

Détection d'obstacles par vision et LiDAR par temps de brouillard pour les véhicules autonomes

Nguyen Anh Minh Mai, Pierre Duthon, Alain Crouzil, Louahdi Khoudour, Sergio A. Velastin

▶ **To cite this version:**

Nguyen Anh Minh Mai, Pierre Duthon, Alain Crouzil, Louahdi Khoudour, Sergio A. Velastin. Détection d'obstacles par vision et LiDAR par temps de brouillard pour les véhicules autonomes. 18èmes journées francophones des jeunes chercheurs en vision par ordinateur (ORASIS 2021), Centre National de la Recherche Scientifique [CNRS]; Equipe REVA, IRIT : Institut de Recherche en Informatique de Toulouse., Sep 2021, Saint Ferréol, France. hal-03339637

HAL Id: hal-03339637
https://hal.science/hal-03339637

Submitted on 9 Sep 2021

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.

Détection d'obstacles par vision et LiDAR par temps de brouillard pour les véhicules autonomes

Nguyen Anh Minh MAI[1,2] Pierre DUTHON[3] Louahdi KHOUDOUR[2]
Alain CROUZIL[1] Sergio A. VELASTIN[4,5]

[1] CEREMA, Equipe de recherche STI, Toulouse, France
[2] IRIT, Université de Toulouse, UT3 Paul Sabatier, Toulouse, France
[3] CEREMA, Equipe de recherche STI, Clermont-Ferrand, France
[4] Universidad Carlos III de Madrid, Madrid, Spain
[5] Queen Mary University of London, UK

mainguyenanhminh1996@gmail.com

Résumé

Ce travail porte tout d'abord sur la production d'un jeu de données synthétiques avec du brouillard à partir de jeux de données existants constitués dans de bonnes conditions météorologiques. Ce jeu de données synthétiques est nécessaire, car il n'est pas toujours possible de collecter des données réelles dans des conditions dégradées. Par ailleurs, le post-traitement tel que la labellisation ou le prétraitement des données n'est pas facile et prend du temps. Un algorithme de détection d'obstacles 3D pour des véhicules autonomes est ensuite mis en place et évalué sur ce jeu de données produit afin d'analyser l'impact de la météo sur les performances de détection. À la lumière des résultats obtenus, des perspectives sont proposées pour améliorer les performances de la méthode proposée précédemment.

Mots Clef

Conditions météorologiques défavorables, scènes de conduite dans le brouillard, jeux de données synthétiques, détection d'objets 3D, véhicules autonomes.

Abstract

This work concerns the generation of a synthetic fog dataset based on available datasets in good weather conditions. A synthetic dataset is necessary because it is not always possible to collect real data under degraded conditions. In addition, post-processing such as labeling or filtering data is not easy and time-consuming. A 3D object detection algorithm for autonomous vehicles is then implemented and evaluated on the dataset produced in order to analyze the impact of the weather on its performance. In the light of the results obtained, perspectives are proposed to improve performance of the proposed method earlier.

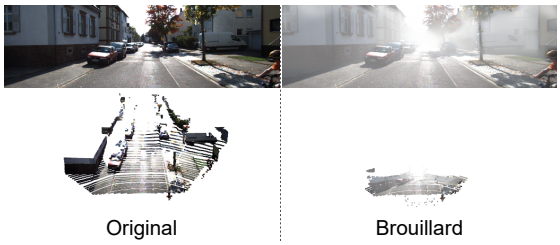


FIGURE 1 – La première colonne montre l'image et le nuage de points d'origine, la deuxième montre la même chose pour le brouillard simulé sur l'image et le nuage de points. Meilleur vue en couleur pour le nuage de points.

Keywords

Adverse weather conditions, foggy driving scenes, synthetic datasets, 3D object detection, autonomous vehicles.

1 Problématique

Les capteurs tels que les caméras et le LiDAR sont indispensables pour la perception frontale de l'environnement des voitures autonomes, mais sont souvent durement affectés par les conditions météorologiques. La figure 1 montre que les données par temps de brouillard subissent une distorsion. Cela peut conduire à la mise en échec des méthodes de perception du véhicule autonome. De plus, les algorithmes de perception qui produisent les meilleurs résultats sont principalement basées sur des méthodes d'apprentissage profond en entraînant le modèle avec de grandes quantités de données labellisées (apprentissage supervisé). Cependant, la collecte et la labellisation de données sont très chronophages, et demandent encore plus de temps et d'efforts et causent plus d'erreurs lors du traitement dans des conditions météorologiques extrêmes. Parmi les jeux de données existants, on constate que ceux qui ont été constitués en conditions météorologiques dégradées sont

TABLEAU 1 – Précision moyenne pour la vue de dessus (AP_{BEV}) et la détection 3D (AP_{3D}) sur l'ensemble de validation KITTI pour la catégorie "Car" avec l'intersection sur l'union (IoU) à 0,7 et sur trois niveaux de difficulté : "Easy", "Moderate" et "Hard" correspondant aux tailles des boîtes englobantes 2D, à l'occlusion et à la troncature apparaissant sur l'image.

