

Extraction de panneaux de signalisation routière dans des images couleurs

B. Soheilian

A. Arlicot

N. Paparoditis

Institut Géographique National, Laboratoire MATIS

IGN, MATIS, 73, avenue de Paris, 94165 Saint-Mandé cedex, France.

bahman.soheilian@ign.fr

Résumé

Dans cet article nous présentons un algorithme robuste de détection et de reconnaissance de type de panneaux de signalisation routière à partir d'images en couleur. Notre approche est basée sur un appariement avec des modèles géométriques et radiométriques de panneaux. La stratégie générale est composée d'un enchaînement en cascade de trois grandes étapes. La première d'entre elles détecte les pixels d'une couleur donnée et permet d'obtenir des régions d'intérêt dans l'image. La seconde étape consiste à détecter des formes géométriques connues de panneaux (cercles, triangles, carrés) par une technique de type RANSAC dans les régions d'intérêt précédemment obtenues. Cette étape propose des candidats potentiels de panneaux qui seront évalués dans l'étape finale. Cette étape cherche à appairer par corrélation d'images, chaque candidat avec le bon panneau parmi l'ensemble des panneaux de références de même forme. Nous présentons des résultats sur des images de rues acquises par un véhicule de numérisation mobile en milieu urbain. Nous discuterons enfin des performances du système en termes de détection et robustesse.

Mots Clef

Panneaux de signalisation routière, détection, filtrage par motif.

Abstract

In this paper we present a robust algorithm for detection and recognition of road signs from color images. Our method is based on model matching. Our global strategy consists in three main steps. First step detects the pixels of a particular color and provides region of interest in image. Second step consists in detection of geometric shape of road signs (circle, triangle, square) using a RANSAC technique within the previously provided regions of interest. This step provides road sign hypotheses that will be evaluated in the final step. The final step aims at matching each hypothesis with the good road sign within a set of reference road signs of the same shape. We present the results obtained on the street-level images acquired by a mobile mapping system in urban areas. We discuss then performance

of the algorithm from detection and robustness points of view.

Keywords

Road sign, detection, pattern matching.

1 Introduction

Les panneaux de signalisation routière sont des amers visuels cruciaux pour la navigation dans nos environnements urbains. La détection et la reconnaissance des panneaux dans des images est très utile pour peupler et enrichir des bases de données de routes par exemple pour calculer des itinéraires. Cette détection de panneaux est aussi utile pour peupler des bases de données d'amers visuels pour des applications d'aide à la navigation et la navigation autonome ou pour localiser une image acquise par un système nomade par rapport à cette même base (où ces objets seraient bien sûr localisés en trois dimensions).

La majorité des articles de l'état de l'art de détection et reconnaissance de panneaux de signalisation se focalisent sur trois techniques principales.

1.1 Détection de couleur

La couleur dominante de la majorité des panneaux est rouge ou bleue et les idéogrammes sont souvent peints en noir sur un fond blanc. Un grand nombre d'auteurs utilisent cette propriété pour détecter les panneaux à travers la détection des régions des couleurs, rouges et bleues dans l'image. Dans ce genre de méthode, l'enjeu principal est dans la robustesse des algorithmes utilisés aux conditions d'éclairages qui peuvent être très variables. Différents espaces de colorimétrie sont utilisés. Par exemple, utilisant l'espace de RVB standard, les ratios de V et B sur R sont utilisés pour classifier les pixels rouges [4]. L'espace de colorimétrie de TSI (Teint, Saturation, Intensité) est sans doute le plus utilisé dans ce domaine [11]. Des espaces plus complexes comme LCH (Lightness, Chroma, Hue) [15] et CIE¹ Lab [13] sont aussi utilisés. Le pouvoir discriminant du critère de couleur pour la détection de panneaux dépend largement du type de la scène. La meilleure efficacité est

¹Commission internationale de l'éclairage

dans les scènes dégagées comme dans les milieux ruraux et autoroutiers. Au contraire en milieu urbain, la présence d'un grand nombre d'objets ayant les mêmes couleurs que celles des panneaux (les enseignes des magasins et publicitaires, voitures, etc.) diminue l'intérêt de ce critère. Elle peut être utilisée pour obtenir des régions d'intérêt dans l'image.

