DETECTION DE CONDITIONS REDUITES DE VISIBILITE PAR CAMERA BORD DE VOIES



Nicolas HAUTIERE LEPSIS INRETS-LCPC Paris, France



Jérémie BOSSU LEMCO, INRETS Versailles, France



Erwan BIGORGNE Majority-report Paris, France



Didier AUBERT LIVIC INRETS-LCPC Versailles, France

Résumé

Dans le cadre du projet Européen SAFESPOT, nous avons conçu un système bord de voies qui vise à détecter des situations critiques telles que le brouillard dense ou les fortes chutes de pluie à l'aide d'une simple caméra de vidéosurveillance. Ce système est installé dans l'unité bord de voies spécifiée par SAFESPOT et dont l'architecture fonctionnelle est rappelée. Les différents traitements d'image sont présentés, en particulier la détection de brouillard, l'estimation de la distance de visibilité ainsi que la détection de pluie. En se fondant sur les principes théoriques de ces algorithmes, une caméra est ensuite spécifiée pour répondre aux besoins exprimés par la norme NF P 99-320 sur la météorologie routière en matière de visibilité. Des résultats expérimentaux sont présentés ainsi que des perspectives de validation à plus grande échelle.

Mots-clés: système coopératifs, classe de visibilité, brouillard, pluie, vidéosurveillance, équipement bord de voies.

Abstract

In the framework of the SAFESPOT European project, we have designed a roadside system which aims at detecting critical environmental conditions such as dense fog and strong rain showers thanks to a video surveillance camera. The proposed system is located in the SAFESPOT roadside unit whose functional architecture is recalled. The different image processing algorithms are presented, in particular fog detection, estimation of the visibility distance, as well as rain detection. Based on the theoretical principles of these algorithms, a camera is specified to answer the requirements of the French standard NF P 99-320 on highway meteorology in terms of visibility. Experimental results are shown as well as perspectives of validation at a higher scale.

Keywords: cooperative systems, visibility range, fog detection, rain detection, video surveillance, road-side equipment.

1. Introduction

En combinant les données issues de capteurs placés dans les véhicules avec celles issues de capteurs placés en bord de voies, le projet Européen SAFESPOT cherche à prévenir plus en avance l'occurrence d'accidents par l'utilisation des communications véhicule à véhicule et véhicule infrastructure (Brignolo et al., 2006). L'alerte du conducteur et l'adaptation de la vitesse préconisée dans le véhicule en présence de conditions météorologiques dégradées détectées par l'infrastructure font partie des scénarios testés par le projet. Dans ce contexte, nous avons spécifié, développé et testé un capteur bord de voies fondé sur une simple caméra noir et blanc visant à détecter des conditions réduites de visibilité météorologiques. Cette solution à bas coût est à même de s'interfacer avec la plate-forme bord de voie spécifiée par SAFESPOT. Elle répond également aux besoins exprimés par la norme NF P 99-320 sur la météorologie routière en matière de visibilité. Dans ce papier, nous présentons les principales fonctions du système ainsi que les performances obtenues et les références bibliographiques permettant au lecteur intéressé de mieux appréhender le détail des algorithmes.

2. La plate-forme bord de voies SAFESPOT

Les principales fonctions de l'unité de bord de voies SAFESPOT sont l'acquisition, le traitement et le stockage de données. Les sources de données sont d'origine multiple. Les plus importantes sont les capteurs bords de voies mais aussi les véhicules SAFESPOT. Pour améliorer la qualité des données issues de ces différentes sources, l'unité de bord de voies effectue trois niveaux de traitement. Le « Data receiver » transforme les données brutes en information utiles pour la fusion de données. L'« Object Refinement » fusionne les données de différentes sources pour améliorer la confiance sur la détection d'objets mobiles, étendre la connaissance associée à ces objets et les localiser par l'emploi d'algorithmes de mapmatching. Le « Situation Refinement » est quant à lui responsable de la fusion concernant des évènements tels qu'une congestion, des conditions météos dégradées... Le tout est stocké dans une carte locale dynamique (LDM) qui a vocation à être interrogée par les applications. Une vue d'ensemble de la plate-forme est proposée en Figure 1.



Figure 1 - Vue d'ensemble de la plate-forme bord de voies spécifiée par SAFESPOT.

