

Apprentissage Automatique des Modèles Structurels d'Objets Cartographiques

Güray Erus, Nicolas Lomenie

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 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.

1 Introduction

Notre objectif est de générer des modèles d'objets cartographiques automatiquement à partir d'une base d'images satellitales segmentées. 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. (Petrakis 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. Une étude des algorithmes d'appariement de graphes se trouve dans (Bunke).

Nous disposons d'une banque de données-objets dans lequel des ponts et des ronds-points isolés sont extraites d'images SPOT5-THR à une résolution de 2,5 mètres. Notre système se compose de deux modules. L'objectif du module de pré-traitement est la décomposition des images segmentées de ponts et de ronds-points en figures géométriques primitives. Ensuite, nous transformons les images décomposées en ARGs pour générer les modèles d'objet.

2 Décomposition en Figures Géométriques

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 en utilisant la transformée de Hough. 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 contour par des segments, nous avons utilisé l'algorithme de la corde. Parmi tous les segments, nous avons choisi les segments parallèles, et nous avons détectés les rectangles encadrées par

ces segments parallèles. Nous avons appliqué une 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 par des segments en utilisant l'algorithme d'amincissement de Zhang-Suen.

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 $T = \{\text{cercle}, \text{rectangle}, \text{segment}\}$ 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 $\{\text{perpendiculaire}, \text{parallèle}\}$.

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 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, on utilise le graphe médian dans chaque groupe. Le but de fixer les valeurs manquantes est de visualiser les prototypes obtenus.

3.3 La Construction du Modèle

Nous considérons comme modèle le treillis déterminé par le sous-graphe commun maximal ($MaxSgC$) et le sur-graphe 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 :

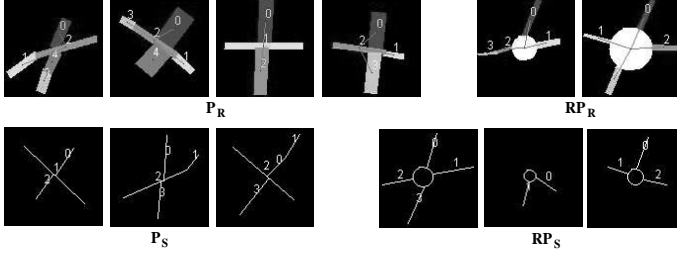


FIG. 1 – Les prototypes obtenus.

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

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 (P_R) ou par segments (P_S), et images de ronds-points décomposées par cercles et rectangles (RP_R) ou par cercles et segments (RP_S). Nous avons utilisé 62 images de ponts et 54 images de ronds-points.

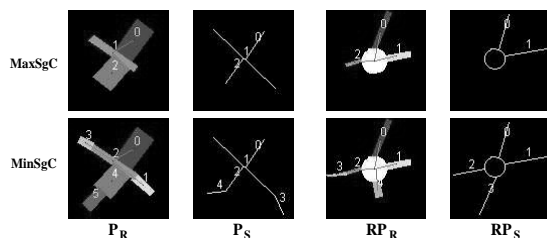


FIG. 2 – Les modèles obtenus.

Les prototypes obtenus sont présentés au figure 3. 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 .

5 Conclusions et Perspectives

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. La variance des objets géographiques nous a conduit à limiter le nombre des attributs utilisés à la construction du modèle. 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.

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.
- 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.