

Estimation des Cartes du Temps de Collision (TTC) en Vision Para-catadioptrique

Fatima Zahra Benamar, Cédric Demonceaux, Sanaa El Fkihi, E. Mouaddib, Driss Aboutajdine

▶ **To cite this version:**

Fatima Zahra Benamar, Cédric Demonceaux, Sanaa El Fkihi, E. Mouaddib, Driss Aboutajdine. Estimation des Cartes du Temps de Collision (TTC) en Vision Para-catadioptrique. Orasis, Congrès des jeunes chercheurs en vision par ordinateur, Jun 2013, Cluny, France. hal-00829428

HAL Id: hal-00829428
https://hal.science/hal-00829428

Submitted on 5 Jun 2013

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.

Estimation des Cartes du Temps de Collision (TTC) en Vision Para-catadioptrique

F.Z. Benamar[1,4] C. Demonceaux[2] S. El Fkihi[3] E. Mouaddib[4] D. Aboutajdine[1]

[1] LRIT, Unité associée au CNRST, URAC 29, FSR, Université Mohammed V-Agdal, Rabat, Maroc
[2] Le2i, UMR CNRS 6306, Université de Bourgonne, Le Creusot, France.
[3] RIITM, ENSIAS, Université Mohammed V Souissi, Rabat, Maroc.
[4] MIS, Université de Picardie Jules Verne (UPJV), Amiens, France.

fatima.zahra.benamar@u-picardie.fr

Résumé

Le temps de contact ou le temps de collision (TTC) est une information importante pour la navigation et l'évitement d'obtacles. Son estimation a largement été étudiée dans le cas des caméras perspectives. Par contre, très peu de travaux ont été effectués sur ce sujet pour les caméras catadioptriques, alors qu'elles sont très utiles, notamment, en navigation des robots mobiles. L'objectif de cet article, est de proposer un nouveau modèle d'estimation du TTC pour les caméras paracatadioptriques basé sur le flot optique, en adaptant celui développé pour les caméras perspectives. Le calcul du TTC en chaque pixel permet d'obtenir la carte des temps de collision. Nous avons validé ce modèle sur des images de synthèse et sur des séquences réelles.

Mots Clef

TTC, Temps de collision, vision omnidirectionnelle, évitement d'obstacle.

Abstract

Time to contact or time to collision (TTC) is a vital information to avoid obstacles. It is a convenient way to analyze surrounding environment. The problem of TTC estimation is largely discussed in perspectives images. However, a few works deal with catadioptric images when a lot of works have shown the utility of this kind of cameras in robotics application (monitoring, localization, motion...). The contribution of this paper is to develop a novel model for estimating TTC with catadioptric cameras. This method was validated on simulated and real data.

Keywords

TTC, Time to collision, omnidirectional vision, obstacle avoidance.

1 Introduction

Le temps de collision ou le temps de contact (TTC) est le temps qui sépare un robot d'un obstacle. La théorie du TTC a été introduite par Lee en 1976 [11]. Si nous supposons qu'un robot suit un mouvement de translation le long d'un axe X sur lequel est positionné un obstacle fixe, l'équation classique pour calculer le TTC robot-obstacle est la suivante :

$$\tau = -\frac{X}{\frac{dX}{dt}} \quad (1)$$

où X est la distance séparant le capteur et l'obstacle, alors que $\frac{dX}{dt}$ est la vitesse du capteur par rapport à l'obstacle (voir Figure 1).

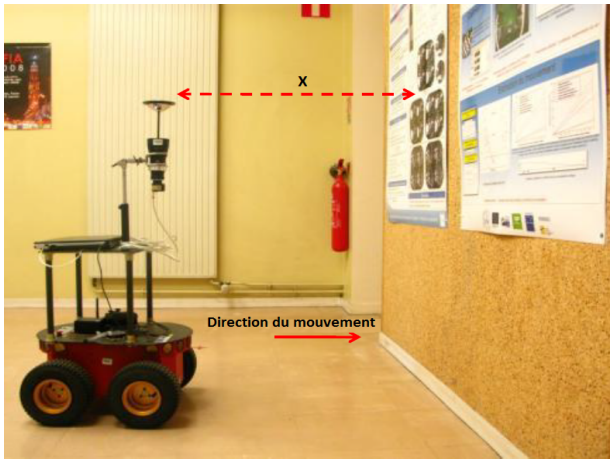


FIGURE 1 – Robot Pioneer-AT muni d'une caméra catadioptrique, s'approchant d'un obstacle.

