

Descripteurs d'images en contexte routier : une revue bibliographique

P. Duthon¹

F. Chausse^{2,3}

F. Bernardin¹

M. Colomb¹

¹ Cerema, Département Laboratoire de Clermont-Ferrand, 8-10 rue Bernard Palissy, F-63017 Clermont-Ferrand Cedex 2, France.

² Université Clermont Auvergne, Université d'Auvergne, Institut Pascal, BP 10448, F-63000 Clermont-Ferrand, FRANCE

³ CNRS, UMR 6602, IP, F-63178 Aubière, FRANCE

pierre.duthon@cerema.fr

Résumé

La vision artificielle est présente sur les routes, à la fois sur l'infrastructure pour la surveillance du trafic, et à bord des véhicules pour les aides à la conduite. Comme tout premier élément de la chaîne de traitement, les descripteurs d'images jouent un rôle important dans les algorithmes. Cet état de l'art passe en revue les algorithmes de vision artificielle du contexte routier sous une approche nouvelle, en les mettant en parallèle avec les descripteurs d'images, ce qui offre de nombreuses possibilités d'analyse.

Mots clés

Vision artificielle, Descripteurs d'images, Contexte routier

Abstract

Computer vision is increasingly present on the road, both on the infrastructure for traffic monitoring and in vehicles for driving assistance. Implemented algorithms use image features for many operations. Image features are therefore crucial. This state of the art reference computer vision algorithms of the road context under a new approach, putting them in parallel with image features, which offers many possibilities for analysis.

Keywords

Computer vision, Image features, Road context

1 Introduction

Depuis le début des années 1980, des systèmes de vision artificielle sont mis en œuvre sur les routes. A l'origine, ces systèmes sont apparus sur l'infrastructure afin de permettre l'optimisation des déplacements. Ils venaient alors compléter les capteurs déjà existants (boucle de détection) pour la gestion intelligente du trafic. Ces systèmes ont ensuite été utilisés pour la détection automatique d'incidents afin de prévenir les usagers d'une situation à risque en amont sur la route. Aujourd'hui, les systèmes de vision artificielle embarqués sur les véhicules améliorent la sécurité (système d'aide à la conduite avancée, ADAS).

Qu'ils soient installés sur l'infrastructure ou embarqués dans un véhicule, les systèmes de vision artificielle contribuent à répondre aux enjeux de sécurité et d'optimisation des déplacements. Les capteurs utilisés en contexte routier pour la perception de l'environnement sont les caméras visible ou infrarouge, stéréoscopiques ou monoculaires, les radars, les lidars, ou encore les caméras à temps de vol. Excepté pour ces dernières dont l'utilisation très récente ne permet pas un recul suffisant, les combinaisons de capteurs mises en œuvre ont une constante : elles incluent toutes une caméra sensible en lumière visible.

Côté logiciel, ces systèmes implémentent des chaînes de traitement et d'analyse des images qui contribuent à résoudre des problèmes concrets (détection de véhicules ou de piétons, suivi de voie, ...) qui sont appelés **applications finales** par la suite. Ces applications sont diverses et pour chacune d'elles il existe de très nombreuses solutions algorithmiques. Elles ont toutes un point commun qui est l'utilisation d'un **descripteur d'images** (fig. 1). Le descripteur d'image est utilisé pour la détection, la reconnaissance et le filtrage temporel. Il s'agit d'un algorithme intermédiaire qui prend en entrée tout ou portion d'une image et qui calcule en sortie un ensemble de valeurs de description, comme par exemple un score par pixel (Harris), un vecteur par pixel (HOG), une valeur par région (moment) ou encore un vecteur par région (LRF).

