

### Descripteurs d'images pour les systèmes de vision routiers en situations atmosphériques dégradées et caractérisation des hydrométéores

Pierre Duthon

#### ► To cite this version:

Pierre Duthon. Descripteurs d'images pour les systèmes de vision routiers en situations atmosphériques dégradées et caractérisation des hydrométéores. Automatique / Robotique. Université Clermont Auvergne [2017-2020], 2017. Français. NNT: 2017CLFAC065. tel-01793497

### HAL Id: tel-01793497 https://theses.hal.science/tel-01793497

Submitted on 16 May 2018

**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.



### École doctorale : Sciences Pour l'Ingénieur

# THÈSE

pour obtenir le grade de :

### Docteur de l'Université Clermont Auvergne

Spécialité : "Électronique et Systèmes"

présentée et soutenue publiquement par

#### **Pierre DUTHON**

le 1<sup>er</sup> décembre 2017

### Descripteurs d'images pour les systèmes de vision routiers en situations atmosphériques dégradées et caractérisation des hydrométéores

Directeur de thèse : **Frédéric CHAUSSE** Co-encadrants de thèse : **Frédéric BERNARDIN, Michèle COLOMB** 

#### Jury

Everyne Richinkey, Encentre de Recherence, Euboratorie d'Actologie, Toulouse Tresh	J
Alice CAPLIER, Professeur, GIPSA-LAB, Saint Martin d'Hères	Rapporteur
Nicolas HAUTIÈRE, Docteur Ingénieur HDR, IFSTTAR, Marne-la-Vallée	Rapporteur
Ludovic BOUILLOUD, Docteur Ingénieur, Météo France, Toulouse	Invité
Frédéric CHAUSSE,Maître de conférence HDR, Institut Pascal, AubièreDirect	eur de thèse
Frédéric BERNARDIN, Docteur Ingénieur, Cerema, Clermont-Ferrand I	Examinateur
Michèle COLOMB, Directrice de Recherche, Cerema, Clermont-Ferrand I	Examinateur

#### Résumé

#### Descripteurs d'images pour les systèmes de vision routiers en situations atmosphériques dégradées et caractérisation des hydrométéores

Les systèmes de vision artificielle sont de plus en plus présents en contexte routier. Ils sont installés sur l'infrastructure, pour la gestion du trafic, ou placés à l'intérieur du véhicule, pour proposer des aides à la conduite. Dans les deux cas, les systèmes de vision artificielle visent à augmenter la sécurité et à optimiser les déplacements.

Une revue bibliographique retrace les origines et le développement des algorithmes de vision artificielle en contexte routier. Elle permet de démontrer l'importance des descripteurs d'images dans la chaîne de traitement des algorithmes. Elle se poursuit par une revue des descripteurs d'images avec une nouvelle approche source de nombreuses analyses, en les considérant en parallèle des applications finales. En conclusion, la revue bibliographique permet de déterminer quels sont les descripteurs d'images les plus représentatifs en contexte routier.

Plusieurs bases de données contenant des images et les données météorologiques associées (par exemple, pluie, brouillard) sont ensuite présentées. Ces bases de données sont innovantes car l'acquisition des images et la mesure des conditions météorologiques sont effectuées en même temps et au même endroit. De plus, des capteurs météorologiques calibrés sont utilisés. Chaque base de données contient différentes scènes (par exemple, cible noir et blanc, piéton) et divers types de conditions météorologiques (par exemple, pluie, brouillard, jour, nuit). Les bases de données contiennent des conditions météorologiques naturelles, reproduites artificiellement et simulées numériquement.

Sept descripteurs d'images parmi les plus représentatifs du contexte routier ont ensuite été sélectionnés et leur robustesse en conditions de pluie évaluée. Les descripteurs d'images basés sur l'intensité des pixels ou les contours verticaux sont sensibles à la pluie. A l'inverse, le descripteur de Harris et les descripteurs qui combinent différentes orientations sont robustes pour des intensités de pluie de 0 à 30 mm/h. La robustesse des descripteurs d'images en conditions de pluie diminue lorsque l'intensité de pluie augmente. Finalement, les descripteurs les plus sensibles à la pluie peuvent potentiellement être utilisés pour des applications de détection de la pluie par caméra.

Le comportement d'un descripteur d'images en conditions météorologiques dégradées n'est pas forcément relié à celui de la fonction finale associée. Pour cela, deux détecteurs de piéton ont été évalués en conditions météorologiques dégradées (pluie, brouillard, jour, nuit). La nuit et le brouillard sont les conditions qui ont l'impact le plus important sur la détection des piétons. La méthodologie développée et la base de données associée peuvent être utilisées à nouveau pour évaluer d'autres fonctions finales (par exemple, détection de véhicule, détection de signalisation verticale).

En contexte routier, connaitre les conditions météorologiques locales en temps réel est essentiel pour répondre aux deux enjeux que sont l'amélioration de la sécurité et l'optimisation des déplacements. Actuellement, le seul moyen de mesurer ces conditions le long des réseaux est l'installation de stations météorologiques. Ces stations sont coûteuses et nécessitent une maintenance particulière. Cependant, de nombreuses caméras sont déjà présentes sur le bord des routes. Une nouvelle méthode de détection des conditions météorologiques utilisant les caméras de surveillance du trafic est donc proposée. Cette méthode utilise des descripteurs d'images et un réseau de neurones. Elle répond à un ensemble de contraintes clairement établies afin de pouvoir détecter l'ensemble des conditions météorologiques en temps réel, mais aussi de pourvoir proposer plusieurs niveaux d'intensité. La méthode proposée permet de détecter les conditions normales de jour, de nuit, la pluie et le brouillard. Après plusieurs phases d'optimisation, la méthode proposée obtient de meilleurs résultats que ceux obtenus dans la littérature, pour des algorithmes comparables.

MOTS CLÉS : Système de transport intelligent, Système d'aide à la conduite avancé, Vision par ordinateur, Traitement d'images, Analyse d'images, Descripteur d'images, Détection de piéton, Caméras, Conditions météorologiques dégradées, Pluie, Brouillard, Détection des conditions météorologiques, Bases de données.

#### Abstract

### Image descriptors for road computer vision systems in adverse weather conditions and hydrometeors caracterisation

Computer vision systems are increasingly being used on roads. They can be installed along infrastructure for traffic monitoring purposes. When mounted in vehicles, they perform driver assistance functions. In both cases, computer vision systems enhance road safety and streamline travel.

A literature review starts by retracing the introduction and rollout of computer vision algorithms in road environments, and goes on to demonstrate the importance of image descriptors in the processing chains implemented in such algorithms. It continues with a review of image descriptors from a novel approach, considering them in parallel with final applications, which opens up numerous analytical angles. Finally the literature review makes it possible to assess which descriptors are the most representative in road environments.

Several databases containing images and associated meteorological data (e.g. rain, fog) are then presented. These databases are completely original because image acquisition and weather condition measurement are at the same location and the same time. Moreover, calibrated meteorological sensors are used. Each database contains different scenes (e.g. black and white target, pedestrian) and different kind of weather (i.e. rain, fog, daytime, night-time). Databases contain digitally simulated, artificial and natural weather conditions.

Seven of the most representative image descriptors in road context are then selected and their robustness in rainy conditions is evaluated. Image descriptors based on pixel intensity and those that use vertical edges are sensitive to rainy conditions. Conversely, the Harris feature and features that combine different edge orientations remain robust for rainfall rates ranging in 0 - 30 mm/h. The robustness of image features in rainy conditions decreases as the rainfall rate increases. Finally, the image descriptors most sensitive to rain have potential for use in a camera-based rain classification application.

The image descriptor behaviour in adverse weather conditions is not necessarily related to the associated final function one. Thus, two pedestrian detectors were assessed in degraded weather conditions (rain, fog, daytime, night-time). Night-time and fog are the conditions that have the greatest impact on pedestrian detection. The methodology developed and associated database could be reused to assess others final functions (e.g. vehicle detection, traffic sign detection).

In road environments, real-time knowledge of local weather conditions is an essential prerequisite for addressing the twin challenges of enhancing road safety and streamlining travel. Currently, the only mean of quantifying weather conditions along a road network requires the installation of meteorological stations. Such stations are costly and must be maintained; however, large numbers of cameras are already installed on the roadside. A new method that uses road traffic cameras to detect weather conditions has therefore been proposed. This method uses a combination of a neural network and image descriptors applied to image patches. It addresses a clearly defined set of constraints relating to the ability to operate in real-time and to classify the full spectrum of meteorological conditions and grades them according to their intensity. The method differentiates between normal daytime, rain, fog and normal night-time weather conditions. After several optimisation steps, the proposed method obtains better results than the ones reported in the literature for comparable algorithms.

KEYWORDS : Intelligent transportation systems, Advanced driver assistance system, Machine vision, Image processing, Image analysis, Image feature extraction, Pedestrian detection, Cameras, Adverse weather conditions, Rain, Fog, Weather detection, Databases.

#### Remerciements

Tout d'abord, je tiens à remercier chaleureusement les membres du jury pour avoir accepté d'évaluer mon travail, et pour avoir tous consacrés du temps pour cela. Merci à Evelyne Richard, Alice Caplier, Nicolas Hautière et Ludovic Bouilloud. Ce jury est réellement composé d'experts des différents sujets abordés au cours de ma thèse, j'en suis très reconnaissant et profondément touché.

Je souhaite aussi remercier très sincèrement les personnes m'ayant encadré tout au long de mon parcours de thèse, sans qui je n'aurais jamais été aussi loin. Michèle Colomb, merci pour avoir partagé ta vision de la recherche qui nécessite une rigueur scientifique dont tu as su me montrer l'exemple. Merci aussi pour m'avoir montré tout le travail souterrain lié au montage de projets. Frédéric Bernardin, merci pour tous nos échanges, formels ou beaucoup moins, toujours dans la bonne humeur mais surtout toujours avec passion. Bien que tu sois capable de prendre une hauteur immense quand il s'agit de concevoir des modèles, tu sais aussi te mettre à la portée de chacun. Merci aussi pour ta bienveillance au quotidien. Frédéric Chausse, tu es clairement mon directeur de thèse préféré! (Bien qu'étant le seul.) Merci à toi pour tous ces bons conseils, pour ta franchise et ton efficacité redoutable. Tu es réellement le roi de la phrase choc, de ces mots qui donne envie de dire "j'achète cet algorithme!". Tu as su trouver un équilibre subtil dans ton encadrement afin de me permettre d'avancer dans mon travail, sans pour autant m'imposer une piste de recherche particulière. J'ai encore beaucoup à apprendre, à écouter, et je suis sûr que nos routes continuerons de se croiser. Merci aussi pour m'avoir donné la chance de dispenser quelques travaux pratiques d'informatique, cet exercice fut très enrichissant et j'espère pouvoir le continuer dans le futur. Merci aussi à vous trois pour tout le temps que vous m'avez accordé, pour les nombreuses relectures et corrections, toujours justes et perspicaces.

Je tiens aussi particulièrement à remercier l'ensemble de ma direction (Département Laboratoire de Clermont-Ferrand et Direction Territoriale Centre-Est) pour m'avoir offert cette chance de réaliser une thèse. Merci à Dominique Delouis pour avoir cru à ce projet, à Alexandre Cuer pour avoir pris le relais et à Roland Cotte pour ces encouragements chaleureux lors de la terminaison de celui-ci. Malgré les quelques tourments et interrogations actuels, je suis convaincu que le Cerema est réellement un endroit favorable à ce type de travaux, car il permet à la fois de toucher le domaine de la recherche mais aussi d'obtenir des données de terrain qui sont indispensables pour nourrir ces recherches. Faisons tout notre possible pour que cela continue.

Je remercie aussi l'Institut Pascal, en tant que fidèle partenaire du Cerema sur de nombreux projets de recherche, mais aussi pour le financement d'une partie du matériel ayant permis de réaliser cette thèse. Ce sera toujours un plaisir de passer dans vos locaux pour croiser les collègues des Cézeaux. Je n'oublie pas non plus le Labex IMobS3 qui est un puissant moteur pour les collaborations clermontoises. Plus largement, je tiens à saluer l'ensemble des partenaires du Cerema avec lesquels j'ai pu interagir dans le cadre d'autres projets, qui sont toujours à la source d'échanges pertinents et enrichissants.

Je tiens sincèrement à remercier l'ensemble des collègues du Département Laboratoire de Clermont-Ferrand. Il est toujours agréable de circuler dans les couloirs (bien que l'on ne fasse pas que cela) car on y croise toujours des sourires. Cela rend le quotidien professionnel bien plus agréable! Merci à tous pour cette bonne ambiance qui ne tient finalement qu'à chacun. Merci aussi à tous pour persévérer et pour faire vivre de beaux métiers, malgré un contexte national malheureusement bien difficile. Un grand merci aux collègues les plus proches : les collègues de l'unité et de l'étage, ceux avec qui on bricole (la recherche c'est aussi cela) et ceux avec qui je mange tous les midis (ou presque!). Nos échanges sont toujours très agréables : potins, blagues et débats endiablés sont au rendez-vous. Cela agrémente réellement le quotidien et participe énormément à l'envie de se lever et d'aller travailler. J'en profite aussi pour remercier les anciens du laboratoire : qu'ils se soient dirigés vers d'autres horizons ou partis à la retraite. Finalement, j'ai une pensée toute particulière pour les familles de Thierry et Philippe : ils nous ont quittés bien trop tôt.

Les meilleurs pour la fin, je remercie chaleureusement tous mes amis, ils m'apportent toujours la joie de vivre sans jamais rien exiger en retour. Bien entendu, je remercie aussi ma famille (et ma belle famille!), en particulier mes parents et mon frère, pour leur soutien inébranlable. Sans eux, je ne serais clairement pas là où j'en suis. Maëva, merci à toi, car c'est avec toi que je réalise mes plus beaux projets et que je vis mes plus beaux succès, bien au delà des diplômes.

# Table des matières

Ta	ble d	les matières	ix
Li	ste d	es figures	xiii
Li	Liste des tableaux xv		xvii
1	Intr 1.1 1.2 1.3 1.4	coductionCadre de la thèseContexte et enjeuxProblématiquePlan du mémoire	1 1 3 5 6
2	Rev 2.1 2.2 2.3 2.4 2.5 2.6 2.7	ue bibliographique des algorithmes de vision artificielle en contexte routier         Introduction	<ul> <li>9</li> <li>10</li> <li>12</li> <li>16</li> <li>19</li> <li>25</li> <li>28</li> <li>31</li> </ul>
3	Cré 3.1 3.2 3.3 3.4 3.5	ation de bases de données météo-image         Introduction         Les conditions météorologiques dégradées en contexte routier         Un framework d'acquisition et de gestion des données météo-image         Les bases de données mises en place         Conclusion	<ul> <li>33</li> <li>34</li> <li>36</li> <li>43</li> <li>54</li> <li>62</li> </ul>
<ul> <li>4 Évaluation de la robustesse des descripteurs d'images en conditions météore giques dégradées</li> <li>4.1 Introduction</li></ul>		<b>65</b> 66 68 75 87 93	

5	5 Mesure des conditions météorologiques par caméra				
	<ul><li>5.1 Introduction</li></ul>	98			
	caméra	99			
	5.3 Algorithme de détection des conditions météorologiques par caméra	101			
	5.4 Méthode d'apprentissage et de test mise en place	103			
	5.5 Résultats	104			
	5.6 Conclusion	110			
6	Conclusion	113			
	6.1 Bilan général	113			
	6.2 Perspectives	115			
A	Algorithmes de vision artificielle du contexte routier identifiés au cours de la re	е- т			
	vue bibliographique	1			
B	Descripteurs d'images identifiés au cours de la revue bibliographique	III			
	B.1 Colorimétrique	III			
	B.2 Filtres				
	B.3 Statistique	V			
	B.5 Symétrie	V VI			
	в.э Symetrie				
С	Définition des descripteurs d'images implémentés	VII			
	C.1 utilisation directe de l'intensité (Gray)	VII			
	C.2 gradient 1D norizontal (GradX)	VII VII			
	C.5 gradient ID vencal (Gradi) $\ldots$				
	C.5 Descripteur de Harris	VIII			
	C.6 histogramme sur l'intensité des pixels – ou <i>histogram of intensity</i> – (HOI)	VIII			
	C.7 Histogram of Oriented Gradient (HOG)	IX			
р	Distaforms D&D Provilland at Divis	VI			
υ	Platelorme R&D Broumard et Plute				
	D.2 La plate-forme d'essais de recherche et de développement en conditions	Λ			
	météorologiques dégradées, une réponse aux besoins	XII			
	D.3 Principales caractéristiques	XIV			
	D.4 Contacts	XV			
Е	Pluie et vision artificielle	XVII			
	E.1 Modélisation physique de la pluie et des caméras	XVIII			
	E.2 Mesures de présence ou d'intensité de pluie par caméra	XXVII			
	E.3 Méthodes de segmentation et de suppression de la pluie	XXXI			
	E.4 Conclusion	XXXIII			
F	Liste des acronymes X	XXV			
G	G Liste des descripteurs d'images XXX				

#### H Liste des symboles

XXXIX

# Liste des figures

2.1	Historique du développement des algorithmes de vision artificielle pour l'infrastructure.	13
2.2	Historique du développement des algorithmes de vision artificielle à bord des véhicules.	15
2.3	Schéma du principe de fonctionnement d'un algorithme de vision artificielle en contexte routier.	18
2.4	Historique des descripteurs d'images les plus représentatifs de l'état de l'art.	19
3.1	Représentation schématique de l'évolution du contraste C en fonction de la distance de visibilité météorologique V <i>is</i> et de la distance entre l'objet et	
	l'observateur D.	38
3.2	Les capteurs de mesure de la distance de visibilité météorologique.	39
3.3	Les capteurs de mesure de l'intensité de pluie.	42
3.4	Répartition de la taille des gouttes : nombre de gouttes $N_a$ en fonction de leur diamètre <i>a</i> pour trois intensités de pluie ( $R_P$ ) selon la loi de Marshall et	
	Palmer	44
3.5	Vitesse terminale de chute des gouttes $v$ en fonction de leur diamètre $a$ selon différentes lois de la littérature	44
36	Volume de pluie simulée par le simulateur de pluie	45
3.7	Impact de la distance d'une goutte sur l'image obtenue avec un modèle de	-15
	caméra à ouverture et lentille	46
3.8	Décomposition du facteur de transparence α.	47
3.9	Comparaison entre des images acquises en conditions de pluie naturelle et	
	des images avec de la pluie simulée numériquement	48
3.10	Représentation de la Plateforme R&D Brouillard et Pluie du Cerema.	49
3.11	Interface graphique du logiciel d'acquisition météorologique et de déclen-	
	chement automatique d'acquisition des images.	50
3.12	Principe de fonctionnement du logiciel d'acquisition des données météo-	
	image	51
3.13	Interface graphique d'édition des scénarios de déclenchement de l'acquisition.	51
3.14	Principe de fonctionnement de l'outil de gestion des Bases de données Météo-	
	Image	54
3.15	Mise en place du matériel pour la constitution de la Base de données Météo- Image <i>Pluie Artificielle</i>	55
3.16	Exemple d'images issues de la Base de données Météo-Image Pluie Artificielle.	56

3.17	Exemple d'images de la Base de données Météo-Image <i>Pluie Naturelle</i> pour une intensité de pluie de 2,8 $mm.h^{-1}$ .	58
3.18	Intensité de pluie et acquisition d'images de la Base de données Météo-Image	50
3.19	Les 12 piétons et les 10 conditions météorologiques dégradées contenues	39
	dans la Base de données Météo-Image <i>Piéton</i> du Cerema	61
3.20	Parcours effectué par les piétons lors de l'acquisition des images de la Base	
	de données Météo-Image <i>Piéton</i> Cerema	62
4.1	Les descripteurs d'images testés en conditions météorologiques dégradées.	67
4.2	Principe de calcul de $M_{\sigma}$ .	69
4.3	Exemple d'une distribution de la ZNCC entre des couples de patchs tirés	70
	aleatoirement a partir d'une image.	70
4.4	Schema explicatif du calcul de la metrique $M_{ZNCC}$ .	70
4.5	Resultats sur la validation du simulateur de pluie pour la metrique $M_{\sigma}$ .	71
4.6	Resultats sur la validation du simulateur de pluie pour la metrique M <sub>ZNCC</sub> .	12
4.7	methode d'évaluation de la robustesse des descripteurs d'images en condi-	70
10	Décultate que la robustação du descriptour de Harris on conditions do plujo	15
4.0	contrôlées	74
19	Máthodes d'ávaluation de la robustesse des descripteurs d'images en condi-	14
4.5	tions de pluie	76
4 10	Méthode de calcul du score AUCR	77
4 11	Scores AUCR obtenus sur la Base de données Météo-Image <i>Pluie Naturelle</i>	
1.11	(intensité de pluie limitée à $2.5mm,h^{-1}$ ).	79
4.12	Comparaison des scores AUCR obtenus sur la Base de données Météo-Image	
	<i>Pluie Naturelle</i> entre la pluie naturelle et la pluie simulée (intensité de pluie inférieure $\ge 2.5$ mm $k=1$ )	01
4 1 2	Interleure a $2,5 \text{ mm.n}^{-1}$ ).	81
4.15	Météo Imago <i>Divia Naturalla</i> (pluia simuléo pumériquement) de l'intensité	
	de pluie movenne $(0 - 12 mm h^{-1})$ par rapport à l'intensité de pluie faible	
	$(0-2.5 \text{ mm } h^{-1})$	82
4 1 4	Scores AUCB des sent descripteurs d'images en fonction de la plage d'in-	02
1.1 1	tensité de pluje testée (de 2.5 à 27 $mm.h^{-1}$ ). Pluje naturelle et réglage S4	
	uniquement.	83
4.15	Distance $D_{I_2}$ en fonction de l'intensité de pluie $R_B$ pour le réglage S4 et le	
	descripteur d'images HOI.	84
4.16	Exemples de classification de l'intensité de pluie R <sub>R</sub> (en couleur) en fonction	
	des distances D <sub>L2</sub> obtenues pour deux descripteurs d'images pour la pluie	
	artificielle entre 0 et 12 $mm.h^{-1}$	85
4.17	Schéma explicatif de l'analyse des détecteurs de piéton	88
4.18	Exemple de détection des piétons [32]	89
4.19	Courbes ROC pour les détecteurs de piéton testés en conditions météorolo-	
	giques dégradées.	90
4.20	Évolution du score AUC en fonction de la distance du piéton pour les deux	
	détecteurs testés en conditions météorologiques dégradées.	92

5.1	Structure de l'algorithme utilisé pour la détection des conditions météorolo- giques dégradées	102
5.2	Patchs de mesure de l'algorithme de détection des conditions météorolo-	105
	giques dégradées.	105
5.3	Évolution du score de justesse de l'algorithme $CCn^2\gamma$ en fonction de $\gamma$	109
D.1	Schéma de la Plateforme R&D Brouillard et Pluie du Cerema	XI
D.2	Diffuseurs de production de la Plateforme R&D Brouillard et Pluie du Cerema	. XII
D.3	Exemples de logiciels utilisés au sein de la Plateforme R&D Brouillard et Pluie	
	du Cerema	XIII
D.4	Les conditions météorologiques au sein de la Plateforme R&D Brouillard et	
	Pluie	XIII
D.5	Caractéristiques géométriques de la Plateforme R&D Brouillard et Pluie	XIV
D.6	Exemples de capteurs météorologiques.	XV
E.1	Forme des gouttes proposées par Beard [10]	XX
E.2	Champ de vision à travers une goutte	XXII
E.3	Schéma optique du modèle de caméra utilisé	XXIII

# Liste des tableaux

2.1	Tableau croisé des applications finales du contexte routier et des descripteurs d'images les plus utilisés.	26
2.2	du temps	29
3.1	Type de conditions météorologiques en fonction de la taille des hydromé- téores (adapté de [127])	37
3.2	Les classes de brouillard en contexte routier selon la norme <i>NF P</i> 99-320 ( <i>AFNOR</i> , 1998)	39
3.3 3.4	Gamme de mesure et incertitude des capteurs de visibilité météorologique. Les classes de pluie en contexte routier selon la norme française <i>NF P</i> 99-320	40
	(AFNOR, 1998).	40
<ol> <li>3.5</li> <li>3.6</li> <li>3.7</li> </ol>	Les records d'intensité de pluie dans le monde et en France	41 42
3.8	Image <i>Pluie Artificielle</i>	56 57
3.9	Caractéristiques de la Base de données Météo-Image <i>Piéton</i> du Cerema	62
4.1 4.2	Tableau de test sur un couple $(R_R; D_{L2})$ pour créer la courbe ROC Scores AUC obtenus par les deux détecteurs de piéton évalués dans les diffé-	78
	rentes conditions météorologiques dégradées	91
5.1 5.2	Tableau récapitulatif des variantes mises en place et de leur score de justesse. Résultats détaillés de la solution $CCn^2$ sur la base de données de test sans	106
5.3	filtrage temporel	107
	(CC <i>n</i> 2 avec filtrage temporel et $\gamma = 0, 01$ )	110
A.1	Algorithmes de vision artificielle en contexte routier analysés dans le cadre de la thèse.	II
D.1	Capteur météorologique et gamme de mesure.	XIV
E.1	Les algorithmes de segmentation et de suppression de pluie référencés dans l'état de l'art.	XXVI

### **Chapitre 1**

### Introduction

#### 1.1 Cadre de la thèse

Le travail de thèse présenté ci-après et intitulé "Descripteurs d'images pour les systèmes de vision routiers en situations atmosphériques dégradées et caractérisation des hydrométéores" s'inscrit dans le domaine de la mobilité innovante. En effet, ce dernier porte sur les systèmes de vision routiers dont font partie les caméras embarquées à bord des véhicules. Ces dernières sont utilisées pour améliorer la sécurité et optimiser la mobilité.

La mobilité intelligente fait l'objet à Clermont-Ferrand d'un Laboratoire d'Excellence IMobS3 (*Innovative Mobility : Smart and Sustainable Solutions*). Ce LabEx est reconnu au niveau national et il est soutenu par les investissements d'avenir. Il est coordonné par l'Université Clermont Auvergne et il fédère plusieurs laboratoires clermontois dont l'Institut Pascal et le Cerema.

C'est donc tout naturellement que mon doctorat s'est inscrit dans cette dynamique scientifique régionale, au sein du Cerema comme établissement d'accueil, avec une direction de thèse à l'Institut Pascal, dans l'équipe ComSee, et un co-encadrement au Cerema, dans l'équipe de recherche Mobilité durable et Sécurité. Le LabEx IMobS3, le Cerema et l'Institut Pascal sont présentés ci-après.

#### 1.1.1 Laboratoire d'Excellence Innovative Mobility : Smart and Sustainable Solutions

Le Laboratoire d'Excellence IMobS3 (*Innovative Mobility : Smart and Sustainable So-lutions*) a pour ambition de développer des briques technologiques efficientes et respectueuses de l'environnement pour une mobilité innovante des personnes, des biens et des machines en jouant sur le triptyque "Recherche – Formation – Valorisation".

Ce LabEx coordonné par l'Université Clermont Auvergne regroupe les forces de sept laboratoires issus de six établissements dont l'Institut Pascal et le Cerema. Il permet donc de renforcer les partenariats entre ces deux entités.

Le LabEx traite des trois défis suivants :

 Défi 1 : Véhicules et Machines Intelligents. Marchés de niche à très forte valeur ajoutée avec par exemple : systèmes d'aides à la conduite, véhicules autonomes, robotique manufacturière, robotique agricole, machine outils agiles et reconfigurables, ateliers flexibles.

- Défi 2 : Services et Systèmes de Mobilité Intelligente. Systèmes d'aide à la décision novateurs permettant la gestion optimisée d'une flotte de véhicules ou d'un ensemble de machines (ateliers flexibles, bioréacteur) au plan de la qualité du service rendu, de la sécurité de l'usager et de l'énergie consommée.
- Défi 3 : Procédés de production d'énergie pour la mobilité. Mise au point de processus innovants visant à l'intégration et l'intensification des bioréacteurs pour la genèse d'un concept de bioraffinerie d'avenir, à partir de la fixation du carbone par les microalgues (nouveaux capteurs, interaction lumière-matière optimisée, contrôle-commande des processus...).

La thèse s'inscrit plus particulièrement dans le défi 1 puisqu'elle traite entre autres de l'analyse des systèmes d'aides à la conduite et des véhicules autonomes en conditions météorologiques dégradées.

#### 1.1.2 Cerema

Le Cerema est un établissement public à caractère administratif, sous tutelle des ministères chargés du développement durable, des transports et de l'urbanisme. Le Cerema capitalise une somme d'expertises unique en France. Doté d'un savoir-faire transversal, de compétences pluridisciplinaires et d'un fort potentiel d'innovation et de recherche, il accompagne les territoires pour la réalisation de leurs projets dans neuf champs d'action complémentaires :

- Aménagement et développement des territoires.
- Ville et stratégies urbaines.
- Transition énergétique et climat.
- Environnement et ressources naturelles.
- Prévention des risques.
- Bien-être et réduction des nuisances.
- Mobilité et transport.
- Infrastructures de transport.
- Habitat et bâtiment.

Acteur neutre et impartial, il développe des méthodes et outils opérationnels pour répondre, à toutes les échelles territoriales, aux besoins des collectivités locales ainsi qu'à ceux des acteurs économiques ou associatifs. Quelle que soit la taille de leurs projets, il leur propose un large panel de prestations : expertise et ingénierie, évaluation, méthodologie, essais et contrôle, recherche et développement, certification, normalisation.

La thèse se déroule au sein de l'unité Mobilité Durable et Sécurité du Département Laboratoire de Clermont-Ferrand, Cerema Centre-Est. Cette unité de recherche se focalise sur les domaines de la mobilité et de la sécurité routière en abordant les thématiques suivantes : modélisation et simulation des conditions météorologiques dégradées, technologies du véhicule et de l'infrastructure, perception et comportement humain, accidentologie, signalisations. Ainsi, dans le cadre de la thèse, le Cerema a pu apporter toute son expertise sur les conditions météorologiques dégradées mais aussi la définition des éléments concernant le contexte routier. L'équipe du Cerema a aussi mis en œuvre tout le système d'acquisition des données et a réalisé la mise en place des bases de données utilisées dans la thèse.

#### 1.1.3 Institut Pascal

Placé sous la tutelle de l'Université Clermont Auvergne, du CNRS et de SIGMA Clermont, l'Institut Pascal est un laboratoire de recherche interdisciplinaire s'inscrivant dans des domaines stratégiques des Sciences de l'Ingénierie et des Systèmes : Génie des Procédés, Mécanique, Robotique, Physique des Sciences de l'Information, Santé.

L'Institut Pascal développe des systèmes innovants et intelligents par une approche systémique et multi-échelle, s'appuyant sur des champs scientifiques identifiés : électromagnétisme, fiabilité, génie des procédés et des bioprocédés, génie civil, imagerie, matériaux, mécanique, microsystèmes, nanophysique, perception, photonique, robotique, séparation et fonctionnalisation de biomolécules, technologies interventionnelles et diagnostiques médicales.