L'un des principaux avantages à noter, est que l'équation de TTC peut être entièrement exprimée dans le repère du plan image, sans avoir à mesurer des quantités réelles telles que la distance et la vitesse. Ainsi, les approches d'estimation du TTC à l'aide de la vision par ordinateur, peuvent être utiles pour éviter les obstacles et pour détecter la collision dans le domaine de la navigation du robot. De nombreuses approches ont été adoptées pour le calcul du TTC dans la vision perspective. Elles peuvent être

classées en trois catégories. Parmi les méthodes basées sur les contours, nous citons, à titre d'exemple, la technique d'estimation du TTC et de l'orientation de la surface en utilisant le théorème de Green [7]. Il s'agit de calculer l'intégrale de la vitesse normale autour du contour fermé de l'image. Le TTC de la surface peut être calculé par l'inverse de cette sommation. Une autre méthode décrite dans [16], utilise le changement d'échelle locale et l'information locale du mouvement obtenue à partir de la détection et le suivi. Aussi, [1] décrit une approche basée sur le suivi des contours actifs affine pour estimer le TTC. Cependant, cette méthode nécessite la segmentation d'obstacle, qui est une tâche difficile et coûteuse en temps de calcul. Par ailleurs une mauvaise segmentation peut introduire une estimation inexacte du TTC. Une autre catégorie d'approches d'estimation du TTC est basée sur les gradients [10]. Elles utilisent les dérivées spatiales et temporelles de l'image pour estimer le TTC. Enfin, une dernière classe de méthodes d'estimation de TTC, enveloppe les techniques fondées sur le calcul du flot optique. Dans ce cadre, Subbarao [17] a été le premier à déterminer une expression théorique explicite du TTC en utilisant les dérivées du premier ordre du flot optique. Tistarelli et Sandini [19] proposent une estimation du TTC avec un capteur basé sur la représentation polaire et log-polaire. En outre, l'auteur de [14] propose une méthode des cartes denses du TTC alors que les auteurs de [12], utilisent le concept de plan parallaxe afin de récupérer le TTC et les points de l'obstacle. Camus [4] a introduit un modèle explicite de calcul du TTC basé sur le modèle perspectif de projection, le TTC est calculé localement pour chaque point de l'image. Dans ce travail, nous avons aussi opté pour une méthode d'estimation du TTC déduite du calcul du flot optique. Cette approche permet en effet de fournir une valeur du TTC en chaque point de l'image indépendamment de la géométrie de l'obstacle contrairement à [14]. Nous verrons que dans le cas de caméras catadioptriques [2], les méthodes usuelles ne sont pas directement applicables à cause des distorsions induites par l'ajout d'un miroir. Cet article consiste donc à adapter les méthodes proposées pour des caméras perspectives sur des caméras paracatadioptriques.

Dans cet article, nous proposons une approche fondée sur le calcul du flot optique en utilisant un capteur catadioptrique. Il s'agit d'une extension de notre méthode proposée dans [3]. La suite de l'article est organisée comme suit : La section 2 décrit la problématique de l'estimation du TTC en vision perspective. Dans la section 3, nous présentons le système catadioptrique et sa modélisation et nous redéfinissons le TTC dans le cas para-catadioptrique en proposant un nouveau modèle mathématique adapté aux capteurs para-catadioptriques. Dans la section 4, nous introduisons un bref résumé sur la méthode différentielle d'estimation du flot optique de Lucas-Kanade et Lucas-Kanade adapté. Quant à la section 5, elle présente des résultats de notre approche appliquée à des images de synthèse et à des images réelles, alors que la dernière section représente les conclusions et les perspectives du travail.

2 Positionnement du problème

Nous avons choisi d'adapter la méthode de Camus [4] basée sur le calcul du flot optique. Cette estimation doit fournir une valeur du mouvement pour chaque pixel, c'est-à-dire un flot dense, elle doit être aussi précise que possible (subpixelique). Le calcul du TTC fondé sur le calcul du flot optique se fait sur deux images successives de la séquence. Afin de rappeler l'expression du TTC dans le cas perspectif, nous considérons le schéma suivant : Soient M un point $3D$ fixe de coordonnées(X, Y, Z) et $m(x, y, z)$ sa projection sur le plan image. Le centre de projection C de coordonnées $(0, 0, 0)$ se déplace avec une vitesse $\frac{dZ}{dt}$ vers le point M (voir Figure 2).

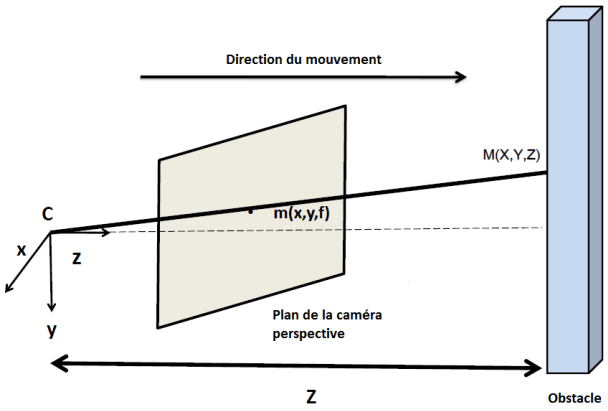


FIGURE 2 – Configuration géométrique dans le cas perspectif.

