

Reconnaissance d'objets 3D couleur à l'aide des descripteurs de Fourier Généralisés et des SVM

Fethi SMACH, Cédric LEMAITRE, Johel MITERAN, Jean-Paul GAUTHIER
Laboratoire Le2i, Université de Bourgogne
BP 47870 - 21078 Dijon Cedex
Email : miteranj@u-bourgogne.fr

Introduction

La reconnaissance d'objets est une thématique importante en traitement d'images. De nombreuses approches de reconnaissance sont proposées dans la littérature, le plus souvent des méthodes basées sur le calcul d'invariants utilisés pour alimenter un classifieur.

Nous proposons ici d'étendre la méthode des descripteurs de Fourier généralisées à des images couleurs et d'utiliser ceux-ci en paramètres d'entrée d'un classifieur basée sur les Support Vector Machines (SVM) [1], [2].

Considérant les déplacements dans le plan, Gauthier et al [3] ont proposé une famille d'invariants, appelés descripteurs de mouvement, qui sont invariants en translation, en rotation, insensibles aux changements d'échelle et à l'effet miroir. H. Fonga [4] a étendu l'utilisation des descripteurs de mouvement, définis de manière identique et appliquée aux images en niveau de gris.

Notre but, ici, est de montrer que tels descripteurs peuvent être utilisés de manière souple et robuste pour la reconnaissance de formes basées sur des images couleur, notamment grâce à l'usage d'une méthode de classification basée sur les SVM. Nous présenterons des résultats obtenus sur différentes bases d'images standard, notamment la base COIL qui contient les images de 100 objets ayant subits une rotation de 5° entre chaque prise de vue soit 72 images par objet.

Méthodologie

Pour valider notre approche, étant donné que la méthode des SVM est une méthode supervisée, nous appliquons les phases classiques d'apprentissage et de décision, de la manière suivante :

1. L'image est redimensionnée au format 128x128 pixels,
2. La FFT est calculée pour les 3 canaux rouge, vert et bleu,
3. Les descripteurs de Fourier généralisés sont calculés pour chaque canal dans l'espace de Fourier,
4. L'ensemble des descripteurs (soit $3 \times 64 = 192$ valeurs) est utilisé pour alimenter le classifieur de type SVM qui génère un modèle (un jeu de vecteurs support).

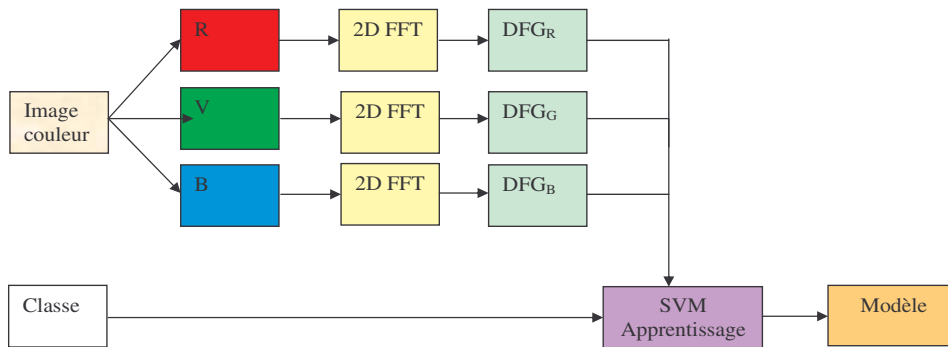


Figure 1 : phase d'apprentissage

Durant la phase de décision, les descripteurs sont calculés de manière identique à la phase d'apprentissage. La prise de décision, quant à l'appartenance à une classe, s'effectue directement grâce à la fonction de décision des SVM (figure 2).