L'Institut Pascal est composé de cinq axes de recherche :

- Génie des Procédés, Energétique et Biosystèmes.
- Image, Systèmes de Perception, Robotique.
- Mécanique, Génie Mécanique, Génie Civil, Génie Industriel.
- Photonique, Ondes, Nanomatériaux.
- Thérapies Guidées par l'Image.

La thèse se situe plus particulièrement dans l'axe Image, Systèmes de Perception, Robotique au sein de l'équipe ComSee (*Computers that See*). Cette équipe s'intéresse à deux grands thèmes que sont la vision géométrique (modélisation et l'étalonnage de capteurs de vision, localisation et la reconstruction 3D par vision) et l'interprétation de séquences d'images (détecter, reconnaître, suivre les différents éléments d'une scène dans des séquences dynamiques, complexes et parfois des conditions de visibilité dégradées). Les domaines d'application des travaux de recherche vont des transports intelligents, à la réalité augmentée, en passant par la vidéo-surveillance et la vision robotique. Dans le cadre de la thèse, l'Institut Pascal apporte donc tous les aspects académiques concernant les algorithmes de vision artificielle, mais aussi un sens pratique des problèmes rencontrés par ces algorithmes en conditions dégradées.

#### **1.2 Contexte et enjeux**

Les systèmes routiers (véhicule et infrastructure) deviennent progressivement intelligents et communicants, on parle alors de Systèmes de Transports Intelligents – ou *intelligent transportation system* – (STI). Ces STI sont apparus dans les années 1970 grâce au développement des ordinateurs [98]. La multiplication des STI est en fait poussée par plusieurs facteurs : l'augmentation du nombre de blessés et de tués dans les accidents de la route, l'augmentation des volumes de trafic, l'augmentation de la puissance de calcul, et l'amélioration de la recherche dans les domaines liés [165]. Les solutions proposées par les STI reposent nécessairement sur une perception (capteur) et une analyse (algorithme) de l'environnement [17], on parle alors de système de vision artificielle. Les capteurs de perception (par exemple, caméras, radars, LIDAR) sont donc de plus en plus présents en contexte routier. Ces derniers, installés sur les infrastructures, servent à la sécurité et à l'optimisation des déplacements. Les équipementiers automobiles annoncent aussi leur déploiement dans les prochaines années sur les véhicules. Les systèmes de vision artificielle permettront alors la détection et la compréhension de l'environnement du véhicule pour servir des systèmes d'aide à la conduite avancés – ou *Advanced Driver Assistance System* – (ADAS) dans un premier temps puis pour permettre la conduite autonome. Une fois de plus, les enjeux de sécurité et de mobilité sont visés.

#### Un enjeu "sécurité routière".

Dans le monde, 1,2 million de personnes meurent annuellement sur les routes et 50 millions sont blessées d'après l'organisation mondiale de la santé (en 2004 [89]). Les accidents de la route sont ainsi l'une des causes majeures de décès. Or, d'après une étude du département des transports américain - ou United State Department of Transportation - (USDOT), 91% des collisions frontales sont dues à une erreur humaine [177]. En France, il y a eu selon l'Observatoire National Interministériel de la Sécurité Routière (ONISR) 58 191 accidents corporels et 3 384 tués sur les routes en 2014 [153]. Outre le drame humain, le coût financier induit par ces accidents représenterait 1 à 3% du Produit Intérieur Brut – ou gross domestic product – (PIB) mondial [31]. Face à ces chiffres, les constructeurs automobiles, les gestionnaires des réseaux routiers et autoroutiers ou encore les États mettent en place des procédures d'amélioration de la sécurité. Les procédures d'ordre technique consistent à optimiser les véhicules et les infrastructures. En effet, l'analyse des accidents porte toujours sur le triptyque usager, véhicule et infrastructure. Augmenter la sécurité sur la route par la technique comporte deux aspects : d'abord limiter le risque que l'accident se produise, et ensuite travailler sur la structure et la conception des véhicules pour limiter les dégâts matériels et corporels si l'accident se produit [89]. Le premier objectif visé par les STI est donc de permettre au véhicule et à l'infrastructure de prévenir l'usager d'une situation dangereuse.

#### Un enjeu "mobilité et gestion du trafic".

L'aspect sécurité n'est pas le seul à justifier une évolution des systèmes de transport vers les STI. En effet, ils permettent aussi une meilleure gestion du réseau, et a fortiori, une amélioration de la mobilité qui aboutit, par la même occasion, à une réduction des pollutions engendrées par les déplacements et donc à réduire leur impact sur l'environnement. En parallèle, l'automatisation progressive des véhicules permet aussi une amélioration de l'efficacité des systèmes mécaniques, ce qui présente une fois encore un intérêt environnemental. Pour les constructeurs, les systèmes intelligents équipant peu à peu les véhicules, permettent aussi une augmentation du confort à bord. Le conducteur est alors dans une situation plus favorable à la tâche de conduite. Grâce à ces nouveaux systèmes intelligents et communicants, les exploitants des infrastructures peuvent obtenir en temps réel de nombreuses informations sur le réseau. Ces informations, très précieuses, permettent de mieux gérer l'infrastructure à long terme et d'optimiser la mobilité en temps réel. A titre d'exemple, l'État français confie en 2014 une mission "Véhicules et transports du futur" à l'Agence De l'Environnement Et de la Maîtrise de l'Énergie (ADEME) [2] dans le but de limiter les émissions de gaz à effet de serre par le développement de nouvelles solutions de transport. Le transport est en effet en France le premier secteur d'émissions de CO2 [2].

#### 1.3 Problématique

#### Les conditions météorologiques dégradées.

La prise en compte des conditions météorologiques est capitale pour répondre aux deux enjeux que sont la sécurité routière et l'optimisation de la mobilité. Lorsqu'elles se dégradent, elles augmentent le risque de congestion et d'accident. Les conditions météorologiques dégradées ont un effet sur la visibilité ou encore l'adhérence. Ces critères essentiels peuvent gravement nuire à la sécurité routière. Ainsi, les conditions de chaussée glissante ou les conditions météorologiques dégradées sont à l'origine de 24% des accidents [47]. De plus, les mauvaises conditions météorologiques entrainent des perturbations du trafic avérées et sont même la deuxième cause de congestion non récurrente <sup>1</sup> [47]. La neige et le brouillard entrainent d'ailleurs 15% de ce type de congestion [47].

L'objectif des STI, qui reposent sur les système de vision artificielle, est justement de limiter les situations d'accident et de congestion. Ces systèmes doivent donc conserver leur efficacité quelles que soient les conditions météorologiques rencontrées. En effet, ils sont déployés à l'échelle industrielle que ce soit au bord des voies ou à bord des véhicules, et leur sûreté de fonctionnement doit être démontrée dans de telles conditions.

# Quelle est la robustesse des algorithmes de vision artificielle face aux conditions météorologiques dégradées?

Quelques études montrent que les conditions météorologiques dégradées peuvent entrainer des dysfonctionnement des systèmes de vision artificielle du contexte routier (utilisés pour la surveillance du trafic et les aides à la conduite) [158, 48]. Or, ces derniers sont actuellement testés et validés uniquement par temps clair [147], il n'y a donc aucune connaissance précise sur leur robustesse en conditions météorologiques dégradées.

Mais alors, comment mesurer la robustesse de ces algorithmes de vision artificielle? Il n'est pas possible de tester l'ensemble des algorithmes du contexte routier. De plus, ils n'ont pas les mêmes objectifs (détection de piétons, de véhicules, de signalisations...) ni les mêmes postulats de base (caméra embarquée à bord d'un véhicule ou fixe en bord de voie pour la surveillance du trafic). Cependant, il est possible d'identifier une structure et des mécanismes communs à tous ces algorithmes : ils utilisent tous les descripteurs d'images en tant que premier maillon de la chaîne algorithmique. Se concentrer sur l'analyse de la robustesse des descripteurs d'images en conditions météorologiques dégradées permet donc de traiter l'ensemble des algorithmes de vision artificielle. Cela nécessite néanmoins de choisir les descripteurs d'images les plus représentatifs de l'état de l'art.

<sup>1.</sup> Par opposition aux congestions récurrentes, qui sont présentes régulièrement lorsqu'une infrastructure est sous dimensionnée par rapport au trafic de pointe.

#### Les systèmes de vision artificielle ne pourraient-ils pas détecter les conditions météorologiques dégradées?

Afin d'apporter une réelle assistance aux usagers de la route, les STI doivent être capables de les informer sur ce type de situation avant qu'ils ne les rencontrent. Par exemple, un panneau à message variable peut permettre de limiter dynamiquement la vitesse et de prévenir les conducteurs dans le cas d'un brouillard dense à l'approche. Pour que ce type d'information soit disponible, il est nécessaire d'obtenir une mesure des conditions météorologiques en temps réel sur le réseau. Actuellement, la mesure des conditions météorologiques (par exemple, pluie, brouillard, neige) se fait par des stations météorologiques équipées de capteurs spécifiques. Elles sont peu nombreuses et coûteuses (capteurs, câblage, gestion des données) et elles nécessitent une maintenance spécifique. Pourtant, dans le même temps, des caméras sont présentes partout sur les grands réseaux routiers et de plus en plus à bord des véhicules. Les systèmes de vision artificielle pourraient donc être utilisés pour mesurer les conditions météorologiques dégradées. Si une telle mesure était possible, cela permettrait d'augmenter considérablement le nombre de points de mesure des conditions météorologiques. Or, leur mesure même imprécise en de nombreux points est plus utile qu'une mesure précise à des points isolés [143]. L'utilisation de l'information disponible dans les véhicules en tant que nouvelle source de données pour les prévisions météorologiques à court terme fait d'ailleurs déjà l'objet de recherches [120]. De plus, le coût de la mesure météorologique serait grandement réduit, car ce dernier serait limité à l'aspect logiciel à l'inverse de l'installation de stations météorologiques coûteuses. Finalement, si les systèmes de vision artificielle sont capables de mesurer les conditions météorologiques eux mêmes, il serait possible d'implémenter des algorithmes de correction adaptés à chaque condition météorologique. Les systèmes de vision artificielle deviendraient alors robustes aux conditions météorologiques dégradées.

#### 1.4 Plan du mémoire

A partir des deux questions identifiées dans la problématique, plusieurs éléments sont mis en place successivement.

Tout d'abord, il est nécessaire d'identifier la structure des algorithmes de vision artificielle en contexte routier. Ces algorithmes sont répartis en deux grandes catégories selon leur condition d'utilisation : caméra embarquée à bord des véhicules ou caméra fixe installée sur l'infrastructure. Afin de montrer que l'ensemble de ces algorithmes possède une structure commune, le chapitre 2 porte sur une revue bibliographique complète des systèmes de vision artificielle en contexte routier. Cette dernière propose un historique général avant de présenter la structure commune des algorithmes. Cette structure fait intervenir des descripteurs d'images qui sont présentés et classés par grandes familles. Finalement, le chapitre 2 se termine par une analyse statistique croisant les applications finales et les descripteurs d'images afin d'identifier les plus courants.

Afin d'analyser la robustesse des descripteurs d'images en conditions météorologiques dégradées, il est nécessaire d'obtenir des images qui présentent différentes conditions météorologiques (par exemple, brouillard, pluie). De plus, il est nécessaire de connaitre avec précision quelle condition météorologique est présente sur les images, à savoir,

son type (par exemple, brouillard, pluie) mais aussi son intensité. Pour cela, plusieurs bases de données ont été construites et sont présentées dans le chapitre 3. Ces bases de données ont été constituées de différentes façons : simulation numérique, acquisition en conditions contrôlées au sein de la Plateforme R&D Brouillard et Pluie du Cerema, acquisitions automatisées en conditions naturelles.

Le chapitre 4 décrit une méthode d'analyse de la robustesse des descripteurs d'images en conditions de pluie. Cette méthode est d'abord utilisée sur des images acquises dans la Plateforme R&D Brouillard et Pluie en conditions de pluie artificielle et sur des images où la pluie est simulée numériquement. Les intensités de pluie testées sont alors très élevées, typique des climats tropicaux. Cette méthode a ensuite été adaptée pour utiliser des images acquises en conditions de pluie naturelle. Les intensités de pluie sont alors beaucoup plus faibles, compatibles avec celles que l'on peut rencontrer dans des climats tempérés.

Dans le chapitre 5, une méthode de mesure des conditions météorologiques par caméra est développée. Elle s'inspire des enseignements de la littérature et des résultats obtenus au chapitre 4. Elle utilise des descripteurs d'images en entrée d'un réseau de neurones. Plusieurs variantes de la méthode proposée sont testées puis la meilleure est optimisée. Elle permet ainsi de détecter les conditions de jour, de nuit, deux niveaux d'intensité de pluie et deux niveaux d'intensité de brouillard.

Finalement, le bilan général des travaux est proposé dans le chapitre 6. Ce bilan est suivi d'un exposé sur les perspectives à explorer à la suite à ce travail de recherche ainsi que sur les retombées potentielles de ce dernier.

### **Chapitre 2**

# Revue bibliographique des algorithmes de vision artificielle en contexte routier

#### Sommaire

2.1	Introduction		
2.2	Visio	n artificielle sur la route	12
	2.2.1	Infrastructure	12
	2.2.2	Véhicule	14
2.3	Struc	ture des algorithmes de vision artificielle en contexte routier	16
2.4	État d	le l'art sur les descripteurs d'images	19
	2.4.1	Descripteurs d'images colorimétriques	19
	2.4.2	Filtres	20
	2.4.3	Statistiques	21
	2.4.4	Transformation intégrale	24
	2.4.5	Symétries	24
	2.4.6	Synthèse	25
2.5	Statis	tique croisée des descripteurs d'images et des applications finales	25
	2.5.1	Descripteurs d'images les plus courants	25
	2.5.2	Portrait des algorithmes de chaque application finale	26
2.6	Analy	se temporelle	28
	2.6.1	Descripteurs d'images colorimétriques	30
	2.6.2	Filtres	30
	2.6.3	Statistiques	30
	2.6.4	Transformation intégrale	31
	2.6.5	Symétries	31
2.7	Conc	lusion	31

#### 2.1 Introduction

Depuis le début des années 1980, des systèmes de vision artificielle sont mis en œuvre sur les routes [46]. 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 (par exemple, boucle de détection) pour la gestion intelligente du trafic. Ces systèmes ont ensuite été utilisés pour la Détection Automatique d'Incidents – ou *automatic incident detection* – (DAI) afin de prévenir les usagers d'une situation à risque en aval sur la route. Aujourd'hui, les systèmes de vision artificielle embarqués sur les véhicules (ADAS) apportent du confort (par exemple, *Traffic Jam Assist* (TJA)) et améliorent la sécurité (par exemple, freinage automatique d'urgence – ou *Autonomous Emergency Braking* – (AEB)).

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 [41].

Côté logiciel, ces systèmes implémentent des chaînes de traitement et d'analyse des images qui contribuent à résoudre des problèmes concrets (par exemple, détection de véhicules ou de piétons, détection des signalisations horizontales et verticales) 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. En effet, comme le montre la section 2.3, le descripteur d'images est utilisé à différentes étapes de la chaîne algorithmique. Tout d'abord les descripteurs d'images servent en principe à la détection des objets. Pour cela, un seuillage sur différentes composantes des descripteurs est généralement appliqué. Ensuite, ils sont utilisés pour le suivi des objets (filtrage temporel), une mesure de corrélation entre les descripteurs d'images est alors employée. Enfin, les descripteurs d'images servent à la reconnaissance des objets. Pour cela, une méthode d'apprentissage est utilisée sur une base de données d'entrainement. Les descripteurs d'images servent alors d'entrée aux algorithmes de classification. Ces étapes sont décrites plus en détail dans la section 2.3. On définit ici un descripteur d'images comme un algorithme intermédiaire qui prend en entrée tout ou portion d'une image (données brutes issues du capteur) et qui calcule en sortie un ensemble de valeurs de description (données contenant des informations de niveau sémantique supérieur). Les valeurs de description comportent des types très variés selon les descripteurs d'images : un score par pixel (Harris), un vecteur par pixel (HOG), une valeur par région (moment, moyenne, filtre médian) ou encore un vecteur par région d'intérêt (Local Receptive Field (LRF)).

Le choix des descripteurs d'images n'est pas forcément toujours très bien argumenté dans la bibliographie. 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 (par exemple, [33]) ou encore odométrie visuelle et Harris (par exemple, [150]). 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 finalement à se poser la question : qu'estce qu'un bon descripteur d'images en contexte routier?

Cette étude bibliographique est réalisée pour tenter d'apporter une ou des réponses objectives à cette question. Elle permettra aussi de concentrer l'analyse de la robustesse des descripteurs d'images en présence de conditions météorologiques dégradées sur les descripteurs d'images les plus représentatifs. En effet, l'analyse du comportement de l'ensemble des descripteurs d'images face aux conditions météorologiques dégradées n'est pas envisageable tant les combinaisons descripteurs d'images / 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. Cette revue bibliographique fait aussi l'objet de publications scientifiques [46, 42].

Les états de l'art déjà existants proposent des analyses des descripteurs d'images le plus souvent assez théoriques [106, 67] ou sur des applications éloignées du contexte routier [114, 122]. 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 [86, 137, 182]. D'autres font de même pour les systèmes embarqués dans le véhicule [165, 100]. Dans ces études, les systèmes identifiés sont classés soit par applications finales, soit par descripteurs d'images (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 descripteurs d'images pour le contexte routier, ou tout du moins les plus représentatifs.

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 applications finales et selon les descripteurs d'images employés. Ceci permet une analyse croisée de ces deux critères.
- Le recensement de plus de 400 références<sup>1</sup> d'algorithmes de vision artificielle en contexte routier a permis une approche statistique sur la représentativité de chaque catégorie (section 2.5).
- L'utilisation des descripteurs est recensée au fil du temps ce qui permet d'observer certains "effets de mode".

Cette étude bibliographie 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.

<sup>1.</sup> Les références sont répertoriées dans l'Annexe A

La section suivante dresse un historique de l'apparition et du développement de la vision artificielle en contexte routier. La section 2.3 permet de montrer l'importance des descripteurs d'images dans les algorithmes de vision artificielle actuellement déployés en contexte routier. Une revue bibliographique des descripteurs d'images en général est proposée dans la section 2.4. La section 2.5 porte sur l'analyse croisée entre les applications finales recensées et les descripteurs d'images utilisés. Enfin, la section 2.6 propose une analyse temporelle sur le choix des descripteurs d'images avant de montrer les directions prises pour les prochaines années.

#### 2.2 Vision artificielle sur la route

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 (économe en énergie, rapide, au parcours optimisé) et plus proche de l'homme (confortable, interface homme machine développée, ergonomique).

#### 2.2.1 Infrastructure

#### Historique

Coté infrastructure, les systèmes de management du trafic intelligent apparaissent dans les années 1960 pour répondre aux problèmes de congestion et d'accidents [157]. Les routes sont alors instrumentées pour mesurer le trafic et des centres de contrôle sont mis en place. Les premiers carrefours gérés intelligemment apparaissent alors pour optimiser les déplacements [157]. A ce moment là, les capteurs utilisés pour la détection des véhicules sont des boucles de détection. Ces capteurs sont intrusifs, c'est à dire qu'une intervention sur la chaussée est nécessaire pour les installer. 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 développement 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. Cette information peut être transmise via des panneaux à messages variables, installés au bord de la voie, ou directement à l'intérieur du véhicule par des systèmes de navigation embarqués (par exemple, Global Positioning System (GPS)) [38]. 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, comme le montre la Figure 2.1. Ils portent alors sur la détection des objets dans les scènes à partir des caméras de surveillance. Les véhicules sont les premiers objets à être traités. La détection des piétons n'est abordée que dix ans plus tard, au milieu des années 1990. Dans les années 2000, les travaux de recherche consistent ensuite à développer ces systèmes avec deux visées. La première est d'interpréter des informations de haut niveau à partir des caméras : détecter automatiquement un accident, un incident (par exemple, véhicule

#### CHAPITRE 2. REVUE BIBLIOGRAPHIQUE DES ALGORITHMES DE VISION ARTIFICIELLE EN CONTEXTE ROUTIER

arrêté, objet sur la voie) ou encore un comportement anormal (par exemple, congestion, contre sens, piéton sur les voies). L'objectif est d'alerter le gestionnaire du réseau, les forces de l'ordre et les secours, mais aussi les usagers présents sur l'itinéraire, soit pour les prévenir d'un danger, soit pour les détourner sur un itinéraire alternatif. Le second objectif est d'utiliser plusieurs flux d'informations simultanément. Cela inclut la fusion de données issues de plusieurs capteurs (par exemple, caméra, boucle de détection) mais aussi le suivi des objets multi-caméras, c'est-à-dire suivre un même véhicule le long d'un parcours grâce à une succession de caméras.



FIGURE 2.1 – Historique du développement des algorithmes de vision artificielle pour l'infrastructure.

#### **Applications finales**

Aujourd'hui, les systèmes de vision artificielle utilisant des caméras sont employés pour de nombreuses finalités : *Traffic Data Collection* (TDC), DAI et contrôle du respect des règles du code de la route. Ces finalités visent toutes la réponse à deux enjeux : la sécurité et l'optimisation de la mobilité.

La collecte d'informations variées sur le trafic (par exemple, 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 précieuse pour le gestionnaire. Cela permet aussi une redirection en temps réel des usagers pour optimiser la mobilité en limitant les temps de parcours (management du trafic intelligent). Dans ce cadre, l'intérêt des caméras est triple :

- Elles sont non intrusives, elles n'entrainent donc pas de dégradation de la chaussée et elles sont plus simples à installer.
- Elles permettent une mesure de plusieurs paramètres simultanément comme le nombre de véhicules, le type des véhicules ou encore leur vitesse.
- Une unique caméra permet d'effectuer des mesures sur plusieurs voies à la fois.

Les deux autres technologies employées actuellement en bord de voie, c'est à dire les radars et les boucles de détection, ne présentent pas ces trois avantages.

La DAI permet à l'opérateur en charge du réseau de rapidement déclencher l'alerte aux secours en cas d'accident ou d'incident. Il peut aussi donner des informations sur l'accident aux autres véhicules du même axe, ce qui permet d'éviter un enchainement d'accidents. L'intérêt des systèmes de vision artificielle basés sur des caméras est alors double :

- 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 [86].
- Comme le réseau est déjà équipé de caméras pour la surveillance, le coût de déploiement des systèmes de vision artificielle est réduit car il est limité à l'aspect logiciel.

Enfin, les systèmes de vision artificielle peuvent aussi servir à des contrôles du respect des règles du code de la route (par exemple, contrôle automatisé de la vitesse dans de nombreux pays). Pour cela, les caméras sont utilisées pour lire automatiquement les plaques d'immatriculation des véhicules.

En mettant cette dernière application à part, les deux finalités majeures pour les systèmes de vision artificielle en bord de voie sont donc le TDC et la DAI. Ces deux finalités reposent sur deux applications finales des systèmes de vision artificielle : la détection de véhicules et la détection de piétons.

#### 2.2.2 Véhicule

#### Historique

Coté véhicule, une phase préliminaire de développement au véhicule intelligent, correspondant au déploiement de l'informatique et du traitement de l'information, a eu lieu des années 1930 aux années 1980 [51]. 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 [55], cette idée fut ensuite complètement laissée de coté car le développement de systèmes sur les infrastructures n'est pas envisageable. En effet, les pouvoirs publics ne peuvent pas financer ce type de systèmes qui seraient très onéreux. Dès lors, il est clair que les véhicules à automatisation partielle ou totale doivent pouvoir utiliser exactement la même infrastructure que les véhicules à conduite humaine, sans ajout de systèmes spécifiques sur l'infrastructure. Comme le montre la Figure 2.2, dès le début des années 1980, l'électronique est commercialisée à bord des véhicules. Dans le même temps, les recherches fondamentales sur les véhicules autonomes débutent [36]. Ainsi, en 1977, la première démonstration d'un véhicule se déplaçant de manière automatisée le long d'un itinéraire est faite à Tsukuba (Japon) [53]. On ne peut alors pas parler de véhicule automatisé, car la vitesse de déplacement était très réduite et le parcours assez simple. Au milieu des années 1980, le niveau SAE<sup>2</sup> 1 [152] est atteint de manière expérimentale, pour un véhicule se déplaçant à 100km/h. Ce véhicule est alors guidé latéralement par caméra sur une route fermée à la circulation. Pour cela, des algorithmes de suivi de voie et de détection des lignes sont mis en place. Dans les années 1990, les caméras apparaissent dans les véhicules

<sup>2.</sup> La *Society of Automotive Engineers* (SAE) définit 5 niveaux d'automatisation : Assistance à la conduite, Automatisation partielle, Automatisation conditionnelle, Haute automatisation et Automatisation complète.

commercialisés pour augmenter la perception du conducteur grâce à un retour sur le tableau de bord. Entre 1990 et 1995, les algorithmes de détection des véhicules, des piétons ou encore des signalisations verticales sont mis en place dans les laboratoires de recherche. Ainsi, des démonstrations se suivent dès le milieu des années 1990 : en 1994 pour le niveau SAE 2 (contrôle du véhicule latéral et longitudinal) [37] et en 1998 pour le niveau SAE 3 (contrôle du véhicule latéral et longitudinal, avec la capacité de demander au conducteur de reprendre les commandes lorsqu'une situation inconnue est rencontrée) [19]. A partir des années 2000, des algorithmes de vision artificielle ont permis d'assister le conducteur dans sa tâche de conduite sur des véhicules commercialisés. Le niveau SAE 1 d'automatisation est atteint commercialement en 2000 (régulateur de vitesse adaptatif - ou Adaptive *cruise control* – (ACC)) alors que le niveau SAE 2 apparait sur les routes en 2013 (TJA). Dans le même temps, des travaux de recherche permettent d'aller beaucoup plus loin dans l'analyse des scènes. Ainsi, la détection des piétons et la reconnaissance des signalisations verticales font l'objet de nombreuses améliorations. Suite à ces dernières, le niveau SAE 4 est atteint en 2007 dans le cadre de la recherche (contrôle complet du véhicules dans des cas spécifiés, pour lesquels le véhicule répond à toutes les situations rencontrées) [176]. Le niveau SAE 4 est d'ailleurs commercialisé sur des navettes se déplaçant sur des voies réservées depuis 2013 (par exemple, Navya). Certains constructeurs automobiles annoncent son déploiement sur les routes au cours des années 2020.



FIGURE 2.2 – Historique du développement des algorithmes de vision artificielle à bord des véhicules.

#### **Applications finales**

Aujourd'hui les applications commerciales utilisant des systèmes de vision artificielle sont très variées : entre autres, le suivi de voie – ou *Lane Keeping System* – (LKS), l'ACC, l'AEB, ou encore le TJA (contrôle du véhicule latéral et longitudinal en situation de congestion). Elles permettent de compenser d'éventuelles erreurs du conducteur (AEB, LKS) ou de l'assister dans sa tâche de conduite (ACC, TJA).

Ces applications prennent partiellement le contrôle du véhicule. Il est donc capital que les systèmes de vision artificielle soient robustes à toutes les situations qui peuvent être rencontrées. En particulier, pour le niveau SAE 3, le système doit être en mesure de s'auto-évaluer, alors que pour les niveaux SAE 4 et 5, le véhicule doit pouvoir répondre à l'ensemble des situations rencontrées. Cela comprend toutes les conditions météorologiques, qui perturbent beaucoup les systèmes de vision artificielle. Cela justifie d'ailleurs pleinement le travail plus général de validation des descripteurs d'images en conditions météorologiques dégradées dont fait partie cette revue bibliographique.

Les produits commerciaux déployés reposent sur différentes applications finales des algorithmes : la détection de véhicules, la détection de piétons, l'odométrie visuelle, la reconnaissance des signalisations horizontales (inclus le suivi de voie) et verticales. Elles devront toutes être mises en œuvre pour obtenir un système de conduite autonome.

La détection de véhicules consiste à retrouver les véhicules présents sur les images. Il en est de même pour la détection de piétons. L'odométrie visuelle consiste pour un véhicule à reconstituer sa trajectoire à partir des images acquises. La reconnaissance de signalisation consiste à détecter les signalisations verticales ou horizontales dans les images puis à les classifier. Enfin, le suivi de voie consiste à détecter les voies ou les lignes de bord de voie sur les images afin de guider latéralement le véhicule. Comme les solutions sont proches, le suivi de voie et la détection des signalisations horizontales seront regroupés dans la suite.

Afin de justifier l'analyse plus particulière des descripteurs d'images face aux applications finales des systèmes de vision artificielle, il est important de montrer comment sont construits la majorité des algorithmes de vision artificielle mis en œuvre en contexte routier. Quelles que soient les fonctions finales recherchées (par exemple, détection et suivi d'objets, odométrie), les algorithmes utilisent en effet tous un schéma classique (représenté sur la Figure 2.3) : sélection, suivi , et reconnaissance des objets d'intérêts. Comme cela est montré dans la section suivante, les descripteurs d'images interviennent lors de chacune des étapes présentées ci-dessus.

# 2.3 Structure des algorithmes de vision artificielle en contexte routier

L'ensemble des algorithmes de vision artificielle du contexte routier comportent des similitudes, qu'ils soient déployés en bord de voie ou à bord des véhicules. Ils ont en effet tous la même structure générale et ce, quelle que soit leur application finale. L'objectif de ces derniers est en effet toujours de passer d'une simple image acquise par une caméra, à des informations de haut niveau (interprétation des images) permettant une prise de décision.

La première étape des algorithmes de vision artificielle utilisés dans le contexte routier est la phase de détection des objets d'intérêt. Ces objets peuvent être des régions de l'image (pour la détection d'objets) ou des points d'intérêt (pour l'odométrie visuelle). Cette phase de détection utilise des mécanismes différents pour les systèmes infrastructure et véhicule. Sur l'infrastructure, puisque la caméra est fixe, l'extraction des objets d'intérêt se fait souvent par différence d'images ou extraction "fond forme". Les objets en mouvement sont ainsi extraits facilement. Les descripteurs d'images sont alors utilisés pour affiner la détection. Cette technique n'est en revanche pas utilisable dans le cas d'une caméra en mouvement. Les algorithmes utilisés en embarqué font donc systématiquement appel aux descripteurs d'images pour extraire les objets d'intérêts. Pour la détection, les descripteurs d'images sont en principe seuillés ou classifiés pour obtenir des régions ou des points d'intérêt.

Les objets d'intérêt détectés sont ensuite suivis d'une image à l'autre. Ce suivi temporel permet de stabiliser les détections en filtrant les détections locales (une fausse détection sur une image unique est filtrée) et en affinant la position des objets d'intérêt (par moyenne au cours du temps). Ce filtrage temporel utilise la plupart du temps le filtre de Kalman. Afin de faire le suivi temporel, les objets d'intérêt doivent pouvoir être mis en correspondance d'une image à une autre. Cette mise en correspondance fait de nouveau appel aux descripteurs d'images, dont les valeurs sont comparées entre les deux images successives.