Le plan image est fixé à une distance f de l'origine C ; par convention on prend $f = 1$. La position $m(x, y, f)$ dans le plan image change en déplaçant le plan image vers l'objet M. L'équation de projection peut être exprimée par :

$$\frac{y}{f} = \frac{y}{1} = \frac{Y}{Z} \tag{2}$$

En dérivant l'équation (2), on trouve l'expression du flot optique suivant l'axe y, donnée par :

$$\dot{y} = \frac{\dot{Y}}{Z} - Y(\frac{\dot{Z}}{Z^2}) \tag{3}$$

Etant donné que le point M est immobile, on a $\dot{Y} = 0$. Ainsi, à partir des équations (2) et (3), on obtient :

$$\frac{y}{\dot{y}} = -\frac{Z}{\dot{Z}} = \tau \tag{4}$$

Notons que la quantité τ permet de calculer le temps de collision dans le cas où l'axe optique est parallèle au sens

du mouvement de la caméra perspective. La technique présentée ici pour l'estimation du temps de collision, considère que la scène observée se projette sur un plan rectangulaire représenté par des coordonnées cartésiennes et avec une résolution uniforme. Etant donné que l'expression du TTC dérive du modèle géométrique de projection perspectif, l'équation (2) n'est pas vérifiée dans le cas des images para-catadioptrique à cause de l'utilisation du miroir. C'est pourquoi les méthodes usuelles de calcul du TTC ne sont pas applicables dans notre cas et que nous devons les reconsidérer en tenant compte de la géométrie particulière de nos images.

3 TTC et caméras para-catadioptriques

Dans cette section nous décrivons dans un premier temps la configuration géométrique des projections dans le cas para-catadioptrique et dans un deuxième temps, nous présentons un modèle de TTC fondé sur le flot optique et qui prend en considération la géométrie du miroir du capteur.

3.1 Modélisation des caméras para-catadioptriques

La modélisation d'une caméra catadioptrique panoramique relève de la même démarche que celle des caméras perspectives en ajoutant la réflexion des rayons lumineux sur le miroir de révolution. Cette réflexion introduit une transformation supplémentaire dont il faut tenir compte et qui dépend de la nature de la surface du miroir.

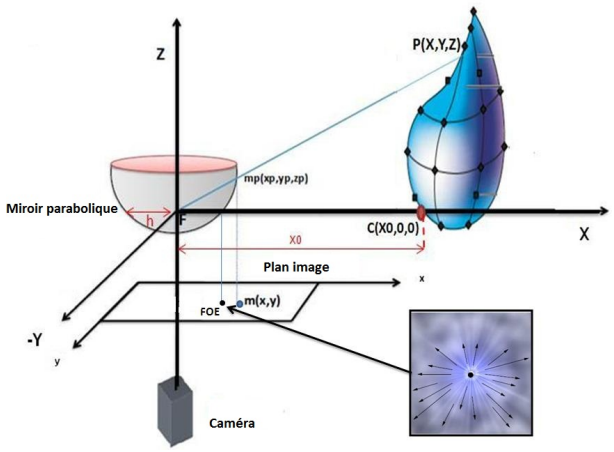


FIGURE 3 – Configuration géométrique dans le cas para-catadioptrique.

Soient le repère (X, Y, Z) centré au foyer du paraboloïde en un point F et $P(X, Y, Z)$ un point $3D$ de l'environnement (voir Figure 3). Le point P se projette sur le miroir paraboloïde suivant le modèle parabolique :

$$m_p : \begin{cases} x_p = \frac{h\ X}{\sqrt{X^2+Y^2+Z^2}-Z} \\ y_p = \frac{h\ Y}{\sqrt{X^2+Y^2+Z^2}-Z} \\ z_p = \frac{h\ Z}{\sqrt{X^2+Y^2+Z^2}-Z} \end{cases} \quad (5)$$

et sur le plan image au point $m(x, y)$:

$$m : \begin{cases} x = \frac{h\ X}{\sqrt{X^2+Y^2+Z^2}-Z} \\ y = \frac{h\ Y}{\sqrt{X^2+Y^2+Z^2}-Z} \end{cases} \quad (6)$$

Pour passer aux coordonnées pixelliques, les composantes du point m sont définies par le système suivant :

$$m : \begin{cases} u = \alpha_u x + u_0 \\ v = \alpha_v y + v_0 \end{cases} \quad (7)$$

α_u et α_v sont respectivement, les rapports de conversion mm des pixels suivant les axes X et Y, alors que u_0 et v_0 sont les coordonnées du point principal dans l'image.

3.2 Formulation du TTC dans le cas para-catadioptrique

Considérons un robot mobile équipé d'une caméra omnidirectionnelle, se déplaçant dans un plan perpendiculaire à son axe optique suivant la direction de l'axe X (Figure. 3). Notons que dans le cas perspectif, la méthode fondée sur le flot optique n'est valable que si l'axe optique de la caméra perspective est dans le même sens du mouvement que la caméra et le TTC est déterminé par le temps nécessaire pour que l'obstacle atteigne le point C (Figure 2). Dans le cas de la caméra para-catadioptrique, on définit l'état de collision comme l'état auquel l'obstacle est proche du foyer F du miroir parabolique. Le point de contact C sur l'obstacle est en $(X_0 + \Delta, 0, 0)^T$, Δ est la distance pour éviter le contact entre le capteur et l'obstacle. La projection de C sur le plan image est le point FOE qui est le foyer d'expansion, c'est le point de divergence du flot optique.
Soit $P(X, Y, Z)$ un point d'un obstacle fixe. Le TTC est défini par l'équation :

