

Apprentissage Automatique des Modèles Structurels d'Objets Cartographiques

Güray Erus, Nicolas Loménie

Université de Paris 5, Laboratoire SIP-CRIP5.
45 rue des Saints Pères; 75006; Paris; France
{egur,Nicolas.Lomenie}@math-info.univ-paris5.fr

Résumé. Pour reconnaître les objets cartographiques dans les images satellitales on a besoin d'un modèle d'objet qu'on recherche. Nous avons développé un système d'apprentissage qui construit le modèle structurel d'objets cartographiques automatiquement à partir des images satellitales segmentées. Les images contenant les objets sont décomposées en formes primitives et sont transformées en Graphes Relationnels Attribués (ARGs). Nous avons généré les modèles d'objets à partir de ces graphes, en utilisant des algorithmes d'appariement de graphes. La qualité d'un modèle est évaluée par la distance d'édition des exemples à ce modèle. Nous sommes parvenus à obtenir des modèles de ponts et de ronds-points qui sont compatibles avec les modèles construits manuellement.

1 Introduction

1.1 Position du Problème

Au sein du laboratoire SIP, dans le cadre d'un projet du CNES¹, on a développé deux systèmes de détection d'objets cartographiques sur les images satellitales. A la phase terminale de ces systèmes, on a utilisé un modèle de l'objet recherché, pour déterminer l'appartenance des candidats à une certaine classe d'objet. Ce modèle est généré manuellement, soit en utilisant des règles fixes (Sanz et Loménie), soit en précisant des contraintes géométriques (Loménie et al.). Notre objectif est de générer ces modèles d'objets cartographiques automatiquement à partir d'une base d'images satellitales segmentées. L'originalité de ce travail repose sur l'application de techniques d'apprentissage structurel à des objets cartographiques complexes et très variables.

Une étude détaillée de la reconnaissance d'objets en utilisant des modèles est présentée dans (Pope). Dans la plupart des travaux, les objets sont représentés par des graphes et particulièrement par des ARGs. (Petraakis et Faloutsos) proposent une métrique de distance entre deux ARGs pour détecter les images semblables dans une base de donnée images. Dans (Cordella et al.) on présente une méthode d'apprentissage des figures représentées par des ARGs. L'objectif d'apprentissage est de générer une séquence des ARGs Généralisés qui couvre tous les exemples. Une étude des algorithmes d'appariement de graphes se trouve dans (Bunke).

Notre système se compose de deux modules (Fig. 1). Nous disposons d'une banque de données-objets dans lequel des ponts et des ronds-points isolés sont extraites d'

¹Centre National d'Etudes Spatiales

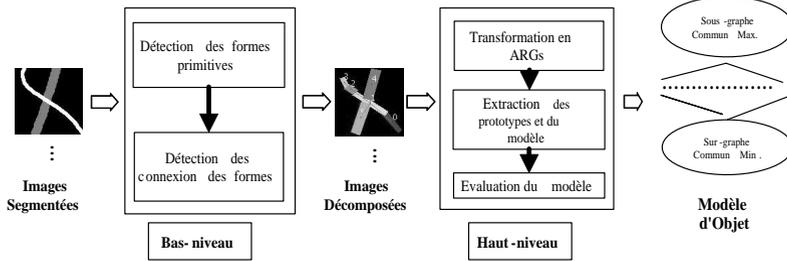


FIG. 1 – Le système général.

images SPOT5-THR à une résolution de 2,5 mètres. L'objectif du module de pré-traitement est la décomposition des images segmentées de ponts et de ronds-points en figures géométriques primitives. Au deuxième module, nous transformons les images décomposées en ARGs. Nous déterminons en suite les prototypes les plus fréquents de l'objet parmi tous les graphes et nous générons le modèle à partir de ces prototypes. Pour évaluer la qualité du résultat, la distance d'édition de chacun des graphes au modèle correspondant est calculé.

