HAL
open science

Détection, association et suivi de pistes pour la reconnaissance de panneaux routiers

M Boumediene, Jean-Philippe Lauffenburger, J Daniel, C Cudel

To cite this version:

M Boumediene, Jean-Philippe Lauffenburger, J Daniel, C Cudel. Détection, association et suivi de pistes pour la reconnaissance de panneaux routiers. Rencontres francophones sur la Logique Floues et ses Applications, Oct 2014, Cargèse, France. hal-01123472

HAL Id: hal-01123472

https://hal.science/hal-01123472v1

Submitted on 4 Mar 2015

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, association et suivi de pistes pour la reconnaissance de panneaux routiers

Detection, association and tracking for traffic sign recognition

M. Boumediene[1] J. P. Lauffenburger[2] J. Daniel[2] C. Cudel[2]

[1] Laboratoire LSI, Université des Sciences et de la Technologie Mohamed Boudiaf, Oran, Algérie

[2] Laboratoire MIPS-EA2332, Université de Haute Alsace, Mulhouse, France

boumediene.m@gmail.com

jean-philippe.lauffenburger@uha.fr ; jeremie.daniel@uha.fr ; christophe.cudel@uha.fr

Résumé :

Ce papier présente une approche intégrée de détection, association et suivi appliquée à la reconnaissance de panneaux routiers. L'algorithme effectue un suivi des panneaux afin de réduire le nombre de faux positifs. La détection des régions d'intérêt (ROIs) pouvant contenir les panneaux est réalisée à l'aide d'un détecteur original basé sur une détermination des coins dans les images. Ces ROIs sont alors formalisées dans un cadre croyantiste afin de les associer avec les ROIs déjà connues, réalisant ainsi une fusion temporelle. Le suivi est assuré par des estimateurs de Kalman linéaires permettant de prédire la position des ROIs dans les prochaines images. Des expérimentations en conditions réelles ont montré que la solution proposée permet une réduction significative des faux positifs.

Mots-clés :

Fusion de données, association évidentielle, suivi de pistes.

Abstract:

This paper presents an integrated detection, association and tracking approach for traffic sign recognition. This algorithm tracks detected sign candidates in order to reduce false positives. Regions Of Interest (ROIs) potentially containing traffic signs are determined from the vehicle-mounted camera images. An original corner detector ensures the detection efficiency. The ROIs are represented and combined using belief functions. The associations maximizing the pairwise belief between the detected ROIs and ROIs tracked by multiple Kalman filters are processed. Thanks to this solution and to a feedback loop between the tracking algorithm and the detector, a false positive reduction of 45% is assessed.

Keywords:

Data fusion, credal association, tracking.

1 Introduction

La reconnaissance de panneaux routiers s'appuie sur deux étapes principales : la détection et la classification [17]. La détection localise dans le flux d'images les régions d'intérêt (ROIs) susceptibles de contenir des panneaux. La deuxième étape reconnaît les panneaux grâce à leur pictogramme. Lorsque ces deux étapes sont indépendantes, différents dysfonctionnements peuvent être constatés : (1) détections multiples pour le même panneau ; (2) échec de détection du aux occultations temporaires ; (3) fausses détections, communément appelées "*faux positifs*". Ces inconvénients peuvent être traités par l'ajout d'une étape de suivi temporel [2, 4]. En effet, le processus de suivi permet de tenir compte de la redondance d'informations relatives à la scène considérée. Cela permet de suivre les panneaux à travers le temps [13, 20]. Selon cette approche, un panneau est confirmé s'il est présent sur plusieurs images consécutives. De plus, le suivi répond au problème d'occultations temporaires en estimant la position des panneaux ainsi que leur taille dans le plan image à travers le temps. Le suivi demeure pourtant faiblement exploité dans les systèmes TSR malgré son intérêt évident pour la détection et la reconnaissance de panneaux [6, 17].

Cet article se focalise sur une approche intégrée pour la détection, l'association et le suivi de panneaux. La recherche de panneaux dans l'image s'appuie sur une détection des coins et une analyse de l'orientation des contours [5]. Par la suite, un algorithme de fusion de données temporel est développé pour l'association d'objets et leur suivi. Généralement, les processus d'association et de suivi sont traités à l'aide

d'approches probabilistes. Plusieurs ouvrages comme [2] et [4] traitent ce sujet. Les principales méthodes d'association observation-à-piste et piste-à-observation sont les approches des plus proches voisins (GNN), l'association probabiliste de données ((J)PDAF) [4] et le pistage à hypothèses multiples (MHT) [19]. Ces dernières souffrent néanmoins des limites de la théorie Bayesienne lorsque les données sont incertaines et imparfaites [3].

