

---

# Extraction de patterns successifs dans des images de document en combinant histogrammes de forces et droites discrètes<sup>2</sup>

Isabelle Debled-Rennesson\* — Laurent Wendling\*\*

\* Université de Lorraine, LORIA, UMR 7503, Vandoeuvre-lès-Nancy, F-54506, France

\*\* Université Paris Descartes, LIPADE, 45, rue des Saints-Pères, 75270 Paris Cedex 06

---

*RÉSUMÉ.* Nous proposons dans cet article une méthode originale pour la recherche de séries de patterns successifs dans des images de documents. L'objectif de notre approche est d'extraire des symboles de même nature, suivant une direction quelconque, et en considérant des objets quelconques. Pour ceci, nous considérons la localisation spatiale de triplets de composantes connexes définis en exploitant les propriétés inhérentes de l'histogramme de forces. Puis la reconnaissance est effectuée en prolongeant et en exploitant, de manière itérative, les droites discrètes les englobant. Ce nouveau modèle est rapide et permet une bonne extraction de motifs occultés, avec une robustesse au bruit, tout en ne nécessitant que peu de seuils, qui peuvent être définis automatiquement à partir des données.

*ABSTRACT.* The problematic of automatically searching series of broad patterns in technical documents is studied. Such series can be assumed to ordered information useful for the understanding of documents. The proposed methodology is able to extract successive patterns of different natures without a priori information about the shape. To make this, we consider the spatial location of triplets of similar connected components using force histogram and the recognition is performed by considering surrounding discrete lines. This new model is fast and it allows a good extraction of occulted patterns in presence of noise while requiring only few thresholds, which can be automatically set from data.

*MOTS-CLÉS :* Patterns successifs, droites discrètes, histogramme de forces.

*KEYWORDS:* Series of patterns, Discrete lines, Force histogram.

---

2. Traduction d'un article publié en anglais à ICIAP 2015 (Debled-Rennesson et Wendling, 2015)

## 1. Introduction

La littérature relative à la reconnaissance et localisation de symboles graphiques dans les documents est très florissante (Doermann et Tombre, 2014 ; Santosh et Wendling, 2015). De nombreuses applications nécessitent une identification précise de symboles comme la reconnaissance automatique pour l'analyse et l'interprétation de diagrammes de circuits (Okazaki *et al.*, 1988 ; Adam *et al.*, 2000), de dessins techniques (Wenyin *et al.*, 2007), de plans architecturaux (Lladós *et al.*, 2001 ; Valveny et Mart, 2003)... Les spécificités des documents techniques induisent des méthodes qui se focalisent généralement sur des symboles isolés voir reliés à des réseaux par de simples lignes (Cordella et Vento, 2000 ; Lladós *et al.*, 2002) ou dans le cadre de recherche de *spotting* (Valveny *et al.*, 2008 ; Delalandre *et al.*, 2010). L'évaluation de leur performances a fait l'objet d'études (Valveny *et al.*, 2007 ; Rusinol et Lladós, 2009 ; Delalandre *et al.*, 2010). De manière simpliste un symbole peut être décrit comme une entité graphique dont la description et l'interprétation sémantique sont fortement liées à un domaine spécifique.

Il est bien connu que des successions de patterns comme les lignes composées de tirets ou pointillées (voire des cercles) apportent une information précieuse pour la compréhension des documents traités (zones de séparation, information textuelle rattachée...) (Ablameyko *et al.*, 1998 ; Dosch *et al.*, 2000). Dans de nombreux systèmes, il est important d'avoir des opérateurs précis et puissants pour extraire ces types de séries de patterns. La structure particulière des documents techniques a induit de nombreux travaux axés sur des descriptions sous la forme de graphes relationnels attribués (Bunke et Messmer, 1995 ; Conte *et al.*, 2004), de graphes d'adjacence de régions (Lladós *et al.*, 2001) etc. Les principaux inconvénients de ces méthodes proviennent des erreurs de vectorisation qui peuvent augmenter la confusion entre symboles et la variabilité de la taille des graphes obtenus peut entraîner une complexité élevée lors de la phase d'appariement. Ces représentations peuvent être envisageables dans notre contexte mais la répétition d'un modèle structurel ajoutée à l'extensibilité de ceux-ci s'intégrerait plus facilement dans une description à base de grammaires en considérant les notions de distances et de relations entre patterns. Le problème sous-jacent consiste néanmoins à détecter efficacement ces successions de patterns.