2 Décomposition en Figures Géométriques

En utilisant des figures géométriques simples, on peut obtenir une décomposition qui préserve la topologie et les relations spatiales des parties d'un objet. Nous avons proposé deux décompositions en parallèle, une par des cercles et des rectangles et une autre par des cercles et des segments.

Nous avons d'abord détecté les cercles dans les images. La transformée de Hough est une méthode classique de détection des formes simples comme des droites et des cercles dans une image. Nous avons utilisé ce méthode pour détecter les cercles dans les images de ronds-points.

Pour détecter les rectangles, la première étape est l'extraction des contours en utilisant le gradient morphologique. Le contour obtenu est une courbe. Pour approximer ce courbe par des segments, nous avons utilisé l'algorithme de la corde. Parmi tous les segments, nous avons choisi les segments parallèles et détectés les rectangles encadrées par ces segments parallèles. Les figures géométriques obtenues ne sont pas en général connectées. Nous avons appliqué un méthode de prolongation sur les rectangles pour détecter leur connexions.

Avec l'objectif d'obtenir une approximation plus fidèle à l'image originale nous avons proposé une deuxième décomposition en remplaçant les rectangles par des segments. Pour extraire les segments, nous avons implémenté l'algorithme d'amincissement de Zhang-Suen. L'algorithme de la corde est utilisé pour approximer le squelette obtenu par des segments.

Quelques exemples représentatives des résultats de la décomposition sont présentés au figure 2.

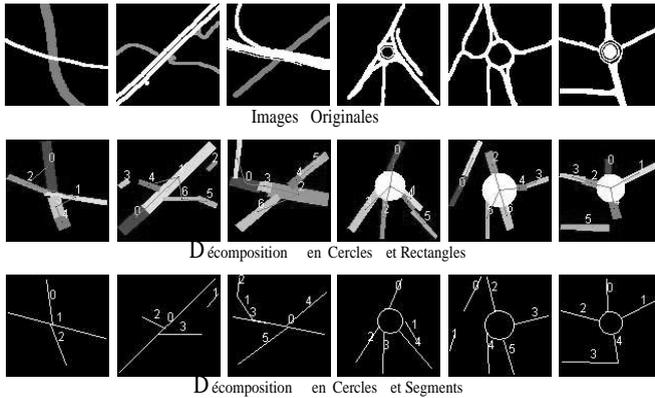


FIG. 2 – Les images décomposées.

3 Construction du Modèle

3.1 Construction des ARGs

Les images décomposées sont transformées en ARGs. Les attributs des sommets sont les suivants :

- Le type (t) d'un sommet, choisi parmi un alphabet fini $T = \{cercle, rectangle, segment\}$ de types possibles.
- Les rectangles ont les attributs *centre*, *longueur*, *largeur* et *angle avec l'horizontal*. Les segments ont les mêmes attributs que les rectangles sauf le *largeur*. Les cercles ont les attributs *centre* et *rayon*.

Les valeurs de ces attributs sont représentés par des entiers naturels. Les attributs des arcs sont :

- Le *type de l'arc*, un tuple de types des sommets connectés.
- La *direction de connexion* qui est discrétisée par l'ensemble $\{perpendiculaire, parallèle\}$.

3.2 Détection des Prototypes

Nous avons proposé une méthode heuristique qui vise à réduire le nombre de graphes en détectant les prototypes entre eux. Nous avons supposé que parmi les graphes appartenant à une classe d'objet, plus le nombre d'occurrence d'un graphe augmente, plus ce graphe devient représentatif de l'objet. En groupant les graphes isomorphiques et en triant les groupes par le nombre d'individu, nous avons obtenu les graphes les plus fréquents. Nous avons appliqué un algorithme d'appariement exact entre les graphes pour détecter les graphes isomorphiques. Nous avons utilisé un sous-ensemble des attributs pour la comparaison des graphes, au lieu de comparer tous les attributs. Les attributs utilisés sont le **type de sommet**, le **type de l'arc** et la **direction de connexion**. Les deux premiers attributs assurent l'appariement des figures et le dernier

attribut assure l'appariement des relations spatiales entre les figures. Les prototypes détectés manquent de valeur pour des attributs numériques qui ne sont pas utilisés pour la comparaison des graphes. Pour déterminer ces valeurs, dans chaque groupe on utilise le graphe qui est le plus proche de la moyenne cumulative de ces attributs. Le but de fixer les valeurs manquants est de visualiser les prototypes obtenus.

