HAL open science

Capteur omnidirectionnel Optimal pour le diagnostic de la circulation dans les carrefours urbains

Ali Ghorayeb, Alex Potelle, Laure Brisoux Devendeville, El Mustapha Mouaddib

To cite this version:

Ali Ghorayeb, Alex Potelle, Laure Brisoux Devendeville, El Mustapha Mouaddib. Capteur omnidirectionnel Optimal pour le diagnostic de la circulation dans les carrefours urbains. ORASIS'09 - Congrès des jeunes chercheurs en vision par ordinateur, 2009, Trégastel, France, France. inria-00404609

HAL Id: inria-00404609

https://inria.hal.science/inria-00404609v1

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.

Capteur omnidirectionnel Optimal pour le diagnostic de la circulation dans les carrefours urbains

Optimal omnidirectional sensor for urban traffic diagnosis in crossroads

Ali Ghorayeb Alex Potelle Laure Devendeville El Mustapha Mouaddib

Laboratoire de Modélisation, Information et Systèmes (MIS) - EA 4290
Université de Picardie Jules Verne

33 rue Saint Leu, 80039 Amiens CEDEX 1
{ali.ghorayeb, alex.potelle, laure.devendeville, mouaddib}@u-picardie.fr

Résumé

Nous proposons, dans cet article, un capteur visuel omnidirectionnel optimal en vue d'une application au diagnostic du trafic routier à destination des véhicules d'urgence. Les systèmes de vision catadioptriques classiques utilisent généralement un miroir parabolique, hyperbolique, sphérique ou même conique pour observer la scène. On peut facilement montrer que, dans le cadre d'une application de surveillance de carrefour, une quantité importante de pixels est non utilisable. L'originalité de notre travail a consisté à s'assurer que l'image des zones « primordiales », c'est-à-dire sur lesquelles a lieu le trafic routier (voies d'accès au carrefour et couronne) occupe tous les pixels de l'image. Dans cet article, nous décrivons la méthodologie utilisée pour concevoir un tel capteur et nous le comparons aux principaux capteurs décrits dans la littérature.

Mots Clef

Vision, omnidirectionnel, catadioptrique, conception, optimisation.

Abstract

In this paper we present an optimal omnidirectional visual sensor for trafic diagnosis. This sensor is designed for the benefit of large traffic diagnosis application for emergency vehicles. Traditional catadioptric vision systems use typically a parabolic mirror, hyperbolic, spherical or conical to observe the scene. One can easily notice that in crossroad scene monitoring a large quantity of pixels is useless. This means that a large part of the output image does not cover the active areas of the scene. The active area corresponds to the road and the crown for crossroad scene. The originilality of our work was to ensure that all the pixels are useful : all the pixels of the output image correspond to the active area of the scene. In this article we describe the methodology used to design such a sensor. We compare our optimal sensor to state of the art traditonal sensors and we prove that it performs better than traditional sensors.

Keywords

Vision, omnidirectional, catadioptric, design, optimization.

1 Introduction

La surveillance du trafic routier, en milieu urbain, a pour objectif d'acquérir et transmettre des indicateurs sur l'état de la circulation. On distingue différents types de capteurs permettant de mener à bien cette tâche [12, 11] : les capteurs intrusifs, qui sont insérés dans la chaussée ou solidaire de la chaussée (la boucle électromagnétique, le capteur piézo-électrique), les capteurs semi-intrusifs posés sur la chaussée (les tubes pneumatiques, les plaques magnétiques) et les capteurs non-intrusifs qui sont généralement situés en hauteur sur un support fixe (le radar doppler, le laser, la vidéo). Dans ce papier, nous nous plaçons dans ce dernier cas puisque notre application utilise un capteur vidéo. L'exploitation des données se fait par le traitement et l'analyse des images acquises par le capteur visuel.

