



Stéréovision-Fisheye à Large Entraxe aux Carrefours: Auto-Calibration Extrinsèque à l'échelle absolue pour la Trajectographie 3D

Sokèmi Datondji, Yohan Dupuis, Peggy Subirats, Pascal Vasseur

► To cite this version:

Sokèmi Datondji, Yohan Dupuis, Peggy Subirats, Pascal Vasseur. Stéréovision-Fisheye à Large Entraxe aux Carrefours: Auto-Calibration Extrinsèque à l'échelle absolue pour la Trajectographie 3D. Spatial Analysis and GEOMatics 2017, INSA de rouen, Nov 2017, Rouen, France. hal-01643370

HAL Id: hal-01643370

<https://hal.science/hal-01643370>

Submitted on 21 Nov 2017

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.

Stéréovision-Fisheye Large Entraxe aux Carrefours: Auto-Calibration Extrinsèque à l'échelle absolue pour la Trajectographie 3D

S. R. E. DATONDI¹, Y. DUPUIS¹, P. SUBIRATS¹, P. VASSEUR²

1. CEREMA, Department of Multimodal Transportations, 76121, France

{rene-e.datondji;yohan.dupuis;peggy.subirats}@{cerema.fr}

2. LITIS Laboratory, Intelligent Transportation Systems, 76800, France

pascal.vasseur@univ-rouen.fr

RÉSUMÉ. Nous présentons un système de stéréovision-fisheye à large entraxe pour analyser le trafic dans les carrefours. Dans ce contexte de déploiement, l'estimation de la calibration extrinsèque entre les caméras est très complexe. En effet la grande distance entre les caméras et la différence de vue rendent inapplicables les méthodes de calibration extrinsèque qui requièrent la mise en correspondance d'images de mires. Ainsi, nous proposons une méthode automatique basée sur l'analyse jointe du mouvement et de l'apparence des véhicules, ici considérés comme des objets dynamiques de calibration.

ABSTRACT. We present a wide-baseline fisheye-stereoscopic system suitable for intersection monitoring. Accurate extrinsic calibration is required to compute metric information. But the task is quite challenging in this context, because of the wide-baseline and the view difference. Also, pattern-based methods are hardly feasible without disrupting the traffic. Therefore, we propose a points-correspondence-free solution. Our method is fully-automatic and based on a joint analysis of vehicles motion and appearance, which are considered as dynamic calibration objects.

MOTS-CLÉS : calibration extrinsèque, stéréovision, vision omnidirectionnelle, trajectoires

KEYWORDS: extrinsic calibration, stereovision, omnidirectional vision, trajectories

1. Introduction

Ce article présente un dispositif de stéréovision large entraxe, avec des caméras fisheye, dédié à la surveillance des carrefours qui sont des zones de danger (Datondji *et al.*, 2016c). Une des problématiques majeure adressée est la calibration extrinsèque de ces caméras installées aux angles du carrefour, car elles sont fortement désorientées et éloignées d'une grande distance. Les méthodes de calibration nécessitant la mise en correspondance d'images de mires sont inadaptées dans ce contexte (Datondji *et al.*, 2016b). Nous proposons alors une approche d'auto-calibration extrinsèque qui se base sur l'analyse jointe du mouvement et de l'apparence des véhicules dans la scène. Notre solution qui suppose la planéité du mouvement, repose sur l'estimation de points de fuite (Sochor *et al.*, 2017) et la mise en correspondance de plans virtuels définis à partir d'un véhicule utilisé comme objet dynamique de calibration.

