

Système laser autonome pour la détection et le comptage des deux roues motorisées

Yadu Prabhakar, Damien Vivet, Christèle Lecomte, Peggy Subirats, Abdelaziz Bensrhair

▶ **To cite this version:**

Yadu Prabhakar, Damien Vivet, Christèle Lecomte, Peggy Subirats, Abdelaziz Bensrhair. Système laser autonome pour la détection et le comptage des deux roues motorisées. Reconnaissance de Formes et Intelligence Artificielle (RFIA) 2014, Jun 2014, Rouen, France. hal-00989044

HAL Id: hal-00989044
https://hal.science/hal-00989044

Submitted on 9 May 2014

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.

Système laser autonome pour la détection et le comptage des deux roues motorisées

Y. Prabhakar[1,3] D. Vivet[2] C. Lecomte[1] P.Subirats[4] A. Bensrhair[1]

[1] Laboratoire LITIS. Université de Rouen, Rouen, France
[2] PRISME, Université d'Orléans, Orléans, France
[3] Synchronic, Département de R&D, Franqueville Saint Pierre, France
[4]CEREMA, Le Grand Quevilly, France

yadu.prabhakar@litislab.eu, damien.vivet@univ-orleans.fr, Christele.Lecomte@litislab.eu, peggy.subirats@cerema.fr

Résumé

Les autorités publiques et les gestionnaires de la route ont fait de la sécurité des deux roues mobiles (2RM) une priorité. En 2012, les chiffres officiels montrent que le trafic des 2RM représente 2% du trafic global mais 30% des accidents mortels. Cette étude montre que les risques encourus par les 2RM sont 24 fois plus élevés que pour les autres utilisateurs de la route. Même si des progrès sont faits au niveau des technologies d'analyse du trafic, il est aujourd'hui toujours difficile de déterminer le nombre exact de 2RM sur le réseau routier. La détection des 2RMs reste un challenge du fait de leur interaction méconnue avec les autres véhicules et de leur comportement sur la route.

Dans ce papier, nous proposons une méthode robuste de détection des 2RMs. Cette méthode est une amélioration de nos travaux précédents et se fonde sur la technique de détection Last Line Check (LLC). Notre approche mesure la variation moyenne de hauteur des véhicules qui passent sous le scanner laser. Après l'extraction des véhicules, une méthode d'apprentissage de type SVM est utilisé pour classifier les détections laser. Les résultats obtenus montrent une amélioration significative par rapport à l'approche précédemment développée.

Mots Clef

Traffic, scanner laser, RANSAC, Entropie, Comptage, SVM.

Abstract

Public authorities and road administrators made the safety of Powered Two Wheelers (PTWs) a priority. In 2012, official figures show that the PTW traffic represent 2% of traffic but 30% of deaths. This study also showed that the risks to encounter a fatal accident on a PTW are 24 times higher than any other category of vehicle. Even though there is an improvement in the technology to analyse traffic, but we are unable to give the exact number of PTWs that move on the road and at a particular period of day. The detection of PTWs remains a challenging problem because of their unknown interactions with the other vehicles on the road. In this paper, we propose a robust method that is an adaptation of the method proposed in our previous research work, the Last Line Check (LLC). This method measures the mean variation in the height of the vehicle (disorder) with respect to the background that passes under the laser scanner. After extraction, a Support Vector Machine (SVM) is used for classification of laser scanner data. The result shows a significant improvement with respect to our previous method.

Keywords

Traffic, Laser scanner, RANSAC, Entropy, Counting, SVM.

1 Introduction

Il a été estimé qu'approximativement 2% du trafic total en France est composé de deux roues motorisées (2RM). A la différence des autres catégories de véhicules, comme par exemple les véhicules légers (VL) et les véhicules lourds (PL), il est très difficile de dire le nombre exact de 2RMs présents sur un tronçon routier à un instant donné [1].

Plusieurs technologies ont été proposées pour détecter les 2RMs, mais la plupart d'entre elles sont fondées sur la fusion de multiples technologies comme les capteurs de vision, les scanner laser [2] ou encore d'autres techniques comme les boucles magnétiques. Ces systèmes sont souvent très chers et difficile à entretenir. Jusqu'alors, la technologie laser a principalement été utilisée pour des mesures de trafic et d'identification de véhicules à des endroits où la vitesse est fortement réduite ou sur des sites contrôlés [3]. A notre connaissance, cette technologie non-intrusive n'a pas encore été utilisée indépendamment pour le comptage des 2RMs en temps réel sur une voie rapide.