Le cas le plus classique est l'extraction de lignes composées de tirets (ou lignes tiretées par abus de langage). Une approche très performante a été proposée par Dori *et al.* (Dori *et al.*, 1996) qui s'intègre aussi dans une problématique plus étendue de détection de lignes dans des documents techniques (Wenyin et Dori, 1998). Elle est fondée sur des zones de recherche dont la taille est le double de l'épaisseur de l'élément clef courant et dont la séparation est déterminée en fonction d'une distance maximale autorisée entre deux tirets (segments) appartenant à la même ligne tiretée. Dosch *et al.* (Dosch *et al.*, 2000) ont proposé plusieurs améliorations de cette approche en étudiant les points de jonctions ainsi que la fusion de tirets en les propageant en fonction d'un seuil de distance. Bien que ces approches fournissent des résultats satisfaisants dans de nombreux cas, elles sont sensibles aux inconvénients classiques des méthodes de vectorisation, plus particulièrement en présence de bruit. De plus les distortions

sous-jacentes rendent délicate la localisation précise des patterns à traiter. Ainsi de nombreux seuils sont généralement fixés manuellement en fonction de la taille des documents et de la structure des patterns à rechercher. Finalement, il n'est pas évident d'estimer la précision des primitives extraites sans un paramétrage humain dépendant de l'application. Cette problématique a été replacée dans le cas particulier de détections d'arcs en intégrant l'aspect détection de traits en pointillé (Bukhari *et al.*, 2014) mais aussi dans d'autres contextes en analyse d'image sur le thème vision et route intelligente (Collado *et al.*, 2005).

Des travaux précédents (Debled-Rennesson et Wendling, 2010) ont mis en évidence l'intérêt de combiner un descripteur de relation spatiale avec des droites discrètes pour traiter le problème de l'extraction des lignes composées de tirets. L'approche que nous présentons ici consiste à étendre le modèle prédéfini en considérant la localisation de successions de symboles indifférenciés dans des documents ordonnés dans une direction quelconque.

Pour réaliser ceci, nous nous focalisons sur l'extraction de triplets de composantes connexes de nature similaire par le biais de l'histogramme de forces qui intègre dans son calcul distance et localisation spatiale. Les droites discrètes englobantes sont ensuite déterminées pour affiner la recherche des successions de patterns. Ce nouveau modèle est rapide et permet l'extraction de patterns occultés dans la plupart des cas même en présence de bruit tout en ne nécessitant qu'un nombre limité de seuils dont la plupart peuvent être automatiquement fixés à partir de l'analyse de données.

## 2. Description spatiale

### 2.1. Histogramme de forces

L'histogramme de forces permet d'estimer de manière précise le positionnement spatial entre objets binaires (Matsakis et Wendling, 1999 ; Matsakis, 1998 ; Matsakis *et al.*, 1998). Les objets traités sont de forme quelconque (avec des parties convexes ou non). Ils peuvent être décomposés en plusieurs composantes connexes (dans cet article nous considérons un objet par composante connexe définie au sens des 8-voisins) et éventuellement comporter des trous. Les lecteurs intéressés par les principaux développements autour de l'histogramme de forces pourront se référer à l'article de synthèse (Matsakis *et al.*, 2010) ; la première exploitation de l'histogramme de forces portait sur une problématique de reconnaissance d'objets (Wendling et Desachy, 1997). Nous nous limiterons ici à une description succincte de la méthode initiale. La force d'attraction entre deux points à une distance  $d$  l'un de l'autre est donnée par :

$$\forall d \in \mathbb{R}_+^*, \varphi_r(d) = 1/d^r$$

Où  $r$  est le type de force traitée avec  $r = 0$  pour des forces constantes et  $r = 2$  pour des forces gravitationnelles. L'approche se focalise sur la manipulation de segments pour réduire le temps de calcul au lieu d'évaluer tous les couples de points entre deux patterns. Soient  $I$  et  $J$  deux segments portés par une droite d'angle  $\theta$  par rapport au

repère de l'image,  $D_{I,J}^\theta$  la distance entre eux et  $|\cdot|$  la longueur d'un segment. Le calcul de l'attraction d'un segment par rapport à un autre en fonction de la force d'attraction  $f_r$  est donné par (où  $u$  et  $v$  permettent d'intégrer la distance entre deux points) :

$$f_r(|I|, D_{I,J}^\theta, |J|) = \int_{D_{I,J}^\theta + |J|}^{|I| + D_{I,J}^\theta + |J|} \int_0^{|J|} \varphi_r(u - v) dv du$$

Considérons deux objets  $A$  et  $B$ , suivant une direction  $\theta$ . Ceux-ci peuvent être entièrement décrits par l'ensemble des segments portés par un faisceau de droites parallèles d'angle  $\theta$  par rapport au repère de l'image. Prenons une droite (ou section longitudinale), notée  $\mathcal{D}_\eta^\theta$ , les deux ensembles de segments associés sont :  $A_\theta(\eta) = \cup\{I_i\}_{i=1..n}$  et  $B_\theta(\eta) = \cup\{J_j\}_{j=1..m}$ . L'attraction mutuelle entre les segments des deux objets est donnée par :

$$F(\theta, A_\theta(\eta), B_\theta(\eta)) = \sum_{i \in 1..n} \sum_{j \in 1..m} f_r(|I_i|, D_{I_i J_j}^\theta, |J_j|)$$

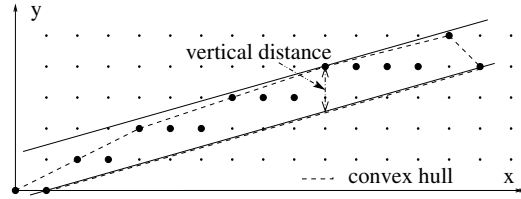
Tous les faisceaux de droite  $\mathcal{D}_\theta^\eta$  qui parcourent entièrement  $A$  et  $B$  sont pris en compte pour déterminer  $F^{AB}(\theta)$  (à partir de toutes les valeurs de  $F(\theta, A_\theta(\eta), B_\theta(\eta))$  associées). Ceci revient à estimer les forces d'attraction d'un objet  $A$  sur un autre  $B$  dans une direction  $\theta$ .