Une fois que les objets d'intérêt sont suivis d'une image à l'autre, ces derniers doivent être reconnus ou identifiés. Par reconnaissance, il est entendu reconnaître à quelle catégorie appartient l'objet (classification). Par identification, il est plutôt entendu identifier l'objet d'intérêt comme un objet déjà vu auparavant. L'identification est moins courante que la reconnaissance, elle est par exemple rencontrée dans le cas du suivi de piétons multi-caméras. Les piétons doivent alors être identifiés d'une caméra à l'autre. L'identification est aussi utile dans le cas du suivi de véhicule ou de piéton en général pour gérer les cas où les objets suivis réapparaissent après avoir été masqués à un moment donné par autre objet. Qu'il s'agisse de reconnaissance ou d'identification, différentes techniques existent. La plupart utilise de nouveaux les descripteurs d'images. La première technique est la simple mise en correspondance grâce à une norme sur l'espace des descripteurs d'images utilisés. Cette méthode simple permet de rechercher l'objet le plus proche de l'objet d'intérêt, c'est alors celui dont la distance (selon la norme choisie) est la plus faible. Elle est particulièrement utilisée dans le cas où les objets d'intérêt sont des points. La seconde technique, et sans doute la plus courante, consiste à effectuer un apprentissage sur une base de données. Un classifieur (par exemple, réseau de neurones ou machine à vecteurs de support – ou Support Vector Machine – (SVM)) prenant en entrée divers descripteurs d'images et donnant en sortie la classe de l'objet d'intérêt est alors mise en œuvre. Cette seconde méthode est particulièrement utilisée dans le cas de la reconnaissance d'objets (piétons, véhicule, signalisation). La dernière méthode de reconnaissance est basée sur la mise en correspondance avec un modèle. L'objectif consiste alors à optimiser les paramètres du modèle et vérifier le résultat obtenu. C'est la méthode la moins utilisée en contexte routier. Elle est employée principalement en optimisant un modèle d'une forme aux contours de l'objet à identifier. Par exemple, pour la détection de véhicules, un modèle trois dimensions simulant les arrêtes du véhicule est projeté sur l'image et mis en correspondance avec les contours du véhicule présent sur l'image [110].

Les descripteurs d'images sont donc une brique essentielle dans les algorithmes de vision artificielle actuellement présents en contexte routier. Ces derniers sont en effet utilisés lors de nombreuses phases de la chaîne des algorithmes de vision artificielle. Cela justifie le choix de classer les algorithmes à la fois en fonction des applications finales rencontrées et des descripteurs d'images mis en œuvre.


FIGURE 2.3 – Schéma du principe de fonctionnement d'un algorithme de vision artificielle en contexte routier. La roue crantée rouge représente l'utilisation d'un descripteur d'images.

# 2.4 État de l'art sur les descripteurs d'images

Les descripteurs d'images sont très nombreux et comportent de nombreuses variantes. En effet, plus de 190 descripteurs d'images ont pu être identifiés dans l'état de l'art<sup>3</sup>. Il n'est pas envisageable de traiter l'ensemble de ces descripteurs d'images, d'autant plus que certains d'entre eux ne sont que des variantes. Il est cependant possible de rassembler les descripteurs d'images 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 [106, 114, 122]. En plus de ce classement, un historique de l'apparition des descripteurs d'images les plus représentatifs est proposé dans la Figure 2.4. Cet historique référence les descripteurs d'images les plus récents, et il se veut le plus exhaustif et le plus représentatif de l'état de l'art possible.



FIGURE 2.4 – Historique des descripteurs d'images les plus représentatifs de l'état de l'art. Cinq grandes familles sont identifiées. [SIFT, SURF] Certains descripteurs d'images sont employés dans des détecteurs de points d'intérêts, ils sont alors précisés entre crochets.

# 2.4.1 Descripteurs d'images colorimétriques

Les descripteurs d'images colorimétriques comprennent : l'Gray, l'utilisation de patch (Patch), l'utilisation directe du triplet couleur (RGB), ou encore des résultats de segmentation. L'utilisation directe de l'intensité (Gray) ou des couleurs (RGB) consiste à prendre en entrée directement les valeurs de sortie de la caméra. L'utilisation de patchs d'intensité (Patch) consiste à prendre des patchs sur l'image en tant que vecteur de description. La comparaison se fait alors par la mesure de la corrélation entre ces patchs. La mesure de corrélation la plus couramment employée est la mesure *Zero Mean Normalized Cross-Correlation* (ZNCC). Enfin, les techniques de segmentation consistent à rassembler et classifier des régions de l'image en se basant sur des caractéristiques colorimétriques similaires. Les descripteurs basés sur la couleur (RGB) ne doivent pas être confondus avec les techniques de segmentation. En effet, les descripteurs couleur (RGB) utilisent la couleur

<sup>3.</sup> La liste complète des descripteurs d'images identifiés est donnée dans l'Annexe B

directement comme valeur alors que la segmentation regroupe des valeurs en région. Les techniques de segmentation sont très nombreuses, [66] en fait une rapide classification.

Comme le montre la Figure 2.4, la famille de descripteurs d'images colorimétriques comporte les premières méthodes employées en traitement et analyse d'images. Bien qu'elles soient simples, elles 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 [98] alors que l'utilisation de patch est limitée dans le cas d'images à texture répétitive [115].

#### 2.4.2 Filtres

Les filtres renvoient une image en sortie : chaque pixel ou région de pixel sont donc traités. Les descripteurs d'images de type filtre sont très variés.

Les filtres de contours sont les plus employés. Parmi ces derniers, on retrouve des filtres basés sur la dérivée première (par exemple, GradX, GradY, Sobel, Canny, et d'autres variantes [33]), des filtres basés sur la dérivé seconde (par exemple, Laplacien), des filtres basés sur des dérivées multiples ou d'autres méthodes moins courantes. Alors que le gradient classique (GradX, GradY) consiste simplement à déterminer la dérivé de l'image par différence de pixels de proche en proche, les deux autres filtres (Sobel, Canny) commencent par effectuer un lissage de l'image avant d'effectuer l'opération de dérivation. Ce filtrage a pour but d'éliminer les faux contours. Le filtre de Canny, datant de 1986 et encore plus développé que le filtre de Sobel de 1968, effectue ensuite une opération de sélection des maximas et de seuillage. Cette étape supplémentaire permet une fois encore d'éliminer les faux contours dus au bruit de la caméra lors de la capture.

Les filtres de coins sont aussi beaucoup utilisés. Ces descripteurs sont basés sur la dérivée première (par exemple, Harris, KLT), sur la dérivée seconde ou encore sur l'utilisation directe de l'intensité avec un filtre de coins spécifique. La plupart de ces descripteurs reprennent des idées du descripteur de Harris. Ce descripteur classique est en général utilisé à la base d'un algorithme de détection de points d'intérêt. L'avantage du descripteur de Harris est qu'il est invariant aux transformations euclidiennes [106, 67]. C'est donc un descripteur robuste dans de nombreux cas rencontrés en contexte routier ou en traitement d'images en général. Le descripteur KLT peut aussi être mis en avant car il est souvent employé. Il se trouve que le descripteur utilisé dans le module de détection de l'algorithme de suivi KLT, décrit dans cette partie, est similaire à celle de Harris même si sa justification est différente [171]. Les descripteurs de coins basés sur la dérivée seconde sont aussi nombreux, mais ils sont en général moins employés. Enfin, certains descripteurs de coins utilisent des filtres particuliers ou d'autres méthodes. Moravec [124] propose ainsi une fonction calculée directement sur l'intensité afin de détecter des coins. C'est cette idée qui sera d'ailleurs reprise par Harris plus tard [67]. Le descripteur SUSAN et ces variantes [171] consistent à calculer le nombre de pixels plus clairs ou plus sombres lors du passage d'un disque sur le pixel d'intérêt afin de déterminer si ce dernier est un coin ou non. Il faut remarquer que le descripteur SUSAN, par sa méthode, se rapproche aussi des filtres binaires.

Les filtres de Gabor sont utilisés en tant que descripteurs dans de nombreuses variantes mais les plus courantes restent celles de la norme MPEG-7 [187, 116, 145]. Les filtres de Gabor sont des filtres linéaires, c'est à dire appliqués par une convolution, qui sont composés

d'une composante sinusoïdale et d'une composante gaussienne. Ces filtres correspondent à une pondération par une fonction gaussienne dans le domaine fréquentiel.

Les filtres binaires et les filtre de rang ont pour point commun de ne pas se focaliser sur les valeurs des pixels mais plutôt sur les relations qu'il existe entre elles (relation logique ou relation d'ordre), on parle de descripteur non paramétrique. Cette approche est donc originale et différente des autres descripteurs de type filtre. Les descripteurs binaires utilisent un test logique pour créer des valeurs ou des vecteurs de description. Certains comparent par exemple des couples de pixels sur un patch donné (par exemple, BRIEF, *Local Binary Pattern* (LBP), Census, FAST). Le vecteur de description est alors composé des valeurs binaires résultantes des ces tests. Les filtres de rang remplacent quant à eux les valeurs des pixels par leur rang dans une fenêtre donnée (par exemple, *Rank Transform*).

Les descripteurs d'images basés sur un apprentissage sont fondés sur un principe complètement différents des autres. L'idée est de créer un filtre par un apprentissage sur une base de données. Le retour attendu des descripteurs est connu, ce qui permet de créer un filtre sur mesure et optimisé pour l'application choisie. La première version de filtre par apprentissage est basée sur une étude du fonctionnement des mécanismes de détection humains. L'objectif était de reprendre les mécanismes de détection visuelle mis en œuvre chez l'homme, ce qui a permis de concevoir les LRF. Dans les LRF, les valeurs d'une fenêtre de pixels sont entrées dans un réseau de neurones. Chaque pixel est ainsi relié aux autres selon plusieurs couches successives de neurones. Un apprentissage sur une base de données permet de pondérer le réseau de neurones qui se spécialise alors pour la tâche à laquelle il est entrainé. De nombreux autres filtres par apprentissage ont ensuite été développés (par exemple, FAST, Time-Delay Neural Network (TDNN)). Il faut remarquer que les méthodes d'apprentissage profond peuvent s'apparenter à l'utilisation de filtres par apprentissage. En effet, les premières couches des réseaux de neuronnes convolutionels ou Convolutional Neural Network - (CNN) correspondent bien à des filtres optimisés pour une application donnée. A l'inverse les couches supérieures reprennent la structure d'un algorithme de classification, ce qui est similaire à la structure proposée dans la Figure 2.3.

Les filtres morphologiques sont basés sur la morphologie mathématique. Ils comprennent ainsi parmi d'autres : érosion, dilatation, ouverture, fermeture, *top-hat, bottomhat, hit-or-miss*. Toutes ces transformations ne seront pas décrites car elles sont peu utilisées dans le contexte routier.

Enfin, les méthodes de *template matching* utilisent une mesure de corrélation avec une forme particulière appliquée en chaque point de l'image [104, 18]. Ainsi, cette méthode peut s'apparenter à un filtrage avec un filtre représentant la forme recherchée et une mesure de corrélation à la place d'une convolution. Ces méthodes peuvent s'employer sur n'importe quelle forme. C'est le cas sur des exemples de détecteurs de piétons ou de véhicules. Les formes sont alors souvent générées à partir d'un modèle projeté sur l'image (*model matching*) ou apprises à partir d'exemples tirés de bases de données (*shape matching*).

#### 2.4.3 Statistiques

Les descripteurs statistiques ont pour point commun de traiter une région de l'image, ils se divisent cependant en deux sous familles. Les histogrammes procèdent à des comptages sur une région de l'image, ils aboutissement alors à un vecteur de description. Les moments passent quant à eux par des mécanismes (par exemple, moyenne) qui réduisent le nombre de valeurs de descriptions, passant ainsi d'un vecteur de description contenant de nombreuses valeurs à quelques valeurs de description. Cette section présente ainsi d'abord les histogrammes, puis les moments.

#### Histogrammes

Les histogrammes (ou distributions) sont très variés en traitement d'images : histogramme couleur, la transformée de Hough, l'histogramme spatial, et histogramme combiné.

Le premier histogramme à avoir été développé est le HOI. Il fait partie des histogrammes couleur. Il consiste à enregistrer le nombre de pixels de chaque intensité (dans une classe par intensité) sur une région donnée de l'image. Le HOI est un descripteur invariant par translation et par rotation [203]. Il est de plus de taille très réduite par rapport à la région analysée initialement [203]. Le HOI s'est ensuite complexifié pour s'adapter à la couleur. Les développements sur la couleur se sont accélérés dans les années 1990.

La transformée de Hough est une forme d'histogramme puisqu'un système de comptage (appelé vote) pour chaque pixel de l'image est mis en place. La transformée de Hough originale [84] est un descripteur qui permet la détection des lignes ou des courbes. Le premier algorithme mettant en œuvre la proposition de Hough date de 1972 [39] avant d'être généralisé et déployé en 1981 [6]. La transformée de Hough classique est en effet trop lourde pour des applications en temps réel [123]. Certains algorithmes utilisent donc des variantes appelées *Hough-like* ou Hough généralisée. En plus d'être plus rapides, ces variantes ne sont plus limitées à des lignes mais permettent aussi de détecter d'autres formes comme des polygones ou des cercles. Certaines de ces variantes sont répertoriées par Houben [83].

Les méthodes par histogramme ont beaucoup été utilisées par rapport à un caractère spatial. Parmi elles, trois descripteurs majeurs peuvent être cités : la matrice de cooccurence, le Shape Context et le HOG. La matrice de co-occurence a été proposée en 1973 pour faire de l'analyse de textures. C'est d'ailleurs cette méthode qui a été la plus répandue pendant les trente années ayant suivi sa publication [80]. Bien que beaucoup moins utilisé dans le contexte routier, ce type de méthode reste néanmoins intéressant pour la description. Une matrice de co-occurence est une forme d'histogramme 2D. Un vecteur de déplacement (orientation et distance spatiale) est d'abord défini. La matrice de co-occurence enregistre alors le nombre de couples de pixels en fonction de l'écart de leur intensité et en suivant le vecteur de déplacement donné. Des moments sur cette matrice sont ensuite calculés. Il faut noter que ces mesures pourraient conduire à classer ce descripteur dans la catégorie des descripteurs statistiques basés sur les moments. Le descripteur Shape Context est aussi basé sur un comptage spatial. Il possède cependant deux différences avec la matrice de co-occurence. D'abord le comptage ne se fait plus selon des intensités mais selon les directions et le rayon (en suivant un schéma en coordonnées polaires). En effet, le Shape Context consiste à créer des classes - ou bins - selon un format circulaire. Ensuite, les valeurs comptées sont le nombre de pixel de type contour dans chaque zone de l'histogramme. Pour chaque classe, le nombre de points faisant partie d'un contour est compté. Cela permet de décrire la forme locale d'un objet. Le HOG a été proposé la première fois en 2004 par Lowe [111] dans l'algorithme d'association d'images

SIFT en tant que descripteur. Cette méthode a ensuite été reprise en 2005 par Dalal [33] en tant que descripteur pour de la classification de piétons. Le HOG est un descripteur qui enregistre autour d'un point d'intérêt donné l'histogramme sur les orientations et les magnitudes du gradient dans des petites fenêtres réparties sur une grille carrée autour du pixel. Le vecteur de description est donc formé par 8 orientations enregistrées et 16 fenêtres soit 128 valeurs de description par point d'intérêt. Le descripteur HOG a connu un fort succès et de nombreuses variantes ont été proposées. Parmi elles, le *Gradient Location and Orientation Histogram* (GLOH) propose deux éléments nouveaux par rapport au HOG. D'abord, il effectue la séparation en classes – ou *bins* – en coordonnées polaires, ce qui aboutit à une séparation en cercles concentriques. La seconde innovation proposée par le GLOH est l'utilisation d'une analyse en composantes principales – ou *Principal Component Analysis* – (PCA) pour réduire le nombre de valeurs à enregistrer dans les vecteurs de description. L'objectif est de réduire le temps de calcul sans nuire à la qualité de la description.

Finalement, des descripteurs plus récents combinent à la fois des distributions spatiales et colorimétriques. Le descripteur *Color Correlogram* est un histogramme 2D qui enregistre le nombre d'occurrences pour lesquelles deux pixels de même couleur soient à une distance donnée. Il y a donc une classe pour chaque couple couleur / distance. Dans ce descripteur la direction entre les deux pixels n'est en revanche pas prise en compte à l'inverse de la matrice de co-occurence. La norme MPEG-7 [116] propose aussi un descripteur de ce type : le *Color Structure Descriptor* (CSD). Le CSD est un histogramme 1D. Chaque classe de cet histogramme correspond à une couleur et enregistre le nombre d'éléments structurant (d'un ensemble préétabli) pour lesquels la couleur est présente dans l'élément structurant (en l'appliquant comme un masque à l'image). Enfin, l'algorithme C-SIFT reprend exactement le même schéma que le l'algorithme SIFT (pour la détection et la description). Mais au lieu de se placer sur une image en nuance de gris, il utilise une image couleur de laquelle il extrait des canaux invariants aux changements d'illumination (par exemple, teinte – ou *hue* –).

#### Moments

Il existe plusieurs descripteurs basés sur les moments en traitement d'images. Ils étaient originellement utilisés pour de la reconnaissance d'objets. L'intérêt d'utiliser les moments est qu'ils sont invariants aux translations, aux rotations et aux changements d'échelle isotropes [67]. Au départ, les moments ont été utilisés pour décrire des histogrammes (par exemple, moyenne, variance). Cela permettait de réduire la taille des descripteurs employés et de les rendre plus robustes. En effet, un histogramme de taille importante peut être résumé par quelques moments. C'est le cas de la matrice de co-occurence. Bien que des variantes de cette matrice aient ensuite été utilisées directement comme descripteur, la matrice de co-occurrence n'était au départ qu'une étape de la description. Le descripteur proposé à l'origine repose en effet sur 14 moments calculés sur la matrice de co-occurence.

Il existe aussi des descripteurs d'images pour lesquels les moments sont calculés directement sur les images. Les plus connus sont les moments de Zernike dont plusieurs implémentations existent [169, 27] et les moments de Hu [85].

# 2.4.4 Transformation intégrale

Les descripteurs d'images basés sur une transformation intégrale les plus connus sont la transformée de Fourier et les ondelettes de Haar.

La transformation intégrale la plus utilisée en traitement d'images est la transformée de Fourier. La transformée de Fourier théorique n'est pas utilisée dans la pratique car son temps de calcul est trop important. L'approximation couramment utilisée est la transformée de Fourier rapide – ou *Fast Fourier Transform* – (FFT) (1965). Elle permet d'obtenir une description d'une région de l'image : il y a autant de coefficients de Fourier (descripteurs de la région) que de pixels dans la région analysée. De nombreuses variantes de la transformée de Fourier existent. Par exemple, la transformée de Walsh-Hadamard est aussi employée. Les algorithmes CDIKP ou KPB-SIFT sont par exemple des variantes de l'algorithme SURF en remplaçant les ondelettes de Haar par les noyaux de Walsh-Hadamard. De même, le descripteur de Fourier invariante aux rotations. Ce descripteur applique une transformée de Fourier à un patch après avoir appliqué une rotation à ce dernier. Ainsi par les différentes rotations.

L'analyse par les ondelettes de Haar est similaire à celle qui pourrait être faite pour une analyse par une transformée de Fourier. La différence est que les ondelettes comportent une zone d'analyse spécifique au lieu de travailler indifféremment sur toute la région de l'image à analyser. Comme pour la transformée de Fourier, les ondelettes de Haar théoriques ne sont pas utilisées directement. Le descripteur le plus employé est le Haar-like. L'avantage du Haar-like est que le calcul peut être optimisé, ce qui le rend utilisable pour des applications en temps réel. Le Haar-like a ensuite été réutilisé dans l'algorithme SURF. Dans cet algorithme, il permet de décrire des points d'intérêts préalablement identifiés avec la même idée que celle utilisée pour l'algorithme SIFT. Le Haar-like a ainsi permis d'obtenir un algorithme SURF à la fois performant et plus rapide que l'algorithme SIFT.

## 2.4.5 Symétries

Les descripteurs d'images de symétrie ne peuvent être rattachés à d'autres catégories car les mécanismes mis en jeu sont assez particuliers et variés. Les premiers travaux sur la symétrie ont débuté en 1977. A ce moment là, tous les travaux portent sur de la recherche de point ou d'axe de symétrie sur des courbes – ou *shape* – [144]. Il n'est alors pas question de descripteur d'images car la recherche est analytique. Le premier descripteur d'images basé sur la symétrie, c'est à dire le premier algorithme qui traite tous les pixels de l'image pour renvoyer une image de symétrie, est proposé au début des années 1990. Ce descripteur est originellement appliqué au gradient de l'image et est nommé *Generalized Symmetry Transform* (GST). La GST est une transformée qui permet d'obtenir deux valeurs pour chaque pixel de l'image : la magnitude de la symétrie et son orientation. Cette transformée (pour tous les rayons). Elle est donc lourde en calcul. De nombreux autres descripteurs de symétrie ont été proposés par la suite dans les années 1990 (par exemple, [156, 14, 20]) mais aussi dans les années 2000 (par exemple, [99, 13, 26]).

# 2.4.6 Synthèse

Les différentes familles d'applications finales et de descripteurs d'images ont été identifiées et présentées de manière indépendante. Pour chacun de ces deux aspects, un état de l'art proposant à la fois un classement par famille et avec une aspect historique a été présenté. Il est cependant aussi intéressant d'étudier le croisement des applications finales et des descripteurs d'images. Il est alors possible de mesurer quels sont les descripteurs d'images les plus employés et pour quelles applications particulières du contexte routier.

# 2.5 Statistique croisée des descripteurs d'images et des applications finales

L'approche retenue pour cet état de l'art est originale. En effet, l'objectif n'est pas seulement de recenser les applications finales et les descripteurs d'images de manière indépendante mais il est bien de mesurer quels sont les algorithmes (couple application finale et descripteur d'images) réellement représentatifs de l'état de l'art. Seuls des exemples d'algorithmes récents, représentatifs et marquants seront développés. En parallèle, une vision de l'ensemble des références identifiées, soit plus de 400 datant de 1986 à 2016<sup>4</sup>, est proposée. Cette vision utilise uniquement le nombre de références identifiées dans chaque catégorie (Tableau 2.1). Chaque catégorie est le croisement entre les applications finales des algorithmes et les descripteurs d'images utilisés dans ces derniers. L'intensité de chaque case du Tableau 2.1 correspond ainsi au nombre d'algorithmes identifiés pour la catégorie correspondante. Comme certains algorithmes utilisent plusieurs descripteurs d'images pour une même application, ils peuvent être présents dans plusieurs lignes pour une application donnée. Le tableau croisé sera étudié sous différents angles. D'abord, les descripteurs d'images les plus couramment utilisés dans le contexte routier, toute application confondue, seront identifiés. Ensuite, un portrait type des algorithmes pour chaque application sera dressé grâce au tableau croisé.

# 2.5.1 Descripteurs d'images les plus courants

Comme le montre le Tableau 2.1, les descripteurs d'images basés sur les contours sont les plus nombreux en contexte routier. Cela s'explique par leur efficacité et leur faible coût en calcul. Il servent en effet à la base de descriptions plus complètes. Ils sont aussi parmi les premiers descripteurs à avoir été utilisés et ils le sont encore, ce qui explique aussi leur volume d'utilisation conséquent. Ils sont employés aussi bien sur l'infrastructure qu'en embarqué et sont utilisés pour toutes les applications. Les descripteurs de contours les plus courants sont GradX, GradY, le Sobel et le Canny.

L'utilisation directe de l'intensité ou de la couleur (Pixel), bien qu'il s'agisse d'une méthode de description très simple est aussi très employée. Elle se pratique aussi souvent avec l'utilisation d'un patch et d'une métrique associée, c'est alors la métrique qui détermine la robustesse. Plus particulièrement, l'utilisation de patch est rencontrée couramment pour l'odométrie visuelle (mise en correspondance de points d'intérêts). Pour cela, la métrique la plus employée est la ZNCC. La couleur est quant à elle utilisée principalement pour la

<sup>4.</sup> Les références sont répertoriées dans l'Annexe A

#### CHAPITRE 2. REVUE BIBLIOGRAPHIQUE DES ALGORITHMES DE VISION ARTIFICIELLE EN CONTEXTE ROUTIER

		(	Couleu	ır		F				Filtre			Tranfo. Int.		Statisitque							
				e		Con	tours		Со	ins			e	an		$\widehat{}$ :	Hist	ogram	mes			
		Pixel	Patch	Segmentation	Sobel	Canny	Gradient	Autres	Harris	Autres	Gabor	Binaire, rang	Apprentissag	Morphologiq	Haar-like	Autres (FFT.	Hist. Coul.	DOH	Hough-like	Moments	Symmetrie	Total
Caméra	Véhicule	6	9	1	5	3	10	6	3	2			2	4	2	1	2		1	4		61
Infrastructure	Piéton	4	4	1	1	2	1	3					2	1	2		2	1	1	1		26
	Véhicule	15	4	2	4	1	6	17	6	2	1	6	2	1	6	1	8	5	3	4	11	105
Com las	Piéton	2	3		4	4	7	14	3	1		2	5		7	2	3	18	4	4	8	91
Camera	Signalisation	17	5	29	1	9	3	20	2	7	1	1	1		11	3		11	14	3	6	144
venicule	Voies	5		5	5	13	16	28			3			1	0	3	2	3	19	4		107
	Odométrie	3	6		4	3	1	3	8	3					3			1	3	2		40
	Total	52	31	38	24	35	44	91	22	15	5	9	12	7	31	10	17	39	45	22	25	

TABLEAU 2.1 – Tableau croisé des applications finales du contexte routier et des descripteurs d'images les plus utilisés. Ce tableau est basé sur le référencement de plus de 400 algorithmes de vision artificielle en contexte routier<sup>4</sup>.

détection d'objets : signalisations horizontales, verticales, et véhicules. Les signalisations sont en effet conçues pour être saillantes. Elles possèdent des couleurs contrastées et saturées. En ce qui concerne les véhicules, la couleur est souvent utilisée pour la détection des feux arrières.

Les descripteurs de coins sont beaucoup moins nombreux que les descripteurs de contours mais ils restent la méthode la plus courante pour la détection de point d'intérêt (odométrie visuelle). Ils servent aussi pour la détection de véhicules et de piétons. Le descripteur de Harris est le descripteur le plus courant parmi les descripteurs de coins.

Les Haar-like sont très employés pour la détection de piétons (à l'origine) mais aussi pour la détection de véhicules et de signalisations.

Le HOG est le descripteur le plus utilisé pour la détection de piétons. Suite à son succès pour la détection de piétons, il a aussi été utilisé plus généralement pour la détection de véhicules et de signalisations.

L'histogramme couleur est aussi un descripteur beaucoup employé malgré sa simplicité.

La transformée de Hough est l'un des descripteurs les plus utilisés pour la détection de signalisations. Il servait au départ uniquement pour la signalisation horizontale (ligne droite) mais sa généralisation (toute forme) est très employée pour la détection de signalisations verticales.

Enfin, les descripteurs basés sur la symétrie sont couramment utilisés pour la détection d'objets avec une caméra embarquée (signalisation verticale, véhicule et même piéton). Ils sont cependant variés et aucun d'entre eux n'est représenté plus qu'un autre. Chaque descripteur de symétrie, pris indépendamment, a donc une représentativité faible.

# 2.5.2 Portrait des algorithmes de chaque application finale

Une fois les descripteurs d'images les plus utilisés en contexte routier identifiés, il est intéressant de dresser un portrait type des algorithmes rencontrés pour chacune des applications grâce au Tableau 2.1.

Sur l'infrastructure, les deux applications finales majeures sont la détection de véhicules et de piétons. Pour les algorithmes sur l'infrastructure, la technique la plus employée est une extraction fond-forme pour la pré-détection (première moitié de la Figure 2.3) généralement suivie par une classification sur les contours (seconde moitié de la Figure 2.3). Pour la première phase de pré-détection, l'extraction fond-forme est possible et efficace car la caméra est fixe. Pour la seconde phase de classification, deux méthodes sont employées. La première, plutôt utilisée pour la détection de véhicules, recherche une mise en correspondance avec un modèle 3D [167]. Elle est aussi adaptée à la détection de piétons en analysant les silhouettes [161]. La seconde méthode, plus récente, utilise un apprentissage (SVM, réseau de neurones). Cette seconde technique présente un avantage : elle permet de répondre à la fois à de la détection de véhicules [203] et de piétons [33]. En effet, seule la base d'apprentissage doit être changée pour passer de l'un à l'autre. Cette seconde méthode est ainsi celle qui connait le plus de développement actuellement.

Les applications embarquées à bord des véhicules, malgré un schéma commun (présenté en détail dans la partie 2.3), mettent en œuvre des techniques légèrement différentes.

La détection de véhicules et de piétons par caméra embarquée utilise différentes méthodes pour présélectionner des objets sur les images. A l'inverse des algorithmes déployés sur l'infrastructure, la caméra est ici en mouvement : l'extraction fond-forme est donc impossible. Les algorithmes emploient alors d'autres méthodes pour cette phase de présélection comme l'utilisation de la stéréovision (deux caméras), l'utilisation de la perspective par différence d'images (sur deux images successives acquises par une même caméra), les flux optiques ou encore la fenêtre glissante (qui consiste à tester toutes les fenêtres pouvant contenir un piéton). La validation des objets détectés se fait généralement de différentes manières. Pour les véhicules, les Haar-like [55, 133] ou la symétrie [170] sont courants. Pour les piétons, les Haar-like [133], la symétrie [12] mais surtout le HOG [55, 33, 133] sont employés. Dans les deux cas, ces descripteurs d'images sont utilisés en tant qu'entrée pour une méthode de classification par apprentissage.

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 [151]. 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 d'images et d'une méthode d'apprentissage ou par une mise en correspondance de la forme. Dans le cas de l'utilisation des descripteurs d'images, les méthodes sont variées : Haar-like [151], HOG [151] et d'autres. Dans le cas de la reconnaissance de forme, des méthodes par vote dérivées de la transformée de Hough sont majoritairement utilisées [151].

La catégorie de détection des signalisations horizontales inclut aussi le suivi de voie. A l'origine, la détection des bords de voie ou des lignes était le principal sujet de recherche car le premier enjeu était de pouvoir contrôler latéralement le véhicule. A présent, les algorithmes les plus récents se focalisent aussi sur la détection d'autres marquages au sol (par exemple, passage piéton, flèches directionnelles) [54]. Pour la détection des signalisations horizontales, les descripteurs de contours et la transformée de Hough sont majoritairement utilisés. Ils sont souvent complémentaires : le descripteur de contour effectue un prétraitement permettant la détection alors que la transformée de Hough filtre les résultats [70].

Enfin, 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 quasiment systématiquement à des descripteurs de contours ou de coins. L'algorithme SIFT 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 [103, 150]. Pour l'odométrie visuelle, la phase de reconnaissance est une mise en correspondance des points d'intérêt entre images successives. Des techniques de description variées sont alors employées : le patch en intensité avec une mesure de corrélation [150], le HOG dans l'algorithme SIFT ou encore les Haar-like dans l'algorithme SURF.