2. Auto-calibration extrinsèque

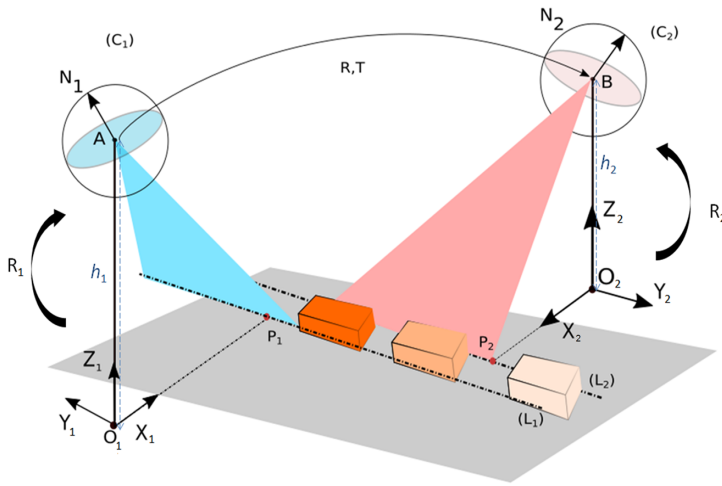
Nous formulons le problème de calibration extrinsèque en adoptant le modèle de caméra sphérique (Scaramuzza *et al.*, 2006) (Figure 1a). La résolution est découplée en l'estimation de la rotation $\mathbf{R}$ et de la translation $\mathbf{T}$ à l'échelle entre les caméras (Figure 1b). L'approche est basée sur l'extraction des trajectoires des véhicules sur la route principale, par détection et suivi itératif. Il s'ensuit le calcul de points de fuite par RANSAC, en exploitant conjointement les trajectoires et les contours des véhicules projetés sur la sphère unitaire (Datondji *et al.*, 2016a). L'extraction des points de fuite conduit de manière immédiate aux rotations relatives des caméras. Mais le calcul de la translation est plus délicat (Figure 2). Après une solution initiale semi-manuelle proposée dans (Datondji *et al.*, 2016b), nous proposons ici d'extraire les plans tangents verticaux à l'avant et à l'arrière d'un véhicule suivi dont les dimensions sont connues a priori. Les composantes de la translation sont estimés en exploitant à la fois des détections du véhicule dans l'image fisheye et les points de fuite. La composante $\mathbf{T}_Z$ est obtenue en minimisant une fonction de coût liée à la hauteur des caméras et la longueur du véhicule (Equation 1a,1b). La composante $\mathbf{T}_X$ est obtenue en additionnant la largeur du véhicule de calibration à ses positions latérales par rapport à chaque caméra (Equation 2); alors que la composante $\mathbf{T}_Y$ est calculée à partir des positions longitudinales consécutives des plans virtuels exprimés dans le repère monde (Equation 3).

$$\mathbf{E}(h_i) = \sum_{k=1}^n \left(\left\| wf_i(h_i) - wb_i(h_i) \right\|_2 - \mathbf{V} \right); \quad \mathbf{h}_i = \arg \min_{h_i} (\mathbf{E}); \quad (1a)$$

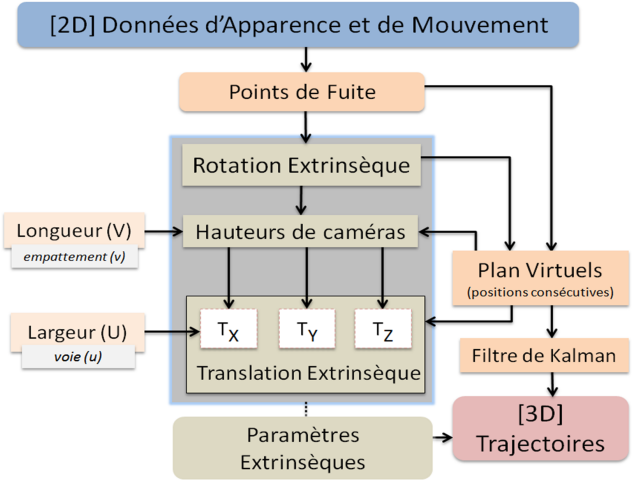
$$wg_i(h_i) = \underbrace{\left(-\frac{Z_i \cdot [0, 0, h_i]^T}{Z_i \cdot (\mathbf{R}_i^{-1} \cdot \mathbf{s}g_i)} \right)}_{\text{(facteur d'échelle)}} \cdot \underbrace{(\mathbf{R}_i^{-1} \cdot \mathbf{s}g_i)}_{\text{(rayon image)}} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ h_i \end{bmatrix}; \quad \mathbf{T}_Z = (h_1 - h_2) \quad (1b)$$

$$\mathbf{T}_X = d_1 + d_2 + \mathbf{U}; \quad \left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (wf_i^k)_{\mathcal{R}_i} \cdot X_i \right) - \mathbf{d}_i = 0 \quad (2)$$

$$\left(\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \left\| \vec{f}_2^{(k)} - \vec{f}_1^{(k)} \right\| \right) - \mathbf{T}_Y = 0; \quad \vec{f}_i^{(k)} = (wf_i^k)_{\mathcal{R}_i} \cdot \vec{Y}_i \quad (i = \{1, 2\}); \quad (3)$$



(a) Modélisation: les caméras (C_1) et (C_2) et installées aux hauteurs h_1 and h_2 . Nous définissons deux repères locaux associés au mats, respectivement $\mathcal{R}_1=(O_1, X_1, Y_1, Z_1)$ et $\mathcal{R}_2=(O_2, X_2, Y_2, Z_2)$. Le référentiel du monde est choisi à $\mathcal{R}_1$.