Enfin le calcul  $F^{AB}$  en fonction d'un ensemble de directions  $\theta_i$  ( $\theta_i \in [-\pi, +\pi]$ ) permet d'obtenir un descripteur de relations spatiales ou histogramme de forces, noté  $\mathcal{F}^{AB}$ . Les propriétés axiomatiques de  $F$ , utilisées pour caractériser des séries de pattern peuvent être facilement vérifiées : **translation** car les patterns sont traités indépendamment de leur position dans le plan de l'image, **symétrie** en considérant des directions opposées, **facteur d'échelle** si les histogrammes sont normalisés et **rotation** (après des décalages cycliques), car l'approche est isotrope.

## 2.2. Droites discrètes

La définition arithmétique des droites discrètes (Debled-Rennesson *et al.*, 2006) est utilisée dans notre approche pour englober des patterns successifs : une **droite discrète**  $\mathcal{D}(a, b, \mu, \omega)$ , de vecteur directeur  $(b, a)$ , de limite inférieure  $\mu$  et d'épaisseur  $\omega$  (avec  $a, b, \mu$  et  $\omega$  un entier tel que le plus grand commun diviseur  $\text{pgcd}(a, b) = 1$ ) est l'ensemble de points à coordonnées entières  $(x, y)$  vérifiant  $\mu \leq ax - by < \mu + \omega$ .

Dans cet article nous considérons des ensembles de points connectés, correspondant à des séries de patterns, et nous trouvons la droite la plus étroite possible englobant ces séquences de points. Plus précisément, considérons une séquence de points  $\mathcal{S}_b$ , avec  $|a| \leq |b|$  par simplification d'écriture. Une droite discrète  $\mathcal{D}(a, b, \mu, \omega)$  est dite **englobante** pour  $\mathcal{S}_b$  si tous les points de  $\mathcal{S}_b$  appartiennent à  $\mathcal{D}$ . De plus, une droite discrète englobante de  $\mathcal{S}_b$  est dite **optimale** (cf. Fig. 1) si sa distance verticale  $\frac{\omega-1}{\max(|a|, |b|)}$  est minimale, ou encore si sa distance verticale est égale à la distance



**Figure 1.**  $\mathcal{D}(2, 7, -8, 11)$  est la droite englobante optimale (distance verticale =  $\frac{10}{7} = 1,42$ ) de la séquence de points.

verticale de l'enveloppe convexe de  $\mathcal{S}_b$ . Un algorithme linéaire (Debled-Rennesson *et al.*, 2006) a été proposé pour obtenir de manière incrémentale les caractéristiques de la droite discrète englobante optimale d'une séquence de points. Il se fonde sur un calcul linéaire et incrémental de l'enveloppe convexe de la séquence de points en fonction des propriétés arithmétiques et géométriques des droites discrètes.

### 2.3. Description globale du système

L'objectif de notre système est d'intégrer dans le mécanisme de reconnaissance les relations spatiales entre régions aussi bien que leur organisation. Les relations spatiales ainsi que les caractéristiques des différents patterns sont déterminés par l'histogramme de forces et leur organisation spatiale est guidée par le calcul des droites discrètes épaisses. Le calcul de l'histogramme de forces, durant le parcours des images, est adapté pour prendre en compte plusieurs composantes connexes au lieu de se limiter à une paire d'objets. Ainsi une matrice composée d'histogrammes de forces est initialisée et un ensemble de noyaux composés de séries minimales de patterns similaires est extrait.

Le principe se réfère aussi à des développements réalisés pour la détection de symboles complexes (Tabbone *et al.*, 2003) ainsi que sur des descriptions intégrant le calcul de l'histogramme de forces entre plusieurs régions (Wendling et Desachy, 1997).

Des modèles de droites discrètes sont proposés pour déterminer la droite globale optimale englobant les différents noyaux. Des masques locaux sont ensuite définis à partir des droites englobantes pour initialiser les zones de propagation de noyaux (et éventuellement fusion). La figure 2 montre les principales étapes de notre système. Chaque partie sera décrite plus précisément par la suite.

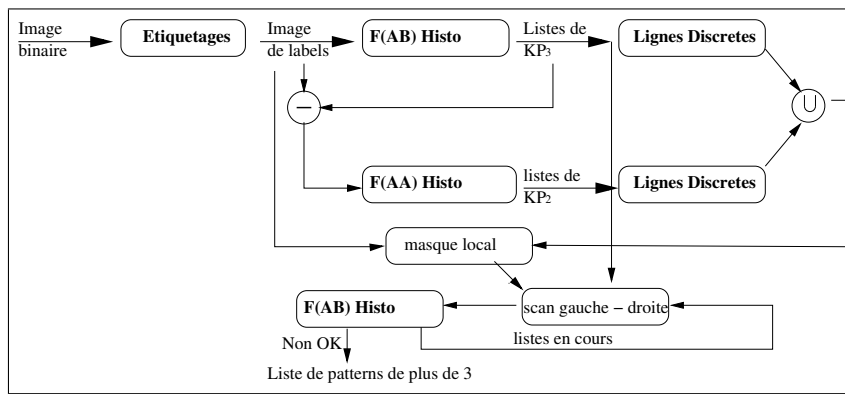


Figure 2. Schéma descriptif de la méthode.