Dans cet article, une approche d'association par fonctions de croyance [11, 21] basée sur le *Modèle de Croyance Transférable* (MCT) [22] et s'appuyant sur [1, 18, 8, 9, 10] est développée. Les résultats de détection n'étant jamais exempts de faux positifs (FP), une fusion destinée à réduire l'influence des données incertaines et imprécises (imprécision des capteurs, occlusions, etc.) est effectuée. Un algorithme de Suivi Multi-ROIs (SMR) qui implémente la méthode d'association pignistique locale de [8] est ainsi développé. Pour l'appariement, une fusion de données des positions prédites des ROIs dans les prochaines images est intégrée afin de réduire la zone de recherche et le temps de traitement. La prédiction du vecteur d'état des pistes (ROIs suivies) est assurée par des filtres de Kalman (FK) [15]. Les performances du système en situations réelles démontrent sa capacité à gérer les imperfections, i.e. la réduction des faux positifs.

L'article est organisé comme suit. La Section 2 présente le système proposé. La Section 3 décrit en détails l'algorithme et sa validation expérimentale est présentée dans la Section 4. Finalement, la Section 5 conclue l'article.

2 Description du système

Le système est composé d'un détecteur de ROIs couplé à l'algorithme SMR (voir figure 1). Le *Détecteur de ROIs* procure un ensemble de panneaux candidats (i.e. ROIs détectées) pouvant contenir des faux positifs. Pour remédier à ce problème, l'algorithme SMR poursuit les ROIs détectées. Le *Filtrage* (ou *Suivi*) renvoie au détecteur les positions prédites des ROIs dans les prochaines images. Les ROIs filtrées sont transmises à l'étape de *Reconnaissance*.

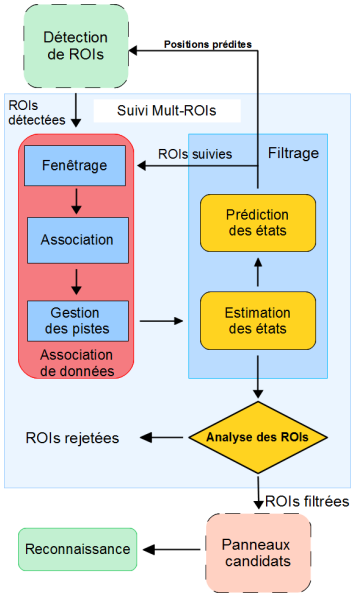

Figure 1 – Diagramme du système proposé.

2.1 Détection de régions d'intérêt

La figure 2 décrit le principe du détecteur introduit dans [5] et étendu dans cet article. L'objectif est de sélectionner les positions des panneaux candidats par une détection de coins relatifs à la forme géométrique et aux pictogrammes des panneaux. En premier lieu, les gradients I_x et I_y de l'image selon les directions x et y sont calculées. Ensuite, la *Détection de coins* ainsi qu'un *Codage de pixels* sont effectués. Le détecteur de Harris [14] est utilisé pour la *Détection de coins* définissant ainsi les positions candidates. Ces dernières permettent la réduction de la zone de recherche de panneaux qui pourront être confirmés par l'exploitation de l'orientation des contours.

Le *Codage de pixels* extrait l'information de gradient utilisé pour la reconnaissance de la forme des panneaux. Dans l'image codée, chaque pixel est codé selon l'orientation de son gradient (1). Les calculs intermédiaires du détecteur de Harris sont utilisés pour définir A, B et C où $A = (I_x^2 > T)$, $B = (I_y^2 > T)$ et $C = (I_x I_y < 0)$. T est un seuil permet-

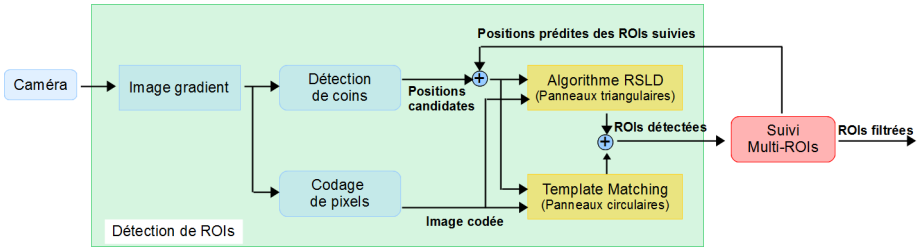

Figure 2 – Diagramme du détecteur.