3.3 La Construction du Modèle

Nous considérons comme modèle le treillis déterminé par le sous-graph commun maximal ($MaxSgC$) et le sur-graph commun minimal ($MinSgC$) des prototypes, c'est à dire tous les graphes G tels que $G \subseteq MinSgC$ et $G \supseteq MaxSgC$.

Nous avons implémenté un algorithme récursif pour trouver le $MaxSgC$ commun de deux ARGs G_1 et G_2 :

$$MaxSgC(G_1, G_2) = \begin{cases} G_2 & \text{si } G_2 \subseteq G_1 \\ \max_{\|M_i\|} \{M_i\} \text{ où } M_i = MaxSgC(G_1, G_i), \text{ et} \\ G_i = G_2 - s_i, \quad \forall s_i \in \text{Sommets}(G_2) & \text{sinon} \end{cases}$$

Nous trouvons le $MinSgC$ des deux graphes G_1 et G_2 en utilisant leur $MaxSgC$: Soit $M = MaxSgC(G_1, G_2)$. Le $MinSgC(G_1, G_2)$ est obtenu en ajoutant $(G_1 - M)$ et $(G_2 - M)$ à M .

Les attributs numériques des modèles obtenues sont déterminé en utilisant les attributs des prototypes comme on a fait à l'extraction des prototypes.

3.4 La Distance d'édition des Exemples au Modèle

Pour évaluer la puissance représentative du modèle généré, nous avons calculé la distance d'édition de chacun des graphes au modèle en utilisant la métrique suivante proposé par (Bunke et Shearer) :

$$d(G_1, G_2) = 1 - \frac{\|(MaxSgC(G_1, G_2))\|}{\max(\|G_1\|, \|G_2\|)}$$

Nous avons adapté cette métrique à des ARGs, en utilisant l'algorithme pour calculer le $MaxSgC$ des ARGs. Le métrique est défini pour trouver la distance entre deux graphes. Pour calculer la distance d'un graphe G_1 au modèle M nous avons généré G , l'ensemble de tous les graphes couverts par le modèle et trouvé le minimum des distances de G_1 à chaque élément de G .

4 Les Résultats Expérimentaux

Nous avons testé notre système sur 4 groupes de test : images de pont décomposées par rectangles (PR) ou par segments (PS), et images de ronds-points décomposées par cercles et rectangles (RPR) ou par cercles et segments (RPS). Nous avons utilisé 62 images de ponts et 54 images de ronds-points.

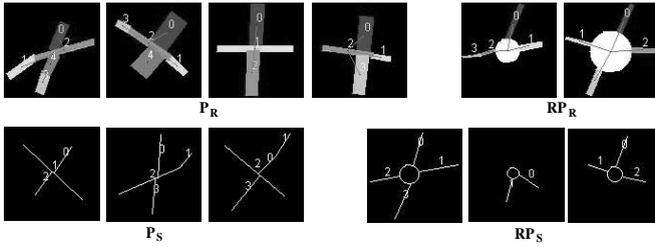


FIG. 3 – Les prototypes obtenus.

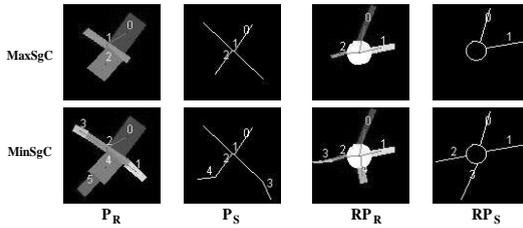


FIG. 4 – Les modèles obtenus.