### 3. Extraction de successions de patterns

#### 3.1. Hypothèses du modèle

Dori *et al.* (Dori *et al.*, 1996) ont proposé une liste de propriétés intéressantes pour formaliser le concept de ligne tiretée. La méthode commence par extraire des zones clefs. Ces « clefs » sont des segments plus petits qu'un seuil fixé et possèdent au moins une extrémité libre. La boucle principale consiste à choisir une clef comme étant le départ d'une nouvelle ligne tiretée hypothétique et d'étendre cette hypothèse dans les deux directions opposées, en ajoutant d'autres segments appartenant à cette même ligne virtuelle. Cette recherche est effectuée dans une zone dont l'épaisseur est le double de l'élément clef courant et dont la longueur est la distance maximale autorisée entre deux segments appartenant à une même ligne tiretée. Ceci induit de nombreuses conditions géométriques ainsi que des seuils à fixer manuellement pour prendre en compte le facteur d'échelle et la qualité des documents traités. Cependant considérant une application spécifique, la plupart des documents suivent généralement le même protocole. Ainsi cette méthode (Dori *et al.*, 1996) est réellement efficace après une bonne initialisation réalisée à partir de peu d'échantillons représentatifs.

Dans notre étude nous considérons des documents quelconques avec des patterns de formes indifférenciées. C'est-à-dire nous ne nous limitons pas au cas des segments mais nous ciblons n'importe quel type de patterns. Ainsi les lignes tiretées à base de segments peuvent être considérées comme une série de patterns spécifiques. Les principales hypothèses deviennent :

- $H_1$  il existe un nombre minimal de patterns ayant une structure similaire.
- $H_2$  les patterns sont régulièrement espacés.
- $H_3$  les patterns suivent une ligne virtuelle.

Nous proposons aussi d'autres hypothèses pour généraliser ce modèle :

- $H_4$  une ligne virtuelle peut englober des patterns occultés.

- $H_5$  les séries de patterns peuvent être composées de groupes de patterns de nature différente.

### 3.2. Définition des « noyaux » de patterns

Pour garantir les hypothèses décrites précédemment, nous considérons une série de trois composantes connexes successives comme étant la série minimale de patterns à traiter. Les longueurs de patterns ( $H_1$ ) sont directement prises en compte lors du calcul et l'appariement entre les histogrammes de forces associés. L'espace régulier ( $H_2$ ) entre patterns est aussi pris en considération dans le concept de l'histogramme de forces qui intègre lors de sa modélisation distance et positionnement spatial. Le calcul de la droite discrète englobante est effectué pour prendre en compte la troisième hypothèse relative à la définition d'une ligne virtuelle ( $H_3$ ). La propriété de symétrie de l'histogramme de forces (directions opposées) permet de traiter des patterns alternés ( $H_5$ ).

Dans un premier temps l'étiquetage de l'ensemble  $L$  des composantes connexes (correspondant aux patterns à traiter) est réalisé sur l'image binaire. Puis le calcul de l'histogramme de forces est effectué comme suit :

- $\forall (A, B) \in L \times L, A \neq B$ , calcul de  $\mathcal{F}^{AB}$  avec  $\varphi_2$  (la distance est intégrée car les patterns sont disjoints)
- $\forall A \in L$ , calcul de  $\mathcal{F}^{AA}$  avec  $\varphi_0$  (la distance n'est pas intégrée car les patterns se chevauchent)

On considère les noyaux de patterns (ou éléments clefs)  $KP_i$ , constitué de  $i$  éléments, que l'on désire propager.  $KP_3$  correspond à des séries de 3 patterns similaires déconnectés et  $KP_2$  est créé pour considérer la présence possible de patterns occultés ( $H_4$ ). Soient  $u, v, w$  appartenant à  $L$ .

- $(u, v, w) \in KP_3$  si  $v$  est le pattern médian le plus proche de  $u$  et  $w$  avec  $\mathcal{F}^{uv} \cong \mathcal{F}^{vw}$
- $(u, v) \in KP_2$  si  $(u, v, w) \notin KP_3$  et si  $\mathcal{F}^{uu} \cong \mathcal{F}^{vv}$

### 3.3. Masque englobant

La droite discrète englobante optimale de chaque noyau est déterminée à partir des ensembles de pixels associés. Les caractéristiques de ces droites discrètes sont conservées. À la fin de cette étape, nous obtenons un ensemble de droites épaisses correspondant à des masques locaux englobant des patterns par rapport à l'image initiale.

Cependant des noyaux proches dans une même direction peuvent appartenir à la même série de patterns. Ainsi plusieurs noyaux clefs peuvent constituer un nombre conséquent de séries de patterns. Si nous considérons toutes les droites discrètes associées, ces dernières peuvent ne pas se chevaucher exactement. Pour pallier ce problème et être plus robuste au bruit et aux éventuelles distortions, nous proposons de fusionner

les droites discrètes dont l'intersection est importante pour définir un masque englobant local plus performant.

