



**HAL**  
open science

## Une approche statistico-structurale pour la reconnaissance de symboles exploitant une représentation XML des données

Mathieu Delalandre, Pierre Héroux, Sébastien Adam, Eric Trupin, Jean-Marc Ogier

► **To cite this version:**

Mathieu Delalandre, Pierre Héroux, Sébastien Adam, Eric Trupin, Jean-Marc Ogier. Une approche statistico-structurale pour la reconnaissance de symboles exploitant une représentation XML des données. Colloque International Francophone sur l'Écrit et le Document, 2002, Hammamet, Tunisie. pp.121-128. hal-01249446

**HAL Id: hal-01249446**

**<https://hal.science/hal-01249446>**

Submitted on 1 Jan 2016

**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.

# Une approche statistico-structurale pour la reconnaissance de symboles exploitant une représentation XML des données

Mathieu Delalandre<sup>1</sup>, Pierre Héroux<sup>1</sup>, Sébastien Adam<sup>1</sup>, Eric Trupin<sup>1</sup>, Jean-Marc Ogier<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Laboratoire PSI, Université de Rouen, 76 821 Mont Saint Aignan, France

<sup>2</sup> Laboratoire L3I, Université de La Rochelle, 17042 La Rochelle, France

Résumé : Ce papier aborde le problème de la reconnaissance de symboles pour l'interprétation de documents techniques. Nous présentons un système utilisant une approche statistico-structurale. Ce système utilise deux niveaux d'interprétation. Le premier extrait puis reconnaît les occlusions des symboles grâce à un classifieur statistique. Le second exploite les relations de proximité entre ces occlusions pour reconstruire des graphes d'occlusions pour chacun des symboles, puis reconnaît les symboles à l'aide d'un classifieur structurel. Notre but est d'avoir une approche générique, nous avons donc extériorisé la description de nos modèles et les paramètres de nos algorithmes. Les données manipulées par notre système sont au format XML, ce qui confère au système une capacité de contrôle des données.

## 1 Introduction

Les améliorations constantes des structures de réseaux Intranet permettent aux grandes compagnies de développer des communications internes entre services. Historiquement, la base documentaire de ces entreprises était au format papier. Leur mise à disposition sur un Intranet ne peut donc se faire que suite à un processus de rétro-conversion automatique de ces documents du format papier au format numérique. Ces documents sont souvent de structure complexe, composés de parties textuelles et/ou graphiques. Parmi les documents à forte composante graphique, on trouve les documents techniques. Les systèmes de rétro-conversion de documents techniques existant proposent de réaliser cette rétro-conversion par différentes étapes [1] [2] [3] [4] dont la reconnaissance de symboles.

Nous présentons, dans ce document, un système de la reconnaissance de symboles basé sur une approche statistico-structurale. Dans la deuxième partie de cet article, nous décrivons brièvement les approches classiques pour la reconnaissance de symboles. Dans la troisième partie, nous présentons notre approche. Finalement, nous concluons et proposons des perspectives pour nos futurs travaux.

## **2 Les approches proposées dans la littérature pour la reconnaissance de symboles**

Les symboles constituent une source informative importante dans les documents techniques (cartes géographiques, plans de réseaux, plans cadastraux, plans mécaniques, etc... ). De bons états de l'art traitant du problème peuvent être trouvés dans les articles [5] et [6].

Il s'en dégage que les approches structurelles sont largement utilisées par les systèmes de reconnaissance de symboles. Elles interviennent à la suite d'une étape d'extraction de primitives graphiques, de type structurelles [7][8][9], ou de type statistiques/structurelles [10]. La représentation de ces primitives et de leurs relations d'association se fait sous forme de graphes. Cette représentation est liée à un processus de mise en correspondance ou de recherche d'un isomorphisme de sous-graphes, dans un graphe de référence. Les techniques permettant la reconnaissance des symboles sont majoritairement dédiées. Seuls les travaux de Messmer [11], Schettini [12] et Pasternak [7] peuvent être considérés comme des approches génériques. Ces auteurs proposent des outils de description générique de symboles. Les symboles sont décrits par les différentes primitives extraites par les opérateurs bas niveau, et par les relations d'association entre ces primitives.

Cependant, des problèmes restent non résolus aujourd'hui. Des limitations de l'approche structurelle apparaissent lorsque les symboles intègrent des variabilités importantes dans leurs constitutions ou lorsqu'ils sont représentés par des éléments proches mais non connectés entre eux. Très peu de travaux proposent de remettre en cause les primitives extraites au bas niveau. Pourtant, ce point est important car, dans le cadre de documents dégradés, le bruit perturbe les opérateurs de bas niveau. D'autre part, la représentation des symboles est adaptée aux outils de traitement et à la méthodologie envisagée. Il n'existe pas de système permettant une représentation plus globale, intégrant plusieurs façons de caractériser les symboles. Le manque de travaux comparatifs sur ce sujet est certainement un champ d'études à envisager, même si les approches publiées sont satisfaisantes dans leur propre cadre applicatif.