L'objectif de cet article est de détecter et de compter les 2RMs sur autoroute dans un trafic dense avec plusieurs voies de circulation en utilisant un unique capteur laser. Le capteur est placé au dessus de la route sur un pont ou un portique. La méthode consiste à l'intégration spatio-temporelle des données fournies par le laser. Une fois ces données collectées, la première étape consiste à déterminer automatiquement la région d'intérêt à surveiller. Cette région qui représente la route est automatiquement détectée lors de la phase d'auto calibrage du système. Ensuite, les données sont traitées par un filtre fondé sur la mesure de l'entropie des données laser. Enfin, les données segmentées sont classifiées et comptées par une méthode d'apprentissage de type SVM.

1.1 Travaux antérieurs

La détection des 2RMs en temps réel dans un trafic dense est toujours un challenge du fait de la faible taille de ce type de véhicule. En effet, la plupart du temps, les 2RMs sont occultés par d'autres véhicules [3]. Pour répondre à cette problématique, Phatanasrirat et al [4] proposent d'utiliser plusieurs caméras (verticale et horizontale) afin de localiser approximativement le véhicule et lire sa plaque d'immatriculation. Ling et al [5] proposent de détecter et de compter les 2RMs en utilisant un capteur hybride composé d'une caméra stéréo, d'une caméra infrarouge identifiant l'empreinte thermique de la moto et d'un microphone pour détecter la basse fréquence caractéristique des 2RMs.

Ku et al [6] proposent de calculer la longueur, la largeur et le ratio de pixel de l'objet présent dans le trafic afin de détecter et d'extraire les véhicules en utilisant plusieurs cameras. Middleton et al [7] présentent une comparaison des différentes technologies pour la mesure des 2RMs mais ne mentionne pas l'utilisation d'un scanner laser pour la détection et la classification des 2RMs.

Toutes ces méthodes utilisent plusieurs capteurs. Dans notre approche nous proposons de répondre à ce challenge en utilisant un unique capteur laser bas coût.

A notre connaissance, aucun travail de recherche n'utilise comme capteur un unique télémètre laser pour détecter, classifier et compter les 2RMs dans un trafic dense à plusieurs voies de circulation. Ce papier est une extension de nos précédents travaux [8].

1.2 Système proposé

Le système proposé est une technologie non-intrusive qui peut être installée au sommet d'un mât sur le bord de la route, sur un pont ou encore sur un portique de signalisation. Pour nos travaux de recherche nous avons choisi de placer le scanner laser au dessus de la route, sur un pont, entre deux voies de circulation. Il est préférable de régler le système à cet endroit car la majorité des 2RMs circulent entre les voies. Nous faisons également l'hypothèse qu'aucun piéton ou cycliste n'est présent sur la voie rapide ou l'autoroute instrumentée.

Cet article est dans la continuité de [9] où le scanner laser est installé sur un pilonne au dessus d'une route sur site contrôlé. Dans ces travaux, la base de données d'apprentissage consistait en seulement un 2RMs et cinq véhicules légers. Nous avions proposé un algorithme appelé Last Line Check (LLC) qui calculait la variation de hauteur des détections laser pour extraire les objets. Ces objets étaient alors classifiés à l'aide d'un SVM. Cette méthode ne permettait pas une bonne détection des véhicules roulant trop proche les un des autres et générait de nombreuses fausses alarmes dues aux réflexions du laser sur l'environnement (pare brise, véhicules noirs etc.).

Dans ces travaux de recherche, nous proposons une amélioration de notre précédente méthode afin d'accroître sa robustesse. Cette amélioration a été testée sur autoroute dans un trafic autoroutier en conditions réelles. Dans ces données les vitesses sont très importantes et les types de véhicules observés sont très variés.

Cet article est organisé comme suit. La section 2 explique les améliorations apportées à la segmentation des données laser pour l'extraction des véhicules. La section 3 traite des bases de données acquises pour l'apprentissage et les tests grandeur nature. La section 4 présente les résultats de classification et de détection. Les conclusions sont données dans la 5.