Considérons  $D_i$  et  $D_j$  les droites optimales englobantes correspondant à deux noyaux différents (les plus proches), une nouvelle zone englobante est définie en fonction de leur intersection comme suit, en prenant comme critère que les droites se chevauchent au moins à moitié :

$$\Delta_{ij} = D_i \cup D_j \text{ si } |D_i \cap D_j| \geq \frac{\min(|D_i|, |D_j|)}{2}$$

et ainsi de suite pour chaque noyau proche. Tous les masques englobants trouvés sont étiquetés pour garantir une propagation locale des noyaux en évitant des interactions possibles avec d'autres masques. Par ailleurs les parties déconnectées dans une même direction et suivant le même axe sont aussi déconnectées en fonction de la distance.

### 3.4. Propagation des noyaux

La propagation de chaque noyau (de cardinalité 2 ou 3) à droite et à gauche est réalisée en considérant un masque local. Tous les patterns de l'image inclus dans le masque local sont considérés, ainsi que les parties qui étaient occultées au préalable dans l'image et qui se retrouvent déconnectées dans la zone traitée ( $H_4$ ). Le calcul de l'histogramme de forces est ensuite réalisé entre le nouveau candidat à proximité et la composante connexe correspondant à l'extrémité la plus proche du noyau. Un test d'égalité est ensuite appliqué en comparant ce nouvel histogramme avec celui déterminé entre les couples de composantes le précédant. Si le test est correct (en fonction d'un seuil global prédéfini), ce nouveau candidat est ajouté à la série en cours ( $H_2$ ) et le même traitement est itéré de chaque côté (propagation droite-gauche) en tenant compte aussi des noyaux successifs qui peuvent être directement fusionnés. Enfin les séries composées d'au moins trois patterns similaires sont conservées ( $H_1$ ).

Si les images contiennent plusieurs séries de patterns, il est possible de les regrouper entre elles en considérant leur structure et les descriptions de formes incluses. Nous avons considéré la variation entre des histogramme de forces associés à chaque série (en considérant un histogramme moyen par série) comme dans (Tabbone *et al.*, 2003) et en appliquant le seuil défini lors de la propagation. Ce critère simple a permis de séparer aisément de façon automatique les différentes séries de patterns car les formes sont dissemblables (segment, cercle, croix...). Ici l'objectif est juste de montrer le potentiel de notre approche. Par la suite nous envisageons d'intégrer et d'adapter à notre problème des approches de « clustering » plus performantes (en nous fondant par exemple sur Dunn ou Davies-Bouldin (Santosh *et al.*, 2013)).



## 4. Résultats expérimentaux

### 4.1. Paramétrage

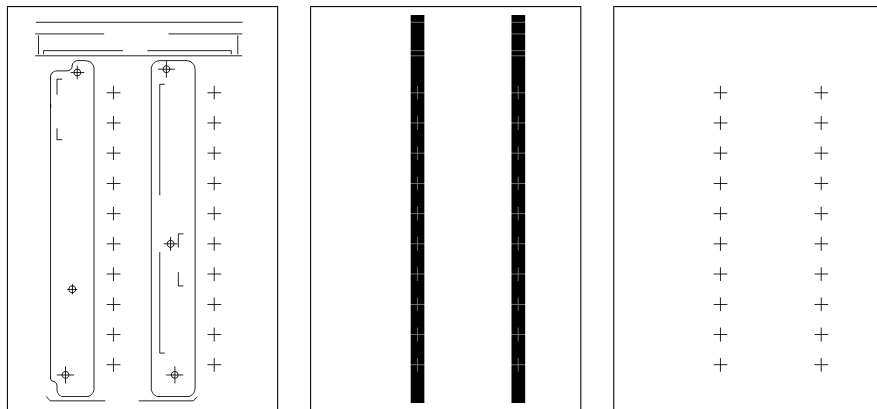
Notre approche a été testée sur 30 documents binaires (dont la moitié comporte des droites composées de traits avec ou non d'autres séries) provenant de différentes sources comme des plans architecturaux, des réseaux électriques ou des documents en avionique. Nous présentons dans cet article les cas les plus classiques rencontrés (déconnectés, occultés et symétrie) avec des documents dégradés pour montrer aussi les limites de notre approche. Tout d'abord un algorithme classique d'étiquetage des composantes connexes est appliqué sur l'image binaire. La structure des documents graphiques traités permet de se limiter aux quatre composantes connexes les plus proches lors du calcul de  $\mathcal{F}^{AB}$  pour limiter le temps de traitement. De plus  $\mathcal{F}^{BA}$  est directement déduit de  $\mathcal{F}^{AB}$  (propriété de symétrie). Il est facile de montrer que la complexité maximale pour le calcul de l'histogramme de forces est en  $O(pn\sqrt{n})$  avec  $n$  le nombre de points de l'image (cas extrême en considérant une mosaïque de points). Le calcul est généralement plutôt en  $O(pn)$  lors du traitement de composantes proches dans un document étiqueté.  $p$  est initialisé à 128 directions. Des études expérimentales (Matsakis et Wendling, 1999) ont montré qu'une discrétisation plus fine avait peu d'influence sur la forme globale de l'histogramme. Nous avons aussi choisi de considérer les droites qui se chevauchaient au moins de moitié (voir formule) pour définir le masque. La comparaison des histogrammes se fait par un rapport de similarité (indice de Jaccard) et un seuil de reconnaissance a été fixé expérimentalement à 0,9 pour prendre en compte l'effet du bruit et des éventuelles distortions.