tant la sélection des gradients significatifs. Cinq classes $\{0, 1, 2, 3, 4\}$ obtenues selon les orientations des pixels sont définies. Les pixels ne correspondant pas à un contour d'objet sont codés par la classe 0. Les contours diagonaux sont représentés par les classes 1 et 2. Finalement, les contours horizontaux et verticaux sont représentés par les classes 3 et 4.

$$Class = AB(2 - C) + 3A(1 - B) + 4B(1 - A) \quad (1)$$

L'image codée est utilisée pour reconnaître la forme géométrique des panneaux. Pour cela, deux approches sont proposées : l'algorithme RSLD (*Ransac Symmetric Lines Detection*) pour la détection des panneaux triangulaires [5] et une méthode de *Template-Matching* pour la détection des panneaux circulaires. L'algorithme RSLD vérifie la présence d'un panneau triangulaire en détectant ses deux segments qui sont symétriques par rapport au sommet considéré (cf. figure 3). Une simple inversion des coordonnées y appliquée sur les pixels de la classe 2 transforme les deux segments diagonaux en un seul. La détection d'un seul segment permet de vérifier la symétrie du panneau triangulaire et donc sa présence.

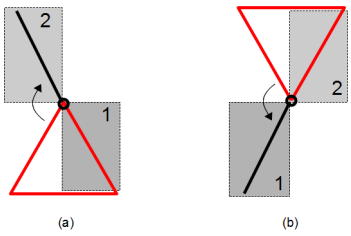

Figure 3 – Inversion des coordonnées autour des coins sélectionnés. (a) Inversion verticale vers le haut ou vers le bas (b).

Pour l'approche *Template-Matching*, les orientations des contours permettent de reconnaître la forme circulaire des panneaux. Le modèle est défini par un ensemble de sous-régions positionnées de manière circulaire à l'intérieur d'une région candidate (voir figure 4). Chaque sous-région (4×4 pixels) doit contenir une classe de pixels spécifique. Le processus de détection consiste à mesurer la similarité entre le modèle et une fenêtre localisée aux positions candidates déterminées précédemment. Une sous-région est valide si le nombre de ses pixels appartenant à la classe correspondante est supérieur à un seuil $T_c = 4$. La forme circulaire est reconnue si 85% des sous-régions sont valides. Dans la pratique, un détecteur peut générer plusieurs ROIs dans le voisinage d'un même panneau. Par conséquent, il est nécessaire de grouper les ROIs proches, liées au même panneau, en se basant sur la position et la taille du panneau dans les images [7].

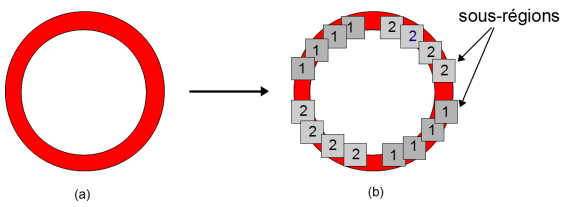

Figure 4 – Modèle pour la détection de cercles. (a) Panneau circulaire. (b) Distribution des classes.

2.2 Suivi des régions d'intérêt

L'algorithme SMR est composé de trois fonctions : *Filtrage*, *Association de données*, et *Analyse des ROIs*. Le *Filtrage* assure la prédiction

des futures positions des ROIs suivies dans les images. L'*Association de données* met en relation chaque mesure générée par le détecteur (i.e. ROI détectée) à une piste (i.e. ROI suivie) tout en gérant les apparitions et les disparitions des pistes. L'*Analyse des ROIs* exploite le contexte temporel pour valider/rejeter les pistes transmises à la phase de *"Reconnaissance"*. Les ROIs détectées représentent les mesures ou les observations du système et les ROIs suivies à travers le temps définissent les pistes qu'il faudra filtrer afin de réduire les FPs.

Du fait de ses performances établies pour des applications de suivi, le FK [15] est implémenté ici. Il a pour rôle la prédiction du vecteur d'état de la piste (considérée comme une région de recherche additionnelle dans les images suivantes) à partir des états précédents. En effet, les positions prédites sont ajoutées aux positions candidates définies par le détecteur de coins afin de réduire la zone de recherche et le temps de traitement.

