HAL
open science

Détection et séparation de lignes connectées dans les documents multi-orientés

Nazih Ouwayed, Abdel Belaïd

To cite this version:

Nazih Ouwayed, Abdel Belaïd. Détection et séparation de lignes connectées dans les documents multi-orientés. Colloque International Francophone sur l'Écrit et le Document - CIFED 2010, Mar 2010, Sousse, Tunisie. pp.415-426. hal-00488367

HAL Id: hal-00488367

https://hal.science/hal-00488367v1

Submitted on 1 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.

Détection et séparation de lignes connectées dans les documents multi-orientés

Nazih Ouwayed et Abdel Belaïd

Université Nancy 2, LORIA, équipe READ,
54500 Vandoeuvre-Lès-Nancy, France
{nazih.ouwayed, abelaid}@loria.fr

RÉSUMÉ. *Ce papier présente une nouvelle approche pour la détection et la séparation de lignes connectées des documents manuscrits Arabe multi-orientés. En raison de la multi-orientation, nous utilisons un maillage automatique de l'image qui nous permet de déterminer progressivement et localement les lignes. Le maillage est initialisé avec une petite fenêtre où la taille est corrigée par extension jusqu'à ce que suffisamment de lignes aient été trouvées. La méthode du snake est utilisée pour l'extraction de ces lignes. Ensuite, l'orientation dans chaque fenêtre est estimée en utilisant la distribution de Wigner Ville (DWV) appliquée sur le profil de projection. Cette orientation est élargie pour limiter l'orientation dans les fenêtres voisines. Enfin, les lignes sont extraites dans chaque zone en se basant sur le suivi des lignes d'orientation. Une étape de post-traitement est appliquée pour séparer les lignes connectées. L'approche proposée a été expérimentée sur 100 documents atteignant une précision d'environ 98.6%.*

ABSTRACT. *This paper presents a novel approach for the multi-oriented text line detection and separation from handwritten Arabic documents. Because of the multi-orientation, we use an image paving allowing us to progressively and locally determine the lines. The paving is initialized with a small window and then its size is corrected by extension until enough lines are found. The snake method is used for line extraction. Then, the orientation is determined using the Wigner-Ville distribution (WVD) on the histogram projection profile. This orientation is then enlarged to limit the orientation in the neighbourhood. Afterwards, the text lines are detected in each zone basing on the follow-up of the orientation lines. A step of post-processing is applied to separate the connected lines. The proposed approach has been experimented on 100 documents reaching an accuracy of about 98.6%.*

MOTS-CLÉS : *manuscrits Arabe, détection de lignes, estimation de l'orientation, modèle de contour actif, distribution de Wigner-Ville, séparation de lignes connectées.*

KEYWORDS: *Arabic manuscripts, text line detection, orientation estimation, active contour model, Wigner-Ville distribution, connected line separation.*

1. Introduction

La segmentation du texte en lignes est vue comme une étape nécessaire dans le domaine de l'analyse de documents. La difficulté de cette tâche vient des caractéristiques des documents manuscrits. Ces documents présentent des espacements irréguliers entre les lignes et une sinuosité de la ligne de base de l'écriture par rapport à l'horizontale. Les lignes ont des longueurs différentes et peuvent se connecter lorsque leurs hampes et leurs jambages se touchent. En outre, les lignes sous forme d'annotations peuvent exister dans les marges. Ces lignes sont en général obliques en raison de la réduction de l'espace qui constitue de nouvelles orientations. Les documents étudiés appartiennent à trois bibliothèques : la Bibliothèque Nationale de Tunis[1], à la Bibliothèque Nationale de Médecine des U.S.A[2] et aux Archives et Bibliothèques Nationales d'Egypte[3]. La Figure 1 montre un exemple de 4 documents multi-orientés.

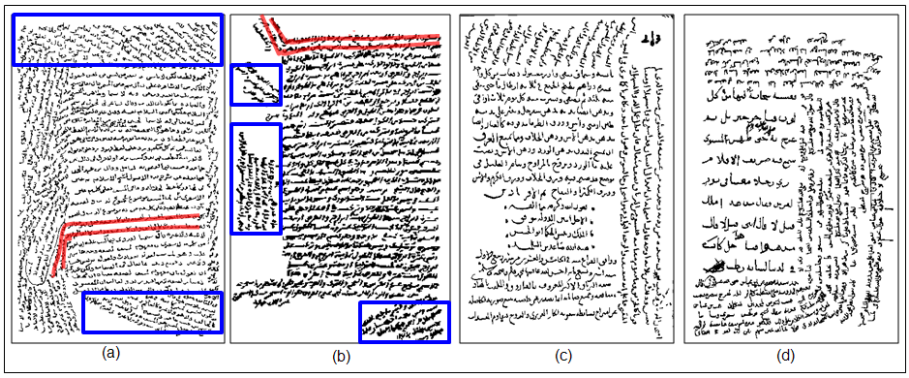

Figure 1. *Exemple de 4 documents multi-orientés. Les orientations sont de deux types : prolongation des lignes principales (en rouge) ou des lignes (en bleu).*