### **3 Une approche statistico-structurale pour la reconnaissance de symbole**

#### **3.1 Introduction**

Nous présentons ici notre chaîne de traitement pour la reconnaissance de symboles. Cette chaîne est basée sur la combinaison d'une approche statistique et d'une approche structurale. Les traitements effectués par cette chaîne se décomposent en 3 étapes :

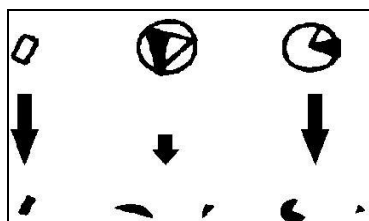
- Extraction des occlusions
- Extraction de caractéristiques invariantes à l'orientation et à l'échelle puis reconnaissance statistique des occlusions
- Reconstruction des graphes d'occlusions composant les symboles, puis reconnaissance structurale des symboles

Cette chaîne exploite les relations de voisinage entre les occlusions d'un symbole dans le but de le reconnaître. Cette chaîne de traitement se veut générique. Pour ce faire nous avons cherché à extérioriser du module de classification la description des modèles ainsi que les informations de configuration de nos algorithmes. De cette façon, cette chaîne est évolutive, et peut être utilisée en pratique pour différentes applications. A ce jour, elle a été exploitée pour deux applications. La première application est la reconnaissance de symboles sur les plans de réseau de l'opérateur français de télécommunication, France Télécom. La seconde application est la reconnaissance de symboles météorologiques.

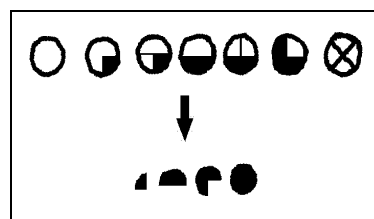
Dans le cas de l'application France Télécom, les symboles traités représentent des équipements techniques permettant le raccordement des câbles du réseau téléphonique : des points de concentration et des chambres. Ils sont constitués d'un nombre variable d'occlusions (de une à quatre) appartenant à 5 classes différentes. La Fig. 1.a présentent ces symboles. La partie supérieure de la figure représente : « la chambre, le PC paires sur bornes, le PC paires sur appui ». Sur la partie inférieure, nous avons les 5 classes d'occlusions dénommées : « la chambre, l'ellipse, le triangle, le cercle, la portion ».

Dans le cas de l'application météorologique, les symboles traités représentent la nébulosité, c'est à dire un rapport entre la surface du ciel couverte de nuages et la surface du ciel dégagée. Ils sont également constitués d'un nombre variable d'occlusions (de une à quatre) appartenant à 4 classes différentes. La Fig. 1.b présentent ces symboles. La partie supérieure de la figure représente : « aucun

nuage, 2/10 à 3/10 du ciel couvert, 4/10 du ciel couvert, 5/10 du ciel couvert, 6/10 du ciel couvert, 6/10 à 7/10 du ciel couvert, ciel obscurci ». Sur la partie inférieure, nous avons les 4 classes d'occlusions dénommées : « cercle\_25, cercle\_50, cercle\_75, cercle\_100 ».



**Fig. 1. a)** Les symboles des plans de réseau France Télécom et leurs occlusions

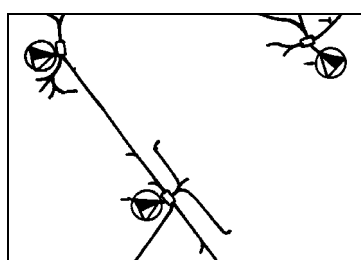


**Fig. 1. b)** Les symboles Météorologiques et leurs occlusions

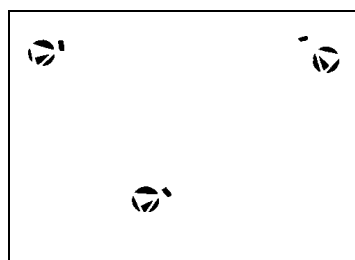
Dans la suite, nous présentons successivement chacune des 3 étapes de traitement constituant la chaîne. Nous décrivons succinctement les étapes d'extraction des occlusions et d'extraction de caractéristiques pour la reconnaissance statistique, afin de développer plus largement la reconnaissance structurale de symboles. Ensuite, le paragraphe 3.5 présente la stratégie utilisée pour les applications ainsi que les résultats obtenus. Le paragraphe 3.6 présente les résultats de la confrontation de la reconnaissance par approche statistique et par approche statistico-structurale. Enfin, le paragraphe 3.7 présente comment XML a été exploité dans cette chaîne de reconnaissance.