1.2 Estimation de forme

Les panneaux sont souvent circulaires, rectangulaires ou triangulaires. La détection de ces formes dans les images peut donner de très bons indices pour la détection de panneaux. Cela est utilisé pour détecter les panneaux circulaires [9], triangulaires [2] et polygonales [8]. Une méthode intéressante proposée dans [14] permet de calculer pour un objet donné, des mesures de ressemblances aux formes de types cercle, rectangle et triangle. La majorité des auteurs utilisent, l'estimation de forme comme un critère de détection de panneaux et ne cherchent pas à modéliser leurs formes géométriques qui peuvent être parfois fortement déformées par la déformation perspective.

1.3 Reconnaissance de type des panneaux

Il s'agit de reconnaître le type de panneau. Les significations des panneaux sont exprimées par leurs illustrations. La reconnaissance des panneaux est donc faite en comparant leurs illustrations avec une base de données de référence. Les descripteurs SIFT sont utilisés pour appairer les idéogrammes d'un panneau candidat avec ceux des bons panneaux dans la base de référence [1]. Sensibilité au changement d'éclairage est l'inconvénient de cette méthode. Les auteurs de [3] utilisent la corrélation de texture. Cette technique est moins sensible au changement d'éclairage mais nécessite un recalage précis entre le panneau candidat et le référence. Ce recalage est autant plus important que les panneaux sont déformés par l'effet de perspective. Une approche basée sur l'identification d'idéogramme est étudiée dans [12]. Un algorithme par type d'idéogramme (flèches, chiffres etc.) est mise en œuvre. Cette approche manque de généralité.

2 Notre stratégie

Notre approche est basée sur un appariement avec des modèles grâce à des connaissances *a priori* issues d'un document de référence spécifiant précisément la forme géométrique et les idéogrammes des panneaux de signalisation routière [10]. La Figure 1 montre des exemples de ces panneaux de référence.

Notre stratégie générale est montrée sur la Figure 2. Elle est composée d'un enchaînement en cascade de trois grandes étapes. La première d'entre elles détecte les pixels d'une couleur donnée. Elle permet d'obtenir des régions d'intérêt dans l'image. La seconde étape consiste à détecter des formes géométriques connues de panneaux (cercles, triangles, carrés) par une technique de type RANSAC dans les régions d'intérêts précédemment obtenues. Cette étape



FIG. 1 – Exemples des quatre catégories d'interdictions, de dangers, d'obligations et d'indications.

propose des candidats potentiels de panneaux. La catégorie de chaque candidat est déterminée en fonction de sa couleur et de sa forme. La dernière étape peut être vue comme une validation permettant de rejeter ou d'accepter ces candidats. Cette étape cherche à appairer par corrélation d'images, chaque candidat avec le bon panneau parmi l'ensemble des panneaux de références de même catégorie. Cependant en milieu urbain les panneaux ne sont pas toujours fronto-parallèles au plan de l'image et les déformations perspectives peuvent donc être très importantes. Grâce aux formes connues et aux formes des panneaux détectées, nous redressons automatiquement l'image localement avant appariement afin de rendre la méthode indépendante à ces déformations perspectives.

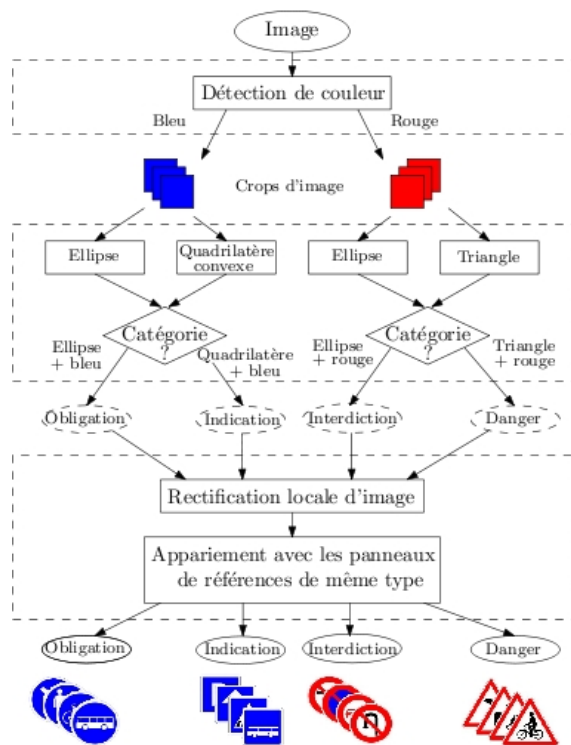


FIG. 2 – Notre stratégie générale.

