

IDENTIFICATION ET COMPTAGE DE PIÉTONS

Berta Bescós Torcal

Julien Guichon

Dimitri Gominski

ABSTRACT

The range of pedestrian detection techniques, in order to achieve better performance and efficiency, is getting more and more complex, and thus the implementation of these algorithms can become time-consuming in conception phase.

By using 2 different approaches, we demonstrate the impact of acquisition context on the performance of these methods, and study the viability of a "naive" algorithm versus a modern version of object identification applied to pedestrian detection.

1. INTRODUCTION

Le développement de techniques fiables pour la détection de piétons dans les systèmes numériques est une problématique récente, et porteuse d'enjeux pour de nombreux domaines tels que la sécurité, la robotique, la maîtrise des flux humains en urbanisme...

Le coeur de la chaîne de traitement visant à associer à une zone spécifique de l'image une classe (piéton/non-piéton) repose sur 2 opérations élémentaires : la description et la décision. La description extrait des caractéristiques de ladite zone en fournissant des valeurs numériques caractérisant la forme, l'intensité et la texture. De cette manière on associe un ensemble d'informations quantifiées à un objet pour l'instant non-identifié. La décision, en synthétisant toutes ces valeurs numériques, donne un résultat binaire sur l'appartenance de l'objet à une classe.

Il va de soi que l'exhaustivité des descripteurs et la précision des classifieurs (organes de décision) sont la clé d'algorithmes infaillibles, mais elles se traduisent invariablement par plus de complexité, et si des précautions ne sont pas prises, par un temps de calcul allongé. Le choix du descripteur et du classifieur est un sujet sensible à de nombreuses contraintes, et dépend fortement des données disponibles pour la conception, des conditions d'utilisation de l'algorithme, et des performances attendues. L'étude des différents descripteurs et classifieurs s'est faite de manière empirique dans les 20 dernières années, et une large bibliographie est disponible pour les caractériser et préciser les conditions dans lesquels ils fournissent les meilleurs résultats.

Ce rapport décrit les performances obtenues avec 2 algorithmes courants tirés de 2 approches différentes du problème de l'identification et du comptage d'un flux épars de piétons.

2. ÉTUDE BIBLIOGRAPHIQUE CHRONOLOGIQUE

Dès 1985, T. Tsukiyama et Y. Shirai [1] ont proposé une technique rudimentaire d'identification humaine en travaillant avec l'intensité pixel par pixel.

En 1997 est proposée au MIT [2] une technique innovante de description des formes basée sur les ondelettes de Haar, associée à un classifieur SVM. L'idée de séparer descripteur et classifieur est depuis devenue un standard dans ce domaine.

En 1998, cette technique est perfectionnée [3] pour la rendre universelle en incluant un apprentissage le plus complet possible avec un set de données dédiées, pour permettre l'exécution dans des conditions variées. L'article introduit également la notion d'échelle variable pour la fenêtre de détection.

Dalal & Triggs [4] publient en 2005 un article de référence dans le domaine (+6000 citations). Ils expliquent une méthode complète, d'implémentation relativement simple, pour mettre en place une chaîne de détection de performances correctes. Leur méthode repose sur l'histogramme des gradients orientés pour décrire la forme d'un piéton, et la décision se fait avec une SVM (support vector machine) linéaire.

Depuis, de nombreuses nouvelles approches ont été proposées, citons entre autres l'utilisation des informations de couleur [5], du mouvement [6], du bootstrapping (réutilisation des résultats, re-training) [5], de très larges sets de données d'apprentissages acquises par data-mining [7] *etc.*, avec la problématique du temps de calcul toujours au coeur du problème [8].

