraites. Nous utilisons un classifieur hiérarchique car celui-ci ne nécessite aucune connaissance a priori sur les images et le nombre de classes souhaité.

Nous avons défini une distance entre les vecteurs des traits qui permet d'exprimer la similarité entre deux traits. Comme l'illustre la Figure 8, l'épaisseur d'un trait influence sur la signification de sa longueur. C'est pourquoi, nous avons défini la longueur relative d'un trait dans la formule 2 avec l la longueur du squelette du trait (en pixels) et e la moitié de l'épaisseur du trait (voir Figure 8(c)).

$$l_{relative} = \frac{l}{2 * e} \quad [2]$$

À partir de ce critère, nous en déduisons la règle de pondération des différentes caractéristiques du vecteur (l'épaisseur a un poids constant égal à 1 ; p_o = Poids associé à l'orientation, p_c = Poids associé à la courbure et $\varepsilon = 2$, ce qui correspond aux traits deux fois plus longs qu'épais) :

$$d(V_{t_A}, V_{t_B}) = \sqrt{(e_1 - e_2)^2 + p_o(o_1 - o_2)^2 + p_c(c_1 - c_2)^2} \quad [3]$$

$$\begin{cases} p_o = p_c = 1 & \text{si } l_{relative} \geq \varepsilon \\ p_o = p_c = l_{relative} - 1 & \text{si } 1 \leq l_{relative} < \varepsilon \end{cases}$$

V_{t_A} et V_{t_B} : les vecteurs des traits A et B

Pour classer des traits par une méthode hiérarchique, nous devons tout d'abord construire un arbre où chaque noeud représente des classes de traits. Au début de la construction de l'arbre, chaque noeud représente un trait de l'image. A chaque itération de l'algorithme, si le nombre de noeuds est supérieur à un, les noeuds les plus

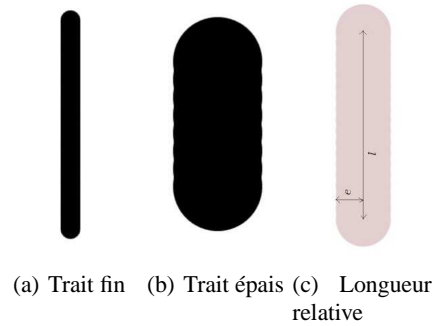


Figure 8. *Importance de l'épaisseur des traits pour la vision humaine*

proches sont fusionnés au sein d'un nouveau noeud. La notion de proximité repose sur deux critères :

- 1) Les plus proches au sens de la métrique définie ci-dessus
- 2) Respect de la condition d'inconsistance des noeuds

L'inconsistance d'un noeud de l'arbre peut être définie par l'équation 4 avec d , la distance entre ses deux sous-arbres, \bar{d} la moyenne et σ l'écart-type des distances entre les sous-arbres de ses sous-arbres. Ce calcul revient à comparer les variances intra-classes et inter-classes des noeuds et ne permet pas la fusion d'éléments décorrélés.

$$I = \frac{d - \bar{d}}{\sigma} \quad [4]$$

5.4. Regroupement des traits pour la segmentation

Une fois tous les traits classés à l'aide de l'arbre hiérarchique, chacun d'entre eux se retrouve associé à une classe. La dernière étape consiste donc à rassembler au sein d'un même groupe tous les traits appartenant à la même classe spatialement proches. Dans une image I , on définit le voisinage d'un trait comme étant la partie du fond adjacente au trait. Si deux traits partagent le même voisinage et la même classe, alors ils sont groupés. Un exemple de résultats obtenus en utilisant cette approche est présenté dans la Figure 9.

Pour faciliter la visualisation des résultats, nous présentons dans la Figure 10 quelques classes de traits. Ces images présentent uniquement les zones contenant des traits d'une classe. Les caractéristiques moyennes des traits contenus dans ces zones sont présentées en dessous.

