International Conference on Image and Signal Processing (ICISP'2001) Agadir – Morocco May 3-5 2001

Détection Multi-échelle d'Objets dans les Images de Documents Composites

FATAICHA Youssef [* **] CHERIET Mohamed[*] NIE Jian Yun [**]

* *Laboratoire d'Imagerie, de Vision et d'Intelligence Artificielle (LIVIA)*

É.T.S. 1100 Rue Notre-Dame Ouest, Montréal, Québec, Canada H3C1K3

** *Laboratoire de Recherche Appliquée en Linguistique Informatique (RALI)*

DIRO, Université de Montréal C.P. 6128, succursale A, Montréal (Québec) Canada H3C 3J7

fyoussef@livia.etsmtl.ca *cheriet@gpa.etsmtl.ca* *nie@iro.umontreal.ca*

Résumé

Cet article aborde la problématique de la détection de régions d'informations dans les images de documents composites et à structures complexes. Il présente un prototype multi-échelle qui a l'avantage de s'affranchir itérativement des problèmes de bruit et ensuite de mettre en relief les vrais problèmes de localisation et de discrimination d'objets contenus dans l'image. La méthode utilise les opérateurs Gaussien et Laplacien et combine l'approche descendante pour isoler les régions d'informations à différents niveaux et l'approche ascendante pour déterminer la nature du contenu. Les résultats obtenus montrent que les formes sont caractéristiques de l'échelle considérée et de la nature du contenu de la région. Les formes des objets sont libres et représentent du texte, des logos, des graphiques, des tableaux ou des images d'illustrations.

1. Introduction

Malgré l'utilisation de documents électroniques, le volume des documents sur papiers continue de croître et de jouer un rôle important dans notre vie. Dans la majorité des cas, les services d'archives, les bibliothèques et les centres de documentation utilisent beaucoup de documents et journaux sous la forme papier. Le champ d'applications couvre une variété de domaines administratifs, techniques, commerciaux, médias etc.

Afin d'utiliser ces documents, il est nécessaire de procéder à un traitement et une analyse approfondie sur le document image pour mieux cerner son contenu. Avec le développement des techniques d'imagerie, la segmentation est une phase essentielle du domaine de traitement et d'analyse d'images. Elle consiste à subdiviser une image en ses parties constituantes et à détecter les objets présents dans l'espace qui représente l'image. Il n'y a pas de solution générale au problème de la segmentation, mais plutôt un ensemble d'outils mathématiques combinés à l'algorithmique pour résoudre des problèmes spécifiques.

Pour subdiviser l'image de document en ses parties constituantes, la littérature foisonne de descriptions de techniques de segmentation. Cependant, ces techniques s'appliquent pour la plupart à des documents dont la structure est relativement simple. Plusieurs travaux ont été faits sur la segmentation de documents à structure complexe telle que des sommaires et des pages de journaux [2,3,4,5,6] et ont montré que le problème de la segmentation de tels documents est de nature sensiblement différente :

- l'information textuelle n'est pas structurée en une ou deux colonnes de taille fixe, mais à l'intérieur de cadres ou en un nombre variable de formes dont la hauteur et la largeur ne sont pas constantes. De plus, les changements de taille et de style des caractères sont beaucoup plus fréquents.

- l'information importante peut être représentée par des données non-textuelles telles qu'un logo, un graphique, une figure, un tableau ou une image d'illustration.

Les algorithmes fréquemment utilisés pour la détection d'objets et la reconnaissance de formes sont basés sur la méthode des K-moyennes qui regroupe les pixels en fonction d'un critère de "ressemblance". Le principal inconvénient de ces approches est la nécessité de connaître à l'avance le nombre d'objets ou de classes ainsi que leur position approximative dans l'espace de représentation. Ils présentent beaucoup de restrictions, demandent des connaissances a priori et manquent de souplesse.

