HAL
open science

Descripteur local d'image invariant aux transformations affines

Manuel Grand-Brochier, Christophe Tilmant, Michel Dhome

To cite this version:

Manuel Grand-Brochier, Christophe Tilmant, Michel Dhome. Descripteur local d'image invariant aux transformations affines. ORASIS'09 - Congrès des jeunes chercheurs en vision par ordinateur, 2009, Trégastel, France, France. inria-00404630

HAL Id: inria-00404630

https://inria.hal.science/inria-00404630v1

Submitted on 16 Jul 2009

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.

Descripteur local d'image invariant aux transformations affines

Local affine-invariant image descriptor

Manuel Grand-brochier Christophe Tilmant Michel Dhome

LAboratoire des Sciences et Matériaux pour l'Electronique et d'Automatique (LASMEA)
UMR 6602 UBP-CNRS, 24 avenue des landais 63177 Aubière, FRANCE

{Manuel.Grand-Brochier, Christophe.Tilmant, Michel.Dhome}@lasmea.univ-bpclermont.fr

Résumé : Cet article présente une technique de description locale de l'image. Le descripteur s'appuie sur un histogramme de gradients orientés et un domaine d'exploration adaptif (obtenu par le biais d'un tenseur de structure ou d'une analyse de Fourier), afin de gérer les invariances aux transformations affines.

Mots clef : descripteur local, invariance aux transformations affines, mesure d'anisotropie.

Abstract : This article presents a technique of local image description. Descriptor is based on a histogram oriented gradients and an adaptive exploration domain (obtained by structure tensor or by Fourier analysis), in order to be affine invariant.

Keywords : local affine invariant descriptor, anisotropic estimation.

Introduction

La description local d'image est appliquée avec succès dans de nombreux domaines de la vision : reconnaissance des formes, suivi, reconstruction, calibrage, … Ce type d'approche repose sur l'appariement (ou mise en correspondance) de points d'intérêts caractérisés par un descripteur local. Suivant les applications, certaines invariances sont nécessaires. Dans le cadre de la reconnaissance de formes il est indispensable d'être invariant, dans un premier temps, aux transformations rigides.

Dans cet article, après un état de l'art non exhaustif sur des descripteurs locaux d'images, nous proposerons une approche invariante aux transformations affines basée sur des histogrammes de gradients orientés couplés à une mesure d'anisotropie.

Etat de l'art

Les recensements fait par Mikolajczyk [7, 8], Schmid [10] et Choksuriwong [3] permettent d'avoir une vue d'ensemble des détecteurs et des descripteurs existants. Il est possible de les cataloguer par leurs invariances (translation, rotation, changement d'échelle) et plus particulièrement, dans le cas de changements d'échelle isotropes (similitudes), ou anisotropes (transformations affines). Ces invariances sont issues soit du détecteur (cf. Table 1), soit du descripteur, ou bien d'un couplage des deux.

Concernant les **détecteurs**, ce tableau liste les plus utilisés, ainsi que leurs invariances :

	Invariances	
Détecteurs	rotation	Chg d'échelle
Harris [5]	X	
Harris-Affine [8]	X	X
DoG [6]	X	X
LoG [11]	X	X
Fast [9]	X	
Fast-hessian [1]	X	X

Table 1 : Détecteurs de points d'intérêts

Concernant les **descripteurs**, il existe des techniques basées sur des moments (Hue, Zernike, …), des transformées intégrales (Fourier, Fourier-Mellin, …) ou sur des histogrammes (contraste, couleur, gradient orienté, …). Généralement, ces mesures sont effectuées autour du point d'intérêt dans un domaine d'exploration qui représente une région d'intérêt .

- L'utilisation **d'histogrammes de gradients orientés (HOG)** procure de bons résultats [3]. Une liste non exhaustive de descripteurs utilisant cette mesure peut être proposée (cf. Table 2), ainsi que leur domaine d'exploration.

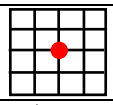
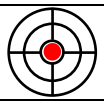
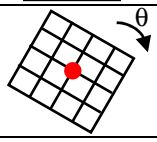
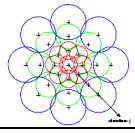
SIFT [6]		GLOH [13]	
SURF [1]		DAISY [12]	

Table 2 : SIFT et SURF (par le biais d'ondelettes de Haar) possèdent un domaine d'exploration rectangulaire (R-HOG). Celui du GLOH et du DAISY (suivant une régularisation gaussienne locale) est circulaire (C-HOG).

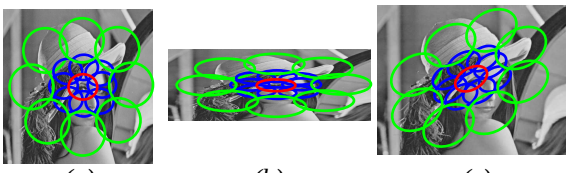
Généralement, ces domaines adaptent leur taille par rapport à une estimation de l'échelle isotrope (uniforme) du voisinage. Ces approches, de part

cette invariance, ont de bonnes propriétés lorsqu'ils s'appliquent à des objets ayant subit des similitudes.
Dans le cas de descripteurs invariants aux transformations affines, il est indispensable d'être peut sensible aux changements d'échelles anisotropes.