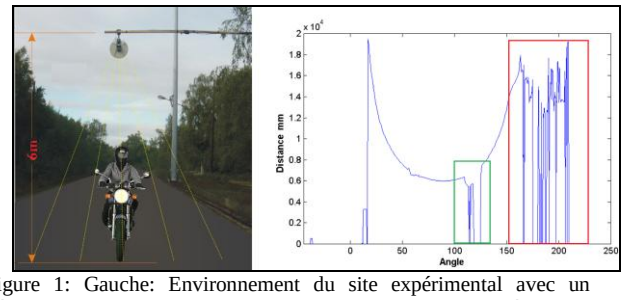


Figure 1: Gauche: Environnement du site expérimental avec un véhicule passant sous le laser. Droite: exemple de données laser (véhicule en vert, végétation en rouge) (Crédit: CETE Normandie Centre)

2 Technique de détection et d'extraction des véhicules

Pour toutes les expérimentations, nous avons utilisé un laser mono-nappe (SICK LMS111) monté au dessus de la route à une hauteur de 6 à 7 mètres. Un exemple de données collectées est donné sur la Figure 1.

Le scanner laser a un angle d'ouverture de 270°, une résolution angulaire de 0,5°, une fréquence de 50 Hz et une portée de 20 mètres.

Le scanner effectue l'acquisition de -45° à 225° fournissant 541 points. La Figure 1, montre le site expérimental (gauche) et la mesure laser correspondant (droite). Le rectangle vert montre la présence d'un véhicule sur la route. Ces données brutes présentent de nombreux bruits ainsi que des mesures adhérentes issues de l'environnement entouré en rouge (bord de route, herbe, arbres etc.).

2.1 Auto-calibrage du système

Les données brutes contiennent beaucoup d'informations entachées de bruits. Pour extraire l'information pertinente de ces données, il est nécessaire dans un premier temps de rechercher la région d'intérêt, c'est à dire la route. Dans ce but, nous utilisons un processus de RANSAC sur une accumulation temporelle des scan laser. L'objectif est d'extraire la plus grande région planaire observée sur les données. Cette région représentera le plan de la route et permettra de trouver les limites de la région d'intérêt à surveiller. Une fois ce plan déterminé, la hauteur du capteur laser sera trouvée automatiquement en calculant la distance minimale entre le laser et le plan de la route.

La méthode se divise en fait en deux phases : il y a en premier un filtrage (qui effectue le remplissage des données puis l'application de l'entropie pour trouver les variations dans le signal ce qui aide à détecter la présence de véhicule) puis la phase de classification par SVM.

2.2 Filtrage des données

Avant de faire le filtrage des données, nous proposons de faire un cumul spatial, c'est-à-dire cumuler les signaux sur un certain temps afin de transformer les données brutes dans un domaine spatio-temporel [8][9].

Divers phénomènes comme la réflexion des mesures laser sur les pare-brises ou encore l'absorption du laser sur des véhicules noirs [8][9] font que les données télémétriques sont parfois manquantes. Afin de corriger ces absences de signal, nous avons introduit un filtrage des scans laser pour insensibiliser notre système aux valeurs non-observées.
Cette approche est fondée sur le principe de la variation d'intensité dans l'image spatio-temporelle obtenue après intégration temporelle des scans laser. Cette intensité représente en fait la hauteur des objets traversant la barrière laser. Pour effectuer ce filtrage, nous vérifions les valeurs de distance du scan laser précédent. Nous proposons d'estimer les variations de hauteur observées en utilisant une fonction moyenne.

Pour chaque scan It = [It1, It2,… , Itn], avec Iti la valeur du $i^{ème}$ point du scan t, nous cherchons à obtenir la distribution des hauteurs. Pour cela, nous calculons sur chaque scan laser un histogramme à N bandes et nous le normalisons dans le but de préserver les propriétés statistiques de la fonction de distribution cumulée (cdf). Le nombre N est un paramètre qui va dépendre du nombre de point du scan laser (directement lié à la résolution en degré et au type de capteur laser employé) et du pourcentage de superposition souhaité. Pour avoir des résultats statistiquement significatifs, il faut un N suffisamment grand, mais pour avoir une bonne précision de localisation latérale, il faut trouver un compromis.
A ce stade, l'entropie de chaque scan laser est calculée. Une haute valeur d'entropie correspond à une zone de présence d'un véhicule. Ce principe est résumé dans la Figure 2. Dans cet exemple, chaque scan laser est divisé en vecteur de 6 éléments avec une superposition de 50% soit 3 éléments en communs avec les intervalles voisins.

