

Détection et reconnaissance des panonceaux

Les panonceaux sont des petits panneaux portant des indications précises. Ils sont généralement associés aux panneaux de prescriptions absolues (ex : limitation de vitesse) et aux panneaux de danger. Leur rôle dans ces cas consiste à déterminer exactement l'étendue de la zone ou alors le type de véhicule concerné par le panneau (Figure 56), voire la plage temporelle durant laquelle le panneau sera valide.

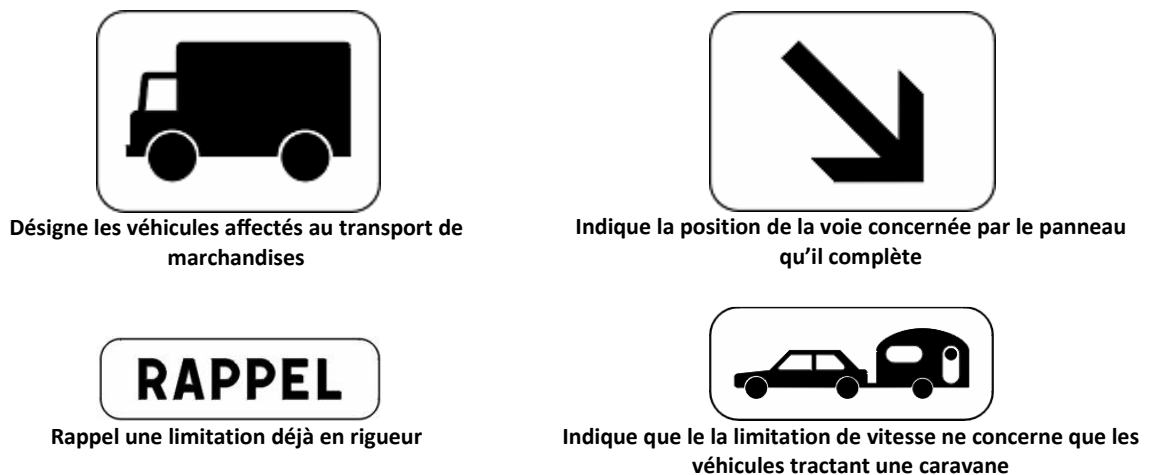


Figure 56 - Certains panonceaux

Bien que la littérature n'en fasse pas mention, la détection et la reconnaissance des panneaux de limitation de vitesse n'est donc à elle seule pas suffisante pour être intégrée dans un système avancé d'aide à la conduite automobile. En effet, une limitation de vitesse peut être indiquée uniquement pour une certaine voie (la voie de sortie d'une autoroute), que pour un certain type de véhicule (les camions par exemple),... Cette information est généralement spécifiée par les panonceaux situés sous le panneau de limitation de vitesse (Figure 57).



Figure 57 - Cas d'une limitation de vitesse valide uniquement pour la voie de sortie

Pour améliorer la capacité du système SLS, il est donc nécessaire de détecter certains panonceaux sous les panneaux de limite de vitesse afin d'éliminer les panneaux ne concernant pas le véhicule.

Le problème de la détection de ces petits panonceaux réside dans le fait que, même s'ils se situent toujours au-dessous des panneaux, les panonceaux n'ont pas une taille constante / proportionnelle par rapport au panneau associé et que leur distance au panneau n'est pas normalisée. Il est donc impossible de faire une reconnaissance directe du panonceau par reconnaissance d'image (via réseau de neurone ou autre) sous le panneau de limitation détectée. Il est donc nécessaire de définir une zone de recherche sous les panneaux et de réaliser une détection de rectangle dans cette zone (Figure 58).

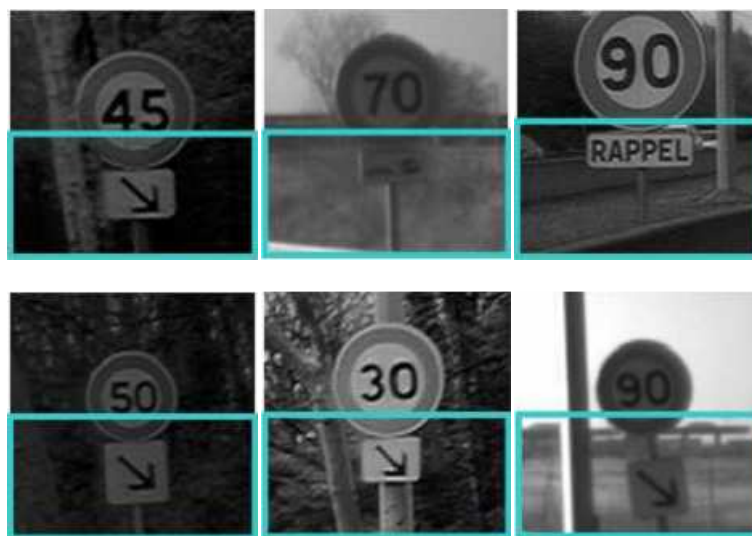


Figure 58 - Les différentes positions des panonceaux et les zones de recherche

L'algorithme de détection et de reconnaissance des panonceaux suit le même principe que celui des panneaux de limitation de vitesse (Figure 59).

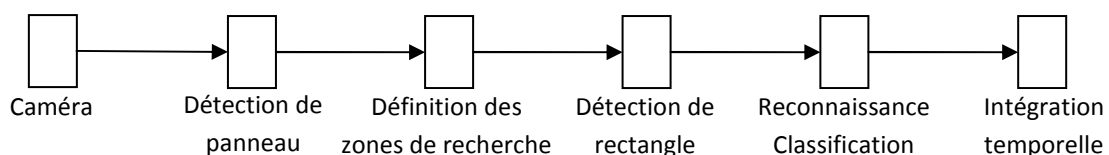


Figure 59 - Détection et reconnaissance des panonceaux

1. Un flux d'image en niveau de gris est acquis via une caméra embarquée (Figure 60).
2. De ce flux d'images sont détectés les panneaux de limitation de vitesse (Figure 61).

3. Une zone de recherche du panneau potentiel est déterminée en fonction de la taille dans l'image du panneau de limitation de vitesse détectée (Figure 62).
4. L'image à l'intérieur de cette zone subit une égalisation d'histogramme (Figure 63).
5. Un algorithme de détection de rectangle, développé antérieurement par le laboratoire et breveté par Valeo (Herbin, et al., 2007), est appliqué sur cette zone (Figure 64). Les étapes de cet algorithme peuvent être résumées comme suit :
 - Obtenir les contours de l'image en utilisant le détecteur de Canny.
 - Eliminer les contours qui ne sont pas suffisamment horizontaux ou verticaux.
 - Assembler les segments (contours) en paires.
 - Assembler les paires en rectangles.



Figure 60 - Image originale



Figure 61 – Détection de panneau de limitation de vitesse



Figure 62 – Définition de la zone de recherche des panneaux



Figure 63 – Egalisation d'histogramme de la zone de recherche



Figure 64 – Détection de rectangle

Là aussi, à l’instar de la détection de cercle pour les panneaux de limitation de vitesse, le fait que plusieurs rectangles soient détectés (avec des fausses détections / fausses alarmes) n’est pas un problème car elles seront invalidées ultérieurement par l’algorithme de reconnaissance.

En revanche, la difficulté de la reconnaissance des panneaux réside dans le fait qu’ils apparaissent trop peu souvent pour constituer une base d’apprentissage correcte pour entraîner un algorithme de reconnaissance d’image. Par exemple, sur l’ensemble de nos enregistrements vidéo nous avons repéré moins d’une cinquantaine de panneaux directionnels différents.

Pour enrichir la base d’exemples, des exemples artificiels ont été générés à partir des exemples réels en jouant sur les contrastes des images, sur les rotations et sur le bruit de sorte que les exemples générés ressemblent toujours à de vrais exemples et non à des exemples purement artificiels (Figure 65 et Figure 66).



Figure 65 - Panonceau directionnel - Image originale

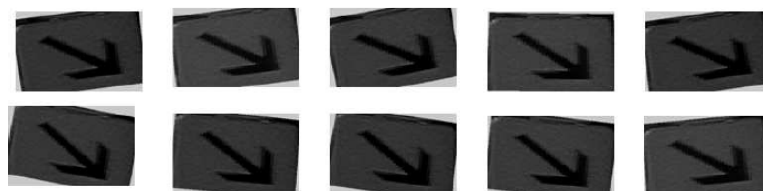


Figure 66 - Génération d'exemples artificiels

La reconnaissance est effectuée, comme pour les chiffres, via un réseau de neurones de type perceptron multi couche spécialement entraîné sur notre base d’exemples réels / semi-artificiels en utilisant notre outil d’apprentissage *Levis* (cf chapitre 5), les exemples négatifs sont quant à eux

extraits de nos vidéos et sont donc des exemples réels. Ainsi, chaque rectangle détecté sous le panneau de limitation de vitesse est analysé par le réseau de neurone pour être reconnu ou invalidé comme panneau directionnel (Figure 67) qui seul nous intéresse dans notre étude.