L'*Association de données* est composée de trois étapes : *Fenêtrage*, *Association*, et *Gestion des pistes*. Le *Fenêtrage* élimine les associations improbables entre mesures et pistes afin de réduire la complexité du problème. L'*Association* définit, à chaque itération k, les relations entre les mesures et les pistes. Elle implémente un processus de fusion où les mesures et les pistes représentent les données à fusionner. L'*Association* détermine les relations mesure-à-piste nécessaires à la mise à jour des pistes existantes. L'apparition et la disparition de panneaux n'étant pas soudaines dans une séquence d'images, une analyse temporelle de l'évolution des pistes permet de détecter les faux positifs et de prendre en compte les occultations temporaires.

3 Association et suivi multi-pistes

3.1 MCT et association d'objets

Considérons 2 cadres de discernement $\Theta_{i,.}$ et $\Theta_{.,j}$, où $i = 1, ..., n$, avec n le nombre de cibles à l'instant k, et $j = 1, ..., m$, avec m le nombre de pistes à l'instant k. Il en résulte un problème d'association de dimension $n \times m$ à résoudre à chaque itération. $\Theta_{i,.}$ contient les m relations observation(i)-à-piste(j) notées $\{Y_{(i,j)}\}$, et $\{Y_{(i,*)}\}$ représente l'apparition de l'observation(i). Réciproquement, $\Theta_{.,j}$ est composé des n associations piste(j)-à-observation(i) notées $\{X_{(j,i)}\}$, et $\{X_{(j,*)}\}$ représente la disparition d'une piste :

$$\begin{aligned} \Theta_{i,.} &= \big\{\{Y_{(i,1)}\}, ..., \{Y_{(i,m)}\}, \{Y_{(i,*)}\}\big\} \\ \Theta_{.,j} &= \big\{\{X_{(j,1)}\}, ..., \{X_{(j,n)}\}, \{X_{(j,*)}\}\big\} \end{aligned} \tag{2}$$

La représentation de la confiance dans l'association entre l'observation (ROI détectée) X_i et une piste (ROI suivie) Y_j s'effectue à l'aide d'une fonction de masse $m_j^{\Theta_{i,.}}$ répartie sur le cadre de discernement $\Theta_{i,.}$:

- $m_j^{\Theta_{i,.}}(\{Y_{(i,j)}\})$: confiance dans l'association entre X_i et Y_j,
- $m_j^{\Theta_{i,.}}(\overline{\{Y_{(i,j)}\}})$: confiance dans la non-association,
- $m_j^{\Theta_{i,.}}(\Theta_{i,.})$: ignorance.

La confiance en les associations piste-à-observation $m_i^{\Theta_{.,j}}(\{X_{(j,i)}\})$, $m_i^{\Theta_{.,j}}(\overline{\{X_{(j,i)}\}})$ et $m_i^{\Theta_{.,j}}(\Theta_{.,j})$ est obtenue par un mécanisme de modélisation similaire. L'appariement d'objets nécessite la définition d'une mesure de similarité $d_{i,j}$ (distance statistique) entre les objets de $\Theta_{i,.}$ et $\Theta_{.,j}$. Intuitivement, on considèrera une mesure $d_{i,j}$ proche de 0 si la cible(i) correspond à la piste(j), i.e. si les objets sont proches dans le plan image. À l'inverse, une valeur élevée de $d_{i,j}$ traduira l'absence de correspondance entre les objets. Une faible valeur supportera la confiance dans l'appariement et une forte valeur la confiance dans le non-appariement. La mesure ainsi introduite permet l'obtention des masses de confiance $m_j^{\Theta_{i,.}}$ et $m_i^{\Theta_{.,j}}$. Dans cet article, les fonctions de masses sont décrites selon le modèle introduit dans [12] :

$$\begin{cases} m_j^{\Theta_{i,.}}(\{Y_{(i,j)}\}) = \alpha \exp^{-\gamma d_{ij}^{\beta}} \\ m_j^{\Theta_{i,.}}(\overline{\{Y_{(i,j)}\}}) = \alpha(1 - \exp^{-\gamma d_{ij}^{\beta}}) \\ m_j^{\Theta_{i,.}}(\Theta_{i,.}) = 1 - \alpha \end{cases} \tag{3}$$

où :

– $0 < \alpha < 1$ est un coefficient d'affaiblissement fonction du niveau de fiabilité accordé aux données,
– d_{ij} est la mesure de similarité entre la cible(i) détectée à l'instant k et la piste(j) connue au même instant,
– $\gamma \in \mathbb{R}^*$ est fixé à 0.01,
– $\beta \in \mathbb{N}^*$ peut être choisi arbitrairement faible [12] et est fixé à 2.