### 3.2 Extraction des occlusions des symboles

L'image des occlusions est obtenue par application d'un outil d'extraction des composantes connexes de l'image. Les Fig. 2.a et 2.b montrent un exemple de plan de réseau France Télécom et le résultat de l'extraction des occlusions de ce plan.



**Fig. 2. a)** Extrait d'un plan de réseau FT



**Fig. 2. b)** Résultat de l'extraction des occlusions

### 3.3 Extraction de caractéristiques invariantes à la rotation et à l'échelle puis reconnaissance statistique des occlusions

Cette étape de traitement constitue l'approche statistique de notre système. Il s'agit d'abord d'extraire un vecteur de caractéristiques pour chacune des occlusions de l'image à l'aide de trois outils: les moments de Zernike, les invariants de Fourier-Mellin, et les sondes circulaires [13]. Ces caractéristiques permettent de constituer des bases de vecteurs décrivant les occlusions de façon invariante aux changements d'échelle et d'orientation.

Nous avons ainsi constitué à partir des images de plans de réseau France Télécom des bases de test et d'apprentissage comportant environ cinquante occlusions chacune. Ensuite, à l'aide d'un classifieur de type k plus proches voisins (kppv avec  $k=1$ ), utilisant la distance euclidienne, nous avons obtenu les résultats de reconnaissance de la Fig. 3 pour chacun des outils d'extraction de caractéristiques.

Outils	% de reconnaissance
Moments de Zernike	97.77 %
IFM	86.66 %
Sondes circulaires	86.66 %

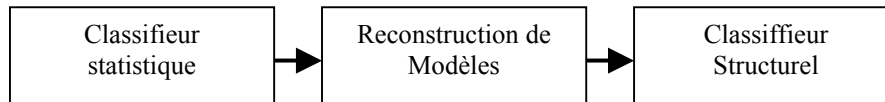
**Fig. 3** Résultats de la reconnaissance des occlusions

Ces résultats démontrent que les moments de Zernike sont les mieux placés pour la reconnaissance de ce type d'occlusions. Les résultats pour les occlusions des symboles météorologiques sont très semblables aux résultats des occlusions des symboles France Télécom. Evidemment, ces taux de reconnaissance calculés avec une base de test de faible taille sont peu représentatifs, mais ils indiquent de bonnes perspectives de reconnaissance sur des tests à grandes échelles. Précisons que les outils d'extraction de caractéristiques utilisés ont une contrainte de fonctionnement, ils réduisent les composantes connexes analysées à une fenêtre de  $41 \times 41$  pixels. Les tests ont été effectués à la suite d'une réduction d'environ 30% des images des occlusions.

### 3.4 Reconstruction de graphes d'occlusions et reconnaissance structurelle de symboles

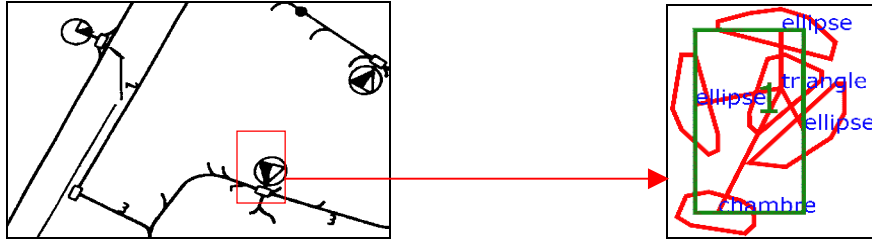
Cette étape de traitement constitue l'approche structurelle de notre système. Elle se décompose en deux sous-étapes.

La première sous-étape est une étape de reconstruction de modèles (les graphes d'occlusions) dans la chaîne de classification séquentielle, entre le classifieur statistique et le classifieur structurel comme le montre la Fig. 4.



**Fig. 4** Chaîne de classification statistico-structurelle séquentielle

L'outil de reconstruction de modèles utilisé permet de reconstruire des graphes sous contraintes de distance et/ou de nombre de connexions, à partir des résultats de la reconnaissance statistique des occlusions. La contrainte de distance permet de contrôler l'inter-connexion des graphes correspondant aux symboles. Il est ainsi possible de créer un graphe où les occlusions sont totalement interconnectées, ou d'isoler chacun des symboles de l'image. Ces contraintes de connexions se définissent suivant la nature des occlusions. On spécifie le nombre maximum de connexions autorisées pour chacune des classes d'occlusions. On tient ainsi compte de la description a priori du symbole dans la stratégie de reconstruction du modèle. La Fig. 5.a montre un exemple de plan de réseau France Télécom. La reconstruction de modèle de ce réseau suivant des contraintes relatives au nombre de connexions et des contraintes de distances. Une contrainte de distance de 50 pixels permet de détecter 4 graphes d'occlusions. La Fig. 5.b montre la représentation graphique de la reconstruction de modèle du symbole situé en bas à droite du plan. Cette représentation graphique utilise les informations issues de la classification statistique, de la reconstruction de modèle, d'une étape de détection de contours puis polygonisation sur l'image des occlusions. Ici, les contraintes de connexions sont de 4 pour l'occlusion triangle, 1 pour l'occlusion ellipse, et 1 pour l'occlusion chambre.