3. Besoins et requis en termes de mesure de la visibilité

D'après l'Architecture Cadre Européenne des ITS (EITSFA), un système ITS doit être capable d'améliorer la vision du conducteur par conditions météorologiques dégradées (par exemple par temps de brouillard), d'estimer la classe de visibilité et de détecter l'origine de la réduction de visibilité causée par les conditions météorologiques ou la pollution. La norme NF P 99-320 sur la météorologie routière est plus précise. D'après celle-ci, le capteur idéal de visibilité routière doit détecter des visibilités inférieures à 400 m, l'assigner dans l'une des catégories du Tableau 1 et déterminer l'origine de la réduction de visibilité (brouillard, pluie, grêle, neige). Nous nous sommes appuyés sur cette norme pour nos développements.

Classe de visibilité	Distance de visibilité [m]		
1	200 à 400		
2	100 à 200		
3	50 à 100		
4	< 50		

Tableau 1- Classes de visibilité issues de la norme française NF P 99-320.

4. Un capteur météorologique fondé sur une caméra

4.1 Analyse coût-bénéfice

Aujourd'hui, les capteurs de brouillard et de pluie sont des capteurs dédiés et restent coûteux. En outre, les capteurs de brouillard existants ont des problèmes de fiabilité en cas de brouillard dense ou inhomogène (Hautière et al, 2006b). En comparaison, un logiciel de traitement d'images peut être facilement ajouté à un système existant de vidéo surveillance du trafic routier. De cette façon, le gestionnaire routier n'a pas de matériel supplémentaire à installer sur le bord de la route. Dans le cas d'une installation nouvelle, notre travail permet de multiplier les fonctionnalités supportées par les caméras et donc d'en réduire les coûts puisque les bénéfices sont supérieurs.

4.2 Principe de fonctionnement

Communément, les systèmes de vidéosurveillance du trafic se fondent sur des méthodes de modélisation du fond de la scène, où chaque image est comparée à une référence ou un modèle de fond pour identifier les objets en mouvement. A cause des changements d'illumination ou des changements à « long terme » dans la scène, il est nécessaire d'estimer constamment ce modèle de fond. Généralement, les constantes de temps sont choisies à une valeur proche du temps que nécessite un objet mobile pour traverser la scène. Les conditions météorologiques ont des dynamiques temporelles différentes. Le brouillard est généralement considéré comme un phénomène relativement stable, alors que la pluie ou la neige sont des phénomènes à la dynamique plus élevée. Sur la base de ces considérations, le modèle de fond (BG) peut être utilisé pour détecter et estimer la densité de brouillard alors que le premier plan peut être utilisé pour détecter la présence de pluie ou de neige. Ce principe est schématisé sur la Figure 2.



Figure 2 – Principe retenu pour l'estimation des conditions météorologiques.

Pour calculer l'image de fond, nous avons utilisé l'approche MoG (Stauffer et Grimson, 2000). Dans celle-ci, chaque pixel est modélisé par une mixture de K distributions Gaussiennes. La probabilité qu'un pixel possède la valeur X_t à l'instant t s'écrit :

$$P(X_t) = \sum_{k=1}^{K} \omega_k \eta(X_t; \mu_{k,t})$$
(1)

où ω_k est le poids de la $K^{ième}$ Gaussienne. $\eta(X; \mu_k)$ est la $K^{ième}$ composante de la distribution qui s'écrit:

$$\eta(X;\mu_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi |\Sigma_k|}} e^{-\frac{1}{2}\Sigma_k^{-1}(X-\mu_k)^2}$$
(2)

où μ_k est la moyenne et $\Sigma_k = \sigma_k^2$ est la variance de la $K^{\text{ième}}$ composante. Les K composantes sont ordonnées selon leur finesse ω_k / σ_k et les B premières sont utilisées pour modéliser le fond. B est estimé selon :

$$B = \arg\min_{b} \left(\sum_{j=1}^{b} \omega_{j} > T \right)$$
(3)

Le seuil T est la fraction minimale du modèle de fond. En d'autres termes c'est la probabilité minimale a priori d'observer un pixel de fond. Le schéma de mise à jour du jour du modèle est détaillé dans (Hautière et al, 2008a). Ensuite, la détermination des objets de premier plan est réalisée en marquant tous les pixels éloignés de plus de D fois l'écart-type de n'importe laquelle des B distributions.