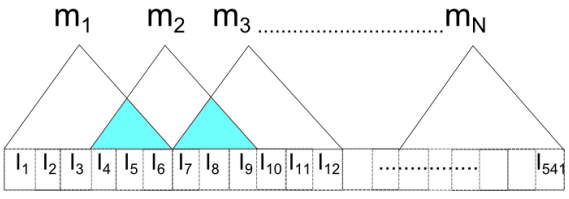


Figure 2 : Principe de fenêtrage pour le calcul des entropies respectives mi. La zone en bleu représente la région de superposition.

Lorsqu'un véhicule traverse la barrière laser, sa présence est détectée grâce à la mesure de l'entropie sur les hauteurs mesurées. L'algorithme de Last Line Check (LLC) enregistre alors le véhicule avec un identifiant unique et démarre le comptage du nombre de scan laser successif qui représentera le véhicule. En parallèle, l'algorithme enregistre à la fois la variation des hauteurs et les coordonnées longitudinales d'occurrence de l'événement. Les limites des abscisses enregistrées détermineront la largeur des véhicules traversant la barrière laser tandis que le nombre de scan successif où l'objet est présent déterminera son temps de passage, directement relié à sa vitesse et sa longueur.
Cette détection est effectuée en prenant en compte seulement les hauteurs supérieures à un certain seuil déterminé en utilisant les propriétés réelles des véhicules à savoir qu'aucun véhicule à détecter mesure moins de 40 cm.
Les valeurs de largeur des véhicules sont calculées avec une précision qui est fonction de la distance de mesure du télémètre laser. Cette erreur est donnée par :

$$E = (8 + 0.015\ \rho)\cos(\theta) \qquad (1)$$

où E est l'erreur qui correspond à la borne d'erreur à 3σ du télémètre, ρ est la distance entre le scanner laser et le point de détection en mm, θ est l'angle d'incidence du laser. Sur la base de ces métriques, il est possible d'estimer l'incertitude de détection du laser et par conséquent, l'incertitude sur la largeur du véhicule détecté.

2.3 Classification des véhicules

Une fois les véhicules extraits des données laser par l'algorithme LLC, nous classifions ces véhicules en utilisant un SVM.

2.3.1 Classifieur SVM

Le SVM est un classifieur binaire robuste. L'objectif étant de classifier les 2RMs, nous nous contentons dans un premier temps de deux classes : 2RM et autres (VL, PL). A savoir qu'un autre classifier de type SVM peut être utilisé facilement pour discriminer VL et PL.
De plus, nous avons fait le choix d'utiliser un SVM car c'est un classifieur capable de traiter des données de grandes dimensions et donc adapté à la suite de nos travaux ou nous aurons des heures d'enregistrement et donc une base de données importante.
Dans la suite, nous présentons la méthode de classification en explicitant les paramètres choisis pour le SVM.

2.3.2 Paramètres de classification choisis

Le choix des paramètres pour la classification est un critère crucial pour le bon fonctionnement de l'algorithme. La perception laser obtenue lors du passage d'un véhicule sous le scanner dépend de plusieurs facteurs comme la vitesse du véhicule, sa hauteur et la position du télémètre.

Dans nos travaux, nous avons choisi deux critères : la largeur métrique du véhicule et le rapport de la hauteur maximale du véhicule sur l'aire présentant cette hauteur. (H_Nbx).

Largeur : En géométrie, la forme de l'objet est définie en termes de longueur et de largeur. Avec notre système de détection laser, la forme du véhicule change avec la vitesse de l'objet. La Figure 3 montre un exemple de 2RM scanné de 20 à 90km/h. La longueur n'est pas utilisable sans connaître la vitesse. La largeur quant à

elle reste constante et permet une discrimination fiable entre 2RM et les autres véhicules.