Cette analyse croisée a donc permis de mettre en évidence quels sont les descripteurs d'images les plus employés en contexte routier, et ce de manière complètement justifiée. Elle a aussi permis de dresser un schéma classique des méthodes employées pour chaque catégorie d'algorithme. Cela ne tient cependant pas complètement compte de l'aspect temporel, c'est l'objet de la partie suivante.

# 2.6 Analyse temporelle

Comme le montre la section 2.4, certains descripteurs proposent à un moment donné, une nouvelle méthode originale alors que d'autres sont plutôt des évolutions permettant d'affiner les résultats obtenus. Les descripteurs fondateurs le deviennent car ils obtiennent de meilleurs résultats sur un problème donné. Par exemple, le descripteur SIFT pour l'appariement d'images [111] ou encore les Haar-like pour la détection d'objets [180]. Les autres descripteurs originaux, mais ne proposant pas un réel gain sur les résultats ne sont souvent pas retenus par la communauté scientifique. À l'inverse, lorsque des descripteurs originaux et performants apparaissent, ils sont repris et développés par l'ensemble de la communauté. Ils sont ainsi à l'origine de nouvelles branches dans les méthodes de description, à l'image de la Figure 2.4. Ces évolutions portent sur divers aspects : amélioration de certains points précis dans l'algorithme, amélioration du temps de calcul, formalisation, spécification à un problème donné. Lorsqu'un nouveau descripteur fondateur apparait dans un domaine donné, ou dans une famille de descripteurs donnée, les descripteurs précédents, qui sont alors dépassés en termes de résultats, sont souvent délaissés peu à peu. Un descripteur qui est devenu un classique peut alors ne plus du tout être employé dans les applications, car remplacé par un nouveau descripteur plus performant. S'intéresser uniquement à la quantité de référencement n'est donc pas forcément la meilleure des solutions pour identifier les descripteurs d'images actuellement et prochainement les plus employés en contexte routier. Une analyse temporelle complémentaire est donc plus adaptée pour répondre à ce problème. Elle repose sur les dates de publication des différents algorithmes rencontrés en contexte routier. Ces dates ont permis de dresser le Tableau 2.2. Ce tableau représente le nombre de référencement de chaque descripteur d'images en contexte routier au cours du temps. Diverses conclusions peuvent être tirées de ce dernier.



TABLEAU 2.2 – Utilisation des principaux descripteurs d'images en contexte routier au cours du temps.

## 2.6.1 Descripteurs d'images colorimétriques

L'utilisation directe des pixels de l'image et la segmentation sont utilisées de manière assez constante depuis le début des recherches sur la vision artificielle en contexte routier et jusqu'à nos jours. Le descripteur par patch, associé à une métrique entre des couples de patchs, est plus récent et a connu un plein essor entre 2000 et 2005. Ce descripteur a alors été beaucoup utilisé avec succès et de manière indépendante pour la détection de véhicules et pour l'odométrie visuelle. Enfin, l'utilisation de la couleur remonte au milieu des années 1995. Elle est alors majoritairement utilisée pour la segmentation des signalisations verticales.

#### 2.6.2 Filtres

Les filtres de contour sont les descripteurs les plus utilisés au cours du temps. Ils sont employés dès le début des recherches sur la vision artificielle en contexte routier (détection des marquages au sol) et sont encore très utilisés actuellement. Les filtres de contours les plus employés sont GradX, GradY, le Canny et le Sobel.

Les filtres sensibles aux coins sont les deuxièmes plus employés en contexte routier. Bien que moins employés que les filtres de contours, ils sont en revanche beaucoup plus récents (fin des années 1990, début des années 2000). Le filtre de coins le plus employé est le descripteur de Harris. Datant pourtant de 1988, ce descripteur a connu un réel essor pour l'odométrie visuelle au milieu des années 2000. Il est alors utilisé en tant que détecteur de points d'intérêt.

Les filtres binaires ou de rang, bien que très utilisés dans d'autres domaines du traitement et d'analyse d'images (par exemple, indexation d'images – ou *image retrievial* –), ne sont que peu utilisés dans le contexte routier. Ils ont pourtant été régulièrement testés au cours du temps.

Les conclusions pour les filtres de Gabor sont les mêmes que pour les filtres de rang.

Les filtres par apprentissage, bien que moins utilisés de manière globale, sont très récents (développement au cours des années 2000). La courbe temporelle montre que ces filtres sont plutôt en maturation et qu'il pourraient devenir la prochaine référence. Ils seront cependant sans doute immédiatement remplacés par des méthodes d'apprentissage profond – ou *deep learning*. Ces méthodes ne font en effet plus appel à des descripteurs puisque les premières couches d'apprentissage constituent directement l'équivalent des descripteurs d'images de type filtre par apprentissage. Bien que ce type de nouvelle méthode ne pourra pas être assimilée à un descripteur d'images, elles se rapprocheront de la méthode proposée pour les filtres par apprentissage.

## 2.6.3 Statistiques

L'histogramme colorimétrique est un descripteur utilisé depuis le milieu des années 1990 et ce de manière assez constante. Il est de plus utilisé dans de nombreux domaines sans vrai prédominance dans l'un d'entre eux en particulier.

Parmi les descripteurs statistiques, le plus employés est le HOG. Bien que fixé dans sa forme actuelle en 2005 [33], des algorithmes similaires au HOG existaient dès 1990 en contexte routier [95]. 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 [111]. Ensuite, les recherches sur le HOG pour la détection de piétons 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.

La transformée de Hough est utilisée depuis l'origine des travaux de recherche en contexte routier (milieu des années 1980). A cette époque, la détection des marquages au sol (lignes) était la thématique principale de recherche. Or, la transformée de Hough est particulièrement utile pour cette tâche. La généralisation de la transformée de Hough (pour toutes les formes et pas seulement les lignes droites) a permis une seconde phase d'utilisation importante au cours des années 2000 pour la détection des signalisations verticales.

# 2.6.4 Transformation intégrale

Les Haar-like représentent le descripteur majoritaire parmi la famille des transformations intégrales. Ce descripteur est employé depuis le milieu des années 1990 mais a connu un grand succès au cours des années 2000 en particulier pour la détection de piétons. Il a ensuite été utilisé à partir du milieu des années 2000 pour la détection des signalisations verticales et des véhicules.

# 2.6.5 Symétries

Les descripteurs de symétrie ont majoritairement été utilisés pour la détection de véhicules et de piétons au cours des années 2000. Leur utilisation n'est tout de même pas très répandue pour ces applications de manière générale.

# 2.7 Conclusion

Cette étude bibliographique présente en première partie, un historique du développement des algorithmes de vision artificielle en contexte routier dans l'objectif d'être le plus synthétique possible en identifiant les dates clés. Il a permis de poser le contexte et les enjeux liés à l'utilisation d'algorithmes de vision artificielle en contexte routier. Les applications finales majeures dans un tel contexte ont été identifiées grâce à cette première partie. L'originalité de cette nouvelle étude bibliographique est qu'elle porte à la fois sur les algorithmes de vision artificielle destinés à une utilisation sur l'infrastructure et embarqués à bord des véhicules.

Ensuite, le mécanisme général des algorithmes de vision artificielle en contexte routier a été présenté. Ce dernier a permis de mettre en évidence l'importance des descripteurs d'images dans les algorithmes.

Ainsi, une revue bibliographique spécifique aux descripteurs d'images a été proposée. Elle est dans un premier temps complètement indépendante du contexte routier. Les descripteurs d'images les plus courants de la littérature sont présentés et hiérarchisés. Cette classification prend en compte l'aspect temporel et les mécanismes mis en jeu pour chaque descripteurs d'images. Ainsi, plus de 190 descripteurs d'images ont été identifiés permettant d'aboutir à une vue synthétique représentative de la bibliographie.

Après avoir traité les applications finales du contexte routier et les descripteurs d'images de manière indépendante, la bibliographie présentée dans ce mémoire apporte une originalité : les algorithmes du contexte routier et les descripteurs d'images sont analysés conjointement afin de repérer quels sont les descripteurs d'images les plus représentatifs du contexte routier. Ainsi, par l'analyse et le classement de plus de 400 références, les mécanismes mis en jeu pour chaque application finale ont été détaillés en les mettant en parallèle avec les descripteurs d'images utilisés. Les descripteurs les plus courants ont été recensés par cette approche croisée originale.

Enfin, une analyse temporelle a permis de mettre en évidence les "effets de mode" mais aussi les descripteurs d'images qui sont actuellement les plus utilisés. Cette seconde approche est aussi originale puisqu'elle traite de l'utilisation des descripteurs d'images de manière statistique. Un descripteur d'images peu en effet connaitre un succès des années après sa création et parfois après plusieurs tentatives (par exemple, HOG). Un descripteur fondateur est souvent développé et adapté pendant 5 à 10 ans après sa première utilisation réussie. Un descripteurs qui fonctionne pour la détection d'un des objets du contexte routier (piéton, véhicule, signalisation) est ainsi souvent spécifié pour fonctionner encore mieux sur cet objet tout en étant transféré dans le même temps aux autres objets. Des différences entre les méthodes pour l'infrastructure et en embarqué sont en revanche souvent constatées bien qu'elles portent cependant sur la détection des mêmes objets (piéton et véhicule). Cela peut-être dû à d'échange des connaissances entre les communautés scientifiques de l'infrastructure et du véhicule.

Cette analyse conduit finalement à l'identification des descripteurs d'images les plus courants et de leur champ d'application. Ainsi, les descripteurs d'images les plus simples (pixel, patch, contours, coins) et les descripteurs Haar-like, HOG, la transformée de Hough, et le HOI sont les plus représentatifs du contexte routier. Dans le chapitre 4, cette analyse sera approfondie par une phase de test des descripteurs d'images en conditions météo-rologiques dégradées, capitales pour le contexte routier. Ainsi, un pas de plus sera fait vers l'identification des bons descripteurs d'images pour le contexte routier. Avant cela, il est nécessaire de mettre en place des bases de données pour procéder à l'évaluation des descripteurs, c'est l'objet du chapitre suivant.

# **Chapitre 3**

# Création de bases de données météo-image

# Sommaire

3.1	Intro	duction	34
3.2	Les co	onditions météorologiques dégradées en contexte routier	36
	3.2.1	Brouillard	37
	3.2.2	Pluie	40
3.3	Un <i>fr</i>	amework d'acquisition et de gestion des données météo-image	43
	3.3.1	Un simulateur de pluie numérique	43
	3.3.2	La Plateforme R&D Brouillard et Pluie : pluie et brouillard artificiels	49
	3.3.3	Acquisition automatisée de données météo-images naturelles	49
	3.3.4	Gestion des données météo-image	52
3.4	Les ba	ases de données mises en place	54
	3.4.1	Base de données Météo-Image <i>Pluie Artificielle</i>	54
	3.4.2	Base de données Météo-Image <i>Pluie Naturelle</i>	55
	3.4.3	Base de données Météo-Image <i>Piéton</i>	60
3.5	Conc	usion	62

# 3.1 Introduction

Afin de pouvoir tester le comportement des descripteurs d'images en conditions météorologiques dégradées, il est primordial de disposer de bases de données d'images en conditions météorologiques dégradées. Bien que la préparation des bases de données a été effectuée en parallèle de la revue bibliographique sur les descripteurs d'images, il a été choisi de présenter ces dernières en second dans ce mémoire.

Il existe des bases de données dans la littérature qui contiennent des images dans différentes conditions météorologiques. Cependant, ces dernières ne répondent pas à notre problématique. Les bases de données sont très dépendantes des applications : certaines ne concernent que le brouillard (par exemple, [166, 127, 200]) ou la pluie (par exemple, [64, 198, 164, 200]). Ces dernières sont utilisées pour tester des algorithmes de suppression des perturbations engendrées sur les images. Elles sont composées d'images venant de différentes sources. Ces images peuvent être simulées numériquement (par exemple, [127, 164]), acquises sur site réel (par exemple, [127, 64, 198]) mais aussi trouvées sur internet (par exemple, [166, 200]) ou dans des films (par exemple, [64, 200]). Les conditions météorologiques ne sont donc pas réellement connues ni contrôlées. De plus, ce type de base de données ne comporte généralement que quelques images permettant simplement d'illustrer une méthode, sans possibilité de validation statistiquement justifiée.

Une autre approche originale pour la constitution des bases de données est l'utilisation des webcams accessibles publiquement tout autour du globe (par exemple, [92, 113, 25, 48, 181]). Le principal intérêt de ce type de base de données réside dans le volume très important d'images acquises par cette méthode. Les données sont de plus très variées car elles proviennent de lieux répartis tout autour du globe et les caméras sont aussi très différentes. En outre, les images sont souvent énormément compressées et de mauvaise qualité. La donnée météorologique peut être jointe à la base de données. Elle est alors déterminée à l'œil (grandes catégories : par exemple, ensoleillé, nuageux) ou ajoutée par association avec des données météorologiques les plus proches disponibles publiquement. Ces données sont alors souvent imprécises (station météorologique parfois non explicitée), peu fiables (distance élevée entre l'acquisition des images et des conditions météorologiques) ou incomplètes (données manquantes dans le temps ou données différentes selon les webcams).

Finalement, des travaux spécialisés ont permis de mettre en place des bases de données joignant à la fois des images et les conditions météorologiques. Ce type de base de données existe pour la pluie (par exemple, [64, 15, 3, 147]) et le brouillard (par exemple, [75, 76, 79, 74, 168, 139, 138, 78, 21, 77, 60, 59]). La fiabilité des ces bases de données est souvent plus grande que celle des précédentes. Cependant, elles comptent un nombre d'images beaucoup plus faibles car l'acquisition des images est souvent effectuée à la main, lors de quelques épisodes de conditions météorologiques dégradées .

Il n'existe donc à notre connaissance aucune base de données d'images conséquente dont les conditions météorologiques sont caractérisées avec fiabilité. La première étape avant le test des descripteurs d'images est donc de constituer des bases de données contenant simultanément des images et les données météorologiques correspondantes. On parlera alors de Base de données Météo-Image (BMI).

Avant de pouvoir constituer une BMI, il est important de cibler quelles sont les applications qui seront testées et quelle BMI il est possible de réaliser. Dans le cas présent, plusieurs objectifs sont visés :

- Afin d'être représentatif de la réalité, les BMI mises en place doivent contenir des scènes proches des scènes routières. Des scènes d'extérieur devront donc être filmées en priorité. Elles doivent comprendre des zones de chaussée (zone sombre uniforme), des objets en mouvement (par exemple, véhicules, piétons, branches d'arbres) et des zones de ciel (zone claires plus ou moins uniformes).
- L'ensemble des conditions météorologiques doivent être traitées : à la fois du point de vue du type de condition météorologique (par exemple, conditions normales, brouillard, pluie, neige) mais aussi du degré d'intensité de celle-ci (par des classes d'intensité ou par une échelle continue). Ces conditions météorologiques doivent être mesurées *in situ* et en temps réel, par des capteurs spécifiques et calibrés afin de garantir une bonne fiabilité.
- Il peut être intéressant de bénéficier de BMI contenant des images identiques avec et sans conditions météorologiques dégradées. Pour cela, des BMI constituées à partir de conditions météorologiques simulées numériquement sur les images ou créées artificiellement dans la scène filmée pourront être mises en place. Il est alors nécessaire de disposer de BMI dont les conditions sont contrôlées et parfaitement reproductibles.
- Pour être représentatif de la réalité, les BMI doivent contenir des images acquises avec des réglages standard d'une caméra routière. Deux cas peuvent être présents : des caméras installées en bord de voie et des caméras embarquées dans les véhicules.
- De plus, certaines contraintes sont aussi présentes :
- Les délais imposent de pouvoir disposer des premières BMI au bout d'un an au maximum. En effet, les délais de la thèse imposent un planning stricte pour les phases de recherche et des données doivent alors être disponibles. Or les conditions météorologiques ne sont pas contrôlées et certaines d'entre-elles ont des occurrences très peu nombreuses (par exemple, neige, orage très intense, brouillard très dense). Comme cela a déjà été évoqué, il est possible d'utiliser des BMI contenant des images sur lesquelles les conditions météorologiques seraient simulées numériquement ou créées artificiellement. De plus, pour pouvoir obtenir des conditions météorologiques variées en conditions naturelles, il est indispensable de disposer d'outils permettant une acquisition simultanée des images et des conditions météorologiques.
- Le volume des données images est très important. Une sélection des conditions météorologiques pour lesquelles les tests seront effectués semble donc indispensable. De plus, des outils performants de gestion des BMI doivent être mis en place.

Certains des objectifs et des contraintes fixés peuvent être opposés. La solution adoptée est alors la création de BMI différentes, chacune répondant à différents aspects. De plus, certains choix ont du être faits car l'ensemble des objectifs ne pouvaient pas être obtenus dans le délai imparti pour la thèse :

- Plusieurs BMI seront mises en place. Certaines d'entre elles se rapprocheront de conditions réelles alors que d'autres auront pour objectif d'être dans des conditions contrôlées.
- La neige ne sera pas traitée. En effet, il n'était actuellement pas possible de reproduire des conditions de neige ni numériquement ni artificiellement. De plus, son

occurrence est trop faible pour obtenir un nombre suffisant d'images dans le temps qui était imparti. Cependant, les acquisitions de certaines BMI se poursuivent, la neige fera donc l'objet d'études ultérieures.

- Les conditions météorologiques dégradées les plus intenses seront reproduites artificiellement car elles ont des occurrences naturelles trop faibles.
- Dans le cadre de ce travail, seul le cas des caméras fixes sera traité. En effet, le passage à des caméras embarquées nécessite des conditions de mise en place complexes, et moins bien contrôlées au niveau des données météorologiques. Cela n'empêchera pas d'avoir des objets en mouvement dans les scènes prises en compte.

La section suivante présente les différentes conditions météorologiques dégradées prises en compte en contexte routier. Elle présente aussi sommairement les modélisations et les grandeurs liées aux deux conditions météorologiques dégradées retenues ici : le brouillard et la pluie. La section 3.3 présente ensuite les outils mis en place et utilisés pour créer et gérer les BMI mises en place. En effet, un simulateur de pluie a été mis au point dans le cadre de la thèse afin d'ajouter numériquement de la pluie sur des images initialement sans pluie [43]. La Plateforme R&D Brouillard et Pluie du Cerema a aussi été utilisée afin d'acquérir rapidement des images en conditions météorologiques dégradées. Un système d'acquisition automatique d'images et des conditions météorologiques associées a ensuite été déployé sur plusieurs sites afin d'obtenir des images acquises en conditions naturelles. Finalement, la section 3.4 présente les différentes BMI qui ont pu être constituées et exploitées durant ces travaux de thèse.

# 3.2 Les conditions météorologiques dégradées en contexte routier

Avant de pouvoir mettre en place une BMI, il est important de bien comprendre les paramètres physiques de la météorologie. En effet, l'objectif est de pouvoir constituer des bases de données qui contiennent à la fois des images, mais aussi les grandeurs météorologiques permettant de caractériser les conditions rencontrées. Le premier enjeu de cette section est donc d'appréhender les grandeurs physiques qui permettent d'évaluer la sévérité des conditions météorologiques dégradées. De plus, pour constituer les BMI, plusieurs méthodes seront employées, certaines d'entre elles permettront d'utiliser des simulateurs de conditions météorologiques dégradées. Afin de pouvoir traiter des données simulées, il est important de connaitre les niveaux d'intensité des conditions météorologiques dégradées rencontrés en contexte routier. C'est le second enjeu de cette section.

Comme le montre le Tableau 3.1, les conditions météorologiques se divisent en deux catégories [63] : statique (brouillard) et dynamique (pluie, neige). Dans le cas des conditions météorologiques statiques  $(1 - 10 \ \mu m)$ , les gouttes sont trop petites pour être perçues par la caméra. Dans ce cas, des modèles macroscopiques d'atténuation peuvent suffire à la modélisation des effets de ces conditions sur la caméra [63]. Dans le second cas, les gouttes d'eau sont assez grandes  $(1 - 10 \ mm)$  pour être perçues individuellement par la caméra. La suite de cette section se décompose en deux parties : le brouillard et la pluie. La neige n'est

pas abordée car les conditions de neige n'ont pu faire l'objet de tests au cours de ce travail en raison de la rareté des événements naturels et de l'absence de simulateur de neige.

Condition météorologique	Type de particule	Rayon (µ <i>m</i> )	Concentration $(cm^{-3})$
Air ( <i>Air</i> )	Molécule	$10^{-4}$	$10^{19}$
Brume (Haze)	Aérosol	$10^{-2} - 1$	$10^3 - 10$
Brouillard (Fog)	Gouttelette d'eau	1 - 10	100 - 10
Nuage ( <i>Cloud</i> )	Gouttelette d'eau	1 - 10	300 - 10
Pluie ( <i>Rain</i> )	Goutte d'eau	$10^2 - 10^4$	$10^{-2} - 10^{-5}$

TABLEAU 3.1 – Type de conditions météorologiques en fonction de la taille des hydrométéores (adapté de [127]).

#### 3.2.1 Brouillard

Le brouillard est physiquement caractérisé d'un point de vue microscopique (distribution de la taille des gouttes) et d'un point de vue macroscopique (visibilité à travers une épaisseur de brouillard). Seul ce second aspect est important pour l'étude d'images acquises par des caméras du contexte routier. En effet, avec l'utilisation d'une caméra standard, la majorité les longueurs d'ondes acquises font partie du domaine visible. Or pour les longueurs d'ondes du domaine visible, le type de brouillard (tailles des gouttes) a peu d'impact sur la perception.

La grandeur physique qui permet de caractériser le brouillard est la visibilité météorologique qui s'exprime en mètres. En contexte routier, cette grandeur est caractérisée à partir du contraste. La théorie de Koschmieder décrit le contraste apparent d'un objet sur l'horizon [79]. La luminance totale  $L_{tot}$  perçue par un observateur depuis un objet positionné à une distance D et à travers une atmosphère diffusante (comme le brouillard) avec un coefficient d'extinction  $\beta$  (en  $m^{-1}$ ) est donnée par l'équation (3.1).

$$\mathcal{L}_{tot} = \mathcal{L}_0 e^{-\beta \mathcal{D}} + \mathcal{L}_f \left( 1 - e^{-\beta \mathcal{D}} \right)$$
(3.1)

où  $L_0$  est la luminance d'un objet proche et  $L_f$  est la luminance de l'horizon. Le premier terme correspond donc à la lumière perçue directement depuis l'objet. Le second correspond à la lumière diffuse de l'environnement qui a été déviée par le brouillard jusqu'à l'observateur. Ainsi, lorsque l'objet s'éloigne de l'observateur, la luminance perçue de l'objet diminue ( $L_0$ ) alors que la luminance perçue de l'horizon augmente ( $L_f$ ). De même, lorsque le coefficient d'extinction  $\beta$  augmente, l'observateur perçoit moins la luminance de l'objet ( $L_0$ ) et plus celle de l'horizon ( $L_f$ ). Autrement dit, lorsque la distance entre l'objet et l'observateur D ou le coefficient d'extinction  $\beta$  augmentent, le contraste C entre l'objet et l'horizon diminue, en suivant la définition de la loi de Duntley [5, 75] (équation (3.2)).

$$C = \frac{L_{tot} - L_f}{L_f} = C_0 e^{-\beta D}$$
(3.2)

où C est le contraste entre l'objet et le fond à une distance D, et  $C_0$  est le contraste intrinsèque de l'objet définit par l'équation suivante :

$$C_0 = \frac{L_0 - L_f}{L_f} \tag{3.3}$$

La Figure 3.1 présente différents niveaux de contraste en fonction des paramètres D et  $\beta$ . Sur cette figure, il apparait clairement que la dégradation visuelle (donnée à titre indicatif) est corrélée à la fois à la distance de visibilité météorologique (V*is*) et à la distance de l'objet par rapport à la caméra (D). Par définition, C<sub>0</sub> dépend de l'objet et du fond de la scène. Une visibilité météorologique parfaite correspond à un contraste d'un objet noir sur un horizon blanc (C<sub>0</sub> = 1). On considère qu'à un niveau de contraste inférieur à 5%, l'œil humain n'est plus capable de distinguer l'objet du fond (valeur fixée par la Commission Internationale de l'Eclairage – ou *International Commission on Illumination* – (CIE) [40] et l'Organisation mondiale de la météorologie – ou *World Meteorological Organization* – (WMO) [105]). Ainsi, en resolvant l'équation (3.2) proposée par Duntley pour déterminer D à partir de cette hypothèse, on obtient la formule de Koschmieder qui permet le calcul de la distance de visibilité météorologique V*is* [75] (équation (3.4)).



FIGURE 3.1 – Représentation schématique de l'évolution du contraste C en fonction de la distance de visibilité météorologique V*is* et de la distance entre l'objet et l'observateur D. Hypothèses :  $L_0 = 0\%$  et  $L_f = 80\%$  en niveau de gris. Il s'agit d'une simple illustration en niveau de gris qui ne correspond pas à une valeur physique de luminance.

$$Vis = -\frac{ln(0,05)}{\beta} \approx \frac{3.0}{\beta}$$
(3.4)

La visibilité météorologique varie de 0 *m* pour un brouillard complètement opaque à des dizaines de milliers de mètres en cas d'absence de brouillard (l'atmosphère n'est jamais vide). En météorologie, on considère qu'il y a présence de brouillard lorsque la visibilité météorologique passe en dessous de 1000 *m*. En contexte routier, le brouillard devient critique lorsque la visibilité météorologique passe en dessous des 400 *m*. La norme française *NF P 99-320 (AFNOR, 1998)* définit quatre classes de brouillard en dessous de 400 *m* comme le montre le Tableau 3.2.

	Classe de visibilité routière	Distance de visibilité météorologique ( <i>m</i> )
Brouillard météorologique		< 1000
	1	200 - 400
	2	100 - 200
Brouillard routier	3	50 - 100
	4	< 50

TABLEAU 3.2 – Les classes de brouillard en contexte routier selon la norme *NF P* 99-320 (*AFNOR*, 1998)

Dans le cadre de cette thèse, la distance de visibilité météorologique est mesurée grâce aux capteurs suivants : le transmissiomètre DEGREANE HORIZON *TR30* qui équipe la Plateforme R&D Brouillard et Pluie (section 3.3.2) et le capteur temps présent VAISALA *PWD12* placé sur le site autoroutier du col de la Fageole (au bord de l'autoroute A75) (Figure 3.2). Comme le montre le Tableau 3.3, ces deux capteurs permettent d'effectuer la mesure de la visibilité météorologique sur la plage de mesure utile pour le contexte routier (10 – 1000 *m*). Ce tableau donne aussi les incertitudes sur la mesure, qui permettent de valider les données météorologiques obtenues par la suite.





(a) Transmissiomètre DEGREANE HORI-ZON *TR30* [34].

(b) Capteur temps présent VAISALA *PWD12* [178].

FIGURE 3.2 – Les capteurs de mesure de la distance de visibilité météorologique.

		TR30	PWD12
Distance de	visibilité minimum	10 <i>m</i>	10 <i>m</i>
Distance de	10 000 m	2 000 m	
Incertitude	10-500 m	$<\pm 1\%$	±10%
	$500 - 2\ 000\ m$	$< \pm 5\%$	±10%
	2 000 – 5 000 <i>m</i>	$<\pm 10\%$	NC
	5 000 – 10 000 <i>m</i>	$<\pm20\%$	NC
Intervalle de	e mesure (moyenne glissante)	1 min	1 min

TABLEAU 3.3 – Gamme de mesure et incertitude des capteurs de visibilité météorologique.

# 3.2.2 Pluie

Comme pour le brouillard, la pluie est caractérisée d'un point de vue microscopique (taille des gouttes) et d'un point de vue macroscopique (intensité de pluie – ou *Rainfall rate* – ( $R_R$ )). Pour la constitution d'une BMI en contexte routier, seul ce second aspect suffit pour caractériser les conditions de pluie. En effet les autres paramètres découlent de l'intensité de pluie selon certaines paramétrisations, comme cela est montré dans la section 3.3. L'intensité de pluie est la grandeur qui permet donc de caractériser la pluie, elle est notée  $R_R$  et s'exprime en  $mm.h^{-1}$  (1  $mm.h^{-1} = 1 L.m^{-2}.h^{-1}$ ). L'intensité de pluie se calcule comme le volume d'eau qui tombe par unité de surface et de temps. Elle varie de 0  $mm.h^{-1}$  pour une absence de pluie à plusieurs dizaines de  $mm.h^{-1}$  pour une pluie très forte. Le Tableau 3.4 propose une classification de l'intensité de pluie selon la norme *NF P* 99-320 (*AFNOR*, 1998). Ces intensités de pluie correspondent à des valeurs couramment rencontrées en France métropolitaine. Cependant, il existe des intensités épisodiques bien plus importantes sur la planète. Le Tableau 3.5 récapitule quelques ordres de grandeur des records des intensités de pluie rencontrées sur la planète et en France.

Classe	Intensité de pluie $R_R$ ( $mm.h^{-1}$ )
Très faible	0, 0 - 0, 1
Faible	0, 1 - 2, 5
Modérée	2, 5 - 7, 5
Forte	> 7,5

TABLEAU 3.4 – Les classes de pluie en contexte routier selon la norme française *NF P* 99-320 (*AFNOR*, 1998).

Dans le cadre de la thèse, l'intensité de pluie est mesurée par :

- le disdromètre optique OTT *Parsivel* et le pluviomètre à augets LSI *DQA136* au sein de la Plateforme R&D Brouillard et Pluie et sur le site du Département Laboratoire de Clermont-Ferrand (DLCF),
- le pluviomètre à augets PRÉCIS MÉCANIQUE 3039 sur le site autoroutier du col de la Fageole (A75).

Ces divers capteurs sont représentés sur la Figure 3.3 et leur gamme de mesure et les incertitudes associées sont fournies dans le Tableau 3.6 .

Durée	Cumul de pluie ( <i>mm</i> )	Intensité moyenne de pluie ( $mm.h^{-1}$ )	Année	Lieu	Référence
1 min	38	2280	1970	Guadeloupe	[186]
1 min	31,2	1872	1956	Etats-Unis	[4]
8 min	126	945	1920	Allemagne	[186]
15 min	198	792	1916	Jamaique	[186]
20 min	206	618	1889	Roumanie	[186]
42 min	305	436	1947	Etats-Unis	[186]
1 h 00 min	401	401	1975	Chine	[186]
6 min	36	360	1982	France	[119]
15 min	84	336	1982	France	[119]
2 h 10 min	483	223	1889	Etats-Unis	[186]
2 h 45 min	559	203	1935	Etats-Unis	[186]
30 min	100	200	1982	France	[119]
4 h 30 min	782	174	1942	Etats-Unis	[186]
6 h	840	140	1977	Chine	[186]
10 h	1400	140	1977	Chine	[186]
1 h 00 min	136	136	2010	France	[119]
9 h	1087	121	1964	La Réunion	[186]
2 h 00 min	203	102	1999	France	[119]
12 h	1144	95	1966	La Réunion	[4]
18 h 30 min	1689	91	1964	La Réunion	[186]
24 h	1825	76	1966	La Réunion	[186]
6 h	364	61	2002	France	[119]
3 jours	3930	55	2007	La Réunion	[4]
2 jours	2493	52	1995	Inde	[4]
4 jours	4936	51	2007	La Réunion	[4]
2 jours	2467	51	1958	La Réunion	[186]
12 h	528	44	2002	France	[119]
3 jours	3130	43	1958	La Réunion	[186]
4 jours	3721	39	1974	Inde	[186]
5 jours	4301	36	1980	La Réunion	[186]

TABLEAU 3.5 – Les records d'intensité de pluie dans le monde et en France.