$$\tau = -\frac{X}{\dot{X}} \quad (8)$$

En utilisant le système des équations (6) et la relation des triangles semblables, nous avons :

$$\frac{x}{y} = \frac{X}{Y} \quad (9)$$

dérivons cette expression par rapport au temps :

$$\begin{aligned} \dot{x} &= \frac{Y(y\dot{X})-(yX)\dot{Y}}{Y^2} \\ &= \frac{Y((X\dot{y})+(y\dot{X}))}{Y^2} - \frac{(yX)\dot{Y}}{Y^2} \\ &= \frac{X}{Y}\dot{y} + \frac{y}{Y}\dot{X} - \frac{yX}{Y^2}\dot{Y} \\ &= \frac{X}{Y}(\dot{y} + \frac{y}{X}\dot{X} - \frac{y}{Y}\dot{Y}) \end{aligned} \quad (10)$$

Sachant que le robot se déplace le long de l'axe X, nous avons $\dot{Y} = 0$ et $\dot{Z} = 0$. Aussi, en tenant compte de l'équation (9), l'équation (10) devient :

$$\dot{x} = \frac{x}{y}(\dot{y} - y\tau^{-1}) \quad (11)$$

Ainsi, nous obtenons l'expression du temps de collision, donnée par :

$$\tau_{xy}^{-1} = \frac{\dot{y}}{y} - \frac{\dot{x}}{x}. \quad (12)$$

En coordonnées pixelliques, nous pouvons exprimer l'équation (12) par :

$$\tau_{uv}^{-1} = \frac{\dot{v}}{v - v_0} - \frac{\dot{u}}{u - u_0}. \quad (13)$$

Notons que l'expression de τ est indépendante des paramètres h, α_u et α_v. Un étalonnage complet du capteur n'est pas nécessaire pour calculer le TTC, seules les coordonnées du point principal (u_0, v_0) doivent être connues.
Par conséquent, pour calculer le TTC au point (u, v), nous avons besoin d'estimer le mouvement apparent en ce point. Plusieurs méthodes d'estimation ont été développées dans la littérature. Nous avons choisi d'utiliser le modèle du flot adapté sur les images para-catadioptrique proposé dans [15]. Cette approche permet d'améliorer l'estimation du flot optique sur des images paracatadioptriques en évitant le recours à la sphère d'équivalence [6] qui nécessite une phase d'interpolation coûteuse en temps de calcul.

4 Flot optique

Afin de calculer le TTC, nous devons d'abord estimer le flot optique. Dans la littérature, plusieurs techniques de calcul du flot optique, sont proposées, la méthode de Lucas-Kanade [13] est la solution choisie ici pour l'estimation de mouvement. En fait, elle offre une meilleure combinaison entre deux caractéristiques critiques à savoir, la précision et le temps de calcul. La méthode d'estimation du flot optique calcule le mouvement local perçu entre deux images. L'estimation du flot optique de Lucas-Kanade est basée sur la conservation de l'intensité des pixels et sur l'hypothèse de la constance locale du flot optique. Son équation est donnée par :

$$(\dot{u}, \dot{v}) = \arg\min_{u,v} \sum_{m \in \vartheta} \left[\frac{\partial I(m)}{\partial u} U + \frac{\partial I(m)}{\partial v} V + \frac{\partial I(m)}{\partial t} \right]^2 \quad (14)$$

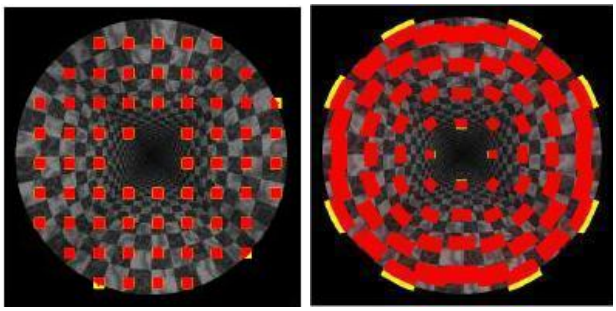
Radgui et al.[15] proposent une adaptation de cette méthode pour les images para-catadioptriques. En effet, à cause de la distorsion introduite par le miroir, le champ de mouvement ne peut pas être considéré comme constant dans le voisinage ϑ. Pour cela, ces auteurs proposent d'adapter la méthode en remplaçant le modèle constant par le modèle circulaire suivant :

$$\begin{cases} U = a(u - u_0)^2 + a(v - v_0)^2 + c \\ V = b(u - u_0)^2 + b(v - v_0)^2 + d \end{cases} \quad (15)$$

avec (u_0, v_0) est le centre de l'image et (a, b, c, d) représentent les paramètres du modèle de mouvement à estimer pour calculer le mouvement local sur les images para-catadioptriques.