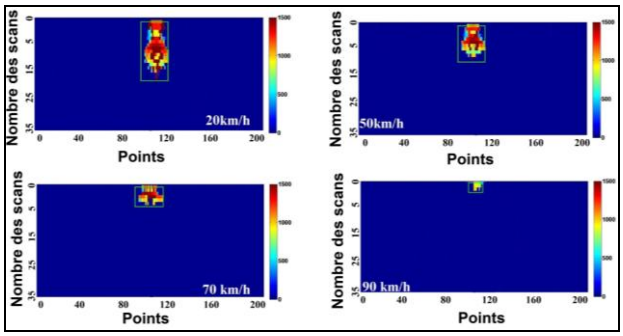


Figure 3 : 2RM à différentes vitesses variant de 20km/h à 90km/h

H_Nbx : Soit Nbx le nombre de pixels représentant la hauteur maximale du véhicule. VLs et PLs possèdent un toit plat très grand tandis que la hauteur maximale des 2RMs est issue du simple casque du conducteur. Ce rapport permet donc également la discrimination entre 2RMs et les autres véhicules. La Figure 4 montre une illustration de ce phénomène.

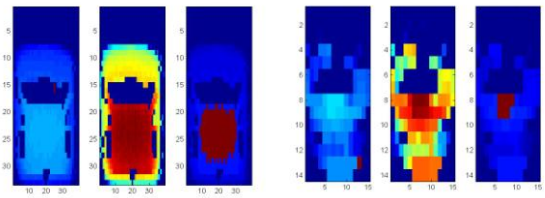


Figure 4 : Ratio entre la hauteur et le Nbx

Malgré tout, ces paramètres peuvent être inefficaces dans les cas suivants :

- Si le laser n'est pas installé parallèlement à la route, la largeur lue des véhicules sera alors faussée.
- H_Nbx, peut donner le même résultat pour un VL passant à haute vitesse et une 2RMs à très faible vitesse.

De ce fait, nous avons choisi de combiner ces deux paramètres dans le SVM afin de compenser les faiblesses de chacun.

La classification SVM est en effet basée sur seulement 2 critères. Lors du développement de l'approche nous avons testé de nombreux critères et leurs combinaisons pour étudier l'influence de ces derniers sur les résultats. Nous avons retenu les deux critères les plus robustes et complémentaires qui donnaient des résultats intéressant pour un fonctionnement en Temps réel.
Cette classification a été testée sur un trafic comprenant 110 véhicules dont 30 2RMs circulants à différentes vitesses. La Figure 5 montre qu'en utilisant notre SVM, il est possible de différencier les 2RMs (en vert) des autres catégories de véhicules (en rouge).

3 Bases de données

Nous présentons dans cette section les bases de données acquises pour l'apprentissage et les tests grandeur nature**.**

3.1 Base d'apprentissage

La base d'apprentissage est construite sur un site contrôlé, en passant un certain nombre de véhicules sous le scanner laser inspiré des conditions réelles. Par site contrôlé, nous voulons dire que la vitesse ainsi que la distance des véhicules ont été contrôlé. Deux catégories de véhicules ont été impliquées : Pour notre site contrôlé, nous avons seulement un 2RM. Pour les VLs nous avons 5 voitures et 1 fourgon. Tous ces VLs étaient de couleur blanche. Le scanner laser a été placé à 5 mètres puis à 6 mètres au dessus de la route.

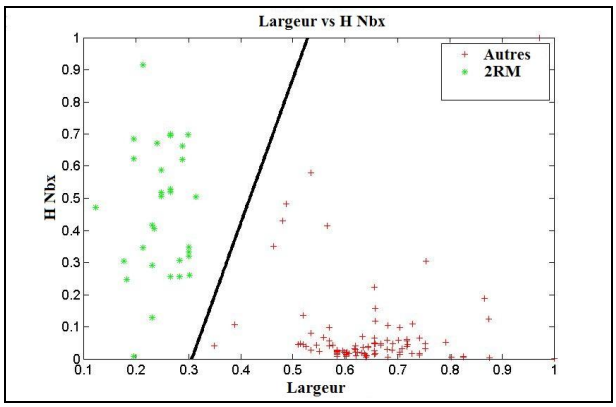


Figure 5 : Combinaison des deux paramètres. (Largeur and H/Nbx). Le problème est linéairement séparable (2RM en vert et les autres véhicules en rouge)