(a) Disdromètre optique OTT *Parsivel* [134].

(b) Pluviomètre à augets LSI *DQA136* [112].

(c) Pluviomètre à augetsPRÉCIS MÉCANIQUE 3039[142].

FIGURE 3.3 – Les capteurs de mesure de l'intensité de pluie.

		OTT Parsivel	LSI DQA136	PRÉCIS MÉCANIQUE 3039
Intensité de pluie minimum		$0,001 \ mm.h^{-1}$	$0,2 \ mm.h^{-1}$	$0,1 \ mm.h^{-1}$
Intensité de pluie maximum		$1200\ mm.h^{-1}$	$720 \ mm.h^{-1}$	$1000\ mm.h^{-1}$
	$0-60 \ mm.h^{-1}$		$\pm 0,2 \ mm.h^{-1}$	
	$60-240 \ mm.h^{-1}$		±1%	< ±4%
Incertitude	$240 - 300 \ mm.h^{-1}$	$\pm 5\%$		
	$300 - 1000 \ mm.h^{-1}$		NC	< ±5%
	$1\ 000 - 1\ 200\ mm.h^{-1}$			NC
Surface de mesure		$54 \ cm^2$	$1000cm^2$	$1\ 000\ cm^2$

TABLEAU 3.6 – Gamme de mesure et incertitude des capteurs d'intensité de pluie.

# 3.3 Un *framework* d'acquisition et de gestion des données météo-image

## 3.3.1 Un simulateur de pluie numérique

#### État de l'art et micro-physique de la pluie

De nombreux simulateurs de pluie existent (par exemple, [50, 109, 149, 164, 183]). La plupart d'entre eux sont inspirés par les caractéristiques physiques de la pluie mais ne sont que des simulateurs de l'effet visuel de la pluie sur une image, par exemple utilisés pour les jeux vidéos ou les films. Ils ne peuvent donc pas être utilisés dans le cadre d'une étude détaillée du fonctionnement des caméras en conditions de pluie. Un premier modèle de simulateur numérique de pluie avec prise en compte des paramètres physiques a été proposé par Garg [64]. Il utilise les lois physiques de la pluie les plus connues. La caméra modélisée est une caméra à lentille et ouverture, ce qui est essentiel pour la bonne prise en compte des phénomènes générés par la pluie sur les images. C'est ce principe de simulateur de pluie numérique qui a été mis en place dans la suite. Cependant, les approximations faites et les références utilisées pour modéliser la pluie sont différentes du modèle proposé par Garg [64]. Le simulateur qui est proposé dans la suite n'a pas pour objectif de reproduire un volume 3D contenant les gouttes de pluie. Il permet simplement d'ajouter de la pluie sur des images 2D initialement sans pluie (l'information 3D n'étant pas conservée suite à la projection 2D sur les images).

Le simulateur mis en place ici utilise un modèle de caméra avec ouverture et lentille (et non pas un modèle de caméra sténopée – ou *pinhole* – ). Ce type de modèle a déjà été décrit dans de nombreuses publications (par exemple, [141]). Il présente l'avantage de ne pas avoir une profondeur de champ infinie comme pour une caméra sténopée. Cela aboutirait à des images avec des gouttes de pluie toujours nettes, quelque soit leur distance à la caméra. De plus, Garg [64] a montré que les paramètres de la caméra, qui sont utilisés pour ajuster la profondeur de champ, sont primordiaux en ce qui concerne la visibilité de la pluie sur les images.

Concernant les paramètres physiques de la pluie, différents facteurs sont pris en compte. L'intensité de pluie R<sub>R</sub> permet d'obtenir la répartition de la taille des gouttes - ou Droplet Size Distribution - (DSD) en suivant la loi de Marshall et Palmer [118]. A titre d'illustration, la Figure 3.4 présente la DSD pour différentes intensités de pluie. Dans le simulateur, une fois que la quantité et la taille des gouttes sont connues, seules la position, la vitesse et la luminance sont manquantes. La position suit une distribution uniforme, comme cela est généralement supposé dans la littérature (par exemple, [64, 117, 184]). Lorsque les gouttes tombent du ciel, leur vitesse de chute se stabilise quand les forces de gravité et de frottement à l'air deviennent identiques, on parle alors de Vitesse Terminale de Chute – ou terminal velocity of fall – (VTC). La VTC dépend uniquement de la taille des gouttes. La Figure 3.5 présente différentes modélisations de la VTC en fonction de la taille des gouttes. Elle est déterminée dans le simulateur de pluie par la formule proposée par Gunn et Kinzer [68]. Cette loi a déjà été utilisée dans des simulateurs de pluie de la littérature [63]. Garg [64] propose en revanche une loi de la VTC différente dont l'origine n'a pu être validée. Concernant la luminance émise par chaque goutte, Garg [64] a montré qu'elle est en moyenne constante. Elle correspond en fait à la diffusion de l'apport lumineux



FIGURE 3.4 – Répartition de la taille des gouttes : nombre de gouttes N<sub>a</sub> en fonction de leur diamètre a pour trois intensités de pluie (R<sub>R</sub>) selon la loi de Marshall et Palmer. De la courbe la plus haute à la plus basse : R<sub>R</sub> = 10 mm.h<sup>-1</sup>; R<sub>R</sub> = 1 mm.h<sup>-1</sup> et R<sub>R</sub> = 0, 1 mm.h<sup>-1</sup>

présent derrière la goutte, dans un champs angulaire de 160°. Dans la pratique, cela veut dire que la luminance des gouttes correspond approximativement à celle du ciel. En effet, ce dernier est généralement largement prédominant en moyenne (en luminance) pour des scènes extérieures. La luminance des gouttes est donc fixée à une valeur constante L dans le simulateur. Le phénomène secondaire de l'oscillation des gouttes décrit par Garg [64] est ici négligé car l'effet engendré sur la trainée de chaque goutte est minime.



FIGURE 3.5 – Vitesse terminale de chute des gouttes *v* en fonction de leur diamètre *a* selon différentes lois de la littérature. En bleu, données de pluie naturelle issues du capteur OTT *Parsivel*.

#### Principe de fonctionnement du simulateur de pluie

Le simulateur de pluie est basée sur un modèle de caméra associé à un volume de pluie (Figure 3.6)<sup>1</sup>. La caméra utilise un modèle avec ouverture et lentille, ce qui permet de simuler les effets de profondeur de champ comme le montre la Figure 3.7. A partir de ces modèles et des lois décrites dans la partie précédente, les différentes étapes de la simulation sont expliquées dans la suite de cette partie.



FIGURE 3.6 – Volume de pluie simulée par le simulateur de pluie.

Les valeurs en entrée de l'algorithme de simulation de pluie sont les suivantes :

- Intensité de pluie :  $R_R$  en  $mm.h^{-1}$
- Orientation principale selon laquelle tombe la pluie : R<sub>O</sub>
- Facteur aléatoire sur l'orientation de la pluie : dRo
- Luminance de la pluie : L en  $cd.m^{-2}$
- Temps d'exposition de la caméra : T en s
- Nombre d'ouverture : N
- Ouverture de la caméra : q = f/N
- Distance focale de la caméra : f en m
- Largeur d'un pixel sur le capteur : p en m
- Distance où est positionné le focus : d en m
- Image sans pluie sur laquelle simuler la pluie :  $I_0$
- Distance où positionner l'image (scène de fond) par rapport à la caméra :  $Z_{max}$  en m
- Distance à partir de laquelle commence la pluie par rapport à la caméra : Z<sub>min</sub> en m

<sup>1.</sup> Une description plus fine du simulateur de pluie est proposée dans l'Annexe E



FIGURE 3.7 – Impact de la distance d'une goutte sur l'image obtenue avec un modèle de caméra à ouverture et lentille.

L'algorithme de simulation modélise la pluie par tanches de distances à la caméra (profondeur z), de la plus éloignée à la plus proche (Figure 3.6). On définit *z* comme la profondeur de la tranche en cours de simulation, *z* varie donc de  $Z_{max}$  à  $Z_{min}$ . Chacune des couches est simulée en dessinant successivement et aléatoirement des gouttes de pluie. Les lois de répartition, de vitesse et de taille des gouttes sont alors respectées. L'effet de flou lié aux paramètres de la caméra est ensuite ajouté par une convolution spatiale sur l'ensemble de la couche. Comme l'intensité finale de la pluie est uniquement liée à la valeur L, la transparence de chaque goutte de pluie est le seul paramètre à calculer.

La première étape est de déterminer le volume de pluie V(z) de la tranche de profondeur z et d'épaisseur dz (voir Figure 3.6). Les paramètres de la caméra sont utilisés pour obtenir la formule de l'équation (3.5) :

$$V(z) = \frac{p^2 \, dz \, H \, W \, z^2 \, (d - f)}{d \, f}$$
(3.5)

où p est la largeur d'un pixel, H est la hauteur de l'image en pixels, W la largeur de l'image en pixels, d est la distance entre la caméra et la position du plan de focus, et f est la distance focale de la lentille de la caméra.

La loi de Marshall et Palmer [118] (équation (3.6)) donne ensuite le nombre de gouttes  $N_a$  de chaque diamètre *a* par unité de volume.

$$N_a = N_0 e^{-\lambda a} \tag{3.6}$$

où *a* est le diamètre des gouttelettes,  $N_a da$  est le nombre de gouttes de diamètre compris entre *a* et *a* + *da* avec  $N_0 = 0,08 \ cm^{-4}$  quelle que soit l'intensité de pluie et  $\lambda = 41 R_R^{-0,21} \ cm^{-1}$ où  $R_R$  est l'intensité de pluie en *mm.h*<sup>-1</sup>. Le diamètre des gouttes a permet aussi de calculer la VTC grâce à l'équation (3.7) [68] :

$$v(a) = 9,40 \left( 1 - e^{-3,45.10^3 a^{1,31}} \right)$$
(3.7)

avec *a* en *mm* et *v* en  $m.s^{-1}$ .

Pour chaque diamètre *a*, toutes les gouttes de la tranche courante sont ensuite tracées une par une en utilisant une loi uniforme pour la position (sur  $[0; W] \times [0; H]$ ) et l'orientation (sur  $[R_O - dR_O; R_O + dR_O]$ ) de la trainée – ou *streak* – de la goutte sur l'image. Le diamètre *a* permet d'obtenir la longueur *l*(*a*) de la trainée (équation (3.8)).

$$l(a) = \frac{T v(a) d f}{p z (d - f)}$$
(3.8)

où T est le temps d'exposition.

Il est ainsi possible de calculer la valeur de transparence de la goutte nette  $\alpha$  d'après l'équation (3.9).

$$\alpha = \alpha_t \cdot \alpha_s = \min\left(\left(\frac{a \ d \ f}{p \ z \ (d-z)}\right)^2; 1\right) \cdot \min\left(\frac{1}{l(a)}; 1\right)$$
(3.9)

Cette valeur  $\alpha$  inclut un facteur temporel  $\alpha_t$  et un facteur surfacique  $\alpha_s$ . Le facteur de transparence temporel permet de prendre en compte le cas où la goutte d'eau ne couvre le pixel du capteur de la caméra qu'une partie du temps d'exposition total (Figure 3.8a). Le facteur de transparence surfacique permet de prendre en compte les cas où l'image de la goutte est trop petite pour recouvrir la totalité d'un pixel (Figure 3.8b). Le masque de transparence de la goutte M<sub>G</sub> (de la même taille que l'image initiale) est égal à  $\alpha$  là ou la goutte masque des pixels et 0 partout ailleurs (équation (3.10)).



(a) Facteur de transparence temporel  $\alpha_t$ 

(b) Facteur de transparence surfacique  $\alpha_s$ 

FIGURE 3.8 – Décomposition du facteur de transparence  $\alpha$ .

$$M_{G}(i, j) = \begin{cases} \alpha, \text{ si la goutte masque le pixel } (i, j) \\ 0, \text{ sinon} \end{cases}$$
(3.10)

D'après l'équation (3.11), ce masque de transparence  $M_G$  est ensuite ajouté terme à terme au masque de transparence des gouttes précédentes M de la même tranche de pluie.

$$M = M + M_G \tag{3.11}$$

Quand l'ensemble des gouttes de tous les diamètres de la tranche de pluie à la profondeur z a été tracé, le masque de transparence net de la pluie (M) à la profondeur z est obtenu. Ce masque est ensuite convolué par le cercle de confusion Ker<sub>C</sub> à la profondeur zpour obtenir l'effet de flou associé à la profondeur de champ. Le diamètre D*iam* du cercle de confusion est donné par l'équation (3.12). Son intensité est uniforme et son intégrale est égale à 1 par conservation de l'énergie lumineuse reçue par le capteur. La Figure 3.7 montre la décomposition de ces éléments et les images obtenues pour différentes configurations.

$$Diam = q \left| \frac{1 - d(z - f)}{z(d - f)} \right| = \frac{f}{N} \left| \frac{1 - d(z - f)}{z(d - f)} \right|$$
(3.12)

$$M_{flou} = M * Ker_C \tag{3.13}$$

Après la convolution de l'équation (3.13), on obtient le masque de transparence de la pluie avec effet de flou à la profondeur z. Ce dernier est ensuite utilisé pour simuler l'effet de la tranche de pluie à la profondeur z en suivant l'équation (3.14).

$$I_{i} = L M_{flou} + (1 - M_{flou}) \times I_{i-1}$$
(3.14)

avec I<sub>0</sub> l'image sans pluie et I<sub>*i*-1</sub> l'image avec les effets de la pluie sur [z;Z<sub>*max*</sub>].



FIGURE 3.9 – Comparaison entre des images acquises en conditions de pluie naturelle et des images avec de la pluie simulée numériquement.

En partant de  $I_0$  l'image initiale sans pluie, l'image finale avec la pluie simulée numériquement est obtenue par additions successives de tranches de pluie, de la plus éloignée de la caméra à la plus proche.

Grâce à ce simulateur numérique de pluie, il sera ainsi possible de créer des images dans des conditions de pluie variées. La Figure 3.9 présente un exemple de comparaison

entre des images réelles et des images avec de la pluie simulée numériquement pour deux réglages de caméra.

# 3.3.2 La Plateforme R&D Brouillard et Pluie : pluie et brouillard artificiels

Le Cerema dispose d'une Plateforme R&D Brouillard et Pluie [29]. Elle permet de reproduire des conditions de brouillard et de pluie physiquement contrôlées. Il est aussi possible de se placer en conditions de jour ou de nuit. Cette dernière a donc été utilisée afin d'obtenir rapidement des images dans des conditions météorologiques variées. De plus, cette plateforme permet de reproduire des conditions de brouillard et de pluie extrêmes, grâce à des injecteurs spécifiques. Ces conditions sont reproductibles, mesurées et validées par les capteurs présentés dans la section 3.2. Les intensités produites dans la plateforme pour le brouillard (10 à 100 *m* de visibilité météorologique) et la pluie (intensité de pluie de 20 à 100  $mm.h^{-1}$ ) possèdent des occurrences naturelles très faibles. Elle est donc très complémentaire des stations d'acquisition sur site réel, pour lesquelles l'intensité des conditions météorologiques dégradées est plus faible. Cette plateforme d'essai dédiée à la recherche de 30 *m* de long est représentée schématiquement sur la Figure 3.10, elle est décrite plus en détail dans l'Annexe D.



FIGURE 3.10 – Représentation de la Plateforme R&D Brouillard et Pluie du Cerema. La piste d'essai mesure 30 *m* de long.

# 3.3.3 Acquisition automatisée de données météo-images naturelles

Afin de compléter les images obtenues sur la Plateforme R&D Brouillard et Pluie et grâce au simulateur de pluie, il est nécessaire d'obtenir des images acquises en conditions météorologiques dégradées naturelles. Pour obtenir de telles images, mais aussi les données météorologiques associées, une acquisition automatique est indispensable. Elle repose sur l'utilisation simultanée d'une caméra et de capteurs météorologiques spécifiques. L'acquisition permanente des données images n'est pas possible car le volume de données serait alors trop important. Il est donc nécessaire de développer un système permettant le déclenchement temporaire de l'acquisition d'images, et ce uniquement dans certains scénarios météorologiques choisis. Pour réaliser cette tâche, un système d'acquisition météo et image a été mis en place au cours de la thèse.

Réglage généraux	Réglages capteurs	Etat du déclenchement OFF
Start	Parsivel	Doppées principales
Réglages Mail	Horloge	
Editer les scenarios	Pluvio Malek	
Auto-start à l'allumage du programme	PWD12	
🗖 Déclenchement fichier automatique	Adam 4017	Barsivel Dain intensity (mm/b) : 0000.000
Intervalle acqui data (s) 180 👘	-Informations générales	Parsivel_Rain amount since start of device (mm) : 0000.56
Dernière acquisition : 09:19:15	Voir données	PWD12 Visibilité movenne une minute (max 2000m) + 2000
Prochaine acquisition dans : 147s	Voir console	PWD12_Visibilitie movement cline minute (max 2000m) - 2000
églage enregistrement données	Voir graphique	PWD12 Température (°C) ; 9.2
Chemin d'enregistrement des données :		Adam4017_Température (°C) : 8.29
D:\CEREMA-DUTHON-FAGEOLE \données météo		Adam4017_Hygrométrie (%) : 85.21
		Adam4017_Eclairement (lux) : 3656.25
		Adam4017_Vibilité VS20 (m) : 2000.88
		A Coroma

FIGURE 3.11 – Interface graphique du logiciel d'acquisition météorologique et de déclenchement automatique d'acquisition des images.

Le système mis en place est développé en C++. Il utilise la bibliothèque QT pour gérer efficacement l'interface graphique. Bien qu'il soit développé initialement pour WINDOWS, l'utilisation de la bibliothèque QT permet une parfaite portabilité vers LINUX. Ce système se veut modulable et simple d'utilisation en cas de changement des scénarios. La Figure 3.11 présente l'interface graphique du logiciel de déclenchement automatique de l'acquisition des images. Comme le montre la Figure 3.12, le logiciel fait l'acquisition en temps réel et en continu des données météorologiques. Il rapporte alors quelles sont les conditions météorologiques en cours afin de valider son bon fonctionnement en continu. L'ensemble des capteurs présents dans le logiciel est éditable. Cela permet d'utiliser ce dernier sur plusieurs sites d'acquisition. La bibliothèque des capteurs disponibles s'étoffe ainsi au fil des installations du système sur de nouvelles stations météorologiques. L'ensemble des données des capteurs est géré de manière identique, afin d'obtenir une parfaite automatisation de l'ajout ou du retrait d'un capteur en particulier. Le logiciel permet diverses fonctions comme le déclenchement automatique d'un enregistrement vidéo, l'envoi de mails lors du déclenchement d'un scénario ou encore l'affichage sous forme de graphique des dernières données acquises.

Une fenêtre de la Figure 3.13 permet d'éditer l'ensemble des scénarios de déclenchement en direct. Les scénarios portent sur l'ensemble des capteurs, ils permettent de répondre à toutes les conditions que l'on peut vouloir traiter : plage horaire, condition météorologique spécifique (basée sur le seuil d'une grandeur ou sur un code météorologique normalisé) ou encore scénario aléatoire. Les conditions sont cumulables, ce qui permet de créer des scénarios complexes et le nombre de scénarios est illimité. Un système de comptage permet de limiter le nombre de déclenchements de chaque scénario à une



FIGURE 3.12 – Principe de fonctionnement du logiciel d'acquisition des données météo-image. Les grandeurs numériques sont données à titre d'exemple.



FIGURE 3.13 – Interface graphique d'édition des scénarios de déclenchement de l'acquisition. Un clic sur une condition permet d'éditer en direct les scénarios. Par exemple, la première condition du *Scenario 0* (en haut à gauche) correspond ici à une intensité de pluie mesurée sur le capteur OTT *Parsivel* inférieure à 0,1  $mm.h^{-1}$ .

certaine valeur, ce qui peut être utile pour des scénarios à occurrences nombreuses afin de ne pas surcharger la base de données inutilement.

Lors du commencement d'un scénario, le logiciel enclenche l'acquisition sur un second logiciel comme le montre la Figure 3.12. Ce second logiciel est indépendant afin de conserver une modularité complète, le déclenchement de l'enregistrement et l'acquisition d'images étant totalement dissociés. Pour le logiciel d'acquisition des images, la bibliothèque CMU 1394 a été utilisée. Cette dernière permet d'interfacer les caméras *firewire* sur WINDOWS. Le logiciel d'acquisition des images permet en particulier de bien enregistrer, en parallèle des images, l'ensemble des paramètres de la caméra. Le chapitre suivant montrera en effet que les paramètres de la caméra sont primordiaux pour appréhender les effets des conditions météorologiques sur les images acquises. De plus, ce logiciel permet d'enregistrer les images brutes, sans aucune compression, afin de pouvoir traiter parfaitement les images sans être dépendant des effets d'une compression ou d'une autre.

Une fois les données météo-image acquises, de nombreux traitements sont nécessaires pour obtenir des résultats, dont l'automatisation fait l'objet de la partie suivante.

## 3.3.4 Gestion des données météo-image

Les BMI sont des bases de données assez complexes à gérer. En effet, elles comportent les caractéristiques suivantes :

- Nombre de lignes de données météorologiques très important. Par exemple, à raison, d'une donnée météorologique toutes les 10 s sur plus d'un an, il y a plus de 30 000 000 lignes de données météorologiques dans la base de données. De plus chaque ligne comporte de nombreuses informations car plusieurs capteurs météorologiques sont utilisés en parallèle.
- Nombre d'images très important qui cause : un volume de stockage très élevé et l'impossibilité de parcourir l'ensemble des images sans référencement. Le référencement consiste à scanner une fois pour toutes l'ensemble des images afin de stocker les noms des chemin d'accès. Cela permet d'éviter de reparcourir toutes les images lors des recherches ultérieures.
- Méta-données des images (paramètres de caméra) qui nécessitent de pouvoir être triées. Ces méta-données doivent être enregistrées lors du référencement des images.
- Mise en correspondance des données météorologiques et images. Il est nécessaire de pouvoir retrouver pour chaque image, quelle est la donnée météorologique la plus proche temporellement.
- Nécessité de pouvoir effectuer des recherches rapides sur l'ensemble des images de la BMI. Ces recherches doivent pouvoir porter simultanément sur les méta-données des images et les données météorologiques présentes au moment de l'acquisition.
- En prime, le Cerema dispose d'autres capteurs qui peuvent faire l'objet du même type d'analyse (par exemple, granulomètres pour le brouillard, caméra infrarouge). Dans le cadre de partenariats, d'autres capteurs peuvent aussi être testés (par exemple, Lidar). Pour cela, le système de gestion des BMI doit pouvoir être mis à jour pour pouvoir traiter de nouveaux types de données.

Afin de répondre à l'ensemble de ces critères, il a semblé intéressant de mettre en place un système de gestion des données unifié. Ce dernier repose sur différents piliers qui ont été identifiés :

- Stockage des données sur un espace réservé, unique et sécurisé.
- Standardisation du stockage des données (nomenclature des fichiers, tri des fichiers).
- Création d'un outil de gestion des données météo-image basé sur une base SQL.

La première étape a donc consisté à mettre en place un espace de stockage commun à l'équipe pour stocker l'ensemble des données. En effet, les données acquises proviennent de différents sites (par exemple, Plateforme R&D Brouillard et Pluie, extérieur du DLCF, site autoroutier du col de la Fageole (A75)) et elles peuvent correspondre à différents projets. De plus le volume de données (plusieurs dizaines de To) est beaucoup trop important pour pouvoir être stocké localement ou sur le serveur commun du Cerema. Par ailleurs, cet espace de stockage doit être accessible par l'ensemble des agents de l'unité à la fois en lecture et en écriture. Finalement, il n'est pas envisageable de sécuriser les données par des copies de sauvegarde manuelles sur un volume de donnés aussi conséquent, cette sauvegarde doit donc être effectuée automatiquement. Un serveur de stockage en réseau – ou *Network Attached Storage* – (NAS) a donc été mis en place et connecté au réseau du DLCF. Ce dernier répond en effet à l'ensemble des critères listés et identifiés.

La seconde étape est la standardisation du stockage des données. En effet, les données étaient jusqu'alors stockées dans différents endroits et avec des nomenclatures variables. Des procédures ont donc été mises en place pour chaque type de données, afin d'obtenir une base de données propre. De cette manière, il est possible d'automatiser la lecture des données.

Finalement, un outil de gestion automatisé des données à été développé. Cet outil est implémenté en C++ et il utilise une base de données SQL. Le choix du SQL repose sur la possibilité de gérer un très grand nombre de données, et sur la possibilité d'effectuer des requêtes. L'outil permet d'abord de scanner l'ensemble des données et de les enregistrer dans une base SQL (Figure 3.14, étape 1). Il traite indépendamment les données images, puis les données météorologiques. Une fois ce travail fait, l'accès aux données brutes n'est plus nécessaire (hormis pour lire les images dont seul les méta-données et le lien d'accès à l'image sont stockées dans la base). Cela permet alors d'avoir des accès en lecture très rapides via des requêtes sur cette base de données. Deux tables sont alors présentes dans la base de données : une table *image* et une table *météo*. Cela ne permet pas encore de répondre à l'ensemble des critères proposés car les données météorologiques et images sont alors encore dissociées. Une seconde phase de jointure permet d'associer les données météo et image (Figure 3.14, étape 2). Cette étape consiste à parcourir l'ensemble des images stockées dans la table image. Pour chaque image, la date et l'heure d'acquisition sont utilisées afin de retrouver la ligne de donnée météorologique (dans la table *météo*) qui possède la date et l'heure d'acquisition la plus proche et dont l'acquisition est sur le même lieu. L'identifiant de cette ligne est alors lu et enregistré dans la table image. Grâce à cet identifiant, il est possible de générer des requêtes SQL portant à la fois sur les méta-données des images et les données météorologiques. Il faut remarquer que l'outil a été conçu de manière à pouvoir scanner à nouveau les données brutes en évitant de relire les données déjà existantes (Figure 3.14, étape 3). De cette façon la base de données SQL peut être rapidement mise à jour lorsque l'acquisition des données est encore en cours. De
plus, même si cela est en dehors du contexte de la thèse, l'outil a été conçu et a déjà été mis à jour pouvoir traiter d'autres types de données de manière automatisée.

A présent, les conditions météorologiques dégradées ont été identifiées et caractérisées et les outils permettant d'obtenir des BMI ont été présentés. La section suivante présente donc les différentes BMI mises en place au cours de la thèse.



FIGURE 3.14 – Principe de fonctionnement de l'outil de gestion des Bases de données Météo-Image.

# 3.4 Les bases de données mises en place

### 3.4.1 Base de données Météo-Image Pluie Artificielle

La première base de données mise en place est la BMI *Pluie Artificielle*. Elle a pour but de pouvoir comparer des descripteurs d'images en conditions de pluie extrême. Elle contient des images d'une scène fixe avec ou sans pluie. Les conditions de pluie sont alors choisies comme très fortes, afin de faire une première validation d'une méthode de test des descripteurs d'images. Cette base de données à aussi permis de proposer une première validation du simulateur de pluie.

Pour obtenir des images avec une pluie forte et sans pluie, la Plateforme R&D Brouillard et Pluie <sup>2</sup> du Cerema a été utilisée. Cette plateforme, présentée dans la section 3.3.2, permet de reproduire des conditions météorologiques variées. Dans le cadre de la constitution de

<sup>2.</sup> Pour rappel, la Plateforme R&D Brouillard et Pluie est présentée plus en détail dans l'Annexe D

la BMI *Pluie Artificielle*, seul 7 *m* de la plateforme ont été utilisés parmi les 30 *m* disponibles comme le montre la Figure 3.15a.



(a) Zone de production de la pluie artifi- (b) Plan de mise en place du matériel lors des essais. cielle.

FIGURE 3.15 – Mise en place du matériel pour la constitution de la Base de données Météo-Image *Pluie Artificielle*.

Une caméra Allied Vision Technologies (AVT) Marlin F033C est placée devant une mire composée de trois nuances de gris uniformes (Figure 3.16a). La caméra est positionnée à 1,40 *m* du début du volume de pluie et à 4,45 *m* de la mire (Figure 3.15b). Deux scénarios d'intensité de pluie différents ont été mis en œuvre pour la constitution de cette base de données (Tableau 3.7). Deux capteurs utilisant des technologies différentes permettent d'obtenir une mesure de l'intensité de pluie en direct durant tout le temps de l'acquisition : un disdromètre optique OTT Parsivel et un pluviomètre à augets LSI DQA136 (Figure 3.3). Les deux capteurs ont été utilisés pour déterminer l'intensité de pluie moyenne dans les deux scénarios comme le montre le Tableau 3.7 : 111  $mm.h^{-1}$  et 64  $mm.h^{-1}$ . L'écart-type, bien qu'apparemment élevé, reste compatible avec les gammes de pluie produites. Il s'explique par l'incertitude de la mesure par chacun des deux capteurs (environ  $\pm 5 mm.h^{-1}$ , voir Tableau 3.6) et par le défaut d'uniformité spatiale de la pluie produite au sein de la Plateforme R&D Brouillard et Pluie. Afin de valider le simulateur de pluie pour différents réglages de caméra, deux réglages opposés ont été utilisés pour l'ouverture (N) et pour le temps d'exposition (T). Les autres paramètres de la caméra ont été fixés tout au long de la mesure : la distance focale (f = 8 mm) et la position du focus (d = 6 m). Sur cette caméra, la largeur d'un pixel est  $p = 9,9 \ \mu m$ . En combinant les deux réglages de caméra et les deux intensités de pluie produites, quatre sous bases sont obtenues comme le montre le Tableau 3.7. La Figure 3.16 présente une comparaison entre la pluie simulée numériquement et la pluie artificielle pour une image obtenue dans la Plateforme R&D Brouillard et Pluie.

#### 3.4.2 Base de données Météo-Image Pluie Naturelle

Une seconde base de données a été mise en place afin d'analyser le comportement des descripteurs d'images en condition de pluie. A l'inverse de la base de données précédente, dont l'objectif est d'obtenir des images avec des niveaux de pluie très élevés, cette base de données a pour objectif de pouvoir analyser le comportement des descripteurs d'images en conditions de pluie naturelle, et avec des intensités de pluie beaucoup plus faibles.



(a) Sans pluie.

(b) Pluie artificielle. (c) Pluie simulée numériquement.

(d) Sans pluie.

FIGURE 3.16 – Exemple d'images issues de la Base de données Météo-Image *Pluie Artificielle*. (a) image complète. (b), (c) et (d) zoom sur la mire. On constate que les images (b) et (c) on un effet visuel similaire.