Or dans la bibliographie, le choix des descripteurs d'images n'est pas forcément toujours très bien argumenté. Il est parfois induit par les bons résultats d'un descripteur à un instant donné pour une application finale associée. A titre d'exemple, tous les spécialistes du domaine sont capables de citer les couples application finale et descripteur d'images suivants : détection de piétons et HOG ou encore odométrie visuelle et Harris. Il apparaît aussi que certains descripteurs d'images n'ont jamais été testés pour certaines applications finales. Par exemple, les filtres binaires sont très peu utilisés en contexte routier alors qu'ils connaissent un fort déploiement dans d'autres domaines. Ces constatations poussent à se poser la question : qu'est-ce qu'un bon des-

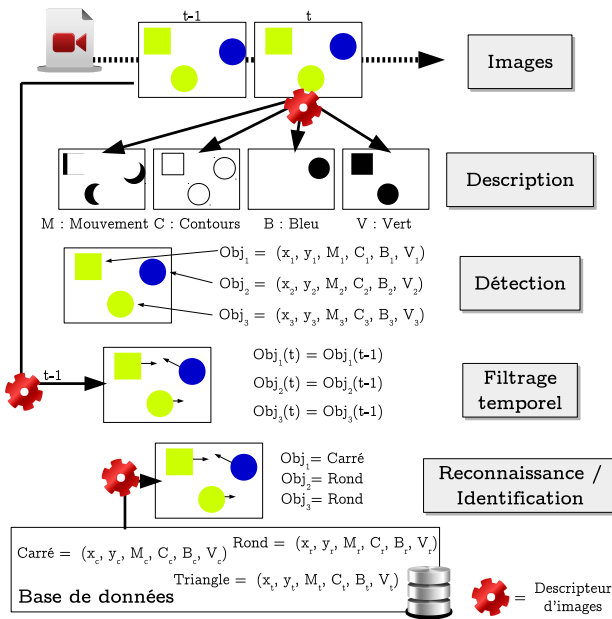


FIGURE 1 – Descripteurs d'images dans un algorithme de traitement.

cripteur d'images en contexte routier ?

Cet article présente la synthèse d'une étude bibliographique réalisée pour tenter d'apporter une ou des réponses objectives à cette question. Elle s'inscrit dans un travail plus complet sur l'analyse de la robustesse des descripteurs d'images en présence de conditions météorologiques dégradées (brouillard, pluie). L'influence de ces facteurs si importants pour la sécurité n'est jamais considérée en tant que telle dans le choix ou la conception d'un descripteur.

Bien sûr l'analyse du comportement de l'ensemble des descripteurs d'images face aux conditions météorologiques dégradées n'est pas envisageable tant les combinaisons descripteurs / applications finales sont nombreuses. Une phase de sélection des descripteurs les plus représentatifs est donc nécessaire. C'est cet objectif qui a motivé la réalisation de la revue bibliographique présentée ici.

Les états de l'art déjà existants proposent des analyses des descripteurs d'images le plus souvent assez théoriques [21, 11] ou sur des applications éloignées du contexte routier [23, 25]. De plus, ces études bibliographiques se concentrent la plupart du temps spécifiquement sur certaines familles de descripteurs d'images. Différents états de l'art et *benchmarks* sur les systèmes de vision artificielle en contexte routier existent aussi. Certains se focalisent sur les systèmes rencontrés sur l'infrastructure [15, 27, 39]. D'autres font de même pour les systèmes embarqués dans le véhicule [35, 18]. Dans ces études, les systèmes identifiés sont classés soit par applications finales soit par descripteurs (fonctionnement algorithmique). La plupart du temps, seuls quelques exemples sont recensés afin de donner les grandes lignes de chaque catégorie. Ces états de l'art ne permettent donc pas de repérer les bons descrip-

teurs d'images pour le contexte routier.

Cette étude bibliographique apporte plusieurs nouveautés par rapport aux précédentes.

- Les systèmes de bord de voie et embarqués sont répertoriés conjointement.
- Le classement des algorithmes de vision artificielle est fait simultanément selon les fonctions finales et selon les descripteurs d'images employés. Ceci permet une analyse croisée de ces deux critères.
- Le recensement conséquent de références d'algorithmes de vision artificielle en contexte routier (plus de 400) a permis une approche statistique sur la représentativité de chaque catégorie (tab. 1).
- L'utilisation des descripteurs est recensée au fil du temps ce qui permet d'observer certains "effets de mode".