**Fig. 5. a)** Un plan de réseau France Télécom

**Fig. 5. b)** Représentation graphique de la reconstruction de modèles

La seconde sous-étape est l'étape de reconnaissance structurelle des symboles. Il s'agit de soumettre les graphes issus de la phase de reconstruction de modèles au classifieur structurel. L'outil d'appariement de graphes utilisé [14] offre un typage des arcs et des nœuds du graphe. Il permet de calculer un critère de similarité entre graphes, basé sur le recouvrement entre un graphe candidat et un graphe modèle. Ce recouvrement correspond à leur plus grand sous-graphe commun. Ce sous-graphe commun est recherché en trois temps par appariement du graphe candidat et du graphe modèle. Dans un premier temps une étape de filtrage a pour but de supprimer dans les deux graphes les nœuds et leurs arcs associés ne pouvant être appariés. Il s'agit des nœuds dont l'étiquette n'est pas commune dans les deux listes de nœuds des deux graphes. Cette étape a pour but de réduire la complexité temporelle de l'algorithme. Dans un deuxième temps, une recherche d'appariement sur les arcs est effectuée. Les arcs sont appariés si leurs étiquettes sont égales et si leurs extrémités présentent des étiquettes égales. Au cours de cette phase, l'appariement des nœuds correspondant aux extrémités des arcs est donc également effectué. Dans un troisième temps, l'appariement des nœuds non encore appariés est réalisé. Deux critères de similarité peuvent enfin être calculés en fonction du nombre d'éléments communs, soit sur les nœuds (1), soit sur les arcs (2). Dans ces équations,  $n_1$ ,  $n_2$ , et  $n_c$  et  $a_1$ ,  $a_2$ , et  $a_c$  représentent respectivement le nombre de nœuds et d'arcs du graphe 1, du graphe 2, et du sous-graphe commun.

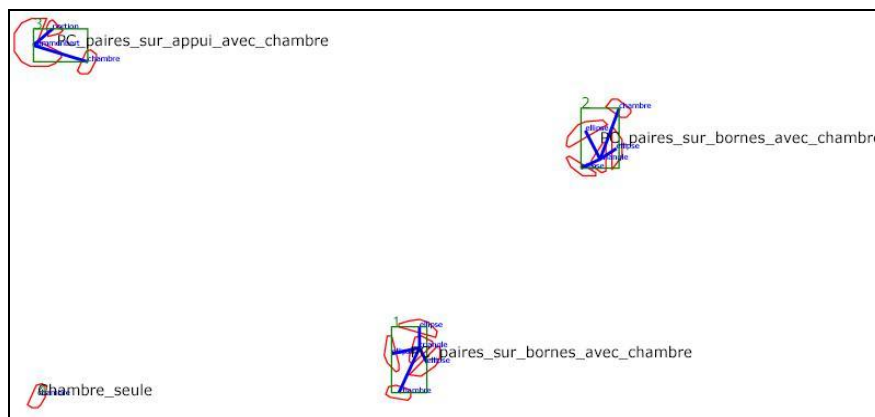
$$\delta n(g_1, g_2) = \frac{n_1 \times n_2}{n_c^2} - 1 \quad (1) \quad \delta a(g_1, g_2) = \frac{a_1 \times a_2}{a_c^2} - 1 \quad (2)$$

Il est possible de contrôler la combinaison des résultats obtenus en (1) et (2) par calcul de moyenne ou de variance. L'outil de calcul de mesure de similarité peut également se paramétrer de façon à tenir compte ou pas des types et de leurs attributs (exemple type : 'Entier' attribut : '12'). Ceci peut se faire



sur les nœuds et/ou sur les arcs. Par exemple, il est possible de faire de l'appariement de graphes en ne tenant compte que de la topologie des graphes (pas de type ou type 'vide') ou en ne tenant compte que des types (pas d'attribut ou attribut nul). Enfin, il est possible de combiner l'ensemble des mesures de similarités obtenues par calcul de moyenne pondérée, afin d'obtenir une mesure de similarité globale.

La Fig. 6 est une représentation graphique d'une extraction de modèle et d'une reconnaissance structurelle. Les graphes d'occlusions ont été soumis au classifieur structurel avec un calcul de similarité tenant compte des types et de leurs attributs basé sur une moyenne de (1) et de (2).