3 Détection de couleur

Nous avons testé et évalué deux méthodes de détection de couleurs sur un grand nombre d'images obtenues dans des conditions d'illumination variées. Ces deux méthodes sont basées sur les espaces colorimétriques de CIE Lab et TSV (Teinte, Saturation, Valeur). Les composantes chromatiques fournies par ces méthodes devraient exprimer la couleur d'objet indépendamment de la quantité de lumière. Mais, en pratique, nous constatons que ces composantes chromatiques ne sont pas complètement indépendantes de la quantité de lumière. Les résultats fournis ne sont donc pas satisfaisants en présence de variation importante d'éclairage. Nous avons mis en œuvre une méthode similaire à celle présentée dans [4]. La classification de pixel est faite suivant l'équation suivante :

$$I(x, y) \in \begin{cases} C_r & \text{si } \frac{I_r(x, y)}{I_b(x, y)} > T \ \& \ \frac{I_r(x, y)}{I_v(x, y)} > T \\ C_b & \text{si } \frac{I_b(x, y)}{I_r(x, y)} > T \ \& \ \frac{I_b(x, y)}{I_v(x, y)} > T \\ \text{autre} & \text{sinon} \end{cases}$$

où :

$I(x, y)$: pixel de coordonné x et y de l'image I .

I_r, I_v, I_b : valeurs des trois canaux.

C_r, C_b : classes rouge et bleue.

T : seuil a fixer.

Le seuil T est fixé empiriquement sur un grand nombre d'images en faisant un compromis entre sur-détections et sous-détections.

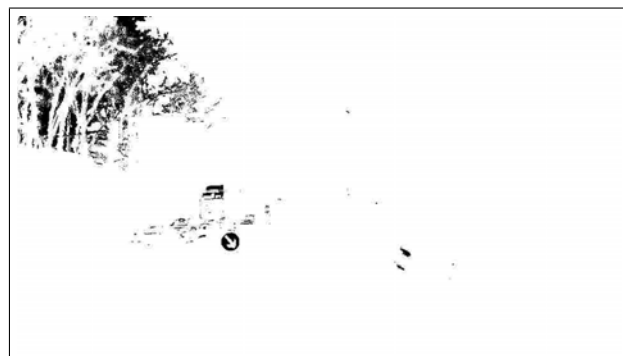
La Figure 3 montre un exemple d'image et le masque de couleur bleu ainsi calculé. Les pixels connexes sont ensuite labélisés et chaque label est considéré comme une région d'intérêt pour les traitements suivants.

4 Détection des formes des panneaux

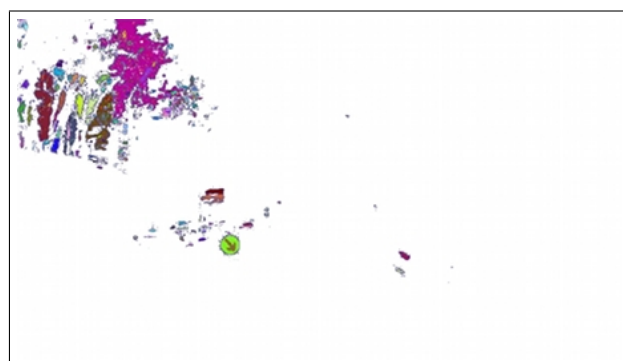
Nous cherchons à détecter les formes géométriques des panneaux (cercles, triangles, carrés) à l'intérieur des régions d'intérêt précédemment obtenues. Cela renforce la fiabilité de la détection et permet de trouver la catégorie du panneau, ce qui facilite la validation et l'identification de son type. En général les panneaux ne sont pas frontoparallèles au plan d'image et sont par conséquent déformés dans les images. C'est pourquoi nous cherchons à détecter des ellipses, des quadrilatères et des triangles (pas forcément équilatéraux). Nous présentons ainsi une méthode de détection pour chacune de ces catégories. Les trois méthodes proposées utilisent les points de contour et l'information de direction de gradient. Nous expliquons tout d'abord notre processus d'extraction des points de contour avec leurs tangentes associées. Ensuite nous présentons trois algorithmes experts pour la détection d'ellipse, de triangle et de quadrilatère. Ces algorithmes sont appliqués à chaque région d'intérêt. La forme finale sera retenue en fonction des degrés de compatibilité fournis par chacun des algorithmes.