Pour pallier certains problèmes, notre travail focalise sur la détection intelligente de l'information contenue dans les images de documents composites par l'approche multi-échelle. Notre système offre une granularité arbitrairement ajustable, permettant ainsi d'intégrer le concept de vues à différents niveaux et le choix entre plusieurs modalités de segmentation.

Notre choix est motivé par l'idée de Koendreink [1] qui préconise que chaque type d'objet apparaît sous une forme particulière à une échelle donnée. il serait donc intéressant d'observer l'effet de l'échelle sur les formes résultantes de la segmentation de l'image et d'exploiter ces observations pour la détection automatique de régions textuelles, de logos, de tableaux, d'illustrations, etc.

Comme nous sommes concernés par la segmentation, notre représentation de l'image en espaces d'échelles est basée sur le lissage du bruit. Une image plus lisse nous permettra d'obtenir des surfaces peu influencées par le bruit, mais dont la localisation peut ne pas être très exacte, tandis qu'une image moins lisse, subira l'influence du bruit, mais la localisation des surfaces sera plus précise et validera les zones obtenues à des niveaux supérieurs. Pour cela, nous utilisons les hypothèses développées dans [7] qui considèrent que les parties convexes de l'image convoluée correspondent aux objets informationnels et les parties concaves aux bruits et aux détails.

Dans la section 2, nous introduisons les techniques de segmentation existantes. La section 3 expose l'approche multi-échelle fondée sur la méthode "Scale-Space". La section 4 décrit notre base d'images composites et présente les résultats obtenus. Finalement, dans la conclusion, nous énumérons les avantages et les difficultés de segmentation spécifiques aux documents composites.

2. Techniques de segmentation existantes

Dans la littérature, On distingue trois approches de segmentation qui sont descendantes [6] [10] [11], ascendantes [17] [11] [8] et mixte [2] [16]. L'approche ascendante divise l'image en régions majeures subdivisées par la suite en sous-régions et l'approche descendante extrait les composantes géométriques de base pour constituer des regroupements de plus en plus large. Les objets obtenus sont repérés par leurs positions, leurs tailles et leurs masses. Les approches descendantes utilisent les techniques de projection [14] [16], l'analyse des histogrammes, le langage de définition des formes [10] ou les règles décrivant les formes à reconnaître [2] [16]. Pour l'approche ascendante, les techniques utilisées sont basées sur les méthodes d'analyse de la connexion avec les voisins pour détecter les groupes de pixels homogènes. On utilise des opérateurs comme le seuillage [12], la morphologie mathématique [13] [24] [25], la projection [14] [16] ou les opérateurs différentiels.

On trouve des applications de ces méthodes à des journaux [3] [4] [6] [17] [18], des sommaires [2] ou des articles scientifiques[5] [16]. Dans une première étape, les pixels de l'image de départ ou d'une image transformée, sont regroupés en composantes connexes. Une deuxième étape consiste à extraire des caractéristiques sur ces composantes afin de pouvoir les regrouper en zones homogènes. Ces algorithmes localisent et fusionnent les composantes connexes à l'aide de seuils et de règles décrivant les formes à reconnaître. Le résultat de cette segmentation est une arborescence présentant la hiérarchie des différents blocs du document. Dans [18], on utilise des images idéales de documents pour s'affranchir du bruit.

Quelque soit la méthode utilisée, quatre limites viendront toujours restreindre les performances :

- les problèmes d'atténuation du bruit : la question importante est de déterminer quel seuil utiliser pour lisser le bruit.
- les problèmes de formes : Toutes ces méthodes nécessitent la connaissance d'informations à priori sur les caractéristiques et les formes des objets. Comment définir la forme d'une zone donnée surtout que les propriétés visuelles et géométriques ainsi que la dimension varient en fonction de l'échelle et du lissage du bruit ?
- les problèmes de suivi des seuils multiples à mettre en place.

- le choix des attributs pertinents : Comment peut-on regrouper les objets pour remédier au manque de fiabilité dans les descriptions des documents composites?