Il existe deux types de capteurs visuels, les caméras classiques ayant généralement un faible champs de vue et les capteurs sensés observer un champ de vue plus important. Parmi les systèmes permettant d'augmenter le champs de vue, nous pouvons citer les capteurs omnidirectionnels catadioptriques. Ces capteurs se composent d'une caméra associée à un ou plusieurs miroirs. Nous focalisons notre travail sur ces capteurs.

Il existe plusieurs applications basées sur ce type de capteurs ; les uns utilisent des formes conventionnelles comme un miroir conique [16, 20], sphérique [7], parabolique [2], hyperbolique [21], et les autres utilisent des formes spécifiques de miroirs ou une combinaison de plusieurs miroirs [1, 3, 4, 8, 10, 13, 15, 17, 18]. Ces capteurs sont largement utilisés dans le domaine de la vision par ordinateur [20, 21]. Le principe de la surveillance par des capteurs visuels re-

pose sur le suivi vidéo des mouvements. Le retour visuel immédiat émis par les systèmes de détection vidéo garantit son bon fonctionnement.

Le cadre applicatif de notre capteur est l'analyse du trafic routier à destination des véhicules d'urgence. Nous nous intéressons en particulier à la supervision des carrefours. Dans le cadre de cet article, un carrefour sera composé d'une couronne et de quatre voies (cf. figure 1). L'analyse des images du carrefour se focalise sur les voies et la couronne, le reste de l'image étant de l'information inutile.

Nous proposons de concevoir un capteur visuel catadioptrique optimal pour représenter l'information utile avec un nombre maximal de pixels dans l'image.

FIGURE 1 – Vue perspective du carrefour généré sous Pov-Ray

2 Conception

La conception des capteurs catadioptriques a fait l'objet d'intenses recherches depuis une dizaine d'années grâce au regain d'intérêt pour la vision omnidirectionnelle catadioptrique.

Plusieurs approches ont été proposées pour la conception des capteurs catadioptriques. Gaspar *et al.* [8] présentent une méthodologie générale de conception de miroirs pour les capteurs catadioptriques utilisant la projection linéaire, ce qui donne une caméra de résolution constante (équi-résolution). Il combine la résolution constante horizontale et verticale dans un même capteur. L'inconvénient majeur est que le champ de vue maximal est limité à des faibles distances, en plus, en utilisant ce type de capteur pour la surveillance des carrefours, nous obtiendrons beaucoup de zones qui ne contiennent pas d'informations utiles dans l'image.

Hicks et Perline [10] développent une approche similaire mais avec une projection orthographique. Ils prouvent que dans ce cas le miroir doit être une surface de révolution ayant une courbure gaussienne constante. Ils comparent leurs travaux à ceux de [3], [4] et [15], dont chacun propose une condition nécessaire pour se rapprocher de la résolution uniforme.

L'approche publiée par Swaminathan *et al.* [19] est probablement la plus « séduisante » parce qu'elle prend en compte le problème dans sa globalité et ne fait aucune supposition quant à la forme du miroir recherché. Nous avons adapté cette méthode à notre problématique. La section suivante (2.1) décrit en détail la méthodologie.

2.1 Méthodologie

Le problème peut être formulé ainsi : considérons une scène 3D (par exemple un carrefour et ses voies), modélisée à l'aide d'un ensemble de points, appelé M et l'image idéale correspondant à cette scène modélisée sous forme d'un ensemble de pixels I. L'ensemble des points M et I définit une « carte de correspondance » (cf. figure 4). Les rayons lumineux réfléchis par la scène 3D, et donc par M, sont à nouveau réfléchis par le miroir à calculer, puis projetés sur le plan image de la caméra (cf. figure 2).

