

# Utilisation d'un modèle probabiliste d'orientation de segments pour détecter des hydrométéores dans des séquences vidéo

Jérémie BOSSU, Nicolas HAUTIERE, Jean-Philippe TAREL

Université de Paris-Est, LEPSIS, LCPC-INRETS  
58 boulevard Lefebvre, 75015 Paris, France

jeremie.bossu@lcpc.fr, nicolas.hautiere@lcpc.fr  
jean-philippe.tarel@lcpc.fr

**Résumé** – La dégradation des conditions météorologiques peut altérer la sécurité des conducteurs. Un système de vidéo-surveillance est proposé afin de détecter la présence d'hydrométéores et de réagir en conséquence. Une approche probabiliste est introduite pour réaliser un histogramme d'orientation des segments en mouvement présents dans l'image. La méthode des moments géométriques est utilisée pour calculer l'orientation de chaque segment afin de construire l'histogramme. Un algorithme d'Espérance-Maximisation (EM) est utilisé pour modéliser la distribution observée. Un test de Kolmogorov-Smirnov combiné à une fenêtre glissante temporelle permettent ensuite de prendre la décision sur la présence d'hydrométéores.

**Abstract** – Deteriorated weather conditions may alter driver safety. A vision-based traffic monitoring systems is proposed to take hydrometeor into account and react accordingly. A probabilistic approach is introduced to make an orientation histogram of the moving streaks present in the image. The geometrical moments method is used to compute the orientation of each segment to build an histogram. An Expectation Maximization (EM) algorithm is used to model the observed distribution. A Kolmogorov-Smirnov test combined with a short-time sliding window allow us to take the decision on the presence of hydrometeors.

## 1 Introduction

Les hydrométéores sont la forme sous laquelle se présente l'eau sous forme solide ou liquide dans l'atmosphère, à l'exception des nuages. Ils sont en général composés de gouttes d'eau ou de particules de glace en suspension dans l'air : la pluie, la bruine, la neige, la grêle, le brouillard, etc. Ce sont des phénomènes météorologiques accidentogènes pour la conduite automobile qui affectent à la fois l'état de surface des routes (réduction de l'adhérence) et la transparence de l'atmosphère (réduction de la visibilité).

Le projet Intégré Européen SAFESPOT<sup>1</sup> a comme objectif d'avertir les conducteurs en cas de dangers sur la route [2]. Entre autres, toutes les conditions météorologiques impliquant une réduction d'adhérence de la route ou une diminution de la visibilité offerte au conducteur sont analysées. Le but final du projet est de fournir la vitesse recommandée aux conducteurs sur la base d'une détection en temps réel des conditions météorologiques. Dans ce cadre, nous développons un système de vidéo surveillance visant à caractériser les conditions de visibilité (présence et quantité d'hydrométéores, distance de visibilité) à l'aide de caméras fixes placées sur le bord des routes. Dans ce papier, nous nous focalisons sur la détection d'hydrométéores du type précipitations pouvant être de la pluie, de la neige, de la neige fondue et de la grêle. Le brouillard n'est

donc pas considéré, des informations sur le brouillard sont disponibles dans [5].

Au cours de la dernière décennie, la vision en conditions météorologiques dégradées a déjà été abordée [6, 3]. Cependant, l'intégration pratique dans des systèmes de surveillance n'a pas été traitée jusqu'à présent. Ainsi, il existe différentes approches pour segmenter la pluie dans une image : Garg et al. [3] proposent une méthode locale utilisant des contraintes photométriques, tandis que Barnum et al. [1] utilisent une information fréquentielle. Mais ces deux approches ne nous permettent pas d'avoir une information sur la présence ou l'absence d'hydrométéores dans une séquence vidéo. En effet, le but de ces travaux est de corriger les effets de la pluie dans les images, mais en aucun cas, ils ne peuvent fournir une information sur la présence ou non d'hydrométéores. Actuellement, il n'existe aucune application permettant d'avoir une information sur la présence d'hydrométéores dans une scène. Notre but est donc de détecter celle-ci dans une séquence vidéo. Nous avons donc conçu une méthode basée sur un modèle probabiliste utilisant un algorithme Espérance-Maximisation (EM) et un double test de Kolmogorov-Smirnov.



