

Représentation floue et graphe d'adjacence pour la simplification d'images segmentées: Application à l'Indexation

Horia GRECU , Patrick LAMBERT

Laboratoire d'Automatique et de MicroInformatique Industrielle
LAMII / CESALP - Université de Savoie - BP 806 -74016 Annecy Cedex (CNRS-GdR G1047 - Information Signal Image)

grecu@esia.univ-savoie.fr , lambert@esia.univ-savoie.fr

Résumé - Nous proposons d'abord une technique permettant la représentation et la simplification d'une image segmentée en régions. Cette méthode est basée sur l'utilisation d'un graphe d'adjacence associé à une représentation symbolique floue. Ce graphe est ensuite utilisé pour aborder le problème de l'indexation d'une base d'images statiques. La recherche se traduit alors par la mesure d'une distance entre deux graphes. Les limites et la robustesse de cette approche sont étudiées vis-à-vis de perturbations telles que la rotation et la variation d'éclairage.

Abstract - We first propose a method to represent and simplify a region segmentation. This method is based on the use of an adjacency graph and a fuzzy symbolic representation. Then, this graph structure is used to adress the problem of image retrieval in a static image data base. The problem is regarded as the measure of a distance between two graphs. Limits and performances of the method are analysed by studying the robustness with rotation and intensity variation.

1. Introduction

Depuis longtemps déjà, de nombreux secteurs tels que la presse, la télévision, les agences publicitaires, les hôpitaux, ... utilisent des bases de données d'images statiques. Sous l'effet du récent et très rapide développement des techniques multimédia, ces bases de données, autrefois sur support papier, sont maintenant la plupart du temps disponibles sous forme numérique. Néanmoins, la très grande quantité d'images généralement contenue dans ces bases (plusieurs milliers, voire plusieurs millions) pose le problème de la réponse à une requête. Lorsque chaque image est associée à une description textuelle, le problème est relativement simple: il suffit d'utiliser des moteurs de recherche textuelle, techniques bien connues et maîtrisées. Par contre, lorsque les images sont «nues», la situation est beaucoup plus délicate. Actuellement, de nombreuses équipes s'intéressent à ce problème de recherche par le contenu, ou indexation [1][4]. On peut, de manière grossière, distinguer deux situations. D'une part, les bases de données spécialisées, où la variété d'images est réduite et où les requêtes ont une nature bien délimitée (base de données médicales, industrielles). D'autre part, les bases de données généralistes, qui sont caractérisées par une grande variété dans la nature des images et des requêtes. Cette dernière situation est bien sûr la plus difficile, et on y trouve encore très peu de résultats concluants.

La segmentation en régions, qui est une phase clé dans le processus d'analyse d'une image, peut apparaître comme une des étapes intermédiaires nécessaires à la résolution du problème d'indexation. En effet, de par sa nature, elle est constituée des objets, les régions, qui servent à formuler la requête. Ainsi, «*je cherche une image contenant une balle rouge*» reviendra à chercher les régions circulaires et rouges. Bien évidemment, la

réalité pratique est beaucoup plus complexe, pour beaucoup de raisons, mais en particulier par le fait que la segmentation nécessaire à la satisfaction rapide d'une requête dépend de la requête elle-même. Il faudrait en fait pouvoir disposer de «plusieurs segmentations» de la même image.

Ce sont ces idées qui ont guidées ce travail où nous cherchons à étudier comment une segmentation en régions peut être utilisée pour aborder le problème d'indexation.

Dans un premier temps (§ 2), nous proposons un outil permettant d'une part de représenter une segmentation en régions, et d'autre part de simplifier cette segmentation en fonction de critères radiométriques ou géométriques. Le principe de la méthode repose sur l'utilisation d'un graphe d'adjacence associé à des représentations symboliques floues des régions et des ressemblances entre régions permettant ainsi le contrôle du processus de simplification.

