
Estimation des cartes du temps de collision (TTC) basée sur le flot optique en vision para-catadioptrique

Fatima Zahra Benamar^{1,4}, **Sanaa El Fkihi**²,
Cédric Demonceaux³, **El Mustapha Mouaddib**⁴,
Driss Aboutajdine¹

1. LRIT, Unité associée au CNRST, URAC n°29,
Université Mohammed V-Agdal, Rabat, Maroc
benamarfz@gmail.com, aboutaj@fsr.ac.ma

2. RIITM, ENSIAS, Université Mohammed V Souissi, Rabat, Maroc
elfkihi_sanaa@yahoo.fr

3. Le2i, UMR CNRS 6306, Université de Bourgogne, Le Creusot, France
cedric.demonceaux@u-bourgogne.fr

4. MIS, Université de Picardie Jules Verne (UPJV), Amiens, France
mouaddib@u-picardie.fr

RÉSUMÉ. Cet article s'intéresse à l'estimation du temps de collision d'un robot mobile muni d'une caméra catadioptrique. Ce type de caméra est très utile en robotique car il permet d'obtenir un champ de vue panoramique à chaque instant. Le temps de collision a été largement étudié dans le cas des caméras perspectives. Cependant, ces méthodes ne sont pas directement applicables et nécessitent d'être adaptées, à cause des distorsions des images obtenues par les caméras omnidirectionnelles. Dans ce travail, nous proposons de tirer parti du flot optique calculé sur les images omnidirectionnelles pour en déduire le temps de collision (TTC) entre le robot et l'obstacle. Nous verrons que la double projection d'un point 3D sur le miroir puis sur le plan caméra aboutit à une nouvelle formulation du TTC pour les caméras catadioptriques. Cette formulation nous permet de connaître à chaque instant et sur chaque pixel de l'image le TTC à partir du flot optique en ce point. Notre approche est validée sur des données de synthèse et des expérimentations réelles. Enfin, nous montrons que ce calcul permet de détecter les obstacles situés dans l'axe du mouvement du robot.

ABSTRACT. The present paper deals with time to collision (TTC) for a mobile robot equipped with a catadioptric camera. This type of cameras is very useful in robotics because it provides a panoramic view field. The time to collision has been extensively studied in the case of perspective cameras. Nevertheless, the methods used are not directly applicable due to strong distortions in the images produced by the omnidirectional camera and they, therefore, need to be adapted.

In this work, we propose to compute the TTC thanks to the estimation of the optical flow on omnidirectional images between the robot and the obstacle. We see that the double projection of a 3D point on the mirror and then on the camera plane leads to a new formulation of the TTC for catadioptric cameras. This formulation enables us to know, at each moment and at each pixel of the image, the TTC from the optical flow at this point. Our approach is validated on synthetic data and real experiments. Finally, we show that this calculation can detect obstacles in the motion direction of the robot.

MOTS-CLÉS : TTC, temps de collision, vision omnidirectionnelle, évitement d'obstacles.

KEYWORDS: TTC, time to collision, omnidirectional vision, obstacle avoidance.

DOI:10.3166/TS.31.197-219 © 2014 Lavoisier

Extended abstract

The time to contact or time to collision (TTC) is the time available to a robot before reaching an object. This is a crucial source of information for the robot in order to navigate freely in a place without risking a collision with an obstacle. In this paper, we propose to estimate this time using a catadioptric camera (Baker, Nayar, 1998) embedded on the robot. Indeed, whereas a lot of works have shown the utility of this kind of cameras in robotic applications (monitoring, localisation, motion,...), a few works deal with the problem of time to contact estimation on it. Thus, in this paper, we propose a new work which allows to define and to estimate the TTC on catadioptric camera. The theory of time to contact (TTC) was first introduced by Lee and Young (Lee, 1976). These authors conducted many studies on human beings and birds. The experiments clearly showed that TTC is a critical component used in the timing of motion and action. The first goal of time to contact for robot navigation is to estimate the free space around the robot and, thus, to decide if the robot has to turn or to stop when the collision is imminent. Numerous approaches have been developed in order to estimate the time to contact in perspective vision. These methods can be decomposed to three classes: Optical flow based time-to-contact (Subbarao, 1990), (Meyer, 1994), (Lourakis, Orphanoudakis, 1999), (Camus, 1995), (McCarthy *et al.*, 2007), Gradient-based time-to-contact (Horn *et al.*, 2009), Time-to-contact from closed contours (Cipolla, Blake, 1997), (Marco *et al.*, 2003). In this work, we propose to use the optical flow calculated on omnidirectional images to deduce the time to collision (TTC) between the robot and the obstacle. For this, we use para-catadioptric sensor. This is an optical system which combines a parabolic mirror and an orthographic camera. The image point is obtained thanks to a double projection. First, the 3D point is projected on the mirror and then on the camera plane. Nevertheless, due to this double projection, the classical formulation used on perspective vision becomes invalid. So, in this paper we introduce a new formulation of TTC adapted on para-catadioptric sensor. This formulation is based on the estimation of optical flow. The new model is validated using two different techniques of optical flow: Lucas-Kanade (Lucas, Kanade, 1981) and adapted Lucas-Kanade (Radgui *et al.*, 2008). The results obtained on synthetic sequences show a good behavior of the model with respect to

noise, the change in the texture and geometric shape of the obstacles. In addition, we consider a real application to measure the robustness of our approach. This is an application on obstacle detection, is based on a simple binarization of TTC map. Consequently, the TTC model evaluated on real sequences for calculating the time to collision (TTC) give encouraging results.

Finally, our work shows that the estimation of the TTC can be extended to catadioptric sensors. This is interesting because these sensors have many benefits in the context of robot navigation.

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, 1976). 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 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 de l'obstacle, alors que $\frac{dX}{dt}$ est la vitesse du capteur par rapport à l'obstacle (voir figure 1).

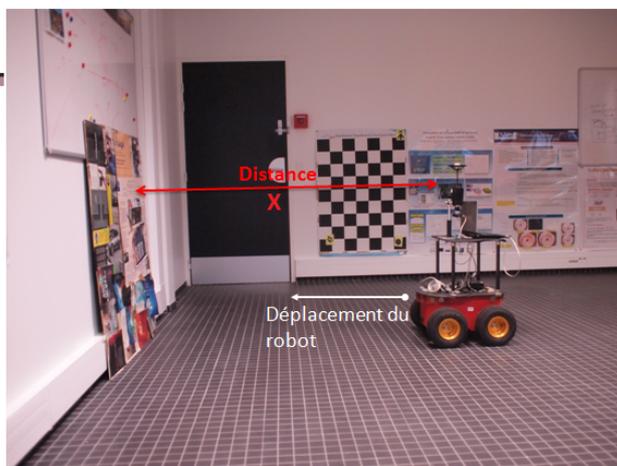


Figure 1. Robot Pioneer-AT muni d'une caméra catadioptrique, s'approchant d'un obstacle