Figure 67 - Reconnaissance du panneau

La topologie du réseau (nombre de neurones de la couche cachée, et taille de la couche d'entrée, et donc taille de l'image en entrée) a été trouvée par des tests réels (Tableau 2, Tableau 3 et Tableau 4). Il apparaît qu'on pourrait utiliser une topologie de 8x8 avec 12 neurones en entrée (qui offre un bon taux de classification pour un faible temps de calcul puisque peu de neurones) mais après des tests sur des vidéos (donc avec des cas réels d'utilisation) on obtient seulement 85% de bonne détection avec cette topologie alors qu'avec une image de 12x12 pixels en entrée et 12 neurones sur la couche cachée on obtient 93% de bonne détection. C'est donc cette dernière topologie (144 – 12 – 1) qui a été retenue après les tests réels sur vidéo.

Taille de la couche cachée	Taux de bonne classification sur la base d'apprentissage	Taux de bonne classification sur la base de test
0	99%	93%
6	99%	95%
10	99%	96%
12	100%	98%

Tableau 2 - Taux de bonne classification du réseau de neurone sur la base de panneau de taille 8x8

Taille de la couche cachée	Taux de bonne classification sur la base d'apprentissage	Taux de bonne classification sur la base de test
0	98%	95%
5	99%	98%
10	99%	98%
15	99%	98%

Tableau 3 - Taux de bonne classification du réseau de neurone sur la base de panneau de taille 10x10

Taille de la couche cachée	Taux de bonne classification sur la base d'apprentissage	Taux de bonne classification sur la base de test
0	99%	96%
8	99%	98%
12	99%	98%
24	100%	98%

Tableau 4 - Taux de bonne classification du réseau de neurone sur la base de panneau de taille 12x12

1.5. Détection et reconnaissance des fins de limitation

Enfin, le dernier type de panneau à reconnaître afin de concevoir un système de reconnaissance visuel complet est la catégorie de panneau de fin de limitation de vitesse. Il existe deux types de ces panneaux (Figure 68):

1. Les fins de limitation spécifique à une seule vitesse (i.e. correspondant à un panneau de début de limitation en amont) en aval d'une zone de limitation temporaire (par exemple une zone de travaux).
2. Les fins de toute limite, indiquant une zone théoriquement sans limitation de vitesse, mais qui sont généralement utilisés dans des zones de limitation temporaire comme pour le premier type.

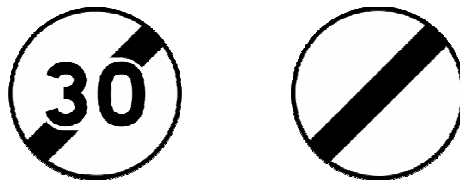


Figure 68 - Les 2 types de panneau de fin de limitation français

Le processus de reconnaissance des panneaux, tel que présenté jusqu'ici, essaye de segmenter les caractères afin de reconnaître un panneau de début de limitation de vitesse. Ce schéma pose problème pour le 1^{er} type de panneau de fin de limitation qui est reconnu comme panneau de début de limite (les chiffres à l'intérieur du panneau sont segmentés et reconnus). Il est donc nécessaire d'incorporer la reconnaissance de ces panneaux en amont de celle des débuts de vitesse (Figure 69).

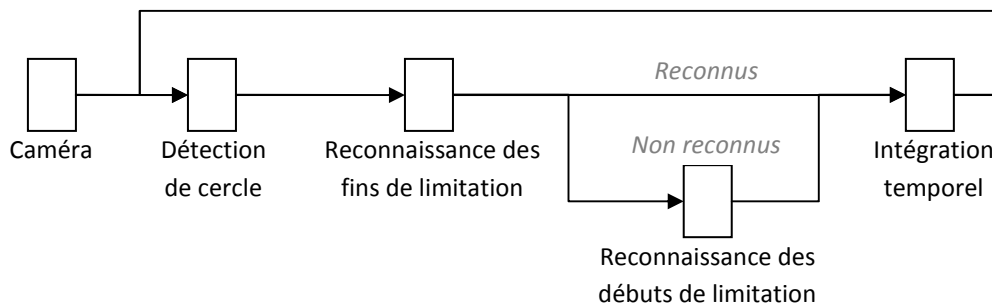


Figure 69 – Schéma d’intégration de la reconnaissance des panneaux de fin de limitation de vitesse

Comme pour les panneaux, et bien que nécessaire à un système visuel complet, la littérature comporte peu de travaux concernant la détection et la reconnaissance des panneaux de fin de limitation de vitesse. Ces rares travaux, et comme le voudrait l’intuition, proposent 2 approches différentes afin de reconnaître ce type de panneau. La première approche consiste à reconnaître directement la globalité du panneau de fin de limitation de vitesse, i.e. d’utiliser l’image entière du panneau, issu du processus de segmentation (par contour de forme ou par couleur), dans un algorithme de classification / reconnaissance d’image (réseau de neurone, support vector machine,...) comme le font (Garcia, et al., 2006), (Broggi, et al., 2007) et (Maldonado-Bascón, et al., 2007). Il est à noter que ces approches incorporent directement la reconnaissance des panneaux de début de vitesse dans leur algorithme de reconnaissance et n’effectuent pas de traitement spécifique pour chaque type de panneau. Ainsi leur algorithme de classification se voit affublé de plusieurs sorties et doit réussir à discriminer un grand nombre de classes (i.e. types de panneau) ce qui peut poser problème quant à la pertinence de la discrimination sur plusieurs classes. La seconde approche, qui a été mise en œuvre seulement par (Caraffi, et al., 2008), consiste à détecter la bande noire présente sur ces panneaux. Cependant, cette technique mise en œuvre pour les panneaux italiens qui, comme les panneaux belges, ont une bande noire très marquée (quelque soit le type de fin de limitation), ne peut s’appliquer à tous les panneaux européens (Figure 70) et notamment aux panneaux français qui n’ont que de petits segments noirs peu présent dans l’image, pour le cas des panneaux de fin de limitation spécifique à une vitesse (Figure 68), segments qui seraient très difficilement détectable en cas réel (Figure 71).



Figure 70 - Exemples de panneaux européens de fin de limitation (français, allemand, norvégien, espagnol, belge)

La reconnaissance doit donc s’effectuer ici via une classification globale de l’image du panneau issue de la détection de cercle (Figure 69) déjà utilisée pour la détection des débuts de limitation de vitesse. Cependant le problème principal réside dans le fait que trop peu de panneaux de fin de limitation sont présents dans nos enregistrements (car très peu présents dans la réalité).



Figure 71 - Cas réel d'une fin de limitation

De ce fait, la base d'exemples d'apprentissage doit être générée à partir de prototypes artificiels (Figure 68) auxquels sont ajoutés, comme pour le cas des panneaux :

1. Du bruit (gaussien et ou uniforme)
2. Des déformations géométriques
3. Des changements de contrastes et de luminosité
4. Des changements d'échelle

Cependant, le problème de cette technique avec les panneaux de fin de limitation est qu'ils sont circulaires. Il y a donc intrinsèquement des zones « de fond » dans l'image du prototype ne correspondant pas au panneau mais correspondant, dans la réalité, à l'environnement se situant derrière le panneau (des arbres, des immeubles,...). Afin de rendre l'apprentissage efficace sur la base d'exemple, il est donc nécessaire, voir indispensable, de ne pas laisser ces zones vides (i.e. blanches). Les exemples générés sont donc dans une dernière étape placés sur des images de fond / d'environnement extraites directement de nos séquences vidéos. Au final, notre base d'apprentissage est constituée d'exemples artificiels difficilement différenciables d'exemples réellement extraits de vidéos (Figure 72 et Figure 73).



