

Détection entièrement automatique de points de fuite dans des scènes architecturales urbaines

M. Kalantari^{a,b,d} F.Jung^{a,d} G.Moreau^{a,c} JP.Guedon^{a,b}

^a Institut de Recherche sur les Sciences et Techniques de la Ville CNRS FR 2488

^b équipe Image Vidéo Communications
Institut Recherche Communications Cybernétique de Nantes (IRCCyN) UMR CNRS 6597,

Fédération AtlanSTIC CNRS - FR2819

^c CNRS CERMA UMR 1563
ENSA Nantes - rue Massenet 44330 NANTES

^d Ecole Supérieure des Géomètres Topographes
1, boulevard Pythagore - Campus Universitaire - 72000 Le Mans

{mahzad.kalantari, franck.jung}@esgt.cnam.fr ,

guillaume.moreau@ec-nantes.fr, jean-pierre.guedon@polytech.univ-nantes.fr

Résumé

Dans les applications de type 3D urbain, il est apparu comme capital de savoir extraire de façon automatique les points de fuite, par exemple pour l'orientation des images ou pour renforcer les calculs permettant leur assemblage dans une géométrie rigoureuse. Pour cela, il est présenté une nouvelle méthode de détection complètement automatique, robuste et de complexité réduite vis-à-vis des algorithmes classiques, qui tient en deux étapes : une détection de segments par un algorithme de Canny-Deriche modifié, suivie d'une caractérisation de chacun des segments par l'appartenance de leur projection à un cercle spécifique de l'espace original. La bonne performance en termes de robustesse se double d'une réduction de complexité puisque l'ensemble du processus est réalisé en 2D sans aucune aide externe.

Mots clefs

Patrimoine architectural, détection automatique de points de fuite, cercles K.

1 Introduction

De multiples applications techniques au sein de la Ville sont actuellement basées sur de l'imagerie terrestre, comme la conservation du patrimoine historique

architectural au cours du temps, et surtout sa gestion au quotidien par les services techniques. En outre, un accès économiquement raisonnable à des techniques de réalité virtuelle, techniques désormais plébiscitées et qui se généralisent très rapidement, requiert un traitement complètement automatisé et si possible temps réel des images acquises. Pour cela, nous nous intéressons à la détection des points de fuite dans des images urbaines [11].

Les points de fuite sont en effet caractéristiques des images d'objets fabriqués par l'homme [9], tout particulièrement les bâtiments, dans lesquels la quasi totalité des lignes visibles sur des images correspondent à des éléments strictement horizontaux ou verticaux. Ces directions spécifiques peuvent donc être employées pour faciliter l'orientation des images, pour autant qu'on sache les retrouver de façon simple dans ces images. Dans la géométrie conique caractéristique de la vision humaine ou de la photographie, ces lignes parallèles se traduisent par des faisceaux de droites qui concourent sur des points de fuite. Classiquement, un bâtiment isolé simple donne lieu à 3 points de fuite, celui lié aux lignes verticales, et un pour chaque groupe de lignes horizontales dans chaque façade visible. Le but de ce papier est la production d'un nouvel algorithme permettant la détection automatique de

tous les points de fuite engendrés par les lignes visibles dans une image 2D.

Nous débutons dans la partie 2 par un état de l'art de la détection des points de fuite qui montre un ordre de complexité élevé des algorithmes mis en jeu et un manque de robustesse à toutes les situations de l'architecture urbaine.

La méthode proposée repose sur deux parties. La partie 3 présente une première détection des contours par une adaptation du filtrage de Canny-Deriche qui associe à chaque segment trouvé un ensemble de paramètres qualifiant son incertitude. La partie 4 utilise cette information en entrée pour établir le classement des segments selon le point de fuite afin de localiser ensuite facilement celui-ci. Une validation visuelle des résultats obtenus est finalement présentée et discutée.

2 Etat de l'art

Il existe à ce jour différentes méthodes pour la détection des points de fuite. Une des plus importantes est basée sur l'emploi de la sphère de Gauss, avec une grande diversité de variantes depuis son introduction par Barnard [2] en 1983. L'avantage de cette méthode est de ramener dans un espace fini tous les points de fuite. Cette approche a été complétée en 1984 par Magee et Aggarwal [13] qui accumulent la projection de l'intersection des segments de l'image sur la sphère de Gauss. Cette méthode est très lourde au niveau des calculs mais considérée comme très précise. Elle procède d'un calcul qui intervient dans l'espace 3D de la sphère de Gauss.