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 en robotique mobile pour détecter et éviter les obstacles. De nombreuses approches ont été adoptées pour le calcul du TTC dans la vision perspective. Elles peuvent être classées en trois catégories : les méthodes basées sur les contours/points d'intérêt, les méthodes basées sur les gradients et les méthodes basées sur le calcul du flot optique. Parmi les méthodes basées sur les contours/points d'intérêt, nous pouvons citer, à titre d'exemple, la technique d'estimation du TTC et de l'orientation de la surface en utilisant le théorème de Green (Cipolla, Blake, 1997). 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 (Pundlik *et al.*, 2011), utilise le changement d'échelle locale et l'information locale du mouvement obtenue à partir de la détection et le suivi des points d'intérêt de l'obstacle. Alenyà *et al.* (2009) décrivent une approche basée sur le suivi des contours actifs affines pour estimer le TTC. Cependant, ces méthodes nécessitent 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. La deuxième catégorie d'approches d'estimation du TTC basée sur les gradients, utilise les dérivées spatiales et temporelles de l'image pour estimer le TTC, ce sont des méthodes simples et rapides mais qui ne sont valables que pour des surfaces planes (Horn *et al.*, 2009). Enfin, une dernière classe des méthodes d'estimation du TTC, calcule le TTC à l'aide du flot optique. Dans ce cadre, Subbarao *et al.* (1990) a été le premier à déterminer une expression théorique explicite des bornes supérieures et inférieures du TTC en utilisant les dérivées du premier ordre du flot optique. Tistarelli *et al.* (1992) proposent une estimation du TTC avec un capteur basé sur la représentation polaire et log-polaire. L'auteur de (Meyer, 1994) propose une méthode des cartes denses basée sur un modèle de mouvement affine. Cette méthode nécessite une segmentation explicite avant l'estimation du flot optique. Quant aux auteurs de (Lourakis, Orphanoudakis, 1999), ils utilisent le concept de plan parallaxe afin de récupérer le TTC et les points de l'obstacle. Dans (Camus, 1995) l'auteur introduit un modèle explicite de calcul du TTC basé sur le modèle perspectif de projection et le flot optique. Le TTC est calculé localement pour chaque point de l'image.

Dans ce travail, nous souhaitons estimer le TTC à partir des images catadioptriques (Baker, Nayar, 1998). Ces images fournissent un champ de vue large de la scène observée (360°). Nous avons 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 (Meyer, 1994), (Horn *et al.*, 2009) et (Benamar *et al.*, 2013). Nous verrons que dans le cas de caméras catadioptriques, les méthodes usuelles ne sont pas directement applicables à cause des distorsions introduites par l'ajout d'un miroir.

Notre approche est fondée sur le calcul du flot optique en utilisant un capteur catadioptrique. Il s'agit d'une extension de notre méthode proposée dans (Benamar *et al.*, 2012). La suite de l'article est organisée en cinq sections. La section 2 décrit explicitement la méthode locale d'estimation du TTC basée sur le flot optique

en vision perspective, en relevant les raisons de l'inadaptation de cette dernière aux images issues de capteurs para-catadioptriques. 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 les méthodes différentielles d'estimation du flot optique de Lucas-Kanade et Lucas-Kanade adapté aux caméras para-catadioptriques. La section 5, quant à elle, présente les résultats de notre approche appliquée à des images de synthèse et à des images réelles. Enfin, la dernière section, apporte une conclusion et propose des perspectives à notre travail.

2. TTC et caméras perspectives

Nous présentons la méthode de (Camus, 1995) qui calcule le TTC à l'aide d'une estimation du flot optique. Cette méthode fournit une valeur du TTC pour chaque pixel (méthode locale). Le calcul du TTC se fait sur deux images successives de la séquence. Afin de rappeler l'expression du TTC dans le cas perspectif, nous considérons le schéma de la figure 2. Soient :

- $(\mathbf{X}, \mathbf{Y}, \mathbf{Z})$ le repère caméra d'origine C .
- M un point 3D fixe de l'environnement. Dans le repère caméra, M est un point mobile exprimé par les coordonnées (X, Y, Z) .
- Le point $m(x, y, f)$, la projection du point M sur le plan image.
- C le centre de projection de coordonnées $(0, 0, 0)$. C se déplace avec une vitesse $\dot{Z} = \frac{dZ}{dt}$ vers le point M selon l'axe \mathbf{Z} .

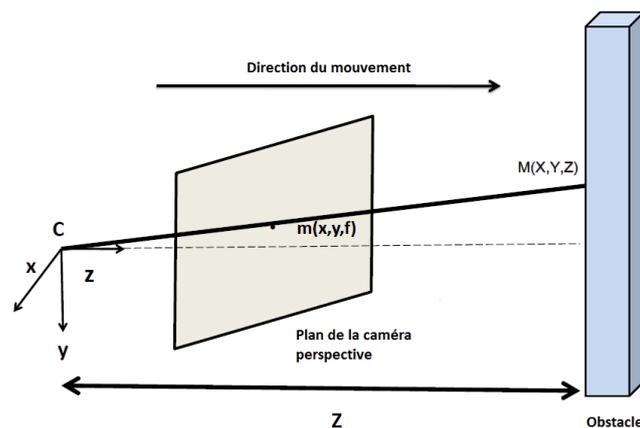


Figure 2. Configuration géométrique dans le cas perspectif

Le plan image est fixé à une distance f de l'origine C , par convention on prend $f = 1$. L'équation de projection peut être exprimée par :

$$\frac{y}{f} = \frac{y}{1} = \frac{Y}{Z} \quad (2)$$

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

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

On suppose que la caméra effectue une translation selon son axe optique Z sur un sol plat. Ainsi, on a $\dot{Y} = 0$ et à partir des équations (2) et (3), on obtient :

$$\frac{y}{\dot{y}} = -\frac{Z}{\dot{Z}} = \tau \quad (4)$$

De manière similaire on peut retrouver l'expression du TTC suivant l'axe x . 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.

3. TTC et caméras para-catadioptriques

La technique présentée ci-dessus 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 issues de capteurs para-catadioptriques 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 des images étudiées.

Dans cette section, nous décrivons dans un premier temps la configuration géométrique des projections dans le cas para-catadioptrique (miroir paraboloidal et caméra orthographique) et dans un deuxième temps, nous présentons un modèle de TTC fondé sur le flot optique prenant 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 d'une caméra perspective en ajoutant la réflexion des rayons lumineux sur le miroir de révolution afin de capturer un champ visuel large. Cette réflexion introduit une transformation supplémentaire dont il faut tenir compte et qui dépend de la nature de la surface du miroir (Mouaddib, 2005). En particulier, les capteurs catadioptriques dits à point de vue unique (PVU) (Baker, Nayar, 1998), permettent de générer des images omnidirectionnelles qui peuvent être facilement transformées

en images perspectives. Les capteurs para-catadioptriques sont des dispositifs à PVU qui utilisent des miroirs paraboloides avec des caméras orthographiques pour former l'image. Les rayons sont réfléchés par le miroir et forment ensuite l'image acquise sur le plan de la caméra. Il existe d'autres capteurs à PVU avec miroir plan, elliptique ou hyperboloïde mais qui présentent quelques inconvénients en comparaison avec le modèle paraboloides. Ces inconvénients sont relatifs à la conception du capteur lui-même car elle impose des configurations techniques difficilement respectables en pratique.