A cause des distorsions introduites par le miroir, un voisinage rectangulaire d'un point utilisé dans les images perspectives, n'est pas approprié pour les caméras catadioptriques. Certains auteurs ont proposé des méthodes d'adaptation du voisinage tenant compte de la nature des images [18] et [8]. Dans [15], les auteurs ont proposé un voisinage adapté (voir Figure 4) obtenu en utilisant la forme du miroir parabolique. Chaque point dans l'image, de coordonnées cartésiennes (x, y), est projeté sur le miroir en un point représenté par les coordonnées sphériques $m_p = (r, \theta, \varphi)$ où θ représente l'élévation, φ l'azimuth et r correspond à la distance entre le point sur le miroir et son centre F. Le voisinage est défini mathématiquement par :

$$(x_i, y_i) \epsilon\, \vartheta_{x,y} \text{ si } |\theta - \theta_i| < d\theta \text{ et } |\varphi - \varphi_i| < d\varphi \quad (16)$$



(a) (b)

FIGURE 4 – Voisinage : (a) classique et (b) adapté [15].

Comme le montre la figure. 4, le voisinage adapté est plus grand dans les périphéries de l'image et plus petit vers le centre de l'image catadioptrique. Comparé au voisinage classique de taille fixe (voir fig. 4(a)), la taille du voisinage adapté (voir fig. 4(b)) varie en fonction de la résolution des points dans l'image omnidirectionnelle.
Le modéle de mouvement (15) et le voisinage adapté (16) aux images para-catadioptriques seront utilisés pour calculer le mouvement adapté d'un point $m(x, y)$. Ce mouvement est donné par :

$$\begin{aligned} (U, V) = \quad & \arg\min_{a,b,c,d} \textstyle\sum_{m \in \vartheta_{u,v}} [\frac{\partial I(m)}{\partial t} \\ & + \frac{\partial I(m)}{\partial u}(a(u_i - u_0)^2 + a(v_i - v_0)^2 + c) \\ & + \frac{\partial I(m)}{\partial v}(b(u_i - u_0)^2 + b(v_i - v_0)^2 + d)]^2 \end{aligned} \quad (17)$$

5 Résultats

Dans cette section nous validons le modèle (13) sur des images de synthèse et des images réelles .

5.1 Séquence de synthèse

Nous générons les images de synthèse en utilisant le logiciel POVRAY [1]. Les images de taille $200 * 200$ sont obtenues en faisant bouger une caméra para-catadioptrique

1. Logiciel libre disponible sur : http ://www.povray.org/

virtuelle vers une surface composée de briques. Les paramètres intrinsèques de la caméra virtuelle sont fixés pour toute la séquence à $(u_0, v_0) = (100, 100)$, $\alpha = 40$ (on suppose que $\alpha_u = \alpha_v = \alpha$) et le paramètre du miroir $h = 2.5$. L'avantage principal des images de synthèse est que la vérité terrain peut être connue avec exactitude. Trois images aux instants $t = 2$, $t = 38$ et $t = 62$ de la séquence de synthèse sont montrées dans la première ligne de la Figure 5. Le reste de la figure illustre les résultats obtenus à partir du modèle (13), calculé en utilisant le flot optique de Lucas-Kanade (TLK) (voir la deuxième ligne de la figure) et en utilisant le flot optique adapté (TALK) (voir la troisième ligne de la figure). A noter que sur la Figure 5, la couleur gris foncé indique une petite valeur du TTC, un gris clair désigne une valeur élevée du TTC, la couleur noire indique les TTC nuls et les valeurs aberrantes sont figurées en couleur blanche.

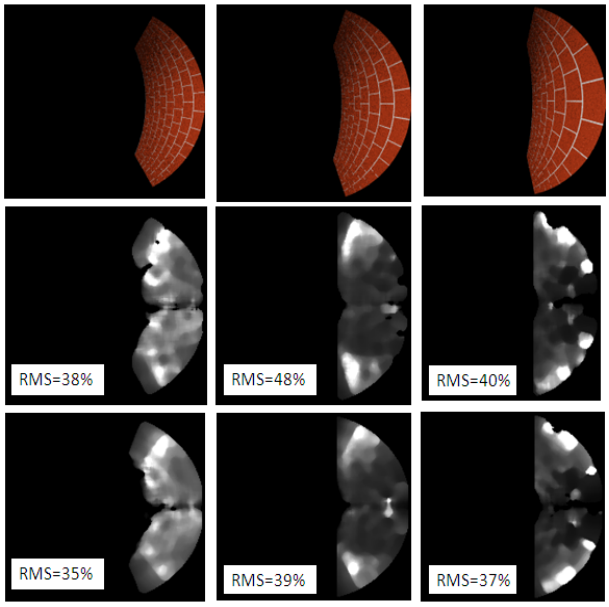


FIGURE 5 – Estimation du TTC sur la séquence de synthèse. La première ligne : Progression au cours du temps de trois images de la séquence "briques", la deuxième ligne : résultats des cartes de TTC en utilisant le flot optique classique (TLK) et la troisième ligne : résultats des cartes de TTC en utilisant le flot optique adapté (TALK).