Une voie de recherche dans le domaine des images de documents composites réside dans la définition de modèles où collaborent différents attributs, formes, représentations et relations. En effet, il s'agit de construire et d'appliquer une théorie qui permet d'effectuer une analyse d'image de l'image à des échelles variables. Elle s'avère particulièrement utile lorsque l'on cherche par exemple à extraire des objets indépendamment de leurs tailles. La représentation multi-échelle est une méthodologie largement étudiée dans la littérature [22]. on fait souvent appel à cette méthodologie dans le traitement de signaux, particulièrement des signaux à deux dimensions (images) qui constituent le principal de notre application. L'idée principale consiste à décomposer l'image d'origine suivant une famille paramétrée de signaux réguliers, où les détails les plus fins sont éliminés au fur et à mesure que le paramètre d'échelle augmente. A ce propos, plusieurs représentations sont proposées, telles que les quad-trees par Klinger [19], la représentation pyramidale par Burt [20], et enfin la plus connue et la plus utilisée, la représentation en espace d'échelle (scale-space) par Withkin [21] [26] et Koendreink [1]. Notons que la plupart de ces approches peuvent être vues comme des cas particuliers de décomposition par ondelettes, qui consiste à projeter le signal sur une base de fonctions obtenues par translation et changement d'échelle d'une fonction mère appelée ondelette [9].

Dans ce travail, nous nous sommes inspirés des travaux de Cheriet [22] utilisant l'opérateur Gaussien pour filtrer le bruit à différentes échelles et le Laplacien pour extraire les régions d'informations (parties concaves des signaux de l'image). Cette approche multi-échelle est utilisée essentiellement pour la segmentation mono-objet et il est intéressant de l'adapter et d'observer son apport dans l'extraction du contenu dans les images de documents composites dont les formes sont quelconques et sans connaissance a priori.

3. Notre approche

Notre approche de la détection des régions d'informations des images de documents composites a été guidée par les idées suivantes :

- l'identification de régions d'informations sans connaissance à priori sur la forme, le bruit, le nombre et la position des objets.
- le lissage des perturbations qui représentent le bruit à différentes échelles.
- La détection d'objets en fonction du type et du niveau de lissage.
- l'utilisation combinée de différentes informations sur les volumes et les régions de l'image.
- Rapidité d'exécution.

Nous présentons dans ce qui suit l'approche que nous utilisons pour extraire de l'information à différentes échelles et identifier les objets d'intérêt. Nous commençons par la construction de l'espace d'échelles, suivi de l'opérateur Laplacien et les algorithmes utilisés.

3.1. La représentation en espaces d'échelles "scale-space"

Les filtres statistiques tentent de tenir compte de la spécificité du bruit et de ses propriétés statistiques et utilisent la probabilité sigma (σ) d'une distribution gaussienne du bruit. Le filtre gaussien développé dans [15] s'écrit de la façon suivante :

$$x_l(i,j) = \frac{\sum_{k=i-n}^{i+n}\sum_{l=j-m}^{j+m}\delta_{k,l}z_{k,l}}{\sum_{k=i-n}^{i+n}\sum_{l=j-m}^{j+m}\delta_{k,l}} \quad \text{avec } \delta_{k,l} = 1 \text{ si } [(1-2\sigma_v)x_{i,j} \le z_{k,l} \le (1+2\sigma_v)x_{i,j}] \text{ et 0 sinon.}$$

Où x(i,j) représente l'intensité du pixel de coordonnées i et j et $x_l(i,j)$ celle du pixel lissé.

Les valeurs pour lesquelles l'information est la mieux conservée étant pour une petite fenêtre d'évaluation. Le problème est que les images contiennent du bruit variant avec le contraste et responsable

des discontinuités apparaissant dans les formes et les contours des objets. La solution consiste à faire des seuillages de l'image à différents degrés de lissage. La figure 1(b) montre que les frontières de l'objet restent à son intérieur pour un seuil inférieur à 2, alors que pour σ grand, figure 1(a), le volume de l'objet croît et les contours sont bruités.