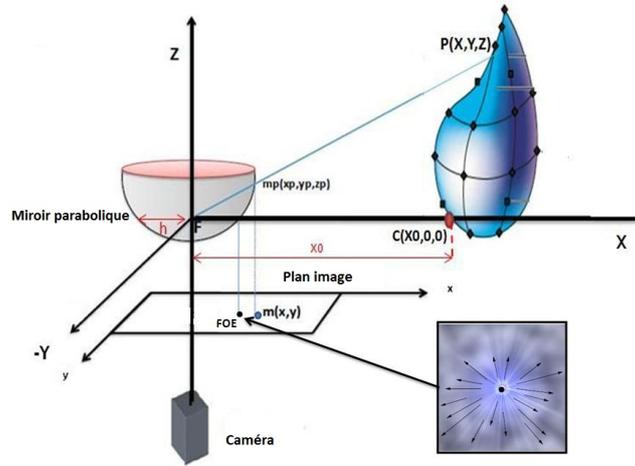


Figure 3. Configuration géométrique dans le cas para-catadioptrique

Soit le repère $(\mathbf{X}, \mathbf{Y}, \mathbf{Z})$ centré au foyer du paraboloides en un point F ; les axes du repère sont choisis tels que \mathbf{Z} soit dirigé vers le haut (même direction que l'axe optique de la caméra). Soit P un point 3D de l'environnement de coordonnées (X, Y, Z) exprimées dans le repère du miroir (voir figure 3). Le point P se projette sur le miroir suivant le modèle suivant :

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

où h est le paramètre du miroir. Puisque nous avons une projection orthographique, les coordonnées sur le plan image au point $m(x, y)$ sont :

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

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

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

où α_u et α_v sont respectivement, les facteurs d'échelle de conversion vers des pixels suivant les axes \mathbf{X} et \mathbf{Y} , alors que u_0 et v_0 sont les coordonnées du point principal dans l'image en pixels.

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 \mathbf{X} (figure. 3). Dans le cas perspectif, la formulation du TTC à partir du flot optique (4) n'est valable que si l'axe optique de la caméra perspective est dans le sens du mouvement de la caméra. Le TTC dans ce cas, est déterminé par le temps nécessaire pour que l'obstacle atteigne le point C (figure. 2). Dans le cas de la caméra para-catadioptrique, l'état de collision est défini comme étant l'état où l'obstacle percute le foyer F du miroir. Le point de contact C sur l'obstacle est en $(X0, 0, 0)^T$. La projection de C sur le plan image est le foyer d'expansion (FOE). Ce point (FOE) est défini par le point de divergence du flot optique dans l'image. Soit $P(X, Y, Z)$ un point appartenant à un obstacle fixe de l'environnement. Le TTC est défini par l'équation :

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

En utilisant le système des équations (6), nous obtenons :

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

Dérivons cette expression par rapport au temps :

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

Sachant que le robot se déplace le long de l'axe X , nous avons $\dot{Y} = 0$. 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 :

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

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

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

Notons que l'expression de τ^{-1} (l'inverse du TTC en coordonnées pixelliques) 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) et le flot optique (\dot{u}, \dot{v}) doivent être connues.

Pour calculer le TTC au point (u, v) , nous avons donc 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 issues de capteurs para-catadioptriques proposé dans (Radgui *et al.*, 2008). Cette approche permet d'améliorer l'estimation du flot optique sur des images issues de capteurs para-catadioptriques.

4. Flot optique

Dans la littérature, plusieurs techniques du calcul du flot optique sont proposées. La méthode de (Lucas, Kanade, 1981) est l'une des plus utilisées dans les applications robotiques pour l'estimation du mouvement (Barron *et al.*, 1994).

Etant donnée une séquence d'images $I(u, v, t)$, l'estimation du flot optique de Lucas Kanade consiste à mesurer le mouvement local (U, V) du point $m(u, v)$ perçu entre deux images. Cette estimation est basée sur la conservation de l'intensité des pixels et sur l'hypothèse de la constance locale du flot optique dans un voisinage ϑ . 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.*, 2008) proposent une adaptation de cette méthode pour les images issues de capteurs 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 de Lucas-Kanade en remplaçant le modèle constant par le modèle quadratique suivant :

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

où (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 issues de capteurs 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 (Svoboda, Pajdla, 2001) et (Démonceaux, Vasseur, 2006). En particulier, dans (Radgui *et al.*, 2008), 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'azimut et r correspond à la distance entre le point sur le miroir et son centre F. Le voisinage est défini par :

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

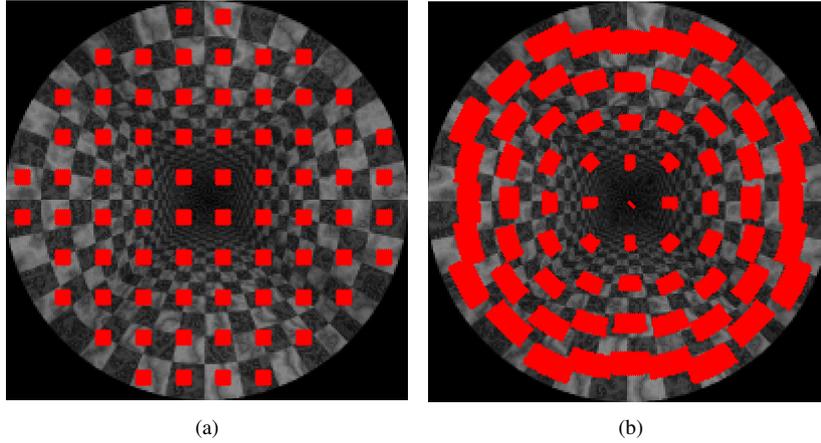


Figure 4. Voisinage : (a) classique et (b) adapté (Radgui et al. 2008)

Comme le montre la figure 4, comparé au voisinage classique de taille fixe (voir figure 4a), la taille du voisinage adapté (voir figure 4b) varie en fonction de la résolution des points dans l'image omnidirectionnelle.

Le modèle de mouvement apparent (15) et le voisinage adapté (16) aux images issues de capteurs para-catadioptriques seront utilisés pour calculer le mouvement apparent adapté d'un point $m(u, v)$. Ce mouvement est donné par :

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

L'équation (17) est résolue par les moindres carrés. Les valeurs (\hat{u}, \hat{v}) obtenues sont ensuite injectées dans (13) pour en déduire le TTC.

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 POVRAY¹. Des images de résolution $200 * 200$ pixels sont obtenues en déplaçant une caméra paracatadioptrique virtuelle vers une surface composée de briques. Les paramètres intrinsèques de la caméra virtuelle sont fixés pour toutes les séquences à $(u_0, v_0) = (100, 100)$, $\alpha = 40$ (nous supposons 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.

Nous proposons d'évaluer la robustesse de la solution proposée notamment en fonction du bruit dans les images ainsi que de la géométrie et de la texture de l'objet vers lequel la caméra se déplace. Ainsi, nous présentons des résultats quantitatifs et qualitatifs relatifs au modèle (13), calculés en utilisant le flot optique de Lucas-Kanade (TLK) et en utilisant le flot optique adapté (TALK). En termes de qualité des résultats obtenus, nous présentons des cartes de TTC avec TLK et TALK sur les figures 5, 7, 8 et 10. A noter que sur ces figures, le bleu foncé indique une petite valeur du TTC (capteur virtuel proche du plan), le bleu clair désigne une valeur élevée du TTC (capteur virtuel loin du plan) et le rouge foncé désigne les valeurs aberrantes alors que la couleur bleu extrêmement foncé indique les TTC nuls.