Ensuite (§ 3), nous montrons comment cette représentation sous forme de graphe valué peut être utilisée en indexation d'images statiques. Le problème est alors ramené à la mesure d'une distance entre le graphe de la segmentation et un sous-graphe correspondant à la requête, en ayant comme soucis la rapidité des traitements. Enfin, on étudie la robustesse de l'approche proposée en fonction de perturbations telles que la variation de l'éclairage, ou la rotation (§ 4).

2. Graphe de la Segmentation et Simplification

Le point de départ de la méthode est la segmentation en régions d'une image couleur. La segmentation utilisée est une croissance de régions opérant dans une base du type Teinte-Luminance-Saturation et définissant l'homogénéité de deux ré-

gions par un critère symbolique flou [2].

2.1. Construction du graphe

La segmentation est donc représentée par un graphe non orienté, où chaque noeud correspond à une région, et où chaque lien indique la connexité des deux régions qu'il relie. L'information topologique de l'image est donc contenue dans ces liens. Pour permettre la simplification du graphe et, ensuite, la réponse à une requête, le graphe est valué. Chaque lien est affecté d'une valeur mesurant la ressemblance entre les deux régions qu'il relie (Fig. 1).

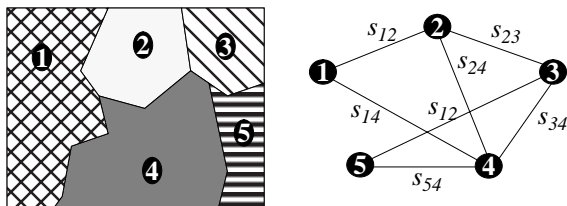


Fig. 1 : Segmentation en régions, graphe d'adjacence associé.

Cette mesure de ressemblance fait intervenir des grandeurs radiométriques et géométriques. Les grandeurs radiométriques utilisées sont les écarts des moyennes de Teinte, Luminance et Saturation des régions ainsi que leurs écarts types respectifs. Les grandeurs géométriques sont la surface de chaque région et le périmètre commun aux deux régions. Une représentation symbolique floue [2][3] est utilisée pour chaque grandeur. La figure ci-dessous (Fig. 2) donne un exemple de description symbolique de la surface d'une région.

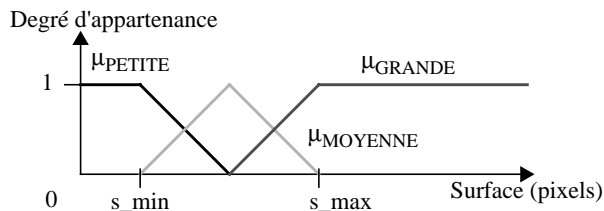


Fig. 2 : Description symbolique de la surface d'une région

2.2. Simplification de la segmentation

A partir de la représentation symbolique de chaque grandeur, un jeu de règles définit, toujours de manière symbolique, la ressemblance entre deux régions connexes A et B. Un exemple de règle est donné ci-dessous:

si (surf. de A est GRANDE et surf. de B est PETITE)
 et (périmètre commun à A et B est MOYEN)
 et (écart radiométrique est PETIT) **alors**
 la similitude est FORTE

En utilisant le principe de combinaison-projection [2], on détermine la fonction d'appartenance du symbole FORTE. La défuzzification (fournissant la valeur numérique s_{AB}) et la comparaison à un seuil permet alors de décider de la fusion ou non des deux régions A et B. Le mécanisme de simplification est appliqué itérativement sur le graphe jusqu'à ce qu'aucune fusion ne soit plus possible. La Fig. 3 donne un exemple d'application d'une telle simplification.