Figure 1 : Effet de σ (image grossière dans (a) et image fine dans (b).

Une propriété très importante dont jouit la Gaussienne est la non-création de nouveaux extremums dans le signal suite au produit de convolution. Koenderink [1] a donné une interprétation physique à cette propriété ; la causalité. Il a fait remarquer que cette représentation à différentes échelles est l'unique solution de l'équation de la chaleur :

$$\begin{cases} \partial_t L(x, y, t) - \frac{1}{2}\Delta L(x, y, t) = 0. \\ L(x, y, 0) = f \end{cases}$$

où Δ est l'opérateur différentiel le Laplacien et ∂ est la dérivée partielle. Le principe du maximum lié à cette équation aux dérivées partielles permet de montrer la propriété de non-création d'extremums artificiels citée plus haut.

3.2. Détection d'objets par le laplacien de la gaussienne (LoG)

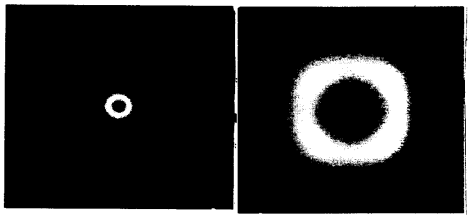
On a vu dans la section précédente que la gaussienne permet la représentation en espaces d'échelles des images plus ou moins lissées. Cependant, notre objectif est de détecter les objets perçus dans l'image en utilisant l'opérateur Laplacien de la Gaussienne (LoG).

Posons ∇^2 l'opérateur Laplacien 2D $\quad \nabla^2 = \dfrac{\partial^2}{\partial x^2} + \dfrac{\partial^2}{\partial y^2}$

L'opérateur (LoG) est défini par la formule mathématique :

$$\mathrm{LoG}_\sigma = \nabla^2 g_\sigma(x,y) = \left(\frac{x^2 + y^2}{\sigma^4} - \frac{1}{\sigma^2} \right) e^{-\left(x^2+y^2\right)/2\sigma^2}$$

Cet opérateur est utilisé essentiellement pour la détection de formes et de contours dans une image. Dans le domaine fréquentiel, Les spectres de Fourrier de l'opérateur LoG (Figure 2) montrent que lorsque σ est grand, le spectre devient étroit et filtre de plus en plus les hautes fréquences. Pour σ petit, la bande passante du filtre s'élargit du côté des hautes fréquences, ce qui explique la suppression du bruit dans les régions détectées.



a) *b)*

Figure 2 : Spectres de Fourier de (LoG) : $\sigma = 5$ dans (a) et $\sigma = 1$ dans (b)

Après avoir appliqué le filtre (LoG) à l'image, un seuillage des valeurs positives permet de ressortir les différents objets de l'image. Les résultats obtenus valideront les régions détectées aux niveaux supérieurs (σ plus grand) pour ne garder que les objets informationnels. Il est clair que la performance d'utilisation et la taille du filtre dépendent de la valeur de σ.

3.3. Algorithmes

Dans notre application, la détection et l'identification des régions d'informations s'effectue en deux phases :

- une première phase basée sur une technique ascendante où l'image originale est convoluée itérativement par le filtre LoG. Le résultat est un ensemble d'objets d'informations dont la forme et le volume dépendent de la nature du contenu et de la variance de la Gaussienne utilisée.
- une deuxième phase utilise une technique descendante pour valider et identifier les objets obtenus. La nature du contenu de l'objet est fonction de sa décomposition et des formes obtenues dans les échelles inférieures.