Les prototypes obtenus sont présentés au figure 3. Le nombre de prototypes est déterminé en précisant un seuil minimal pour le taux des graphes qui ont un appariement exact avec un des prototype. Le taux d'appariement est plus élevé pour P_S et RP_S . C'est la conséquence d'une décomposition plus régulier en utilisant les segments. Les prototypes des ponts sont assez similaires pour tous les deux décompositions. Pourtant, pour les ronds-points on a obtenu des prototypes différents à cause des irrégularités à la connexions des routes avec des ronds-points.

Figure 4 présente les modèles obtenus à partir des prototypes détectés à l'étape précédente. Les modèles sont simples et semblables aux modèles générés manuellement. Ils représentent assez bien les caractéristiques de l'objet recherché. Les deux différents algorithmes de décomposition ont donné presque le même modèle de pont.

Pour évaluer la qualité d'un modèle qualitativement, nous avons calculé la distance d'édition de tous les graphes d'une même classe d'objet au modèle de cette classe. D'après ce critère, le meilleur modèle est obtenu à P_S avec une distance d'édition moyenne de 0.098. Ce moyen est 0.1572 pour P_R , 0.165 pour RP_S et 0.1874 pour RP_R . La distance moyenne des exemples au modèle est assez petite pour tous les groupes.

5 Conclusions et Perspectives

Ce travail est un premier approche à un problème assez large et difficile. Notre objectif est d'obtenir un système cohérent et complet qu'on pourra améliorer avec des extensions futures. Nous sommes parvenus à obtenir des modèles de ponts et de ronds-

points assez proches des modèles générés manuellement. La sélection des attributs des ARGs est sans doute le point central du problème. Notre représentation est finalement assez directe. La variance des objets géographiques nous a conduit à limiter le nombre des attributs utilisés à la construction du modèle. Cette limitation a réduit la capacité représentative de notre système. Des raffinements seraient souhaitables. Prendre en compte les attributs numériques, utiliser une modélisation floue des concepts symboliques ou intégrer les méthodes issues du raisonnement qualitatif spatial peuvent améliorer les résultats.

La réalisation de ce projet scientifique a été rendu possible grâce aux aides de :

- CNES - Service Qualité, G. Pauc, J.C. Favard et J. Inglada
- Le Service Culturel de l'Ambassade de France à Ankara et notamment Dr. Z. Hamrouni.

Références

- Bunke H. (2000), Graph matching : Theoretical foundations, algorithms, and applications, in Proc. Vision Interface 2000, Montreal, 2000, 82 - 88.
- Bunke H. and Shearer K. (1998), A Graph distance metric based on the Maximal Common Subgraph, Pattern Recognition Letters, Vol. 19, 1998.
- Cordella L. P., Foggia P., Sansone C., Vento M. (2002), Learning structural shape descriptions from examples, Pattern Recognition Letters 23(12) : 1427-1437.
- Loménie N., Trias R., Barbeau J. (2003), Integrating Textural and Geometric Information for an automatic bridge detection, IGARSS'03, Toulouse, France, juillet 2003.
- Petrakis M. and Faloutsos C. (1995), Similarity Searching in Large Image Databases, Technical Report 3388, Department of Computer Science, University of Maryland.
- Pope A. (1994), Model-Based Object Recognition : A Survey of Recent Research, Technical Report 94-04, The University of British Columbia - Department of Computer Science.
- Trias R. et Loménie L. (2003), Automatic bridge detection in high-resolution satellite images, 3rd International Conference on Computer Vision Systems (ICCVS'03), ser. LNCS. Graz, Austria : Springer, pp. 172-181, Apr. 2003.

Summary

A model of the target object is required for the recognition of cartographic objects in satellite images. We developed a learning system that constructs the cartographic object model automatically using a database of segmented satellite images. The images containing the objects are decomposed into primitive figures and are transformed to Attributed Relational Graphs. We generated the object models applying graph-matching algorithms on these graphs. The quality of a model is evaluated by the edit-distance of the examples to the model. We obtained models of bridges and roundabouts compatible with manually generated models.