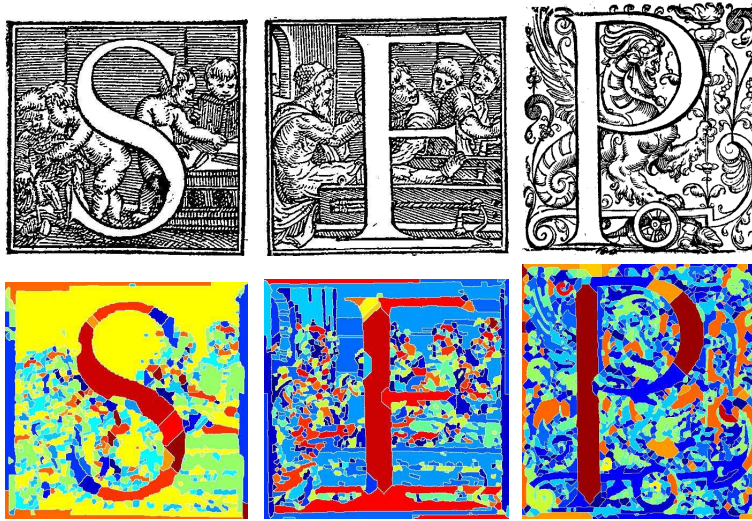


Figure 9. La première ligne présente l'image originale et la seconde présente les images segmentées où chaque couleur représente un rassemblement de traits appartenant à la même classe et proches spatialement (la même couleur n'est pas associée à la même classe dans toutes les images)

6. Évaluation

Une première évaluation par un expert sur 228 images composées principalement de traits a permis d'obtenir les résultats présentés dans le tableau 1. L'évaluation des images repose sur la comparaison entre l'image originale et une version simplifiée où toutes les zones contenant des traits d'une famille étaient étiquetées en noirs. L'expert devait choisir entre trois catégories : sous-segmentés (des zones n'étaient pas identifiées en noirs), Bien segmentés (toutes les zones d'une classe de traits étaient identifiées) ou Sur-segmentés (des zones sans traits étaient annotées). Les premiers résultats obtenus sont encourageant et des expérimentations plus poussées sur une base de 914 de lettrines est en cours.

| | Sous seg- mentés | Bien seg- mentés | Sur seg- mentés |
|--------------------|---------------------|---------------------|--------------------|
| Nombre d'images | 16 | 193 | 19 |

Tableau 1. Nombre d'images bien segmentées, sous ou sur segmentées dans une base de 228 images en comparaison avec l'image originale (voir Figure 11)