Figure 72 - Exemples de panneaux réels avec différents fonds

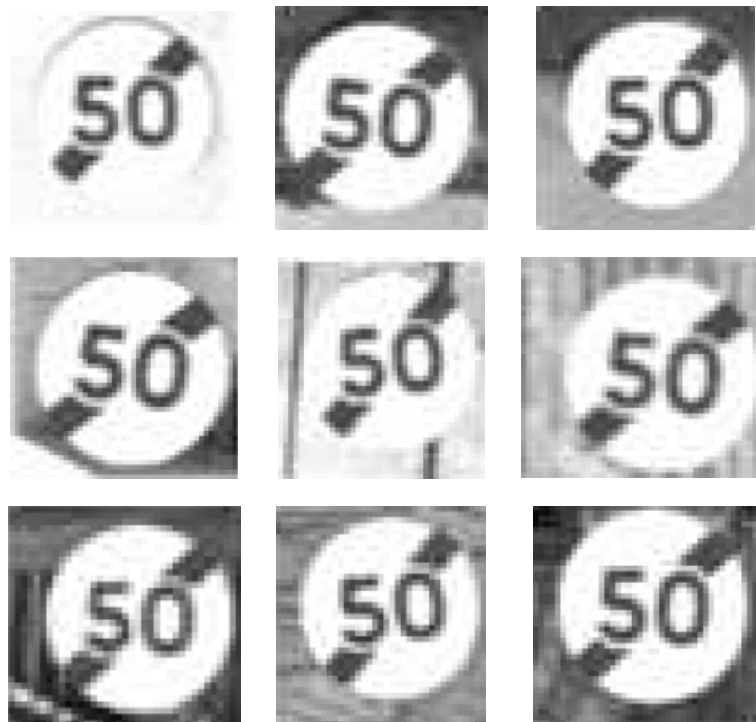


Figure 73 - Quelques exemples synthétiques de panneaux "Fin de limite 50"

L'apprentissage sur cette base d'exemples est effectué par un réseau de neurones de type perceptron multi-couches. Les exemples négatifs de la base d'apprentissage sont de vrais exemples extraits de nos vidéos. La topologie du réseau est là aussi trouvée empiriquement (Tableau 5, Tableau 6 et Tableau 7). Il en résulte qu'une topologie de 256 entrées (16x16 pixels en taille de l'image), avec 10 neurones en couche cachée est le meilleur compris temps de calcul / performance.

Taille de la couche cachée	Taux de bonne classification sur la base d'apprentissage	Taux de bonne classification sur la base de test
0	93%	90%
5	87%	86%
10	97%	95%
15	98%	96%

Tableau 5 - Taux de bonne classification du réseau de neurone sur la base de fin de limitation de taille 12x12

Taille de la couche cachée	Taux de bonne classification sur la base d'apprentissage	Taux de bonne classification sur la base de test
0	80%	75%
5	60%	58%
10	99%	97%
15	99%	98%

Tableau 6 - Taux de bonne classification du réseau de neurone sur la base de fin de limitation de taille 16x16

Taille de la couche cachée	Taux de bonne classification sur la base d'apprentissage	Taux de bonne classification sur la base de test
0	79%	73%
5	62%	62%
10	99%	99%
15	99%	99%

Tableau 7 – Taux de bonne classification du réseau de neurone sur la base de fin de limitation de taille 20x20

1.6. Expérimentation et résultats

1.6.1. Véhicules prototypes

Ce travail de détection et reconnaissance visuelles des panneaux de limitation de vitesse a été réalisé en collaboration entre le Centre de Robotique de l'Ecole des Mines et l'équipe Driving Assistance Domain de Valeo. Le système a donc pu être testé sur différents prototypes (voitures) équipés de différents capteurs (caméras). Au sein du Centre de Robotique, nous utilisons une Citroën C3 équipée d'une caméra Marlin couleur 8 bits (Figure 74). L'équipe de Valeo utilise une Volvo S80 comme véhicule de démonstration utilisant une caméra Small noir et blanc 12 bits. Les 2 caméras fournissent des images de résolution 640x480 pixels traités à 20 images/s avec un processeur Dual Core à 2Ghz.

Des essais concluants ont aussi été réalisés avec d'autres caméras dont une Cypress couleur 12bits fournissant des images couleurs de 752x480 pixels et une caméra Sony analogique fournissant des images (après conversion numérique) de 720x576 pixels 8 bits. Là aussi le système a été capable de traiter ces flux vidéo en temps réel.



Figure 74 - La flotte de véhicules prototype du Centre de Robotique

Vues de l'extérieur, ces voitures « intelligentes » ne montrent pas de signe distinctif particulier, hormis les couleurs du laboratoire (Figure 74). Néanmoins, à l'intérieur le coffre est rempli de matériel électrique (disjoncteur, transformateur, onduleur,...) et d'instruments de calcul (PC embarqué, GPS, centrale inertielle,...) qui y sont connectés (Figure 75).

On retrouve à l'intérieur du véhicule, à l'avant, la caméra embarquée filmant la route près du rétroviseur central ainsi que l'écran et le clavier de contrôle de l'ordinateur (Figure 76).



Figure 75 - Le coffre d'une C3 prototype et ses instruments

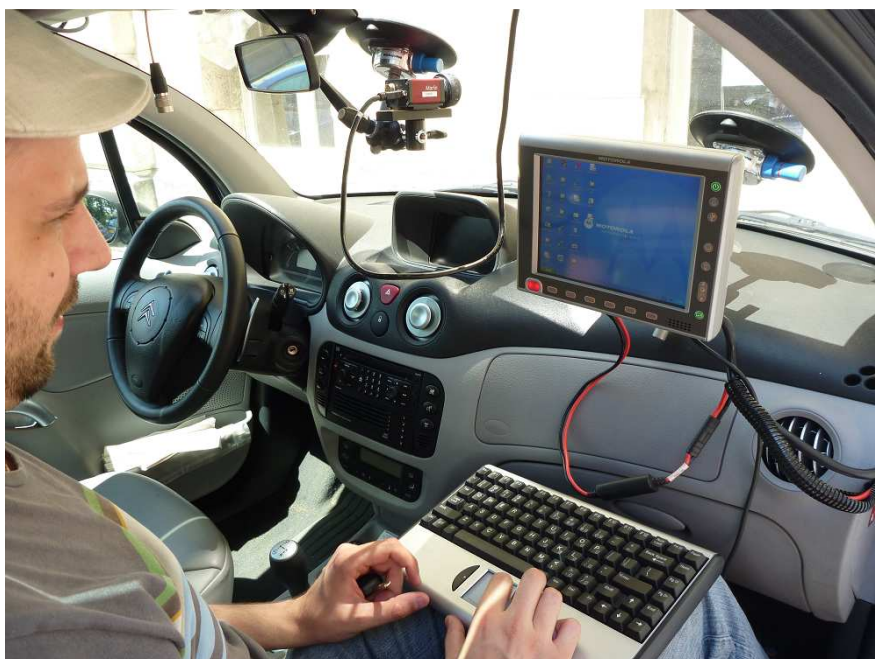


Figure 76 - A l'avant d'une C3 prototype

Tous nos véhicules de démonstration (du Centre de robotique et de Valeo) sont équipés de la plateforme de prototypage ^{RT}Maps initialement développée au Centre de Robotique (Steux, 2001) maintenant commercialisée par la société Intempora. Il s'agit d'une plateforme qui permet d'effectuer des acquisitions avec les différents capteurs incorporés sur le véhicule instrumenté et de gérer ce flux d'informations complexes. Ce logiciel permet d'acquérir en temps réel les signaux à haut débit de type vidéo, radar, laser, GPS, centrale inertielle, de les synchroniser et de les gérer en temps réel dans une solution embarquée (Figure 77).

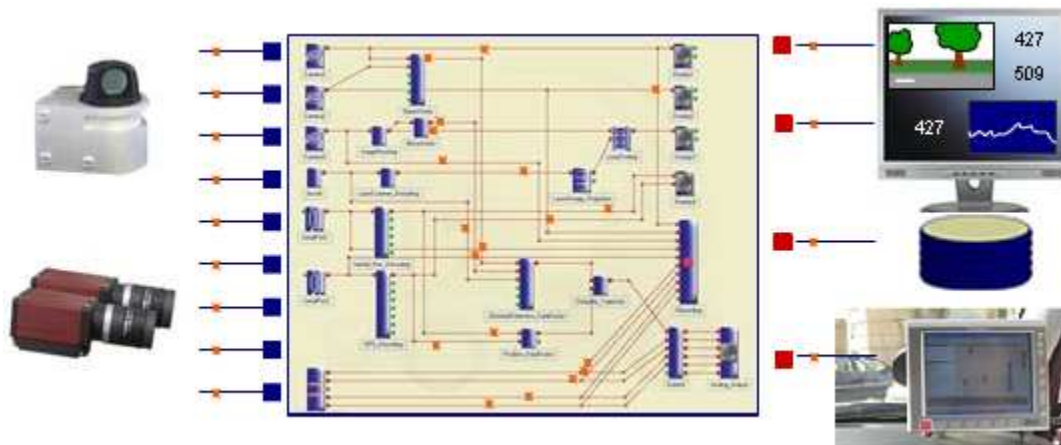


Figure 77 - Acquisition de données par le logiciel ^{RT}Maps

On obtient donc une base de données enregistrée et datée. Un rejeu synchronisé de cette base permet de simuler l'expérimentation (prototypage) avec une grande fidélité. L'utilisateur peut intégrer ses propres algorithmes de traitement sous la forme de modules présentant des entrées et des sorties de données standards. Ce qui permet de concevoir et de tester en toute liberté des algorithmes qui agissent sur les informations provenant en temps réel d'un grand nombre de capteurs (Figure 78).