Dans la littérature, plusieurs approches ont été proposées pour l'extraction de lignes dans les documents manuscrits. Ces approches se divisent en 3 classes : descendantes, ascendantes et contour déformable.

Les approches descendantes sont essentiellement basées sur la technique de la projection. Bennasri et al. ont proposé dans (Bennasri *et al.,* 1999), une méthode pour extraire les lignes d'un texte manuscrit Arabe. Après avoir détecté les points de départ de toutes les lignes par une projection partielle, un suivi de contour partiel de chaque ligne est procédé : d'abord dans le sens de l'écriture, puis dans le sens opposé. A l'issue de cette opération, les lignes adjacentes sont alors parfaitement séparées.

1. http ://www.bibliotheque.nat.tn/
2. http ://www.nlm.nih.gov/hmd/arabic/welcome.html
3. http ://portal.unesco.org/ci/photos/showgallery.php/cat/559

Les approches ascendantes sont basées sur les éléments de bas niveau de l'image comme les pixels ou les composantes connexes. Les lignes sont extraites en se basant sur ces éléments. Dans cette catégorie, nous trouvons la classification par k-ppv (k-plus proches voisins), la transformée de Hough, la technique de lissage (smearing). Zahour et al. ont proposé dans (Zahour *et al.,* 2004) une technique, basée sur la classification par k-ppv, pour l'extraction de lignes des anciens manuscrits Arabe. Pour cela, la page de document est segmentée, tout d'abord, en trois types de blocs de texte : les petits blocs représentent généralement les symboles diacritiques, les blocs moyens correspondent aux mots et les grands blocs reflètent le chevauchement entre les mots des lignes voisines. Ensuite, les blocs sont regroupés entre eux en utilisant des critères de voisinage. La segmentation des grands blocs ainsi que l'appariement entre tous les blocs générés permet de trouver les lignes de texte. Dans (Louloudis *et al.,* 2009), la transformée de Hough est utilisée sur les composantes connexes en prenant comme points votants les centres de gravité de leurs rectangles englobants. Ces rectangles sont définis à partir du calcul de la taille moyenne des caractères dans le document. Dans (Shi *et al.,* 2004), Shi et Govindarajuen ont proposé une méthode en utilisant l'algorithme de "fuzzy runlength". Les pixels de l'image binaire sont connectées en appliquant l'algorithme de "fuzzy runlength" selon l'orientation du document. Ce lissage crée des alignements qui vont être analysé selon plusieurs heuristiques pour former les lignes de texte. L'alignement qui sa taille n'excède pas une valeur prédéfinie est supprimé.

Les modèles de contours déformables utilisés dans le domaine d'extraction des lignes sont : le modèle de contour actif (snake) paramétrique et la méthode de lignes de niveaux ou "Level set". Bukhari et al. ont proposé dans (Bukhari *et al.,* 2009) qui utilise le modèle de contour actif paramétrique sur le contour de départ (snake) qui est la ligne centrale d'un ligne de texte. Le snake détecte les lignes de texte en minimisant les valeurs d'énergies de contour actif. Li et al. ont proposé dans (Li *et al.,* 2008) une technique pour l'extraction des lignes des document manuscrits complexes. Pour extraire les lignes, tout d'abord, un filtre gaussien est appliqué avec un noyau anisotropique pour estimer la densité de pixels. Ensuite, une carte de probabilité est construite. Dans cette carte, la probabilité qu'un pixel appartienne à une ligne de texte est estimée. Le modèle de lignes de niveaux est alors appliqué pour déformer le contour afin de trouver les lignes.