Notons que l'objectif principal de ce travail est l'adaptation du modèle du TTC en vision para-catadioptrique. Néanmoins, nous utilisons ici deux méthodes de calcul du flot optique pour vérifier son influence sur l'estimation du TTC. Il ne s'agit pas d'une comparaison de différentes techniques de flot optique. Au niveau des résultats quantitatifs obtenus, nous avons utilisé l'erreur RMS (*Root Mean Square*) pour valider les estimateurs TLK et TALK. C'est la valeur quadratique moyenne définie comme suit :

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

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.

5.1.1. Variation de la texture

Afin d'évaluer l'influence de la variation de la texture sur le calcul du TTC en utilisant les deux techniques d'estimation du flot optique présentées dans la section 4, nous considérons deux séquences de synthèse représentant deux textures différentes, soient Seq1 et Seq2. La séquence Seq1 est à faible texture alors que la Seq2 est à motifs variés. La figure 5 représente les cartes de TTC de quelques images des deux séquences comparées. La première ligne de la figure illustre des images prises aux instants $t = 1$, $t = 19$ et $t = 31$ pour Seq1 et Seq2. Le reste de la figure montre

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

les résultats obtenus à partir du modèle (13), calculé en utilisant le flot optique de Lucas-Kanade (TLK) (deuxième ligne de la figure) et en utilisant le flot optique adapté (TALK) (troisième ligne de la figure). Nous remarquons que l'estimation des cartes du TTC sur la Seq 2 est meilleure que celle sur la Seq1. Ceci se justifie par le fait que la Seq2 est plus texturée que la Seq1.

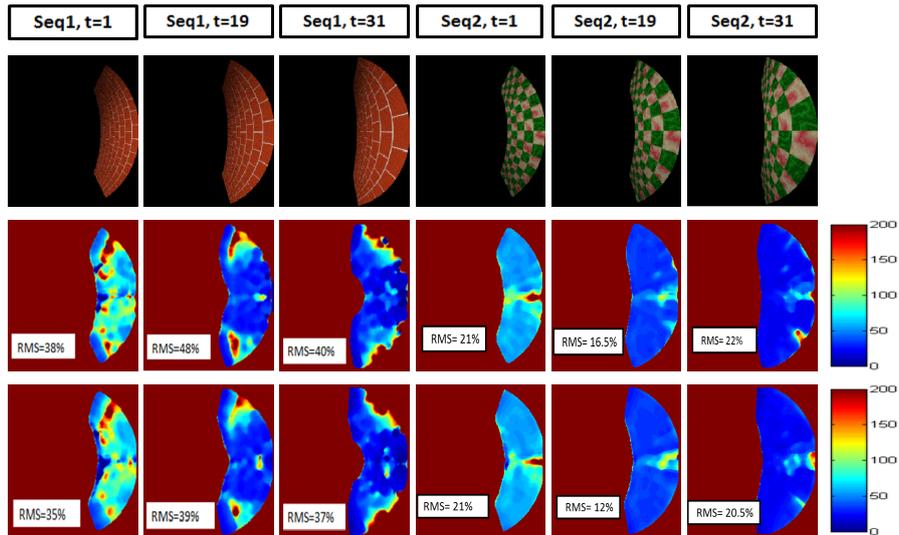


Figure 5. Estimation du TTC sur les séquences de synthèse Seq1 et Seq2 ayant des textures différentes. La première ligne illustre la progression au cours du temps de trois images des deux séquences. La deuxième ligne donne les résultats des cartes de TTC en utilisant le flot optique classique (TLK) alors que la troisième ligne représente les résultats des cartes de TTC en utilisant le flot optique adapté (TALK)

Ce résultat est montré dans la figure 6 qui met davantage en évidence la bonne estimation du TTC dans le cas de Seq2 par rapport à Seq1. En effet, les erreurs RMS des deux méthodes TLK et TALK sont faibles dans le cas de la séquence Seq2 et varient entre 10 % et 38 %.

Dans le cas d'une surface faiblement texturée (Seq1), l'estimation du flot optique est en général entachée d'erreurs à cause de la mauvaise estimation des gradients spatiaux. Cependant, le modèle (13) donne des résultats acceptables du TTC comme l'illustre la figure 5. En tenant compte de ces résultats ainsi que de ceux de la figure 6, nous pouvons constater que, si nous nous limitons à la courbe avant l'aliasing temporel² qui débute vers la 30ème image (ou au manque de texture à la fin de la séquence), l'erreur varie entre 25 % et 40 %. Ces valeurs sont comparables aux valeurs des RMS

2. Erreur est due à l'approximation de la dérivée temporelle de l'image par une différence finie.

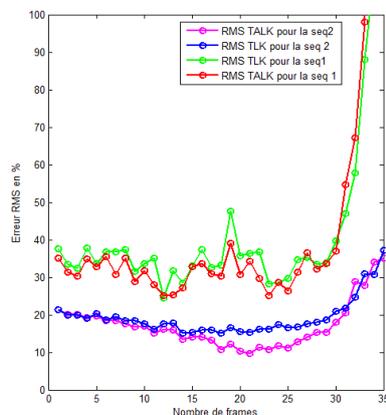


Figure 6. L'erreur quadratique moyenne (RMS) de l'estimation du TTC en utilisant le TLK et le TALK sur les séquences Seq1 et Seq2

trouvées dans la littérature relative au cas des caméras perspectives (Galbraith et al., 2005). Les résultats donnés par la séquence Seq1 sont justifiés par le fait que l'estimation du flot optique est très mal conditionnée dans le cas des images faiblement texturées. Ils montrent que la précision du TTC dépend bien évidemment de la qualité du flot optique mais permet de valider expérimentalement l'équation (13).

5.1.2. Variation de la forme de l'objet

Afin d'évaluer le modèle (13), proposé pour le calcul du TTC, en fonction de la géométrie de l'obstacle vers lequel la caméra se déplace, nous avons considéré deux séquences de synthèse contenant deux objets ayant des formes géométriques différentes (Seq3 et Seq4). Les images de la séquence Seq3 contiennent un objet ayant une forme rectangulaire (boîte ajoutée à Seq1) alors que celles de la séquence Seq4 contiennent un objet sphérique (sphère ajoutée à Seq1). Si la distance entre la caméra et les points de l'obstacle est identique (cas des points 3D d'une surface plane perpendiculaire à l'axe X du capteur para-catadioptrique), alors le TTC a la même valeur pour tous les points de l'obstacle à chaque instant. Par contre, si les points ne sont pas à la même profondeur, les TTC sont différents.