Nous avons illustré l'influence des deux techniques d'estimation du flot optique, présentées dans la section 4, sur l'estimation du TTC. Notons que l'objectif principal de ce travail est l'adaptation du modèle du TTC en vision paracatadioptrique et il ne s'agit pas d'une comparaison de différentes techniques de flot optique.
Nous avons utilisé l'erreur RMS ("Root Mean Square") pour comparer les estimateurs TLK et TALK. C'est la valeur quadratique moyenne définie comme suit :

$$RMS = 100\sqrt{\sum_{pixel}(\frac{TTC - TTCr}{200TTCr})^2} \qquad (18)$$

où le TTCr représente la valeur du TTC issue de la réalité terrain et le facteur $\frac{1}{200}$ est utilisé pour normaliser par le nombre de pixels. Le résultat est une erreur moyenne en pourcentage par image.

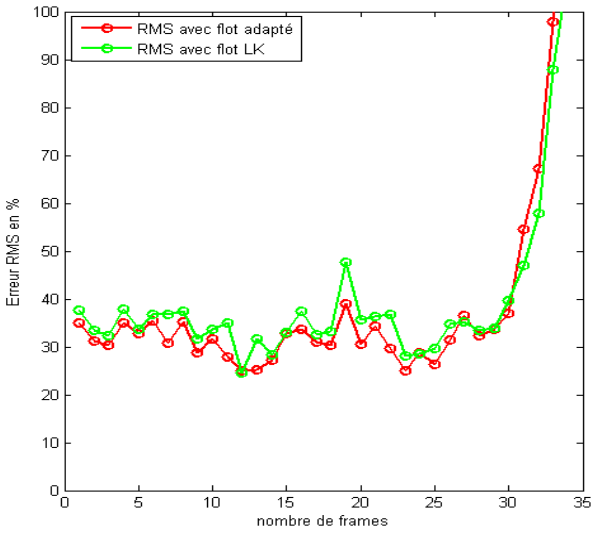


FIGURE 6 – L'erreur quadratique moyenne (RMS) de l'estimation du TTC en utilisant le TLK et le TALK.

La Figure 6 montre l'évolution de l'erreur RMS le long de la séquence (le pas de calcul entre deux images successives est égal à deux). L'algorithme estime le TTC en chaque pixel de l'image. L'obstacle dans ce cas est un plan perpendiculaire. Théoriquement, dans le cas où la distance entre le capteur et l'obstacle est constante à chaque image de la séquence, le TTC est le même pour chaque pixel de l'image. Par contre, si les points ne sont pas à la même profondeur, les TTC sont différents. En pratique, le calcul du TTC s'effectue à partir d'une estimation du flot optique qui n'est pas toujours précise (à cause du mauvais conditionnement du système numérique dans quelques régions de l'image, l'aliasing temporel,...). Pour diminuer l'effet des valeurs aberrantes, nous avons utilisé un estimateur robuste médian dans un voisinage de taille $4 * 4$ pour chaque pixel de l'image. En comparant les résultats obtenus à la deuxième et à la troisième ligne de la Figure 5 et en tenant compte des courbes RMS de la Figure 6, on peut constater que, si on se limite à la courbe avant l'aliasing (qui débute vers la 30ème image), l'erreur varie entre 25% et 40%. Ce qui est comparable aux erreurs que l'on peut trouver dans la littérature relative au cas des caméras perspectives [9]. Cela permet de valider notre modèle donné par l'équation (13).
Néanmoins, il existe deux phénomènes qui influencent la bonne estimation du TTC : Le FOE et la division par les termes $(u - u_0)$ et $(v - v_0)$. En effet, tout d'abord, nous remarquons dans les cartes de la Figure 5 une discontinuité du TTC sur l'axe central u de l'image, cela est dû au fait que, le modèle (13) n'est pas défini au point $u = u_0$ et $v = v_0$, dans notre cas le mouvement de la caméra est sui-

vant l'axe X, c'est la raison pour laquelle nous avons choisi d'affecter aux valeurs $TTC(u, v_0) = 0 \; \forall u$.
Ensuite, afin de visualiser l'influence du FOE sur l'estimation du TTC, nous avons appliqué le modèle (13) à deux pixels de l'image, le premier pixel est choisi loin du FOE (étoile en rouge sur la Figure 7) et le deuxième est choisi proche du FOE (étoile en vert sur la Figure 7).

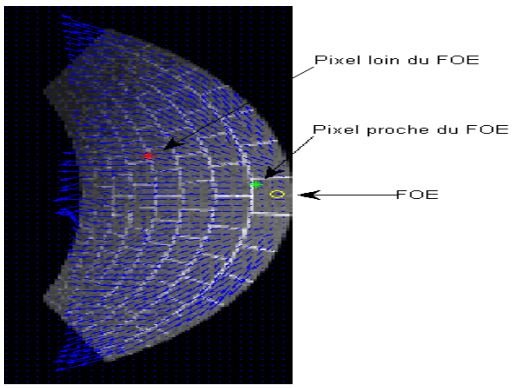


FIGURE 7 – Estimation du flot optique adapté sur l'image de briques (vecteur en bleu) et la position de deux pixels dans l'image. En vert : un pixel proche du FOE. En rouge : un pixel loin du FOE.

Le comportement du TTC est montré dans la Figure 8. Les courbes du TTC avec TALK et TLK se comportent pseudo-linéairement le long de la séquence.