Nous avons réalisé ces tests avec des vitesses variant de 20km/h à 120km/h. L'ensemble de la base est composée de 100 séquences d'acquisition de scanner laser avec un total de 168 véhicules (77 2RMs et 91 VLs). Le Tableau I récapitule les acquisitions faites aux différentes hauteurs de scanner laser :

TABLEAU I : BASE D'APPRENTISSAGE

	H=5m	H=6m	Total
2RM	52	25	77
VL	*61*	*30*	*91*
PL	*0*	*0*	*0*
Total	*113*	*55*	*168*

3.2 Base de test

La méthode a été testée sur une base de données qui a été créée sur un site réel. Le site a une limitation de vitesse de 90km/h à 110km/h et a un trafic quotidien de 60000 à 75000 véhicules (2011) dans les deux directions avec plusieurs types de véhicules comme le PL (Camions, Bus) (8 % de trafic (2011)), Mini PL (Mini camion, Camionnette), VL (4 x 4, voiture, quad) et le 2RM. La Figure 6 montre un site de test reconstruit avec le scanner laser placé à 6,3m de hauteur. La voie rapide est composée de trois voies de circulation dont les deux premières voies sont les voies principales tandis que la troisième sert à la fois de voie d'insertion et de décélération. Le trafic sur la deuxième voie dépend de la troisième voie. Pour cette base de données, nous avons installé le système pendant 1 heure et nous avions un total de 2135 véhicules.

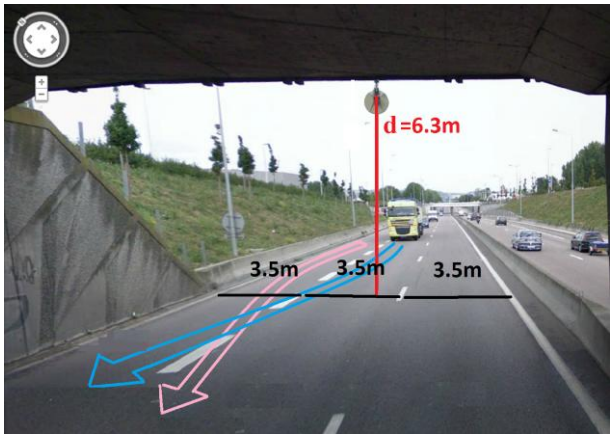


Figure 6: Reconstruction: site de Test: RN 338

Le tableau II montre le nombre de véhicules par catégorie qui est passé sur chaque voie, sous le scanner laser. (Vérité Terrain (VT)). La voie 3 qui est la voie de décélération et d'insertion a un total de 19,44 % du trafic total. La voie 2 contient le nombre le plus important de véhicules avec 47,16 % du trafic total.

TABLEAU II: BASE DE TEST: VEHCILES PAR VOIE (VERITE TERRAIN)

Type de véhicule	Voie 3	Voie 2	Voie 1	Totale /catégorie	Répartition /catégorie
2RM	5	6	2	13	0.0061
VL	391	830	687	1908	0.8937
PL	19	171	24	214	0.1002
Total	415	1007	713	2135	1
Répartition par voie	0.1944	0.4716	0.3340	1	

4 Résultats

Notre méthode a été d'abord testée sur la base d'apprentissage et ensuite appliquée sur la base de test

4.1 Précision de la largeur

Puisque notre système est installé à une hauteur de 6,3m, nous avons une erreur (3σ) de 194mm. Voici quelques exemples des différentes valeurs de largeur des véhicules calculés par notre méthode avec leur vérité terrain dans le tableau III. Nous pouvons remarquer que toutes les valeurs obtenues sont dans la marge de 3σ par rapport aux valeurs de vérité terrain.

TABLEAU III : PRECISION DE LARGEUR

Véhicule	*VW Golf*	*Opel Omega*	*PTW*	*Volvo mini truck*
Largeur estimée (mm)	*1608*	*1680*	*776*	*2095*
Vérité Terrain (mm)	*1786*	*1776*	*790*	*2140*

4.2 Résultats obtenus

Le tableau IV montre une comparaison entre notre méthode précédente [8,9] et notre nouvelle approche basée sur l'entropie. Figure 7 montre quelques exemples de la détection des 2RMs.