	Paramètre caméra	Intensité de pluie ( $mm.h^{-1}$ )			
Sous base			Simulée		
		Artificiene	numériquement		
R1	N = 1, 4, T = 0,032 <i>ms</i>	$64 \pm 15, 111 \pm 13$	40, 50,, 130		
R2	N = 16, T = 30 <i>ms</i>	$64 \pm 15, 111 \pm 13$	40, 50,, 130		

TABLEAU 3.7 - Description des deux sous bases présentes dans la Base de données Météo-Imag	зe
Pluie Artificielle.	

La BMI Pluie Naturelle comporte deux sous bases qui contiennent respectivement 63 192 images avec de la pluie réelle et 111 312 images avec de la pluie simulée. L'acquisition des images par la caméra et celle des données météorologiques (intensité de pluie) est faite au même instant et au même endroit. De plus les données météorologiques sont collectées à un pas d'une minute au lieu de la valeur moyenne horaire, ce qui permet d'obtenir l'information météorologique à l'instant exact de l'acquisition des images. Ce type de base de données n'existe actuellement pas à notre connaissance. La littérature mentionne des bases de données images avec une information sur la météo mais sans simultanéité temporelle ou sur des lieux différents. Garg [64] fait une acquisition d'images en utilisant différents paramètres de caméra lors de trois épisodes de pluie. Il récupère les informations météorologiques horaires de la station la plus proche fournies par le National Climatic Data Center (NCDC). Bossu [15] fait l'acquisition d'images avec une caméra durant quatre périodes d'un même orage. Il récupère les données météorologiques horaires depuis une station météorologique de MÉTÉO FRANCE située à 4 kilomètres du lieu de la caméra. Allamano [3] obtient des images de pluie à l'aide d'une caméra lors de quatre épisodes de pluie. Les paramètres de la caméra sont tous enregistrés. La mesure de pluie est faite sur place à l'aide d'un pluviomètre à augets. Le problème du pluviomètre à augets est que la mesure de l'intensité de pluie avec un pas de l'ordre de la minute n'est possible que si l'intensité de pluie est supérieure ou égale à 12  $mm.h^{-1}$  [69]. La donnée météorologique ne correspond donc pas exactement au même instant que l'acquisition des images. Dans la nouvelle base de données constituée, comme l'intensité de pluie est enregistrée à l'aide d'un disdromètre optique, la donnée météorologique est mesurée en temps réel, sans le problème de la résolution lié au pluviomètre à augets. De nombreux autres auteurs de la littérature utilisent des images avec de la pluie mais sans données

Réglage	f (mm)	Ν	d (cm)	T ( <i>ms</i> )	Nombre d'images	$R_R \max(mm.h^{-1})$	
Pluie simulée numériquement							
S1	8	1,2	2000	0,05 - 20	42 576	12	
S2	18	1,2	2000	0,05 - 20	42 624	12	
<b>S</b> 3	48	1,2	150	0,05 - 20	22 272	12	
S4	48	1,2	150	64 - 70	3 840	12	
Pluie rée	lle						
S1	8	1,2	2000	0,05 - 20	6 864	2,9	
S2	18	1,2	2000	0,05 - 20	6 792	3,5	
<b>S</b> 3	48	1,2	150	0,05 - 20	41 016	6,8	
S4	48	1,2	150	64 - 70	8 520	27,5	

météorologiques associées, leur objectif étant la plupart du temps la suppression de pluie (par exemple, [195, 94, 90]).

TABLEAU 3.8 - Caractéristiques de la Base de données Météo-Image Pluie Naturelle du Cerema

En plus de contenir des données météorologiques et des images simultanées et au même endroit, la base de données présente l'intérêt d'utiliser une caméra avec un zoom motorisé. Ainsi, divers paramètres de caméra sont disponibles au sein d'une même base et avec une scène fixe. Le tableau Tableau 3.8 recense les quatre réglages (S1, S2, S3 et S4) des optiques et de la caméra et propose une répartition de ces derniers selon les intensités de pluie naturelle rencontrées. Garg [64] propose quelques réglages obtenus par des changements manuels mais le nombre d'images est très limité. Bossu [15] ne précise pas les réglages de la caméra hormis le focus qui est fixé à l'infini. Comme Garg, Allamano [3] propose des réglages caméra variés mais avec un nombre d'images très limité.

Le choix des réglages de la caméra est important car le réglage utilisé couramment pour les caméras routières est opposé au réglage utilisé pour mettre en valeur la pluie. Alors que Garg et Allamano proposent uniquement des réglages permettant de mettre en valeur la pluie, Bossu ne propose qu'un réglage typique d'une application en contexte routier. La base de données proposée ici comporte à la fois des réglages permettant une mise en valeur de la pluie (c'est à dire S3) et des réglages typiques d'une application routière (c'est à dire S1). Cela permet de comparer des résultats de manière fiable sur une même scène.

Enfin, comme le déclenchement de l'acquisition de données vidéo est automatique, la nouvelle base de données présente un nombre important d'images comparativement à celles de l'état de l'art. De plus, comme la scène est filmée sur un terrain privé (site du DLCF), la mire avec trois cibles (noir, blanc et gris) est installée en face de la caméra. Cela permet d'obtenir sur une même image une région de l'image contenant une scène standard autour de la mire et une région de l'image en conditions contrôlées sur la mire. La Figure 3.17 présente une image de la BMI *Pluie Naturelle* pour chaque réglage de la caméra et pour une intensité de pluie 2,8  $mm.h^{-1}$ .

Les caractéristiques générales de la base de données sont les suivantes. La caméra utilisée est une caméra SONY *DFW-X700*. Sa résolution est de 1024 × 768 pixels et l'acquisition d'images est effectuée à 15 images par seconde. Le capteur météorologique qui permet d'obtenir l'intensité de pluie est un disdromètre optique OTT *Parsivel*. L'acquisition des



(c) S3 le 14-09-2016.

(d) S4 le 16-09-2016.

FIGURE 3.17 – Exemple d'images de la Base de données Météo-Image *Pluie Naturelle* pour une intensité de pluie de 2,8  $mm.h^{-1}$ .

données a eu lieu sur deux périodes début et fin 2016 à Clermont-Ferrand (France). Au cours de ces deux périodes de quelques mois, différents réglages d'optique et de caméra ont été utilisés grâce à l'objectif motorisé. Les réglages qui ont été employés sont répertoriés dans le tableau Tableau 3.8. Les paramètres optiques qui ont été réglés de différentes manières sont les suivants : focale f, ouverture N et distance du focus d. Le temps d'exposition T a ensuite été réglé de façon à obtenir une exposition la plus stable possible. Il faut remarquer que le réglage S1 est celui qui se rapproche le plus d'un réglage utilisé pour une caméra du contexte routier (profondeur de champs infinie, focus à l'infini). A l'inverse, le réglage S3 est celui qui permet la meilleure mise en valeur de la pluie (focus à quelques mètres, zoom important, temps d'exposition court) [64]. Après la fin de l'acquisition l'ensemble des images a été visionné afin d'éliminer les séquences contenant des problèmes de caméra ou des objets en mouvement dans la scène. Certains réglages d'optique (triplet f, N, d) limitent énormément le flux lumineux entrant dans la caméra, les images sont alors très sombres voire complètement noires malgré un temps d'exposition le plus élevé possible. Le temps d'exposition est en effet limité à 70 ms à une fréquence d'acquisition de 15 images par seconde. Ainsi, les images dont la luminosité moyenne est inférieure à 60/255 en niveau de gris ont été retirées. Enfin, l'intensité de pluie est parfois absente car le capteur peut être en dysfonctionnement. Les images concernées ont aussi été retirées. Ainsi, les acquisitions des images et de la donnée météorologique ne sont jamais éloignées de plus de 3 minutes. La caméra et le capteur météorologique sont éloignés de moins d'une dizaine de mètres. Suite à ces différents filtrages de la base de données, de nombreuses images en ont été retirées. Le tableau Tableau 3.8 récapitule finalement les réglages conservés des optiques et de la caméra pour l'analyse des descripteurs d'images. Seuls les quadruplets de paramètres (f, N, d, T) comportant un nombre minimum critique de 6 000 images et une intensité de pluie atteignant au moins 2,5  $mm.h^{-1}$  ont été conservés. Comme le montre le tableau Tableau 3.8, quatre quadruplets de paramètres sont conservés. La Figure 3.18 présente l'intensité de pluie au cours de la période d'acquisition de la base de données ainsi que les instants d'acquisition des images conservées.



FIGURE 3.18 – Intensité de pluie et acquisition d'images de la Base de données Météo-Image *Pluie Naturelle*. Seules les images conservées dans la base de données sont affichées. L'intensité de pluie est mesurée grâce au capteur OTT *Parsivel*.

Suite à cette sélection, le simulateur de pluie a été appliqué aux images de la base de données ne contenant initialement pas de pluie. Les quatre mêmes quadruplets de réglages ont été utilisés. Pour la simulation numérique de pluie, à l'inverse la BMI *Pluie Artificielle* (section 3.4.1), les intensités choisies sont ici beaucoup plus faibles (entre 0 et

12  $mm.h^{-1}$ ). Cela correspond à des conditions de pluie moyennes en climat tempéré. Ce choix d'une limite à 12  $mm.h^{-1}$  n'est pas une limite du simulateur, l'objectif est d'obtenir simultanément des images de pluie réelle et simulée dans la même gamme d'intensité de pluie.

D'autres réglages caméra avaient été initialement fixés mais ils n'ont pas pu être exploités. En effet, le changement automatique des réglages était gérée par un objectif motorisé. Cela entraine un temps de passage d'un réglage à un autre trop long. Or, le pic d'intensité de pluie ne dure que quelques minutes au cours d'un orage. Ainsi de nombreuses variantes de réglages (sur f et d) ont dû être retirées de la base de données car elles ne présentaient pas assez d'images. Pour traiter cette question de façon exhaustive, il faudrait donc mettre en place plusieurs caméras avec des réglages différents afin de pouvoir enregistrer des images en simultané. Toujours concernant les paramètres de caméra, le gain a été ici réglé à un niveau fixe. Il aurait été finalement intéressant de faire varier le gain en tant que réglage caméra pour deux raisons. Premièrement, cela aurait permis d'obtenir des réglages d'ouverture différents (1,2 et 8,6). En conditions de pluie, le ciel est en effet couvert et l'apport de lumière est donc assez faible. Avec le réglage de gain fixe et le temps d'exposition maximal limité à 70 ms (pour maintenir les 15 images par seconde), les images acquises à une ouverture de 8,6 étaient inexploitables car trop sombres. Deuxièmement, un gain élevé diminue significativement le rapport signal sur bruit dans l'image, il aurait été intéressant de comparer ce dernier à celui entrainé par la pluie sur les images. Malgré les quelques limites de la base de données constituée, cette dernière est unique à notre connaissance. En effet, c'est la première qui cumule autant d'images avec quatre réglages de caméra différents et une mesure de l'intensité de pluie in situ et au même instant. L'originalité de la base de données provient aussi de l'ajout d'images avec de la pluie simulée numériquement. Cette dernière permet d'obtenir des images dans des conditions de pluie variées. Elle permettrait aussi de comparer des algorithmes de suppression de pluie avec une référence parfaite.

La BMI *Pluie Naturelle* a finalement été utilisée dans le cadre de la thèse en suivant la méthode présentée dans la section 4.3.

### 3.4.3 Base de données Météo-Image Piéton

La thèse a pour objectif d'analyser le comportement des descripteurs d'images face aux conditions météorologiques dégradées. Cependant, il est aussi intéressant de se demander quel est le comportement des fonctions finales associées dans les mêmes conditions. Une nouvelle BMI spécifique à la détection des piétons en conditions météorologiques dégradées a donc pu être constituée [32]. Cette base de données a aussi été utilisée dans le cadre de la thèse afin de vérifier la faisabilité d'une mesure météorologique grâce aux descripteurs d'images. Sa composition est donc détaillée ici.

La BMI *Piéton* contient douze piétons (Figure 3.19a) effectuant le même parcours au sein de la Plateforme R&D Brouillard et Pluie. Le parcours est représenté sur la Figure 3.20, il a une durée d'environ 1 *min* 10 *s*. Cela représente environ 517 images par piéton et par condition météorologique. En effet, la base de données contient 10 conditions météorologiques différentes (Figure 3.19b). Les douze piétons effectuent chacun le parcours dans ces dix conditions, ce qui permet d'obtenir des lots d'images dont la seule variable est la condition météorologique présente. Ce sont des conditions météorologiques assez



(a) Les 12 piétons.

(b) Les 10 conditions météorologiques

FIGURE 3.19 – Les 12 piétons et les 10 conditions météorologiques dégradées contenues dans la Base de données Météo-Image *Piéton* du Cerema.

extrêmes sans pour autant être hors des plages rencontrées dans des conditions naturelles. La base de données a été créée en procédant à une acquisition d'images de résolution  $1024 \times 631$  pixels avec une caméra SONY *DFW-X700* à une fréquence de 7,5 images par seconde et munie d'un zoom (focale f = 8 mm, ouverture N = 8,6, focus à d = 30 m). La caméra est positionnée face à la scène routière, à 1,20 *m* du sol. La distance de visibilité météorologique est mesurée grâce au transmissiomètre DEGREANE HORIZON *TR30* 30 alors que l'intensité de pluie est mesurée grâce au disdromètre optique OTT *Parsivel* et au pluviomètre à augets LSI *DQA136*. Une fois l'acquisition terminée, la base de données a été labellisée. Ainsi, la position du piéton est connue sur chacune des images. La base de données comprend en tout 62 088 images réparties dans les dix conditions météorologiques dégradées selon la répartition du Tableau 3.9.



FIGURE 3.20 -	- Parcours effectu	ié par les piéte	ons lors d	le l'acquisition	des images	de la	Base de
données Mété	éo-Image <i>Piéton</i> C	erema.					

Sous-base	Conditions d'illumination	Intensité de pluie ( $mm.h^{-1}$ )	Distance de visibilité météorologique ( <i>m</i> )	Images
DNC	Jour	0	$\infty$	6 387
DB1	Jour	0	70 - 80	6 682
DB2	Jour	0	50 - 60	6 587
DP1	Jour	20 - 30	$\infty$	6 2 9 1
DP2	Jour	40 - 50	$\infty$	6 1 4 3
NNC	Nuit	0	$\infty$	5 963
NB1	Nuit	0	70 - 80	6 2 5 7
NB2	Nuit	0	50 - 60	6374
NP1	Nuit	20 - 30	$\infty$	5 913
NP2	Nuit	40 - 50	$\infty$	5 491

TABLEAU 3.9 - Caractéristiques de la Base de données Météo-Image Piéton du Cerema

## 3.5 Conclusion

Afin de pouvoir analyser le comportement d'algorithmes de vision artificielle en conditions météorologiques dégradées, les conditions de brouillard et de pluie ont été caractérisées par des modèles issus de la littérature. Les deux paramètres à prendre en compte pour une analyse quantitative sont donc respectivement, la distance de visibilité météorologique et l'intensité de pluie. Pour le brouillard, des distances de visibilité météorologique comprises entre 10 *m* et 400 *m* peuvent être considérées comme des conditions critiques en contexte routier. Pour la pluie, des intensités de pluie comprises entre 7,5  $mm.h^{-1}$ et 100  $mm.h^{-1}$  sont critiques. Il existe cependant des records d'intensité de pluie sur quelques minutes dépassant les 1000  $mm.h^{-1}$  (Tableau 3.5).

Pour effectuer une analyse fine, il est nécessaire de constituer des bases de données comprenant des images acquises dans des conditions météorologiques variées. De plus, il est indispensable de caractériser les conditions météorologiques *in situ* et en temps réel. Pour cela, plusieurs outils ont été développés dans le cadre de la thèse. D'abord, un simulateur de pluie a été développé afin de pouvoir obtenir de nombreuses conditions de pluie dans un temps très court. En parallèle un outil d'acquisition automatisé d'images a été développé. Ce dernier permet de recueillir les données météorologiques présentes grâce à des capteurs installés sur le site de la caméra. Lorsque les conditions des scénarios définis sont rencontrées, le logiciel permet alors le déclenchement de l'enregistrement des images. Ainsi, des BMI peuvent être créées de façon autonome et à grande échelle. Finalement, comme les BMI constituées possèdent un très grand nombre d'images, et que les données images et météorologiques doivent être croisées, un dernier outil de gestion de ces données à été développé. Celui-ci permet d'effectuer des requêtes et des tris automatisés sur l'ensemble des données de manière efficace.

Grâce à ce *framework*, plusieurs BMI ont pu être constituées durant le temps de la thèse. La BMI *Pluie Artificielle* comprend des conditions de pluie variées qui sont produites artificiellement au sein de la Plateforme R&D Brouillard et Pluie ou simulée numériquement grâce au simulateur de pluie. Les intensités de pluie de cette base sont très fortes (jusqu'à 130  $mm.h^{-1}$ ). La BMI *Pluie Naturelle* est composée d'images acquises dans des conditions de pluie naturelle, et d'images avec de la pluie simulée numériquement. Cette seconde base de données comporte des intensités de pluie plus faible que la BMI *Pluie Artificielle* (allant de 0 à 30  $mm.h^{-1}$ ). Finalement, la BMI *Piéton* comporte des conditions météorologiques dégradées plus variées : jour, nuit, brouillard et pluie. Cette dernière base comporte aussi des piétons en mouvement ce qui permet des tester des algorithmes de détection des piétons, et non plus uniquement les descripteurs d'images. Les conditions météorologiques sont assez sévères et comportent à chaque fois deux niveaux d'intensité.

Finalement, plusieurs BMI répondant à différents besoins et complémentaires ont pu être mises en place. De plus, les outils développés sont actuellement encore utilisés par le Cerema et de nouvelles BMI sont en cours d'acquisition. Ainsi, le site autoroutier de la Fageole (A75) est actuellement instrumenté pour constituer la BMI *Fageole*. Cette base de données comporte à l'écriture des ces lignes déjà plus d'un million d'images, acquises sur un site réel dans toutes conditions météorologiques (jour, nuit, brouillard, pluie, neige). Au delà des résultats scientifiques, cette thèse a donc été l'occasion de développer des outils évolutifs et de constituer des BMI qui permettront des travaux de recherche futurs.

# **Chapitre 4**

# Évaluation de la robustesse des descripteurs d'images en conditions météorologiques dégradées

#### Sommaire

4.1	Intro	duction	66
4.2	Valida	ation du simulateur de pluie et d'une méthode d'évaluation des	
	descr	ipteurs d'images en conditions de pluie	<b>68</b>
	4.2.1	Validation préliminaire du simulateur de pluie	68
	4.2.2	Méthode d'évaluation des descripteurs d'images	73
	4.2.3	Analyse des résultats sur le descripteur de Harris	74
	4.2.4	Synthèse	74
4.3	Évalu	ation des descripteurs d'images en conditions de pluie naturelle .	75
	4.3.1	Adaptation de la méthode d'évaluation à des conditions de pluie naturelle	75
	4.3.2	Analyse des résultats	78
	4.3.3	Descripteurs d'images en conditions de pluie : vers une détection de pluie par caméra	83
	4.3.4	Synthèse	86
4.4	Évalu	ation d'une fonction finale en conditions météorologiques dégra-	
	dées :	détection des piétons	87
	4.4.1	Méthode d'évaluation des détecteurs de piéton	88
	4.4.2	Résultats	89
	4.4.3	Synthèse	93
4.5	Concl	lusion	93

# 4.1 Introduction

Le premier objectif de la thèse est de mesurer l'impact des conditions météorologiques dégradées sur les descripteurs d'images. Pour cela, les descripteurs d'images les plus courants du contexte routier ont été identifiés dans le chapitre 2 et des BMI ont été mises en place et présentées dans le chapitre 3. Le chapitre 2 a permis de mettre en évidence que certains descripteurs d'images sont beaucoup plus employés que d'autres en contexte routier. Il a permis d'identifier les descripteurs suivants : utilisation du triplet couleur (RGB) ou de l'intensité de l'image (Gray), descripteurs de contours (GradX, GradY, Sobel), le descripteur de Harris (points anguleux ou coins), le descripteur Haar-like, le HOI, le HOG, la transformée de Hough ou encore les descripteurs sensibles à la symétrie. Certains descripteurs comme la transformée de Hough ou les descripteurs de symétrie, bien que très souvent employés en contexte routier, comportent en fait de nombreuses variantes. Il n'est donc pas possible d'évaluer la sensibilité de chacune des variantes. Il ne parait pas non plus correct d'utiliser l'une d'entre elles pour évaluer l'ensemble des variantes, aucune n'étant réellement plus représentative que les autres. De la même manière le descripteur Haar-like présente des paramètres qui varient beaucoup d'une publication à l'autre, il n'est donc pas envisageable de mesurer sa dépendance aux conditions météorologiques dégradées sur un jeu de paramètres qui ne serait pas représentatif de l'ensemble des applications. L'étude suivante porte donc sur les descripteurs d'images suivant : Gray, GradX, GradY, le Sobel, le descripteur de Harris, le HOI et le HOG. La Figure 4.1 présente une image de la base de données sur laquelle ont été appliqués les sept descripteurs d'images sélectionnés.

Le descripteur Gray consiste à donner l'intensité de chaque pixel comme valeur de description. Les descripteurs GradX, GradY et Sobel sont déterminés à partir d'un filtre de convolution de type dérivation. Une valeur de description est ainsi donnée pour chaque pixel. Le Harris utilise une formule de calcul permettant de détecter les coins. Cette formule est appliquée à l'ensemble des pixels de l'image. Le descripteur HOI consiste à compter le nombre de pixels de chaque niveau de gris présents sur l'ensemble de l'image (256 niveaux de gris en tout). Finalement, le HOG consiste d'abord à calculer l'orientation et la magnitude du gradient sur toute l'image. L'image est ensuite divisée en cellules de 8 × 8 pixels. Pour chaque cellule, un histogramme de l'orientation du gradient selon 9 directions est évalué. Le descripteur HOG renvoie finalement comme valeur de description la concaténation de l'ensemble des histogrammes sur les orientations. Comme certains descripteurs d'images choisis comportent de légères variantes, les définitions précisément utilisées dans le cadre de la thèse sont décrites dans l'Annexe C.

Pour l'évaluation des descripteurs d'images en conditions météorologiques dégradées, les différentes BMI mises en place seront utilisées. Comme le montrera le chapitre 5, la littérature sur la mesure des conditions de brouillard par caméra est plus aboutie que celle de la pluie. Ainsi, les effets du brouillard sur les images sont mieux appréhendés que ceux de la pluie. Pour cette raison, l'analyse de la robustesse des descripteurs d'images portera ici en priorité sur les conditions de pluie. Une méthode d'évaluation en conditions contrôlées est d'abord proposée [43]. Cette dernière permet le test d'un premier descripteur d'images (Harris) sur la BMI *Pluie Artificielle* afin de vérifier son intérêt. Ces tests sont aussi l'occasion d'une validation préliminaire du simulateur de pluie en le comparant aux images contenues dans la BMI *Pluie Artificielle*. Suite à cette mesure de la robustesse du descripteur de Harris sur des pluies fortes, la méthode d'évaluation est étendue à des



(a) Image brute.

(b) Gray.



(c) GradX.





(d) GradY.



(e) Sobel.





FIGURE 4.1 – Les descripteurs d'images testés en conditions météorologiques dégradées. Image extraite de la Base de données Météo-Image *Pluie Naturelle.* 67

images acquises en conditions de pluie naturelle [44]. En effet, en conditions naturelles, la scène est en perpétuel changement (par exemple, saison, mouvements des végétaux ou du soleil). Ainsi, la méthode d'évaluation proposée dans le cadre des conditions contrôlées ne peut plus être appliquée. Elle est alors adaptée et appliquée pour tester l'ensemble des descripteurs d'images identifiés (Gray, GradX, GradY, Sobel, Harris, HOI et HOG) sur la BMI *Pluie Naturelle.* De nombreuses conclusions sont tirées de cette nouvelle analyse. Certains descripteurs sont plus sensibles que d'autres aux conditions de pluie, et les réglages de la caméra ont un impact sur la visibilité de la pluie sur les images.

Finalement, bien que les descripteurs d'images soient une brique essentielle des algorithmes de vision artificielle, ils ne peuvent pas être considérés seuls en terme de robustesse face aux conditions météorologiques dégradées. Ainsi, une fonction finale est testée dans différentes conditions météorologiques dégradées. La fonction finale de détection des piétons a alors été choisie car elle s'applique à la fois aux caméra installées en bord de voie et aux caméras embarquées à bord des véhicules. La BMI *Piéton* a été utilisée afin de tester deux détecteurs de piéton parmi les plus classiques de la littérature : le détecteur de piéton de Viola [180] (Viola) et le détecteur de piéton de Dalal [33] (Dalal). Ce test porte sur des conditions météorologiques variées : jour ou nuit, conditions normales, conditions de brouillard ou de pluie. De plus, deux intensités ont été testées pour les conditions de brouillard et de pluie.

La section suivante présente donc la méthode d'analyse des descripteurs d'images en conditions de pluie. La section 4.3 présente l'application de cette méthode à l'ensemble des descripteurs d'images identifiés en conditions de pluie naturelle. Finalement, la section 4.4 présente l'analyse de la robustesse de deux détecteurs de piéton en conditions météorologiques dégradées variées.

# 4.2 Validation du simulateur de pluie et d'une méthode d'évaluation des descripteurs d'images en conditions de pluie

### 4.2.1 Validation préliminaire du simulateur de pluie

L'ajout de pluie numérique sur les images par le simulateur de pluie suit les lois physiques de la pluie et de la caméra. Malgré tout, il est nécessaire de valider ces dernières quantitativement en comparaison à de la pluie réelle. Pour cela deux méthode d'évaluation sont proposées. Chacune d'entre elles repose sur une métrique sensible à la pluie sur les images.

#### Méthode d'évaluation basée sur l'écart-type

La première métrique proposée ( $M_{\sigma}$ ) fait référence aux travaux de Garg [64]. Cette métrique est basée sur la mesure de l'écart-type sur une région uniforme de l'image. L'intensité des pixels fluctue rapidement entre la valeur sans pluie et la valeur d'une goutte de pluie lorsque une goutte de pluie passe devant (Figure 4.2a). La variation de l'intensité sur une image est donc très locale spatialement (gouttes petites) et temporellement (gouttes rapides).



(a) Variation de l'intensité d'un pixel au cours du temps.

(b) Shéma de principe pour le calcul de  $M_{\sigma}$ .

FIGURE 4.2 – Principe de calcul de  $M_{\sigma}$ .

A partir de cette observation, Garg [64] montre que l'écart-type d'un petit volume de pluie peut être relié à l'intensité de pluie et aux paramètres de la caméra. La mesure de l'écart-type sur une région de l'image où la scène est homogène est donc la première méthode utilisée pour valider les images de pluie simulée numériquement.

Pour chaque image, l'écart-type est mesuré sur une région d'intérêt uniforme.  $N_x \times N_y$  patchs de  $L_x \times L_y$  pixels et espacés de 2 pixels sont extraits. On suppose dans la suite que  $N_x \times N_y = 3 \times 8$  et que  $L_x \times L_y = 15 \times 30$  pixels (Figure 4.2b). Pour chaque patch, l'écart-type de l'intensité est calculée en suivant l'équation (4.1).

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{L_x} \sum_{j=1}^{L_y} \left( I(i, j) - \hat{I} \right)^2}{L_x . L_y}}$$
(4.1)

où Î est la moyenne de l'intensité des pixels calculée sur le patch.

Ensuite, la moyenne de l'ensemble des  $\sigma$  des  $N_x \times N_y$  patch est calculée pour obtenir la métrique sensible à la pluie  $M_\sigma$  (Figure 4.2b). Dans le cas d'images sans pluie, la scène et la caméra étant fixes, seul le bruit de la caméra est mesuré, la métrique  $M_\sigma$  est alors très basse. A l'inverse, lorsque de la pluie est présente sur les images, certains pixels sont couverts par la pluie alors que d'autre non, la métrique  $M_\sigma$  est alors plus élevée. Elle dépend alors de l'intensité de pluie et des réglages de la caméra.

#### Méthode d'évaluation basée sur la ZNCC

La seconde méthode d'évaluation du simulateur de pluie fait appel à une métrique  $M_{ZNCC}$  qui est basée sur la ZNCC. En effet, la distribution de la ZNCC calculée entre des paires de patchs tirés aléatoirement sur des images naturelles contient un pic élevé en 0 [24], comme le montre la Figure 4.3. Ce pic est dû au fait que de nombreux patchs ne sont pas discriminants car ils sont tirés aléatoirement.

Lorsque la pluie est présente, cette dernière ajoute un bruit sur les images. Comme ce bruit est bien corrélé sur l'ensemble de l'image (orientation et taille des gouttes similaires), le nombre de patchs non discriminants diminue progressivement avec l'ajout de pluie. Le pic présent sur la distribution de la ZNCC diminue donc largement lorsque de la pluie est présente sur les images.



FIGURE 4.3 – Exemple d'une distribution de la ZNCC entre des couples de patchs tirés aléatoirement à partir d'une image.

La métrique basée sur la ZNCC,  $M_{ZNCC}$ , est calculé de la manière suivante (Figure 4.4). Pour chaque image, 50 000 paires de patchs de dimension  $11 \times 11$  pixels sont extraits aléatoirement de l'image selon une loi uniforme. La ZNCC entre les deux patchs de chaque paire est ensuite calculée en suivant l'équation (4.2).

$$ZNCC = \frac{\sum_{i=1}^{11} \sum_{j=1}^{11} \left( I_1(i,j) - \hat{I}_1 \right) \left( I_2(i,j) - \hat{I}_2 \right)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{11} \sum_{j=1}^{11} \left( I_1(i,j) - \hat{I}_1 \right)^2 \sum_{i=1}^{11} \sum_{j=1}^{11} \left( I_2(i,j) - \hat{I}_2 \right)^2}}$$
(4.2)

où I1 et I2 sont deux patchs de dimension 11 × 11 pixels extraits aléatoirement de l'image.

La distribution de la ZNCC ( $hist_{ZNCC}$ ) est ensuite mise à jour pour la paire de patchs en cours de traitement. Lorsque tous les patchs ont été traités, la distribution  $hist_{ZNCC}$  est ensuite normalisée pour obtenir une intégrale égale à 1.



FIGURE 4.4 – Schéma explicatif du calcul de la métrique M<sub>ZNCC</sub>.

La métrique  $M_{ZNCC}$  est basée sur une intégration sur la distribution  $hist_{ZNCC}$  comme le montre l'équation (4.3). Cela permet d'obtenir une valeur unique au lieu d'un histogramme complet afin de traiter des lots d'images. L'intervalle [-0,03;0,03] permet au pic de la

distribution  $hist_{ZNCC}$  d'être bien englobé afin d'obtenir une bonne mesure de l'évolution de l'histogramme. La métrique  $M_{ZNCC}$  possède le même sens de variation que la métrique  $M_{\sigma}$  par rapport à l'intensité de pluie.

$$M_{ZNCC} = 1 - \int_{-0,03}^{0,03} hist_{ZNCC}(x)dx$$
(4.3)

#### Résultats

La BMI *Pluie Artificielle* (section 3.4.1) est utilisée pour valider le simulateur de pluie. Le simulateur est validé en utilisant trois images : une image sans pluie, une image avec de la pluie artificielle et une image avec de la pluie simulée numériquement. Pour obtenir des résultats avec un écart-type, des lots de 100 images ont été utilisés à chaque fois. La Figure 4.5 et la Figure 4.6 montrent les résultats obtenus pour les deux réglages de caméra et les deux intensités de pluie contenus dans la BMI *Pluie Artificielle*. La métrique basée sur l'écart-type (resp. la ZNCC) est présentée sur la Figure 4.5 (resp. Figure 4.6). Dans l'ensemble, les variations des métriques de pluie simulée et artificielle sont cohérentes. Les deux métriques sont en effet croissantes, en présence de pluie artificielle ou simulée numériquement.