Les figures 7, 8 et 9 présentent les résultats des calculs des TTC en utilisant le TLK et le TALK. Sur la figure 7 (respectivement la figure 8), en considérant les cartes des TTC des images des séquences Seq3 (respectivement Seq4) relatives à un instant t fixe, les valeurs TTC obtenues en dehors de l'objet boîte (respectivement sphère) sont similaires. Par ailleurs, les valeurs de TTC sur l'objet sont en bleu foncé marquant que celui-ci est plus proche de la caméra que le plan en brique. En outre, la configuration géométrique donnée par les TTC des zones occupées par les objets est presque similaire à la forme géométrique de l'objet lui-même (rectangle sur Seq3 et

cercle sur Seq4). Cela montre que les valeurs de TTC, ainsi obtenues par notre modèle, permettent de mettre en évidence la présence d'obstacle.

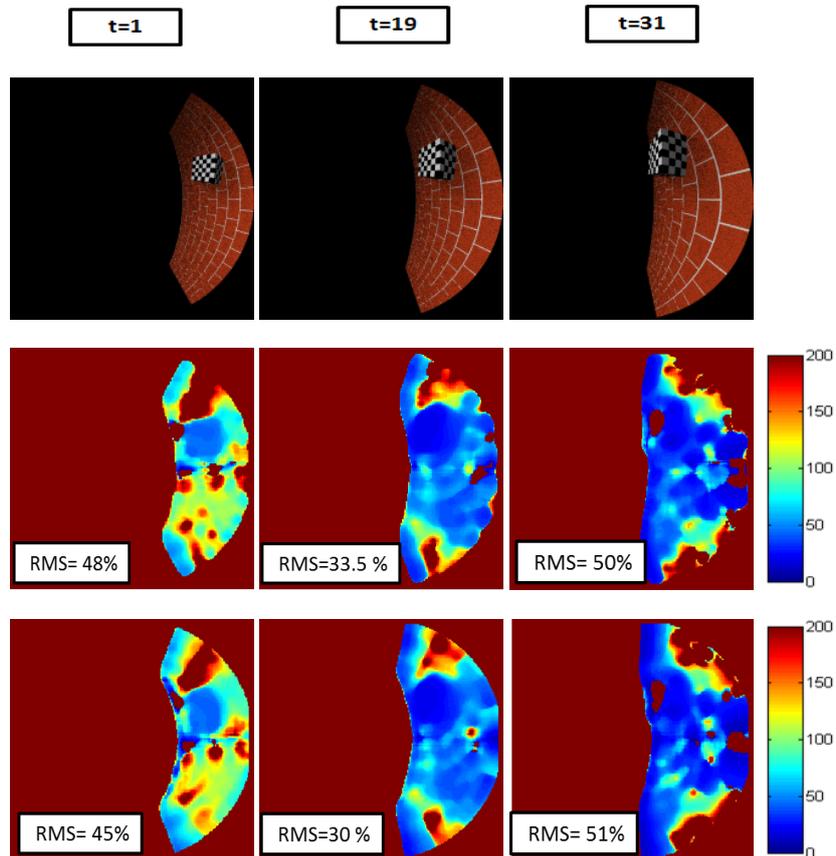


Figure 7. Estimation du TTC sur la séquence de synthèse Seq3 contenant un objet ayant une forme rectangulaire. La première ligne illustre la progression au cours du temps de trois images de la séquence. La deuxième ligne donne les résultats des cartes de TTC en utilisant le flot optique classique (TLK) alors que la troisième ligne représente les résultats des cartes de TTC en utilisant le flot optique adapté (TALK)

La figure 9 représente les erreurs RMS le long des deux séquences Seq3 et Seq4. Les perturbations de l'estimation de TTC sont remarquables à la fin des séquences alors que les valeurs de RMS au milieu sont acceptables.

En termes de qualité et de quantité des résultats obtenus, nous constatons que la forme de l'objet (plane perpendiculaire pour le boîte ou convexe pour la sphère) n'influe pas sur la bonne estimation du TTC le long des séquences Seq3 et Seq4. En

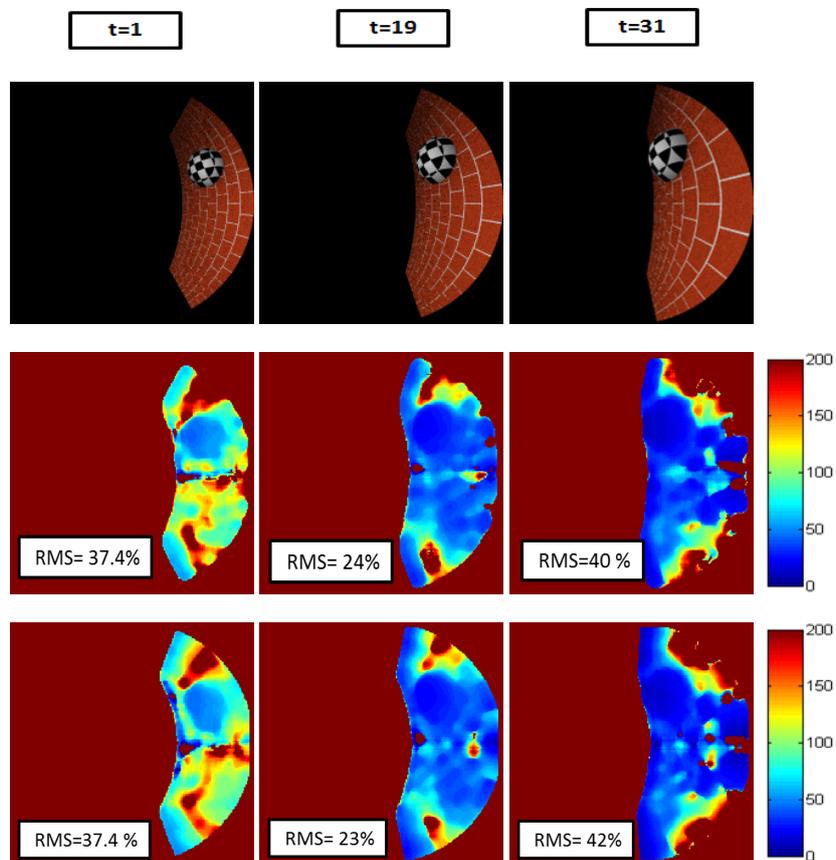


Figure 8. Estimation du TTC sur la séquence de synthèse Seq4 contenant un objet ayant une forme sphérique. La première ligne illustre la progression au cours du temps de trois images de la séquence. La deuxième ligne donne les résultats des cartes de TTC en utilisant le flot optique classique (TLK) alors que la troisième ligne représente les résultats des cartes de TTC en utilisant le flot optique adapté (TALK)

particulier, pour chaque méthode de calcul de flot optique considérée, les courbes des erreurs RMS ont presque le même comportement. Ce constat est justifié par le fait que l'approche proposée est locale.