Le Tableau 2 liste les fonctionnalités du logiciel de traitement d'images développé dans le cadre du projet SAFESPOT sur ce principe de séparation fond et premier plan :

Tableau 2 - Vue d'ensemble des fonctionnalités du logiciel développé

Fonctionnalité	Gamme de fonctionnement	
Présence de brouillard	Jour et nuit	
Intensité du brouillard	Jour	
Classe de visibilité	Jour et nuit	
Présence de pluie	Jour	

Dans ce qui suit, nous détaillons deux d'entre eux, à savoir la détection et l'estimation de la distance de visibilité, ainsi que la détection de la présence de pluie. Pour les autres algorithmes de détection, le lecteur intéressé peut se référer à (Hautière et al., 2008b).

4.3 Détection et estimation de la densité de brouillard diurne

Concernant la situation de brouillard diurne, nous avons proposé un logiciel de traitement d'images ne nécessitant pas de référence par beau temps qui non seulement estime la classe de visibilité mais aussi détecte que la réduction de visibilité est causée par le brouillard. Contrairement aux approches existantes, nous prenons en compte la structure 3D de la scène en détectant dynamiquement l'espace roulable et filtrons les objets mobiles dans la région d'intérêt. Un exemple de réalisation est présenté sur la Figure 3.

Principe

En supposant que la route est localement plane, la distance d'un point à la distance d sur la route peut s'exprimer par :

$$d = \frac{\lambda}{(v - v_h)} \tag{4}$$

où v désigne le numéro de ligne image, $\lambda = H\alpha/\cos^2(\theta)$ et $v_h = v_0 - \alpha \tan(\theta)$. v_0 désigne la demi-hauteur de l'image. θ désigne l'angle de tangage de la caméra. v_h représente la position verticale de la ligne d'horizon dans l'image. Les paramètres intrinsèques de la caméra sont sa longueur focale f et la taille de ses pixels t_p . La notation $\alpha = f/t_p$ est également utilisée. Enfin, H désigne la hauteur de montage de la caméra. Dans une image de brouillard, l'intensité I d'un pixel est le résultat de la fonction de réponse f_c de la caméra appliquée à la luminance L de la scène donnée par la loi de Koschmieder. En supposant f_c linéaire, on obtient :

$$I = f_c(L) = Re^{-\beta d} + A_{\infty}(1 - e^{-\beta d})$$
(5)

où β désigne le coefficient d'extinction de l'atmosphère, *R* l'intensité intrinsèque du pixel correspondant et A_{∞} l'intensité du ciel à l'horizon.

Une première approche consiste à estimer directement la valeur de β . Pour cela, après un changement de v en d, on calcule la dérivée seconde de I par rapport à v et on résout l'équation :

$$\frac{\partial^2 I}{\partial v^2} = 0 \Leftrightarrow \beta = \frac{2(v_i - v_h)}{\lambda}$$
(6)

où v_i désigne la position du point d'inflexion de I(v). On en déduit la distance de visibilité météorologique par $V_{met} = 3/\beta$.

La loi de Koschmieder permet également de démontrer que le contraste des objets par rapport au ciel présents dans l'environnement est diminué selon :

$$C = C_0 e^{-\beta d} \tag{7}$$

où C_0 est le contraste intrinsèque de l'objet par rapport au ciel. Une deuxième approche consiste donc à estimer directement la distance à l'objet appartenant à la surface de la route le plus éloigné et possédant un contraste supérieur à 5 %. De même, la route est supposée localement plane. C'est la distance de visibilité mobilisée.

Mise en œuvre

Pour être mises en œuvre, les principes présentés précédemment sont appliqués à l'image de fond restreinte à la région d'intérêt constituée de l'espace roulable. Ce dernier est déterminé automatiquement en accumulant dans le temps les emplacements des objets mobiles issus de l'image de premier plan. De cette façon, on peut supposer que les pixels présents appartiennent bien au plan de la route. Pour implanter les deux approches, les principes sont ceux respectivement décrits dans (Hautière et al., 2006a) et (Hautière et al, 2006b).