Pour le suivi temporel de régions d'intérêt, la mesure de similarité utilisée est la distance de Mahalanobis entre les cibles et les pistes. Ainsi, la confiance dans une association dépend directement des performances des filtres de suivi. Une combinaison par la règle conjonctive [23] est réalisée à partir de ces fonctions de masses et les probabilités pignistiques d'association observation-à-piste $BetP_{i,.}(.)$ et piste-à-observation $BetP_{.,j}(.)$ sont calculées. Les détails de ces opérations sont décrits dans [18] et [8].

Au stade de la décision, il convient de retenir les "meilleures" paires d'association. En considérant $BetP_{i,.}(.)$ et $BetP_{.,j}(.)$ comme des matrices de coût, ce problème s'apparente à un problème d'affectation souvent abordé par des techniques d'optimisation globale comme l'algorithme Hongrois [16]. Ce dernier fournit la solution maximisant la somme des probabilités pignistiques avec le risque de converger vers une solution non-optimale localement [18]. Aussi, nous exploitons dans cet article l'algorithme de Probabilité Pignistique Locale (PPL) introduit dans [8] (cf. Algorithme 1). Afin d'éviter des affectations locales suspectes, le PPL effectue, sur la base des matrices $BetP_{i,.}(.)$ et $BetP_{.,j}(.)$ une sélection successive des paires d'objets dont la probabilité pignistique est maximale, ne nécessitant pas de calcul supplémentaire contrairement aux autres approches crédales [8]. Le PPL est par nature adapté aux applications dont les contraintes temporelles sont fortes. Par ailleurs, cet optimiseur local demeure moins conservatif et réduit les appariements contradictoires et ambigüs.

Algorithme 1 Probabilité Pignistique Locale (PPL)

Données : Matrice pignistique $BetP$
Résultats : Matrice $\{Associations\}$
$\{Associations\} \leftarrow \{\}$
Pour toutes les lignes de $BetP$ **faire**
$(i_{max}, j_{max}) = \arg\max_{(i,j)}(BetP(i,j))$
$\{Associations\} \leftarrow (i_{max}, j_{max})$
Suppression de la ligne i_{max} et de la colonne j_{max} de $BetP$
Fin Pour

3.2 Suivi de pistes

Pour chaque image k, le détecteur génère un ensemble $\mathcal{Z}$ de n ROIs candidates (cibles) représentées par des mesures $\mathrm{z}_i(k) \in \mathcal{Z}$, $i = 1, ..., n$. L'ensemble $\mathcal{X}$ contient les m pistes suivies à l'instant k à associer avec les éléments de $\mathcal{Z}$. Une piste j est caractérisée par son vecteur d'état $\mathrm{x}_j(k) \in \mathcal{X}$. Supposons que les modèles d'évolution et d'observation sont linéaires en les états de la piste $\mathrm{x}_j(k)$. Considérons également que les observations $\mathrm{z}_i(k)$ et les états sont linéairement dépendants. Les modèles d'évolution et d'observation sont alors donnés par :

$$\begin{aligned} \mathrm{x}_j(k) &= F\mathrm{x}_j(k-1) + w(k) \\ \mathrm{z}_i(k) &= H\mathrm{x}_j(k) + v(k), \end{aligned} \tag{4}$$

avec :
– $\mathrm{x}_j(k) \in \mathbb{R}^l$ le vecteur d'état de la piste j,
– $F \in \mathbb{R}^{l \times l}$ la matrice d'état,
– $\mathrm{z}_i(k) \in \mathbb{R}^p$ la $i^{\text{ème}}$ observation fournie par le détecteur,
– $H \in \mathbb{R}^{p \times l}$ la matrice d'observation,
– $w(k)$ et $v(k)$ respectivement le bruit d'état et d'observation. $w(k) \in \mathbb{R}^{l \times 1}$ est un bruit gaussien, centré, de covariance Q tel que $w \sim \mathcal{N}_l(0, Q)$. $v(k) \in \mathbb{R}^{p \times 1}$ est tel que $v \sim \mathcal{N}_p(0, R)$.