FIGURE 1 – Les étapes de la méthode proposée pour détecter les hydrométéores.

1. <http://www.safespot-eu.org>

## 2 Méthode

La figure 1 représente schématiquement les différentes étapes de notre algorithme pour détecter les hydrométéores.

### 2.1 Segmentation

Une fois les images acquises, une mixture de gaussiennes est utilisée pour sélectionner les objets en mouvements comme décrit dans [4]. Cette étape ne suffit pas pour segmenter des hydrométéores, d'autres objets en mouvements sont présents tels que des piétons, des voitures, des tramways, etc. Sur l'image des objets en mouvements, deux traitements complémentaires sont appliqués :

- le premier consiste à faire une sélection photométrique comme décrit dans [3],
- le deuxième a pour but d'éliminer les objets ayant une taille trop importante pour correspondre à un hydrométéore après un algorithme d'étiquetage en composante connexes.

### 2.2 Classification

Pour chaque région  $i$  de l'image des objets en mouvements, nous pouvons en utilisant les moments géométriques d'ordre 0, 1 et 2, connaître son orientation  $\mu_i$ , son poids  $w_i$  et l'incertitude sur l'orientation  $d\mu_i$ . Un histogramme d'orientation  $h(\theta)$  avec  $\theta \in [0; \pi]$  est alors calculé sur la partie de l'image en mouvement par une technique de type Parzen :

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

avec  $M$  le nombre de régions en mouvement dans l'image. Il arrive souvent que l'image des objets en mouvements soit un mélange d'hydrométéores et de bruit. La distribution de l'orientation des segments d'hydrométéores, 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 somme d'une loi normale et uniforme comme suit  $y_i = \pi \mathcal{N}(\theta_i | \mu, \sigma) + (1 - \pi) U_{[a,b]}(\theta_i)$  avec  $i = 1, \dots, N$ , après discrétisation en  $N$  classes  $\theta_i$ . Notons que  $\pi$  correspond à la proportion de la loi normale si nous considérons que la distribution totale est de surface égale à 1. Afin d'estimer les paramètres de ces deux lois, nous utilisons un algorithme EM (Espérance-Maximisation). Cet algorithme est itératif, la  $k^{\text{ème}}$  étape d'Espérance est donnée par :

$$\hat{z}_i^k = \frac{(1 - \hat{\pi}^{k-1}) U_{[\hat{a}, \hat{b}]}(\theta_i)}{\hat{\pi}^{k-1} \mathcal{N}(\theta_i | \hat{\mu}^{k-1}, \hat{\sigma}^{k-1}) + (1 - \hat{\pi}^{k-1}) U_{[\hat{a}, \hat{b}]}(\theta_i)} \quad (2)$$

avec  $i = 1, \dots, N$

la  $k^{\text{ème}}$  étape de maximisation est donnée par :

$$\hat{\pi}^k = \frac{\sum_{i=1}^N (1 - \hat{z}_i^k) y_i}{\sum_{i=1}^N y_i} \quad (3)$$

$$\hat{\mu}^k = \frac{\sum_{i=1}^N (1 - \hat{z}_i^k) \theta_i y_i}{\sum_{i=1}^N (1 - \hat{z}_i^k) y_i} \quad (4)$$

$$(\hat{\sigma}^k)^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (1 - \hat{z}_i^k) (\theta_i - \hat{\mu}^k)^2 y_i}{\sum_{i=1}^N (1 - \hat{z}_i^k) y_i} \quad (5)$$