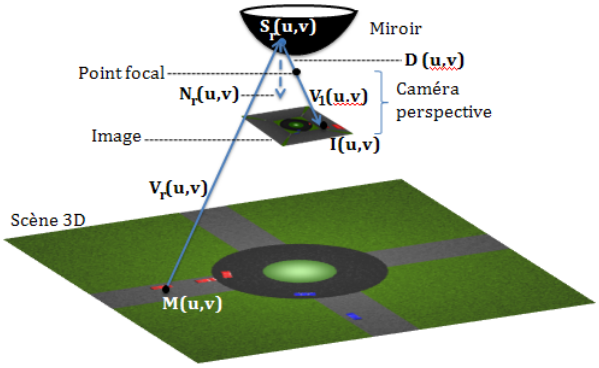

FIGURE 2 – Un Point $M(u, v)$ de la scène 3D se reflète sur le miroir en $S_r(u, v)$ et se projète sur le plan image de la camèra en $I(u, v)$ sur l'image. (u, v) sont les coordonnées pixéliques d'un point image I.

Pour des contraintes de coût et de réalisations du capteur (encombrement, poid, etc.), nous avons utilisé une caméra perspective qui offre un point de vue unique pour tous les pixels (point focal). De plus, nous avons choisi de prendre comme centre du repère du capteur le point focal de la caméra. Notons que le système complet (caméra et miroirs) n'a pas un point de vue unique.

La résolution du problème du calcul du miroir se ramène alors à la détermination de la surface S_r qui respecte au mieux les deux contraintes suivantes :

1. La correspondance entre M et I
2. La loi de la réflexion

L'équation de la surface S_r peut s'écrire :

$$S_r(u, v) = -D(u, v)V_1(u, v) \tag{1}$$

Où $V_1(u, v)$ est la direction de vue du point image $I(u, v)$, $D(u, v)$ est la distance entre le point $S_r(u, v)$ et le point focal de la caméra. Le vecteur $V_1(u, v)$ dépend uniquement de l'optique choisie (longueur de la focale, taille de la

matrice CCD). Donc, calculer un point du miroir $S_r(u,v)$ revient à déterminer la distance $D(u,v)$. L'ensemble des points $D(u,v)$ définit une surface pouvant être modélisée de plusieurs manières : les splines, les polynômes, les surfaces de Bézier, etc. Dans la méthode décrite par Swaminathan [19] l'utilisation des splines permet de modéliser des surfaces très complexes mais nécessite un nombre important de coefficients à calculer. Compte tenu de la nature de la scène observée, nous avons choisi d'utiliser des fonctions plus simples : les surfaces polynômiales. D est ainsi modélisé par :

$$D(u,v) = \sum_{i=0}^{m}\sum_{j=0}^{n} c_{i,j} f_i(u) g_j(v) \tag{2}$$

$f_i(u)$ et $g_j(v)$ sont des fonctions polynômiales de degré m et n respectivement, avec $f_i(u) = u^i$, $g_j(v) = v^j$, $i \in [0,m]$ et $j \in [0,n]$. $c_{i,j}$ sont les coefficients de la surface polynômiale. Le vecteur V_r, qui correspond à la direction du rayon incident, est défini par :

$$V_r(u,v) = \frac{S_r(u,v) - M(u,v)}{|S_r(u,v) - M(u,v)|} \tag{3}$$

La normale en un point $S_r(u,v)$ sur la surface du miroir est définie par :

$$N_r(u,v) = \frac{V_1(u,v) - V_r(u,v)}{|V_1(u,v) - V_r(u,v)|} \tag{4}$$

Pour respecter la loi de la réflexion, la normale théorique $N_r(u,v)$ (définie par la carte de correspondance) doit être orthogonale aux deux tangentes à la surface au point $S_r(u,v)$. Ceci revient à résoudre le système d'équations suivant :

$$\frac{\delta S_r(u,v)}{\delta u} N_r(u,v) = 0 \tag{5}$$

$$\frac{\delta S_r(u,v)}{\delta v} N_r(u,v) = 0 \tag{6}$$

Après réarrangement des termes des équations (5), (6) et en remplaçant $S_r(u,v)$ (1) par sa valeur, nous obtenons les deux équation suivantes :

$$\left(\frac{\delta D}{\delta u} V_1 + D\frac{\delta V_1}{\delta u}\right) N_r = 0 \tag{7}$$

$$\left(\frac{\delta D}{\delta v} V_1 + D\frac{\delta V_1}{\delta v}\right) N_r = 0 \tag{8}$$