À cause de la multi-orientation, les méthodes présentées ci-dessus ne peuvent pas être appliquées sur nos documents. Elles ont été définies essentiellement pour des documents mono-orientés ou des documents multi-orientés simples. Pour cela, nous avons décidé de proposer une approche dédiée. Elle applique d'abord un pavage sur l'image, puis réutilise ces techniques d'estimation de l'orientation localement dans chaque maille. Ensuite, elle applique des règles de correction et d'extension de l'orientation afin de déterminer toutes les zones multi-inclinées (une zone est un ensemble des fenêtres voisines qui ont la même orientation). Enfin, elle suit les lignes d'orientation pour extraire les lignes. Les lignes qui se connectent sont séparées après dans une étape de post-traitement.

L'article est organisé de la manière suivante. Les différentes étapes du système pour la détection et la séparation de lignes sont détaillées dans la Section 2. Nous présentons dans la Section 3 les résultats expérimentaux et dans la Section 4, la conclusion de ce travail.

2. L'approche proposée :

La méthode d'extraction de lignes fonctionne suivant les étapes suivantes : (1) maillage automatique, (2) estimation de l'orientation locale, (3) correction et extension de l'orientation et (4) séparation des lignes connectées.

2.1. *Maillage automatique*

Le maillage consiste à diviser l'image en petites fenêtres de petite taille régulière ($w \times h$). Cette taille est automatiquement générée en se basant sur l'idée qu'une fenêtre doit contenir environ 3 lignes pour être capable de produire un histogramme de projection représentatif de l'orientation. Cela fait suite à plusieurs étapes. Tout d'abord, une première fenêtre de taille arbitraire (15×15 pixels) est définie au milieu de l'image (voir Figure 2.a) considérant que la ligne centrale est souvent horizontale. Ensuite, l'approche du snake est appliquée pour calculer les lignes (voir les explications ci-après). La largeur de la fenêtre est agrandie d'une manière itérative jusqu'à ce que le $snake$ fournisse au moins 3 lignes. La connexion entre les lignes peut créer des alignements avec une hauteur plus grande que la hauteur normale et par effet une taille erronée de la fenêtre. Pour cela, une fois les lignes sont trouvées, la hauteur moyenne $\bar{h}$ est estimée ainsi que la distance moyenne $\bar{g}$ entre les lignes. La distance g entre les lignes est estimée en utilisant l'enveloppe convexe des lignes (voir Figure 2.b). La fenêtre finale a une taille égale à ($w \times h$), où $w = h = 3 \times \bar{h} + 2 \times \bar{g}$ (voir Figure 2.c).

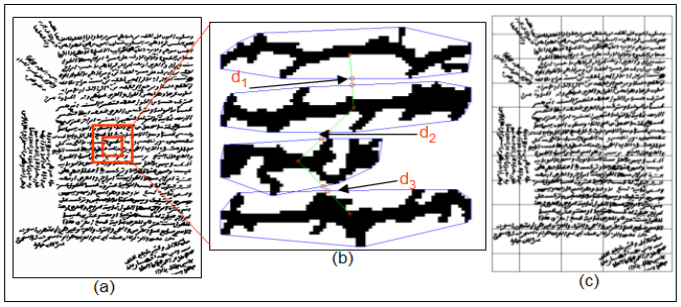

Figure 2. *Maillage automatique (d1, d2 et d3 sont les distances entre les lignes).*

Modèle de contour actif ($snake$) : le snake (Kass *et al.,* 1987) est défini comme un contour virtuel qui va être emmené vers un contour réel dans l'image en utilisant

un mécanisme de minimisation d'énergie avec une méthode itérative qui le déforme. Le snake est composé d'un ensemble de points $v(s) = (x(s), y(s))$, où $x(s), y(s)$ qui sont les coordonnées le long du contour et $s \in [0, 1]$, s est une approximation linéaire entre 0 et 1 des coordonnées de points. Le snake peut être ouvert ou fermé selon l'application. Le contour final peut être obtenu en minimisant la fonction d'énergie suivante :

$$E_{\text{snake}} = \int_0^1 E_{\text{int}}(v(s))ds + \int_0^1 E_{\text{image}}(v(s))ds + \int_0^1 E_{\text{con}}(v(s))ds \qquad [1]$$

L'énergie du snake se décompose en trois types d'énergie E_{int}(énergie interne), E_{image} (énergie de l'image ou énergie extérieure) et E_{con}(énergie du contexte) :

– $E_{\text{int}}(v(s)) = \int_0^1 \alpha(s) \left|\frac{dv}{ds}\right|^2 ds + \int_0^1 \beta(s) \left|\frac{d^2v}{d^2s}\right|^2 ds$, où α est le coefficient de l'élasticité et β est le coefficient de rigidité. Cette énergie sert à la régularisation du snake (forme, convexe, etc..).