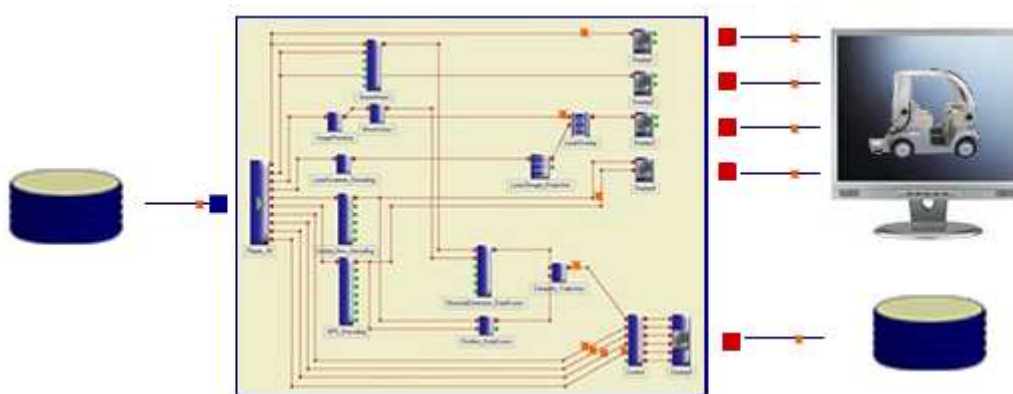


Figure 78 - Rejeu synchronisé de données acquises par le logiciel ^{RT}Maps

La gestion de ces modules et données est en outre rendue plus confortable par une interface graphique permettant de visualiser les connexions entre les différents modules de traitement, voire de les modifier dynamiquement (Figure 77 et Figure 78).

Une fois les algorithmes et les applications validés en laboratoire, leur installation sur l'ordinateur de notre véhicule de démonstration, équipé également de ^{RT}Maps, n'est qu'une formalité.

1.6.2. Résultats généraux

Un système de détection et de reconnaissance de panneaux de limitation de vitesse peut être évalué par différents critères. Par exemple, on peut comparer les détections des panneaux image par image. Mais cette mesure de performance « statique » n'est pas la plus importante puisqu'un panneau est visible sur plusieurs images successives. Il n'est donc pas nécessaire de réussir à le détecter sur toutes les images pour le reconnaître. En revanche, l'important réside dans le fait que le panneau soit détecté et validé durant la portion de vidéo où il apparaît.

L'évaluation du système est donc réalisée de façon globale en comparant les types, le temps, et la position des panneaux détectés et validés par rapport à une vérité terrain. Une vérité terrain est un fichier comportant « la détection et la reconnaissance » réalisées par un opérateur humain des panneaux (i.e. type et position sur chaque image) d'une vidéo. Le développement d'un outil spécifique (SamGT – cf chapitre 5) proposant à la fois l'édition de ces fichiers et le rejeu des données (des détections manuelles) au sein de ^{RT}Maps, permet d'évaluer facilement et efficacement les algorithmes mis en œuvre.

Les résultats calculés et présentés dans cette section correspondent au pourcentage de panneaux de limitation de vitesse détectés et validés pendant la durée durant laquelle ils sont visibles dans une vidéo. Evidemment, ce calcul n'est effectué que sur des séquences vidéo qui n'ont pas été utilisés pour l'apprentissage de nos algorithmes de reconnaissance (de chiffre, de panneau et de fin de limitation).

Le système aurait pu être évalué facilement sur simulateur (SiViC, Oktal,...) ; néanmoins, ce type d'outils fournit des images bien trop propres et trop éloignées de la réalité (les panneaux sont bien contrastés dans l'image, ils ne sont pas détériorés,...), pour réellement témoigner de l'efficacité d'un système ADAS (quelque soit le système) comme en témoigne la Figure 79. Nous avons donc tiré parti de la puissance du logiciel ^{RT}Maps afin de réaliser des enregistrements des données issus de nos capteurs embarqués (caméra, gps,...) dans nos divers véhicules de démonstration pour nous constituer des bases de données de tests pour le système.

C'est ainsi que le système de détection de panneaux de limitation de vitesse (de type européen) a été évalué en utilisant un jeu d'enregistrement vidéo « réelle » de routes françaises et allemandes sous diverses conditions lumineuses (au matin, au soir, en pleine journée, nuageux ou non,...) provenant des 2 véhicules de démonstration (et donc issu de caméra différentes). Ce jeu de vidéos contient à peu près 280 panneaux de limitation de vitesse distincts couvrant 11 limitations différentes (30, 40, 50, 60, 70, 80, 90, 100, 110, 120 et 130 km/h) pour un peu plus de 150 minutes d'enregistrement. Toutes ces vidéos ont été manuellement annotées (via SamGT) pour réaliser les fichiers de vérités terrain.



Figure 79 – Exemple de résultat de détection obtenu sous le simulateur Oktal

La performance générale du système est de 94% de bonnes détections sur ce jeu de vidéo et le taux de mauvaise classification (i.e. un panneau détecté avec une mauvaise limitation de vitesse) est inférieur à 1%. La totalité des 6% de mauvaises détections sont des *non détections* causées soit par une occultation partielle (par un autre véhicule par exemple), soit parce que la segmentation individuelle des chiffres ne parvient pas à se faire correctement, notamment quand le panneau est trop petit et/ou loin, ou quand les chiffres sont trop « collés » (cas de certains panneaux à 3 chiffres). Il est par ailleurs remarquable qu'aucune fausse alarme (détection d'un panneau qui n'existe pas) n'a été validée durant ces 150 minutes de vidéo testées, paramètre qui est réellement important d'atteindre pour qu'un système ADAS puisse être embarqué au sein d'un véhicule (que le système ne perturbe pas le conducteur avec des fausses informations).

Il serait intéressant ici de pouvoir comparer ces résultats avec ceux des autres travaux présentés dans la littérature. Cependant, cette comparaison ne peut avoir de sens que si les différents systèmes sont évalués sur les mêmes bases de test. Malheureusement, il n'existe aucune base de test partagée par les différents centres de recherche travaillant sur la problématique de détection et reconnaissance des panneaux de limitation de vitesse. En fait, cette question relève un problème récurrent de la comparaison des systèmes de détection visuel : il existe rarement des bases de test ouvertes.



Figure 80 - Exemple de détection de panneau français. Tous les cercles détectés sont affichés en rouge, ainsi que les chiffres candidats segmentés. Tous les panneaux reconnus sont affichés en haut (dans le bandeau noir) et le panneau validé est affiché au centre de l'image (caméra SMALL 12bits).



Figure 81 - Exemple de détection de panneau français (Caméra CYPRESS 12bits)

Enfin, le système proposé s'avère pouvoir fonctionner même sur des enregistrements vidéos effectués à l'aide d'un simple appareil photo numérique tenu à la main à l'intérieur d'un véhicule, comme en témoigne la Figure 82 obtenue sur une vidéo enregistrée à bord d'un autocar au Sénégal (où les panneaux sont identiques aux modèles français).



Figure 82 – Panneau de limitation de vitesse sur une séquence enregistrée (au Sénégal) avec un simple appareil photo numérique tenu à la main à bord d'un autocar (à noter la grande instabilité face au « tangage » de la vidéo, ces 2 captures étant successives)

1.6.3. Apport de la segmentation globale des chiffres

Ici est évalué à la fois l'apport de l'algorithme de segmentation globale de caractère mais aussi, car intrinsèquement lié, de l'apport de l'amélioration de l'algorithme de Hough.

Ce nouvel algorithme apporte des améliorations dans de nombreux cas. Par exemple, dans le cas le plus courant, quand le panneau est trop loin pour que l'algorithme initial puisse correctement segmenter tous les chiffres (ie quand les chiffres s'entremêlent dans l'image binaire), le nouvel algorithme arrive à correctement segmenter tous les chiffres (Figure 83). Les panneaux temporaires posés à même le sol posaient eux aussi problème, car mal orientés (non perpendiculaire au champ de la caméra), le nouvel algorithme arrive là aussi à segmenter les chiffres et le système de reconnaissance valide le panneau comme en témoigne la Figure 85. Enfin, dans de rares cas, un panneau se retrouve tagué et est très difficilement reconnaissable. Là aussi, le nouvel algorithme de segmentation peut améliorer la reconnaissance, si le tag n'est pas trop destructeur (Figure 84).



Figure 83 – Exemple de l'apport de l'algorithme de segmentation globale (en bas) face à l'algorithme initial (en haut) – Cas d'un panneau trop petit. A noter le panneau occulté sur la gauche.