Le vecteur d'état $\mathrm{x}_j(k)$ de la piste j est :

$$\mathrm{x}_j(k) = [x, y, s, v_x, v_y, v_s]^T, \tag{5}$$

avec $[x, y, s]$ respectivement la position et la taille de la piste j dans le plan image, $[v_x, v_y]$

ses vitesses relatives entre deux images successives [24] et v_s sa variation de taille entre les instants $k-1$ et k. $\mathrm{z}_i(k)$ est défini par la position x, y et la dimension s de la cible i dans le plan image :

$$\mathrm{z}_i(k) = [x, y, s]^T . \tag{6}$$

Compte tenu de la fréquence de détection élevée du système (25 Hz) et des caractéristiques de l'application, le modèle d'évolution à vitesse quasi-constante est particulièrement adapté [6] :

$$\begin{cases} x(k) = x(k-1) + v_x(k), \\ y(k) = y(k-1) + v_y(k), \\ s(k) = s(k-1) + v_s(k), \end{cases}$$

$$\text{avec :} \quad \begin{cases} v_x(k) \sim \mathcal{N}(v_x(k-1), \sigma_x^2), \\ v_y(k) \sim \mathcal{N}(v_y(k-1), \sigma_y^2), \\ v_s(k) \sim \mathcal{N}(v_s(k-1), \sigma_s^2). \end{cases} \tag{7}$$

où $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ décrit un processus normal centré sur μ avec un écart-type σ.

Le cycle de vie d'une piste est composé de trois étapes : création, mise à jour, et suppression [4]. L'apparition (fonction de $BetP_{i,.}(\{Y_{(i,*)}\})$) crée un filtre. Le déplacement initial $[v_x, v_y]$ et la variation de taille v_s sont mis à 0. Une piste existante est mise à jour si elle est associée à une cible. L'étape de mise à jour permet l'incrémentation d'un compteur $c_{maj}(j)$ exploité lors de l'étape d'analyse de ROIs. La disparition (fonction de $BetP_{.,j}(\{X_{(j,*)}\})$) signifie qu'aucune cible n'a été associée à la piste concernée. L'état prédit $\hat{\mathrm{x}}_j(k)$ de la ROI suivie est alors propagé sans correction. Trois disparitions successives aboutissent à une suppression de la piste. Pour réduire le taux de faux positifs, chaque piste j est évaluée à partir de son indice de confiance $C(j)$ défini en fonction de $c_{maj}(j)$ et de la longueur de la piste (cf. (8)). $c_{maj}(j)$ représente le nombre de fois où la piste j a été associée à une mesure. $longueur(j)$ est la durée de vie d'une piste représentée par le nombre d'images où la ROI poursuivie j est présente. Les ROI poursuivies ayant des indices $C(j)$ inférieur au seuil prédéfini $T_{confiance}$ sont considérées comme des fausses détections. Les autres représentent les ROIs filtrées et sont transmises à l'étape de *Reconnaissance*.

$$C(j) = \frac{c_{maj}(j)}{longueur(j)} \tag{8}$$

4 Résultats

Cette section présente les résultats obtenus durant des tests menés avec un véhicule instrumenté. Une caméra ECK100 monochrome de *Sensata Technologies* est embarquée. Elle fournit 25 images par seconde avec une résolution de 640×480 pixels. L'algorithme SMR est implémenté en C++ et utilise la bibliothèque OpenCv 2.4. Il s'exécute sur un Intel core $i7$ 2.20 GHz avec 8 GB de RAM sous Windows 7, 64 bits.
La vérité-terrain a été déterminée empiriquement en définissant, pour chaque image, la position des panneaux dont la taille est comprise entre 20×20 et 60×60 pixels. Les paramètres de configuration du SMR sont : $T_{confiance} = 0.85$, $\alpha = 0.9$, $m_{max} = 10$, $(\sigma_x, \sigma_y, \sigma_s) = (2, 2, 3)$.
Les performances de l'algorithme SMR sont évaluées par le taux de faux positifs par image (*FPPF*), le taux de détection par image (*DRPF*), et le taux de détection par panneau (*DRPS*) (9). Une détection est considérée comme correcte si un panneau est transmis successivement à l'étape de *Reconnaissance* plus de $N = 3$ fois.

$$FPPF = \frac{\text{Nombre de faux positifs}}{\text{Nombre d'images}}$$

$$DRPF = \frac{\text{Nombre de vrais positifs}}{\text{Vérité terrain}} \cdot 100$$

$$DRPS = \frac{\text{Nombre de bonnes détections}}{\text{Nombre de panneaux}} \cdot 100 \tag{9}$$

La séquence vidéo décrite dans le Tableau 1 et composée de scènes de conduite variées est à l'origine des résultats présentés.