– E_{image} est l'énergie externe de l'image qui pousse le snake vers les lignes et les contours des objets qui se trouvent dans l'image. L'énergie externe traditionnelle est située sur les contours externes. Cela oblige à initialiser le snake à proximité du contour cible. En outre, les valeurs du gradient ont des sens inverse sur les deux côtés du même contour, ce qui empêche le snake d'entrer dans les concavités. Pour cette raison, Xu et al. (Xu *et al.,* 1997) ont développé un nouveau type d'énergie externe qui permet d'initialiser le snake loin du contour cible et d'aller vers les concavités. Cette énergie est nommé flux du vecteur gradient (sache que le gradient est un vecteur) (GVF : Gradient Vector Flow). le flux du vecteur du gradient est défini comme un vecteur $V(x, y) = (u(x, y), \upsilon(x, y))$ qui minimise la fonction d'énergie suivante :

$$\varepsilon = \iint \mu(u_x^2 + u_y^2 + \upsilon_x^2 + \upsilon_y^2) + |\nabla f|^2 |V - \nabla f|^2 dx\, dy \qquad [2]$$

où V peut être trouvé par les deux équations d'Euler :

$$\begin{array}{rcl} \mu\nabla^2 u - (u - f_x)({f_x}^2 + {f_y}^2) & = & 0 \\ \mu\nabla^2 \upsilon - (\upsilon - f_y)({f_x}^2 + {f_y}^2) & = & 0 \end{array} \qquad [3]$$

où $f(x, y)$ est la carte des contours et μ est le paramètre de réglage de bruit. Pour trouver u et υ., Xu et al. proposent dans (Xu *et al.,* 1997) plusieurs implémentations numériques.

– E_{con} est l'énergie de contexte qui exprime certaines contraintes supplémentaires qui peuvent être imposées par l'utilisateur selon le snake qu'il veut obtenir.

L'application présentée utilise : le modèle de contour actif paramétrique où l'axe majeur de la composante connexe comme le snake de départ (snake ouvert), la GVF comme l'énergie externe (pour que le snake puisse s'adapter à la forme cursive de l'écriture Arabe) et une énergie de contexte nulle parce qu'on ne voudrait pas obliger

le snake à aller dans un sens spécifique. Le modèle de contour actif paramétrique a été choisi parce que son application est simple et parce que nous cherchons un seul contour (contour de la composante connexe). Pour détecter les alignements, notre algorithme procède comme suit : tout d'abord, deux opérations morphologiques de dilatation et d'érosion sont appliquées à l'image initiale (voir Figure 3.b) pour fermer le contour. Ensuite, nous détectons l'axe majeur de chaque composante connexe dans la fenêtre étudiée par une méthode basée sur les descripteurs de Fourier (voir Figure 3.c). Nous appliquons alors le mécanisme de minimisation des énergies du snake afin de le déformer et le pousser vers le contour de texte (voir Figure 3.d). Enfin, les composantes connexes qui appartiennent à la même ligne, sont groupées pour former les lignes (voir Figure 3.e).

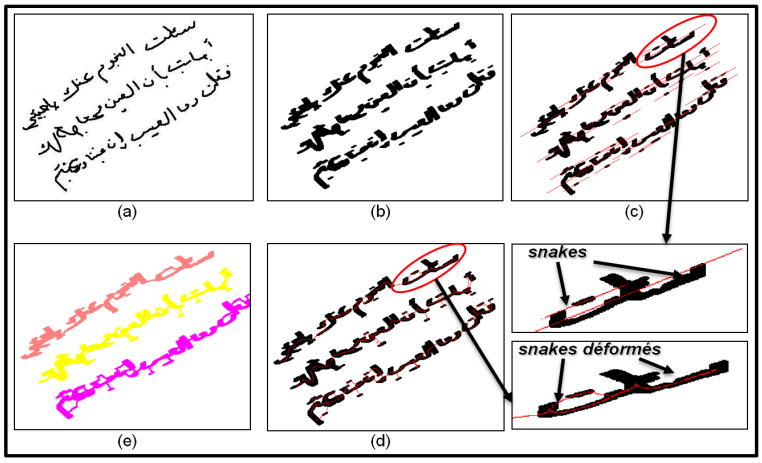

Figure 3. *Application du snake pour la détection de lignes, (a) l'image initiale, (b) l'image initiale après une dilatation et une érosion, (c) l'axe majeur tracé pour chaque composante connexe des lignes. L'ellipse englobe la première composante connexe de (b), (d) montre la déformation de snake (c), (e) donne le résultat final indiquant les composantes connexes groupées dans chaque ligne.*