Algorithme détection **ascendante** des objets "Scale Space" (σ_i)
début
Entrée : une page composite d'une image de document
Sortie : localisation et formes géométriques du contenu
étape 1 : Construire le filre (LoG) ;
étape 2 : /* Convolution */
Appliquer FTT (Transformée de Fourier Rapide) à l'image et au filtre;
Convoluer dans le domaine fréquentiel.
Retourner au domaine spatial;
Sauvegarder le résultat dans I_i ;
Fin

Algorithme Validation **descendante** des objets
début
Lire σ_{min}, σ_{opt}, σ_{max}; /* Introduction des variances minimale, optimale et maximale */
Pour i = σ_{max} **à** σ_{min} **pas** –0.5 **faire**
étape 1 : /* Suivi de la décomposition des objets */
détection ascendante des objets (σ_i)
allumer dans I_i les pixels positifs dans I_i et allumés dans I_{i+1} et **éteindre** tous les autres ;
sauvegarder I_i, I_j et I_f obtenue respectivement par σ_{max}, σ_{opt} et σ_{min};
étape 2 : /** identification et comptage des objets et des formes **/
Localiser et dessiner les formes des régions d'informations dans chaque I_i;
finpour
Identifier les objets trouvés dans chaque I_i;
fin

Pour détecter les objets d'une image, on repère un pixel allumé et non traité auquel on affecte un numéro de séquence ou d'objet dans une table de correspondance. Le parcours de la surface de cet objet se fait à l'aide de l'algorithme des graphes connexes. Pour l'identification, on exploite les observations et les

constatations déduites des expérimentations de la section suivante pour aider à la détection automatique des différents types de contenu.

4. Expérimentations

Comme nous l'avons déjà introduit, nous avons conduit dans cette étude des expérimentations qui nous ont permis d'observer différents types d'objets à différentes échelles. Les résultats sont conservés dans une hiérarchie qui sera exploitée lors de la phase de l'identification.

Notre base d'images est constituée d'une centaine d'images de documents composites provenant de divers domaines (publicité, articles scientifiques, références, industries, art, design ...).

La décomposition successive des zones d'informations détectés se fait à partir d'un niveau global vers les échelles inférieures. Pour nos expériences, le noir est supposé être l'information et le blanc est considéré comme background. Le résultat est une arborescence indiquant la structure des régions d'informations et des détails de l'image.

Nous constatons que chaque zone d'informations apparaît avec une forme géométrique bien particulière à une échelle donnée. Les figures ci-dessous montrent que pour une petite variance, le découpage est fin (Figures 3c, 4c, 5d et 6d). On distingue facilement les symboles, les lignes de texte et les traits. Pour une grande variance, les logos sont bien isolés et prennent des formes ovales facilement distinguable (Figures 3b, 4b, 5b et 6b).

Pour la segmentation des formulaires (Figure 6a), une variance moyenne a fait ressortir le texte seulement. La réutilisation de cette information devra distinguer les formats étirées horizontalement et correspondant à du texte dans les échelles inférieures. Pour les images d'illustrations, la dispersion du noir et du blanc n'est pas uniforme et provoque la création de multiples objets de formes quelconques (Figures 3c, 5d). Il est donc préférable de rester à un niveau de variance élevé pour regrouper tous ces fragments par des ouvertures et des fermetures.

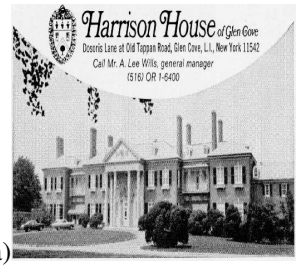
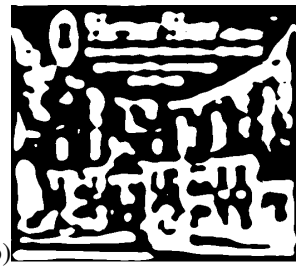
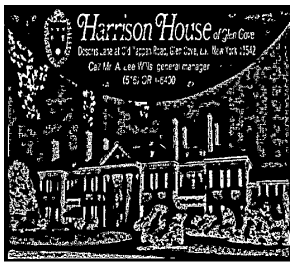
a)  b)  c) 

Figure 3 : a) image originale, b) c) images segmentées à l'échelle 9 et 1.

