

Nouvel algorithme de détection des lignes de marquage au sol

Bassem BESBES¹, Christele LECOMTE¹, Peggy SUBIRATS²

¹Laboratoire d'Informatique, de Traitement de l'Information et des Systèmes (L.I.T.I.S) ; EA 4108
Avenue de l'université, BP 8, 76801 Saint-Étienne-du-Rouvray Cedex, France

²Centre d'études techniques de l'Équipement (C.E.T.E) , Normandie Centre ; ERA 34
10 chemin de la Poudrière, BP 245, 76121 Le Grand Quevilly Cedex, France

Bassem.Besbes@insa-rouen.fr

Christele.Lecomte@univ-rouen.fr

Peggy.Subirats@developpement-durable.gouv.fr

Résumé – Dans le cadre de l'aide à la conduite automobile, nous proposons un nouvel algorithme qui permet d'extraire les lignes de marquages routiers à partir d'une caméra embarquée sur un véhicule. Nous avons conçu dans une première étape une méthode originale d'extraction des contours des marquages qui se base sur des critères photométriques et temporels. Dans une deuxième étape, nous avons utilisé l'algorithme de RANSAC pour mettre en correspondance les points de contours détectés avec un modèle prédéfini décrivant la courbure de la route. Les paramètres de cet algorithme ont été ajustés pour estimer d'une façon très précise les paramètres du modèle. À la fin de l'article, nous donnons des résultats expérimentaux obtenus sur des images réelles et les perspectives de notre étude.

Abstract – We propose in this paper a new lane marking detection algorithm for road safety. This algorithm can extract road marking from a camera mounted on a vehicle. In a first step, we conceived, an original method of edge road lane-marker extraction. This method is based on photometric and temporal criterion. In a second stage, we have used the robust method of RANSAC to adjust edge points detected with a model describing the curvature of the road. The parameters of this algorithm have been adjusted in order to get a good precision of model's parameters. Some experimental results obtained on real images and prospects of our study are given in the end of this paper.

1 Introduction

Afin d'analyser les interactions infrastructure/conducteur, le C.E.T.E. a développé un outil prototype d'observation et d'analyse du comportement du conducteur. L'idée consiste à utiliser un véhicule instrumenté afin de capitaliser et de croiser des données telles que : accidentologie, caractéristiques de l'infrastructure, trajectoire, ...

Certaines mesures sont directement fournies par des capteurs spécifiques embarqués sur le véhicule, tandis que, d'autres informations précieuses comme le positionnement latéral sur la voie de circulation ne sont pas directement accessibles. Il faut donc passer par des algorithmes de traitement d'images pour pouvoir d'abord segmenter les voies de circulation puis passer à l'estimation du positionnement latéral ...

Beaucoup de travaux ont porté sur la détection des limites de la voie de circulation [1][2]. La majorité des approches développées souffrent de faiblesses dans les situations réalistes courantes : marquages peu contrastés ou occultés par des obstacles, variations d'illumination, ombre portée des objets présents dans la scène et surtout la présence d'obstacle proche de la caméra. Les algorithmes efficaces développés sont généralement complexes et très coûteux en temps de calcul. L'exploitation de la largeur de la bande ou de la voie peut faciliter le traitement. Mais les algorithmes qui utilisent des à priori ne

peuvent pas être généralisés sur toutes les routes.

Dans cette communication, nous présentons un algorithme original de détection de la voie de circulation qui ne traite que les données images fournies par la caméra et qui n'exige pas de connaissance à priori. Ce papier est organisé comme suit : dans la section 2 nous présentons l'approche conçue pour extraire les marqueurs de route. La section 3 décrit la détection des lignes de marquage. Dans la section 4 nous présentons des données expérimentales pour tester notre méthode de localisation. La validation de la méthode proposée a été réalisée sur des vidéos obtenues en conditions réelles.

2 Extraction des marquages routiers

Afin d'extraire la voie de circulation, nous avons conçu une méthode basée sur la détection des contours de marquages. Cette approche est rapide et efficace dans le cas de routes structurées. Les opérateurs classiques de détection de contours sont rapides mais très sensibles au bruit car ils accentuent, par dérivation, le bruit présent dans l'image. Ainsi, ils nécessitent un prétraitement en appliquant généralement un filtre passe bas. Ce prétraitement a malheureusement des effets néfastes sur la détection et la localisation des contours. Canny [5] a proposé un filtre optimal pour obtenir des contours plus significatifs. Sui-