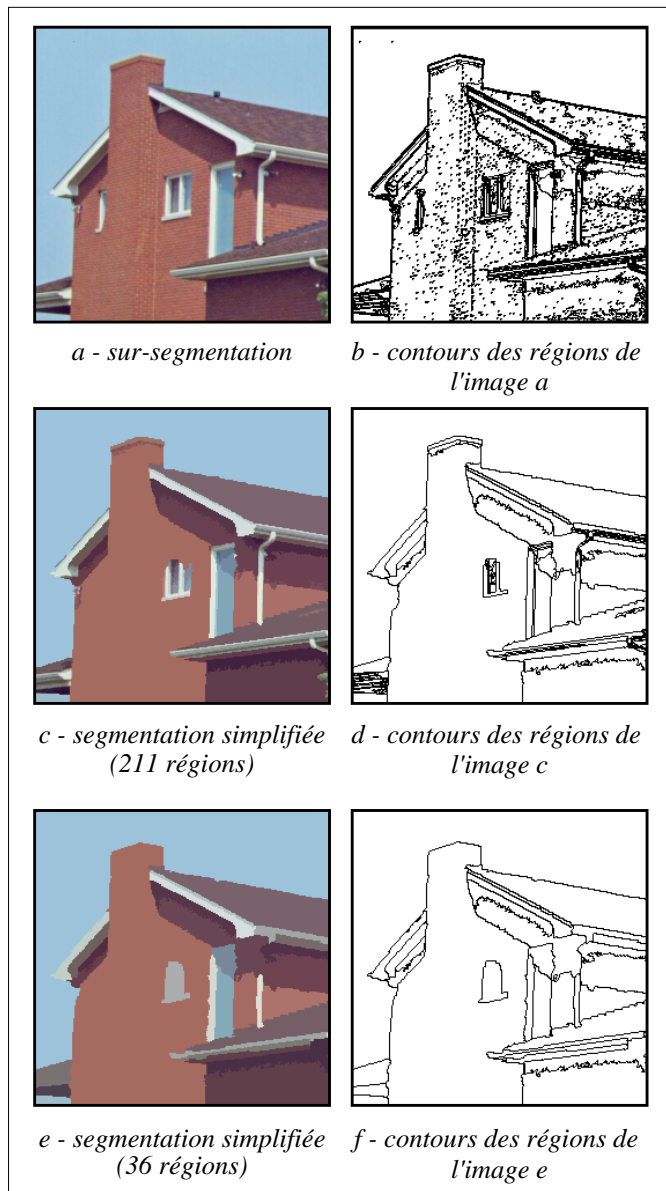


Fig. 3 : ex. de simplification d'une segmentation en régions

Cette approche amène plusieurs commentaires.

- Bien sûr, cela demande la détermination et le réglage d'un certain nombre de paramètres, aussi bien dans les descriptions symboliques que dans les jeux de règles (valeurs s_{min} et s_{max} de la Fig. 2 par exemple). Ces paramètres sont choisis de manière empirique, en fonction de l'expérience de l'utilisateur. La pratique a montré que le réglage de ces paramètres n'était pas trop sensible à de petites variations, en grande partie grâce à la forme triangulaire des degrés d'appartenance.
- Ensuite, il est possible d'ajuster la finesse de la simplification. La signification de la ressemblance entre deux régions peut ainsi être adaptée au niveau désiré. En partant d'une image plutôt sur-segmentée (ce que donnent en général les techniques par croissance de régions), on peut ensuite, dans la phase de réduction du graphe, simplifier la segmentation en fonction de l'application (voir Fig. 3). L'utilisation de jeux de règles symboliques facilite la transcription du désir de l'utilisateur.
- Enfin, le temps de simplification d'un graphe est bien évidemment dépendant de la complexité du graphe initial. Si la

segmentation est très détaillée, le temps de réduction peut atteindre quelques minutes (sur une ULTRA Sparc 10, pour une image 512x512), ce qui interdit son utilisation dans la phase de recherche dans la base, mais l'autorise dans la phase de construction de cette base.

3. Application à l'indexation

Pour aborder le problème de l'indexation d'images dans une base de données [4], différentes approches sont possibles: analyse d'histogrammes [5], recherche de points d'intérêt [6], utilisation de graphes [7], etc. L'approche proposée ici utilise les graphes.

3.1. Principe

Le principe de la méthode repose sur la mesure d'une distance entre deux graphes, celui de la requête et celui d'une image de la base, par recherche d'isomorphisme entre ces deux graphes.