TABLEAU IV : RESULTATS

	Méthode précédente	***Nouvelle approche***
Taux de bonne détection	79%	98.6%
Taux de mauvaise détection	7%	1.1%
Faux positiif	9%	0.1%
Non détecté	5%	0.3%

Dans le tableau précédent, nous pouvons remarquer qu'il y a un faible taux de bonne détection avec notre approche précédente car la méthode précédente a été incapable de détecter les véhicules qui circulent côte à côte. Les 2RMs circulent souvent en interfile quand le trafic est dense et donc la difficulté de segmenter cette catégorie de véhicule augmente. Grâce à la fonction d'entropie, nous pouvons différentier les 2RMs des autres véhicules même dans les cas complexe d'interfile. Notre nouvelle approche montre les résultats nettement meilleurs. Le tableau V présente la matrice de confusion.

TABLEAU V : MATRICE DE CONFUSION

	Ce que notre méthode a détecté			
Catégories des véhicules (VT)		2RM	Autres	Non détecté
	2RM	12	0	1
	Autre	22	2093	7

Le taux de bonne détection par voie de circulation est montré dans le tableau VI

TABLEAU VI : TAUX DE DETECTION PAR VOIE

Numéro de voie	Voie3	Voie2	Voie1
Pourcentage	90.4%	99.3%	99.1%

La classification SVM est en effet basée sur seulement 2 critères. Lors du développement de l'approche nous avons testé de nombreux critères et leurs combinaisons pour étudier l'influence de ces derniers sur les résultats. Nous avons retenu les deux critères les plus robustes et complémentaires qui donnaient des résultats intéressant pour un fonctionnement en Temps réel.

Il est vrai que le jeu de donné utilisé présente un déséquilibre notable entre le nombre de 2RM et d'autres véhicules. Néanmoins comme certaines voies de circulations présentent un taux de 2RM bien plus important nous avons étudié de façon dé-corrélée les résultats de détection sur chacune des voies. De plus l'utilisation de la vérité terrain a permis l'estimation des taux de faux et vrais positifs par classe rendant les résultats présentés qualitatif.

Nous pouvons remarquer que le taux de bonne détection est faible dans la troisième voie de circulation où se trouvent la plupart du temps les PL. Les faux positifs sont observés lorsque :

- un VL avec une remorque circulent à une vitesse élevée et donc la méthode détecte deux VLs.
- un VL est masqué à moitié par un PL en donnant une impression qu'un 2RM circule.

Notre système est incapable de détecter les véhicules quand :

- Un 2RM circule à une vitesse supérieure à 150km/h.
- Dans le cas d'occultation d'un VL ou 2RM qui circule sur la 3ème voie par un PL sur la 2ème voie.

5 Conclusions

Dans cet article, nous avons proposé une méthode pour détecter et compter les 2RMs dans le trafic avec un scanner laser mono-nappe. Grâce à notre méthode, le système est capable de trouver les paramètres du site d'installation : le bord de la route et la hauteur du site par rapport à la route automatiquement. Les véhicules sont détectés grâce à notre méthode LLC et à l'ajout de l'entropie dans la méthode pour mesurer la variance des hauteurs et donc séparer deux véhicules qui seraient très proches. Une fois que le véhicule est détecté et segmenté, nous appliquons un SVM afin de pouvoir classifier et compter les 2RMs.

Les tests sont effectués ici sur 2135 véhicules en 1h ce qui constitue une base non négligeable Dans un trafic dense sur une voie rapide, notre méthode est capable de correctement détecter et classifier avec un taux de 98,6% pour les trois voies de circulation.

Cependant, les derniers enregistrements effectués sur autoroute durent plusieurs heures et présentent un nombre bien plus important de véhicules. Nous avons souhaité mettre en place un classifieur qui serait valable pour toutes les expérimentations sur tous les sites y compris pour un trafic dense.