(a)



(b)



(c)

FIG. 3 – Résultats de détection de couleur. a) Image initiale, b) Masque de couleur bleu calculé, c) Image de label calculée.

4.1 Extraction de points de contour orientés

Dans un premier temps, une extraction de contours est effectuée sur chaque région d'intérêt dans l'image en utilisant un opérateur de Canny-Deriche [5]. Les contours sont chaînés. Ensuite les positions subpixeliques des points sont calculées [6]. Pour chaque point de contour son orientation précise est calculée en faisant une régression linéaire dans un voisinage sur la chaîne de contour (1-3 pixels de chaque côté du point). La sortie de cette étape est donc un ensemble de points de contour avec leurs tangentes associées de précision subpixelique.

4.2 Détection d'ellipse

Une ellipse est définie comme l'ensemble des points vérifiant l'équation :

$$a(x - p)^2 + 2b(x - p)(y - q) + c(y - q)^2 = 1$$

La résolution de cette équation demande cinq points sur ellipse et la résolution d'un système non linéaire. Notre approche de détection d'ellipse est de type RANSAC et demande le calcul linéaire et rapide des paramètres. Il est possible d'utiliser seulement trois points avec leurs tangentes pour estimer le centre de l'ellipse. Cette méthode est utilisée dans [17] et [16]. Une fois la position du centre d'ellipse connue, grâce à un changement de paramètre, l'équation d'ellipse s'écrit :

$$ax^2 + 2bxy + cy^2 = 1$$

Cette équation peut être résolue linéairement avec trois points. On utilise cette technique et on l'intègre dans un algorithme de type RANSAC. Cet algorithme utilise les points de contour (avec tangentes) calculés précédemment et s'écrit de la manière suivante :

1. Sélectionner trois points aléatoirement.
2. Estimer les paramètres d'ellipse.
3. Trouver les points de contour de support.
4. Calculer le degré de compatibilité (C) :

$$C = \frac{\text{Longueur de contour de support}}{\text{Périmètre d'ellipse estimée}}$$

5. Si $(|C - 1| < \epsilon)$ aller à l'étape 1.
6. Sinon enregistrer les paramètres.
7. Répéter les étapes 1-6 n fois.
8. Accepter la plus grande ellipse estimée (s'il y en a une).

Le nombre d'itérations est choisi en fonction du nombre d'observations aberrantes et de la probabilité de réussite [7]. Supposant un maximum de 50% de points aberrants et 95% de probabilité de réussite le nombre d'itérations est 25. Pour assurer une détection fiable et précise, nous faisons 100 itérations.

La Figure 4 montre un exemple de résultat obtenu avec cette méthode.

5 Détection de triangle et quadrilatère

Nous proposons un algorithme de RANSAC dont le schéma global est similaire à celui que nous avons présenté précédemment pour la détection d'ellipse. L'estimation de modèle à chaque itération se fait par estimation des sommets d'un triangle ou un quadrilatère. A chaque itération trois (resp. quatre) points de contour avec tangentes sont tirés. Un triangle (resp. un quadrilatère) est ensuite estimé.

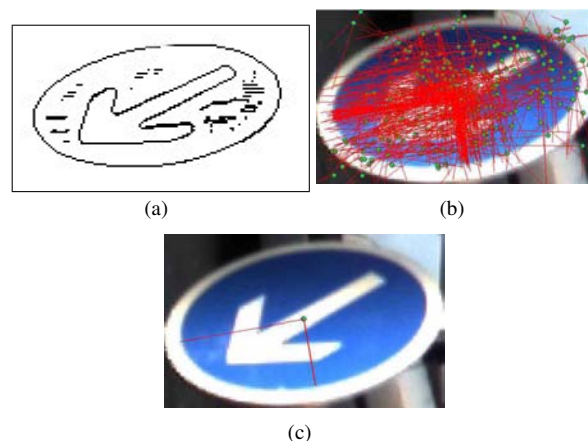


FIG. 4 – Un exemple de détection d'ellipse. (a) Image de contour, (b) Les n paramètres estimés. (c) La solution acceptée.