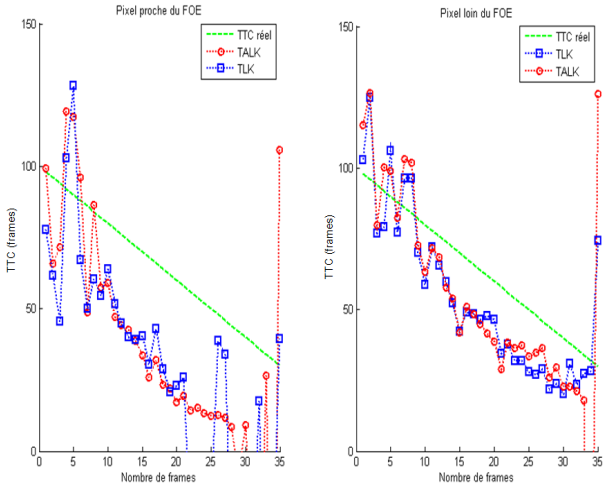


FIGURE 8 – Estimation du TTC avec TALK et TLK (unité en frames). A gauche : courbe du TTC d'un pixel proche du FOE. A droite : courbe du TTC d'un pixel loin du FOE.

Nous constatons que loin du FOE, l'estimation avec TLK et TALK donne de bons résultats, alors que, proche du FOE l'estimation avec TALK est plus adéquate. Un comportement arbitraire des courbes du TTC avec TLK et TALK est produit à la fin de la séquence, cela peut être expliqué par le phénomène de l'aliasing temporel. Par ailleurs, nous avons validé notre modèle TTC avec une scène non plane, en ajoutant au mur de briques un objet 3D. La Figure 9 montre de bons résultats d'estimation du TTC obtenus avec TALK et montre également que, le TTC estimé, en utilisant le flot adapté, représente un bon indicateur de la profondeur des scènes 3D.

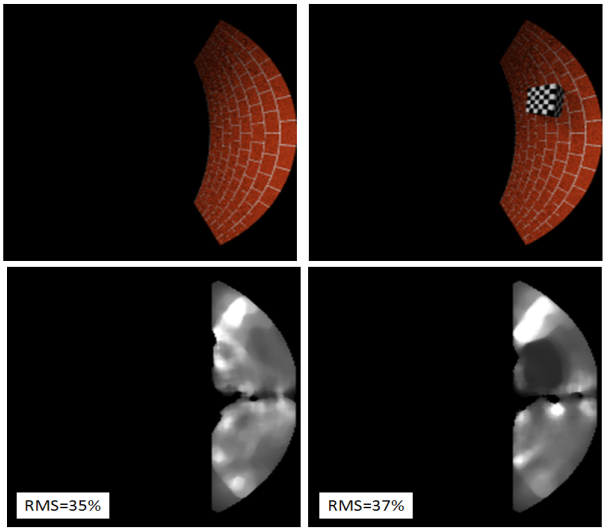


FIGURE 9 – TTC estimé avec TALK dans une scène contenant un objet et un plan.

5.2 Séquence réelle

Pour évaluer le modèle TTC dans le cas réel, nous avons acquis une séquence vidéo réelle. La plate-forme utilisée dans l'expérience est composée d'un robot Pioneer-AT équipé d'une caméra para-catadioptrique. Le robot mobile se déplace suivant l'axe X vers un mur (voir la Figure 1). La calibration de la caméra a été effectuée avec la toolbox Hyscac [5]. Trois images réelles correspondent aux instants $t = 52$, $t = 100$ et $t = 180$ sont montrées dans la première ligne de la Figure 10. De la même manière que la section précédente, nous avons appliqué l'équation (13) avec deux techniques différentes d'estimation du flot optique : flot de Lucas-Kanade (deuxième ligne de la figure) et flot optique adapté (troisième ligne de la figure). A noter que sur cette figure, la couleur gris foncé indique une petite valeur du TTC (robot proche de l'obstacle), un gris clair désigne une valeur élevée du TTC (robot loin de l'obstacle) et la couleur blanche désigne les valeurs aberrantes alors que la couleur noire indique les TTC nuls. En général, la Figure 10 montre que l'algorithme TTC avec flot optique adapté est plus approprié à la vision catadioptrique.

6 Conclusions

Dans ce papier, nous avons introduit un nouveau modèle d'estimation du TTC en vision omnidirectionnelle. Ce modèle a été validé sur des séquences de synthèse et sur des séquences réelles. Ce travail reformule le TTC pour les images para-catadioptriques afin de prendre en compte les