Pour initialiser l'algorithme,  $\hat{\mu}^0$ ,  $\hat{\sigma}^0$ ,  $\hat{\pi}^0$ ,  $\hat{a}$  et  $\hat{b}$  doivent être approximés. Les trois premiers paramètres sont définis à partir du calcul de la valeur de la médiane horizontale  $\lambda$  de l'histogramme. Cette valeur est soustraite pour chaque échantillon ce qui permet de ne garder qu'une partie de la loi normale en forçant à zéro les valeurs négatives. Les valeurs de la moyenne  $\hat{\mu}^0$ , de l'écart-type  $\hat{\sigma}^0$  et de la surface  $\hat{\pi}^0$  sont obtenues :

$$\hat{\mu}^0 = \frac{\sum_{i=1}^N \theta_i (y_i - \lambda)}{\sum_{i=1}^N (y_i - \lambda)} \quad (6)$$

$$(\hat{\sigma}^0)^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \lambda) (\theta_i - \hat{\mu}^0)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \lambda)} \quad (7)$$

$$\hat{\pi}^0 = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \lambda)}{\sum_{i=1}^N y_i} \quad (8)$$

Les derniers paramètres sont donnés par :

$$\hat{a} = \theta_1 \quad (9)$$

$$\hat{b} = \theta_N \quad (10)$$

et ils ne changent pas durant l'exécution de l'algorithme.

Finalement, après convergence de l'algorithme EM, un test de Kolmogorov-Smirnov (test KS) est utilisé pour vérifier si la distribution estimée obtenue est en accord avec la distribution observée.

Le test KS compare la fonction de distribution cumulée de l'histogramme  $F_o(x)$  observé avec la fonction de distribution

cumulée  $F_e(x)$  obtenue par l'algorithme EM. La distance maximum  $D$  entre les fonctions de l'estimée de l'observée est calculée. Si cette distance est supérieure à un seuil critique  $D_\alpha$ , l'échantillon est rejeté. Formellement :

$$D = \sup_{0 \leq x \leq 1} |F_e(x) - F_o(x)| \quad (11)$$

Si  $D > D_\alpha$  l'échantillon est rejeté, sinon il est conservé avec  $D_\alpha$  définie par :

$$D_\alpha = \sqrt{\frac{-\frac{1}{2} \ln\left(\frac{\alpha}{2}\right)}{N}} \quad (12)$$

avec  $\alpha$  correspondant à l'erreur de première espèce du test et  $N$  le nombre d'échantillons.

Si le test n'est pas réussi, l'image n'est pas considérée dans la suite du traitement. Si le test est réussi, et que  $\pi$  est suffisamment élevée, des hydrométéores sont détectés comme présents dans l'image. Néanmoins cette étape n'est pas suffisante pour avoir une information robuste sur la présence ou non d'hydrométéores dans une séquence vidéo comme démontré dans la partie résultats. Il faut en effet utiliser la cohérence temporelle des histogrammes.

### 2.3 Suivi et décision

Afin d'avoir un algorithme robuste, nous utilisons un filtre de Kalman sur les histogrammes (représenté par la moyenne, l'écart-type et la surface de la loi normale). Ceci nous permet d'avoir une distribution lissée dans le temps et de la comparer à l'histogramme courant. En effet, il y a très peu de chance pour que l'orientation des hydrométéores et son écart-type varient beaucoup d'une image à une autre. Ceci implique que la distribution lissée doit être proche de la distribution observée, ce qui ne serait pas le cas dans une séquence ne présentant pas d'hydrométéores.

Un deuxième test KS est donc réalisé entre la distribution lissée et celle observée. Si le test est réussi, on affecte 1 à l'image et 0 sinon. Ensuite, les résultats des tests sont additionnés à l'intérieur d'une fenêtre glissante. Si le nombre de tests réussis est supérieur à la mi-largeur de la fenêtre glissante, on détecte la présence d'hydrométéores dans la séquence.

## 3 Résultats

La figure 2 illustre les trois étapes de la méthode. La distribution observée est en blanc. La distribution obtenue par l'algorithme EM est tracée en noir, les couleurs verte et rouge représentent respectivement la loi normale et uniforme. Il en va de même pour les couleurs cyan, bleu et jaune pour la distribution lissée par le filtre de Kalman. Nous avons testé notre algorithme de détection d'hydrométéores sur deux vidéos enregistrées à Paris. Ces deux vidéos ont été acquises dans les mêmes conditions, la première présente de la neige fondue alors

que la seconde ne présente aucun hydrométéores. Le reste de la scène est constituée de voitures, piétons, tramways, etc... Chaque vidéo a une durée de 5 minutes soit 7500 images (cadence de 25Hz pour la caméra utilisée). La taille de la fenêtre glissante utilisée est de 50 images.