(b) Etapes de l'auto-calibration

Figure 1. Formulation du problème d'auto-calibration extrinsèque (a) et schéma détaillé de la méthodologie (b).

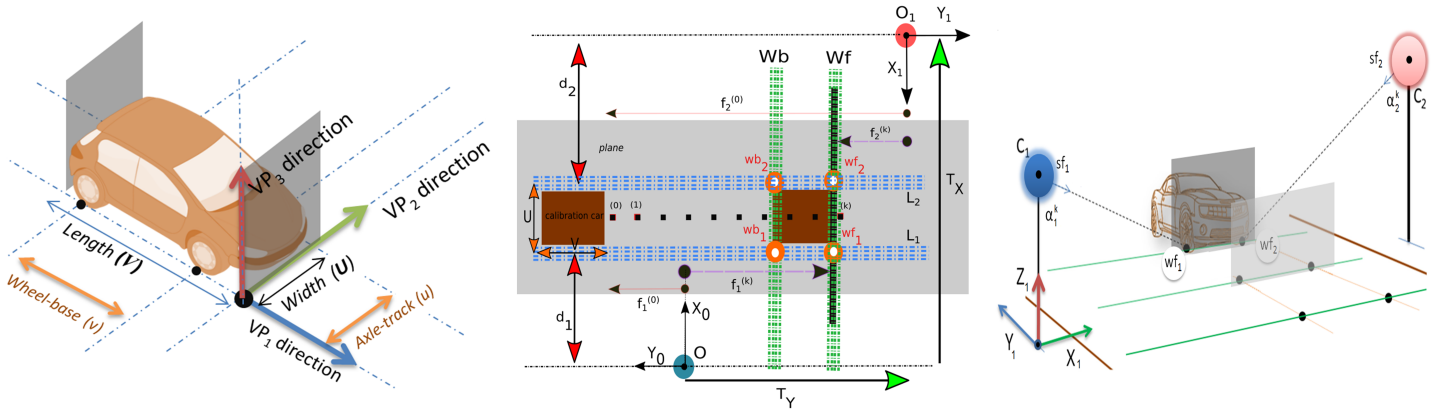


Figure 2. Calcul de la translation extrinsèque. Gauche) définition des plans virtuels associés au véhicule de calibration ainsi que les dimensions requises. Milieu) relation entre la position du véhicule et les caméras. Droite) Localisation du plan virtuel à l'avant du véhicule

3. Résultats expérimentaux

Dans cette section nous présentons des résultats expérimentaux effectués à un carrefour en Normandie. Il est possible d'évaluer la rotation extrinsèque en mesurant la distance géodésique entre quelques grands-cercle de droites verticales et la normale à la route dans le repère sphérique (tableau 1). En effet, toutes ces droites verticales s'intersectent au point de fuite correspondant à la normale au plan de route (Datondji *et al.*, 2016b), qui correspond au troisième point de fuite VP_3 . Nous obtenons pour la caméra 1 et la caméra 2 respectivement une erreur moyenne de 0.23° et 0.48° , ce qui confirme la précision de la rotation extrinsèque. En ce qui concerne la translation extrinsèque obtenue par correspondance de plans

virtuels, les résultats sont très proches de la méthode manuelle, ici considérée comme référence et qui nécessite des points de contrôle sur le bord de voie (Datondji *et al.*, 2016b) (Tableau 2): l'erreur s'élève à **0.287 m** soit **1.3%**. Les résultats d'auto-calibration extrinsèque sont donc précis.

Camera 1 (coordonées sphériques)				Camera 2 (coordonées sphériques)			
VP3	0.8669	-0.0602	-0.4948	VP3	0.8924	-0.0411	-0.4493
Normale au grand cercle		Erreur		Normale au grand cercle		Erreur	
0.220	-0.852	0.476	0.3872	0.066	0.997	0.042	0.0754
0.259	-0.800	0.540	0.3220	0.453	0.330	0.828	1.0406
0.197	-0.885	0.422	0.9100	0.435	-0.203	0.877	0.1135
0.330	0.814	0.478	0.0118	0.444	-0.157	0.882	0.3309
0.307	0.845	0.437	0.0614	0.447	-0.061	0.893	0.0145
0.366	0.750	0.551	0.0064	0.408	-0.465	0.786	1.6981
0.481	-0.144	0.865	0.1442	0.212	-0.852	0.478	0.5211
0.499	0.082	0.863	0.0146	0.009	-0.994	0.108	0.0170