En substituant l'équation (2) dans les équations (7) et (8), nous obtenons deux nouvelles contraintes (9) et (10), un système d'équations qui dépend des fonctions polynômiales $f_i(u)$ et $g_j(v)$, de leur dérivées partielles $f_i^{'}(u)$ et $g_j^{'}(v)$ respectivement et des coefficients $c_{i,j}$.

$$\left(V_1 \sum_{i,j} c_{i,j} f_i^{'}(u) g_j(v) + \frac{\delta V_1}{\delta u} \sum_{i,j} c_{i,j} f_i(u) g_j(v)\right) N_r = 0 \tag{9}$$

$$\left(V_1 \sum_{i,j} c_{i,j} f_i(u) g_j^{'}(v) + \frac{\delta V_1}{\delta v} \sum_{i,j} c_{i,j} f_i(u) g_j(v)\right) N_r = 0 \tag{10}$$

Il suffit maintenant de réarranger les équations (9) et (10) pour obtenir un système de la forme $A.c = b$, où c est le vecteur contenant les coefficients $c_{i,j}$. La détermination du miroir est désormais équivalente à celle des coefficients $c_{i,j}$.
La figure (3) décrit le principe de l'algorithme que nous avons utilisé. Initialement, on fait l'hypothèse que le miroir est plan et l'algorithme itère jusqu'à la convergence.

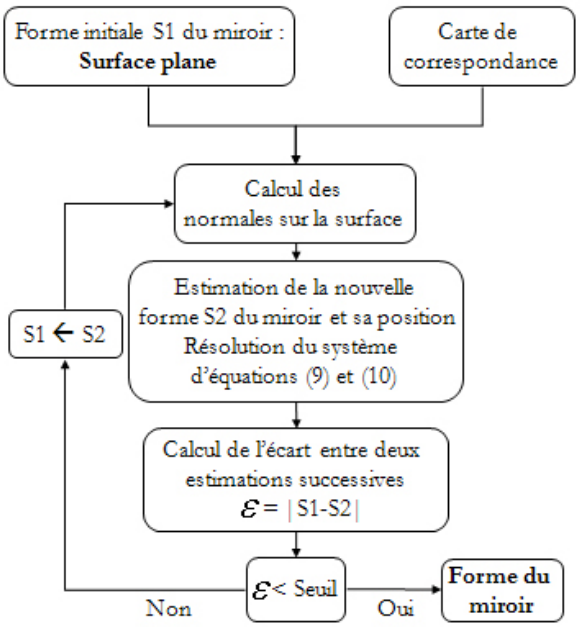

FIGURE 3 – Principe général de l'algorithme de [19]

2.2 Résultats

Nous avons calculé avec la même méthode deux types de miroir : un qui possède la résolution constante horizontale, pour la supervision de la partie centrale du carrefour (couronne), puisque l'information inutile dans cette partie de l'image est très faible, et un autre optimisé pour la supervision de chaque voie du carrefour.
La surface polynômiale a été calculée avec des fonctions polynômiales de degré maximum $m = n = 8$ et une focale de $10mm$. Le centre du repère (point focal de la caméra) a été placé à une hauteur de 9 mètres (cf. figure 2).

Le schéma général de la validation du miroir suit les étapes suivantes :

1. Fixer les paramètres intrinsèques de la caméra.
2. Création de la carte de correspondance entre les points 3D (M) à observer et leurs correspondants dans l'image (I). Tous deux sont exprimés dans le repère commun centré sur le point focal de la caméra.
3. Calcul du miroir (Sr) qui respecte cette carte.
4. Analyse de l'erreur obtenue (angulaire, métrique ou pixélique) pour déterminer la validité du miroir.
5. Simulation sous Povray.