En 1998, Lutton et al. [12], proposent une nouvelle approche qui est une adaptation de la transformée de Hough pour la détection des points de fuite. Tuytelaars [16] introduit peu après une méthode interactive basée également sur la transformée de Hough, sous le nom de « Cascade Hough Transform ».

D'autres méthodes n'utilisent pas d'espace fini d'accumulation, et travaillent directement sur l'image. C'est le cas de Quan et Mohr [15] ou Den Heuvel [10] qui ont introduit une méthode de détection basée sur des contraintes géométriques. Brauer et Voss [4] s'intéressent à la détection des points de fuites dans des images où le niveau de bruit est élevé. Récemment, Almansa [1] a développé une nouvelle méthode de détection de points de fuite qui ne nécessite aucune information a priori, mais utilise des modèles probabilistes complexes.

Notre démarche [11] consiste à détecter de façon automatique les points de fuite dans l'espace image sans avoir recours à des espaces finis 3D, en se basant sur une géométrie simple 2D.

3 Détection des contours

Les segments sont extraits en utilisant une approche classique. Le travail est réalisé sur une image de luminance.

Pour commencer, une détection de contours est réalisée par un filtre de Canny-Deriche [6]. Ensuite, une détection des maxima locaux dans la direction du gradient est effectuée. Une localisation subpixelaire de ces maxima est réalisée en utilisant une technique d'interpolation décrite dans [14]. Cette étape est suivie d'un seuillage par hystérésis à deux paramètres ($S_b = 5$, $S_h = 10$). Ces seuils sont pris suffisamment bas (à la limite de la distinction visuelle) afin de ne pas constituer des seuils critiques dans cet algorithme. Expérimentalement, aucun problème de détection n'a pu être observé en utilisant ces seuils.

Ces contours sont chaînés. Une approximation polygonale des contours est réalisée. La polygonisation est réalisée en utilisant une fusion itérative basée sur le résidu maximum de la régression orthogonale. On fusionne d'abord les polygones dont la fusion fournit un résidu maximum minimal. L'algorithme de fusion est stoppé dès que le résidu maximum dépasse un seuil fixé. Dans nos applications et compte-tenu de notre souhait d'utiliser les segments de droites dans des processus d'estimation de points de fuites ainsi que dans un processus d'orientation des images, nous avons choisi un seuil très bas : 0.5 pixels.

Cette étape de polygonation est suivie par une estimation des paramètres de la droite ainsi que de la matrice de variance-covariance de ces paramètres. L'algorithme utilisé est décrit dans [5]. Notons qu'aucun de ces paramètres ne semble critique pour la démarche proposée. Il est même possible d'en estimer certains (seuil de polygonation) en fonction du rapport signal sur bruit de l'image ainsi que du paramètre α du filtre de Canny-Deriche.

4 Classification des segments par groupes de gerbes perspectives.

L'apport de notre contribution à partir de cette image de segments est maintenant présenté. Après avoir rappelé les points particuliers et la géométrie, un résultat de géométrie projective sert à caractériser l'appartenance de chaque point caractéristique d'un segment d'un point de fuite donné à un cercle K dont on calcule ensuite les caractéristiques. Cette démarche se révèle être d'une grande robustesse.

4.1 Caractérisation des segments de l'image

Chaque segment peut être caractérisé de nombreuses façons différentes, par exemple par les coordonnées de ses points d'extrémité. Ici, nous avons choisi de les caractériser d'une part par leur distance à l'origine du système de coordonnées, et d'autre part par l'angle formé par la direction de la droite orthogonale au segment et l'un des axes. Pour des raisons pratiques, l'origine O a été choisie dans le coin supérieur gauche de l'image, l'axe des

x étant horizontal et l'axe des y sur la verticale gauche, le repère ainsi formé n'étant donc pas de sens direct, mais chaque pixel recevant ainsi des coordonnées positives. L'angle θ est compté par rapport à l'axe x (voir figure 1). Nous désignons par H l'intersection entre la droite orthogonale issue de O au segment considéré et ledit segment.