Cette étude bibliographique peut s'adresser à différents publics. Le spécialiste du traitement d'images trouvera des applications concrètes aux descripteurs d'images. Le spécialiste de la vision artificielle en contexte routier pourra justifier ses intuitions sur les grands classiques mais aussi trouver des idées non explorées. Le novice ou le spécialiste d'un autre domaine pourra trouver une vue synthétique et globale sur la vision artificielle en contexte routier.

La section suivante dresse un historique sommaire de l'apparition et du développement de la vision artificielle en contexte routier. La section 3 porte sur l'analyse croisée entre les applications finales recensées et les descripteurs d'images utilisés. Enfin, la section 4 propose un exemple d'analyse temporelle qui met en évidence les "effets de mode" concernant le choix des descripteurs d'images.

2 Vision artificielle sur la route

2.1 Applications finales

Avant de commencer à étudier les algorithmes de vision artificielle en contexte routier, il est important de comprendre leur contexte, leurs origines et les validations dont ils ont fait l'objet. Sur l'infrastructure ou à bord des véhicules, le triple objectif des recherches sur les systèmes de vision artificielle en contexte routier est toujours le même : obtenir un couple véhicule-infrastructure plus sûr (sécurité), plus efficace (économique en énergie, rapide, au parcours optimisé, confortable) et plus proche de l'homme (confortable, interface homme machine développée, ergonomique).

Infrastructure. Coté infrastructure, les systèmes de management du trafic intelligent apparaissent dans les années 1960 pour répondre aux problèmes de congestion et d'accidents [33]. Les routes sont alors instrumentées pour mesurer le trafic et des centres de contrôle centralisés sont mis en place. Les premiers carrefours gérés intelligemment apparaissent alors pour optimiser les déplacements [33]. Dans les années 1970, la seconde solution proposée pour enrayer la saturation des réseaux et augmenter la sécurité passe par l'information aux usagers et l'optimisation des parcours. Cette première phase a plutôt concerné le déve-

loppement de l'infrastructure (acquisition des données sur le trafic) et la communication de ces données au conducteur. L'objectif était de permettre au conducteur d'anticiper des éléments dangereux sur la route et d'optimiser le trafic en proposant des itinéraires alternatifs. Pour ce qui est des systèmes de vision artificielle sur les infrastructures, les premiers travaux qui ont pu être recensés remontent au début des années 1980. Ils portent sur la détection des objets dans les scènes à partir des caméras de surveillance (piétons, véhicules). Dans les années 2000, les travaux de recherche consistent ensuite à interpréter des informations de haut niveau (accident, comportement anormal) et à utiliser plusieurs flux d'informations (fusion de données et suivi multi-caméra).

Aujourd'hui, les systèmes de vision artificielle utilisant des caméras sont employés pour de nombreuses finalités : *Traffic Data Collection* (TDC), détection automatique d'incident (DAI) et contrôle. La collecte d'informations variées sur le trafic (nombre de véhicules, vitesse...) permet une meilleure gestion du réseau en détectant les congestions ou les points dangereux. C'est donc une aide à la décision pour le gestionnaire et cela permet une redirection des usagers pour optimiser la mobilité. L'intérêt des caméras est qu'elles sont non intrusives et qu'elles permettent une mesure de plusieurs paramètres et sur plusieurs voies à la fois, à l'inverse des radars ou des boucles de détection. La DAI permet à l'opérateur en charge du réseau de rapidement déclencher l'alerte aux secours en cas d'accident. Il peut aussi donner des informations sur l'accident aux autres véhicules du même axe ce qui permet d'éviter un enchaînement d'accidents. L'intérêt des systèmes de vision artificielle est alors double. D'abord, ils permettent de gagner du temps car, avec la multiplication des caméras, un opérateur ne pourrait pas surveiller l'ensemble du réseau sans vision artificielle [15]. Ensuite, comme le réseau est équipé de caméras pour la surveillance par un opérateur humain, le coût de déploiement des systèmes de vision artificielle est réduit. Enfin, les systèmes de vision artificielle peuvent aussi servir à des contrôles du respect des règles du code de la route.

En mettant la lecture de plaques d'immatriculation à part, les deux applications finales majeures sur l'infrastructure sont : la **détection de véhicules** et la **détection de piétons**.