2.2. *Estimation de l'orientation*

La technique fréquente pour l'estimation de l'orientation est l'analyse de profil de projection. Elle ne conduit pas toujours à une estimation correcte de l'orientation et cela peut deux raisons. La première vient des parties de mots en arabe qui sont parfois oblique et qui quand elles sont majoritaires dans une fenêtre peuvent conduire à des orientations obliques. La deuxième raison vient de documents contenant beaucoup de bruit, de symboles diacritiques, de chevauchements et de connexions entre les lignes. L'irrégularité de l'écriture et la présence de hampes et de jambages créent des maxima locaux dans les histogrammes de projection.

Pour pouvoir disposer d'un estimateur plus robuste, nous avons donc envisagé d'utiliser une représentation temps-fréquence de l'histogramme de projection. Cette distribution réagit mieux que la projection aux pics engendrés par les lignes en traduisant leur présence en forte énergie. Elle est de plus moins sensible aux faux maxima qui perturbent le calcul des profondeurs des pics dans l'histogramme et qui est significative de l'orientation. Nous avons utilisé les distributions de la classe de Cohen qui sont quadratiques et qui vérifient la propriété d'invariance par translation temporelle ou fréquentielle. Chacun des membres de cette classe se distingue par un noyau $\phi_{r-d}(\tau, \xi)$, qui joue un rôle déterminant dans la qualité des images fournies et dans les propriétés qu'il vérifie. Nous nous sommes limités à la distribution de Wigner-Ville (DWV) dont les propriétés permettent d'être plus réactive à ces présences de pics que les autres distributions de la classe de Cohen (Ouwayed *et al.,* 2009).

La DWV (Flandrin *et al.,* 1985) est définie comme la transformée de Fourier du signal représentant le profil de projection. Ce signal est donné par : $x(t+\tau/2)x^*(t-\tau/2)$ où τ exprime le retard et montre que la distribution est invariante aux translations temporelles et fréquentielles, ce qui peut tolérer le décalage du profil dans les fenêtres. La valeur de DWV est :

$$W_x(t, v) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t+\tau/2)\, x^*(t-\tau/2)\, e^{-j2\pi v\tau} d\tau \qquad [4]$$

Pour estimer l'angle d'inclinaison, on projette la fenêtre suivant de multiples angles entre $[-75\,°; +90\,°]$ avec un pas de $+5\,°$ donnant à chaque fois un signal $x(t)$. Ensuite, la DWV est appliquée sur la racine carrée des profils de projection parce qu'elle est plus significative que le profil de projection simple. L'angle correspondant au profil de projection ayant l'intensité d'énergie la plus élevée est choisi comme l'angle d'orientation (voir Figure 4, l'angle exact est $+15\,°$ qui correspond au profil de projection qui a les pics les plus aigus et les vallées les plus creusées). La Figure 6.a montre la première estimation de l'orientation pour le document dans la Figure 1.b.

2.3. *Correction et extension de l'orientation*

L'orientation de chaque fenêtre est étendue à ses fenêtres voisines afin de déterminer des zones d'orientations dans le document. Pour cela, nous avons proposé un algorithme qui utilise cinq règles d'extension : correspondant aux orientations de l'écriture arabe, de droite à gauche (Est-Ouest), de droite vers le bas à gauche (Est-Sud-Ouest), de haut vers le bas (Nord-Sud), de bas vers le haut (Sud-Nord) et de droite vers le haut à gauche (Est-Nord-Ouest) Nous partons de la fenêtre en haut à droite vers la fenêtre en bas à gauche du document. Pour chaque fenêtre, on examine les orientations de chacune de ses fenêtres voisines. L'orientation de ce couple de fenêtres est reestimée par DWV. Si la nouvelle orientation est égale à l'orientation de l'une des deux premières fenêtres, la fusion est opérée. Dans le cas contraire, on maintient les