Le Tableau 2 présente les résultats obtenus sur cette séquence avec et sans SMR. Le détecteur

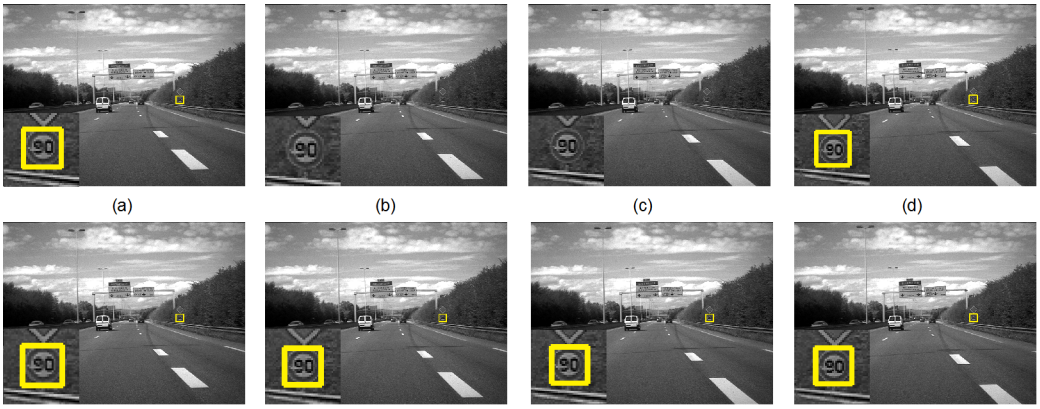

Figure 5 – Impact du bouclage entre le suivi de ROIs et le détecteur. (Haut) Sans bouclage. (Bas) Avec bouclage.

Tableau 1 – Description de la séquence de test

Nombre d'images	12 500
Distance parcourue (km)	10
Autoroute (%)	33.6
Ville (%)	11.6
Nombre de panneaux circulaires	31
Nombre de panneaux triangulaires	11

de panneaux circulaires et triangulaires procure à lui seul (noté $\overline{SMR}$) respectivement un taux de détection par panneau de 87% et 91% avec 0.28 et 0.26 de *FPPF*. L'intégration du SMR réduit le *FPPF* de plus de 45% diminuant ainsi les données transmises à l'étape de *Reconnaissance*. Notons que même si le *DRPF* diminue avec l'utilisation du SMR pour les panneaux triangulaires, finalement tous les panneaux sont correctement détectés et suivis grâce notamment à la prise en compte par le détecteur des positions des ROIs suivies. La Figure 5 illustre l'intérêt de ce rebouclage sur une séquence d'images dans laquelle la détection s'avère délicate sans cette connaissance *a priori*.
La détection des ROIs nécessite en moyenne 40 ms par image. Le temps de traitement du SMR dépend quant à lui du nombre de ROIs détectées (n) et suivies (m). Il reste cependant pour cette application très faible (moins de 2 ms pour $m = n = 5$ [6]). Par conséquent, l'application de détection et de suivi de panneaux satisfait aux exigences des systèmes embarqués

Tableau 2 – Performances du système

	$\overline{SMR}$	SMR
Panneaux circulaires		
DRPS (%)	87	87
DRPF (%)	88	86.6(−2%)
FPPF	0.28	0.15(−46%)
Panneaux triangulaires		
DRPS (%)	91	91
DRPF (%)	64.2	55.4(−14%)
FPPF	0.26	0.14(−46%)

temps-réel en assurant un suivi à la cadence du capteur utilisé.

5 Conclusion

Une approche intégrant la détection, l'association et le suivi de panneaux routiers basée sur une fusion de données spatio-temporelles est présentée. L'objectif est de réduire les faux positifs en suivant les panneaux candidats (ROIs) et en traitant l'association des données avec le Modèle de Croyance Transférable. Un détecteur extrait de l'image un ensemble de ROIs candidates qui représente les données à combiner. Les associations entre les ROIs connues et détectées sont déterminées en fonction du maximum de croyance. Le suivi des ROIs est effectué par une série de filtres de Kalman gérés dynamiquement en fonction de l'apparition et de la disparition des pistes. Finale-

ment, les pistes sont analysées afin de détecter les faux positifs. La solution proposée renvoie au détecteur les positions prédites des panneaux pour les considérer comme zones de recherche additionnelles dans les images suivantes. Les résultats expérimentaux montrent l'aspect temps-réel ainsi que l'efficacité de cette stratégie dans la réduction des faux positifs.