Véhicule. Coté véhicule, une phase de préliminaire de développement au véhicule intelligent, correspondante au déploiement de l'informatique et du traitement de l'information, a eu lieu des années 1930 aux années 1980 [7]. En 1939, General Motors (GM) propose *Futurama*, la vision d'autoroutes complètement automatisées à la foire internationale de New York. Dans les années 1970, l'idée de guider des véhicules par un rail magnétique émerge [9]. Dès les années 1980, l'électronique est commercialisée à bord des véhicules. Dans le même temps, les recherches fondamentales sur les véhicules autonomes débutent [6]. Dans les années 1990, les caméras apparaissent sur les véhicules commercialisés pour augmenter la perception du

conducteur. Très rapidement des algorithmes de vision artificielle ont permis d'assister le conducteur dans sa tâche de conduite. Le niveau 1 d'automatisation¹ [32] est atteint commercialement en 2000 (régulateur de vitesse adaptatif, ACC) alors que le niveau 2 apparaît sur les routes en 2013 (*Traffic Jam Assist*, TJA).

Aujourd'hui les applications commerciales utilisant des systèmes de vision artificielle sont très variées : entre autres, le suivi de voie (LKS), l'ACC, le freinage automatique d'urgence (AEB), ou encore le TJA. Elles permettent de compenser d'éventuelles erreurs du conducteur (AEB, LKS) ou de l'assister (ACC, TJA). Ces applications prennent partiellement le contrôle du véhicule. Il est donc capital que les systèmes de vision artificielle soient robustes ce qui justifie le travail de validation des descripteurs d'images en conditions météorologiques dégradées. Ces produits commerciaux reposent sur différentes applications finales : la **détection de véhicules**, la **détection de piétons**, l'**odométrie visuelle**, la **reconnaissance de signalisation** et le **suivi de voie**. Elles devront toutes être mises en œuvre pour obtenir un système de conduite autonome.

2.2 Descripteurs d'images

Les descripteurs d'images peuvent être rassemblés en grandes familles. Le classement proposé ici est un classement par mode de fonctionnement. Ce choix est aussi fait dans d'autres états de l'art [21, 23, 25].

Les descripteurs d'images **colorimétriques** comprennent : l'utilisation directe de l'intensité, l'utilisation de patch, l'utilisation directe du triplet couleur, ou encore des résultats de segmentation. Ces méthodes bien que simples ont l'avantage d'avoir un temps de calcul quasiment nul. Elles s'avèrent en revanche moins robustes que d'autres descripteurs. Par exemple, l'utilisation de la couleur dépend des conditions d'éclairage [17] alors que l'utilisation de patch est limitée dans le cas d'images à texture répétitive [24].

Les **filtres** renvoient une image en sortie : chaque pixel ou région de pixel sont donc traités. Ils sont très variés. Les filtres de contour restent les plus employés (le gradient et ses variantes [5] ou le Sobel). Les filtres d'angle sont aussi beaucoup utilisés (Harris [13]). Les descripteurs binaires utilisent un test logique pour créer des vecteurs de description (BRIEF [4]). Les filtres de rang utilisent une relation d'ordre à la place d'une relation logique (filtre médian). Les filtres par apprentissage utilisent un apprentissage sur une base de données et sont donc optimisés pour les données rencontrées (*Local Receptive Fields*, LRF [10], FAST [29]). Les filtres morphologiques s'inspirent de la morphologie mathématique (ouverture, fermeture). Enfin, les méthodes de *template matching* peuvent s'apparenter à un filtrage. Elles consistent à renvoyer pour chaque point de l'image une mesure de corrélation avec une forme don-

1. La SAE définit 5 niveaux d'automatisation : Assistance à la conduite, Automatisation partielle, Automatisation conditionnelle, Haute automatisation et Automatisation complète.

née en ce point [20].