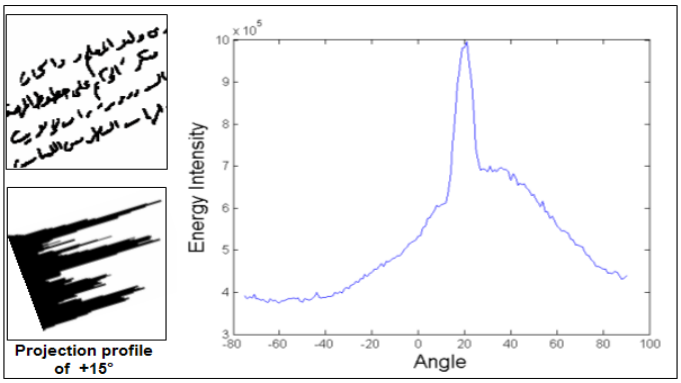

Figure 4. *Distribution des valeurs d'énergie de la fenêtre en haut à gauche.*

orientations locales et on examine d'autres couples de fenêtres. Après cette étape, les zones d'orientation seront construites. Par exemple, la Figure 2.a contient quatre zones d'orientation qui correspondent aux annotations dans les marges plus une zone principale dans le document. Ces annotations ont été détectées dans la Figure 6.b.

2.4. *Détection de lignes*

Cette étape étant classique, nous allons la décrire sommairement. Au début, le profil de projection est calculé selon l'orientation déjà estimée, puis on procède à la recherche de nouveaux maxima (voir Figure 5.a). Chaque maxima représente le point de départ d'une ligne Ps, à partir duquel nous suivons la ligne d'orientation blj en respectant l'angle d'orientation. Le suivi commence dans la première fenêtre dans le coin droit du document. Le point d'arrivé Pe de la ligne d'orientation est calculé en utilisant l'angle, la largeur et la longueur de chaque fenêtre (voir Figure 5.b). La ligne d'orientation blj est calculée en se fondant sur les deux points (Ps et Pe) et sur l'orientation de la fenêtre. Pendant ce suivi, les composantes connexes qui appartiennent à une ligne d'orientation sont recherchées pour former les lignes dans chaque fenêtre (voir Figure 5.c). Une étape de correction de la détection suit cette étape pour attribuer les composantes connexes non détectées et les symboles diacritiques à la ligne appropriée (voir Figure 5.c et Figure 5.d). Figure 6.c montre le résultat d'extraction des lignes de document présenté dans la Figure 1.b.

2.5. *Séparation de lignes connectées*

Les connexions surviennent entre deux lignes successives quand deux de leurs caractères se touchent. Souvent, ces connexions se font entre le jambage du caractère de

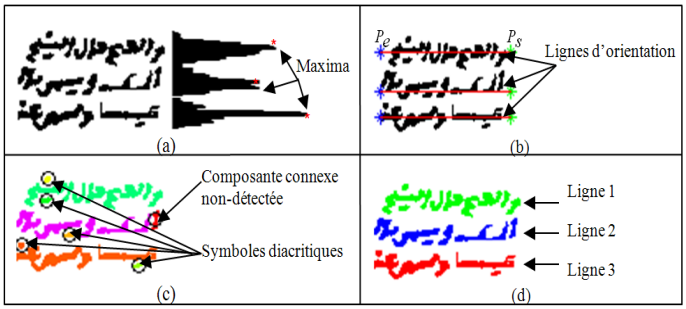

Figure 5. *Étapes de la détection d'une ligne dans une fenêtre.*

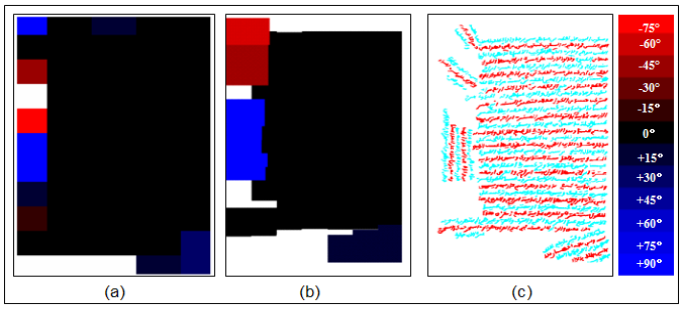

Figure 6. *Résultats de notre approche sur le document présenté dans la Figure 1.b, (a) détection des zones d'orientation et (b) extraction des lignes.*

dessus avec la hampe du caractère de dessous. Cette connexion peut être simple ou multiple. Ici, nous étudions la connexion simple ou unique. Le Tableau 1 ci-dessous énumère les 4 catégories de connexion : a) un descendant (i.e. un caractère ayant un jambage) droit avec une boucle touche un ascendant (i.e. un caractère ayant une hampe) vertical, b) un descendant gauche avec une boucle touche un ascendant vertical, c) un descendant droit touche la partie hausse de la courbe inférieure d'une lettre et d) un descendant gauche connecte la partie hausse de la courbe inférieure du lettre. Dans chaque type, le haut des lettres s'étend pour toucher le bas des lettres.