À l'avenir, des applications de détection et de suivi d'objets dynamiques (véhicules, piétons, etc.) seront considérées. L'association sera aussi améliorée par l'emploi de primitives d'appariement autres que les distances statistiques dans la modélisation par fonctions de croyance.

Références

[1] A. Ayoun, P. Smets. Data association in multi-target detection using the transferable belief model. *International Journal of Intelligent Systems*, 16(1) : 1167-1182, 2001.

[2] Y. Bar-Shalom, X.-R. Li. *Multitarget-multisensor tracking : principles and techniques*. YBS Publishing, 1995.

[3] S. Blackman. *Multiple target tracking with radar applications*. Artech House, 1986.

[4] S. Blackman, R. Popoli. *Design and analysis of modern tracking system*. Artech House, 1999.

[5] M. Boumediene, C. Cudel, M. Basset, A. Ouamri. Triangular traffic signs detection based on RSLD algorithm. *Machine Vision and Applications*, 24(8) : 1721-1732, 2013.

[6] M. Boumediene, J.-P. Lauffenburger, J. Daniel, C. Cudel, A. Ouamri. Multi-ROI association and tracking with belief functions : application to traffic sign recognition. *IEEE Transaction on Intelligent Transportation Systems*. Accepted, 2014.

[7] D. Comaniciu, P. Meer. Mean shift : a robust approach toward feature space analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(5) : 1-18, 2002.

[8] J. Daniel, J.-P. Lauffenburger. Multi-object association decision algorithms with belief functions, *Actes de la conférence Information Fusion (FUSION), 2012*, pp. 669-676.

[9] J. Daniel, J.-P. Lauffenburger. Fusing navigation and vision information with the transferable belief model : application to an intelligent speed limit assistant. *Journal of Information Fusion*, 18 : 62-77, 2014.

[10] J.-P. Lauffenburger, J. Daniel, O. Saif. Multi-object association with belief functions : the dual decision algorithm. *Actes de la conférence Control and Automation Theory for Transportation Applications (ACATTA), 2013*, pp. 193-198.

[11] A. Dempster. Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping. *The Annals of Mathematical Statistics*, 38(2) : 325-339, 1967.

[12] T. Denœux. A k-nearest neighbor classification rule based on Dempster-Shafer theory. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 25(5) : 804-813, 1995.

[13] M. A. García-Garrido, M. A. Sotelo, E. Martín-Gorostiza. Fast traffic sign detection and recognition under changing lighting conditions. *Actes de la conférence Intelligent Transportation Systems, 2006*, pp. 811-816.

[14] C. Harris, M. Stephens. A combined corner and edge detector. *Actes de la conférence Alvey Vision, 1988*, pp. 147-152.

[15] R. E. Kalman. A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of Basic Engineering*, 82 : 35-45, 1960.

[16] H. W. Kuhn. The hungarian method for assignment problem. *Naval Research Logistic Quarterly*, 2 : 83-97, 1955.

[17] A. Møgelmose, M. M. Trivedi, T. B. Moeslund. Vision-based traffic sign detection and analysis for intelligent driver assistance systems : perspectives and survey. *IEEE Transaction on Intelligent Transportation Systems*, 13(4) : 1484-1497, 2012.

[18] B. Mourllion, D. Gruyer, C. Royère, S. Théroude. Multi-hypotheses tracking algorithm based on the belief theory. *Actes de la conférence Information Fusion (FUSION), 2005*.

[19] D. B. Reid. An algorithm for tracking multiple targets. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 24(6) : 843-854, 1979.

[20] A. Ruta, Y. Li, X. Liu. Real-time traffic sign recognition from video by class-specific discriminative features. *Pattern Recognition*, 43(1) : 416-430, 2010.

[21] G. Shafer. *A mathematical theory of evidence*. Princeton University Press, 1976.

[22] P. Smets, R. Kennes. The transferable belief model. *Journal of Artificial Intelligence*, 66(2) : 191-234, 1994.

[23] P. Smets. Analyzing the combination of conflicting belief functions. *Journal of Information Fusion*, 8 : 387-412, 2007.

[24] S.-K. Weng, C.-M. Kuo, S.-K. Tu. Video object tracking using adaptive Kalman filter. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 17(6) : 1190-1208, 2006.