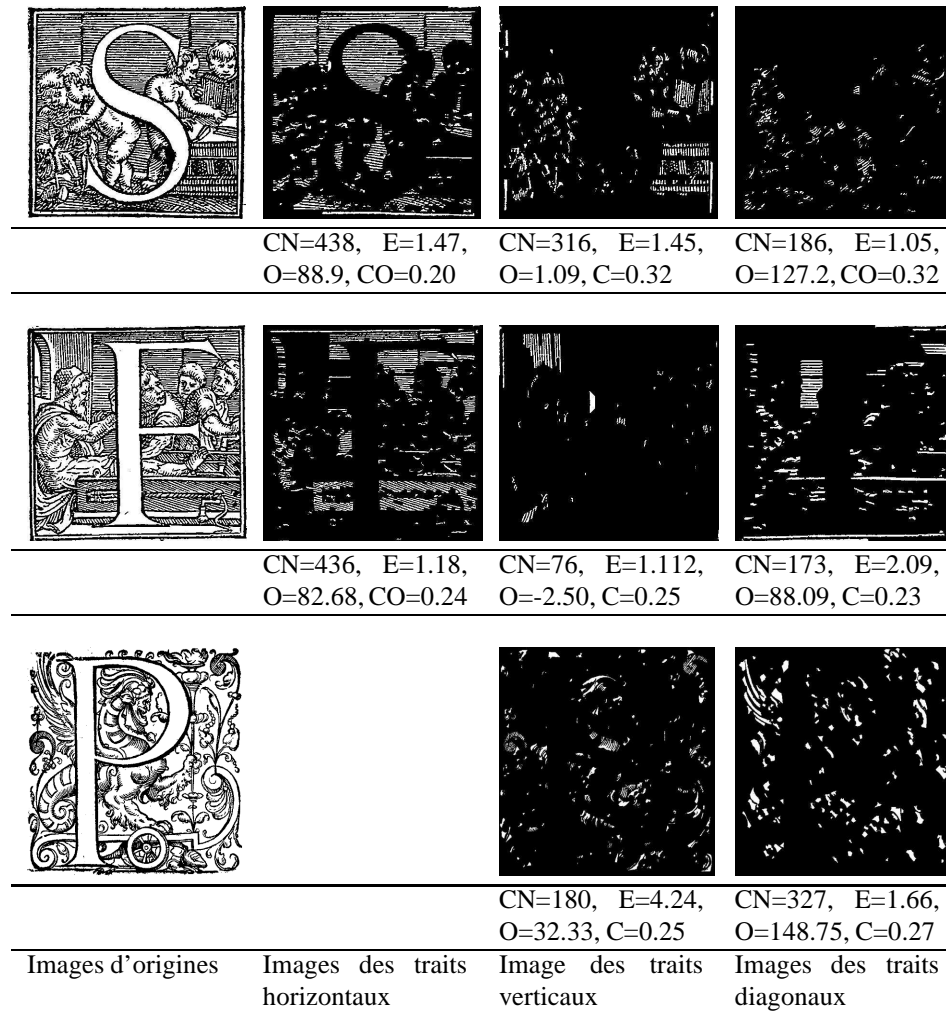


Figure 10. Exemple d'extraction et de regroupement de traits dans des lettrines avec les valeurs moyennes des caractéristiques associées aux classes (CN : Nombre de Cluster, E : Épaisseur, O : Orientation et C : Courbure).

7. Conclusion

Cet article présente une nouvelle méthode d'extraction de traits dans des lettrines. Cette méthode est développée dans le but d'indexer ces lettrines par leur contenu. Les lettrines sont principalement composées de traits et cette méthode propose de caractériser ces primitives élémentaires particulières. Notre méthode repose sur un processus en quatre étapes : extraction de traits, leur caractérisation, leur classification

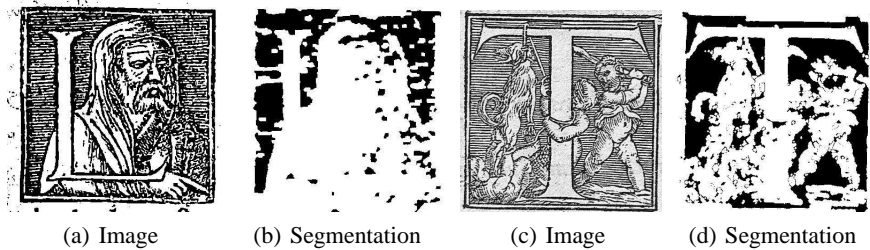


Figure 11. Exemple de zones d'une classe de texture segmentée dans une lettrine (les zones noires correspondent aux pixels appartenant à cette classe)

et leur regroupement spatial. Nous nous plaçons donc au niveau des traits et non plus au niveau des pixels. Cette étude, dont les premiers résultats sont intéressants, est novatrice en ce sens et des tests d'indexation à partir de la caractérisation de ces traits sont prévus dans le cadre du projet NaviDoMass [NAV 10].

8. Bibliographie

- [BES 74] BESAG J., « Spatial interaction and the statistical analysis of lattice systems », *Journal of the Royal Statistical Society. Series B*, vol. 36, 1974, p. 192-236.
- [BIG 96] BIGUN J., BHATTACHARJEE S. K., MICHEL S., « Orientation Radiograms for Image Retrieval : An Alternative to Segmentation », , 1996.
- [bnc] « Bibliothèque Nationale Suisse », <http://www.nb.admin.ch/slb/index.html?lang=fr>.
- [bnf] « Bibliothèque nationale de France », <http://www.bnf.fr/>.
- [BRE 95] BREU H., GIL J., KIRKPATRICK D., WERMAN M., « Linear Time Euclidean Distance Transform Algorithms », *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 17, 1995, p. 529–533.
- [bria] « British Library Search Beta », <http://search-beta.bl.uk/primolibweb/action/search.do>.
- [brib] « The British Library, url = <http://www.bl.uk/>, howpublished = <http://www.bl.uk/> ».
- [CES] « Les Bibliothèques Virtuelles Humanistes - Centre d'Etude Supérieur de la Renaissance - <http://www.bvh.univ-tours.fr/> ».
- [CHO 09] CHOUAIB H., CLOPET F., VINCENT N., « Graphical Drop Caps Indexing », *Eighth IAPR International Workshop on Graphics Recognition*, La Rochelle, 2009, p. 179–185.
- [COU 09] COUSTATY M., « Drop caps decomposition for indexing : an new letter extraction », *International Conference on Document Analysis and Recognition*, vol. 1, Barcelona, Spain, 2009, p. 476–480.
- [CRO 83] CROSS G., JAIN A., « Markov Random Field Texture Models », *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 5, n° 1, 1983, p. 25-39.