(a) Carrefour urbain par temps de brouillard



(c) Détection du brouillard diurne et estimation de la distance de visibilité météorologique (ligne noire).



(b) Espace roulable déterminé par l'accumulation temporelle des emplacements des objets mobiles.



(d) estimation de la distance de visibilité mobilisée (ligne bleue).

Figure 3 - Détection et caractérisation du brouillard diurne par la caméra bord de voies.

4.4 Détection de la présence de pluie

Principe

Pour la détection de pluie, une fois la caméra réglée pour voir la pluie, les composantes de pluie, dont l'orientation est supposée majoritairement quasi-verticale, sont extraites par la soustraction d'image de fond. Nous construisons ensuite un histogramme d'orientation de ces composantes de pluie et cherchons la présence d'un éventuel pic stable temporellement (Bossu et al., 2009). Un exemple de réalisation est présenté sur la Figure 4. Voici le détail de l'algorithme.

Segmentation

Sur l'image de premier plan, deux traitements complémentaires sont appliqués successivement. Le premier consiste à sélectionner les pixels plus clairs que le fond, comme proposé par Garg et Nayar (2007). Le deuxième, à l'aide d'un algorithme d'étiquetage en composantes connexes, élimine les objets ayant une taille trop importante pour correspondre à une goutte de pluie.

Modélisation

Pour chaque région *i* conservée de l'image de premier plan, nous calculons, en utilisant les moments géométriques d'ordre 0, 1 et 2, son orientation μ_i à laquelle nous associons un poids w_i et une incertitude $d\mu_i$ liés à ses dimensions. Un histogramme d'orientation $h(\theta)$ avec $\theta \in [0; \pi]$ est alors calculé sur l'ensemble des éléments restant de l'image de premier plan par une technique de type Parzen :

$$h(\theta) = \sum_{i=0}^{M} w_i \frac{1}{d\mu_i \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{\theta - \mu_i}{d\mu_i}\right)^2}$$
(8)

avec M le nombre de régions dans l'image. Il arrive souvent que l'image des objets en mouvements soit un mélange de segments de pluie et de bruit. La distribution de l'orientation des segments de pluie, par hypothèse, suit une loi normale alors que la distribution d'orientation du bruit suit une loi uniforme. Un modèle pour représenter l'histogramme h obtenu est donc la mixture d'une loi normale et uniforme suit :

$$y_{i} = \Pi \mathcal{N}(\theta_{i} \mid \mu, \sigma) + (1 - \Pi) U_{[a \ b]}(\theta_{i})$$
(9)

avec i = 1, ..., n. *n* est le nombre de classe θ_i . Π correspond à la surface de la loi normale si nous considérons que la surface de la distribution totale est égale à 1.

Estimation

Afin d'évaluer les paramètres de ces deux lois, nous utilisons un algorithme EM (Maximisation de l'Espérance). Cet algorithme est itératif, la $k^{i eme}$ étape d'espérance est donnée par :

$$\hat{z}_{i}^{k} = \frac{(1 - \hat{\Pi}^{k-1})U_{[\hat{a},\hat{b}]}(\theta_{i})}{\hat{\Pi}^{k-1}\mathcal{N}(\theta_{i} \mid \hat{\mu}^{k-1}, \hat{\sigma}^{k-1}) + (1 - \hat{\Pi}^{k-1})U_{[\hat{a},\hat{b}]}(\theta_{i})} \quad \text{avec } i = 1, \dots, n$$
(10)

La $k^{i i m e}$ étape de maximisation est donnée par :

$$\hat{\Pi}^{k} = \sum_{i=1}^{N} (1 - \hat{z}_{i}^{k}) y_{i} / \sum_{i=1}^{N} y_{i}$$

$$\hat{\mu}^{k} = \sum_{i=1}^{N} (1 - \hat{z}_{i}^{k}) \theta_{i} y_{i} / \sum_{i=1}^{N} (1 - \hat{z}_{i}^{k}) y_{i}$$

$$(\hat{\sigma}^{k})^{2} = \sum_{i=1}^{N} (1 - \hat{z}_{i}^{k}) (\theta_{i} - \hat{\mu}^{k})^{2} y_{i} / \sum_{i=1}^{N} (1 - \hat{z}_{i}^{k}) y_{i}$$
(11)