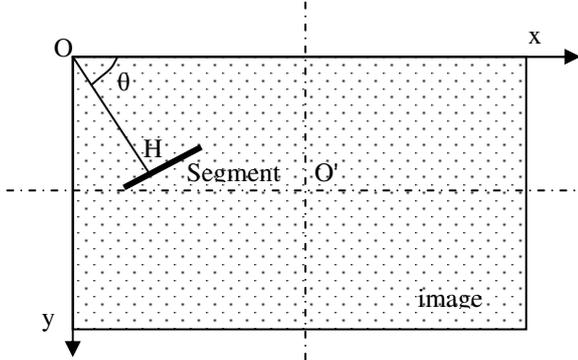


Figure 1 : Référence adoptée pour l'étude

Dans un premier temps, nous avons analysé visuellement l'histogramme formé par l'ensemble des θ de tous les segments. Un tel histogramme (cf. Figure 2) montre bien les différents groupes issus des gerbes perspectives correspondant aux différents points de fuite de l'image.

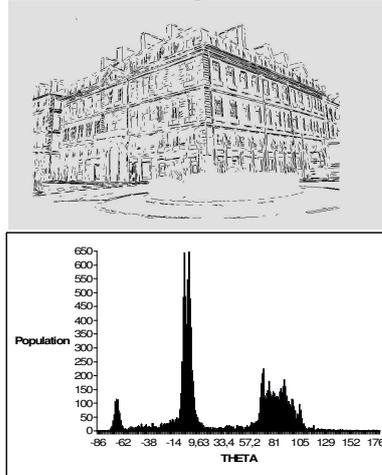


Figure 2 : Une image de segments, et son histogramme des orientations θ .

Néanmoins, si cet histogramme permet d'isoler sans aucune ambiguïté les lignes correspondant aux verticales (cf. Figure 2) pour autant que la photographie ait été acquise avec un axe plus ou moins horizontal, par contre les gerbes perspectives correspondant aux lignes horizontales des bâtiments se mélangent au moins en partie, sans qu'il soit possible de les séparer sur ce seul critère de θ .

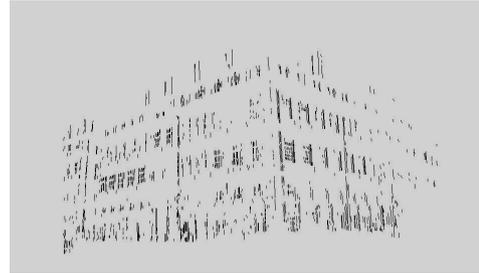


Figure 3 : Extraction des segments verticaux par leur angle θ .

Il suffit pour s'en persuader de prendre l'exemple de lignes horizontales du bâtiment localisées près de l'horizontale issue du centre optique : dans cette zone de l'image, deux gerbes perspectives correspondant à deux façades contiguës d'un même bâtiment sont nécessairement mélangées. Au-delà de cet exemple qui est assez ponctuel (zone très limitée de l'image), on trouve sans difficultés de nombreux groupes de segments parallèles appartenant à deux gerbes perspectives différentes, et qui rendent une discrimination sur le seul θ assez largement inopérante.

D'autres critères de sélection ont donc été recherchés. Nous nous sommes intéressés ici à une discrimination basée sur les points H. En effet, pour deux segments parallèles appartenant à deux gerbes différentes, les points H sont presque toujours très différents. Nous avons donc étudié la géométrie de la figure formée par l'origine O, les points H de tous les segments, et les différents points de fuite P_i . Il est intéressant de noter que pour une gerbe perspective donnée correspondant à un point P_i , les points H de tous les segments de cette gerbe sont théoriquement disposés sur un cercle K de diamètre OP. En effet, les droites OH et HP sont orthogonales par construction, donc tous les triangles OHP sont rectangles de même hypoténuse OP. L'exploitation de cette propriété géométrique avait déjà été suggérée en 1999 par Bräuer & Voss [4], mais sans mise en œuvre.

Nous avons donc étudié la possibilité de regrouper l'ensemble des points H de l'image (autant que de segments), directement sous forme de cercles. En effet, il est possible d'envisager ensuite une extraction automatique de tous les cercles formés par ces points H. Une caractéristique des cercles K est d'être définis par seulement deux paramètres, puisqu'ils passent par l'origine des coordonnées. (cf. Figure 4)

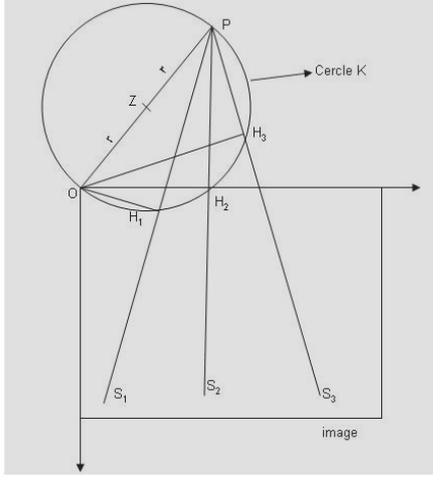


Figure 4 : Configuration des points H, du point de fuite et du cercle K sur l'image.