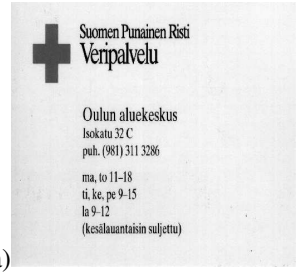
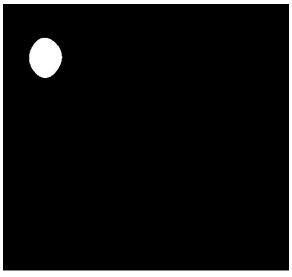
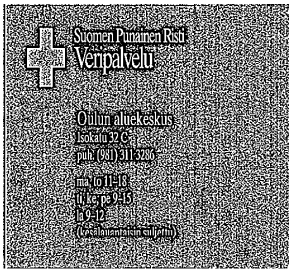
a)  b)  c) 

Figure 4 : a) image originale très bruitée, b) c) images segmentées à l'échelle 25 et 1.

Pour l'image de la figure 4, les tâches blanches "bruits" sont lisibles sur c) et le "Scale Space" permet d'éliminer ces tâches en utilisant les transformées de l'image obtenues aux niveaux supérieures.

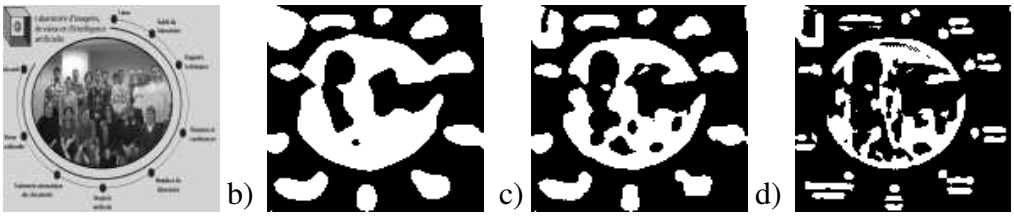


Figure 5 : a) image originale, b) c) d) images segmentées à l'échelle 30, 19 et 5.

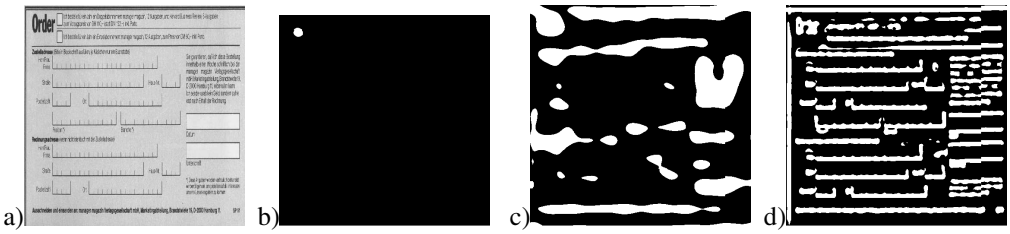


Figure 6 : a) image originale, b) c) d) images segmentées à l'échelle 6, 4 et 2.

Les deux tableaux suivants montrent les résultats obtenus par la décomposition successive de l'image de document ainsi que l'influence de l'échelle et du type de contenu sur la forme des objets.

Tableau 1 : Décomposition de l'image

BLOC σ	**≥ 20**	**Entre 10 et 19**	**Entre 3 et 9**	**= 1 ou 2**
texte	Non	Blocs de lignes	Séparation des symboles	Lignes de texte
logo	Forme ovale	Déformation des contours	Forme du logo	Constitution de blocs vides à l'intérieur
Graphiques et tableaux	Non	Parties textuelles	Cadres et trais	Contours
illustrations	Parties saillantes	Découpage en plusieurs objets	Apparition des autres zones	Décomposition en plusieurs parcelles

Tableau 2 : Formes des objets obtenus

Objet	**Forme**
Textuel	-Rectangle étiré en largeur -Rapport hauteur/largeur très petit -Histogramme de distribution uniforme
Logo	-Ovale étiré en hauteur -Histogramme distribué en normal centré réduite
Graphiques Et tableaux	On ne différencie les caractères des traits et des figures géométriques horizontales qu'à une échelle proche de 1. Pour les formes verticales, on a un rapport largeur sur hauteur très petit.
Illustrations	-Formes libres et dans tous les sens -Les détails apparaissent aux petites échelles.