**Fig. 6** Représentation graphique de la reconstruction de modèle et de la reconnaissance structurelle du réseau de la Fig. 5.a

L'outil d'appariement de graphes utilisé ne permet pas la localisation et donc la manipulation de sous-graphes dans un graphe candidat. Il est donc impossible d'exploiter un graphe candidat représentant l'ensemble des occlusions de l'image. Pour la reconnaissance des symboles France Télécom, il est donc impossible de distinguer les symboles « chambre » lorsque ceux-ci sont collés aux symboles « PC paires sur appui » et « PC paires sur bornes ». En effet les chambres sont étroitement collées à ces PC (Fig. 5.a et Fig. 2.a), et une contrainte de distance trop stricte risquerait de fractionner les symboles PC en plusieurs symboles. Pour pallier ce problème, nous avons considéré les symboles « PC paires sur appui + chambre » et « PC paires sur bornes + chambre » comme des symboles à part entière. Pour la reconnaissance des symboles météorologiques, les symboles étant isolés entre eux, nous n'avons pas eu ce problème.

### 3.5 Stratégie et résultats

Dans le cadre de nos applications nous avons testé plusieurs stratégies de reconnaissance de symboles. Celle s'avérant la plus efficace utilise les modèles ne tenant compte que de la contrainte de distance. En effet, une erreur de reconnaissance dans la phase de classification statistique engendre obligatoirement des erreurs dans la reconstruction de modèles si on tient compte des contraintes de connexions. La reconstruction de modèles sous contraintes de connexions ne doit donc être utilisée que si les occlusions des symboles sont très distinctes, et peuvent donc être clairement reconnues lors de l'étape de reconnaissance des formes statistique. Avec cette stratégie nous obtenons des graphes totalement inter-connectés pour chaque symbole. L'outil d'appariement est ensuite paramétré pour ne tenir compte que de la mesure de similarité globale entre nœuds. Cette mesure globale est calculée par moyenne pondérée à partir de deux mesures de similarité différentes, celle sur la topologie des graphes, et celle avec le graphe exact. Lors du calcul de la moyenne pondérée, on accorde un coefficient plus important à la mesure de similarité sur la topologie.

Nous avons testé cette approche sur 29 symboles France Télécom, constitués d'une centaine d'occlusions, et extraits de 9 plans. Nous avons constitué une base d'apprentissage des vecteurs de caractéristiques décrivant les occlusions, que nous avons utilisé en base de test, de façon à forcer leur reconnaissance à 100%. Cette reconnaissance statistique parfaite nous a permis d'obtenir une reconnaissance structurelle parfaite, car nous avons obtenu 100% de reconnaissance sur les symboles.

Evidemment ce qui nous intéresse est la capacité de la reconnaissance structurelle à pallier les erreurs de la reconnaissance statistique. Pour cela, nous avons volontairement altéré la base d'apprentissage statistique des symboles France Télécom afin de dégrader la reconnaissance des occlusions. Des tests sur 74 occlusions réparties sur 7 plans ont donné 55.4% de reconnaissance des occlusions grâce au classifieur statistique et 86.86% de reconnaissance des symboles. Nous avons jusqu'à 75% des occlusions d'un symbole mal reconnues. Ces résultats s'expliquent par la prise en compte de la mesure de similarité de topologie dans la mesure de similarité globale pour l'appariement des graphes. En effet, dans l'application France Télécom, seul le nombre d'occlusion est suffisant pour distinguer les symboles ( 1 pour la chambre, 2 pour le PC paires sur appui, 3 pour le PC paires sur appui

avec chambre, 4 pour le PC paires sur borne, 5 pour le PC paires sur bornes avec chambre ). Nous avons réalisé des tests similaires sur les symboles météorologiques afin de mettre en évidence l'importance du nombre d'occlusions dans la reconnaissance des symboles. Des tests sur 56 symboles constitués d'environ une centaine d'occlusions, issus de la même image orientée dans 8 directions différentes ont donné 44% de reconnaissance statistique des occlusions et 55% de reconnaissance des symboles. Ces résultats s'expliquent par le fait que seul un symbole peut se distinguer par son nombre d'occlusions, le symbole « ciel obscurci » (voir Fig. 2). Néanmoins 33% des symboles reconnus comportaient des occlusions mal étiquetées.

### **3.6 Confrontation des approches statistiques et statistico-structurelle**

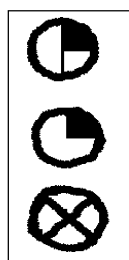
Dans les paragraphes précédents nous avons expliqué l'approche statistico-structurelle de notre chaîne, mais elle peut également être utilisée en approche statistique simple. L'approche statistico-structurelle effectue une reconnaissance en analysant les occlusions des symboles et les relations de voisinage entre ces occlusions. Cette approche présente l'avantage de pouvoir reconnaître des symboles, même si ceux-ci sont collés à d'autres masses connexes de l'image, comme dans le cas des symboles France Télécom collés au réseau. Dans le cas où les symboles ne sont pas collés, il est possible de reconnaître les symboles seulement avec l'étape statistique de notre système, de la même manière que pour la reconnaissance des occlusions dans l'approche statistico-structurelle. Dans ce cas de figure un vecteur de caractéristiques invariantes est extrait pour le symbole dans sa globalité.