3.1.1. Préambule

Cette approche demande sur un certain nombre de conditions préalables:

- la requête doit se présenter, ou être traduite, sous la forme d'une image de façon à permettre sa représentation par une image segmentée en régions et, ainsi, par un graphe d'adjacence valué qui sera le graphe de référence.
- chaque image de la base doit également être représentée par une segmentation en régions et par le graphe qui lui est associé. Cette représentation de la base est faite hors requête, et fait partie de la constitution de la base.
- chaque noeud du graphe est caractérisé par un vecteur de paramètres (surface, compacité, nombre d'Euler, élongation, moyennes, variances) toujours décrits symboliquement.

3.1.2. Indexation

La comparaison de graphes est une opération très classique. Néanmoins, appliquée brutalement, cette recherche peut être très coûteuse en termes de temps de calcul, ce qui n'est pas acceptable dans le cas de l'indexation. Le cadre particulier de notre problème va permettre de réduire considérablement ce temps de calcul.

Au départ, on met en correspondance deux noeuds de chacun des deux graphes. La mise en correspondance suppose que la mesure de ressemblance (voir § 2) entre ces deux noeuds est suffisamment élevée. Ces noeuds initiaux sont en général trouvés en considérant les régions de plus grande taille. A partir de cette paire de noeuds, on cherche de nouvelles mises en correspondance en se limitant à tous les noeuds ayant un lien avec ces deux noeuds. De cette manière, d'une part on assure la conservation des relations spatiales entre les noeuds (c'est-à-dire la topologie de l'image), et d'autre part la correspondance à réaliser est d'un ordre très faible. Par récursivité on applique le même traitement pour chaque paire de noeuds mis en correspondance au pas précédent. L'algorithme est poursuivi jusqu'à ce qu'on ne trouve plus aucune nouvelle paire de noeuds en correspondance. La mesure de l'isomorphisme entre les graphes, et donc la mesure de similarité entre les images, peut être calculée comme la proportion de noeuds ainsi mis en correspondance,

$$r = N_{corr} / N_{tot}$$

où N_{corr} représente le nombre de noeuds du graphe de la requête qui ont pu être mis en correspondance avec des noeuds du graphe de l'image de la base, et N_{tot} le nombre total de noeuds du graphe de la requête.

3.1.3. Complexité

La complexité du calcul de r est bien sûr dépendante de la ressemblance des graphes. Si les graphes sont identiques, et si k désigne le nombre moyen de voisins pour un noeud, le nombre moyen d'opérations élémentaires effectuées pour trouver toutes les correspondances possibles entre les deux sous-ensembles de noeuds est donné par la relation suivante:

$$Nb_Op = k + (k-1) + (k-2) + \dots + (k-k+1) = k*(k+1)/2$$

Comme le processus se répète pour chaque noeud du graphe, le nombre total d'opérations élémentaires exécutées peut être calculé à partir de la relation suivante:

$$Nb_Op_tot = n * Nb_Op = n * k * (k+1) / 2$$

Expérimentalement, nous avons constaté que le nombre moyen de voisins d'un noeud dépend dans une faible mesure de la dimension n du graphe. Des valeurs usuelles du nombre moyen de liens pour un noeud vont de 3 (n élevé) à 6 (n faible). Ceci induit une complexité de l'algorithme linéaire avec n , ce qui aboutit à des temps de traitement très rapides.

Si les graphes sont très différents, le traitement est encore plus court. En effet, le nombre d'incompatibilités entre les noeuds des deux graphes augmente rapidement. Il suffit alors de fixer un seuil de dépassement sur le nombre d'incompatibilités permises permettant de stopper la mesure.

3.2. Performances

La robustesse de cette méthode a été testée en utilisant la base de données constituée par l'INRIA. Cette base présente l'avantage de contenir des groupes d'images de même nature se distinguant par la variation d'un paramètre d'acquisition (translation, facteur d'échelle, rotation, éclairage, ...). Nous nous sommes limités à l'étude de l'influence de la rotation et de l'éclairage.