vant la même approche, Shen et Castan [7] et Deriche [6] ont proposé un filtre optimal qui permet une implantation réursive rendant le coût calculatoire acceptable. De même, Demigny [8] a repris la même démarche pour définir de nouvelles formulations des critères de Canny mais dans le domaine discret. La réponse de ces filtres dépend largement de leur paramétrage. En effet, il faut fixer au préalable la taille du filtre pour l'algorithme de Canny et un paramètre de réglage d'échelle pour les autres. Afin d'annuler les fausses détections de contours dans les zones texturées ou bruitées, ces algorithmes opèrent de plus un seuillage par hystérésis. La détermination des valeurs optimaux pour tous ces paramètres d'une façon automatique, afin de produire des résultats satisfaisants sur tous les types d'images, reste un problème critique. Pour ces raisons, nous avons choisi d'appliquer l'opérateur de déclivité [4] qui est bien adapté pour ce type d'application. En effet, il extrait les contours de l'image d'une façon auto-adaptative et les localise avec une précision subpixelique.

2.1 Opérateur de déclivité

La déclivité est définie comme étant une suite de pixels consécutifs dans une ligne image dont les luminances sont une fonction strictement monotone de leurs positions. Les caractéristiques d'une déclivité sont (voir Figure 1) :

- Début et fin : x_i, x_j
- Sens : croissante ($I(x_j) > I(x_i)$) ou décroissante.
- Hauteur : $A = |I(x_j) - I(x_i)|$ Avec I : Amplitude du signal
- Largeur : $L1 = j - i$

La position d'une déclivité caractéristique (1) est obtenue en calculant la position moyenne des points appartenant à la déclivité pondérée par le carré des gradients.

$$P = \frac{\sum_{x=x_i}^{x_j-1} [I(x_j) - I(x)]^2 * (x + 0.5)}{\sum_{x=x_i}^{x_j-1} [I(x_j) - I(x)]^2} \quad (1)$$

Cette forme quadratique est bien adaptée aux contours étendus sur plusieurs pixels avec des pentes variables. Le carré du gradient est utilisé pour privilégier les pentes de déclivité les plus importantes pour une meilleure localisation. Afin d'éliminer le bruit, il est nécessaire de seuiller les amplitudes. Pour être auto adaptatif, le seuil de détection fixé (S_D) dépend de la valeur de l'écart type de l'histogramme des variations de niveaux de gris de pixels d'une ligne image [4]. Cet opérateur mono dimensionnel est robuste aux changements d'illuminations et permet également de détecter les marquages peu contrastés. Néanmoins, cet opérateur n'applique aucun filtrage préalable de l'image ni même de seuillage à hystérésis, pour filtrer les contours. Pour éliminer le bruit dans l'image, nous seuillons les amplitudes de déclivité. Cependant, cette technique ne suffit pas pour éliminer les contours non significatifs dans les régions texturées et bruitées. En outre, la largeur de la déclivité ne peut pas être utilisée pour filtrer les contours en regard de sa très grande sensibilité. En effet, sa valeur est souvent très faible par rapport aux valeurs potentielles de hauteur.

2.2 Largeur étendue d'une déclivité "L.E.D"

Notre contribution consiste à concevoir une méthode 1D qui permet de filtrer les contours sans effectuer de prétraitement à l'image (filtrage passe-bas) afin de préserver la précision de localisation des contours. Filtrer les contours revient à annuler leurs détections sur la surface de la route en absence d'obstacles, et à conserver uniquement ceux correspondants aux marquages. La méthode que nous avons conçue consiste à ajouter un nouveau critère que nous avons appelé la largeur étendue de déclivité "L.E.D". Ce critère permet d'élargir la déclivité tant qu'il y a de faibles variations lumineuses après la fin de la déclivité. Ces faibles variations sont déterminés grâce à un seuil dépendant de celui utilisé pour seuiller les amplitudes de déclivité. En effet, le profil de niveau de gris de l'image comporte une transition brutale au niveau du marquage au sol du noir vers le blanc, puis des petites variations en niveaux de gris dans la partie blanche du marquage. Au contraire, un bruit présent dans une image peut avoir une amplitude assez élevée, mais ne peut en aucun cas avoir une largeur étendue de déclivité assez importante. La L.E.D est définie par un nombre de pixels qui s'ajoute à la largeur d'une déclivité simple vérifiant :

$$|I(x_{j+m}) - I(x_j)| < \frac{S_D}{2.8} \text{ (Voir Figure 1)}. \quad (2)$$

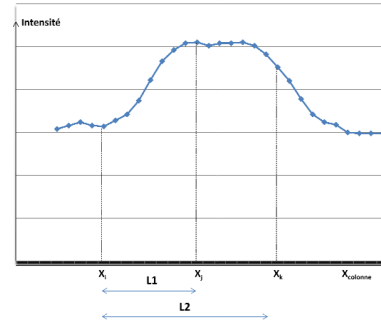


FIGURE 1 – Exemple de déclivité sur un extrait d'une ligne image - (L1) : Largeur simple de déclivité - (L2) Largeur étendue de déclivité

Ainsi, l'extraction de marquages routiers revient à filtrer les contours en seuillant non seulement leurs amplitudes mais aussi leurs L.E.D.