Méthode	Base d'entraînement	Base de test	$AP_{BEV}/AP_{3D}@0.7$		
			Easy	Moderate	Hard
SLS-Fusion [1]	Clear	Clear	87.51/ 76.67	76.88/ 63.90	73.55/ 56.78
SLS-Fusion	Clear	MultiFog	44.57/ 30.89	29.76/ 21.23	26.50/ 18.61
SLS-Fusion	Clear + Multifog	MultiFog	**84.30/ 69.07**	**63.12/ 47.95**	**57.84/ 45.50**

de tailles relativement réduites. Ceci nous a poussé à créer un jeu suffisant pour tester en condition de brouillard la précision de la méthode de détection d'objets 3D que nous avons proposée [1]. Par conséquent, en plus de la collecte de données réelles la création de données synthétiques est tout aussi importante.
Dans ce travail, l'idée est de créer un nouveau jeu de données en conditions de brouillard (simulé numériquement) basée sur le jeu de données KITTI [3]. Nous vérifions par la suite les performances de la détection des objets 3D sur ces nouvelles données pour voir l'effet du brouillard sur la perception du véhicule autonome. Des pistes visant à l'amélioration de la détection sont ensuite proposées.

2 Techniques mises en œuvre

2.1 Rendu du brouillard

Ici, on utilise la formule proposée en [4] pour simuler du brouillard sur les images et les nuages de points LiDAR.
Pour l'image, I_{foggy} au pixel (u, v) :

$$I_{foggy}(u,v) = t(u,v)I_{clear}(u,v) + (1 - t(u,v))L \quad (1)$$

où $t(u, v)$, I_{clear} et L sont respectivement le coefficient de transmission (lié au brouillard et défini dans [5]), l'image par temps clair et la luminance atmosphérique.
Pour le nuage de points, nous avons :

$$L_{foggy}(u,v) = t(u,v)L_{clear}(u,v) \quad (2)$$

où $L_{clear}(u, v)$ et $L_{foggy}(u, v)$ sont respectivement l'intensité des impulsions lumineuses émises par le LiDAR par temps clair et en conditions de brouillard simulées.
À partir de là, nous générons un jeu de données en conditions de brouillard, que nous appellerons Multifog KITTI, basées sur les données de la base KITTI [3].

2.2 Algorithme de perception

Afin de vérifier l'effet du brouillard sur les performances de détection d'obstacles, nous avons exploité l'algorithme que nous avons développé et qui a été publié [1]. La méthode, SLS-Fusion [1], prend en entrée un couple stéréoscopique d'images, et la projection des points LiDAR 4 couches sur les images des deux caméras gauche et droite. Cet algorithme est basé sur l'apprentissage profond, avec fusion de données tardive. L'architecture est divisée en trois parties en suivant l'idée du Pseudo-LiDAR [2] : estimation de la profondeur, conversion des données en 3D et détection d'objets 3D basée sur un nuage de points LiDAR.

3 Résultats obtenus

Le tableau 1 présente les résultats de taux de détection en fonction des données d'apprentissage et des données de test. On trouve les performances de l'algorithme SLS-Fusion [1] (ligne 1) avec des données claires en apprentissage et en test. Sur la ligne 2 on constate que lorsque les données sont entachées de brouillard et que la base d'apprentissage contient des données claires, le taux de détection baisse très fortement. Par exemple, les performances (AP_{3D}) sont réduites de près de 40% sur les données de brouillard (Multifog KITTI).
Afin d'améliorer la performance de notre méthode face à des données avec du brouillard, nous avons décidé d'augmenter les données d'apprentissage avec un mélange de données de brouillard (MultiFog KITTI) et de celles sans brouillard (Clear KITTI). La troisième ligne du tableau 1 montre que notre algorithme obtient des résultats proches de 84,30% pour les objets "easy", 63,12% pour les objets "moderate" et 57,84% pour les objets "hard". Cela montre donc bien une robustesse de notre méthode. D'autres essais sont en cours de réalisation consistant à vérifier quel est le degré d'influence des bases d'apprentissage et de test sur les résultats de détection. Les résultats figureront sur le poster.

Références

[1] N.A.M. Mai, P. Duthon, L. Khoudour, A. Crouzil, SA. Velastin, Sparse LiDAR and Stereo Fusion (SLS-Fusion) for Depth Estimation and 3D Object Detection, *ICPRS*, 2021 2

[2] Y. Wang, W. Chao, D. Garg, B. Hariharan, M. Campbell, KQ. Weinberger, Pseudo-LiDAR from visual depth estimation : Bridging the gap in 3D object detection for autonomous driving, *CVPR*, 2019 2

[3] A. Geiger, P. Lenz, R. Urtasun, Are we ready for autonomous driving ? The KITTI vision benchmark suite, *CVPR*, 2012 2

[4] M. Bijelic, T. Gruber, F. Mannan, F. Kraus, W. Ritter, K. Dietmayer, F. Heide, Seeing Through Fog Without Seeing Fog : Deep Multimodal Sensor Fusion in Unseen Adverse Weather (Supplemental Material), *CVPR*, 2021 2

[5] M. Jarraud, Guide to Meteorological Instruments and Methods of Observation, *WMO-No. 8*, 2008 2