Pour initialiser l'algorithme, $\hat{\mu}^0$, $\hat{\sigma}^0$, $\hat{\Pi}^0$, \hat{a} et \hat{b} doivent être approximés. Les trois premiers le sont en calculant la valeur de la médiane horizontale de l'histogramme que l'on soustrait à chaque échantillon pour ne garder qu'une partie de la loi normale. Les derniers paramètres sont donnés par :

$$\hat{a} = \theta_0$$

$$\hat{b} = \theta_N$$
(12)

et ne changent pas durant l'exécution de l'algorithme. Finalement, après convergence de l'algorithme EM, on vérifie si la distribution estimée obtenue est en accord avec la distribution observée à l'aide d'un test d'adéquation. Si c'est le cas, l'image est conservée pour la suite du traitement qui examine la cohérence temporelle du modèle.

Suivi et décision

Un filtre de Kalman permet de lisser la distribution dans le temps et de la comparer au modèle courant. En effet, il y a très peu de chance pour que l'orientation de la pluie et son écart-type

varient beaucoup d'une image à une autre. Cela implique que la distribution lissée doit être proche de la distribution observée. Un deuxième test d'adéquation est donc réalisé entre la distribution lissée et celle observée. Finalement, si le taux de double test d'adéquation réussis est supérieur à 50 % sur un horizon temporel court, on suppose la présence de pluie.



(c) Objets en mouvement segmentés

Figure 4 - Détection de la pluie par la caméra bord de voies.

4.5 Résultats expérimentaux

Sur les séquences vidéo testées (2h avec et sans brouillard), l'algorithme de détection du brouillard diurne est d'une grande précision (100 %). L'estimation de la distance de visibilité est réalisée avec une erreur inférieure à 10 % sur une série d'images (environ 50) acquises en statique avec une caméra embarquée par différentes conditions de visibilité. L'algorithme de détection de pluie a une précision de 95 % (10 minutes avec ou sans pluie). Le réglage optique de la caméra pour voir les gouttes de pluie reste cependant problématique. Pour le moment, seule les fortes averses, les chutes de grêle et de neige sont reconnues. En outre, par manque de données de vérité terrain, nous ne sommes pas capables de corréler l'intensité de la pluie avec la confiance sur les résultats de détection. La prochaine étape est donc la validation systématique des approches grâce à des sites pilotes équipés de caméras de vidéosurveillance et de capteurs météoroutiers de référence. C'est le cas des autoroutes Californiennes en proie à de fréquents épisodes de brouillard dense.

4.6 Spécifications de la caméra

A partir d'une étude de sensibilité des algorithmes de détection, nous avons proposé une méthodologie pour spécifier la caméra adaptée pour satisfaire les requis du Tableau 1. Tout d'abord, il faut que l'erreur due à la taille du pixel soit inférieure à 10 % pour la distance maximale de visibilité d_{max} que l'on souhaite considérer. Il faut également que la ligne d'horizon soit dans l'image et que le point d'inflexion v_i soit dans la moitié supérieure de l'image pour la distance minimale de visibilité d_{min} que l'on souhaite considérer. Ces différentes contraintes sont résumées dans le système d'équations suivant :

$$\begin{cases} \frac{\lambda}{\left\lfloor v_{h} + \frac{\lambda}{d_{\max}} \right\rfloor - v_{h}} - \frac{\lambda}{\left\lceil v_{h} + \frac{\lambda}{d_{\max}} \right\rceil - v_{h}} < 0, 1 \times d_{\max} \\ \sin^{-1} \left(\frac{H}{3d_{\min}} \right) < \theta < \tan^{-1} \left(\frac{v_{\alpha}}{\alpha} \right) \end{cases}$$
(13)

Les paramètres de l'équation sont détaillés en section 4.3. Pour $d_{\min} = 50m$ et $d_{\max} = 400m$, les différentes solutions techniques que nous avons trouvées sont détaillées dans le Tableau 3 :

Matrice [pouce]	1/3	2/3	1/2
Hauteur [m]	5-6	5-6	6
Longueur focale [mm]	4,2	4,8	4,5
Taille du pixel [µm]	4,65	6,45	4,65
Résolution horizontale [pixel]	1040	1024	1360
Angle d'inclinaison [degré]	31-38	29-64	28-29