### 4.2. Cas simple : patterns déconnectés

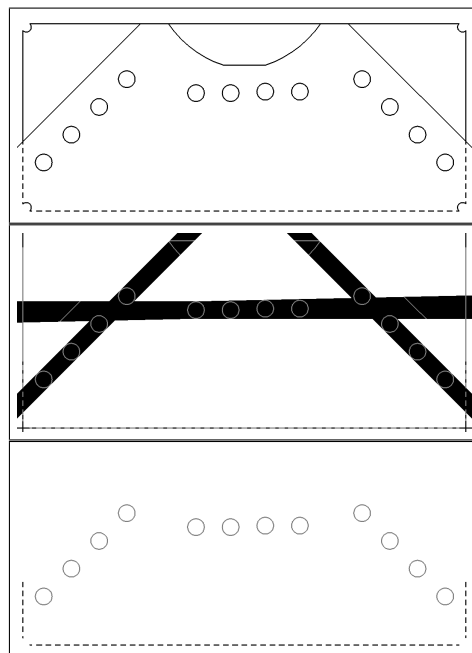
Les figures 3 et 4 montrent l'application de la méthode sur des patterns déconnectés. Dans chaque figure, la première image est le document à traiter. Un ensemble de lignes discrètes ont été définies à partir des noyaux et fusionnées pour définir des masques de recherche. Ces derniers sont donnés pour visualisation dans la deuxième image ainsi que l'information extraite issue du document initial. Chaque masque est ensuite naturellement traité de manière indépendante. La dernière image donne les deux séries de patterns obtenues attestant du bon comportement de notre approche sur ces exemples. La plupart des taux de similarités sont supérieurs à 0,95. Les patterns dégradés (traits) dans la figure 4 atteignent un taux proche de 0,91 et peuvent éventuellement être omis si une précision plus grande est requise.

### 4.3. Cas plus complexes : patterns occultés et symétrie

Les figures 5 et 6 montrent des cas plus complexes avec des patterns occultés. Nous pouvons directement remarquer que ces patterns ont été pris en compte durant la phase de propagation à condition de ne pas être trop déformés. Dans la figure 6, quatre

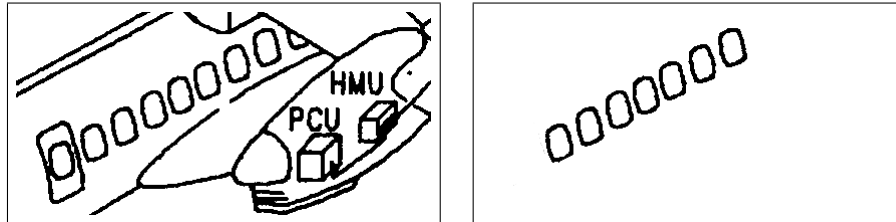


**Figure 3.** Principales étapes d'extraction (exemple 1).

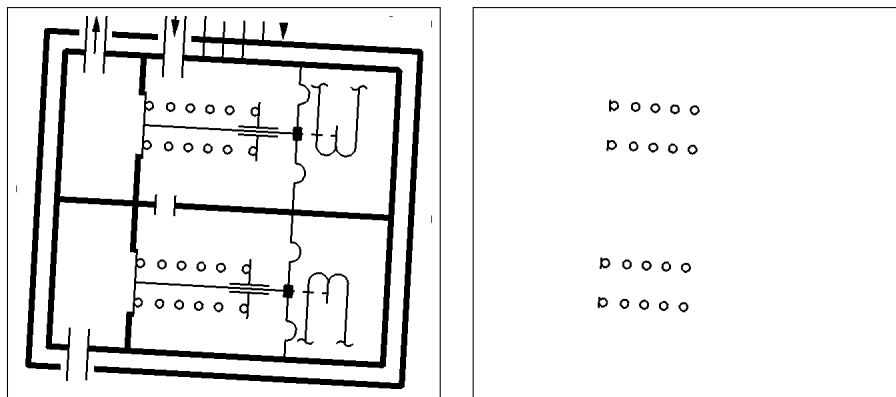


**Figure 4.** Séries de patterns (exemple 2).

masques ont été définis à partir de 31 lignes discrètes. Deux patterns (hublots) largement occultés sont manquants dans la figure 5 (taux : 0,82 et 0,75) et des patterns circulaires sont non trouvés (taux aux alentours de 0,86) dans la figure 6 car ils sont déformés ou trop éloignés dans la série.