Une droite linéaire est estimée sur chaque point. Cela est fait grâce à l'information de tangente (direction) sur chacun des points. L'intersection de ces droites donne alors les trois (resp. quatre) sommets d'hypothèse de triangle (resp. quadrilatère) (cf. Figure 5(a)). Afin de ne garder que les formes plausibles les deux cas suivants sont filtrés :

- Le cas où les sommets estimés sont à l'extérieur de la fenêtre d'image.
- Le cas où tous les deux sommets estimés avec un point de contour orienté sont du même côté de ce point (cf. Figure 5(b)).

L'algorithme de RANSAC est identique à celui proposé pour ellipse avec une différence. Dans la première étape les trois (resp. quatre) points sont tirés un par un. Après tirage de chaque point, la droite linéaire correspondante est estimée et ses points supports sont éliminés. Ces points ne peuvent plus être tirés dans cette itération. Cela est fait pour éviter des tirages de points qui sont sur la même ligne. Le nombre d'itérations est fixé à 100.

5.1 Choix de forme finale

Deux algorithmes sont appliqués pour chaque région d'intérêt (détection de quadrilatère et ellipse pour les régions rouges et triangle et ellipse pour les régions bleues). Chaque algorithme propose donc une forme géométrique et fournit aussi son degré de compatibilité (C) avec la région d'intérêt. Nous retenons la forme dont le degré de compatibilité est le plus élevé. A ce stade, grâce à la forme et la couleur, la catégorie (obligation, interdiction, danger, indication) d'hypothèse de panneaux est connue (cf. 2). L'étape suivante consiste à identifier précisément le type de panneau.

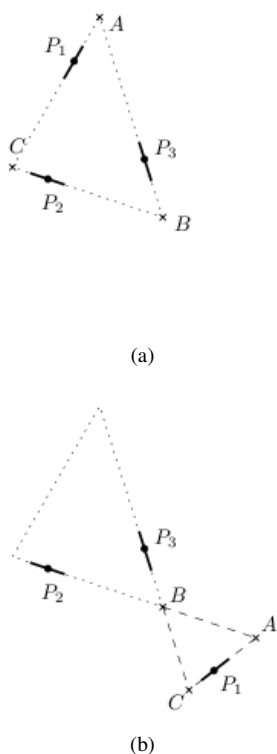


FIG. 5 – (a) Estimation de triangle avec trois points orientés (estimation de quadrilatère suit la même méthode). (b) Un cas spécial d’estimation de triangle avec trois points orientés : les sommets estimés sont dans un coté de point orientés et donc cette configuration est filtrée.

6 Validation et identification d’hypothèses de panneaux

6.1 Rectification locale d’image

La validation et l’identification des hypothèses panneaux sont effectuées par appariement de texture avec une base de données de panneaux de références. Cependant, les panneaux détectés sont déformés par l’effet de perspective et donc ils ne sont pas dans la même géométrie que les panneaux de référence. Cela rend l’appariement complexe. Nous proposons donc de redresser l’image localement afin de la mettre dans la même géométrie que les panneaux de référence. Cela est fait en utilisant une transformation projective à huit paramètres suivant l’équation suivante.

$$x = \frac{a_1x' + b_1y' + c_1}{a_3x' + b_3y' + 1} \quad y = \frac{a_2x' + b_2y' + c_2}{a_3x' + b_3y' + 1}$$

Il faut au moins quatre points pour résoudre le système. La Figure 6 montre comment ces points sont choisis en fonction de la forme géométrique du panneau. Une fois les paramètres estimés, la transformation est utilisée pour ré-échantillonner l’image localement. Les figures 7 et montrent des résultats ainsi obtenus.