5.1.3. Variation du bruit

Ici, nous évaluons notre proposition du calcul du TTC en fonction du bruit. Nous ajoutons des bruits blancs gaussiens à la séquence Seq2 avec deux écarts types diffé-

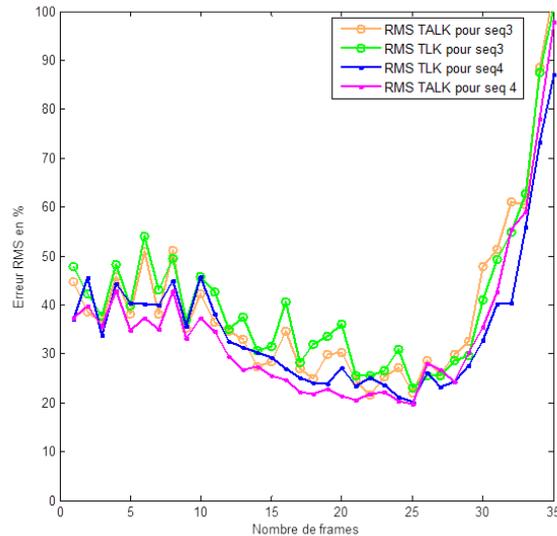


Figure 9. L'erreur quadratique moyenne (RMS) de l'estimation du TTC en utilisant le TLK et le TALK sur les séquences Seq3 et Seq4

rents. Ainsi, nous générons la séquence Seq5 (avec écart type $std = 4$) et la séquence Seq6 (avec écart type $std = 5$).

La figure 10 permet d'analyser le modèle (13) du calcul du TTC, en fonction des cartes obtenues sur les séquences Seq2, Seq5 et Seq6. Cette figure montre que les cartes de TTC, aussi bien lors de l'utilisation de TLK que lors de l'utilisation de TALK, sont entachées davantage d'erreurs lorsque les images sont plus bruitées. Ce constat est confirmé par les résultats des RMS obtenus à la figure 11.

La figure 11 montre que les erreurs RMS de Seq2 varient entre 11 % et 35 %, mais qu'elles restent faibles au début de la séquence. Pour Seq5, les valeurs des erreurs RMS oscillent entre 17 % et 39 % au cours du déplacement du capteur virtuel alors que dans le cas de la Seq6, les erreurs RMS du TLK et TALK deviennent plus importantes et varient entre 19 % et 64 % le long de la séquence. Donc, dans les deux cas TLK et TALK, les valeurs des courbes RMS de chaque séquence deviennent plus importantes avec le bruit, en particulier, au début des séquences (mauvais calcul des gradients) et vers la fin de celles-ci (l'aliasing temporel). Au milieu des séquences, les valeurs des RMS en présence du bruit augmentent légèrement. Enfin, nous constatons que plus les images sont fortement bruitées, plus le calcul du TTC est erroné.

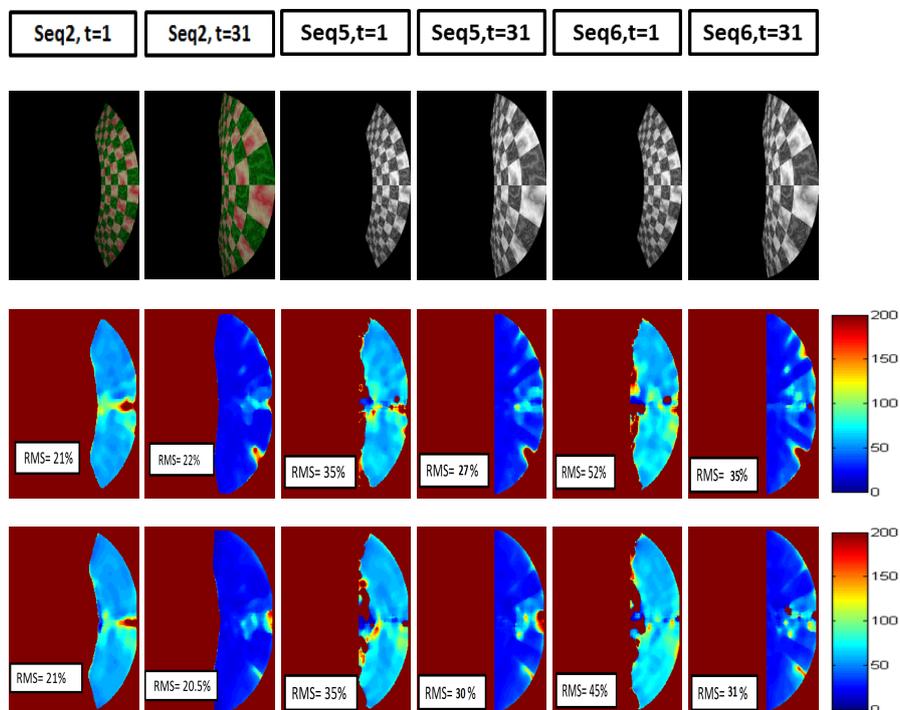


Figure 10. Estimation du TTC sur les séquences de synthèse Seq2, Seq5 et Seq6 contenant des bruits différents. La première ligne illustre la progression au cours du temps de deux images des deux séquences. La deuxième ligne donne les résultats des cartes de TTC en utilisant le flot optique classique (TLK) alors que la troisième ligne représente les résultats des cartes de TTC en utilisant le flot optique adapté (TALK)

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 des régions peu texturées dans l'image et de l'aliasing temporel,...). Pour diminuer l'effet des valeurs aberrantes, nous avons utilisé un estimateur robuste médian dans un voisinage de taille 9×9 pour chaque pixel de l'image. Il faut cependant souligner deux points. Le premier point est lié aux singularités dues aux égalités suivantes ($u - u_0 = 0$ et/ou $v - v_0 = 0$) qui rendent le modèle indéfini. Quant au second point à souligner, il concerne le foyer d'expansion (FOE). En effet, afin de visualiser l'influence du FOE sur l'estimation du TTC, nous avons appliqué le modèle (13) à deux pixels de l'image de la Seq1, le premier pixel est choisi loin du FOE (étoile en rouge sur la figure 12) et le deuxième est choisi proche du FOE (étoile en vert sur la figure 12). Le comportement du TTC est montré dans la figure 13. Nous constatons

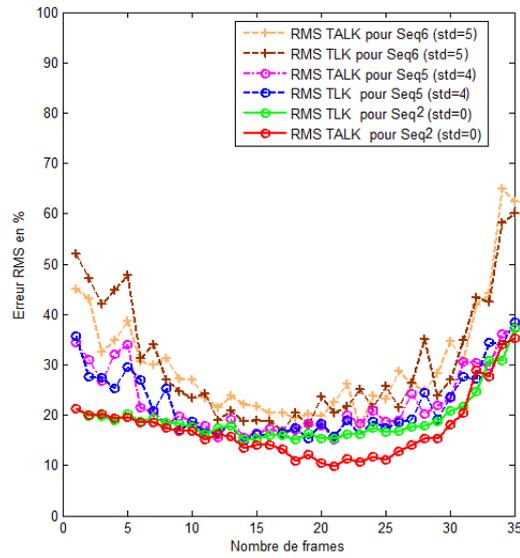


Figure 11. L'erreur quadratique moyenne (RMS) de l'estimation du TTC en utilisant le TLK et le TALK sur les séquences Seq5 et Seq6

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.