Les points 3D à observer correspondent au carrefour. Celui sur lequel (cf. figure 1) nous travaillons est composé de quatre voies et présente les caractéristiques suivantes :

1. Longueur des voies : (partie grise foncée) 15 mètres
2. Largeur des voies : 7 mètres
3. Rayon de la partie centrale du carrefour (disque vert) : 5 mètres
4. Rayon de la couronne du carrefour (anneau noir) : 12 mètres

À chaque voie, nous faisons correspondre à peu près un cinquième de la figure 4.
Pour valider l'algorithme, nous avons d'abord considéré une seule voie. Après avoir établi son mapping (cf. figure 4), nous avons obtenu la surface de miroir présentée en figure (5). Ce miroir a ensuite été dupliqué quatre fois pour couvrir toutes les voies du carrefour.

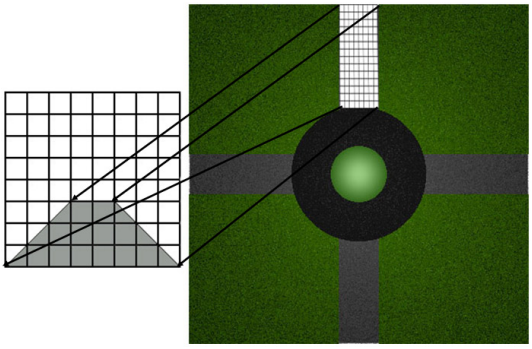

FIGURE 4 – Carte de correspondance d'une voie de la scène (à droite) vers l'image (à gauche). Chaque point de la grille (la voie du côté haut du carrefour) est associé à son point image correspondant.

La conception complète se résume ainsi :

1. Calcul du miroir pour une voie et duplication autant de fois qu'il y a de voies dans le carrefour
2. Calcul du miroir dédié à la partie centrale du carrefour
3. Assemblage de l'ensemble

Le capteur final est donc composé de cinq miroirs (cf. figure 6) : quatre qui réfléchissent les voies sont identiques et disposés en quadrature et le cinquième réfléchit la partie centrale du carrefour. Ce dernier est un miroir de révolution. Il est positionné en dessous des autres.

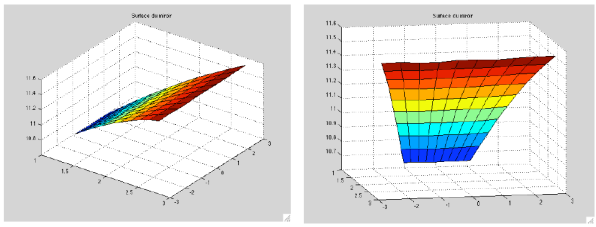

FIGURE 5 – La surface du miroir optimisé.

FIGURE 6 – Forme du miroir optimisé

3 Validation

L'objectif de cette partie est d'évaluer ce capteur en le comparant à quatre autres capteurs catadioptriques utilisés dans la littérature : le miroir sphérique, le miroir paraboloïde, le miroir hyperboloïde et le miroir permettant une la résolution constante. Pour chacun de ces capteurs, nous avons généré une séquence de 200 images (500×500 pixels) de synthèse du carrefour « réaliste » présenté en figure (1), en faisant déplacer des véhicules pour simuler le trafic routier. La figure (7) présente une image, du carrefour, obtenue avec chacun des miroirs cités et le nôtre.

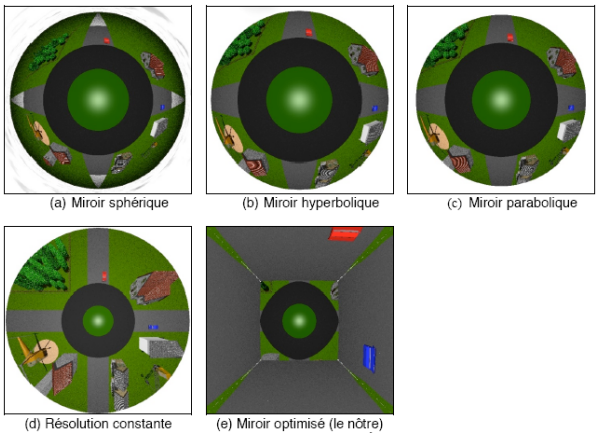

FIGURE 7 – Images obtenues avec les différents miroirs

Nous avons retenu trois critères pour cette comparaison :

1. La surface utile dans l'image
2. La précision de détection des véhicules
3. Le comportement en présence de bruit

D'autres critères sont en cours d'élaboration et de quantification.