**Figure 5.** *Patterns occultés (exemple 3).*



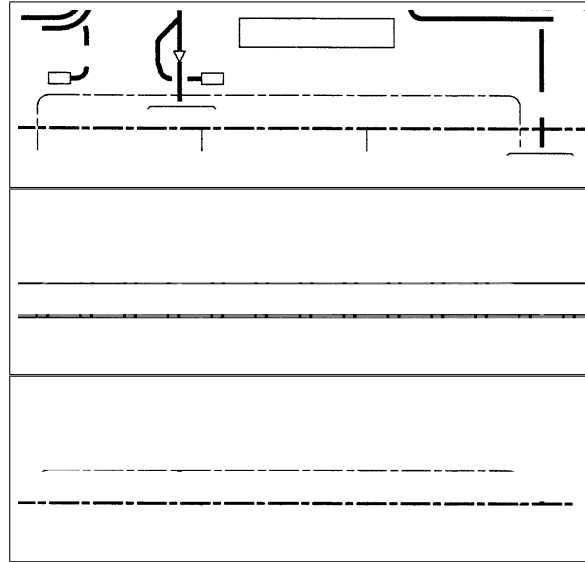
**Figure 6.** *Patterns occultés (exemple 4).*

Le dernier exemple montre l'intérêt de la prise en compte de la propriété de symétrie pour rechercher des séries de patterns, pouvant être occultés, avec un élément alterné. Nous pouvons remarquer que deux patterns surnuméraires apparaissent et devraient plutôt être considérés comme des coins. Ce cas précis nécessiterait donc un traitement en amont (détection de coins) ou un affinage de la recherche (moins générique et plus axé sur une recherche supervisée de patterns).

#### **4.4. Discussion sur les limites**

Le tableau 1 résume les différents exemples types présentés dans cet article : exemple, nombre de masques calculés, nombre de regroupements trouvés dans une région et taux de reconnaissance en considérant toutes les composantes connexes.

Les taux sont déterminés en considérant n'importe quelle partie manquante provenant des régions occultées ou avec du bruit. Les propriétés axiomatiques de l'histo-



**Figure 7.** *Patterns occultés et alternés (exemple 5).*

Exemple	masque	catégorie	taux global
1	2	1	100
2	6	2	98
3	1	1	78
4	4	1	83
5	2	2	94

**Tableau 1.** *Taux de reconnaissance obtenus.*

gramme de forces garantissent une robustesse au facteur d'échelle. Cependant de petits patterns sur des documents dégradés peuvent induire des taux de reconnaissance moins bons. La méthode est donc plus sensible au bruit avec ce type de forme car celui-ci représente une masse non négligeable par rapport à la forme globale. Comme stipulé au préalable nous avons fixé le seuil global à 0,9. Un réglage manuel (avec un seuil à 0,73) permet de garantir 100% de reconnaissance sur l'ensemble des documents traités. Cependant nous considérons que ce résultat a peu de sens car des formes retrouvées seraient plus fortement déformées que les éléments courants ou même pourraient être assimilées à d'autres objets (comme dans l'exemple de la figure 5 : hublot et porte). Dans ce dernier cas des approches structurelles peuvent être envisagées pour les scinder. Un autre idée, que nous envisageons d'expérimenter dans de futurs travaux, serait de définir un indice de confiance (relatif par exemple à la taille) pour obtenir un seuillage adaptatif (pour traiter des formes petites) ou intro-

duire l'utilisateur dans la boucle pour valider les séries extraites (avec un mécanisme de renforcement).

## 5. Conclusion

Une approche originale pour extraire des lignes composées de séries de patterns successifs a été proposée dans cet article. Même s'ils doivent naturellement être étendus en considérant des bases de données plus grandes, les premiers résultats obtenus sont très prometteurs. De plus, la méthode proposée est robuste et requiert peu de seuils qui peuvent être automatiquement initialisés en considérant les particularités des documents techniques. Actuellement nous travaillons sur une extension, à base de grammaires, de cette méthode en considérant des noyaux plus complexes composés de groupes de patterns alternés. D'autres travaux sont envisagés pour extraire des séries de patterns décrivant des courbes en combinant l'histogramme de forces avec des profils de courbure.

## 6. Bibliographie

- Ablameyko S., Bereishik V., Frantskevich O., Homenko M., Paramonova N., « A system for automatic recognition of engineering drawing entities », *ICCP'98*, vol. 2, p. 1157-1159, 1998.
- Adam S., Ogier J. M., Cariou C., Mullot R., Labiche J., Gardes J., « Symbol and character recognition : application to engineering drawings », *International Journal on Document Analysis and Recognition*, vol. 3(2), p. 89-101, 2000.
- Bukhari S., Al-Khaffaf H., Shafait F., Osman M., Talib A., Breuel T., « Final Report of GREC 13 Arc and Line Segmentation Contest Graphics Recognition », *Current Trends and Challenges .LNCS 8746*, p. 234-239, 2014.
- Bunke H., Messmer B., « Efficient attributed graph matching and its application to image analysis », *ICDAR'95*, vol. LNCS 974, p. 45-55, 1995.
- Collado J., Hilario C., la Escalera A. D., Armingol J., « Detection and classification of road lanes with a frequency analysis », *IEEE Proceedings Intelligent Vehicles Symposium*, p. 78-83, 2005.
- Conte D., Foggia P., Sansone C., Vento M., « Thirty years of graph matching in pattern recognition », *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, vol. 18(3), p. 265-298, 2004.
- Cordella L. P., Vento M., « Symbol recognition in documents : a collection of techniques », *International Journal on Document Analysis and Recognition*, vol. 3(2), p. 73-88, 2000.
- Debled-Rennesson I., Feschet F., Rouyer-Degli J., « Optimal blurred segments decomposition of noisy shapes in linear time », *Computers & Graphics*, vol. 30(1), p. 30-36, 2006.
- Debled-Rennesson I., Wendling L., « Combining Force Histogram and Discrete Lines to extract Dashed Lines », *ICPR'10*, p. 4p., 2010.