3.2.1. influence de la rotation

La recherche est effectuée sur 5 images correspondant à des rotations de 30, 60, 90 et 120 degrés de l'image servant de requête (Fig. 4-a).

On constate (courbe Fig. 4-b) que la mesure r reste bonne, prouvant la faible sensibilité de la méthode à une rotation. Le fait que la valeur de r ne soit pas plus proche de 1 tient à deux phénomènes. D'abord, la rotation découvre ou fait disparaître des régions ce qui diminue la qualité de la ressemblance. Ensuite, la rotation modifie légèrement les conditions d'acquisition ce qui entraîne des différences sur le résultat de la segmentation, en particulier sur les petites régions.

La complexité calculatoire de la recherche dépend essentiellement du nombre de comparaisons effectuées entre paires de régions. Le tableau 1 donne le nombre de ces comparaisons utilisées pour obtenir les résultats donnés en fig. 4. Sur une station Sun Ultra 10, on effectue ainsi la comparaison de plus de 100 images/sec.

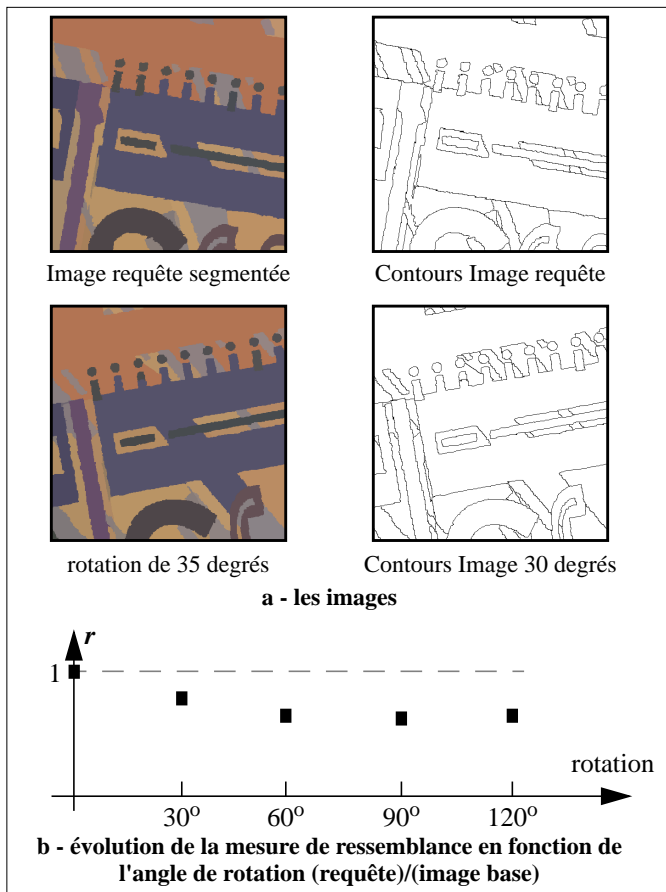


Fig. 4 : Influence de la rotation

Tab. 1 : Nombre de comparaisons effectuées

rotation (degrés)	30	60	90	120
nb de comparaisons	1159	1588	2768	1616

3.2.2. influence de l'éclairage

La même expérience a été effectuée en modifiant les conditions d'éclairage de la scène. Les résultats obtenus sont présentés Fig. 5. Les performances sont mauvaises (courbe Fig. 5-b). Ceci s'explique par les différences importantes existant entre les segmentations des différentes images, surtout en ce qui concerne les régions de taille petite ou moyenne. Ces différences entre segmentations donnent des structures de graphe très différentes, et il est alors très difficile d'établir des mises en correspondance sur plusieurs régions connexes. Cette expérience confirme la forte sensibilité de notre approche au résultat de la segmentation. Cependant, cette conclusion peut-être tempérée en remarquant que nous nous sommes placés dans des conditions extrêmes où la requête est une image entière. Dans la réalité, la requête est une sous-image, donnant un sous-graphe de référence de taille réduite.