3. CONTEXTE

Dans le cadre de l'étude de faisabilité d'un algorithme de détection en temps réel à 95% de précision, nous disposons d'un set de données d'entrées dans des conditions relativement favorables (voir Figure 1). La caméra fournissant ces images est fixe, les seuls événements d'occlusion concernent les croisements de piétons, et la zone concernée est une section de route fréquentée uniquement par des piétons, ce qui limite les risques de confusion avec du mobilier urbain ou des véhicules. Les seules contraintes sont l'orientation légèrement verticale de la caméra (ce qui limite la surface identifiable du corps humain) et la profondeur de champ qui implique de devoir gérer les changements d'échelle.

Nous réalisons notre étude avec Matlab, qui permet un



Fig. 1. Données d'entrée

prototypage rapide des algorithmes.

Prenons une approche naïve. Le fond de l'image est fixe, les piétons sont les seuls objets en mouvement (en éliminant les mouvements parasites des feuilles et le bruit d'acquisition) : peut-on faire l'association objet en mouvement \Leftrightarrow piéton ? La partie 4 traite de cette approche.

Mais les diverses études sur le sujet 2 montrent que recourir au couple descripteur/classifieur augmente fortement la précision de l'algorithme. Nous avons donc également implémenté (voir 5) cette approche pour évaluer sa pertinence dans notre cas.

4. APPROCHE MORPHOLOGIQUE

A travers différentes opérations de filtrages non-linéaires par des éléments structurants, l'approche morphologique permet d'effectuer des traitements rudimentaires sur l'image. L'objectif est d'extraire des régions dans l'image ("*blobs*" dans la documentation anglophone) en les séparant sur une image binaire.

4.1. Implémentation

Pour se détacher du fond il faut commencer par extraire le mouvement. Cela peut se faire par moyennage sur une plage d'images consécutives, par seuillage de la différence entre 2 images, par représentation probabiliste de chaque pixel, par création d'une image temporelle le long d'une ligne...

Nous avons choisi d'implémenter l'approche morphologique avec cette dernière méthode. On définit donc une ligne de détection sur l'image, sur laquelle on élimine les pixels correspondant au fond par moyennage glissant sur 100 images. On passe en image binaire par seuillage RGB réglable, afin de pouvoir appliquer les opérations morphologiques, qui se déroulent dans cet ordre :

- multiples itérations de l'opération $X_k = (X_{k-1} \oplus B) \cap A^c$ jusqu'à ce que $X_k = X_{k-1}$. Cette opération sert à combler les trous.
- ouverture $X = (X \ominus B) \oplus B$.

4.2. Identification et suivi

L'identification des régions se fait par analyse de connectivité sur l'image noir et blanc obtenue. On extrait les centres de masse de chaque région (centroïdes) pour pouvoir suivre les blobs.

5. APPROCHE DESCRIPTIVE

Le descripteur qui semble s'être imposé dans le domaine de la reconnaissance humaine de par sa relative simplicité (sans être le plus performant) est l'histogramme des gradients orientés (*HOG*).

Introduit et plébiscité par Dalal & Triggs [4] en 2005, l'HOG parcourt des cellules de petite taille, calcule le gradient (orientation + intensité) en chaque pixel, et crée un histogramme des orientations des gradients sur la cellule, pondérées par les intensités.

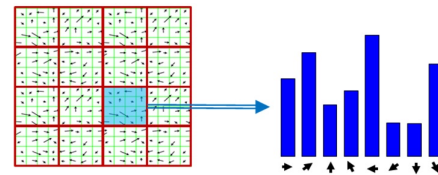


Fig. 2. Principe de l'HOG

L'HOG donne de cette manière une bonne idée de la forme générale du cellule, et surtout quantifie cette information sur un nombre de directions et une précision en intensité réglables.

5.1. Implémentation

Pour appliquer ce descripteur, il faut parcourir l'image fenêtre glissante taille et décalage parcour de chaque fenêtre selon les cells // image entière ou zone définie calcul de l'histogramme sur n bins chaque fenetre est décrite par un EV de dimension $N = \text{prod}([\text{BlocksPerImage}, \text{BlockSize}, \text{NumBins}])$ SVM linéaire entraînée en dimension $N = \zeta$ résultat normalisation L2hist

Subheadings should appear in lower case (initial word capitalized) in boldface. They should start at the left margin on a separate line.