2.3 Algorithme proposé

Notre algorithme parcourt chaque segment droit et gauche des lignes image pour chercher deux transitions brutales de luminosité proches. Les deux variations brutales correspondent à une déclivité croissante suivie d'une autre décroissante. Ces déclivités doivent être caractérisées par des valeurs significatives d'amplitudes et de L.E.D.

Les segments droits et gauches sont séparés par une droite d'extrémité P et P', avec :

- $P(x_1, 0)$ avec : $x_1 = \text{largeurImage}/2$

– $P'(x_{pf}, y_{pf})$: position du point de fuite dans l'image précédente

Le suivi temporel de la position du point de fuite a été réalisé pour vérifier premièrement la proximité d'une déclivité croissante suivie d'une déclivité décroissante dans chaque ligne image, deuxièmement pour vérifier la détection des lignes de marquage. En effet, cette position ne varie pas beaucoup entre deux images consécutives.

3 Détection des lignes de marquages

Une fois que les points de contours sont déterminés, le traitement principal consiste à les mettre en correspondance avec un modèle prédéfini décrivant la courbure de la route. Le modèle choisi est caractérisé par une expression analytique qui décrit la courbure des limites de la voie de circulation.

Pour ajuster les points de contours au modèle, nous avons choisi d'appliquer la méthode de vote probabiliste de RANSAC [3]. Cet algorithme peut estimer précisément les paramètres d'un modèle même si les données sont bruitées. En outre, cette méthode a été conçue afin de réduire le temps de calcul des méthodes de votes classiques comme la transformée de Hough. Cette transformée, bien que souvent citée pour détecter les lignes de marquage, est sensible au bruit. En effet, tous les points de l'image de contours participent à l'accumulation dans l'espace des paramètres, ce qui implique certaines fausses alarmes. L'estimation des paramètres de RANSAC repose sur l'utilisation du minimum de données formant un échantillon E. Chaque estimation, avec un jeu particulier de données, correspond à un vote pour les paramètres obtenus. Le jeu de paramètres le plus voté est retenu comme résultat de l'estimation.

3.1 Sélection des paramètres du modèle

Après k itérations de RANSAC, les paramètres retenus sont ceux qui minimisent le nombre d'erreur c'est à dire le nombre de points distants du modèle estimé. Nous avons constaté que ce critère ne permet pas d'évaluer de façon fiable une estimation. En effet, les données sont bruitées et les points distants d'un modèle estimé peuvent correspondre à des points de contours ne correspondant pas aux marquages. Pour s'affranchir de cette limite nous avons défini un score qui dépend du nombre de points m constituant E et de la distance de ces points d_i au modèle estimé. Ainsi, le modèle élu est celui qui maximise ce score :

$$Score = 1000 * \sqrt{\frac{1}{\sum_{i=1}^m d_i^2}} \quad (3)$$

d_i est une distance euclidienne pondérée par un coefficient qui dépend de la position du point (x_i, y_i) dans l'image. Le nombre d'itérations k de RANSAC a été fixé de façon à obtenir un bon compromis entre le temps de calcul et la précision de l'estimation. Soit n le nombre initial de points utilisés pour l'estimation des paramètres du modèle et w la probabilité

d'avoir un point valide dans l'ensemble des points de contours retenus (correspondant à un contour de marquage). Le nombre minimal de tirages aléatoires nécessaires est :

$$k = \frac{\log(1 - p)}{\log(1 - w^n)} \quad (4)$$

L'algorithme de RANSAC obtient la meilleur performance si n prend la plus petite valeur possible et k induit un temps de calcul acceptable. Nous avons fixé : $n=2$, $w=0.5$ et $p=0.9999$. Dans ce cas, au moins $k=33$ itérations permettent de s'assurer à 99.99% (valeur de p) que les coefficients de la ligne de marquages ont été estimés à partir de deux points initiaux valides. Enfin, la position latérale du véhicule par rapport aux limites de la voie de circulation est déterminée en exploitant les données du calibrage de la caméra.