La méthode commence par extraire dans les deux lignes la composante connexe créée par cette connexion entre caractères des lignes successives (voir Figure 7.a). Ensuite, les points d'intersection de chaque composante connexe sont détectées (voir Figure 7.b, les points sont en rouge). Un point d'intersection est un pixel qui a au moins trois pixels voisins. Comme dans le cas choisi, la connexion se produit en un seul point d'intersection S_p près de l'axe minimum (vallée entre deux lignes, voir

Type	Zone de chevauchement/connexion	Exemple
a		
b		
c		
d		

Tableau 1. *Les 4 types de chevauchement et de connexion observés dans les documents Arabes manuscrits.*

Figure 7.c). Donc, le point S_p est le point le plus proche de l'axe minima (voir Figure 7.d). On cherche alors le point de départ de la ligature, Bp, qui est généralement le point le plus élevé, proche de la ligne de base de la ligne de dessus. Ensuite, à partir de ce point, la méthode consiste à suivre le caractère descendant (son squelette, voir Figure 7.f). Le suivi continue au delà du point d'intersection en respectant une variation angulaire correspondant à la courbure du caractère descendant. La Figure 8 illustre l'efficacité de l'algorithme sur un échantillon représentatif de 6 composantes connexes choisis arbitrairement à partir de 640 occurrences trouvées dans les 100 documents.

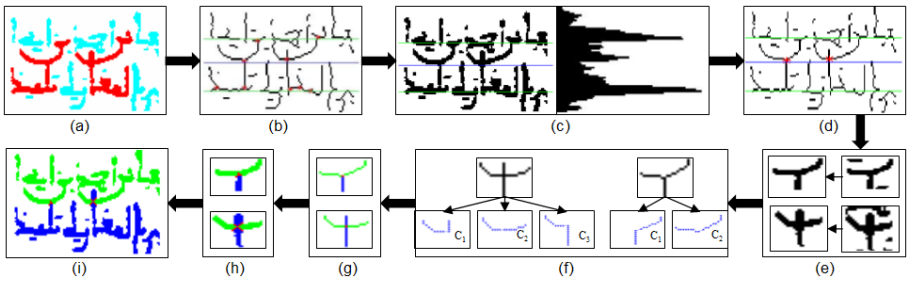

Figure 7. *Les étapes de l'application de séparation des composantes connexes connectées.*

La variance angulaire représente la dispersion des angles d'orientation le long de la courbe. Elle est estimée en utilisant la formule de la variance statistique :

$$Var(\Theta) = \sum_{i=1}^{n} (\theta_i - \mu)^2 \qquad [5]$$

où Θ est le vecteur de variation des angles de la courbe et μ est la moyenne de Θ.

Le vecteur de variation des angles θ de la courbe est estimé en utilisant un algorithme itératif. Cet algorithme calcule l'angle d'orientation θ_i entre deux pixels p_i et p_{i+2} à l'aide de la formule suivante :

$$\theta_i = \left| \mathrm{Arctan}\left(\frac{\mathrm{dy_{i,i+2}}}{\mathrm{dx_{i,i+2}}} \right) \right| \qquad [6]$$

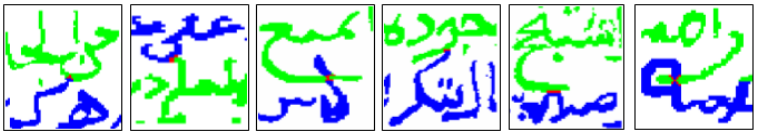

Figure 8. *Exemples de résultats.*

3. Expérimentations et discussion

Pour étudier l'efficacité de notre approche, nous l'avons testée sur 100 documents Arabe manuscrits anciens qui contiennent 2500 lignes. Les essais ont été préparés après un calcul manuel de zones et de lignes de chaque document, l'angle de rotation examiné pendant ces expériences varie de $-75\,^\circ$ à $+90\,^\circ$. Dans la détection de zones multi-inclinées, nous avons obtenu un pourcentage de détection autour de 97%, qui passe à 99% si nous ne prenons pas en considération les petites zones non-détectées (zone avec moins de trois lignes et de 3 composantes par chaque lignes). Le taux d'erreur de 1% est dû au maillage et à la fausse inclinaison. Dans le niveau de la segmentation en lignes, nous avons eu un taux d'extraction de 98.6%. Le 0.9% de lignes non détectées est dû à l'algorithme de la détection de zones. Le taux d'erreur de 0.5% est dû à la présence des symboles diacritiques dans le début de lignes qui créent des faux maxima. La Figure 9 illustre l'efficacité de notre algorithme sur un échantillon de 3 documents choisis arbitrairement parmi les 100 documents traités. Pour identifier les lignes, chaque paire consécutive de lignes sont présentées par deux couleurs différentes.