Les descripteurs d'images basés sur une **transformation intégrale** les plus connus sont la transformée de Fourier (FFT) et les ondelettes de Haar (*Haar-like* [38], SURF [2]). Les descripteurs **statistiques** procèdent à des comptages ou des moyennes. L'histogramme permet de décrire une région de l'image selon la répartition de l'intensité des pixels. L'histogramme des orientations (HOG, proposé dans SIFT [22]) utilise quant à lui l'orientation des gradients comme répartition. La transformée de Hough [1] s'apparente aux descripteurs statistiques. Elle permet originellement d'identifier les droites puis a été généralisée à d'autres formes (polygones, cercles).

Les descripteurs d'images de **symétrie** (*Generalized Symmetry Transform*, GST [28]) ne peuvent être rattachés à d'autres catégories car les mécanismes mis en jeu sont assez particuliers et variés.

Maintenant que les différentes familles d'applications finales et de descripteurs d'images ont été identifiées, il est intéressant d'étudier le croisement de ces deux éléments.

3 Statistique croisée des descripteurs d'images et des applications finales

L'approche retenue pour cet état de l'art est originale : seuls des exemples d'algorithmes récents, représentatifs et marquants seront développés. En parallèle, une vision de l'ensemble des références identifiées est proposée. Cette vision utilise uniquement le nombre de références identifiées dans chaque catégorie (tab. 1). Chaque catégorie est le croisement entre les applications finales des algorithmes et les descripteurs d'images utilisés dans ces derniers.

Du point de vue descripteur d'images, les descripteurs simples de colorimétrie et de contour sont les plus employés tout domaine d'application confondu. Ce sont en effet les premiers à avoir été développés, ils ont un temps de calcul réduit, et ils sont utilisables en complément d'autres descripteurs. Parmi les autres descripteurs les plus utilisés se trouvent : le Harris (angle) [13], la transformée de Hough [14], les Haar-like [2], ou encore le HOG [22]. A l'inverse, les filtres binaires et par apprentissage, bien qu'efficaces dans d'autres domaines, sont très peu exploités dans le contexte routier.

Du point de vue application, sur l'infrastructure, les deux applications majeures sont la détection de véhicules et de piétons. La technique la plus employée est une extraction fond-forme pour la pré-détection (caméra fixe) généralement suivie par une classification sur les contours. Pour cette seconde phase, deux méthodes sont utilisées. La première, plutôt utilisée pour la détection de véhicules, recherche une mise en correspondance avec un modèle 3D [36]. Elle est aussi adaptée à la détection de piétons en analysant les silhouettes [34]. La seconde méthode, plus récente, utilise un apprentissage (SVM, réseau de neurones). Cette seconde technique permet de répondre à la fois à la détection de véhicules [40] et de piétons [5].

Les applications embarquées à bord des véhicules, malgré

	Infra.		Véhicule				
	Véhicule	Piéton	Véhicule	Piéton	Odométrie	Signa. Vert.	Suivi de voie
Colorimétrie	16	9	21	5	9	51	10
Contour	24	7	28	29	11	33	62
Filtres							
Angles	5	0	8	4	11	9	0
Autres	6	3	10	7	2	3	4
Transfo. Int.							
Haar	2	2	6	7	3	11	0
Autre	1	0	1	2	0	3	3
Histogramme	2	2	8	3	0	0	2
Statistique							
HOG	0	1	5	18	1	11	3
Hough	1	1	3	4	3	14	19
Autre	5	1	4	7	3	5	6
Symétrie	0	0	11	8	0	6	0

TABLE 1 – Tableau croisé des applications finales et des descripteurs d'images mis en œuvre. La valeur dans chaque case représente le nombre de publications identifiées pour chaque catégorie.

un schéma commun (fig. 1), mettent en œuvre des techniques légèrement différentes.

La détection de véhicules et de piétons par caméra embarquée utilise différentes méthodes pour pré-sélectionner des objets. A l'inverse de l'infrastructure, la caméra est ici en mouvement : l'extraction fond-forme est impossible. Les algorithmes emploient alors la stéréo-vision, la perspective, les flux optiques ou encore la fenêtre glissante. La validation des objets détectés se fait généralement de différentes manières. Pour les véhicules, les Haar-like [9, 26] ou la symétrie [37] sont courants. Pour les piétons, les Haar-like [26], la symétrie [3] mais surtout le HOG [9, 5, 26] sont employés. Dans les deux cas, ces descripteurs sont utilisés en tant qu'une entrée pour une méthode de classification par apprentissage.