FIGURE 4.5 – Résultats sur la validation du simulateur de pluie pour la métrique  ${\rm M}_{\sigma}.$ 

Cependant, cet écart sur les métriques n'est pas significatif pour le réglage R1 de la caméra. Ce réglage correspond à une profondeur de champs infinie, avec une petite ouverture et un temps d'exposition long. Ces paramètres sont ceux pour laquelle la pluie



FIGURE 4.6 – Résultats sur la validation du simulateur de pluie pour la métrique M<sub>ZNCC</sub>.

à le moins d'impact théoriquement [64]. Ce résultat est donc cohérent mais montre que les métriques mises en place ne permettent pas de conclure sur le réalisme du simulateur pour l'ensemble des réglages de caméra. A l'inverse, pour le réglage R2, lorsque l'ouverture est grande et que le temps d'exposition est court, l'effet de la pluie artificielle est significatif sur les deux métriques, et pour les deux intensité de pluie. Cela est aussi en accord avec les proposition de Garg [64].

Les résultats concernant le simulateur de pluie sont en accord avec ceux obtenus pour la pluie artificielle. En ce qui concerne le réglage R1, les variations sur les deux métriques proposées sont pour les deux intensités de pluie ne sont pas significatives, comme pour la pluie artificielle. Dans le cas du réglage R2, qui est celui qui met le plus en valeur la pluie, la métrique basée sur l'écart-type ( $M_{\sigma}$ ) valide l'impact de la pluie simulée numériquement par rapport à la pluie artificielle. Les valeurs obtenues pour cette métrique en conditions de pluie artificielle et simulée sont en effet très proches et elles sont significativement éloignées des valeurs obtenues sans pluie, et ce pour les deux intensités de pluie. Pour la métrique basée sur la ZNCC ( $M_{ZNCC}$ ), l'impact de la pluie simulée numériquement s'avère être plus grand que celui de la pluie artificielle pour les deux intensités de pluie. Cet impact reste cohérent car les métriques augmentent dans les deux cas.

Pour conclure, bien que les deux métriques proposées (basée sur l'écart-type et la ZNCC) ne permettent pas de mesurer l'impact de la pluie pour certains réglages de caméra (R1), la validité du simulateur de pluie a pu être montrée pour ces deux métriques dans le cas du réglage R2. Ce réglage correspond à celui qui met le plus en valeur la pluie sur les images.

## 4.2.2 Méthode d'évaluation des descripteurs d'images

Afin d'évaluer la robustesse des descripteurs d'images en conditions de pluie, un protocole spécifique est proposé. Il utilise la BMI *Pluie Artificielle* décrite dans la section 3.4.1. Cette BMI comprend différents lots d'images : un lot d'images sans pluie, un lot d'images sur lesquelles de la pluie simulée numériquement a été ajoutée et un lot d'images avec de la pluie artificielle. Pour le lot d'image avec de la pluie simulée numériquement, les paramètres réels de la caméra ont fidèlement été respectés pour la simulation. Les images avec de la pluie simulée ont d'ailleurs fait l'objet d'une validation dans la section précédente.



FIGURE 4.7 – Méthode d'évaluation de la robustesse des descripteurs d'images en conditions météorologiques dégradées contrôlées.

Le protocole appliqué est présenté sur la Figure 4.7. Le descripteur d'images à analyser est appliqué sur chaque image de la base de données. Des couples d'images sont ensuite extraits aléatoirement de la base de données. Un couple d'images comprend une image issue de l'une des sous bases comportant une certaine intensité de pluie et d'une image issue de la sous base sans pluie. Les deux images sont bien entendu issues de sous bases comportant les mêmes réglages de caméra. Ainsi, seul l'intensité de pluie varie selon les deux images. Une mesure de similarité est alors calculée entre l'image sans pluie et l'image avec pluie. Ainsi, plus l'intensité de pluie est élevée, plus la mesure de similarité entre l'image avec et sans pluie diminuera, et ce en fonction de la sensibilité à la pluie du descripteur d'images testé. Cette opération est effectuée un certain nombre de fois pour chaque intensité de pluie afin de juger de la représentativité des résultats. Dans la suite, 100 tirages de couples ont été effectués.

La mesure de similarité est aussi appliquée une seconde fois entre l'image sans pluie et une autre images sans pluie issue de la BMI. Cette seconde image est choisie au hasard. Cette seconde mesure permet d'obtenir une valeur étalon pour la bruit lié à la caméra et à la scène. En effet, comme la caméra possède un bruit permanent, et comme la scène ne peut être fidèlement identique à tout instant, la mesure de similarité possède une valeur maximum qui correspond à ce bruit minimal. Dans le cadre de cette étude, la mesure de similarité choisie (S $im_{L2}$ ) est l'inverse de la distance  $D_{L2}$  entre les deux images à tester (équation (4.4)).

$$\operatorname{Sim}_{L2}(I_1, I_2) = \frac{1}{\operatorname{D}_{L2}(I_1, I_2)} = \frac{1}{\|I_1 - I_2\|_{L2}} = \frac{1}{\sqrt{\sum_{i=1}^{X} \sum_{j=1}^{Y} \left(I_1(i, j) - I_2(i, j)\right)^2}}$$
(4.4)

où les images I<sub>1</sub> et I<sub>2</sub> ont une taille de  $X \times Y$  pixels.

#### 4.2.3 Analyse des résultats sur le descripteur de Harris

La méthode pour tester la robustesse des descripteurs d'images en conditions de pluie est maintenant appliquée sur le descripteur de Harris. Ce descripteur a été choisi comme premier exemple car il est utilisé dans de nombreuses applications en traitement d'images. Dans le cadre du contexte routier, la section 2.5.1 a permis de montrer qu'il est aussi largement utilisé. L'implémentation du descripteur de Harris incluse dans la bibliothèque OPENCV [91] a été utilisée. Les images obtenues pour le réglage R2 ont été retenues ici.

Les résultats de ce test (Figure 4.8) montrent que la mesure de similarité chute lorsque l'intensité de pluie augmente. La mesure de similarité sans pluie n'est pas infinie et est constante ce qui est normal car elle correspond au bruit de la caméra et de la scène. Pour une intensité de pluie de 40  $mm.h^{-1}$ , la mesure de similarité reste élevée ce qui montre que le descripteur de Harris reste assez robuste à la pluie dans de telles conditions. En revanche, lorsque l'intensité de pluie atteint 130  $mm.h^{-1}$ , la mesure de similarité diminue de moitié par rapport à l'étalon sans pluie. Cela montre que le descripteur de Harris est alors fortement impacté par la pluie.



FIGURE 4.8 – Résultats sur la robustesse du descripteur de Harris en conditions de pluie contrôlées.

Finalement, les valeurs de la mesure de similarité pour les données acquises en conditions de pluie artificielle (pour 64  $mm.h^{-1}$  et 111  $mm.h^{-1}$ ) sont assez proches de celles obtenues avec de la pluie simulée numériquement sur les images. Ce résultat est donc en continuité avec ceux obtenus durant la phase de validation du simulateur (section 4.2.1).

#### 4.2.4 Synthèse

La première conclusion porte sur la validation du simulateur de pluie numérique. Deux méthodes de validation du simulateur de pluie mettant en œuvre les images acquises

au sein de la Plateforme R&D Brouillard et Pluie en conditions de pluie artificielle ont été utilisées pour cela. Elles ont permis de montrer que le simulateur obtient des images réalistes pour certains réglages de caméra. Les méthodes de validation proposées n'ont cependant pas pu permettre de tirer des conclusions dans le cas où les réglages de la caméra mettent le moins en valeur la pluie sur les images.

La seconde conclusion porte sur l'évaluation des descripteurs d'images en conditions de pluie. Pour cela une méthode d'évaluation basée sur la  $D_{L2}$  a été proposée. Cette méthode consiste a comparer des couples d'images avec et sans pluie. Elle permet donc de mesurer une certaine sensibilité des descripteurs d'images aux conditions de pluie. La norme L2 (sur laquelle est basée la métrique S*im*<sub>L2</sub> utilisée ici, inverse de la distance  $D_{L2}$ ) semble appropriée à l'analyse du comportement des descripteurs d'images. De plus, cette norme est applicable à n'importe quel descripteur d'images sans biaiser les résultats. Cette première évaluation a pour principale limite qu'elle est effectuée sur de la pluie artificiellement générée au sein de la Plateforme R&D Brouillard et Pluie ou simulée numériquement. L'étape suivante consiste à effectuer le même type d'analyse sur des données acquises en conditions de pluie réelles.

# 4.3 Évaluation des descripteurs d'images en conditions de pluie naturelle

# 4.3.1 Adaptation de la méthode d'évaluation à des conditions de pluie naturelle

Une méthode pour évaluer la robustesse d'un descripteur d'images en conditions de pluie contrôlées a été proposée et appliquée au descripteur Harris dans la section précédente. Pour utiliser cette première méthode, des images ont été acquises au sein de la Plateforme R&D Brouillard et Pluie en conditions de pluie artificielle. D'autres images avec ajout de pluie simulée numériquement ont aussi été utilisées.

La première méthode d'évaluation consistait à mesurer l'inverse de la distance entre le descripteur d'images, d'une part pour deux images sans pluie, et d'autre part pour une image avec pluie et sans pluie (Figure 4.9a). Les trois images sont bien sûr acquises avec la même scène. Une évaluation de la dégradation du descripteur d'images face aux conditions de pluie peut alors être obtenue en comparant les deux mesures de distance ( $D_{L2}$ ), avec et sans pluie. La norme L2 est choisie pour la mesure de distance et s'est avérée être bien représentative de la sensibilité à la pluie. Pour rappel, il faut noter que la distance entre deux images acquises par une caméra n'est jamais nulle : le bruit de la caméra (bruit électronique) et le bruit de la scène (légers mouvements ou changement d'illumination) sont toujours présents. D'où l'intérêt de mesurer une distance de référence entre des images sans pluie.

Cette première méthode pouvait être mise en place dans le cas d'images acquises en conditions contrôlées. C'est le cas au sein de la Plateforme R&D Brouillard et Pluie (scène parfaitement fixe en intérieur) ou sur des images acquises sans pluie et sur lesquelles de la pluie simulée numériquement a été ajoutée. Il n'est en revanche pas envisageable d'utiliser cette méthode dans des conditions extérieures naturelles. En effet, la méthode développée précédemment nécessite deux images avec pluie et une image sans pluie de la même scène.



(a) Méthode adaptée pour des conditions contrôlées.



(b) Méthode adaptée pour des conditions naturelles.

FIGURE 4.9 – Méthodes d'évaluation de la robustesse des descripteurs d'images en conditions de pluie.

Or en conditions extérieures, cela n'est pas possible. Le laps de temps entre les périodes avec et sans pluie est trop long ce qui engendre des changements de scène importants : conditions d'éclairement différentes, objets secs ou mouillées.

La méthode initiale est donc adaptée à ces nouvelles conditions en suivant la Figure 4.1b. Au lieu de comparer une image avec de la pluie à une image de la même scène sans pluie, on compare à présent deux images successives. En effet la littérature montre que les gouttes de pluie ne tombent jamais au même endroit sur deux images successives [64]. La différence d'images est d'ailleurs souvent employée pour la détection des gouttes de pluie dans les algorithmes de mesure de pluie par caméra (par exemple, [64, 3, 15]) et dans les algorithmes de suppression de pluie (par exemple, [195, 94, 90] ou [155] pour une revue bibliographique). Si le descripteur testé est sensible à la pluie, la distance  $D_{L2}$  entre deux images successives augmente lorsque l'intensité de pluie augmente. Cette distance DL2 est mesurée pour l'ensemble des couples d'images successives de la base de données. Cela inclut donc des couples avec des intensités de pluie variées, mais aussi des couples d'images sans pluie qui servent de référence. Pour l'ensemble des couples, la distance D<sub>1.2</sub> mesurée inclut aussi des variations de la scène (éclairage, scène, vent) ce qui permet de prendre en compte le bruit contenu dans des scènes extérieures naturelles. La distance D<sub>L2</sub> obtenue pour chaque couple d'images est ensuite comparée à l'intensité de pluie correspondante au moment de l'acquisition du couple d'images. La Figure 4.10 représente ainsi un graphique théorique de D<sub>L2</sub> en fonction de R<sub>R</sub> avec les résultats attendus dans le cas d'un descripteur robuste à la pluie (descripteur A) et dans le cas d'un descripteur non robuste à la pluie (descripteur B).



FIGURE 4.10 – Méthode de calcul du score AUCR.

Une fois que les couples distance entre couple d'images ( $D_{L2}$ ) et intensité de pluie ( $R_R$ ) sont obtenus, il est possible d'obtenir un score général de robustesse à la pluie pour chaque descripteur d'images comme le montre la Figure 4.10. Ce score est nommé *Area Under the (ROC) Curve in Rainny conditions* (AUCR). Pour cela, on considère la mesure de distance  $D_{L2}$  du descripteur en tant que détecteur de pluie avec un seuil à 1 *mm*. $h^{-1}$  (choix arbitraire). Cette valeur est cohérente avec le contenu de la base de données car beaucoup d'images ont une intensité de pluie comprise entre 0 et 2,5 *mm*. $h^{-1}$ . Elle est aussi en accord avec les valeurs standard des pluviomètres qui possèdent une précision comprise entre 0,2 et 1,5 *mm*. $h^{-1}$  pour les intensité de pluie comprises dans la base (Tableau 3.6). On trace

ensuite une courbe *Receiver Operating Characteristic* (ROC) pour chaque descripteur en faisant varier un seuil de sensibilité S entre 0 et la valeur maximum  $D_{L2}^{max}$  des valeurs de  $D_{L2}$  atteintes pour le descripteur testé. Pour tracer la courbe ROC, la définition des vrais et faux positifs suit le Tableau 4.1. Ensuite, le score *Area Under the (ROC) Curve* (AUC) est mesuré sur la courbe ROC obtenue afin d'obtenir le score AUCR du descripteur d'images testé (Figure 4.10). Un descripteur qui obtient un score AUCR élevé (proche de 1) est très sensible à la pluie. A l'inverse un descripteur d'images qui obtient un score AUCR faible (autour de 0, 5) résiste à la pluie.

	$S < D_{L2}^{max}$	$R_{R} < 1 mm.h^{-1}$
Vrai positif	Vrai	Vrai
Faux positif	Vrai	Faux

TABLEAU 4.1 – Tableau de test sur un couple ( $R_R$ ,  $D_{L2}$ ) pour créer la courbe ROC. Le seuil S varie de 0 à  $D_{L2}^{max}$ . Il existe un couple ( $R_R$ ;  $D_{L2}$ ) par couple d'images de la Base de données Météo-Image.

Afin de mettre en œuvre cette méthode, il est nécessaire d'obtenir des images avec et sans pluie de la même scène. Les deux sous bases de la BMI *Pluie Naturelle* sont utilisées : une sous base avec de la pluie naturelle et une sous base avec de la pluie simulée numériquement.

#### 4.3.2 Analyse des résultats

#### Comparaison globale des descripteurs d'images sur pluie naturelle d'intensité faible

Les sept descripteurs d'images sélectionnés précédemment (section 4.1) ont été implémentés en utilisant la bibliothèque OPENCV [91]. Ces descripteurs sont en effet disponibles dans cette bibliothèque. Pour l'analyse des descripteurs d'images, la BMI *Pluie Naturelle* (section 3.4.2) est utilisée. Pour rappel, cette BMI contient des images en conditions de pluie naturelle et des images avec de la pluie simulée numériquement. Le lien entre les images et l'intensité de pluie  $R_R$  est effectué à partir de l'horodatage des images et des données météorologiques comme cela a été expliqué dans la section 3.3.4. La norme L2 a été adaptée à chaque descripteur pour le calcul de la distance  $D_{L2}$ .

En suivant la méthode présentée dans la section précédente, un score AUCR est obtenu pour les sept descripteurs d'images et les quatre réglages de caméra. Ce score a été calculé uniquement avec des images obtenues pour des intensités de pluie inférieures à  $2,5 mm.h^{-1}$ . En effet, pour les réglages S1, S2 et S3, un nombre suffisant d'images n'est disponible que pour des intensités inférieures à  $2,5 mm.h^{-1}$  en pluie naturelle (Tableau 3.8). Or, afin de mener une étude comparative de quatre réglages différents, il est nécessaire de travailler sur des intensités de pluie similaires. La Figure 4.11 récapitule l'ensemble des scores AUCR pour les images acquises en conditions de pluie naturelle avec des intensités de pluie comprises entre 0 et  $2,5 mm.h^{-1}$ . Différentes constatations ressortent de ce graphique. D'abord, les réglages S1, S2 et S3 obtiennent un score moyen sur l'ensemble des descripteurs d'images qui est croissant (resp. 0, 61; 0, 66; 0, 70). Cela est en accord avec la théorie puisque les réglages S1, S2, puis S3 mettent de plus en plus en valeur la pluie sur les images. De plus, le réglage S4 obtient un score AUCR moyen (0, 59) bien inférieur au score

moyen du réglage S3 (0,70). Ces deux réglages partagent les mêmes réglages optiques, seul le temps d'exposition est différent. D'après la littérature, comme le temps d'exposition du réglage S4 est plus long, il induit un impact moins fort de la pluie sur les images. Cela est clairement visible sur la Figure 4.11. De plus, ces nouveaux résultats permettent de montrer que le réglage du temps d'exposition (S4 vs. S3) a plus d'impact sur la visibilité de la pluie que les réglages optiques (S3 vs. S2 vs. S1).



FIGURE 4.11 – Scores AUCR obtenus sur la Base de données Météo-Image *Pluie Naturelle* (intensité de pluie limitée à  $2,5mm.h^{-1}$ ).

Ensuite, il apparait que certains descripteurs d'images sont plus ou moins robustes aux conditions de pluie que d'autres. Les descripteurs HOI et Gray sont beaucoup plus impactés par la pluie que les autres (score AUCR moyen sur les quatre réglages proche de 0, 75), en particulier pour les réglages de caméra qui mettent en valeur la pluie (S3). Le HOI est aussi très impacté par la pluie pour le réglage S4. En effet, dans le cas du réglage S4 les trainées de pluie sont longues avec un faible écart d'intensité par rapport à la scène. A l'inverse des autres descripteurs qui font des comparaisons locales, et qui ont ainsi besoin d'un écart d'intensité important, le HOI peut être impacté par une faible variation d'intensité car elle est présente sur une surface importante. Cela montre bien l'impact photométrique fort de la pluie sur les images. Cet aspect de la pluie est d'ailleurs l'un des premiers critères de détection des gouttes de pluie sur les images dans les algorithmes de mesure (par exemple, [3, 64, 15]) ou de suppression de pluie (par exemple, [94, 155]). Concernant Gray, ce descripteur est l'un des plus basiques possibles et il utilise principalement une composante photométrique. Il n'est donc pas surprenant que ce dernier soit fortement impacté par la pluie comme le montre la Figure 4.11. Cela est en accord avec la littérature, en effet, une

mesure de corrélation entre des patchs de l'intensité de l'image (Gray) peut être utilisée pour vérifier la présence de pluie [24]. Cela pose la question de la fiabilité des méthodes mises en place pour l'odométrie visuelle en conditions de pluie, c'est en effet pour cette application que des méthodes basées sur des patchs de Gray sont principalement mises en place en contexte routier (section 2.5.2). Les descripteurs suivants, pour lesquels les scores AUCR moyens sur les quatre réglages est de l'ordre de 0,65, sont GradX, Sobel et HOG. La caractéristique commune de ces trois descripteurs est qu'ils sont sensibles aux contours (basés sur la dérivée) et qu'ils contiennent plus particulièrement une composante sensible aux contours verticaux. En effet, comme les gouttes de pluie forment des trainées majoritairement verticales sur les images, ces dernières sont détectées par cette catégorie de descripteurs d'images. Il faut noter que plus le descripteur contient d'orientations de contours différentes, plus il devient robuste à la pluie. En effet, GradX contient pour seule orientation l'orientation verticale, le descripteur Sobel contient les orientations verticale et horizontale, enfin, le HOG contient neufs orientations. Pour ces descripteurs d'images, le temps d'exposition a un impact très important. En effet, l'augmentation du temps d'exposition (réglage S4) fait chuter le score AUCR de l'ensemble de ces trois descripteurs autour de 0,50. Cela montre que les descripteurs de ce type sont complètement insensibles à la pluie lorsque le temps d'exposition est élevé. Les gouttes de pluie sont alors en effet très longues et très transparentes. La différence photométrique entre la goutte et la scène qu'elle masque n'est alors plus suffisante pour créer une variation de la description (qui est dans ce cas basée sur la dérivée de l'image).

Les deux derniers descripteurs d'images, GradY et Harris, paraissent très peu sensibles à la pluie avec des scores AUCR moyens inférieurs à 0,60. Le descripteur GradY est en effet sensible uniquement aux contours verticaux, or comme les gouttes de pluie entrainent des trainées principalement verticales sur les images, ce dernier n'est pas impacté. De même le descripteur de Harris est sensible aux points anguleux (aux coins). Il reste finalement non sensible aux conditions de pluie et ce, quels que soit les réglages.

Finalement, cette étude montre que les résultats peuvent être très variés selon les réglages de caméra et les descripteurs d'images. Alors que le descripteur Harris est quasiment insensible à la pluie (score AUCR moyen de 0, 48), le descripteur HOI obtient un score AUCR égal à 0,89 pour le réglage S4. Il pourrait donc même être utilisé en tant que détecteur de pluie sans traitement supplémentaire. La principale limitation de cette première analyse est quelle repose sur une partie de la base de données avec des intensités de pluie faibles uniquement ( $0-2,5 mm.h^{-1}$ ). En effet, l'objectif était de pouvoir comparer l'ensemble des réglages de caméra sur une même gamme de pluie. Pourtant, certains réglages de caméra présentent des pluies comprises entre 0 et 30  $mm.h^{-1}$  (S4) dans la base de données. De plus, l'utilisation du simulateur de pluie permet de contourner ce problème car il permet d'obtenir des images dans des conditions de pluie plus forte pour l'ensemble des quatre réglages. C'est pourquoi on présente ci-après une analyse de l'évolution des résultats pour des pluies d'intensité moyenne.

#### Comparaison globale des descripteurs d'images sur pluie simulée d'intensité moyenne

Avant de tester des pluies d'intensité moyenne grâce au simulateur de pluie, une comparaison des résultats globaux obtenus pour la pluie réelle et la pluie simulée numériquement est proposée. Cela permet en effet de valider les scores AUCR obtenus avec le simulateur de pluie. La Figure 4.12 présente ainsi les résultats obtenus en confrontant la pluie naturelle et la pluie artificielle avec une intensité de pluie faible (limitée à 2,5  $mm.h^{-1}$  pour les raisons évoquées dans la section précédente). Sur ce graphique les scores AUCR des sept descripteurs d'images sont représentés pour chacun de quatre réglages de caméra. Tout d'abord, cette figure permet de montrer que les scores obtenus avec la pluie réelle et la pluie simulée sont bien corrélés, ce qui permet une validation du simulateur de pluie. Cependant, la pluie simulée a tendance à surévaluer le score AUCR pour l'ensemble des réglages caméra et l'ensemble des descripteurs d'images.



FIGURE 4.12 – Comparaison des scores AUCR obtenus sur la Base de données Météo-Image *Pluie Naturelle* entre la pluie naturelle et la pluie simulée (intensité de pluie inférieure à 2,5  $mm.h^{-1}$ ). Chaque point représente le score d'un des sept descripteurs d'images.

Suite à cette étude comparative, il est intéressant d'analyser le comportement des descripteurs d'images face à des pluies d'intensité moyenne grâce aux images de pluie simulée. Pour cela, les images avec de la pluie simulée jusqu'à 12  $mm.h^{-1}$  sont utilisées. Le principal intérêt de la simulation de pluie est de pouvoir obtenir des images à différents niveau de pluie, et cela de façon homogène pour l'ensemble des réglages caméra. Ainsi, alors qu'il n'était pas possible d'analyser les quatre réglages à plus de 2,5  $mm.h^{-1}$  en pluie naturelle, il a été choisi ici de traiter des pluies jusqu'à 12  $mm.h^{-1}$ . Ceci correspond à des pluies de climat tempéré d'intensité moyenne. Comme les résultats obtenus pour la pluie simulée ont tendance à être surévalués pour la pluie faible, cette analyse n'est possible que de manière relative. La Figure 4.13 présente ainsi l'évolution du score AUCR pour la pluie artificielle comprise entre 0 et 12  $mm.h^{-1}$  par rapport aux scores AUCR obtenus en limitant l'intensité de pluie entre 0 et 2,5  $mm.h^{-1}$ .

De nombreuses évolutions sont notables pour la pluie moyenne par rapport à la pluie faible. Tout d'abord, l'ensemble des scores AUCR augmentent. Tous les descripteurs d'images sont concernés à part le descripteur Harris, qui reste insensible à la pluie. Pour les descripteurs sensibles à la pluie et pour les réglages S1, S2 et S3 l'évolution du score est similaire. Elle est de l'ordre de 7%. En revanche, pour le réglage S4, cette évolution varie beaucoup d'un descripteur d'images à un autre. Elle va de 1% pour le descripteur



FIGURE 4.13 – Pourcentage d'évolution des scores AUCR obtenus sur la Base de données Météo-Image *Pluie Naturelle* (pluie simulée numériquement) de l'intensité de pluie moyenne  $(0-12 \ mm.h^{-1})$  par rapport à l'intensité de pluie faible  $(0-2,5 \ mm.h^{-1})$ .

Harris, ce qui est peu significatif, jusqu'à 23% pour le descripteur Gray.

En conclusion, il apparait que l'évolution des scores AUCR n'est pas la même ni pour les différents réglages, ni pour chacun des descripteurs d'images. Cependant, même si l'évolution est différente selon les cas, elle est toujours positive. Ainsi, plus l'intensité de pluie testée est importante, plus les scores AUCR augmentent. La robustesse des descripteurs d'images dépend donc de l'intensité de pluie testée. Ainsi, la partie suivante concerne la caractérisation fine de l'évolution du score AUCR en conditions de pluie naturelle et en fonction de l'intensité de pluie.

# Évolution des scores AUCR des descripteurs d'images sur pluie réelle en fonction de l'intensité de pluie

La partie précédente a permis de mettre en évidence que l'intensité de pluie testée a un impact sur les scores AUCR obtenus par les descripteurs d'images. Cette analyse concernait l'ensemble des réglages de la base de données. Elle comportait cependant deux limites : elle ne traitait que deux niveaux de pluie (faible et moyenne), la pluie testée était de la pluie simulée. L'objet de cette partie est à présent de mieux caractériser cette évolution. Pour cela, il est possible d'utiliser le réglage S4 de la base de données en pluie naturelle. En effet, pour ce réglage, des images sont disponibles pour des intensités de pluie allant de 0 à  $30 \ mm.h^{-1}$  ce qui correspond à des pluies fortes en climat tempéré.

La Figure 4.14 représente l'évolution du score AUCR de chacun des descripteurs d'images en fonction de la plage d'intensité de pluie utilisée pour le calcul du score pour le

réglage S4. Tout d'abord, tous les descripteurs d'images voient leur score AUCR augmenter avec l'intensité de pluie prise en compte pour leur évaluation. Le score AUCR évolue plus vite pour certains descripteurs (Gray, GradX, GradY, Sobel, HOI, HOG) que pour d'autres (Harris, HOI). Cette évolution est en revanche systématiquement logarithmique (coefficient de corrélation variant entre 0,88 et 0,99). Cette analyse démontre donc que l'intensité de pluie a un impact fort sur le comportement des descripteurs d'images. D'autres tests pour des réglages variés et des intensités de pluie seraient donc à mener.



FIGURE 4.14 – Scores AUCR des sept descripteurs d'images en fonction de la plage d'intensité de pluie testée (de 2,5 à 27  $mm.h^{-1}$ ). Pluie naturelle et réglage S4 uniquement.

# 4.3.3 Descripteurs d'images en conditions de pluie : vers une détection de pluie par caméra

Comme cela a été démontré, certains descripteurs d'images sont très sensibles à la pluie. Par exemple, d'après la section 4.3.2, le descripteur HOI obtient un score AUCR de 0,89 pour des pluies naturelles entre 0 et 2,5  $mm.h^{-1}$  et le réglage S4. Bien que ce score soit bien inférieur pour les autres réglages, cela laisse penser qu'une mesure de pluie est possible à l'aide des descripteurs d'images sensibles à la pluie. C'est l'objet de cette section.

Tout d'abord, il est intéressant de vérifier l'allure des graphiques de  $D_{L2}$  en fonction de  $R_R$ . Pour rappel, la mesure du score AUCR (décrite en détail dans la section 4.3.1) passe par l'évaluation de la distance  $D_{L2}$  entre deux images successives du flux vidéo. La Figure 4.15 représente donc la distance  $D_{L2}$  en fonction de l'intensité  $R_R$  pour le descripteur d'images HOI et le réglage S4. Plusieurs conclusions peuvent être tirées de ces graphiques. Tout d'abord, il est clair que les données en pluie réelle et en pluie simulée sont comparables.



FIGURE 4.15 – Distance  $D_{L2}$  en fonction de l'intensité de pluie  $R_R$  pour le réglage S4 et le descripteur d'images HOI. En bleu, pluie naturelle; en rouge, pluie simulée.

Ceci permet donc une validation supplémentaire du simulateur de pluie. Ensuite, pour ce couple descripteur d'images / réglage caméra, une mesure de pluie par caméra parait envisageable. En effet, la résolution d'un capteur actuel permettant la mesure de l'intensité de pluie est de l'ordre de  $0,5 \ mm.h^{-1}$  et le descripteur d'images HOI s'avère dans ce cas particulier assez sensible comparativement à cette résolution. La seule limite de cette méthode de mesure serait quelle dépendrait des paramètres de la caméra (résultat valable uniquement pour le réglage S4 ici). Afin d'améliorer ce premier résultat, il est possible de cumuler les résultats de deux descripteurs d'images afin de permettre une mesure pour les différents réglages de caméra, comme proposé dans la suite.