4. Conclusion et perspectives

Nous avons proposé dans cet article une approche originale, qui vise à extraire les lignes multi-orientées dans les documents Arabe manuscrits anciens. Au début, les zones multi-inclinées sont détectées en utilisant un maillage automatique du document. Ensuite, l'orientation est estimée, corrigée et étendue afin de trouver toutes les orientations locales en utilisant la distribution de Wigner-Ville sur l'histogramme de projection. Ensuite, les lignes sont extraites en se basant sur l'orientation et les lignes de base de chaque fenêtre. Enfin, les lignes adjacentes connectées sont séparées en utilisant des informations statistiques sur la morphologie des lettres terminales Arabes. Le taux d'extraction de 98.6% montre l'efficacité et la performance de notre approche. La prochaine étape sera la généralisation de l'approche pour d'autres scripts.

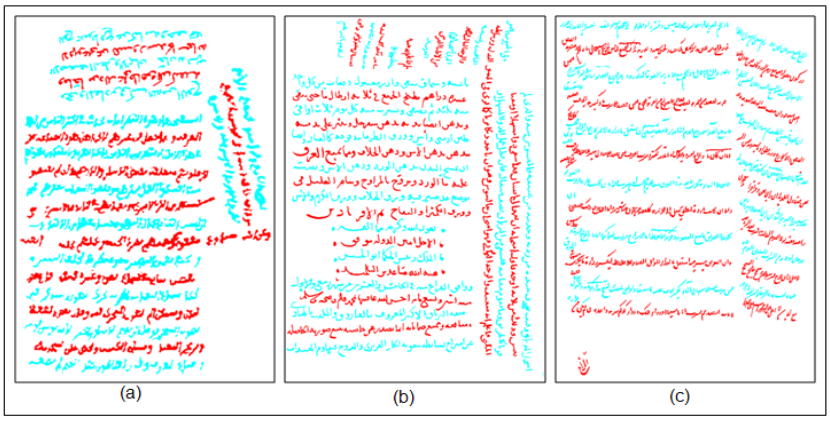

Figure 9. *Exemples des nos résultats.*

5. Bibliographie

Bennasri A., Zahour A., Taconet B., « Extraction des lignes d'un texte manuscrit arabe », *Vision Interface'99*, p. 42-48, 1999.

Bukhari S. S., Shafait F., Breuel T. M., « Script-Independent Handwritten Textlines Segmentation Using Active Contours », *ICDAR'09*, p. 91-108, 2009.

Flandrin P., Escudié B., « Principe et mise en oeuvre de l'analyse temps-fréquence par transformation de Wigner-Ville », *Traitement du Signal*, vol. 2, n° 2, p. 143-151, 1985.

Kass M., Witkin A., Terzopoulos D., « Snakes : Active contour models », *Proc. 1st ICCV*p. 259-268, June, 1987.

Li Y., Zheng Y., Doermann D., Jaeger S., « Script-Independent Text Line Segmentation in Freestyle Handwritten Documents », *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 30, n° 8, p. 1313-1329, 2008.

Louloudis G., Gatos B., Pratikakis I., Halatsis C., « Text line and word segmentation of handwritten documents », *Pattern Recognition*, vol. 42, n° 12, p. 3169 - 3183, 2009. New Frontiers in Handwriting Recognition.

Ouwayed N., Belaïd A., Auger F., « Estimation de l'inclinaison d'un document arabe manuscrit numérisé par analyse temps-fréquence des histogrammes de projection », *Traitement du Signal*, vol. 26, n° 4, p. 0-0, 2009.

Shi Z., Govindaraju V., « Line Separation for Complex Document Images Using Fuzzy Run length », *Int. Workshop on Document Image Analysis for Libraries*, 2004.

Xu C., Prince J. L., « Gradient Vector Flow : A New External Force for Snakes », *Proc. IEEE Conf. on Comp. Vis. Patt. Recog.*, p. 66-71, 1997.

Zahour A., Taconet B., Ramdane S., « Contribution à la segmentation de textes manuscrits anciens », *Conférence Internationale Francophone sur l'Ecrit et le Document (CIFED04)*, 2004.