3.1 Surface utile

Ce critère est celui qui est à l'origine de la conception de ce nouveau miroir. En effet, c'est en constatant que les voies et le carrefour occupaient peu de pixels dans l'image que nous avons commencé à travailler sur un miroir adéquat.
Nous définissons la surface utile S_u de la manière suivante :

$$S_u = \frac{nbPB * 100}{nbPT} \tag{11}$$

Où $nbPB$ est le nombre de pixels utiles dans l'image et $nbPT$ est le nombre total de pixels dans l'image (250000 pixels). La figure (8) montre les surfaces utiles (zones bleues) dans les 5 images omnidirectionnelles. La figure (9), rapporte les surfaces utiles en pourcentage pour les cinq miroirs.
Nous remarquons que dans le cas du miroir optimisé, on atteint les 90,57% (cf. figure 9) de la surface utile, ce qui représente un gain très important comparativement aux autres miroirs.

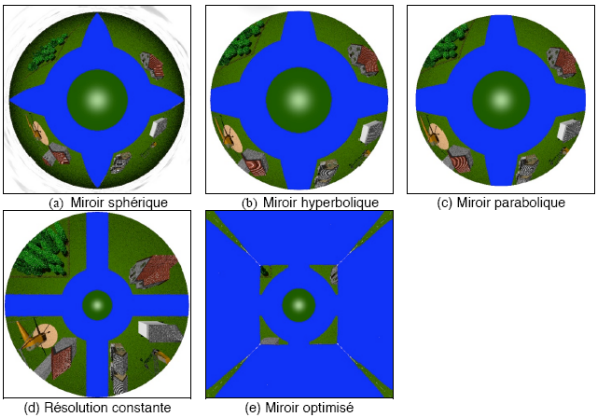

FIGURE 8 – Surface utile (de couleur bleue) pour chaque type de miroir

3.2 Détection de précision sans présence de bruit

L'objectif est d'évaluer la précision de détection des véhicules sur une séquence d'images générée par synthèse. Nous nous sommes intéressés aux algorithmes d'estimation du trafic en ramenant le problème à la détection des véhicules présents sur les voies et la couronne du carrefour. Dans notre cas, la détection se fait en deux étapes. La première consiste à estimer l'image de fond à partir de la séquence d'images (méthode d'estimation de la densité du noyau présentée par [5]). Cette manière de faire anticipe sur l'utilisation réelle du système, situation dans laquelle il

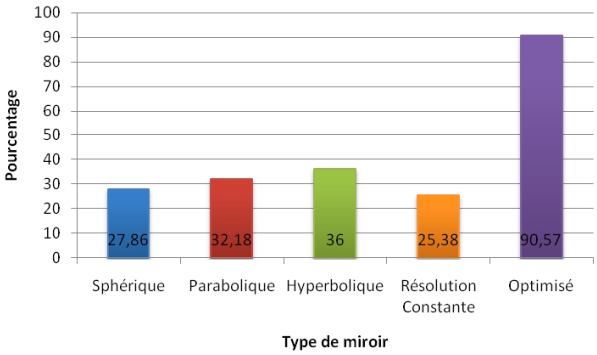

FIGURE 9 – Pourcentage de surface utile pour chaque type de miroir

ne sera pas forcément possible de disposer d'une image de fond (sans véhicule). Une autre raison qui milite en faveur de l'estimation de l'image de fond en ligne est l'adaptabilité aux variations des conditions de prise d'images. La seconde étape consiste à soustraire l'image courante (à traiter) de l'image de fond, pour obtenir les véhicules.
Nous avons estimé le degré de précision de détection des véhicules en utilisant la précision telle qu'elle est décrite par [14] :

$$precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{12}$$

Si on appelle un point blanc, un point appartenant à un véhicule, et un point noir, un point appartenant au fond de la scène, alors la signification des variables est :

1. TP (vrai positif) : un point blanc a été détecté comme étant blanc.
2. TN (vrai négatif) : un point noir a été détecté comme étant noir.
3. FP (faux positif) : un point blanc a été détecté comme étant noir.
4. FN (faux négatif) : un point noir a été détecté comme étant blanc.