4.2 Recherche automatique des cercles K.

Le problème est maintenant de définir tous les cercles qui passent par des ensembles significatifs de points **H**. Un cercle est défini par 3 points, et il existe évidemment différentes façons de faire passer un cercle par un ensemble de points, soit en minimisant la distance algébrique entre le cercle et les différents points, soit en minimisant la distance géométrique [8]. Dans notre application et pour la simplicité du modèle nous avons choisi de minimiser la distance algébrique :

$$F(\mathbf{x}) = a \mathbf{x}^t \mathbf{x} + \mathbf{b}^t \mathbf{x} + c = 0, \quad (1)$$

où $a \neq 0$ et \mathbf{x} et $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^2$.

Pour ajuster un cercle à un nuage de points, il faut calculer a , \mathbf{b} et c . En insérant les coordonnées des points dans l'équation (1) nous obtenons un système d'équations tel que :

$$B \mathbf{u} = 0, \quad (2)$$

où $\mathbf{u} = (a ; b_1 ; b_2 ; c)$ et

$$B = \begin{pmatrix} X_{11}^2 + X_{12}^2, X_{11}, X_{12}, 1 \\ \dots \\ \dots \\ X_{n1}^2 + X_{n2}^2, X_{n1}, X_{n2}, 1 \end{pmatrix}. \quad (3)$$

Pour trouver la solution de l'équation homogène (2) nous imposons la contrainte suivante :

$$\|\mathbf{u}\| = 1, \quad (4)$$

et nous cherchons donc à minimiser le système suivant :

$$\min_{\|\mathbf{u}\|=1} \|B \mathbf{u}\|. \quad (5)$$

Ce système sera résolu par une décomposition SVD et la solution finale sera celle de la plus petite valeur propre du vecteur propre correspondant.

$$K = (k_1, k_2) = \left(-\frac{b_1}{2a}, -\frac{b_2}{2a} \right) \quad (6)$$

$$r = \sqrt{\frac{\|\mathbf{b}\|^2}{4a^2} - \frac{c}{a}} \quad (7)$$

où k_1 et k_2 sont les coordonnées du centre du cercle **K**, et r son rayon. En outre on est dans un cas de figure où le cercle passe par l'origine O, donc $c = 0$.

La méthode des moindres carrés est connue pour avoir une robustesse exécrable dès qu'il existe des mauvais points. Nous avons donc adopté la méthode RanSac [7], qui est connue en photogrammétrie et en vision par ordinateur pour sa grande robustesse et sa rapidité de calcul. Il s'agit d'une méthode d'estimation par consensus. On commence par un échantillonnage aléatoire de 3 points qui permet de déterminer un cercle, puis avec les paramètres ainsi calculés, on sélectionne les points dont la distance au cercle est inférieure au seuil prédéfini (t). On cherche à ce stade le meilleur cercle passant par les points ainsi choisis.

En analysant visuellement la représentation graphique des points H extraits, nous retrouvons bien les arcs de cercle évoqués précédemment (cf Figure 5).

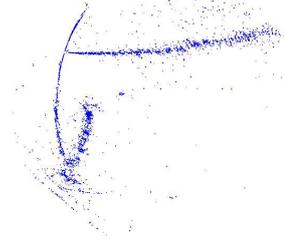


Figure 5 – Exemple des points H (issus de l'image en Fig.2).

Pour ce faire, chaque point qui est retenu pour participer à la détermination d'un cercle est retiré de l'ensemble de segments de départ. Le nombre de points minimal participant au consensus est déterminé comme un pourcentage du nombre total de segments détectés, et ce pourcentage est l'un des paramètres importants de réglage de l'algorithme. Par itérations successives, la totalité des cercles est extraite, et si le réglage des seuils est bien adapté, on obtient uniquement les cercles correspondant aux points de fuite (cf. Figure 6).