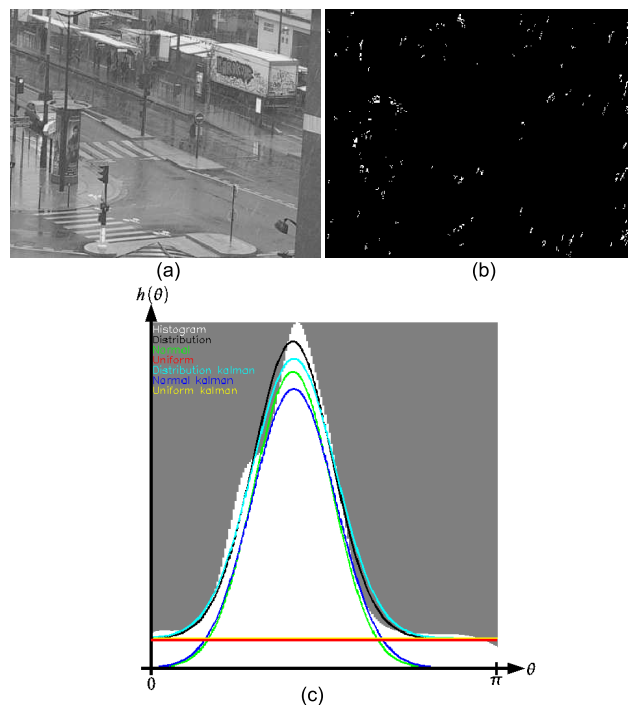


FIGURE 2 – (a) Image originale. (b) Image segmentée. (c) Histogramme d'orientation (blanc) ; distribution estimée (noir) par l'algorithme EM, avec la loi normale en vert et la loi uniforme en rouge ; distribution lissée par le filtre de Kalman (cyan), avec la loi normale en bleu et l'uniforme en jaune.

Nous avons étudié, pour différentes valeurs d'erreurs de première espèce  $\alpha$ , le comportement de notre algorithme avec et sans cohérence temporelle lors de l'utilisation du premier et second test KS. Les résultats obtenus sont résumés par la matrice de confusion.

Dans notre cas, pour deux classes (présence d'hydrométéores / absence d'hydrométéores), cette matrice (Table 1) peut être exprimée avec les 4 termes suivant :

- VPH (Vraie Présence d'Hydrométéores) représente le nombre de prédictions correctes de la classe présence d'hydrométéores,
- VAH (Vraie Absence d'Hydrométéores) représente le nombre de prédictions correctes de la classe absence d'hydrométéores,
- FPH (Fausse Présence d'Hydrométéores) représente le nombre de prédictions incorrectes de la classe présence d'hydrométéores,
- FAH (Fausse Absence d'Hydrométéores) représente le nombre de prédictions incorrectes de la classe absence d'hydrométéores.

TABLE 1 – Matrice de confusion pour la classification présence/absence d’hydrométéores.

		Détecté	
		Présence	Absence
Vraie	Présence	VPH	FAH
	Absence	FPH	VAH

A partir de cette matrice, on définit deux termes :

- la précision (P) représente la proportion du nombre de prévisions correctes :

$$P = \frac{VPH + VAH}{VPH + VAH + FPH + FAH} \quad (13)$$

- le taux de détection correcte d’hydrométéores (TCH) est la proportion des cas de présence d’hydrométéores correctement détectée :

$$TCH = \frac{VPH}{VPH + FAH} \quad (14)$$

- le taux de détection fausse d’hydrométéores (TFH) est la proportion des cas d’absence d’hydrométéores incorrectement détectée comme présence d’hydrométéores :

$$TFH = \frac{FPH}{FPH + VAH} \quad (15)$$

Ces deux derniers termes sont utilisés pour représenter la courbe ROC,  $TCH$  en fonction de  $TFH$ . Pour trouver le meilleur résultat, on cherche la valeur  $\alpha$  qui va maximiser  $P$ . Les figures 3.a et fi-