5.1.1. Sub-subheadings

Sub-subheadings, as in this paragraph, are discouraged. However, if you must use them, they should appear in lower

case (initial word capitalized) and start at the left margin on a separate line, with paragraph text beginning on the following line. They should be in italics.

6. PRINTING YOUR PAPER

Print your properly formatted text on high-quality, 8.5 x 11-inch white printer paper. A4 paper is also acceptable, but please leave the extra 0.5 inch (12 mm) empty at the BOTTOM of the page and follow the top and left margins as specified. If the last page of your paper is only partially filled, arrange the columns so that they are evenly balanced if possible, rather than having one long column.

In LaTeX, to start a new column (but not a new page) and help balance the last-page column lengths, you can use the command “\pagebreak” as demonstrated on this page (see the LaTeX source below).

7. PAGE NUMBERING

Please do **not** paginate your paper. Page numbers, session numbers, and conference identification will be inserted when the paper is included in the proceedings.

8. ILLUSTRATIONS, GRAPHS, AND PHOTOGRAPHS

Illustrations must appear within the designated margins. They may span the two columns. If possible, position illustrations at the top of columns, rather than in the middle or at the bottom. Caption and number every illustration. All halftone illustrations must be clear black and white prints. Colors may be used, but they should be selected so as to be readable when printed on a black-only printer.

Since there are many ways, often incompatible, of including images (e.g., with experimental results) in a LaTeX document, below is an example of how to do this [?].

9. FOOTNOTES

Use footnotes sparingly (or not at all !) and place them at the bottom of the column on the page on which they are referenced. Use Times 9-point type, single-spaced. To help your readers, avoid using footnotes altogether and include necessary peripheral observations in the text (within parentheses, if you prefer, as in this sentence).

10. COPYRIGHT FORMS

You must include your fully completed, signed IEEE copyright release form when you submit your paper. We **must** have this form before your paper can be published in the proceedings.

11. REFERENCES

- [1] Toshifumi Tsukiyama and Yoshiaki Shirai, “Detection of the movements of persons from a sparse sequence of tv images.,” *Pattern Recognition*, vol. 18, no. 3-4, pp. 207–213, 1985.
- [2] Michael Oren, Constantine Papageorgiou, Pawan Sinha, Edgar Osuna, and Tomaso Poggio, “Pedestrian detection using wavelet templates,” in *Computer Vision and Pattern Recognition*, 1997, pp. 193–199.
- [3] Constantine Papageorgiou, Theodoros Evgeniou, and Tomaso Poggio, “A trainable pedestrian detection system,” in *In Proceedings of Intelligent Vehicles*, 1998, pp. 241–246.
- [4] Navneet Dalal and Bill Triggs, “Histograms of oriented gradients for human detection,” in *Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR’05) - Volume 1 - Volume 01*, Washington, DC, USA, 2005, CVPR ’05, pp. 886–893, IEEE Computer Society.
- [5] Stefan Walk, Nikodem Majer, Konrad Schindler, and Bernt Schiele, “New features and insights for pedestrian detection.,” in *CVPR*. 2010, pp. 1030–1037, IEEE Computer Society.
- [6] Paul Viola, Michael J. Jones, and Daniel Snow, “Detecting pedestrians using patterns of motion and appearance,” *Int. J. Comput. Vision*, vol. 63, no. 2, pp. 153–161, July 2005.
- [7] Piotr Dollár, Zhuowen Tu, Hai Tao, and Serge Belongie, “Feature mining for image classification.,” in *CVPR*. 2007, IEEE Computer Society.
- [8] Piotr Dollar, Serge Belongie, and Pietro Perona, “The fastest pedestrian detector in the west,” in *Proceedings of the British Machine Vision Conference*. 2010, pp. 68.1–68.11, BMVA Press, doi :10.5244/C.24.68.

Fig. 3. Example of placing a figure with experimental results.