Nous avons confronté ces deux approches dans le cas de la reconnaissance des symboles météorologiques. Nous avons constitué deux bases d'apprentissage, une pour les symboles complets et une autre pour leurs occlusions, à partir d'une image constituée de 7 symboles constitués de 12 occlusions chacun. Ces bases sont donc volontairement réduites afin de diminuer les scores de reconnaissance, de façon à mettre en évidence les différences de résultats entre les deux approches. Nous avons ensuite testé ces deux bases sur 7 images obtenues par 7 orientations différentes de l'image initiale, soit 49 symboles et 84 occlusions. Nous avons obtenu 48% de reconnaissance de symboles avec l'approche statistique. Pour l'approche statistico-structurelle nous avons obtenu 67% de reconnaissance de symboles. La stratégie employée pour l'approche statistico-structurelle est celle présentée en 3.5. Le meilleur

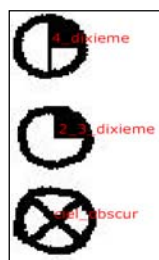
score de reconnaissance de l'approche statistico-structurale s'explique par trois raisons. Tout d'abord, la réduction appliquée aux images des occlusions par l'outil d'extraction de caractéristiques (environ 30%) est moins importante que celle appliquée aux images des symboles (environ 50%), or plus la forme est réduite plus elle est altérée. Deuxièmement, les occlusions constituent des formes plus simples à analyser. Finalement, l'étape structurale permet de palier aux erreurs de la reconnaissance statistique.

La Fig. 7 présente un exemple de reconnaissance statistique et statistico-structurale des symboles météorologiques. La Fig. 7.a représente l'image initiale. La Fig. 7.b est une superposition de l'image initiale et de la représentation graphique de la reconnaissance statistique. La Fig. 7.c est une superposition de l'image initiale et de la représentation graphique de la reconnaissance statistico-structurale (reconnaissance statistique des occlusions, reconstruction de clique de graphe, reconnaissance structurale).

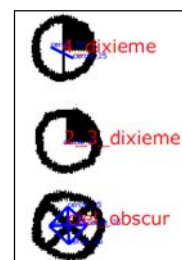
**Fig. 7. a)**  
Exemple  
d'image  
de symboles  
Météorologiques



**Fig. 7. b)**  
Représentation  
graphique  
de la  
reconnaissance  
statistique



**Fig. 7. c)**  
Représentation  
graphique  
de  
la  
reconnaissance  
statistico  
structurale



### 3.7 Représentation XML des données

L'ensemble des données manipulées par cette chaîne de traitement sont représentées en XML [15]. L'utilisation de ce langage de description de données présente plusieurs avantages. Premièrement, XML semble s'imposer comme référence en matière de description de données, ce qui garantit à terme une pérennité de nos outils et surtout la possibilité d'exploiter l'ensemble des outils mis à disposition dans la communauté informatique. Deuxièmement, XML dispose de propriétés spécifiques exploitables dans une chaîne de reconnaissance telles que ses possibilités de transformation de données et ses sous-langages spécialisés.

Les outils de transformation de données XML sont les processeurs, par exemple le processeur Xalan [16] utilisé dans notre application. Ces processeurs permettent de transformer un flux de données XML en fonction d'un script de commande XSLT [17]. Ceci permet une manipulation aisée des données balisées selon XML. Nous avons exploité un processeur XML afin de faire communiquer nos outils, car ceux-ci utilisent des formats de données différents. Ceci nous a évité de ré-écrire des modules de communication entre nos outils. De plus, cela nous permet d'ajouter aisément un nouvel outil à la chaîne par écriture son script d'interface XSLT, si les données de sortie de cet outil sont balisées au format XML.

XML dispose de sous-langages spécialisés, il est qualifié de méta-langage. Parmi eux le langage SVG [18] permet une description graphique des données. Nous avons utilisé ce langage afin de reconstruire une représentation graphique de notre reconnaissance pour l'ensemble des étapes de notre chaîne de traitement (Fig. 5.b, 6), voire même de superposer les résultats de nos traitement et notre image initiale (Fig. 7.b, 7.c). A l'aide du processeur XSLT, nous avons transformé et fusionné les informations issues de nos différents outils au format SVG. Nous avons ensuite utilisé les outils mis à disposition par la communauté informatique (SVG viewer [19], Batik [20]) pour la visualisation de la reconnaissance.