- Une technique pour estimer cette anisotropie est l'utilisation du **tenseur de structure** (≈ matrice de Harris, ou matrice d'inertie des gradients régularisés), qui permet notamment de décrire les variations d'orientation des structures dans un voisinage du point d'intérêt. Cette technique a été utilisée dans le cadre du détecteur de Harris Affine [8] et, par exemple, pour des descripteurs dont le domaine est de taille multiple [2].

I. Idée générale

Nous proposons ici de coupler les bonnes performances du HOG avec un domaine d'exploration adaptatif qui compense les changements d'échelle anisotrope. (cf. figure 1)
En pratique pour résoudre ce problème nous devons avoir une estimation (direct ou indirect) de ces changements. En ce qui concerne le domaine d'exploration, nous allons nous appuyer sur celui proposé par Tola et *al.* (DAISY) [12]. Il est constitué d'une exploration circulaire en mesurant localement une version régularisée du HOG (régularisation gaussienne).



(a) *(b)* *(c)*

Figure 1: modèle d'exploration (a) s'adaptant, à une compression (b) ou à un étirement (c).

Nous proposons ici deux approches basées sur l'exploitation du tenseur de structure et sur l'utilisation des théorèmes de rotation et de décalage de Fourier.

I.2. Utilisation du tenseur de structure

Le tenseur de structure permet d'extraire des propriétés géométriques directionnelles du champ de luminance. Il est défini de la façon suivante :

$$J_{\rho,\sigma}(I) = G_\rho * \left(\nabla I_\sigma \otimes \nabla I_\sigma\right) \;;$$

où, I représente la luminance, G_ρ un noyau gaussien de variance ρ et ∇I_σ un gradient régularisé de I.
A partir d'une décomposition spectrale de cette matrice, il est possible d'estimer une cohérence locale qui quantifie la dispersion du gradient de la luminance. Cette mesure d'anisotropie permet de paramétrer notre domaine d'exploration. Ces paramètres sont donnés par les vecteurs propres de la matrice pour l'orientation, et les valeurs propres associées permettent d'ajuster sa taille.

I.2. Utilisation du spectre d'énergie

Une autre approche est l'utilisation des théorèmes de rotation et de décalage de Fourier. Si $I_1(x,y)$ est une version de $I_0(x,y)$, ayant subit une translation (x_0,y_0), une rotation d'angle θ et un changement d'échelle (s_x,s_y), alors leurs transformées de Fourier respecte la relation suivante :

$$\hat{I}_1(\nu_x,\nu_y) = \frac{k}{s_x s_y}\hat{I}_0\left(\frac{\nu_x\cos\theta - \nu_y\sin\theta}{s_x}, \frac{\nu_x\sin\theta + \nu_y\cos\theta}{s_y}\right)$$

avec : $k = e^{-j2\pi(\nu_x x_0 + \nu_y y_0)}$.

On remarque que le module (≈ spectre d'énergie) subit la même transformation (sauf la translation qui est inclue dans la phase). Nous proposons de construire notre domaine d'exploration relativement à la position (orientation) et à l'étendu du spectre d'énergie. La comparaison point à point sera invariante au changement affine car le domaine d'exploration aura subit la même transformation.

Conclusion

Nous avons présenter une technique de description locale de l'image qui se base sur une estimation des HOG couplé à une mesure d'anisotropie afin d'adapter le domaine d'exploration (région d'intérêt). Cette approche se veut invariante aux changements d'échelle anisotrope. Pour obtenir une invariance aux transformations affines, il suffit d'être également insensible aux rotations. De plus, on s'attend à de bonnes performances dans le cas de transformations homographiques. Le principe du descripteur local se réalisant sur une région d'intérêt autour d'un point, on peut donc considérer que localement une transformation homographique peut être approximée par une transformation affine.

Bibliographie

[1] H. Bay, T. Tuylelaars, & L. Van Gool. Surf : Speeded Up Robust Features. *ECCV*, 2006.
[2] H. Cheng, Z. Liu, N. Zheng, J. Yang. A Deformable Local Image Descriptor. *CVPR*, 2008
[3]A. Choksuriwong, H. Laurent & B. Emile. A Comparative Study of Objects Invariant Descriptor. *ORASIS*, 2005.
[4] N. Dalal & B. Triggs. Histograms of Oriented Gradients for Human Detection. *CVPR*, 2005.
[5] C. Harris, & M. Stephens. A Combined Corner and Edge Detector. *4th AVC*, 1988.
[6] D. Lowe. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints. *IJCV*, 2004.
[7] K. Mikolajczyk, & C. Schmid. A performance evaluation of local descriptors. *PAMI*, 2004.
[8] K. Mikolajczyk, T. Tuylelaars, C. Schmid, A. Zisserman, J. Matas, F. Schaffalitzky, T. Kadir, L. Van Gool. A Comparison of Affine Region Detectors. *IJCV*, 2005
[9] E. Rosten, & T. Drummond. Machine learning for high-speed corner detection. *ECCV*, 2006.
[10] C. Schmid, R. Mohr, & C. Bauckhage. Comparing and Evaluating Interest Points. *ICCV*, 1998.
[11] S. Tabbone. Corner Detection Using Laplacian of Gaussian Operator. *SCIA*, 1993.
[12] E. Tola, V. Lepetit, & P. Fua. A Fast Local Descriptor for Dense Matching. *ICCV*, 2008.
[13] S. Winder & M. Brown. Learning Local Image Descriptor. *CVPR*, 2007.