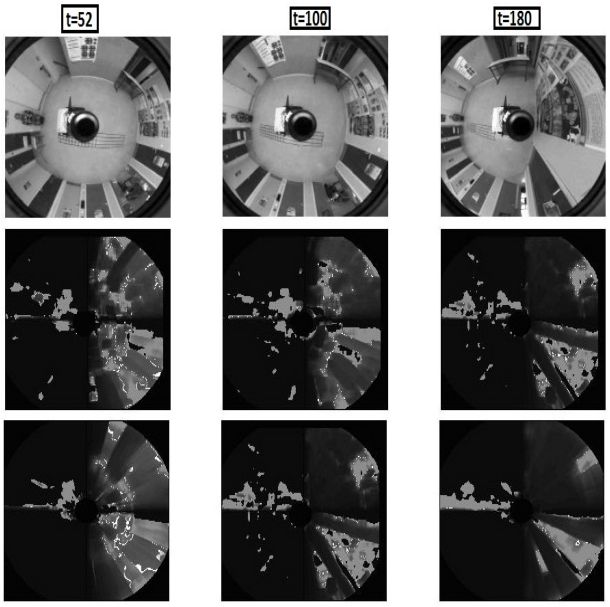


FIGURE 10 – Estimation du TTC sur la séquence réelle : La première ligne montre une progression de l'image réelle au cours du temps. La deuxième ligne montre les résultats de TLK et la troisième ligne représente les résultats de TALK.

distorsions introduites par le miroir. Les résultats montrent un bon comportement du modèle en particulier avec le flot adapté. D'un point de vu exploratoire nous profiterons de cette nouvelle méthode de calcul du temps à collision pour obtenir une carte de profondeur de l'environnement. Enfin, il sera intéressant d'introduire un modèle général d'estimation du TTC, en traitant le cas d'un déplacement quelconque du capteur.

Références

[1] G. Alenyà, A. Nègre, and J. L. Crowley. A comparison of three methods for measure of time to contact. In *Proceedings of the 2009 IEEE/RSJ international conference on Intelligent robots and systems*, IROS'09, pages 4565–4570, Piscataway, NJ, USA, 2009. IEEE Press.

[2] S. Baker and S. K. Nayar. A theory of catadioptric image formation. In *Proceedings of the 6th International Conference on Computer Vision*, pages 35 – 42, January 1998.

[3] F.Z. Benamar, C. Demonceaux, S. EL. Fkihi, E. Mouaddib, and D. Aboutajdine. Time to contact estimation on paracatadioptric cameras. In *Pattern Recognition (ICPR), 2012 21th International Conference on*, November 2012, (Accepted for publication).

[4] T. Camus. Calculating time-to-contact using real-time quantized optical flow. In *National Institute of Standards and Technology NISTIR 5609*, 1995.

[5] G. Caron and D. Eynard. Multiple camera types simultaneous stereo calibration. In *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, ICRA'11*, Shanghai, China, May 2011.

[6] G. Christopher and K. Daniilidis. A unifying theory for central panoramic systems and practical applications. In *Proceedings of the 6th European Conference on Computer Vision-Part II*, ECCV '00, pages 445–461, London, UK, UK, 2000. Springer-Verlag.

[7] R. Cipolla and A. Blake. Image divergence and deformation from closed curves. *International Journal of Robotics Research*, 16 :77–96, 1997.

[8] C. Demonceaux and P. Vasseur. Markov random fields for catadioptric image processing. *Pattern Recognition Letters*, 27(16) :1957–1967, 2006.

[9] John M. Galbraith, Garrett T. Kenyon, and Richard W. Ziolkowski. Time-to-collision estimation from motion based on primate visual processing. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 27(8) :1279–1291, 2005.

[10] B.K.P. Horn, Y. Fang, and I. Masaki. Hierarchical framework for direct gradient-based time-to-contact estimation. In *In IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pages 1394–1400, Shaanxi, China, June 2009.

[11] D. N. Lee. A theory of visual control of braking based on information about time-to-collision. *Perception*, 5 :437–459, 1976.

[12] M. I. A. Lourakis and S. C. Orphanoudakis. Using planar parallax to estimate the time-to-contact. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 1999.

[13] B. Lucas and T. Kanade. An iterative image registration technique with an application to stereo vision. *Proc. DARPA IU Workshop*, pages 121–130, 1981.

[14] F. G. Meyer. Time-to-collision from first-order models of the motion field - robotics and automation. *IEEE Transactions on*, 10(6), 1994.

[15] A. Radgui, C. Demonceaux, E. M. Mouaddib, M. Rziza, and D. Aboutajdine. An adapted lucas-kanade's method for optical flow estimation in catadioptric images. In *In OMNIVIS'2008, the Eighth Workshop on Omnidirectional Vision, Camera Networks and Non-classical Cameras*, Marseille, France, October 2008.

[16] P. Shrinivas, P. Eli, and L. Gang. Time to collision and collision risk estimation from local scale and motion. In *Proceedings of the 7th international conference on Advances in visual computing - Volume Part I*, ISVC'11, pages 728–737, Berlin, Heidelberg, 2011. Springer-Verlag.

[17] M. Subbarao. Bounds on time-to-collision and rotational component from first-order derivatives of image flow. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 50(3) :329 – 341, 1990.

[18] T. Svoboda and T. Pajdla. Matching in catadioptric images with appropriate windows, and outliers removal. In *Proceedings of the 9th International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns*, CAIP '01, pages 733–740, London, UK, 2001. Springer-Verlag.

[19] M. Tistarelli and G. Sandini. On the advantages of polar and log-polar mapping for direct estimation of time-to-impact from optical flow. *IEEE Trans. on PAMI*, 15 :401–410, 1992.