#### **4 Conclusions et perspectives**

En conclusion, nous avons présenté dans cet article un système de reconnaissance de symboles combinant les approches statistiques et structurelles. Nous avons exploité ces approches dans l'optique de reconnaître des symboles présentant des occlusions et des relations de voisinage entre ces occlusions. Nous avons exploité l'approche statistique dans un premier niveau d'interprétation afin de reconnaître les occlusions constituant les symboles. Dans un second niveau d'interprétation, nous avons exploité les relations de voisinage entre ces occlusions par une approche structurelle, afin de reconnaître les symboles complets. Cette approche permet de reconnaître des symboles connectés à d'autres composantes connexes. Les premiers résultats sont encourageants. Un résultat sans erreurs de l'étape de reconnaissance statistique permet une reconnaissance complète des symboles. Dans le cas où la reconnaissance statistique comporte des erreurs, l'étape de reconnaissance structurelle permet de corriger dans une certaine mesure ces résultats. L'efficacité de cette correction est fonction de la similarité des

symboles à reconnaître : peut-on les distinguer par leurs nombres d'occlusions, les classes d'occlusions sont-elles très partagées entre les symboles, etc... De plus, comme le montre la confrontation des approches statistique et statistico-structurale, les occlusions sont plus simples à reconnaître que les symboles complets. Les bases de modèles et les informations de configuration des outils ont été extériorisées de nos algorithmes. Ceci confère au système une généralité et lui permet d'être utilisé pour différentes applications. De plus, ceci permet d'adopter plusieurs stratégies d'interprétation, et d'adapter les outils en fonction de la base de symboles à reconnaître. L'utilisation d'XML comme format de représentation de nos données permet un interfaçage de tous nos outils entre eux, ainsi qu'une transformation-fusion des données dans le but de créer des représentations graphiques des résultats de la reconnaissance.

Les perspectives de poursuite de ces travaux sont nombreuses et peuvent être classées suivant 3 niveaux :

- La première perspective est d'étendre la confrontation statistique/structurale de notre chaîne. Pour cela nous souhaitons intégrer des outils d'extraction de modèles structurels : à partir du squelette (squelettisation – suivi du squelette – approximations mathématiques « vecteurs, arcs de cercles, courbes de Bézier » - structuration du squelette) [21], à partir du suivi de trait (suivi de trait - structuration du suivi) [22], à partir du codage des plages (méthode de graphes d'adjacence de ligne) [23]. Le but serait de confronter ces outils avec les outils d'extracteur de caractéristiques que nous employons actuellement. Ces outils permettraient d'analyser la structure des composantes connexes, ce qui permettrait de traiter des symboles sans occlusions et connectés à d'autres masses connexes « comme le réseau sur les plans France Télécom ».
- La deuxième perspective est d'étendre les fonctionnalités notre classifieur structurel. Dans un premier temps nous souhaitons réaliser la localisation et la manipulation de sous-graphes dans un graphe candidat dans le but d'exploiter un graphe d'occlusions représentant plusieurs symboles sur notre image. Ceci permettra de traiter les symboles trop proches entre eux pour pouvoir être isolés par la contrainte de distance de l'outil de reconstruction de modèles (comme c'est le cas pour les symboles « chambre » dans la reconnaissance des symboles France Télé-

com ). Dans un second temps nous souhaitons étendre notre algorithme d'appariement exact vers un appariement inexact. Le but serait de permettre une certaine tolérance pour l'appariement entre les valeurs des attributs des nœuds et des arcs. Ceci permettrait de tenir compte par exemple des distances entre occlusions fournies par l'outil de reconstruction de modèles. Enfin, dans un troisième temps, nous souhaitons exploiter la matrice de confusion de notre classifieur statistique, dans le but de pondérer le calcul de similarité entre graphes en fonction des degrés de confiance accordés aux étiquettes fournies par le classifieur statistique.

- La troisième perspective est d'intégrer notre chaîne dans un système à base de connaissances. Dans un premier temps, le but est de créer une base de connaissances commune en XML pour l'ensemble des outils de notre chaîne. Les utilisations conjointes de XSLT et de la norme XML-QL [24] pour la gestion des bases de données XML va permettre la gestion et l'adaptation de cette base de connaissances à l'ensemble de la chaîne. Il faudra définir un modèle générique de représentation de nos formes pour l'ensemble de nos outils de reconnaissance. Dans un second temps, nous souhaitons développer un module de pilotage de notre chaîne de reconnaissance, permettant la combinaison de nos différents outils (classifieurs et extraction de modèles). Le but est de contrôler l'ensemble du traitement depuis les outils de traitement d'image jusqu'à la combinaison de classifieurs et la fusion de données. Nous souhaitons ainsi commander notre chaîne de reconnaissance à l'aide de scénario, afin d'adapter aisément et rapidement le système à un nouvel objectif de reconnaissance.