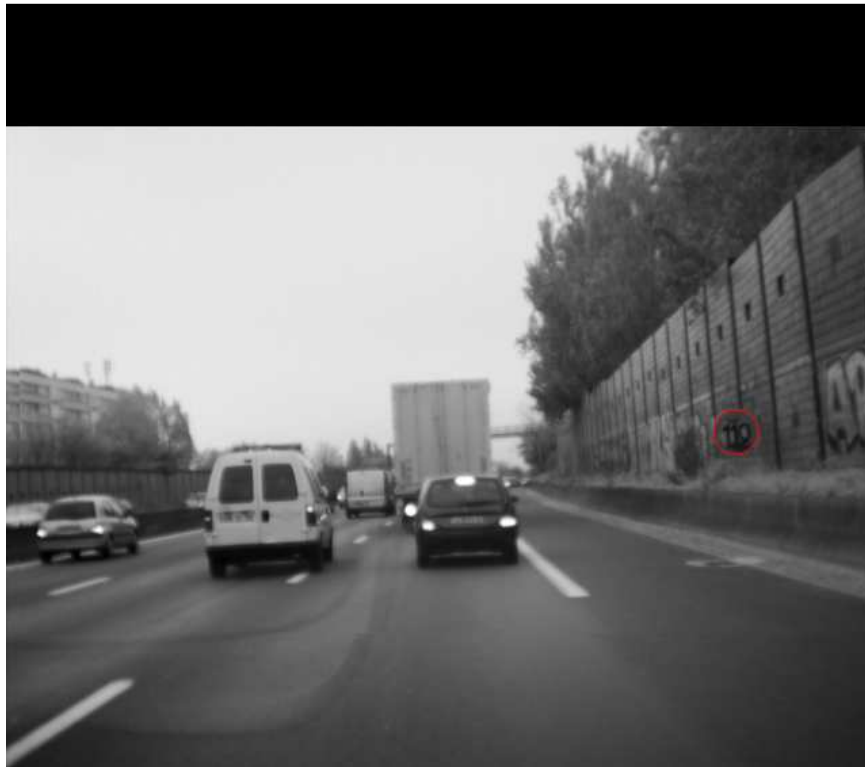


Figure 84 – Exemple de l'apport de l'algorithme de segmentation globale (en bas) face à l'algorithme initial (en haut) – Cas d'un panneau taggué.



Figure 85 - Exemple de l'apport de l'algorithme de segmentation globale (en bas) face à l'algorithme initial (en haut) – Cas d'un panneau temporaire mal incliné

Ces résultats visuels, sont confirmés par une évaluation automatique sur notre jeu de test. Ainsi, comme il peut être vu dans le Tableau 8, ce nouvel algorithme améliore considérablement le taux de bonne détection qui passe de 85 à 94%. Le taux de mauvaise classification (i.e. les panneaux détectés mais ayant été reconnu avec une mauvaise limitation de vitesse) reste en dessous de 1%. Les 6% des panneaux non détectés, comme dit précédemment, sont des signes non vus par le système (la plupart du temps en raison du fait que les bords du panneau ne sont pas assez contrastés dans l'image, mettant en échec la détection de cercle sur celui-ci).

Méthodes de reconnaissance	Panneaux détectés, reconnus et validés avec la bonne limitation	Panneaux mal classifiés
Méthode initiale de segmentation	85%	0.7%
Nouvelle méthode de segmentation globale de chiffre	94%	0.7%

Tableau 8 - Evaluation globale du système de reconnaissance visuel des panneaux de limitation de vitesse européen sur des routes françaises et allemandes

1.6.4. Évaluation de la robustesse du système

Le système ici développé se voulait plus robuste par rapport aux systèmes proposés dans la littérature, face notamment à tous les facteurs dégradant les couleurs des panneaux que ce soit réellement (la couleur qui s'estompe avec le temps quand un panneau est trop vieux) ou « artificiellement » à cause des changements de conditions lumineuses (les couleurs vues par la caméra embarquée vont être différentes de jour et de nuit, s'il fait ensoleillé ou nuageux, quand il y a du brouillard ou non,...) car basé sur une détection via contours de forme sur des images en niveaux de gris plutôt que sur une segmentation couleur.

Nous venons de voir que le système fonctionne correctement dans les conditions réelles de nos vidéos, qui couvrent un large panel de ces cas. Cependant, il serait intéressant de pouvoir évaluer le système face à une dégradation volontaire et plus ou moins poussée de ces paramètres afin d'étudier l'évolution des performances du système et évaluer sa robustesse.

C'est ainsi que le système a été évalué, sur le même jeu de données que précédemment, mais en changeant artificiellement le contraste et la luminosité des vidéos (pour simuler les changements de conditions lumineuses).

Ce travail qui pourrait être fastidieux si réalisé manuellement (i.e lancer les tests l'un à la suite des autres pour chaque couple contraste / luminosité sur nos vidéos, puis noter les résultats) a été rendu possible par l'automatisation de cette tâche via le logiciel SamGT (cf chapitre 5) intégré au sein de notre plateforme de prototypage ^{RT}Maps (et donc sans changer d'une quelconque façon l'algorithme de détection).

Il résulte de cette série de tests, illustrée par la Figure 89, que les performances globales du système restent autour des 90% du taux de bonne détection sur une large plage de valeurs de contraste / luminosité et ne se détériorent réellement que sur des contrastes très élevés artificiellement avec une luminosité très faible (ce qui ne pourrait avoir lieu dans la réalité) comme en témoigne la Figure 87. A noter que dans ce dernier cas, l'image est trop dégradée et le panneau ne peut être reconnu même visuellement par un humain (Figure 86).



Figure 86 - Image à fort contraste et faible luminosité artificiels

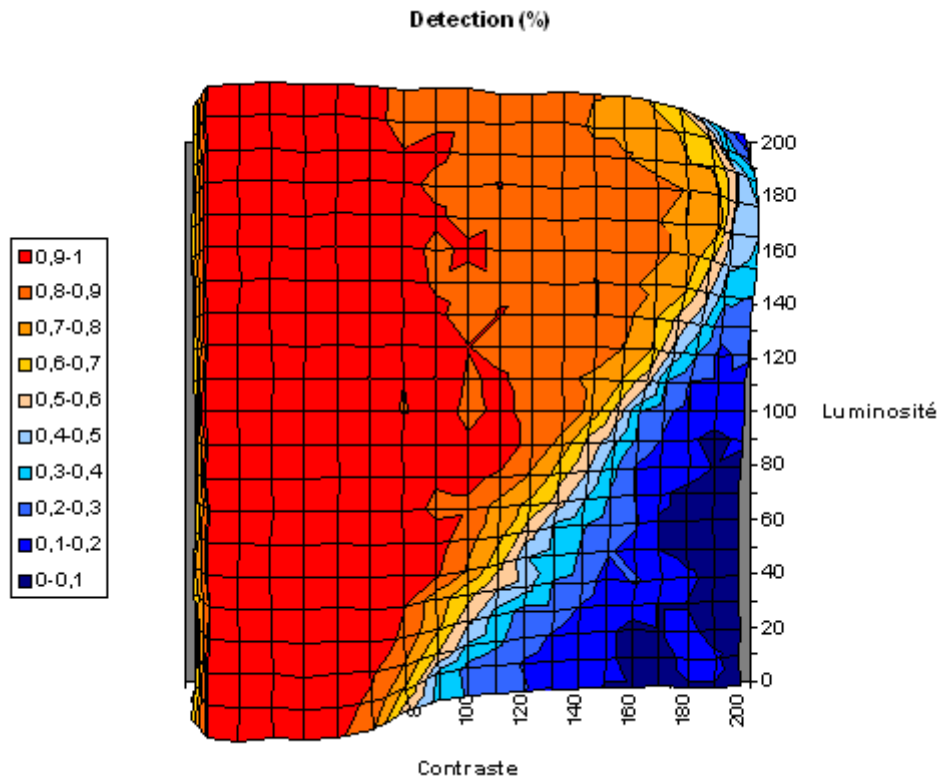


Figure 87 - Evaluation de la robustesse face aux variations de luminosité / contraste

En complément de ces tests, une évaluation en cas réel sur route du système sous de mauvaises conditions météorologique a aussi été effectuée par la société Valeo. Cette évaluation (Tableau 9) sur un trajet d'une longueur de 50km en France s'est déroulée sous un temps nuageux et pluvieux. Parmi les 13 panneaux de limitation de vitesse non vus, 3 sont partiellement occultés par d'autres véhicules ou détériorés et sont par conséquent impossible à reconnaître, 4 panneaux sont filmés avec un taux de contraste très faible à l'intérieur de tunnels, et 3 sont correctement reconnus mais non validés dû fait que leur niveau de confiance ne dépasse pas le seuil fixé.