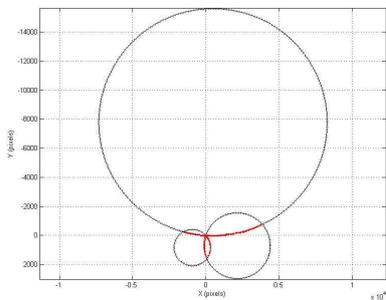


Figure 6 : Cercles extraits à partir des nuages de points H . On note que l'intersection des trois cercles est bien l'origine O , et la zone surlignée en rouge correspond aux points visible dans la figure 5.

4.3 Validation visuelle de l'algorithme.

Une fois que l'on a calculé les paramètres de tous les cercles, pour pouvoir valider l'algorithme, nous traitons le problème en sens inverse, c'est-à-dire que partant de l'ensemble de tous les segments nous sélectionnons et représentons sur l'image d'origine les segments correspondant aux cercles calculés. On peut ainsi optimiser le réglage des paramètres de RanSac, et identifier où prennent naissance des artefacts résiduels. Nous avons ainsi identifié sans surprise que dans les paysages urbains courants, avec des images acquises à hauteur humaine, la partie basse de l'image (en dessous de 1,50 m par exemple) était très riche en segments sans aucun rapport avec les bâtiments (peintures au sol, mobiliers urbains, véhicules en stationnement, ...).

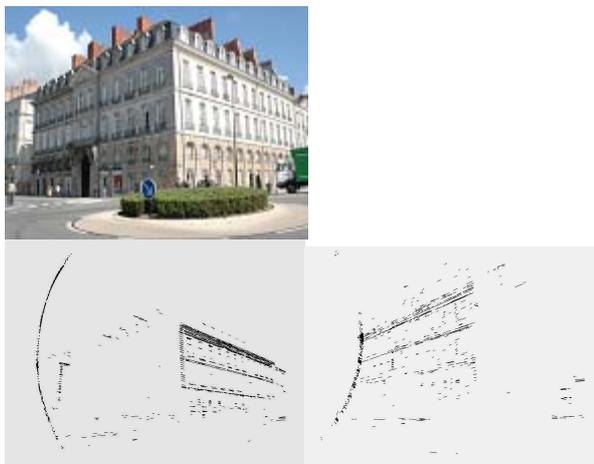


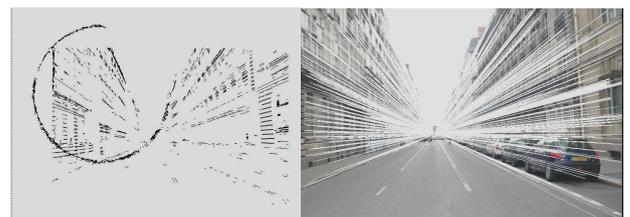
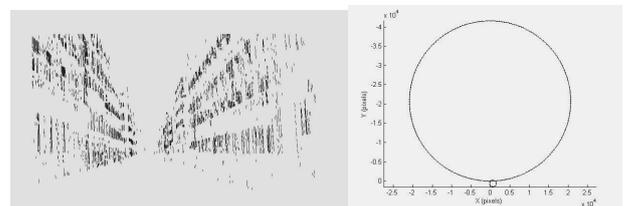
Figure 7- Les cercles K correspondant aux gerbes perspectives de deux façades d'un bâtiment : on notera les nombreux artefacts correspondant aux parties de l'image situées en dessous de l'horizontale.

5 Conclusion

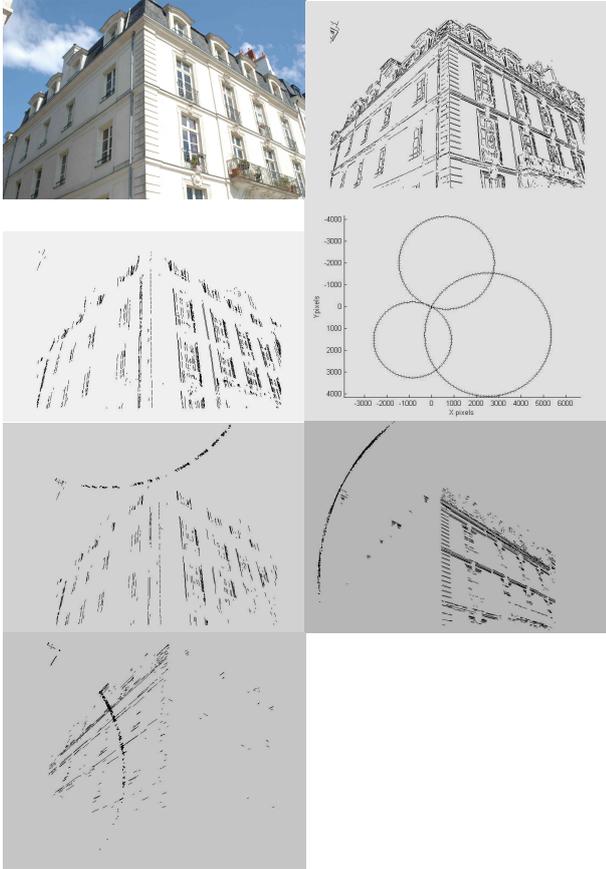
Dans ce papier, nous avons présenté une nouvelle méthode de détection automatique de points de fuite en se basant sur une géométrie simple dans l'espace 2D de l'image. Les résultats montrent l'efficacité de cette méthode de calcul, qui en outre est rapide, ce qui permet d'envisager son utilisation en temps réel sur le terrain.