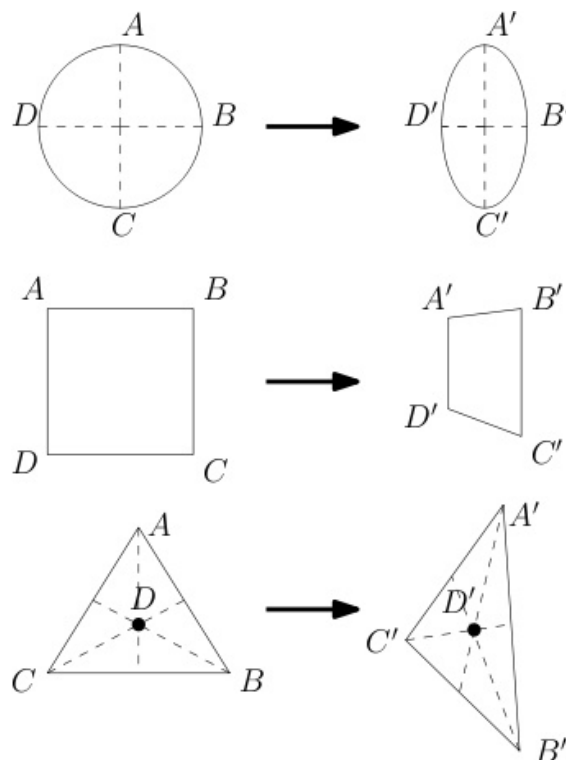


FIG. 6 – Les quatre points utilisés en fonction de la forme de panneau pour l’estimation de la transformation projective.

6.2 Appariement de texture avec les panneaux de référence

Une fois l’image rectifiée, l’hypothèse de panneaux et les panneaux de référence sont dans la même géométrie. L’appariement se fait donc en calculant un score de corrélation entre les pixels de l’image d’hypothèse et les modèles de référence. On a choisi le score de corrélation centré et normalisé pour être indépendant des possibles variations d’éclairage. Nous rappelons qu’à ce stade de l’algorithme la catégorie de l’hypothèse de panneau (obligation, interdiction, indication, danger) est déjà déterminée. On apparie donc chaque candidat seulement avec les panneaux de référence de même catégorie. Afin de corrélérer uniquement la texture à l’intérieur de panneaux, le score est calculé en appliquant un masque qui dépend de la catégorie de panneau (circulaire, triangulaire ou carré). Dans la majorité des cas le score maximal correspond au bon panneau. Nous acceptons le type de panneaux correspondant au score maximal si le score est supérieur à 75%. Cette tolérance permet de gérer des écarts liés au vieillissement de la texture du panneau mais aussi des différences liées aux effets de re-échantillonnage des deux images qui ne sont donc pas parfaitement superposables.

La Figure 8 montre le résultat de corrélation de panneau de «30» précédemment détecté sur la figure 7. Ce panneau étant fortement déformé par la perspective, après le re-échantillonnage la texture est relativement floue. Cepen-



FIG. 7 – Rectification de panneaux dans le cas de déformations perspectives très forte.

dant nous trouvons correctement le score maximale (85%) sur le bon type de panneau.

7 Résultats et évaluation

obligation. Nous avons testé l'algorithme sur 1400 images de rues acquises par un véhicule de numérisation mobile en milieu urbain. Les figures 11-14 montrent quelques exemples des résultats obtenus. Dans chaque image, le nombre de panneaux détectables (de taille supérieure à 15 pixels), panneaux détectés et celui de fausses alarmes sont comptés. Nous constatons que plus de 80% des panneaux sont correctement détectés. Et le taux de fausses alarmes

s'élève à 5%. La cause d'un échec de détection peut être chacune des trois étapes de l'algorithme. Mais, les échecs de détection de couleur sont les plus importants et dans notre approche en cascade cela entraîne l'échec de l'algorithme dès la première étape. Les faillites de détection de forme sont généralement dues à la qualité des contours qui peuvent être fortement perturbés par les effets indésirables de débayerisation des images couleurs. Enfin l'étape de validation peut rejeter à tort un panneau dont la texture est étirée (due à l'effet de perspective ou à cause de sa petite taille).

Les fausses alarmes correspondent souvent aux feux arrière des voitures qui sont confondus avec le panneau de sens interdit (cf. figure 9).

D'autres objets ressemblants aux panneaux sont aussi détectés. Les lettres «O» sont souvent confondues avec le panneau de circulation interdit (cf. figure 10).

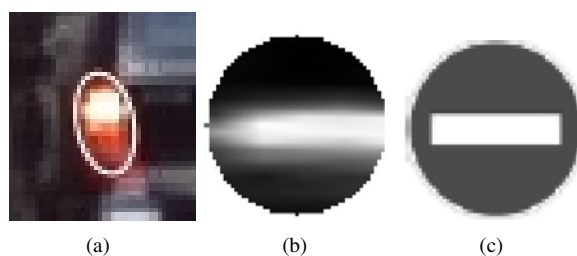


FIG. 9 – Exemple de fausse alarme : (a) un feu arrière de voiture est détecté comme une ellipse, (b,c) ressemblance de l'image rectifiée avec le panneau de sens interdit.