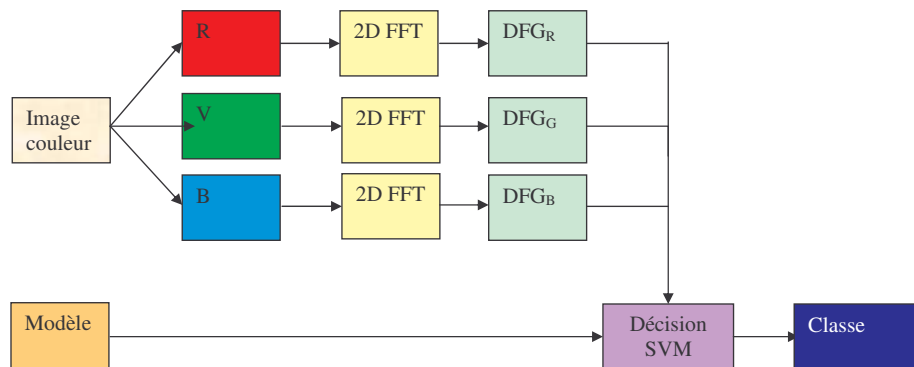


Figure 2 : phase de décision

Résultats

Les performances de ce système ont été évaluées par validation croisée d'ordre 10, en utilisant les 100 objets de la base d'image COIL.

Le noyau utilisé pour les SVM est le noyau RBF (Radial Basis Function) :

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = e^{\left(\frac{-\|\mathbf{x}-\mathbf{y}\|^2}{2\sigma^2}\right)}$$

Nous avons fait varier le paramètre σ afin d'obtenir le noyau optimal. Un extrait des résultats est présenté dans le tableau suivant :

Configuration du classifieur SVM noyau RBF (σ)	Erreur de classification %
0.1	38.48
1	15.41
10	3.8750
100	1.6944

Tableau 1 : Erreur de classification pour différents noyaux

L'usage du noyau optimum permet donc ici d'obtenir de très bonnes performances de classification sur la base COIL, comparable à des méthodes plus complexes et plus coûteuses en temps de calcul. Le fait que cette base présente un grand nombre de vues d'orientation différentes du même objet permet d'obtenir une reconnaissance 3D.

Conclusion

Nous avons proposé une évaluation des descripteurs généralisés de Fourier appliqués à la reconnaissance d'objets couleurs. Après avoir décrit le processus d'évaluation, nous avons présenté les résultats obtenus après le test de cette méthode sur la base d'images COIL.

Une implémentation logicielle complète a été réalisée sur un PC standard (Pentium 4, 2 GHz) et permet une prise de décision à la cadence de 20 images par seconde, soit proche du temps réel vidéo. Une comparaison avec des résultats obtenus avec d'autres méthodes sur cette même base ainsi que sur d'autres bases standard est en cours. D'autre part, nous étudions actuellement la combinaison de ces descripteurs avec les moments de Zernike [6] et une méthode de sélection de paramètres, afin d'optimiser encore les performances de classification, tout en restant dans le domaine du temps réel en ce qui concerne la vitesse de décision.

Références

- [1] V. Vapnik, *The nature of statistical learning theory*, Springer-Verlag, New York, (1995).
- [2] M. A. Hearst, B. Schölkopf, S. Dumais, E. Osuna, and J. Platt (1998) Trends and Controversies - Support Vector Machines. *IEEE Intelligent Systems*, 13(4), pp 18-28.
- [3] J.P Gauthier, G. Bornard, M. Silberman, "Motion and pattern Analysis : harmonic analysis on motion groups and homogeneous spaces", *IEEE Transaction on SMC* 21.1 (1991)
- [4] H. Fonga: Pattern recognition in gray-level images by Fourier analysis. *Pattern Recognition Letters* 17(14): 1477-1489 (1996)
- [5] S. Nene, S. Nayar, H. Murase, Columbia object image library: Coil, 1996.
- [6] A. Khotanzad and Y. H. Hong. Invariant Image Recognition by Zernike Moments. *IEEE Transactions on PAMI*, 12(5), pp 489- 497, 1990.