- Debled-Rennesson I., Wendling L., « Extraction of Successive Patterns in Document Images by a New Concept based on Force Histogram and Thick Discrete Lines », *ICIAP'15*, p. 387-397, 2015.
- Delalandre M., Valveny E., Pridmore T., Karatzas D., « Generation of synthetic documents for performance evaluation of symbol recognition and spotting systems », *International Journal on Document Analysis and Recognition*, vol. 13(3), p. 187-207, 2010.
- Doermann D. S., Tombre K. (eds), *Handbook of Document Image Processing and Recognition*, Springer, 2014.
- Dori D., Wenyin L., Peleg M., « How to Win a Dashed Line Detection Contest », *Graphics Recognition—Methods and Applications*, springer verlag, vol. LNCS 1072, p. 286-300, 1996.
- Dosch P., Tombre K., C.Ah-Soon, Masini G., « A complete system for analysis of architectural drawings », *International Journal on Document Analysis and Recognition*, vol. 3(2), p. 102-116, 2000.
- Lladós J., Mart E., Villanueva J., « Symbol recognition by error-tolerant subgraph matching between region adjacency graphs », *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 23(10), p. 1137-1143, 2001.
- Lladós J., Valveny E., Sanchez G., Mart E., « Symbol Recognition : Current Advances and Perspectives », *D. Blostein and Y.-B. Kwon, editors, GREC Algorithms and Applications*, springer verlag, vol. LNCS 2390, p. 104-127, 2002.
- Matsakis P., « Relations spatiales structurelles et interprétation d'images », *PhD Thesis. Université Paul Sabatier, Toulouse*, 1998.
- Matsakis P., Wendling L., « A New Way to Represent the Relative Position Between Areal Objects », *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 21(7), p. 634-643, 1999.
- Matsakis P., Wendling L., Desachy J., « Représentation de la position relative d'objets 2D à partir d'un histogramme de forces », *Traitement du Signal*, vol. 10, p. 63-71, 1998.
- Matsakis P., Wendling L., Ni J., « A General Approach to the Fuzzy Modeling of Spatial Relationships », *Methods for Handling Imperfect Spatial Information, Springer-Verlag Publications (R. Jeansoulin, O. Papini, H. Prade and S. Schockaert, Eds.)*, p. 49-74, 2010.
- Okazaki A., Tsunekawa S., Kondo T., Mori K., Kawamoto E., « An automatic circuit diagram reader with loop-structure-based symbol recognition », *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 10(3), p. 331-341, 1988.
- Rusinol M., Lladós J., « A performance evaluation protocol for symbol spotting systems in terms of recognition and location indices », *International Journal on Document Analysis and Recognition*, vol. 12(2), p. 83-96, 2009.
- Santosh K., Lamiroy B., Wendling L., « Integrating Vocabulary Clustering with Spatial Relations for Symbol Recognition », *International Journal on Document Analysis and Recognition*, 2013.
- Santosh K., Wendling L., « Graphical Symbol Recognition », *Wiley Encyclopedia of Electrical and Electronics Engineering, John Wiley and Sons, Inc.*, vol. , p. 1-22, 2015.
- Tabbone S., Wendling L., Tombre K., « Matching of Graphical Symbols in Line-Drawing Images using Angular Signature Information », *International Journal on Document Analysis and Recognition*, vol. 6/2(3), p. 115-125, 2003.

- Valveny E., Mart E., « A model for image generation and symbol recognition through the deformation of lineal shapes », *Pattern Recognition Letters*, vol. 24(15), p. 2857-2867, 2003.
- Valveny E., Tabbone S., Terrades O., Philippoti E., « Performance characterization of shape descriptors for symbol representation », *Graphics Recognition, Springer, Lecture Notes in Computer Science Series*, p. 63-71, 2007.
- Valveny E., Tabbone S., Terrades O., Philippoti E., « Spotting symbols in line drawing images using graph representations », *Wenyin Liu, Josep Lladós, and Jean-Marc Ogier, editors, Proceedings of IAPR International Workshop on Graphics Recognition, volume 5046 of Lecture Notes in Computer Science*, p. 91-103, 2008.
- Wending L., Desachy J., « Isomorphism between Strong Fuzzy Relational Graphs based on k-Formulae », *IAPR Graph Based Representation (GbR - extended version dans Computing (12), Archives for Informatics and Numerical Computation, Springer-Verlag, 1998)*, p. 12-15, 1997.
- Wenyin L., Dori D., « A Generic Integrated Line Detection Algorithm and Its Object ?Process Specification », *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 70(3), p. 420-437, 1998.
- Wenyin L., Zhang W., Yan L., « An interactive example-driven approach to graphics recognition in engineering drawings », *International Journal on Document Analysis and Recognition*, vol. 9(1), p. 13-29, 2007.