Ces observations montrent que la forme de chaque région d'information est fonction du type et du contenu de l'image. En général, les formats textes sont étirés horizontalement, les logos ont des formes ovales étirées verticalement, alors que pour les images d'illustrations, on trouve des formes quelconques éparpillées sur une surface plus ou moins délimitée à des échelles supérieures.

5. Conclusion

Cet article présente une approche de la détection des objets contenus dans les images de documents composites. Nous avons détaillé une méthode ascendante pour la détection d'objets utilisant la Gaussienne pour supprimer le bruit et créer un espace multi-échelle et ensuite le Laplacien pour localiser les surfaces informationnelles existantes dans l'image. Ensuite, nous avons utilisé une approche descendante pour raffiner le contenu de l'image à des échelles successifs par la réutilisation de toute l'information pertinente des étapes précédentes. Cette méthodologie permet la détection de la forme et de la position des régions d'informations de l'image à partir d'une hiérarchie indicée. Outre le fait qu'elle permet de résoudre les cas de densité et de tailles variables, cette technique présente l'avantage d'exploiter directement l'information contenue dans la hiérarchisation et d'offrir une grande simplicité de mise en œuvre.

Notre approche se base sur l'analyse descendante des formats correspondants aux régions d'informations. Elle fonctionne bien dans le cas général mais ne prend pas en compte tous les cas particuliers. Par ailleurs, il n'est pas raisonnable de chercher à traiter tous les cas. Nous en concluons qu'une bonne approche de détection et d'analyse doit être capable d'analyser et de synthétiser le comportement à adopter face à des nouvelles situations.

Dans le futur proche, nous prévoyons d'éprouver notre prototype avec de gros volumes de données. Le pari étant d'assister l'utilisateur des documents scannés et des archives en le soulageant des travaux routiniers et fastidieux.

RÉFÉRENCES

[1] J.J. Koenderink, (1984) "The structure of images," Biological Cybernetics, vol. 53, p. 363-370.

[2] Souad Tayeb-bey (1998) ″Analyse et conversion de documents : du pixel au langage HTML″ Thèse de Doctorat, INSA de Lyon, France, 175 pages.

[3] B. Gatos and S.L. Mantzaris and K.V. Chandrinos and A. Tsigris and S.J. Perantonis, Integrated Algorithms for Newspaper Page Decomposition and Article Tracking , ICDAR'99, pp 559--562 , september , 1999.

[4] V. Govindaraju and S. W. Lam and D. Niyogi and D. B. Sher and R. Sriahari and S. N. Srihari and D. Wang, Newspaper image understanding , Lecture Notes in Artificial Intelligence 444 , pp 375-384 , 1989, Atlantic City, USA.

[5] S. Tsujimoto and H. Asada , Understanding Multi-articled Documents , 10th International Conference on Pattern Recognition , pp 551--556 , 1997.

[6] D. Wang and S. N. Srihari , Classification of newspaper image blocks using texture analysis , Computer Vision, Graphics, and Image Processing , v 47, pp 327--352 , 1989.

[7] F. Bergholm, (1987) ″Edges focusing″ IEEE Trans. PAMI-9,6, p. 726-741.

[8] Said, J. N. (1997) ″Automatic Processing of Documents and Bank Cheques″ Ph. D Thesis, Concordia University, 452 pages.