TABLE 1. Évaluation de la rotation extrinsèque: distance géodésique entre les grands cercles correspondants à des droites verticales et la normale au plan de route

Paramètres Extrinsèques (Translation à l'échelle)	Méthode semi-manuelle (Datondji <i>et al.</i> , 2016b)	Méthode Automatique	Erreur
T_X (m)	19.88	20.14	0.26
T_Y (m)	10.04	9.92	0.12
T_Z (m)	0.12	0.13	0.01

TABLE 2. Évaluation de la translation extrinsèque du système

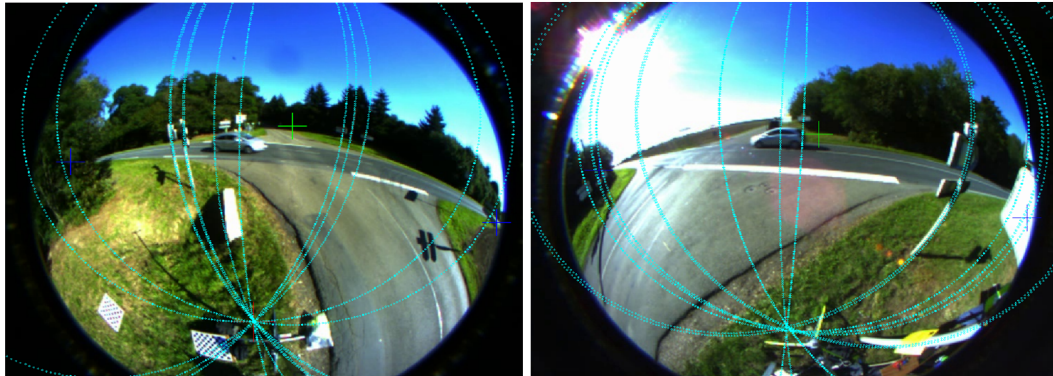


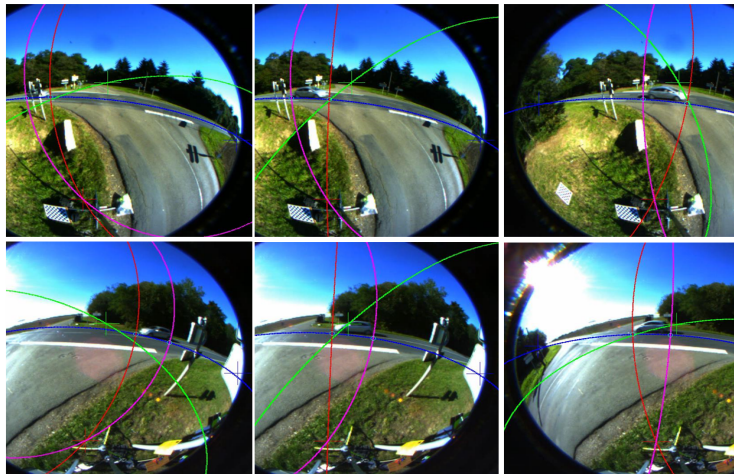
Figure 3. Intersection des grand-cercles de droites verticales en VP_3

L'analyse de trajectoires et l'estimation des vitesses permet aussi d'évaluer indirectement la qualité de l'auto-calibration (Sochor *et al.*, 2017). Les trajectoires à l'échelle métrique des véhicules sur la route principale peuvent être estimés en utilisant les résultats d'auto-calibration extrinsèque et le filtre de Kalman pour affiner la localisation des véhicules (Figure 4a,4b). Nous pouvons alors en déduire la vitesse moyenne des véhicules. La figure 5 présente l'erreur d'estimation de vitesse moyenne pour quelques véhicules choisis aléatoirement sur la route principale: nous obtenons des résultats intéressants avec une erreur moyenne de **3.25 km/h**. Pour ces résultats la vérité terrain est obtenue à partir du temps de passage des véhicules entre deux portes virtuelles séparées d'une distance connue.