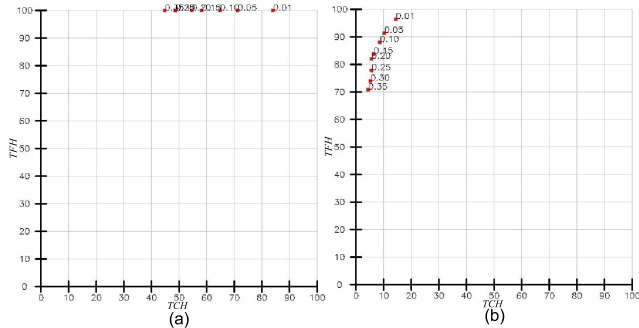


FIGURE 3 – Courbe ROC  $TCH = f(TFH)$  pour différentes valeurs de première espèce  $\alpha$  sans (a) et avec (b) cohérence temporelle.

gure 3.b représentent les courbes ROC, obtenue pour différentes valeurs  $\alpha$ , respectivement sans et avec cohérence temporelle. On s’aperçoit en visualisant la courbe (a) que notre algorithme est incapable de détecter la présence ou non d’hydrométéores. Au contraire, en utilisant la cohérence temporelle, à partir de la courbe (b), il apparaît que la meilleure classification est obtenue pour  $\alpha = 0.05$ . Pour cette valeur, la Table 2 présente les bonnes et fausses détections obtenues dans chaque classe. Nous obtenons  $TCH = 93,2\%$ ,  $TFH = 0,4\%$  et la précision de notre algorithme est de  $P = 96,4\%$ .

TABLE 2 – Matrice de confusion de notre algorithme sur 14900 images avec la présence et l’absence de neige fondue.

		Détecté	
		Présence	Absence
Vraie	Présence	6941	510
	Absence	30	7420

Deux autres vidéos ont été étudiées donnant sensiblement les mêmes résultats. La première contient de la pluie, tandis que la deuxième présente de la neige.

## 4 Conclusion et perspectives

Nous avons proposé une méthode permettant de détecter des hydrométéores du type précipitations dans des séquences vidéo basée sur un modèle probabiliste des orientations de leurs traces dans l’image. Trois étapes sont nécessaires : 1. Segmentation afin de sélectionner les objets en mouvements dans une image. 2. Cette image est utilisée afin de construire un histogramme d’orientation des régions présentes qui est modélisé à partir d’un algorithme EM. 3. En faisant un lissage temporel et en utilisant un double test de Kolmogorov-Smirnov, nous détectons de façon robuste la présence ou non d’hydrométéores.

Dans la continuité de ce travail, nous allons essayer de reconnaître les différents types d’hydrométéores.

## Références

- [1] P. Barnum, T. Kanade, and S. G. Narasimhan. Spatio-temporal frequency analysis for removing rain and snow from videos. In *Workshop on Photometric Analysis For Computer Vision (PACV), in conjunction with ICCV*, october 2007.
- [2] F. Bonnefoi, F. Belloti, T. Schendzielorz, and F. Visitainer. Specifying applications for infrastructure-based cooperative road safety. In *ITS World Congress*, Beijing, 2007.
- [3] K. Garg and S. Nayar. Vision and rain. *International Journal of Computer Vision*, 75(1) :3–27, 2007.
- [4] N. Hautière, E. Bigorgne, and D. Aubert. Daytime visibility range monitoring through use of a roadside camera. In *Intelligent Vehicles Symposium*, pages 470–475, Eindhoven, 4–6 june 2008.
- [5] Nicolas Hautière, Erwan Bigorgne, Jérémie Bossu, and Didier Aubert. Meteorological conditions processing for vision-based traffic monitoring. In *International Workshop on Visual Surveillance*, Marseille, France, octobre 2008.
- [6] S. G. Narasimhan and S. K. Nayar. Vision and the atmosphere. *International Journal of Computer Vision*, 48(3) :233–254, 2002.