- [DEL 09] DELALANDRE M., « Retrieval of the ornaments from the Hand-Press Period : an overview », *International Conference on Document Analysis and Recognition*, vol. 2, Barcelona, Spain, 2009, p. 496–500.
- [DER 87] DERIN H., ELLIOTT H., « Modeling and Segmentation of Noisy and Textured Images Using Gibbs Random Fields », *IEEE Trans.*, vol. 9, 1987.
- [eur] « EUROPEANA », <http://www.europeana.eu/portal/>.
- [FRA] NATIONALE DE FRANCE B., « Bibliothèque numérique Gallica », <http://gallica.bnf.fr/>.
- [goo] « Google Livres », <http://books.google.fr/>.
- [GRA 98] GRAHAM N., SUTTER A., « Spatial summation in simple (fourier) and complex (non-fourier) texture channels », *Vision Research*, vol. 38, n° 2, 1998, p. 231–257.
- [HAR 73] HARALICK R., SHANMUGAM K., DINSTEN I., « Textural Features for Image Classification », *TransSMC*, vol. 3, n° 6, 1973, p. 610-621.
- [HEL 94] HELGASON S., *Geometric Analysis on Symmetric Spaces*, American Mathematical Society, mai 1994.
- [HSU 93] HSU T., CALWAY A. D., WILSON R., « Texture Analysis Using the Multiresolution Fourier Transform », rapport, 1993, Bristol, UK, UK.
- [IFT 04] IFTENE T., SAFIA A., « Comparaison Entre La Matrice De Cooccurrence Et La Transformation En Ondelettes Pour La Classification Texturale Des Images Hrv (Xs) De Spot », *Teledetection*, , 2004.
- [JOU 08] JOURNET N., RAMEL J.-Y., MULLOT R., EGLIN V., « Document image characterization using a multiresolution analysis of the texture : application to old documents », *IJDAR*, vol. 11, n° 1, 2008, p. 9-18.
- [KAR 00] KARATHANASSI V., IOSSIFIDIS C., ROKOS D., « A texture-based classification method for classifying built areas according to their density », *International Journal of Remote Sensing, Volume 21, Number 9*, Taylor and Francis Ltd, 2000, p. 1807-1823.
- [NAV 10] NAVIDOMASS, « NAVIGATION into DOcuments MASSes - <http://13iexp.univ-lr.fr/navidomass/> », 2007-2010, Projet ANR-06-MDCA-012 de sauvegarde et d'indexation du patrimoine historique français.
- [OCA] « Open Content Alliance (OCA) », <http://www.opencontentalliance.org/>.
- [OTS 79] OTSU N., « A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms », *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 9, n° 1, 1979, p. 62–66.
- [PAR 06] PARETI R., VINCENT N., UTTAMA S., OGIER J.-M., SALMON J.-P., TABBONE S., WENDLING L., ADAM S., « On defining signatures for the retrieval and the classification of graphical drop caps », *Document Image Analysis for Libraries, International Workshop on*, vol. 0, 2006, p. 220-231, IEEE Computer Society.
- [pas] « Passe-Partout », <http://www2.unil.ch/BCUTodai/app/Todai.do>.
- [PHA 07] PHAM M., SUSOMBOON R., DISNEY T., RAICU D., FURST J., « A Comparison of Texture Models for Automatic Liver Segmentation », *SPIE Medical Imaging Conf.*, , 2007.
- [PRA 07] PRATT W., *Digital Image Processing*, Wiley, 2007.
- [TUC 90] TUCERYAN M., JAIN A., « Texture Segmentation Using Voronoi Polygons », *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 12, n° 2, 1990, p. 211-216.

- [UTT 06] UTTAMA S., LOONIS P., DELALANDRE M., OGIER J., « Segmentation and Retrieval of Ancient Graphic Documents », *Graphics Recognition. Ten Years Review and Future Perspectives*, p. 88–98, 2006.