Limitation de vitesse	Panneaux correctement détectés, reconnus et validés	Panneaux correctement reconnus mais non validés	Panneaux non vus
30	1	0	1
50	10	0	3
70	21	0	3
80	6	0	0
90	28	3	3
110	4	0	0
Total	70 84%	3 4%	10 12%

Tableau 9 - Evaluation sur route en France, sous de mauvaises conditions météorologiques

1.6.5. Résultats préliminaires des systèmes annexes

Les systèmes de détection et de reconnaissance des panneaux et des panneaux de fin de limitation ne sont pas ou que très peu traités dans la littérature. Il est ainsi difficile d'avoir du recul et une idée sur la méthodologie à mettre en place pour construire de tels systèmes. Ici sont montrés des résultats dits « préliminaires » car issus de premières approches (présentées plus haut).

a) Détection et reconnaissance des panneaux

Une première évaluation a été réalisée sur un jeu de vidéos françaises contenant 50 panneaux de limitation de vitesse dont 18 avec un panneau de sortie de voie.

Les résultats obtenus sont illustrés Figure 88 et Figure 89, et quantifié dans le Tableau 10. Le taux de bonne reconnaissance de 78% est déjà très satisfaisant pour une première implémentation et laisse la possibilité d'améliorer la méthodologie de détection mise en place en incorporant par exemple plus d'exemples (synthétiques et réels) dans la base d'apprentissage et en collectant plus d'exemples négatifs.



Figure 88 - Illustration d'une détection de panneau français de sortie de voie



Figure 89 - Exemple d'évaluation panneau et panonceau avec changement automatisé de contraste / luminosité

Panneaux de limitation de vitesse avec panonceau de sortie correctement détectés et reconnus	Fausse alarmes sur d'autres panneaux
14/18 = 78%	3 / 32 = 9%

Tableau 10 - Première évaluation de reconnaissance des panonceaux de sortie de voie français

b) Détection et reconnaissance des panneaux de fin de limitation de vitesse

Une première évaluation systématique a été réalisée sur un petit jeu d'enregistrements vidéo français et allemands (Figure 90) contenant 22 panneaux de fin de limitation. Les résultats obtenus (Tableau 11) ne sont pas parfaits, mais déjà satisfaisants pour une première utilisation au sein du système global. Là aussi les résultats laissent la possibilité d'améliorer la technique mise en œuvre en collectant par exemple plus d'exemples positifs et négatifs.

Panneaux de fin de limitation de vitesse correctement détectés et reconnus	Fausse alarmes validées
18/22 = 82%	1

Tableau 11 - Première évaluation de reconnaissance des panonceaux de fin de limitation de vitesse européens (français + allemands)



Figure 90 – Illustration d’une bonne reconnaissance de panneaux de fin de limitation en Allemagne (à gauche) et en France (à droite)

1.6.6. Résultats de nuit

Parce que le système repose sur un traitement d’images en niveaux de gris, et donc insensible aux changements de conditions lumineuses (comme déjà présenté plus haut), il montre des résultats très prometteur de nuit (Figure 12 et Figure 91). Ceci a été récemment quantifié par Valeo par une première campagne de test de nuit : pendant une heure de trajet, 78% des 60 panneaux de limitation de vitesse rencontrés ont été correctement détectés et reconnus.



Figure 91 - Détection et reconnaissance d’un panneau de limitation de vitesse de nuit

1.6.7. Panneaux LED

En basant le système de détection des panneaux de limitation sur un processus de segmentation des chiffres au sein des panneaux, il est très simple de l'adapter pour reconnaître les panneaux LED généralement utilisés pour des limitations variables. Ainsi l'algorithme appliqué est exactement le même, excepté que les images sont de niveau de gris inversés (Figure 92).

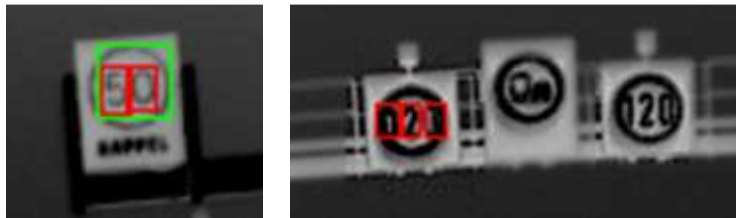


Figure 92 - Exemple de segmentation sur des images inversées de panneau LED (français à gauche, allemand à droite)

Une première évaluation sur 10 panneaux LED français et allemand montre $8 / 10 = 80\%$ de bonne reconnaissance (sans même réapprentissage spécifique du réseau de neurone de reconnaissance des chiffres avec des chiffres extraits de ces panneaux). Un exemple de bonne détection est montré Figure 93.



Figure 93 - Illustration de la détection de panneaux LED

1.6.8. Panneaux américains

Du fait d'un développement complètement modulaire du système il est très facile de remplacer la détection de cercle par la détection de rectangle (utilisé pour les panneaux) afin de détecter les panneaux rectangulaires américains. De plus, le fait que le système effectue la reconnaissance des

panneaux en segmentant les chiffres contenus à l'intérieur (ce qui constitue l'une de ses originalités face aux systèmes proposés dans la littérature qui effectuent tous une reconnaissance globale du panneau) permet ici, sans changer l'architecture général de l'algorithme de reconnaître les panneaux américains détectés.

Le système, dans sa version américaine, reconnaît pour l'instant les panneaux les plus courants (i.e. ceux où est marqué « SPEED LIMIT » juste au dessus de la limitation de vitesse). Les autres types de panneaux (Figure 5) ne sont pas encore reconnus, mais il serait très aisé d'adapter, grâce à son architecture modulaire, le système pour les reconnaître.

Une première évaluation de ce système américain montre un taux de reconnaissance des panneaux de 90% (Figure 94).

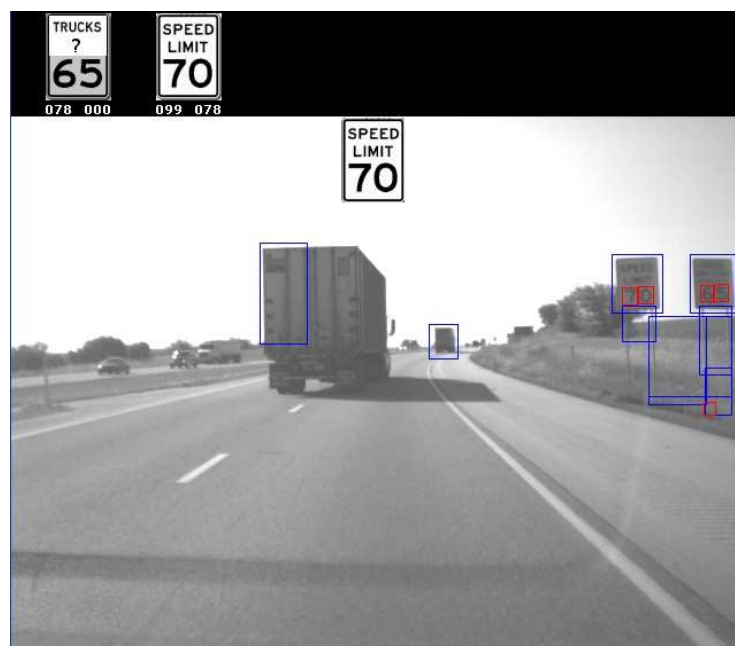


Figure 94 - Exemple de détection de panneaux américains

1.7. Conclusion et perspectives

Il a été présenté ici un système de détection et de reconnaissance visuelle des panneaux de limitation de vitesse visant à être intégré dans un système d'aide à la conduite automobile. L'enjeu majeur était de développer un système capable de tourner en temps réel dans un véhicule et insensible aux problèmes de changement de luminosité.

Pour cela, un système original a été développé de façon modulaire, basé à la fois sur de la détection de contours de forme (cercle ou rectangle) sur des images en niveau de gris et sur la reconnaissance de chiffres. Il a été démontré sa robustesse face aux variations de luminosité et de contraste pouvant survenir aux différents moments de la journée et de l'année. De surcroît, le système a été éprouvé

sur des heures de tests réels montrant un taux de bonne détection en Europe (en France et en Allemagne) de l'ordre de 94% avec un remarquable faible taux de fausses alarmes (une seule fausse alarme). Des évaluations dans d'autres pays d'Europe, comme en Italie, où les chiffres des panneaux sont sensiblement différents, ont aussi été effectuées de façon qualitative donnant des résultats prometteurs (Figure 95). La modularité du système a permis de l'adapter et de le tester facilement aux Etats-Unis prouvant son bon fonctionnement sur des panneaux rectangulaires et de l'adapter pour la reconnaissance des panneaux LED.