Tableau 3 - Solutions tee	chniques trouvées	pour satisfaire les	requis du Tableau 1 .
---------------------------	-------------------	---------------------	------------------------------

Nous avons choisi la troisième solution, i.e. la camera DALSA GENIE-M 1400 (Figure 5 droite). La configuration optimale de cette camera est schématisée sur la Figure 5 gauche. Puisque cette caméra est dépourvue d'objectif auto-iris, nous avons conçu un algorithme pour choisir le temps d'exposition de façon à optimiser l'acquisition des images (Hautière et al., 2009). Cette réalisation a été grandement facilitée par le standard GigE qui autorise la reconfiguration dynamique de la caméra.



Figure 5 - (a)configuration de référence de la camera spécifiée ; (b) caméra acquise.

5. Conclusion et perspectives

Dans le cadre du projet Européen SAFESPOT, nous avons conçu un système bord de voies qui vise à détecter des situations critiques telles que le brouillard dense ou les fortes chutes de pluie à l'aide d'une simple caméra de vidéosurveillance. Ce système est installé dans l'unité bord de voies spécifiée par SAFESPOT et dont l'architecture fonctionnelle est rappelée. Les différents traitements d'image présentés se fondent sur une séparation du premier plan et de l'arrière plan par une mixture de Gaussiennes. L'arrière plan est utilisé pour analyser la visibilité et le premier plan pour analyser la pluie. La détection de brouillard et l'estimation de la distance de visibilité se fondent sur la loi de Koschmieder. La détection de pluie se fonde sur un modèle probabiliste de l'orientation de la pluie. Sur la base du principe théorique de ces algorithmes, une caméra a été spécifiée pour répondre aux besoins exprimés par la norme NF P 99-320 sur la météorologie routière en matière de visibilité. Sa résolution est deux fois supérieure à celle qui équipe communément les réseaux routiers ce qui en fait une solution acceptable dans un proche avenir. Des résultats expérimentaux sont présentés qui montrent des résultats très encourageants mais statistiquement insuffisants. Nous envisageons des campagnes de validation à plus grande échelle en partenariat avec Météo France ou encore avec l'Université de Berkeley en Californie (USA).

Remerciements

Ce travail a été en partie financé par le projet intégré Européen du 6^{ème} PCRD SAFESPOT (IST-4-026963-IP).

Références

- Bossu, J., Hautière, N. et Tarel, J.-P. (2009), « Utilisation d'un modèle probabiliste d'orientation de segments pour détecter des hydrométéores dans des séquences vidéo », dans Actes du XXII^e Colloque GRETSI, Dijon, France.
- Brignolo, R., Andreone, L. and Burzio, G. (2006), « The SAFESPOT Integrated Project: Co-operative systems for road safety », in Proc. Transport Research Arena, Göteborg, Sweden.
- Garg, K. and Nayar, S. (2007), « Vision and rain », International Journal of Computer Vision, 75, 1, 3–27.
- Hautière, N., Bigorgne, E. and Aubert, D. (2008a), « Daytime visibility range monitoring through use of a roadside camera », in Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Eindhoven, The Netherlands.
- Hautière, N., Bigorgne, E., Bossu, J. and Aubert, D. (2008b), « Meteorological conditions processing for vision-based traffic monitoring », in Proc. International Workshop on Visual Surveillance, European Conference on Computer Vision, Marseille, France.
- Hautière, N., Bossu, J. et Brand, C. (2009), « Une solution d'acquisition d'images à multiples fonctions de réponse », dans Actes du XXII^e Colloque GRETSI, Dijon, France.
- Hautière, N., Tarel, J.-P., Lavenant, J. and Aubert, D. (2006a), « Automatic fog detection and estimation of visibility distance through use of an onboard camera. », Machine Vision and Applications, 17, 1, 8–20
- Hautière, N., Labayrade, R. and Aubert, D. (2006b), « Estimation of the Visibility Distance by Stereovision: a Generic Approach », IEICE Transactions on Information and Systems, E89-D(7), 2084-2091.
- Stauffer, C. and Grimson, W. (2000), « Learning patterns of activity using real-time tracking », IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 22, 8, 747–757.