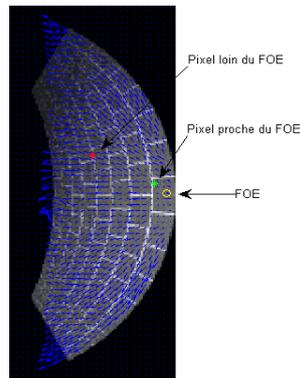


Figure 12. Estimation du flot optique adapté sur l'image de la Seq1 (vecteur en bleu) et la position de deux pixels dans l'image. En vert : un pixel proche du FOE. En rouge : un pixel loin du FOE

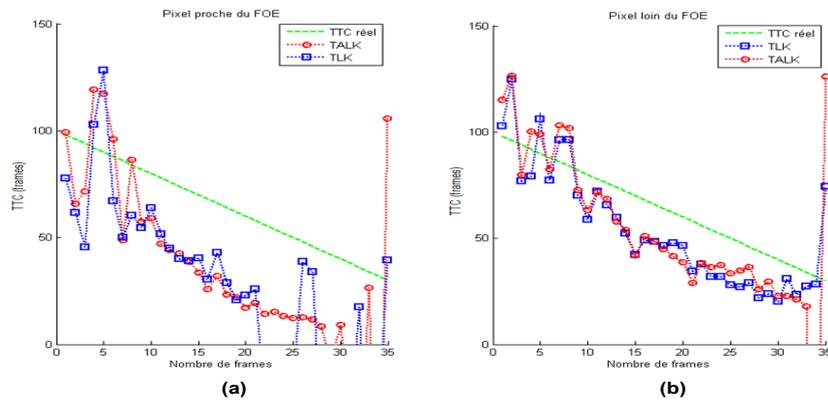


Figure 13. Estimation du TTC avec TALK et TLK (unité en frames). a) : courbes des TTC d'un pixel proche du FOE. b) : courbes des TTC d'un pixel loin du FOE

5.2. Séquence réelle

La plate-forme utilisée dans l'expérience est composée d'un robot mobile Pioneer-AT équipé d'une caméra para-catadioptrique. Le robot se déplace suivant l'axe X vers un mur (voir la figure 1). La calibration de la caméra a été effectuée avec la toolbox Hyscas³ (Caron, Eynard, 2011). Trois images réelles, correspondant aux instants $t = 80$, $t = 100$ et $t = 120$, sont montrées dans la première ligne de la figure 14. De la même manière que la section précédente, nous avons appliqué l'équation (13) avec les deux techniques différentes d'estimation du flot optique. A noter que sur cette figure, le bleu foncé indique une petite valeur du TTC (robot proche de l'obstacle), le bleu clair désigne une valeur élevée du TTC (robot loin de l'obstacle), le rouge foncé désigne les valeurs aberrantes alors que le bleu extrêmement foncé indique les TTC nuls. La figure 14 montre que l'algorithme TTC avec flot optique adapté (TALK) est plus approprié à la vision catadioptrique. Dans les différentes cartes du TTC de la figure 14, l'intérêt du TTC para-catadioptrique est justifié par le fait qu'il est capable de détecter la profondeur suivant l'axe X des objets en avant et en arrière du robot. Une autre valeur ajoutée du TTC para-catadioptrique est qu'il peut donner une information supplémentaire sur le sol (représenté par la couleur rouge foncé). Le sol représente généralement un espace homogène et faiblement texturé où le TTC n'est pas bien défini. Néanmoins, quelques erreurs d'estimation du TTC sont présentes. Ces erreurs sont dues d'une part, au changement de luminosité dans la scène de l'image, ce qui provoque une violation de la contrainte de conservation lumineuse et ainsi des erreurs

3. www.hyscas.com

d'estimation du flot optique. D'autre part ces erreurs sont dues au foyer d'expansion comme nous l'avons expliqué dans la section précédente.

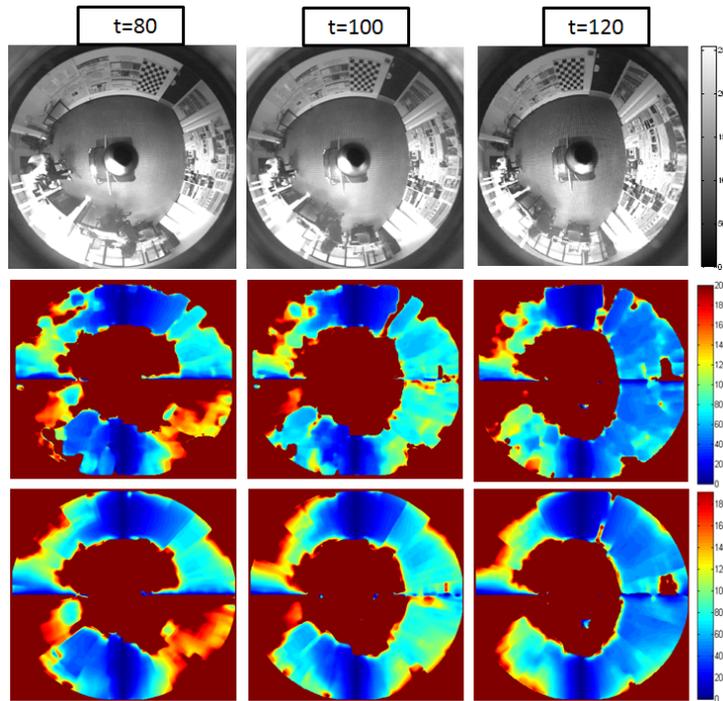


Figure 14. Estimation du TTC sur la séquence réelle : La première ligne montre une progression de l'image réelle au cours du temps. La deuxième ligne donne les résultats de TLK et la troisième ligne représente les résultats de TALK

Pour vérifier l'intérêt du modèle (13) en robotique mobile, nous avons vérifié si celui-ci permettait de détecter les obstacles. Pour ce faire, nous avons appliqué la méthode proposée sur une nouvelle séquence réelle qui représente un environnement inconnu avec deux obstacles fixes (voir la première ligne de la figure 15). Les deux obstacles sont placés derrière et devant le robot (en ne prenant pas en considération les objets latéraux). La deuxième ligne de la figure 15, illustre quatre différentes images de la séquence (de gauche à droite : $t = 150$, $t = 220$, $t = 300$ et $t = 320$). La troisième ligne représente les cartes du TTC pour les quatre images de la séquence. Le TTC de l'obstacle derrière le robot (obstacle $n^{\circ}1$) croît de l'image $n^{\circ}150$ à l'image $n^{\circ}220$, ceci est illustré par la modification de la couleur bleue, du bleu foncé (TTC petit) au bleu clair (TTC élevé), alors que pour le TTC de l'obstacle devant (obstacle $n^{\circ}2$), sa couleur change du bleu clair (TTC élevé) au bleu foncé (TTC petit).