4 Résultats et expérimentations

Nous nous sommes basés sur deux critères pour prouver la robustesse de notre algorithme : le taux de détection et la précision. Nous avons testé l'algorithme proposé sur des séquences vidéos où les conditions difficiles de détection sont présentes. Chaque séquence présente des images d'une scène routière où la largeur de la voie de circulation est quasi-constante. Cette technique permet d'évaluer la précision des mesures fournies par notre algorithme. En effet, la largeur réelle de la voie de circulation est comparée avec la largeur fournie par notre algorithme chaque fois que les deux limites de la voie de circulation sont simultanément détectées. Le taux de détection par temps sec dans les images contenant des situations difficiles dépasse 87%. La largeur de la voie dans une même séquence varie d'une façon acceptable (écart type de 21cm) par rapport à sa largeur réelle (Voir Table 1).

TABLE 1 – Résultats d'expérimentations sur les images contenant des situations difficiles par temps sec

Opérateur	Canny	Deriche	Déclivité Simple	Méthode proposée
Taux de détection (%)	76.65	83.98	59.69	87.38
Précision (cm)	33.75	34.89	41	21.12
Taux de fausses alarmes (%)	5.1	5.3	17.03	1.74

NB : Dans la table 1, chaque opérateur a été paramétré par des seuils statiques optimaux. Les valeurs de ceux-ci ont été déterminées après une série d'expérimentations, en veillant à maximiser le taux de détection tout en conservant une précision < 35cm (presque 10% de la largeur réelle d'une voie). Le temps de traitement de l'algorithme proposé est 154ms pour

une image de résolution (640*480).

Les résultats expérimentaux montrent aussi que notre opérateur de détection de contours est plus efficace que celui de déclivité simple, de Canny et de Deriche dans le contexte d'extraction des marquages routiers. L'atout de notre algorithme est qu'il est auto-adaptatif aux différentes conditions de conduite de jour. Il fournit de bons résultats de détection et de précision de positionnement tout en utilisant des seuils statiques qui restent valables pour toutes les images. La figure 2 montre quelques exemples de détection. Les deux lignes rouges correspondent aux limites de la voie de circulation. La droite en bleu, représente la direction de circulation du véhicule. Les mesures de positionnement latéral sont données en blanc (en bas de l'image).

Afin de prouver l'efficacité de notre méthode de localisation dans les conditions dégradées, nous avons testé notre algorithme sur des séquences vidéos obtenues en temps pluvieux. Les résultats fournis sont très encourageants (voir figure 3), le taux de détection est de 66.285% avec une précision de 35.5cm. Néanmoins, notre algorithme échoue sur quelques images en présence de grandes gouttes d'eau sur la vitre de la voiture et sur la surface de la route.

5 Conclusion

Les algorithmes temps réel développés dans la littérature souffrent de faiblesses dans les situations réalistes courantes. Pour affronter les situations difficiles, nous avons conçu une méthode originale d'extraction des contours de marquages qui se base sur des critères photométriques et temporels. Ensuite, nous avons utilisé la méthode robuste de RANSAC pour mettre en correspondance les points de contours détectés avec un modèle prédéfini décrivant la courbure de la route. Les résultats expérimentaux montrent qu'effectivement les performances sont accrues et que l'erreur de positionnement reste dans des bornes parfaitement acceptables.

Afin de compléter notre étude, nous souhaitons continuer à améliorer cet algorithme pour qu'il soit robuste aux différentes conditions climatiques très dégradées.

Références

- [1] H. Wang, Q. Chen, *Real-time Lane Detection in Various Conditions and Night Cases*, IEEE Intelligent Transportation Systems Conference, pp. 1226-1231, 2006.
- [2] S.S Long, J.P Tarel, P. Charbonnier, *Estimation robuste pour la détection et le suivi par caméra*, Traitement du Signal, Vol 21, pp. 205-226, 2004.
- [3] M. A. Fischler, R. C. Bolles, *Random Sample Consensus : A Paradigm for Model Fitting with applications to Image Analysis and Automated Cartography*, Communications of the ACM, Vol. 24, pp. 381-395, 1981.



FIGURE 2 – Détection des lignes de marquages par temps sec



FIGURE 3 – Détection des lignes de marquages par temps pluvieux

- [4] P. Miché, R. Debrie, *Fast and self-adaptive image segmentation using extended declivity*, Annals of telecommunication, Vol. 50, pp. 401-410, 1995.
- [5] J. Canny, *A computational approach to edge detection*, IEEE Transaction. PAMI, Vol. 8, pp. 679-698, 1986.
- [6] R. Deriche, *Using Canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector*, International Journal of Computer Vision, Vol. 1, N° 2, pp. 167-187, 1987.
- [7] J. Shen, S. Castan, *An optimal linear operator for step edge detection*, CVGIP, volume 54, pages 112-113, 1992.
- [8] D. Demigny, T. Kamlé, *A discrete expression for canny's criteria for step edge detector performance evaluation*, IEEE Transaction on PAMI, Vol. 19, N° 11, pp. 1199-1211, 1997.