L'odométrie visuelle est une application légèrement différente des autres. C'est en effet la seule qui utilise pour objet d'intérêt non pas des régions mais des points. La phase de détection des points d'intérêts fait appel à des descripteurs de contour ou d'angle. L'algorithme SIFT [22] utilise par exemple un système multi-échelles sur le gradient pour la détection alors que de nombreux algorithmes d'odométrie visuelle utilisent le descripteur de Harris [19, 30]. Pour l'odométrie visuelle, la phase de reconnaissance est une mise en correspondance des points d'intérêt entre images successives. Des techniques de descriptions variées sont alors employées : le patch en intensité avec une mesure de corrélation [30], le HOG dans l'algorithme SIFT [22] ou encore les Haar-like dans l'algorithme SURF [2].

La détection de signalisation verticale utilise, en plus

des méthodes citées pour la détection de véhicules et de piétons, l'information colorimétrique pour la détection des zones d'intérêt [31]. Comme les signalisations sont conçues pour être facilement visibles, elles sont pourvues de couleurs saturées. Pour la reconnaissance, deux méthodes (parfois combinées) sont couramment employées : à l'aide des descripteurs ou par une mise en correspondance de la forme. Dans le cas des descripteurs d'images, les méthodes sont variées : Haar-like [31], HOG [31] et d'autres. Dans le cas de la reconnaissance de forme, des méthodes par vote dérivées de la transformée de Hough sont majoritairement utilisées [31].

Le suivi de voie inclut en fait l'ensemble des algorithmes de détection des signalisations horizontales bien qu'il soit majoritaire. Les algorithmes les plus récents se focalisent aussi sur la détection d'autres marquages au sol (passage piéton, flèches directionnelles) [8]. Pour le suivi de voie, les descripteurs de contours et la transformée de Hough sont majoritairement utilisés. Ils sont souvent complémentaires : le descripteur de contour effectue un pré-traitement alors que la transformée de Hough filtre les résultats [12]. Cette analyse croisée a donc permis de mettre en évidence quels sont les descripteurs d'images les plus employés en contexte routier de manière justifiée. Elle a aussi permis de dresser un schéma classique des méthodes employées pour chaque catégorie d'algorithmes.

4 Analyse temporelle

L'analyse par le tableau croisé présente des algorithmes de 1986 à 2015 sans distinction. La donnée temporelle présente cependant un grand intérêt puisqu'elle permet de mettre en évidence les évolutions dans les algorithmes. Comme la base de données est très vaste, seul un exemple sera développé : le HOG entre 1990 et 2015 (fig. 2).

D'abord, bien que fixé dans sa forme actuelle en 2005 [5], des algorithmes similaires au HOG existaient dès 1990 en contexte routier [16]. De plus, entre 2000 et 2005, de nombreuses variantes ont été élaborées pour diverses applications du contexte routier. L'algorithme SIFT contient d'ailleurs une description par HOG. Ensuite, les recherches sur le HOG pour la détection de piéton ont explosé après le succès de l'algorithme proposé par Dalal en 2005 (algorithme général non destiné au contexte routier). Elles connaissent ainsi un pic en 2006 et ce jusqu'en 2010. En embarqué, ces recherches s'étendent à la détection d'autres objets : signalisation et véhicule. À noter, l'absence de l'utilisation du HOG pour la détection de piétons et de véhicules sur l'infrastructure. Enfin, le HOG n'est pas utilisé pour l'odométrie visuelle (pourtant très puissant dans le SIFT) car sa complexité est incompatible avec le temps réel.

Cet exemple met en évidence l'intérêt de ce référencement des algorithmes de vision artificielle en contexte routier. En effet les possibilités offertes par la base de données constituée sont très nombreuses (application, descripteur, année, pays, laboratoire). Elle permettent de comprendre les ori-

gines des algorithmes actuels mais aussi d'orienter les futures recherches vers des pistes inexplorées.