FIG. 10 – Exemple de fausse alarme : ressemblance de la lettre «O» et le panneau de circulation interdit.

8 Conclusions et perspectives

Dans cet article nous avons présenté un algorithme très prometteur de détection et d'identification de panneaux de signalisation routière à partir d'une unique image couleur seules (non issues d'une séquence) qui enchaîne en cascade trois type de critères discriminants : couleur, forme générale et texture. Notre algorithme est particulièrement performant sur des panneaux non fronto-parallèles, i.e. avec des déformations importantes en raison du redressement opéré antérieurement à l'appariement avec une base de données de panneaux de référence. Nous avons appliqué cet algorithme avec grand succès à un grand nombre d'images dans

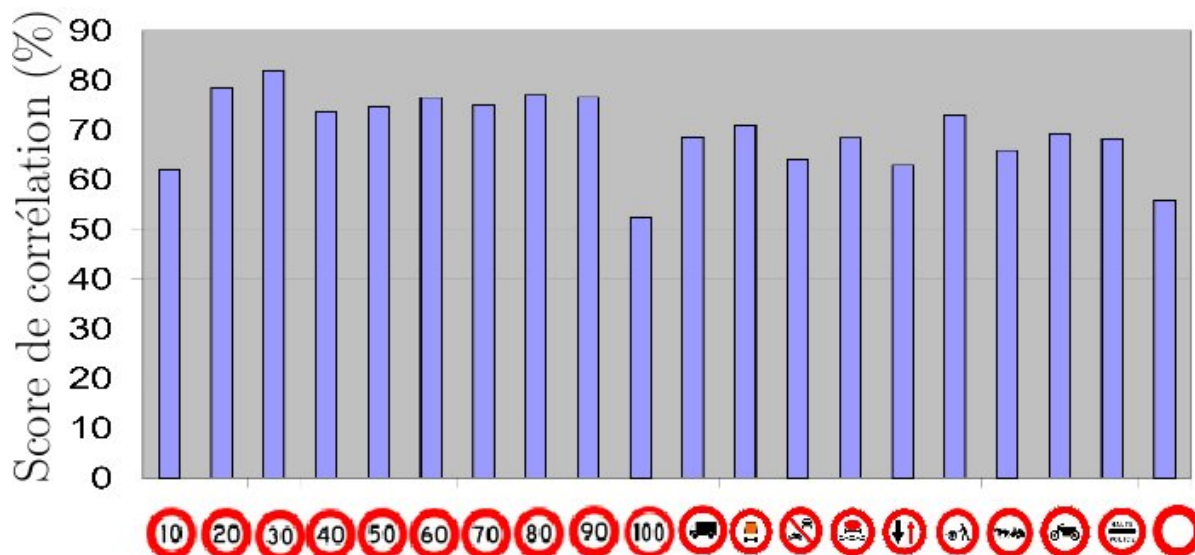


FIG. 8 – Résultat d’identification de panneau de «30» détecté dans l’image de la figure 7.



FIG. 11 – Résultat de détection de différents types de panneaux et les images rectifiées correspondantes.



FIG. 12 – Résultat de détection de différents types de panneaux.



FIG. 13 – Résultat de détection de différents types de panneaux.



FIG. 14 – Un petit panneau d’interdit aux chiens détecté à l’intérieur d’un magasin.

un contexte particulièrement difficile, i.e. imagerie urbaine. On ne peut cacher qu’il reste cependant quelques fausses alarmes amusantes (décrites plus haut) car en milieu urbain beaucoup d’objets peuvent ressembler à des panneaux. Ces

ambiguïtés ne peuvent bien entendu être levées qu'avec l'introduction d'imagerie stéréoscopique (par le mouvement ou par des bases stéréoscopiques rigides) ou d'imagerie de profondeur de type LASER. Ces dernières introduisent toutes deux une métrique qui permet par conséquent de filtrer les objets qui n'ont pas en 3D la taille réelle d'un panneau. Ces types d'imagerie sont disponibles sur de nombreux véhicules de numérisation mobile et permettent par conséquent d'envisager l'enrichissement automatique de bases de données de routes pour des applications d'aide à la navigation ou de navigation autonome.