Annexe

Résultats



Exemple de détection de points de fuite dans une image de rue. De haut en bas : Image brute, segments extraits, segments verticaux seuls, cercles K extraits (le grand correspond aux verticales, avec un point de fuite très loin de l'image), validation visuelle montrant les segments liés à des horizontales et le cercle K correspondant, image d'origine avec superposition les lignes de fuite extraites.



Même série, pour une image différente présentant trois points de fuite. De haut en bas : Image brute, segments extraits, segments verticaux seuls, cercles K extraits (un pour les verticales, deux pour les horizontales), validation visuelle montrant les segments liés à des horizontales et le cercle K correspondant pour les deux façades.

Références

- [1] A. Almansa, A. Desolneux, S. Vamech, Vanishing points detection without any a priori information. *IEEE Trans. on PAMI*, 25(4):502–507, 2003.
- [2] Barnard S. Interpreting perspective images. *Artificial Intelligence*, vol. 21. 1983.
- [3] B. Brillault, B. O'Mahoney,. New method for vanishing point detection. *CVG-IP, Image Understanding*, 54(2):289-300, 1991.
- [4] C. Bräuer, Burchardt, Klauss Voss, Robust Vanishing Point Determination in Noisy Images. *Internal report*, Digital Image Processing Group. Institute for Compute Science. University of Jena. Germany. 1999.
- [5] R. Deriche, R. Vaillant, O. Faugeras. From Noisy Edges Points to 3D Reconstruction of a Scene : A Robust Approach and Its Uncertainty Analysis .

World Scientific Series in Machine Perception and Artificial Intelligence , Vol. 2, p. 71-79. 1992.

- [6] R. Deriche, Using Canny's criteria to derive an optimal edge detector recursively implemented, *Int. J. Computer Vision*, Vol. 2, p. 15-20, Avril 1987.
- [7] M. A Fischler,, R. C. Bolles, Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Communications of the ACM*, Vol. 24(6):, p.381-395. 1981.
- [8] W. Gander, G. H. Golub, and R. Strebler, Fitting of circles and ellipses least squares solution, *Technical Report 217, Institut fur Wissenschaftliches Rechnen*, ETH Zurich, June 1994.
- [9] R. Hartley and A. Zisserman. *Multiple View Geometry in Computer Vision*. Cambridge University Press, 2000.
- [10] F.A Heuvel., Vanishing point detection for architectural photogrammetry. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing* Vol. XXXII part 5, p. 652-659. 1998.
- [11] M. Kalantari, F. Jung, Détection entièrement automatique de points de fuite dans des scènes architecturales urbaines, xyz N° 107, juin 2006, pp. 41-46.
- [12] E. Lutton, H. Maitre., J. Lopez-Krahe, Contribution to the determination of vanishing points using Hough transform. *IEEE Trans. PAMI*. Vol. 16, N°4, pp. 430-438, Avril 1994.
- [13] M. J. Magee, J. K. Aggarwal, Determining vanishing points from perspective images. *CVGIP*, 26(2): pp. 256-267. 1984.
- [14] N. Paparoditis Thèse Reconstruction 3D de paysages urbains en imagerie stéréoscopique spatiale haute résolution, Thèse, Université de Nice-Sophia Antipolis, 1998.
- [15] L. Quan, R. Mohr, Determining perspective structures using hierarchical Hough transform. *Pattern Recognition Letters* Vol. 9, pp. 279-286. 1989.
- [16] T. Tuytelaars, L.Van Gool, M. Proesmans, T.Moons, The cascaded Hough transform as an aid in aerial image interpretation. *Proceedings of ICCV*, p.67-72, 1998.