Enfin, un tel système de détection et de reconnaissance de panneaux de limitation de vitesse, dont le but premier est d'informer le conducteur de la limitation en cours, ne doit pas se contenter de reconnaître les seuls panneaux de début de limitation, mais doit aussi, afin d'être complet et utilisable, détecter les autres types de panneaux jouant un rôle important : les panneaux de fin de limitation et les panneaux apportant une information cruciale pour la prise de décision et être sûr que la limitation vue par le système se réfère bien à notre véhicule. C'est pourquoi, le système présenté ici propose un tel framework à l'état de prototype.



Figure 95 - Reconnaissance d'un panneau de limitation de vitesse italien, illustrant des résultats prometteur pour un système européen global

L'amélioration du système doit passer par l'ajout de certains types de panneau pas encore ou peu pris en compte. Par exemple, les panneaux de limitation de vitesse « zone 30 » situés en ville n'ont été que peu étudiés durant les tests, alors que ces panneaux sont amenés à se développer, pour des raisons de sécurité, afin de limiter la vitesse dans les zones urbaines à 30km/h. En effet, un piéton a 90% de chance de survie quand il est renversé par une voiture roulant à 30km/h, alors qu'il n'en a que 20% pour une voiture roulant à 50km/h. Les débuts de limite de « zone 30 » ne posent pas,

véritablement, de problème (à part le fait qu'ils sont plus difficilement détectables du fait de leur petitesse). Ces panneaux étant toujours représentés de la même façon que leurs homologues. Les fins de limitation de ces zones sont quant à elles plus problématiques en France, la barre noire étant à l'extérieur du cercle (Figure 96), alors que dans les autres pays européens, à l'instar de leurs congénères « fin de limitation », cette barre traverse le cercle et le nombre sur les panneaux « fin de zone ».



Figure 96 - Exemple de panneau de fin de Zone 30 en France

Il est aussi évident qu'il faut améliorer le framework proposé pour la détection et la reconnaissance des panneaux de fin de limitation et des panneaux. Pour cela, il faudrait procéder à la collecte de nouveaux exemples réels positifs et négatifs afin d'améliorer les bases d'apprentissage. Il est aussi évident qu'il faudrait pouvoir reconnaître différents types de panneaux (autre que le seul panneau de sortie de voie) passant là aussi par la collecte d'exemples afin d'enrichir les bases d'apprentissage, et de pouvoir peut être différencier les types de fin de limitation (i.e. pouvoir différencier une fin de limitation 30 à une fin de limitation 50 par exemple).

Afin d'améliorer la robustesse de ce framework face aux rotations des panneaux et à leurs multiples résolutions possibles (les panneaux étant plus ou moins loin) dans l'image, une première investigation a été portée sur l'étude de l'apprentissage / reconnaissance non pas sur l'image originale du panneau, mais sur un ensemble de descripteurs (signature) invariants aux transformations extraits de ces panneaux. De nombreux descripteurs ont ainsi été développés depuis les travaux de Hu en 1962 (Hu, 1962) sur les moments invariants (comme les moments de Zernike qui sont très utilisés dans la littérature). Les travaux de (Adam, et al., 2001) ont montré que la transformée de Fourier-Mellin donne de bien meilleurs résultats que les autres signatures généralement employées dans la littérature pour la reconnaissance de caractère multi-orienté multi-échelle avec des rotations sur leurs images jusqu'à 180° (ce qui est bien supérieur à nos cas réels) et face au bruit. Le caractère insensible aux variations de rotation et de translation de cette transformée s'explique de part sa construction (Figure 97): c'est l'enchaînement d'une transformée log-polaire (qui transforme les rotations et les changements d'échelle en translation, donc insensible aux rotations - Figure 98 et Figure 99) de l'image puis d'une transformation de Fourier (insensible aux translations - Figure 100).

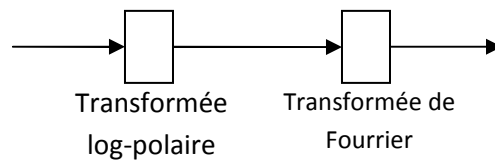


Figure 97 – La transformée de Fourier-Mellin

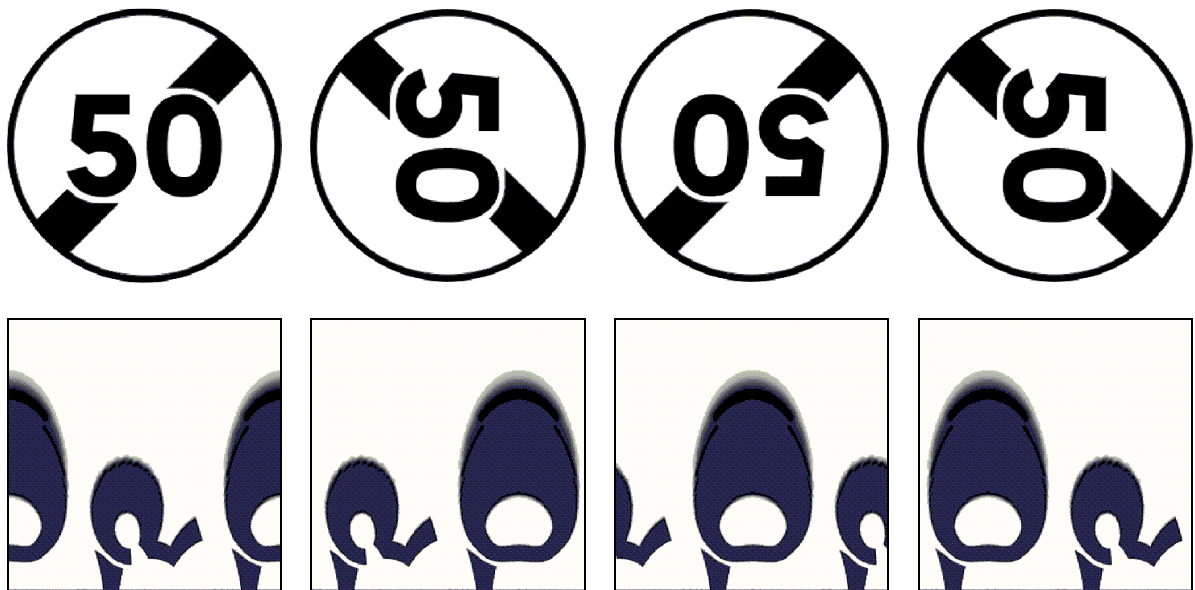


Figure 98 - La rotation dans le domaine cartésien (en haut) se transforme en une translation le long de l'axe angulaire (ici, l'axe horizontal) dans le domaine log-polaire (en bas)

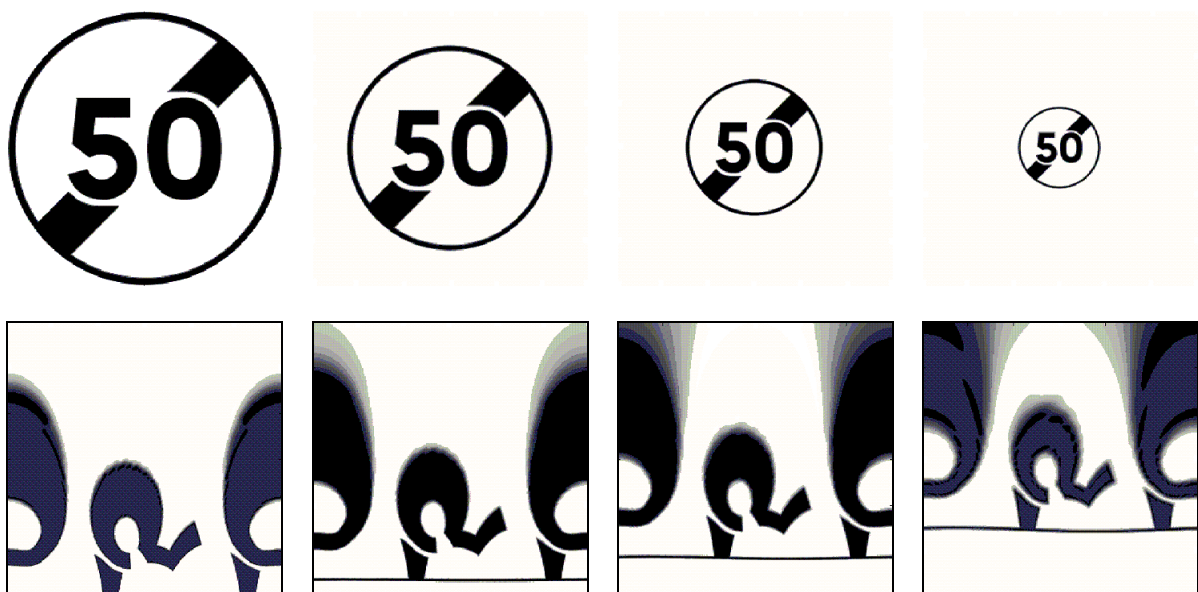


Figure 99 - Le changement d'échelle dans le domaine cartésien (en haut) se transforme en une translation le long de l'axe rayon (ici l'axe vertical) dans le domaine log-polaire (en bas)