Les auteurs remercient Joël Gardes (France Télécom R&D) pour sa contribution à ce travail.

## Références

1. L. Boatto and al, An interpretation system for land register maps, IEEE Computer Magazine, 25(7), pp 25-33, 1992.
2. S.H. Joseph, P. Pridmore, Knowledge-directed interpretation of line drawing images, IEEE Trans. on PAMI, 14(9), pp 928-940, 1992.
3. J.M. Ogier, R. Mullot, J. Labiche and Y. Lecourtier, Multilevel approach and distributed consistency for technical map interpretation: application to cadastral maps, Computer Vision and Image Understanding (CVIU), 70, pp 438-451, 1998.
4. P. Vaxivière, K. Tombre, CELESTIN : CAD conversion of Mechanical Drawings, IEEE Computer Magazine, 25, pp 46-54, 1992.
5. K. Chhabra, Graphic Symbol Recognition: An Overview, Lecture Notes in Computer Science, vol. 1389, pp 68-79, 1998.
6. J.Lladós, E. Valveny, G. Sánchez, E.Martí, Symbol recognition: current advances an perspectives, 4th IAPR International Workshop on Graphics Recognition (GREC'01), Kingston, Canada, 1:109128, 2001.
7. B. Pasternak, B. Neumann, Adaptable drawing interpretation using object oriented and constrained-based graphic specification, in proc. Second International Conference on Document Analysis and Recognition, Tsukuba, Japan, pp 359-364, 1995.
8. N.A. Langrana, Y. Chen, A.K. Das, Feature identification from vectorized Mechanical drawings, Computer Vision and Image Understanding, 68(2), pp 127-145, 1997.
9. G. Myers, P. Mulgaonkar, C. Chen, J. Decurting, E. Chen, Verification-based approach for automated text and feature extraction from raster-scanned maps, in Proc. of IAPR International Workshop on Graphics Recognition, Penn State Scanticon, USA, pp 90-99, 1995.
10. S.W. Lee, Recognized hand-drawn electrical circuit symbols with attributed graph matching, in H.S. Baird, H. Bunke, K. Yamamoto, eds., Structured Document Analysis, Springer Verlag, pp 340-358, 1992.
11. B. Messmer, H. Bunke, Automatic learning and recognition of graphical symbols in engineering drawing, in R. Katsuri and K. Tombre, eds., Lecture Notes In Computer Science, volume 1072, pp 123-134, 1996.
12. R. Schettini, A general purpose procedure for complex graphic Symbols Recognition, Cybernetic and System, 27, pp 353-365, 1996.
13. S. Adam, J.M. Ogier, C. Cariou, J. Gardes, Y. Lecourtier, Combination of invariant pattern recognition primitive on technical documents, Graphic Recognition – Recent Advances, A.K. Chhabra D. Dori eds., Lecture notes in Computer Science, Springer Verlag, vol 1941, pp 29-36, 2000.
14. P. Héroux, S Diana, E. Trupin, Y. Lecourtier, A structural classification for retrospective conversion of document, Lecture Notes in Computer Sciences, Springer Verlag, vol 1876, pp 154-162, 2000.
15. World Wide Web Consortium, eXtensible Markup Language (XML) 1.0, <http://www.w3.org/TR/2000/REC-xml-20001006> , 2000.
16. Apache XML projects, Xalan processor 2.2 D14, <http://xml.apache.org/xalan-j/index.html>
17. World Wide Web Consortium, eXtensible Style-sheet Language Transformation (XSLT) 1.0, <http://www.w3.org/TR/xslt> , 1999.
18. World Wide Web Consortium, Scalable Vector Graphic (SVG) 1.0, <http://www.w3.org/TR/SVG/> , 2001.
19. Adobe, Svg Viewer 3.0, <http://www.adobe.com/svg/>
20. Apache XML projects, Baltick SVG toolkit 1.1, <http://xml.apache.org/batik/>
21. X. Hillaire, K. Tombre, improving the accuracy of skeleton-based vectorisation, IAPR International Workshop on Graphic Recognition (GREC), Kingston, Canada, 2001.
22. J.M. Ogier, C. Olivier, Y. Lecourtier, Extraction of roads from digitized maps, in processing of the sixth EUSIPCO (European Signal Processing Conference), Brussels, Belgium, pp 619-623,1992.
23. S. Di Zenzo, L. Cinque, S. Leviadi, Run-based algorithms for binary image analysis and processing, IEEE Trans. on PAMI, 18(1): 83-89, p56, 1996.
24. World Wide Web Consortium, XQuery 1.0 an XML query language, <http://www.w3.org/TR/xquery/>