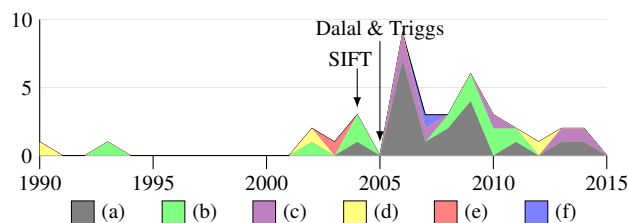


FIGURE 2 – Nombre d'utilisations du HOG dans des algorithmes de vision artificielle au cours du temps. Courbes cumulées : (a) Détecteur piéton (véhi.); (b) Signalisation ; (c) Détecteur véhicule (véhi.); (d) Suivi de voie ; (e) Odométrie ; (f) Détecteur piéton (infra.).

5 Conclusion et perspectives

Cette étude bibliographique a commencé par un rapide historique du développement des algorithmes de vision artificielle en contexte routier. Les applications finales majeures de la vision artificielle en contexte routier ont été identifiées. Les mécanismes mis en jeu pour chaque application finale ont ensuite été détaillés et les mettant en parallèle avec les descripteurs d'images utilisés. Ainsi, les descripteurs les plus courants ont été recensés par cette approche croisée originale. Enfin, un exemple d'analyse temporelle a permis de mettre en évidence les "effets de mode" dans la recherche et de montrer le potentiel de la base de données constituée. Un rapport bibliographique détaillé d'une centaine de pages a d'ailleurs été produit.

Ce travail se conclut donc sur l'identification des descripteurs d'images les plus courants et de leur champ d'application. Il permet aussi de proposer de nombreuses analyses enrichissantes. Il sera suivi d'une phase de test des descripteurs en conditions météorologiques dégradées, capitales pour le contexte routier.

Références

- [1] D. Ballard. Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes. *Pattern Recognition*, 13(2):111–122, 1981.
- [2] H. Bay, T. Tuytelaars, and L. V. Gool. Surf : Speeded up robust features. *ECCV 2006*, 2006.
- [3] M. Bertozzi, a. Broggi, C. Caraffi, M. Del Rose, M. Felisa, and G. Vezzi. Pedestrian detection by means of far-infrared stereo vision. *Computer Vision and Image Understanding*, 106 :194–204, 2007.
- [4] M. Calonder, V. Lepetit, C. Strecha, and P. Fua. Brief : Binary robust independent elementary features. *Computer Vision - ECCV 2010*, 2010.
- [5] N. Dalal and B. Triggs. Histograms of oriented gradients for human detection. *CVPR 2005*, 2005.