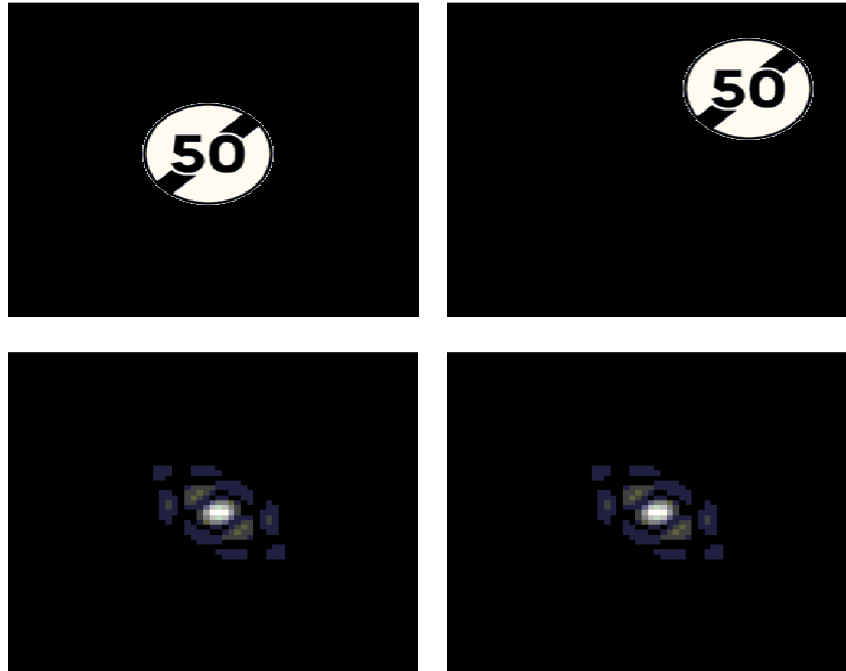


Figure 100 – Spectre de la transformée de Fourier (en bas) est insensible aux translations des images (en haut)

Pour améliorer notre framework de reconnaissance l'idée est donc d'utiliser la transformée de Fourier-Mellin de nos images comme base d'apprentissage. Une première comparaison en utilisant un réseau de neurone de type perceptron multicouche sur les 2 bases (la base d'images originales et la base d'images avec une transformée de Fourier-Mellin) montre que l'utilisation de cette transformée donne de bien meilleurs résultats face aux rotations (Tableau 12) et au bruit (Tableau 13).

Angle de rotation	Taux de bonne classification avec transformée de Fourier-Mellin	Taux de bonne classification sur les images brutes
6°	92%	90%
14°	91%	81%
22°	91%	36%

Tableau 12 - Comparaison de l'apprentissage face aux rotations avec et sans transformation de Fourier-Mellin

Var	Taux de bonne classification avec transformée de Fourier-Mellin	Taux de bonne classification sur les images brutes
10	91%	40%
20	86%	32%
30	83%	25%

Tableau 13 - Comparaison de l'apprentissage face au bruit avec et sans transformation de Fourier-Mellin

Malheureusement, il n'est pas possible d'inclure cette perspective d'amélioration tel quelle. En effet, l'inconvénient majeur de cette technique réside dans le choix du centre de transformation du repère cartésien en repère log-polaire car cette première transformée n'est pas insensible aux translations. Ainsi, comme le montre Figure 101, si on utilise le centre de l'image, le résultat de la transformation log-polaire ne sera pas le même avec une translation de l'image originale. Une méthode pour contourner ce problème consiste à calculer le centre de masse (centre de gravité) de l'image et à utiliser celui-ci comme point origine de la transformation (Figure 101). Cependant, calculer le centre de masse d'une image réelle de la détection d'un panneau, qui peut être plus ou moins bien centré, et qui contient forcément une image de l'environnement derrière lui (dû au fait de sa forme circulaire et non rectangulaire) est quasiment impossible. Les résultats de cette technique sont donc certes très prometteurs, mais elle n'est pas utilisable directement tel quel dans le système.

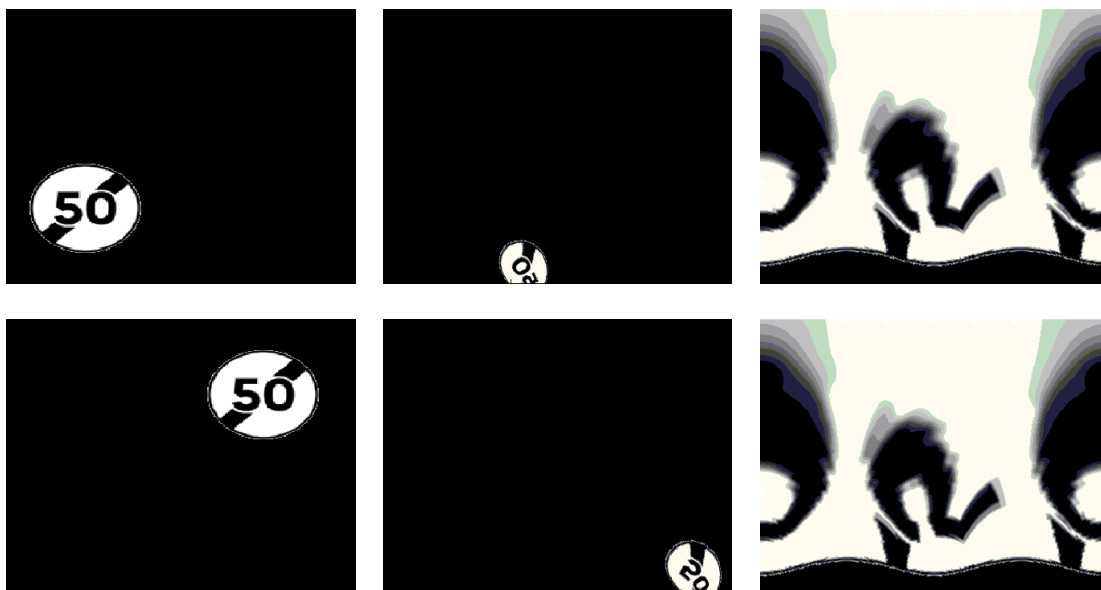


Figure 101 - Comparaison de la transformée log-polaire par rapport aux translations de l'image originale en fonction du point origine (à gauche) - résultat en prenant comme originie le centre de l'image (au centre) - résultat en prenant le centre de masse (à droite)

Enfin, le vrai problème d'un système de détection et de reconnaissance purement visuel des panneaux de limitation de vitesse, bien que prenant en compte tous les types de panneau (début de limite, fin de limite et panneau) réside dans l'interprétation de la reconnaissance. Par exemple, dans le cas de la Figure 102, la voiture roule sur une autoroute française, la limitation est donc de 110 ou 130 km/h, mais le système détecte et reconnaît le panneau de sortie de voie. Bien que le panneau stipulant une limitation pour la voie de sortie soit aussi reconnu, le système seul (i.e. non couplé à d'autres algorithmes) est incapable de dire si la voiture emprunte ou non cette sortie, et

valide bien malgré lui cette limitation de 90 km/h. Il est donc clair que d'autres algorithmes / informations doivent être fusionné au système afin de pouvoir effectuer une prise de décision intelligente. Dans notre exemple (Figure 102), il suffirait par exemple d'utiliser (ie fusionner) les résultats d'un algorithme de détection de ligne afin que le système puisse « savoir » qu'il n'est pas sur la voie de sortie.



Figure 102 - Cas d'un manque d'interprétation du système de détection visuel seul

Il peut aussi survenir que le système ne connaisse pas la limitation en cours (i.e. n'ait pas encore vu de panneau de limitation de vitesse), par exemple, quand le conducteur démarre sa voiture et commence à rouler, le système s'initialise et ne sait qu'elle limitation est en cours ; ou à cause d'une simple occultation d'un panneau par un autre véhicule. Pour palier à cet inconvénient, il est envisageable d'utiliser l'information de positionnement provenant du GPS et d'un capteur cartographique afin de savoir où le véhicule se situe et de connaître la limitation de vitesse à appliquer (soit parce qu'elle est renseignée dans la base cartographique, soit parce qu'elle peut être induite via des règles : en France, la limitation sur autoroute est de 110 ou 130km/h).

Le chapitre suivant présente l'utilisation du capteur cartographique afin d'améliorer le système de reconnaissance de limitation de vitesse.