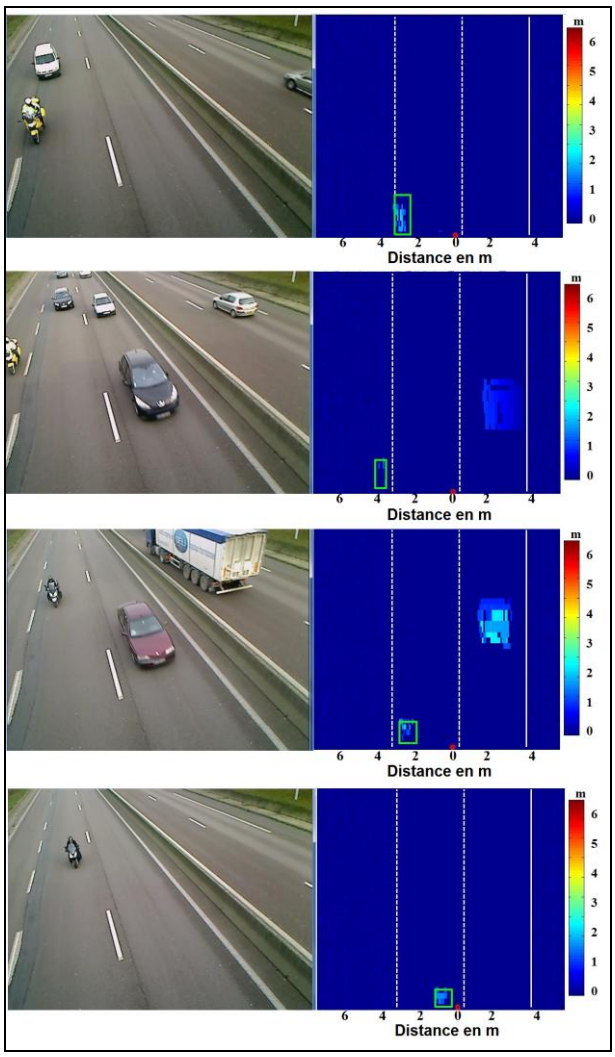


Figure 7: Résultat : détection de 2RM

Le système proposé présente des résultats de classification en condition de circulation classique néanmoins le but de l'étude est la détection en toutes conditions notamment climatiques. Un second capteur aurait pour objectif de palier les limites du scanner laser atteintes par temps de pluie. L'influence de la pluie est justement en étude afin d'estimer si l'apport d'un capteur visuel justifie le coût additionnel ou non. Nous espérons pouvoir faire ces études dans un futur proche.

Remerciements

Les auteurs remercient M. Eric Violette, M. David Doucet et M. Lucien Digiacomo pour ces commentaires utiles.

Bibliographie

1. The detection of PTW: Which systems, which tools? (in French : *La détection des 2RM: quels systèmes, quels outils?*) : Report CERTU, 2010.
2. Y.Goyat, T.Chateau, L.Malaterre and L.Trassoudaine, Vehicle trajectories evalution by static video sensors, IEEE ITSC, Page 864-869, 2006.
3. Y.Prabhakar, P.Subirats, C.Lecomte, A new method for the detection of Motorcycles by Laser Rangefinder, IEEE International Conference on Communication and Signal Processing, Page 246-248, 2011.
4. Wiwat Phatanasrirat, Suebskul Phiphobmongkol, Motorcycle and License Plate Detection Using Fixed-Size Vertical Projection and Multi-Part Mean Analysis, IEEE International Conference on Computer Engineering and Technology, Page 43-47, 2009.
5. Bo Ling, D. Gibson, Standalone Motorcycle Detection and Counting System Using Microphone Array, Stereo and Infrared Cameras, Transportation Research Board conference, 2012.
6. Min-Yu Ku, Chung-Cheng Chiu, Hung-Tsung Chen and Shun-Huang Hong, Visual motorcycle detection and tracking algorithms, WSEAS Transaction on electronics, Page 121-131, 2008.
7. Dan Middleton, Improving the Quality of Motorcycle Travel Data Collection, Transportation Research Board conference, 2012.
8. Y.Prabhakar, P.Subirats, C.Lecomte, E.Violette, A.Bensrhair, a lidar based method for the detection and counting of PTW, IEEE IV 2013.
9. Y.Prabhakar, P.Subirats, C.Lecomte, D.Vivet, E.Violette, A.Bensrhair, Detection and counting of Powered Two Wheelers by laser scanner in real time on urban expressway, IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC ‘13), Hague Netherlands, 6-9 October 2013.
10. B. Lamond and G. Watson, "Hybrid Rendering - A New Integration of Photogrammetry and Laser Scanning for Image Based Rendering", in Proc. TPCG, pp.179-186, 2004.