[9] Yuan Y. Tang, Xiaogang Mao, Chin Y. Suen (1997) "Modified Fractal Signature (MFS) : A new Approach to Document Analysis for Automatic Knowledge Acquisition" IEEE Trans. On knowledge and data engineering, Vol. 9, no. 5, p. 747-761.

[10] Y.Y. Tang, C.D. Yan, M. Cheriet, and C.Y. Suen (1997) ″Automatic analysis and understanding of documents″ Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision, p. 625-654.

[11] Ingold, R. (1989) ″Structure de documents et lecture optique : une nouvelle approche″, Presse Polytechnique Romande, 130 pages.

[12] P.K. Sahoo, S. Soltani, A. K. C. Wong and Y. C. Chen (1980) ″A survey of thresholding techniques″, Comput. Vision Graph. Imag. Press. 41, p. 233-260.

[13] N. Amamoto, S. Torigoe, and Y. Hirogaki, (1993) ″Block Segmentation and Text Area Extraction of Vertically/Horizontally Wrtitten Document″, Proc. Second Int'l Conf. Document Analysis and Recognition, p. 739-742, Tsukuba, Japan.

[14] M. Krishnamoorthy and G. Nagy and S. Seth and M. Viswanathan, (1993) ″Syntactic Segmentation and Labeling of Digitized Pages from Technical Journals″, IEEEComput. Vision, Graphics and image processing, vol. 47, p. 327-352.

[15] J. S. Lee (1983) ″Digital image smoothing and the sigma filter″, Computer Vision, Graphics and image processing, Vol. 24, p. 255.

[16] Kyong-Ho Lee, Yoon-Chul Choy, and Sung-Bae Cho (Nov. 2000) "Geometric Structure Analysis of Document Images : A Knowledge-Based Approach " IEEE Trans. PAMI, Vol. 22, no. 11, p. 1224-1240.

[17] A.K. Jain, Bin Yu (1998)) ″Document Representation and Its Application to Page Decomposition″, IEEE transactions on Pattern Analysis And Machine Intelligence, p. 294-308.

[18] Rolf Ingold, Olivier Hitz, Lyse Robadey (2000) ″Segmentation de documents à structure complexe″, Cifed 2000 – Lyon – France.

[19] A. Klinger, (1971) "Pattern and search statistics, " Optimizing Methods in statistics, ed. J. S. Rustagi, Academin Press, New York, p. 303-337. [3] A. Klinger, (1971) "Pattern and search statistics, " Optimizing Methods in statistics, ed. J. S. Rustagi, Academin Press, New York, p. 303-337.A. Klinger, (1971) "Pattern and search statistics, " Optimizing Methods in statistics, ed. J. S. Rustagi, Academin Press, New York, p. 303-337.Klinger.
[20] P. J. Burt, (1981) "Fast filter transform for image processing," Computer Vision, Graphics, and Image Processing, Vol. 16, p. 20-51.
[21] A.P. Witkin, (1983) "Scale-space filtering," In Proc. 8th Int. Joint Conf. Art. Intell., Karlsruhe, Germany, p.17-45.
[22] M. Cheriet, (1999) ″Extraction of Handwritten Data from Noisy Gray-level Images Using a Multi-Scale Approach″ IJPRAI, Vol.13, No. 5, p. 665-685.
[23] M. Cheriet, R. Thibault and R. Sabourin (1994) ″A multi-resolution based approach for handwriting segmentation in gray level images″ IEEE Int. Conf. IP, Austin, p. 159-168.
[24] J. Serra (1982) ″Image analysis and mathematical morphology″, Vol. 1, Academic Press, New York.
[25] J. Serra (1988) ″Image analysis and mathematical morphology″, Vol. 2, Academic Press, New York.
[26] J. Babaud, A. P. Withkin, M. Baudin, and R. O. Duda, (1986) "Uniqueness of the Gaussian kernel for scale-space filtring, " IEEE Trans. PAMI, Vol. 8, no. 1, p. 26-33.