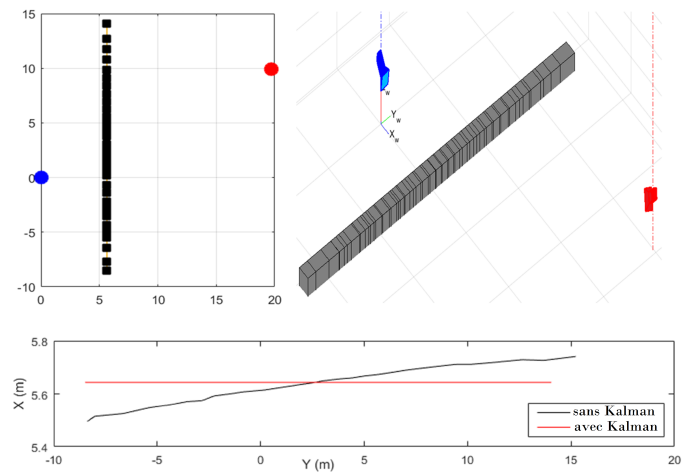
En somme, les résultats expérimentaux effectués permettent de confirmer notre méthode complète d'auto-calibration du dispositif fisheye-stéréo à large entraxe. Dans la suite de nos travaux, une attention particulière sera accordée à l'amélioration de la trajectographie. En effet, le système présenté servira à analyser les trajectoires de véhicules sur les différents axes d'un carrefour. Nous envisageons également l'évaluation du système en conditions dégradées et sur d'autres intersections.

4. Conclusion

Nous avons présenté une méthode automatique pour l'estimation de la calibration extrinsèque d'un dispositif de stéréo-vision fisheye à large entraxe. Notre système est spécifiquement destiné à l'analyse



(a) Lignes de plans virtuels - Localisation et suivi du véhicule (images rognées)



(b) Visualisation de la trajectoire reconstruite et performance du Filtre de Kalman sur une distance supérieure à 20 mètres

Figure 4. Reconstruction de trajectoire à l'échelle

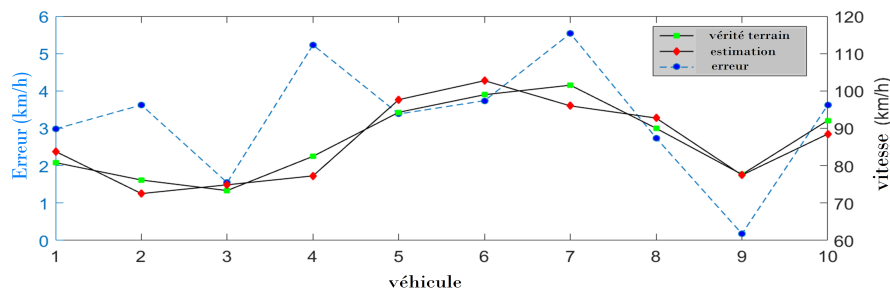


Figure 5. Erreur d'estimation de vitesses

du trafic dans les carrefours ruraux, mais peut être généralisé. Notre approche d'auto-calibration repose sur l'idée que les véhicules peuvent être considérés comme des objets de calibration dynamique. Elle consiste en une analyse jointe du mouvement et de l'apparence des véhicules. Nous avons proposé une solution d'estimation de la rotation extrinsèque à partir de points de fuite et une solution d'estimation de la translation extrinsèque à l'échelle par mise en correspondance de plans virtuels. Avec les paramètres extrinsèques, nous pouvons estimer les trajectoires des véhicules sur la route principale et calculer leurs vitesses. Des résultats expérimentaux réalisés sur site en Normandie, permettent de valider l'efficacité de notre approche.

Bibliographie

- Datondji S. R. E., Dupuis Y., Subirats P., Vasseur P. (2016a). Calibration d'un dispositif stéréo-fisheye large baseline pour le diagnostic d'intersections routières.
- Datondji S. R. E., Dupuis Y., Subirats P., Vasseur P. (2016b). Rotation and translation estimation for a wide baseline fisheye-stereo at crossroads based on traffic flow analysis. *IEEE 19th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2016)*, Rio de Janeiro, Brazil, November 1-4.
- Datondji S. R. E., Dupuis Y., Subirats P., Vasseur P. (2016c, Oct). A survey of vision-based traffic monitoring of road intersections. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 17, n° 10, p. 2681-2698.
- Scaramuzza D., Martinelli A., Siegwart R. (2006). A toolbox for easily calibrating omnidirectional cameras. In *Intelligent robots and systems, 2006 IEEE/RSJ international conference on*, p. 5695-5701.
- Sochor J., Juránek R., Španhel J., Maršík L., Šíroký A., Herout A. *et al.* (2017). Brnocompspeed: Review of traffic camera calibration and a comprehensive dataset for monocular speed measurement. (*Under Review, IEEE T-ITS*).