En ce qui concerne le temps de calcul, l'implémentation courante est en temps relativement court (15-20 s pour une image 1980×1024 avec un Intel Quad 2.4 GHz) grâce à l'analyse en cascade mais elle n'est cependant pas temps réel, car les applications cartographiques qui nous guident ne le nécessitent pas. En effet, dans la chaîne actuelle, les étapes de détection les plus longues sont la détection de contour et la détection de forme par RANSAC car nous avons privilégié des détecteurs (Canny-Deriche) et des méthodes de localisation et de filtrages précises. L'utilisation de détecteurs de contours plus simples (Sobel, Prewitt) et des méthodes approchées devraient permettre d'atteindre cet objectif sans grande difficulté tout en conservant une robustesse et une exhaustivité satisfaisante des résultats.

Références

- [1] F.A. Aly and A.E. Alaa. Detection, categorization and recognition of road signs for autonomous navigation. In *Proceeding of Advanced Concepts for Intelligent Vision System*, Brussels, Belgium, Aug 2004.
- [2] Rachid Belaroussi and Jean-Philippe Tarel. Modèle géométrique du sommet et de la bissectrice d'un angle pour la détection de panneaux triangulaires. In *à paraître dans les Actes du 17ème congrès franco-phonie de Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle (RFIA)*, Caen, France, Jan 2010. AFRIF-AFIA.
- [3] A. de la Escalera, J.M. Armingol, J.M. Pastor, and F.J. Rodriguez. Visual sign information extraction and identification by deformable models for intelligent vehicles. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 5(2) :57–68, 2004.
- [4] Arturo de la Escalera, Luis E. Moreno, Miguel Angel Salichs, and José Maria Armingol. Road traffic sign detection and classification. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 44(6) :848–859, Dec 1997.
- [5] R. Deriche. Using canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector. *The International Journal of Computer Vision*, 1(2) :167–187, May 1987.
- [6] Frederic Devernay. A non-maxima suppression method for edge detection with sub-pixel accuracy. Technical Report RR-2724, INRIA, 1995.
- [7] M. A. Fischler and R. C. Bolles. Random sample consensus : A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Communications of the ACM*, 24(6) :381–395, 1981.
- [8] A.F. Habib and M.N. Jha. Hypothesis generation of instances of road signs in color imagery captured by mobile mapping systems. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences 36 part 5/C55*, pages 159–165, 2007.
- [9] Y. Ishizuka and Y. Hirai. Segmentation of road sign symbols using opponent-color filters. In *ITSWC*, Nagoya, Japon, October 2004.
- [10] Ministère de l'Écologie, de l'Énergie, du Développement durable et de l'Amenagement du territoire. *Instruction interministérielle sur la signalisation routière - Version consolidée - Deuxième - Cinquième parties*. Paris, France, 2008.
- [11] Giulia Piccioli, Enrico De Micheli, Pietro Parodi, and Marco Campani. Robust method for road sign detection and recognition. *Image Vision Comput.*, 14(3) :209–223, 1996.
- [12] L. Priese, R. Lakmann, and V. Rehrmann. Ideogram identification in a realtime traffic sign recognition system. In *Proceeding of intelligent vehicles apos*, Nagoya, Japon, Sep 1995. IEEE.
- [13] A. Vázquez Reina, R. J. López Sastre, S. Lafuente Arroyo, and P. Gil Jiménez. Adaptive traffic road sign panels text extraction. In *ISPRA'06 : Proceedings of the 5th WSEAS International Conference on Signal Processing, Robotics and Automation*, pages 295–300, Stevens Point, Wisconsin, USA, 2006. World Scientific and Engineering Academy and Society (WSEAS).
- [14] Paul L. Rosin. Measuring shape : ellipticity, rectangularity, and triangularity. *Machine Vision and Applications*, 14(3) :172–184, July 2003.
- [15] D.G. Shaposhnikov, L.N. Podladchikova, A.V. Golanov, and N.A. Shevtsova. Road sign recognition by single. positioning of space-variant sensor window. In *Proc. 15th International Conference on Vision Inter-face*, pages 213–217, Calgary, Canada, 2002.
- [16] G. Song and H. Wang. A fast and robust ellipse detection algorithm based on pseudo-random sample consensus. *Lecture Notes in Computer Science*, Volume 4673/2007 :669–676.
- [17] Si-Cheng Zhang and Zhi-Qiang Liu. A robust, real-time ellipse detector. *Pattern Recognition*, 38(2) :273–287, February 2005.