Le critère de précision mesure la probabilité d'obtenir un point blanc (point appartenant au véhicule), sachant que l'on teste un point blanc.
La figure (10) montre les résultats obtenus pour les différents types de miroir. Nous remarquons que le miroir optimisé atteint la meilleure précision.

3.3 Précision de détection en présence de bruit

Afin de tester la robustesse au bruit, nous avons ajouté du bruit gaussien dans les images omnidirectionnelles de la séquence précédente pour se rapprocher des capteurs réels. Nous avons effectué la même étude que dans le paragraphe précédent. Nous constatons que notre miroir optimisé offre toujours la meilleure précision de détection des véhicules (cf. figure 11) parmi les 5 types de miroirs utilisés.

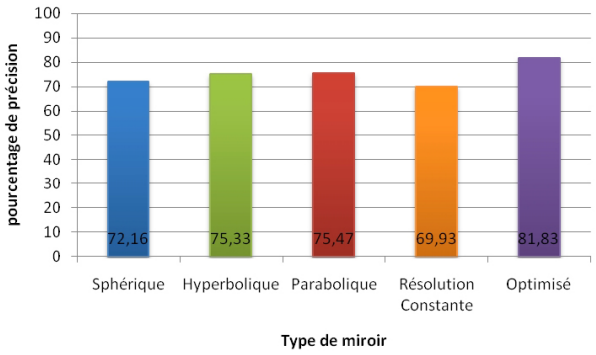

FIGURE 10 – Pourcentage du degré de précision de détection des véhicules pour les différents miroirs

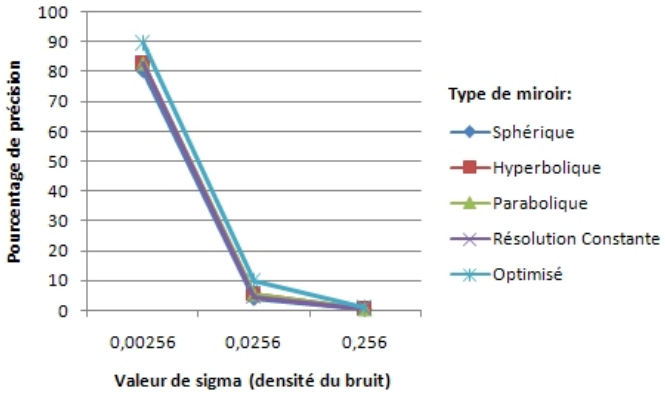

FIGURE 11 – Pourcentage du degré de précision de détection des véhicules pour les différents miroirs en fonction de la densité du bruit gaussien σ

4 Conclusion

Nous avons conçu un capteur omnidirectionnel catadioptrique optimal composé :

- d'un miroir dédié à la supervision de la partie centrale du carrefour possédant la propriété de la résolution constante horizontale
- de quatre miroirs optimisés (chacun est dédié à la supervision d'une voie du carrefour).

Nous avons évalué ce capteur en le comparant avec d'autres capteurs classiques suivant trois critères : la surface utile, la détection de précision et la robustesse au bruit.

Les résultats obtenus en simulation, montrent la supériorité de notre capteur sur ceux déjà existants. Nous allons compléter cette évaluation en implémentant l'estimation d'autres caractéristiques du traffic routier utiles pour les modèles de circulation (vitesses, débit, ...). Nous allons également procéder à la réalisation du capteur en vue de sa validation dans un environnement réel.

Références

[1] S. Baker et S.K. Nayar. A Theory of Catadioptric Image Formation. *Proceedings of the International Conference on Computer Vision*, Bombay, India, 35–42, January 1998.