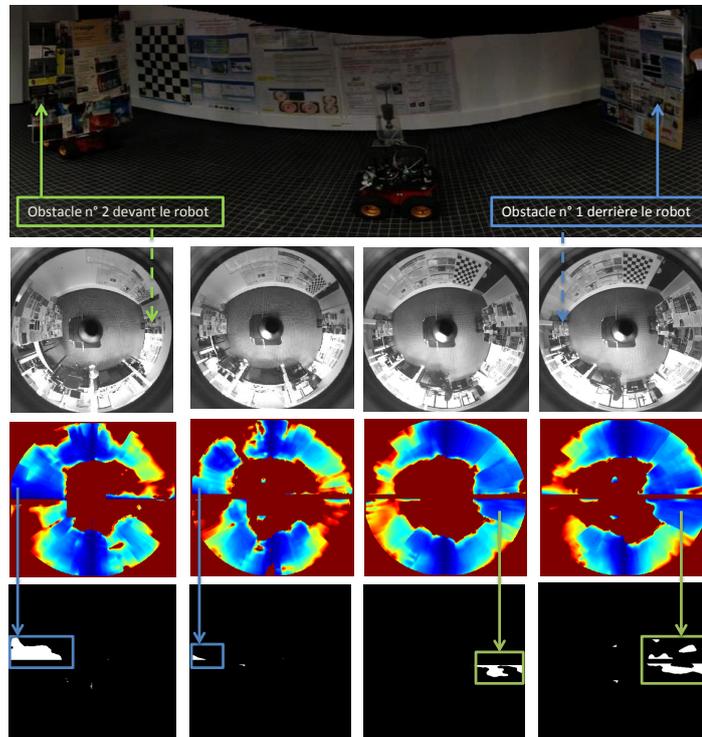


Figure 15. Détection des obstacles basée sur la binarisation des cartes de TTC. La 1^e ligne représente une vue panoramique du robot avec les deux obstacles immobiles. La 2^e ligne représente la progression en temps de l'image issue de capteur para catadioptrique. La 3^e ligne, montre les cartes du TTC des quatre images de la séquence et la 4^e ligne illustre les cartes binaires associées, le rectangle bleu cadre l'obstacle n°1 détecté et le rectangle vert cadre l'obstacle n°2 détecté

La technique de détection des obstacles proposée ici est basée sur une simple binarisation de la carte de TTC. Celle-ci est effectuée en fixant le seuil de TTC à 30 : sur la carte binaire (figure 15, dernière ligne), une couleur blanche indique « obstacle détecté » alors que la couleur noire indique « obstacle non détecté ». Notons que, le modèle de binarisation n'est pas appliqué sur les objets qui ne se trouvent pas sur l'axe de mouvement du robot. En effet, le modèle (13) du TTC proposé dans cet article est une grandeur de profondeur suivant l'axe X . C'est la raison pour laquelle, pour détecter les obstacles, nous nous sommes focalisés sur les zones en avant et en arrière du robot. La quatrième ligne de la figure 15 montre l'obstacle n°1 encadré en bleu et l'obstacle n°2 encadré en vert. Au début de la séquence (image n°150), le robot peut avancer en avant ou s'arrêter. De l'image n°220 à l'image n°300, l'espace de navigation du ro-

bot ne représente pas de risque de collision. Cependant, après l'image n°300 la tache blanche de l'obstacle n°2 apparaît de plus en plus dans la carte binaire, ce qui montre que le robot s'approche peu à peu d'un obstacle.

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. Le présent travail reformule le TTC pour les images issues de capteurs para-catadioptriques en prenant en compte les distorsions introduites par le miroir. Ainsi, l'approche proposée estime le TTC localement en se basant sur l'estimation du flot optique.

Les résultats obtenus sur des séquences de synthèse montrent un bon comportement du modèle relativement aux bruits, à la variation de la texture ainsi que la forme géométrique des obstacles. En outre, nous avons considéré une application réelle pour mesurer la robustesse de notre approche (déplacement d'un robot vers un obstacle). En conséquence, le modèle de TTC, évalué sur des séquences réelles pour le calcul du temps de collision a donné des résultats encourageants. Toutefois, la méthode présente une limitation dans la région d'expansion autour du FOE. Nous proposerons par la suite d'améliorer l'estimation du TTC dans cette région de l'image. Enfin, nous nous intéresserons au cas d'un modèle général du TTC dans le cas de déplacements quelconques du robot.

Bibliographie

- Baker S., Nayar S. K. (1998, January). A theory of catadioptric image formation. In *Proceedings of the 6th international conference on computer vision*, p. 35 - 42.
- Barron J. L., Fleet D. J., Beauchemin S. S. (1994, février). Performance of optical flow techniques. *Int. J. Comput. Vision*, vol. 12, n° 1, p. 43–77.
- Benamar F., Démonceaux C., Fkihi S., Mouaddib E., Aboutajdine D. (2012, Nov). Time to contact estimation on paracatadioptric cameras. In *2012 21st international conference on pattern recognition (icpr)*, p. 3602-3605.
- Benamar F., El Fkihi S., Démonceaux C., Mouaddib E., Aboutajdine D. (2013, Sept). Gradient-based time to contact on paracatadioptric camera. In *2013 20th IEEE international conference on image processing (ICIP)*, p. 5-9.
- Camus T. (1995). Calculating time-to-contact using real-time quantized optical flow. In *National institute of standards and technology nistir 5609*.
- Caron G., Eynard D. (2011, May). Multiple camera types simultaneous stereo calibration. In *Ieee int. conf. on robotics and automation, icra'11*. Shanghai, China.
- Cipolla R., Blake A. (1997). Image divergence and deformation from closed curves. *International Journal of Robotics Research*, vol. 16, p. 77–96.
- Démonceaux C., Vasseur P. (2006). Markov random fields for catadioptric image processing. *Pattern Recognition Letters*, vol. 27, n° 16, p. 1957-1967.

- Horn B., Fang Y., Masaki I. (2009, June). Hierarchical framework for direct gradient-based time-to-contact estimation. In *In ieee intelligent vehicles symposium*, p. 1394-1400. Shaanxi, China.
- Lee D. N. (1976). A theory of visual control of braking based on information about time-to-collision. *Perception*, vol. 5, p. 437-459.
- Lourakis M. I. A., Orphanoudakis S. C. (1999). Using planar parallax to estimate the time-to-contact. In *Proceedings of the ieee conference on computer vision and pattern recognition (cvpr)*.
- Lucas B., Kanade T. (1981). An iterative image registration technique with an application to stereo vision. *Proc. DARPA IU Workshop*, p. 121–130.
- Marco M. D., Garulli A., Praticchizzo D., Vicino A. (2003). A set theoretic approach for time-to-contact estimation in dynamic vision. *Automatica*, vol. 39, n° 6, p. 1037 - 1044.
- McCarthy C., Barnes N., Srinivasan M. (2007). Real time biologically-inspired depth maps from spherical flow. In *Icra*, p. 4887-4892.
- Meyer F. (1994, Dec). Time-to-collision from first-order models of the motion field. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, vol. 10, n° 6, p. 792-798.
- Mouaddib E. (2005, September). Introduction à la vision panoramique catadioptrique. *Traitement du Signal*, vol. 22.
- Pundlik S., Peli E., Luo G. (2011). 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*, p. 728–737. Berlin, Heidelberg, Springer-Verlag.
- Radgui A., Demonceaux C., Mouaddib E., Rziza M., Aboutajdine D. (2008, October). 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.
- Subbarao M. (1990). Bounds on time-to-collision and rotational component from first-order derivatives of image flow. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 50, n° 3, p. 329 - 341.
- Svoboda T., Pajdla T. (2001). Matching in catadioptric images with appropriate windows, and outliers removal. In *Proceedings of the 9th international conference on computer analysis of images and patterns*, p. 733–740. London, UK, Springer-Verlag.

Article reçu le 27/09/2013

Accepté le 12/05/2014