- [6] E. Dickmanns. Vehicles capable of dynamic vision. *IJCAI*, 1997.
- [7] L. Figueiredo and I. Jesus. Towards the development of intelligent transportation systems. *Intelligent Transportation Systems*, 2001.
- [8] P. Foucher, Y. Sebsadji, J.-p. Tarel, P. Charbonnier, and P. Nicolle. Detection and Recognition of Urban Road Markings Using Images. 2011.
- [9] U. Franke, D. Pfeiffer, C. Rabe, C. Knoeppel, M. Enzweiler, F. Stein, and R. G. Herrtwich. Making bertha see. *IEEE International Conference on Computer Vision*, pages 214–221, 2013.
- [10] K. Fukushima. Neocognitron : A hierarchical neural network capable of visual pattern recognition, 1988.
- [11] M. Grand-Brochier. Descripteurs 2D et 2D+ t de points d'intérêt pour des appariements robustes. 2011.
- [12] D. Hanwell and M. Mirmehdi. Detection of Lane Departure on High-speed Roads. *Icpram (2)*, 2012.
- [13] C. Harris and M. Stephens. A combined corner and edge detector. *Alvey vision conference*, 1988.
- [14] P. Hough. Method and means for recognizing complex patterns, 1962.
- [15] W. Hu, T. Tan, L. Wang, and S. Maybank. A survey on visual surveillance of object motion and behaviors. *IEEE Transactions On Systems Man And Cybernetics*, 34(3) :334–352, 2004.
- [16] P. Kahn, L. Kitchen, and E. M. Riseman. A fast line finder for vision-guided robot navigation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 12 :1098–1102, 1990.
- [17] V. Kastriaki, M. Zervakis, and K. Kalaitzakis. A survey of video processing techniques for traffic applications. *Image and Vision Computing*, 21(4) :359–381, 2003.
- [18] K. Kovacic, E. Ivanjko, and H. Gold. Computer vision systems in road vehicles : a review. *Croatian Computer Vision Workshop*, 2013.
- [19] T. Lemaire, C. Berger, I. K. Jung, and S. Lacroix. Vision-based SLAM : Stereo and monocular approaches. *International Journal of Computer Vision*, 74(3) :343–364, 2007.
- [20] J. P. Lewis. Fast Template Matching Template Matching. *Pattern Recognition*, 10(11) :120–123, 1995.
- [21] J. Li and N. Allinson. A comprehensive review of current local features for computer vision. *Neurocomputing*, 2008.
- [22] D. Lowe. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International journal of computer vision*, 2004.
- [23] W. Ma and H. Zhang. Benchmarking of image features for content-based retrieval. *32nd Asilomar Conference on Signals, Systems & Computers*, 1998.
- [24] A. Mallet, S. Lacroix, and L. Gallo. Position estimation in outdoor environments using pixel tracking and stereovision. *IEEE ICRA 2000*, 4 :3519–3524, 2000.
- [25] K. Mikolajczyk and C. Schmid. A Performance Evaluation of Local Descriptors. *IEEE PAMI*, 27 :1615–1630, 2005.
- [26] L. Oliveira, G. Monteiro, P. Peixoto, and U. Nunes. Towards a Robust Vision-Based Obstacle Perception with Classifier Fusion in Cybercars. *EUROCAST*, 4739 :1089–1096, 2007.
- [27] S. P. Patil and M. B. Patil. Moving Vehicle Detection : A Review. *International Journal of Computer Applications*, 87(15) :35–37, 2014.
- [28] D. Reisfeld, H. Wolfson, and Y. Yeshurun. Context-free attentional operators : The generalized symmetry transform. *International Journal of Computer Vision*, 14 :119–130, 1995.
- [29] E. Rosten and T. Drummond. Machine learning for high-speed corner detection. *ECCV*, 2006.
- [30] E. Royer, J. Bom, M. Dhome, B. Thuilot, M. Lhuillier, and F. Marmoiton. Outdoor autonomous navigation using monocular vision. *2005 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2005.
- [31] A. Ruta, F. Porikli, S. Watanabe, and Y. Li. In-vehicle camera traffic sign detection and recognition. *Machine Vision and Applications*, 22(2) :359–375, 2011.
- [32] SAE International. J3016 - Taxonomy and Definitions for Terms Related to On-Road Motor Vehicle Automated Driving Systems, 2014.
- [33] M. Shafer. A comparison of international IVHS. In *CVEN 689*, 1993.
- [34] N. T. Siebel and S. Maybank. Fusion of Multiple Tracking Algorithms for Robust People Tracking. *ECCV*, 2353 :1–15, 2002.
- [35] Z. Sun, G. Bebis, and R. Miller. On-road vehicle detection : A review. *IEEE PAMI*, 2006.
- [36] T. N. Tan and K. Baker. Efficient image gradient based vehicle localization. *IEEE Transactions on Image Processing*, 9(8) :1343–56, jan 2000.
- [37] G. Toulminet, M. Bertozzi, S. Mousset, A. Bensrhair, and A. Broggi. Vehicle detection by means of stereo vision-based obstacles features extraction and monocular pattern analysis. *IEEE Transactions on Image Processing*, 15(8) :2364–2375, 2006.
- [38] P. Viola and M. Jones. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. *CVPR*, 2001.
- [39] G. Wang, D. Xiao, and J. Gu. Review on vehicle detection based on video for traffic surveillance. *IEEE ICAL*, 2008.
- [40] J. Zhou, D. Gao, and D. Zhang. Moving vehicle detection for automatic traffic monitoring. *IEEE Vehicular Technology*, 2007.