[2] F. Bruckstein et T. Richardson. Omniview Cameras with Curved Surface Mirrors. *Proceedings of the IEEE Workshop on Omnidirectional Vision*, 79–84, June 2000.

[3] J.S. Chahl et M.V. Srinivasan. Reflective surfaces for panoramic imaging. *Applied Optics*, vol.36, 8275–8285, November 1997.

[4] T.L. Conroy et J.B. Moore. Resolution Invariant Surfaces for Panoramic Vision Systems. *Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV'99)*, Kerkyra, Greece, vol.1, 392–397, September 1999.

[5] A. Elgammal, R. Duraiswami, D. Harwood et L.S. Davis. Background and foreground modeling using nonparametric kernel density estimation for visual surveillance. *Proceedings of the IEEE*, 1151–1163, 2002.

[6] S. Espié et F. Lenoir. Le trafic routier et sa mesure. *Revue générale des routes et des aérodromes*, num. 674, 17–20, Mai 1990.

[7] J. Gaspar and J. Santos-Victor. Visual Path Following with a Catadioptric Panoramic Camera. *Proceedings of the International Symposium on Intelligent Robotic Systems - SIRS'99*, 1999.

[8] J. Gaspar, C. Decco, J.J. Okamoto et J. Santos-Victor. Constant Resolution Omnidirectional Cameras. *Proceedings of the 3rd IEEE Workshop on Omnidirectional Vision (OMNIVIS'02)*, June 2002.

[9] J. Gluckman et S.K. Nayar. Planar catadioptric stereo : Geometry and calibration. *Proceedings of the CVPR*, vol.I, 22–28, 1999.

[10] R.A. Hicks et R.K. Perline. Equiresolution catadioptric sensors. *Applied Optics*, Department of Mathematics, Drexel University, Philadelphia, Pennsylvania 19104, USA., vol.44, issn 0003-6935, 6108–6114, October 2005.

[11] J.H. Kell, I.J. Fullerton et M.K. Mills. Traffic Detector Handbook. *Federal Highway Administration*, Third Edition, vol.I, FHWA-HRT-06-108, October 2006.

[12] H. Lieu. Traffic Flow Theory : A state of the art report - Revised Monograph on Traffic Flow Theory. *Transportation Research Board*, Washington, 2002.

[13] V. Nalwa. A true omnidirectional viewer. *Bell Laboratories*, Technical Report, Holmdel, NJ 07733, U.S.A., 1996.

[14] A.T. Nghiem, F. Bremond, M. Thonnat et V. Valentin. ETISEO, performance evaluation for video surveillance systems. *Proceedings of the IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS '07)*, London, UK, 476–481, September 2007.

[15] M. Ollis, H. Herman et S. Singh. Analysis and design of panoramic stereo vision using equi-angular pixel cameras. *The Robotics Institute, Carnegie Mellon University*, Technical Report, Pittsburgh, USA, vol.36, 1999.

[16] C. Pegard et E. Mouaddib. A mobile robot using a panoramic view. *Proceedings of the IEEE Conference on Robotics and Automation*, 89–94, 1996.

[17] V.N. Peri et S.K. Nayar. Generation of perspective and panoramic video from omnidirectional video. *DARPA-IUW*, vol.I, 243–245, 1997.

[18] D. Rees. Panoramic television viewing system. *United States Patent*, No.3,505,465, 1970.

[19] R. Swaminathan, S.K. Nayar et M.D. Grossberg. Framework for Designing Catadioptric Projection and Imaging Systems. *Proceedings of the IEEE International Workshop on Projector-Camera Systems (PROCAMS'03)*, Nice, France, October 2003.

[20] Y. Yagi et S. Kawato. Panoramic scene analysis with conic projection. *Proceedings of the International Conference on Robots and Systems*, 1990.

[21] K. Yamazawa, Y. Yagi, et M. Yachida. Omnidirectional imaging with hyperboidal projection. *Proceedings of the IEEE International Conference on Robots and Systems*, 1993.