4. Conclusion

La méthode proposée repose sur l'utilisation des graphes d'adjacence des segmentations en régions et sur une mesure de ressemblance entre noeuds du graphe par des techniques symboliques floues.

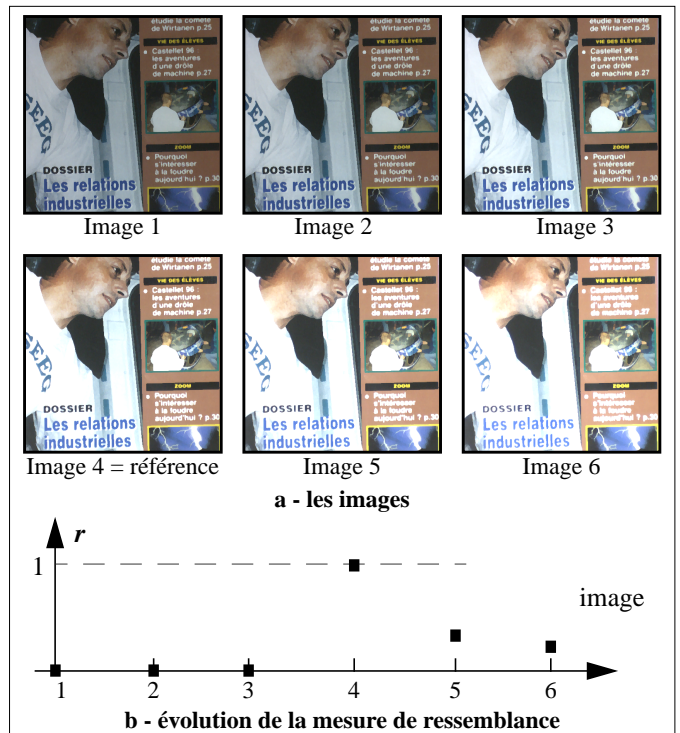


Fig. 5 : Influence de l'éclairage

Appliquée à la recherche d'une image dans une base de données, la méthode semble résister aux rotations mais reste sensible aux variations d'éclairage. Derrière cette faiblesse se cache une forte sensibilité au résultat de la segmentation. Les perspectives d'amélioration consisteraient à assouplir la prise en compte de la topologie de l'image telle qu'elle existe actuellement dans le graphe d'adjacence.

Remerciements: ce travail a été en partie soutenu par la Région Rhône-Alpes à travers le projet régional ACTIV.

Bibliographie

- [1] C. Nastar, M. Mitschke, C. Meilhac, N. Boujema, H. Bernard, M. Mautref, "Retrieving Images by Content: The Surfimage System", Multimedia Information System 1998, Istanbul, Turkey, sept. 98.
- [2] P. Lambert et Th. Carron, "Symbolic fusion of Luminance-Hue-Chroma features for region segmentation", à paraître dans Pattern Recognition.
- [3] J.C. Bezdeck, "Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms", Plenum Press, New-York (1981).
- [4] R. Mohr, P. Gros, B. Lamiroy, S. Picard et C. Schmid, "Indexation et recherche d'images", Actes du 16^{ème} colloque GRETSI, Grenoble, France, pp. 1277-1285, sept. 1997.
- [5] C. Colombo, A. Rissi et I. Genovesi, "Histogram Families for Color-Based Retrieval in Image Databases", 9^{ème} conférence ICIAP'97, Florence, Italie, pp204-211, sept. 1997.
- [6] S. Bres et J.M. Jolion, "Detection of Interest Points for Image Indexation", 3rd Int. Conf. on Visual Information Systems, Visual99, 2-4 June, 1999, Amsterdam, The Netherlands, à paraître.
- [7] A. Del Bimbo, M. Mugnaini, P. Pala, F. Turco et L. Verzuoli, "Image Retrieval by Color Regions", 9^{ème} conférence ICIAP'97, Florence, Italie, pp180-187, sept. 1997.