La Figure 4.16 présente les distances  $D_{L2}$  obtenues pour chaque couple d'images et pour les descripteurs GradX et GradY. Ces deux descripteurs complémentaires sont respectivement sensibles aux contours verticaux et horizontaux. Il sont justement choisis pour cette complémentarité. En effet, lorsque la pluie est présente sur les images, elle a plus d'impact sur GradX (sensible au contours verticaux) que GradY (sensible au contours horizontaux) ce qui pourrait permettre une classification. Sur la Figure 4.16, l'intensité de pluie est représentée en couleur. D'après cette figure, on constate que la combinaison des deux descripteurs permet de classifier les images en fonction de leur intensité de pluie. Cela est d'ailleurs le cas pour l'ensemble des réglages de caméra testés dans la base de données. Il est donc largement envisageable d'imaginer une classification de l'intensité de pluie par caméra à l'aide d'une combinaison de descripteurs d'images.

Cette dernière partie a donc présenté des résultats concernant les descripteurs d'images sensibles en conditions de pluie. Certains descripteurs, comme HOI, sont naturellement sensibles pour certains réglages caméra. Ils pourraient alors être utilisés comme des détecteurs de pluie. D'autres descripteurs présentent des complémentarités. Ainsi, en com-



FIGURE 4.16 – Exemples de classification de l'intensité de pluie  $R_R$  (en couleur) en fonction des distances  $D_{L2}$  obtenues pour deux descripteurs d'images pour la pluie artificielle entre 0 et 12  $mm.h^{-1}$ .

binant GradX et GradY, il est apparemment possible de procéder à une classification de l'intensité de pluie par caméra. Cela est l'objet du chapitre suivant qui traite spécifiquement d'une méthode mettant en œuvre des combinaisons de descripteurs d'images avec des méthodes d'apprentissage pour mesurer les conditions météorologiques.

### 4.3.4 Synthèse

La robustesse en conditions de pluie de sept descripteurs d'images parmi les plus courants du contexte routier a été testée. Comme la littérature démontre que les réglages de la caméra sont importants concernant la visibilité de la pluie sur les images, différents réglages caméra ont été utilisés. Ces réglages incluent la variation des paramètres suivants : f, d, N et T. L'utilisation de la BMI *Pluie Naturelle* a ainsi permis de conclure que les réglages de la caméra ont un impact fort sur la visibilité de la pluie sur les images. Le temps d'exposition (T) s'avère être le paramètre qui présente le plus d'intérêt concernant la visibilité de la pluie sur les images. En effet, à part pour le cas particulier du HOI, plus le temps d'exposition est élevé, plus les descripteurs sont robustes aux conditions de pluie.

Plusieurs conclusions peuvent être tirées concernant la robustesse des descripteurs d'images en conditions de pluie. D'abord, les descripteurs fonctionnant simplement sur l'intensité des pixels ou les contours unidirectionnels ne sont pas robustes à la pluie. Il faut donc favoriser une combinaison de descripteurs basés sur des principes variés dans les algorithmes de vision artificielle. De plus, même s'ils n'ont pas été testés, les descripteurs par apprentissage ayant des composantes verticales importantes seront sans doute mis en défauts. Il en est de même pour des descripteurs de transformée de Hough sensibles aux lignes car une composante verticale des contours est alors testée. A l'inverse, le descripteur Harris, sensible aux coins, est quand à lui robuste à la pluie pour les intensités de pluie testées (0 à 30  $mm.h^{-1}$ ). Pourtant, la section 4.2.3 a permis de montrer que même ce descripteur pouvait être mis en difficulté pour des intensités de pluie extrêmement élevées (pluies tropicales à plus de 100  $mm.h^{-1}$ ).

Dans la base de données constituée, les intensités de pluie testées correspondent à une pluie forte en Europe (30  $mm.h^{-1}$ ). Cela a permis pour la première fois de travailler sur des pluies faibles (de 0 à 2,5  $mm.h^{-1}$ ) qui étaient jusqu'ici laissée de coté. Tester des pluies de cette gamme en conditions naturelles et avec une résolution temporelle de l'ordre de la minute n'est en effet pas trivial. En effet, un pluviomètre à auget fournit des valeurs d'intensité de pluie correctes sur des durées de l'ordre de l'heure, alors que l'on utilise une caméra qui obtient plusieurs images par seconde. Passer par un capteur (OTT Parsivel) permettant la mesure à une échelle de l'ordre de la seconde à ici permis de contourner ce problème. L'utilisation du simulateur de pluie a aussi permis de tester des intensités de pluie moyennes  $(0-12 mm.h^{-1})$ . La conclusion est la suivante : plus l'intensité de pluie est élevée, plus cette dernière à un impact fort sur les descripteurs d'images. Suite à ce travail sur des intensités de pluie courantes en Europe, d'autres tests pourraient être menés pour des pluies plus intenses, de type tropical, à l'aide de la Plateforme R&D Brouillard et Pluie ou à l'aide du simulateur de pluie, sur l'ensemble des descripteurs évoqués. Alors que les pluies testées ici ne dépassent pas 30  $mm.h^{-1}$ , les pluies tropicales peuvent en effet atteindre une intensité de pluie supérieure à 200  $mm.h^{-1}$  (Tableau 3.5).

Pour certains réglages (par exemple, S4) et certains descripteurs d'images (par exemple, HOI) les caméras sont très sensibles à la pluie (AUCR = 0,89). Cela montre dès à présent

que la détection de pluie par caméra est envisageable à l'aide des descripteurs d'images. De plus, il a été montré qu'une combinaison de descripteurs d'images permettrait d'aller encore plus loin dans la classification des conditions de pluie par caméra. Le chapitre suivant porte justement sur l'utilisation des caméras pour la détection ou la mesure des conditions météorologiques.

Finalement, cette étude a permis de déployer une méthode originale d'évaluation des descripteurs d'images en conditions de pluie. Cette méthode permet d'évaluer la robustesse des descripteurs d'images les uns par rapport aux autres indépendamment des propriétés de chaque descripteur. Elle serait d'ailleurs généralisable à d'autres conditions défavorables (brouillard, nuit, éblouissement), du moment que ces dernières soient mesurables physiquement. Certains descripteurs d'images s'avèrent finalement robustes à la pluie alors que d'autres non. Il est cependant tout a fait légitime de se demander si la non robustesse d'un descripteur d'images à une condition météorologique particulière entraine la mise en défaut de l'ensemble de la chaine algorithmique (Figure 2.3). De plus, seules les conditions de pluie ont été testées jusqu'ici. Une méthode d'évaluation d'une fonction finale sur des conditions météorologiques dégradées plus variées est donc mise en place dans la section suivante.

# 4.4 Évaluation d'une fonction finale en conditions météorologiques dégradées : détection des piétons

L'analyse des descripteurs d'images en conditions météorologiques dégradées, bien qu'étant essentielle, ne peut pas suffire à tirer des conclusions sur le fonctionnement des applications finales dans de telles conditions. En effet, bien que les descripteurs d'images soient une brique essentielle des algorithmes de vision artificielle, est-ce qu'il y a une relation entre la dégradation subie par le descripteur d'images et la dégradation de la fonction finale associée ? Cette question est d'autant plus importante si cette dégradation est faible. Aussi, une méthodologie doit aussi être mise en place pour l'évaluation de la robustesse des fonctions finales.

Les fonctions finales du contexte routier sont nombreuses. Comme l'a montré l'étude bibliographique proposée dans la section 2.5.1, les fonctions finales les plus courantes du contexte routier sont :

- la détection des véhicules,
- la détection des piétons,
- l'odométrie visuelle,
- la détection et la reconnaissance des signalisations verticales,
- le suivi de voie.

Étant donné le nombre d'applications finales, il n'était pas possible de tester l'ensemble d'entre elles. La détection des piétons a alors été choisie pour la mise en place d'une méthodologie générale en tant qu'exemple. Cette méthodologie est cependant généralisable à d'autres fonctions finales. La section suivante présente la méthode d'évaluation des fonctions finales. La section 4.4.2 présente quant à elle les résultats d'analyse obtenus pour deux détecteurs de piéton parmi les plus connus du l'état de l'art : le détecteur de Dalal et celui de Viola.

## 4.4.1 Méthode d'évaluation des détecteurs de piéton

Afin d'analyser la robustesse des détecteurs de piéton en conditions météorologiques dégradées, la BMI Piéton est utilisée. Cette base de données comprend des images dans des conditions météorologiques variées. De plus, les images sont labellisées, c'est-à-dire que la position réelle du piéton sur les images est connue. Cette dernière a été sélectionnée sur les images par un opérateur humain. La méthode d'évaluation est la suivante (Figure 4.17). L'ensemble des images est parcouru. Pour chacune des images, une fenêtre glissante de dimension variable et appliquée à l'ensemble des positions possibles dans les images. Cette fenêtre respecte le ratio hauteur/largeur fixé par les deux détecteurs de piéton analysés (*hauteur* =  $2 \times largeur$ ). Un seuil permet de faire varier la sensibilité du détecteur de piéton testé. Ce seuil est dans un premier temps fixé à la limite basse (toute fenêtre est détectée comme un piéton), puis il augmente au cours de l'évaluation jusqu'à atteindre la limite haute (plus aucune détection de piétons). Dans le cas où la détection est positive, on vérifie alors si l'observateur avait considéré ou non la fenêtre comme un piéton. Pour ce test, une marge de tolérance de  $\pm 20\%$  est considérée (sur la largeur et la hauteur) lors du test de la validité d'une fenêtre. Dans le cas ou le test est positif, l'image est alors comptabilisée dans le vecteur vrais positifs - ou True Positive - (TP), dans le cas inverse, elle est comptabilisée dans le vecteur faux positifs - ou False Positive - (FP). A la fin de cette opération, un vecteur TP et un vecteur FP sont disponibles pour chaque image de la base de données. Cela permet alors de calculer des courbes ROC et des scores AUC, en sommant les scores TP et FP de chaque image. Ainsi, il est possible de rapidement calculer des scores AUC en changeant les groupes d'images pour lesquels on souhaite calculer ces scores.



FIGURE 4.17 – Schéma explicatif de l'analyse des détecteurs de piéton.

Les détecteurs de piéton de Dalal et de Viola sont ont été utilisés sur la BMI *Piéton* (exemple de détection sur la Figure 4.18.). L'implémentation disponible dans la bibliothèque OPENCV [91] a été utilisées dans les deux cas. A partir des détections obtenues sur les images, deux types d'analyses seront menées dans la suite. La première consiste à utiliser l'ensemble des images des sous bases Conditions Normales de Jour (JCN), Brouillard

Faible de Jour (JB1), Brouillard Fort de Jour (JB2), Pluie Forte de Jour (JP2), et Conditions Normales de Nuit (NCN). Cela permet ainsi de comparer l'impact des conditions météorologiques dégradées sur les détecteurs de piéton d'un point de vue global. Il en découle une comparaison sur la robustesse des deux détecteurs de piéton testés. L'étude est limitée à ces cinq sous bases car les effets cumulés (nuit et condition météorologique dégradée) sont pour cette première étude laissés de coté. De plus, les conditions de pluie faible (Pluie Faible de Jour (JP1)) s'avèrent sans réel effet sur les détecteurs de piéton. La seconde analyse segmente chacune des sous bases en fonction de la distance du piéton. Ainsi, il est possible de mesurer quel est l'impact de la distance du piéton selon les conditions météorologiques présentes. En effet, la prise en compte de la distance est très importante dans des conditions de pluie, de brouillard ou de nuit.



Viola

Dalal

FIGURE 4.18 – Exemple de détection des piétons [32].

## 4.4.2 Résultats

#### Résultats généraux

La méthode d'évaluation des détecteurs de piéton est utilisée sur chacune des sous bases JCN, JB1, JB2, JP2, et NCN et sur les détecteurs de Dalal et de Viola. Dix courbes ROC sont alors obtenues (Figure 4.19). Comme le décrit la méthode proposée, les scores AUC sont calculés à partir des ces courbes, ils sont proposés dans le Tableau 4.2. Plusieurs constations peuvent être tirées de ce tableau de score. Pour rappel, un détecteur parfait obtient un score AUC de 1,0 alors que le détecteur le moins bon obtient un score AUC de 0,5. Tout d'abord, le détecteur de Dalal obtient un bien meilleur score que le détecteur de Viola pour la sous base JCN. Cela est en accord avec la littérature, puisque le détecteur de Viola est plus ancien et il est dépassé par le détecteur de Dalal. La robustesse de chacun des détecteurs de piéton face aux conditions météorologiques dégradées est différente.
CHAPITRE 4. ÉVALUATION DE LA ROBUSTESSE DES DESCRIPTEURS D'IMAGES EN CONDITIONS MÉTÉOROLOGIQUES DÉGRADÉES



FIGURE 4.19 – Courbes ROC pour les détecteurs de piéton testés en conditions météorologiques dégradées.

Concernant le brouillard, le détecteur de Viola voit ses scores augmenter en conditions de brouillard. L'impact du brouillard semble alors paradoxal. Il s'avère en fait que le piéton est assez proche de la caméra par rapport aux objets environnants lors de l'ensemble de son parcours. En effet, il se situe entre 15 m et 25 m alors que la plupart des objets de la scène sont situés à plus de 20 *m* de cette dernière (Figure 3.20). De plus, les tubes de production du brouillard et de la pluie sont très contrastés et anguleux, il sont aussi détectés comme des piétons par le détecteur de Viola (Figure 4.18). Ces derniers sont aussi situés entre 15 m et 30 m, une grande partie est donc plus loin que le piéton par rapport à la caméra. Le brouillard a un effet proportionnel à la distance entre l'observateur et l'objet, or comme le piéton est majoritairement plus proche de la caméra que les perturbateurs (objets et tubes de production), le brouillard a tendance à aider le détecteur de Viola, qui subi de fortes perturbations par ces objets parasites. Plus le brouillard est dense, plus cet effet s'accentue. A l'inverse, le détecteur de Dalal obtient des scores qui baissent très légèrement en conditions de brouillard. Ce détecteur est beaucoup moins perturbé par les rampes de production que le détecteur de Viola ce qui explique cette tendance. Afin, de mieux appréhender l'impact des conditions de brouillard sur les détecteurs de piéton, il est donc nécessaire de prendre en compte la distance du piéton lors de l'analyse. Ce sera l'objet de la section suivante.

Concernant la pluie (JP2), les deux détecteurs de piéton obtiennent le même score qu'en conditions normales (JCN). La pluie n'a donc pas d'impact sur ces deux détecteurs de piéton. Pourtant, la pluie générée ici est une pluie très forte (40 à 50  $mm.h^{-1}$ , Tableau 3.9). Les analyses menées sur le descripteur HOG, qui est utilisé dans le détecteur de piéton de Dalal avaient déjà permis de montrer que ce descripteur d'images est l'un des moins sensibles à la pluie car il regroupe des orientations nombreuses. Le détecteur de Viola fait quant à lui appel à un descripteur de Haar-like qui regroupe aussi des patchs contrastés de différentes dimension et orientation. Ce résultat reste donc conforme aux conclusions faites précédemment.

Finalement, les conditions de nuit (NCN) s'avèrent être celles qui ont l'impact le plus

fort sur les deux détecteurs de piéton testés. Pourtant, la BMI *Piéton* contient des conditions de nuit urbaine, c'est-à-dire avec un éclairage public. La scène est donc bien éclairée par rapport à des conditions de nuit en rase campagne, sans éclairage public. Les contrastes sont cependant grandement diminués en conditions de nuit, or les deux détecteurs de piéton utilisent des descripteurs sensibles aux contrastes.

Cette première évaluation a permis de tirer des conclusions générales quant à la robustesse des détecteurs de piéton en conditions météorologiques dégradées. Ces conclusions s'avèrent correspondre aux constatations faites au sujet des descripteurs d'images évalués précédemment. Cependant, les résultats obtenus pour les conditions de brouillard semblent partiels, en effet la distance du piéton doit être prise en compte pour une analyse plus fine, c'est l'objet de la section suivante.

	JCN	JB1	JB2	JP2	NCN
Viola	0,70	0,72	0,74	0,70	0,68
Dalal	0,94	0,93	0,92	0,94	0,91

TABLEAU 4.2 – Scores AUC obtenus par les deux détecteurs de piéton évalués dans les différentes conditions météorologiques dégradées.

#### Impact de la distance sur les résultats

La section précédente a permis de mettre en évidence qu'une analyse des données prenant en compte la distance du piéton était nécessaire. La méthodologie employée précédemment est réutilisée en séparant chaque sous base (JCN, JB1, JB2, JP2, NCN) par groupe de distance. Ainsi, en suivant le parcours imposé, le piéton se situe à des distances comprises entre 15 m et 25 m. Comme la BMI *Piéton* contient une annotation sur la position des piétons, il est possible de calculer la position du piéton par rapport à la caméra par des règles de géométrie simple. Pour cela, on utilise les parcours perpendiculaires à l'axe optique (P1, P3, P4) pour lesquels on connait la distance du piéton par rapport à la caméra (voir Figure 3.20). On utilise alors cette distance et la hauteur du piéton en pixels pour calculer la distance entre le piéton et la caméra pour les parcours où le piéton se déplace parallèlement à l'axe optique (P5, P6). Finalement, la distance du piéton est connue pour les parcours P5 et P6, on regroupe alors les images à la fois par condition météorologique (JCN, JB1, JB2, JP2, NCN) et par distance (tranche de 2m entre 15m et 25m). Pour chaque groupe, on détermine le score AUC comme auparavant.

Les résultats obtenus sont présentés sur la Figure 4.20. La première constatation concerne les conditions normales (JCN). en effet, la distance du piéton ne devrait pas avoir d'impact fort dans ces conditions. Cela est le cas pour le détecteur Dalal mais pas pour le détecteur Viola. Ce dernier, bien que multi-échelle, est donc influencé par la taille de la fenêtre de détection. Cette constatation est importante, bien qu'en dehors de l'étude de l'impact des conditions météorologiques dégradées, car il est important qu'un détecteur de piéton puisse fonctionner quelque soit la distance du piéton en contexte routier.

Concernant les conditions de brouillard, comme cela était envisagé, le score AUC diminue d'autant plus rapidement que le brouillard est dense (JCN, JB1 et JB2). Cela est normal, puisque plus le brouillard est dense, plus le piéton est masqué rapidement. Comme

cela était envisagé, dans le cas du détecteur Viola, lorsque le piéton s'éloigne au delà de 17 *m*, le brouillard devient handicapant pour l'algorithme et le score se dégrade par rapport aux conditions normales. Le piéton est alors aussi masqué que les objets perturbateurs alentours. Cette constatation est encore plus marquée pour le détecteur HOG pour lequel le score AUC diminue en conditions de brouillard mais pas en conditions normales.

Pour la pluie, malgré l'augmentation de la distance, le score AUC reste similaire à celui obtenu dans les conditions normales. Ce résultat est constaté sur les deux détecteurs de piéton.

Finalement, pour les conditions de nuit, l'écart entre les conditions de nuit et de jour reste relativement constant, et ce pour les deux détecteurs. Cela est cohérent car l'éclairage est un éclairage de type urbain, assez homogène. Il aurait été intéressant de mener le même test avec des conditions de nuit en rase campagne, c'est à dire, uniquement avec l'éclairage propre au véhicule.



FIGURE 4.20 – Évolution du score AUC en fonction de la distance du piéton pour les deux détecteurs testés en conditions météorologiques dégradées.

#### 4.4.3 Synthèse

Bien que les descripteurs d'images soient une brique essentielle des algorithmes de vision artificielle, l'analyse des fonctions finales en conditions météorologiques dégradées reste indispensable. Cette analyse a été effectuée sur deux détecteurs de piéton très répandus dans la littérature grâce à la BMI *Piéton.* Elle montre que les conditions de nuit sont ici celles qui ont le plus d'impact sur les détecteurs de piéton. Les conditions de brouillard ont aussi un impact fort sur les détecteurs de piéton, cet impact est d'autant plus important que le brouillard est dense et que le piéton est éloigné. Ce résultat est en accord avec la théorie du brouillard présentée dans la section 3.2.1. La pluie n'a en revanche que très peu d'impact sur les descripteurs d'images testés car le HOG se montre peu sensible à la pluie et il est utilisé dans le détecteur Dalal. Finalement, cette analyse a permis de montrer des résultats intéressants sur la fonction finale de détection des piétons, elle pourrait être élargie à d'autres fonctions finales (identifiées dans la section 2.5) et d'autres conditions météorologiques (comme les conditions de nuit en rase campagne).

### 4.5 Conclusion

Le chapitre 2 a permis de montrer l'importance des descripteurs d'images et d'identifier les plus courants de l'état de l'art en contexte routier. Des bases de données de test des descripteurs d'images en conditions météorologiques dégradées ont ensuite été mises en place. Ces dernières ont été présentées dans le chapitre 3. Suite à ces travaux préliminaires, il était possible d'évaluer le comportement des descripteurs d'images en conditions météorologiques dégradées. Pour cela, différentes phases on été mises en place. Les travaux sur l'analyse de la robustesse des descripteurs d'images portent principalement sur les conditions de pluie. En effet, ces dernières sont celles pour lesquelles la littérature est la moins importante. Suite à cette analyse ciblée sur les descripteurs d'images, une analyse sur une fonction finale a été menée, cette fois ci dans des conditions météorologiques dégradées variées (brouillard, pluie, nuit).

D'abord, une première méthode d'analyse de la robustesse des descripteurs d'images en conditions de pluie a été déployée et testée sur un exemple : le descripteur de Harris. Cette méthode permet d'évaluer les descripteurs d'images dans des conditions contrôlées, à partir d'images acquises au sein de la Plateforme R&D Brouillard et Pluie ou à partir d'images sur lesquelles la pluie est simulée numériquement. L'intérêt d'utiliser de la pluie simulée numériquement ou de la pluie artificielle est que cela donne accès à des intensités de pluie très élevées (proches des pluies de climats tropicaux). Concernant, le descripteur de Harris, ce dernier apparait être sensible à la pluie pour ces intensités de pluie très élevées (comprises entre 40  $mm.h^{-1}$  et 130  $mm.h^{-1}$ ). Cette méthode de test est cependant difficilement utilisable pour des pluies d'intensité très faible, car la Plateforme R&D Brouillard et Pluie ne permet pas de reproduire des pluies d'intensité faible (production de pluie artificielle au dessus de 20  $mm.h^{-1}$  uniquement). Des tests sur des images acquises en conditions naturelles étaient donc nécessaires.

La première méthode, valable dans le cas des conditions contrôlées, a ainsi été adaptée pour pouvoir être utilisée sur des images acquises en conditions naturelles. En effet, en conditions naturelles, les scènes filmées ne peuvent plus être considérées comme statiques car certains éléments peuvent évoluer entre deux épisodes de pluie, par exemple à cause des saisons. La nouvelle méthode a alors permis d'analyser la robustesse de sept descripteurs d'images : Gray, GradX, GradY, le Sobel, le descripteur de Harris, le HOI et le HOG. Cela a permis de mettre en évidence que les descripteurs d'images les plus simples sont les plus impactés par les conditions de pluie. Aussi, cette seconde analyse, en complémentarité de la première, a permis de montrer que plus l'intensité de pluie est élevée, plus l'impact sur les descripteurs d'images est grand.

Ces deux premiers tests sur la robustesse des descripteurs d'images en conditions de pluie ont aussi été l'occasion de valider le simulateur de pluie mis en place au cours de la thèse. En effet, les résultats obtenus en pluie simulée numériquement et en pluie réelle (artificielle ou naturelle) sont similaires.

L'analyse des descripteurs d'images, bien qu'étant essentielle, n'est pas suffisante. En effet, il est aussi important de pouvoir mesurer l'impact des conditions météorologiques dégradées sur les fonctions finales. Cela a été l'objet d'une nouvelle analyse, cette fois ci non plus uniquement en conditions de pluie mais dans des conditions météorologiques dégradées différentes (brouillard, pluie et nuit). Pour cela, la fonction finale de détection de piéton a été choisie. Cette fonction finale est en effet l'une des plus répandue en contexte routier. Deux détecteurs de piéton (Viola et Dalal) ont alors été testés dans cinq conditions météorologiques : conditions normales de jour, brouillard faible et fort de jour, pluie forte de jour et conditions normales de nuit. Ces travaux ont permis de montrer que la nuit est la condition qui a le plus d'impact sur les deux détecteurs de piéton testés. Le brouillard a aussi un impact fort, mais celui ci dépend de de la distance du piéton par rapport à la caméra. Ainsi, plus cette distance est grande, plus l'impact du brouillard est élevé. De plus, plus le brouillard est dense, plus cet effet s'accentue. Finalement, la pluie a un impact assez faible, bien que non nul sur les deux détecteurs de piéton testés sur des distances relativement courtes en contexte routier (< 30 m). L'ensemble des résultats obtenus semblent en adéquation avec les théories et les modèles sur les conditions météorologiques dégradées.

Pour conclure, le travail de constitution de plusieurs BMI présentés dans le chapitre précédant a permis de mettre en place de nombreux tests sur la robustesse des algorithmes de vision artificielle en général. Ces tests sont parfois limités à certaines conditions météorologiques ou à quelques exemple d'algorithmes, mais ils montrent tout de même l'efficacité des méthodes d'évaluation proposées. De plus, les outils mis en place pour la constitution des BMI sont encore utilisés. Ainsi, alors que la période disponible était assez courte pour constituer des base de données comportant différentes conditions météoro-logiques sur site réel, ces dernières sont actuellement complétées et pourrons servir à de nouveaux travaux de recherche. Par exemple, la BMI *Fageole* contient au moment de la rédaction environ un million d'images en cours de dépouillement. Ces images permettront de nouveaux tests dans des conditions météorologiques toujours plus variées (brouillard, pluie et neige d'intensité variables, jour et nuit).

L'ensemble des analyses menées jusqu'ici permet dès à présent de tirer deux conclusions majeures :

— Les algorithmes de vision artificielle sont impactés, bien que de façon mineure, par les conditions météorologiques dégradées. Il est donc indispensable d'améliorer ces derniers dans de telles conditions. De plus, une validation systématique doit être menée car le contexte routier impose une parfaite sureté de fonctionnement et des résultats optimaux y compris en conditions météorologiques dégradées.  L'analyse sur la robustesse des descripteurs d'images en conditions de pluie montre que certains d'entre eux sont sensibles à la pluie. La littérature montre par ailleurs que les conditions de brouillard peuvent être détectées par une caméra (par exemple, [77]). Il apparait donc qu'une mesure des conditions météorologiques dégradées par caméra soit envisageable. Le chapitre suivant porte justement sur ce second point.

#### CHAPITRE 4. ÉVALUATION DE LA ROBUSTESSE DES DESCRIPTEURS D'IMAGES EN CONDITIONS MÉTÉOROLOGIQUES DÉGRADÉES

# **Chapitre 5**

# Mesure des conditions météorologiques par caméra

#### Sommaire

5.1	Introduction						
5.2	Revue bibliographique sur la mesure des conditions météorologiques						
	par caméra						
5.3	Algorithme de détection des conditions météorologiques par caméra 101						
5.4	Méthode d'apprentissage et de test mise en place						
5.5	<b>Résultats</b>						
	5.5.1 Variantes proposées sur la structure de l'algorithme 104						
	5.5.2 Analyse fine de la meilleure variante						
	5.5.3 Optimisation de la solution CC <i>n</i> 2						
5.6	Conclusion						

#### 5.1 Introduction

En contexte routier, connaitre les conditions météorologiques en temps réel est essentiel pour répondre à deux enjeux : la sécurité routière et l'optimisation des déplacements. Les conditions météorologiques peuvent en effet entrainer, lorsqu'elles se dégradent, des congestions ou des accidents. Elles peuvent aussi causer des dysfonctionnement dans les systèmes de vision artificielle du contexte routier (utilisés pour surveillance du trafic et les aides à la conduite) [158, 48]. Ces derniers ne sont en effet testés et validés que par temps clair [147].

Actuellement, la mesure des conditions météorologiques dégradées (pluie, brouillard, neige) se fait par des stations météorologiques dédiées. Ces stations sont équipées de capteurs spécifiques (par exemple, pluviomètre à augets, capteur de temps présent, sonde de température et d'humidité, anémomètre, girouette). Elles sont couteuses (capteurs, câblage, gestion des données) et nécessitent une maintenance spécifique.

Comme l'a montré le chapitre 2, depuis le début des années 1980, des systèmes de vision artificielle composés de caméras et d'algorithmes d'analyse d'images sont aussi mis en œuvre sur les routes. Ces derniers sont utilisés pour la surveillance et la gestion du trafic. Les réseaux de surveillance sont de plus en plus répandus au bord des routes et les caméras permettent de détecter automatiquement diverses situations à risque (par exemple, accident, congestion, objet sur la voie, contre-sens). Pourquoi de tels systèmes ne pourraient-ils pas être utilisés pour détecter les conditions météorologiques en temps réel?

Cela présente de nombreux avantages. D'abord, de nombreuses caméras sont déjà présentes au bord des routes, à l'inverse des stations météorologiques. Ainsi, la mesure des conditions métrologiques serait géographiquement plus dense tout au long du réseau. Rabiei [143] a d'ailleurs montré qu'une mesure imprécise des conditions météorologiques en de nombreux points est plus utile qu'une mesure précise à des points isolés. De plus, des caméras sont, dans tous les cas, installées sur les réseaux routiers importants. Le coût de la mesure météorologique serait ainsi bien moindre en passant par les caméras plutôt que par des stations météorologiques dédiées, car l'investissement complémentaire serait purement lié à la partie logicielle. En outre, si les caméras sont capables de mesurer ellesmêmes les conditions météorologiques auxquelles elles font face, elles seront alors aussi capables d'évaluer leur capacité à effectuer les autres tâches de détection qui leur sont confiées. En effet, il a été montré que les capacités de détection des systèmes de vision artificielle diminuent lorsque des conditions météorologiques défavorables sont présentes [158, 48]. Finalement, la section 4.3.3 a permis de montrer qu'une mesure des conditions météorologiques à partir des descripteurs d'images semblerait possible. Dans ce chapitre, nous tentons d'apporter des réponses à cette problématique grâce à une méthode de détection des conditions météorologiques dégradées [45] qui repose sur des critères clairs et indispensables pour une application réelle :

- simplicité et rapidité (temps réel),
- possibilité de détecter l'ensemble des conditions météorologiques rencontrées par une méthode unique,
- utilisation d'une caméra présentant les réglages standard d'une caméra routière installée en bord de voie pour la surveillance du trafic,

 possibilité de quantifier différents niveaux d'intensité pour chaque condition météorologique rencontrée.

Un état de l'art est d'abord proposé dans la section suivante. La nouvelle méthode proposée est ensuite décrite dans la section 5.3. Afin de mettre en place et d'évaluer cette méthode, la BMI *Piéton* est utilisée. Cette base de données a déjà été décrite en détail dans la section 3.4.3, la section 5.4 présente de quelle manière elle a été utilisée ici. Finalement, la section 5.5 présente les résultats obtenus pour différentes variantes de la méthode avant de conclure dans la section 5.6.

### 5.2 Revue bibliographique sur la mesure des conditions météorologiques par caméra

Quelques tentatives de mesure des conditions météorologiques par caméra existent. Ces questions de recherches sont récentes et elles font encore l'objet de nombreuses études.

Les premiers travaux de recherche en traitement d'images prenant en compte les conditions météorologique dégradées datent du début des années 2000. Ils concernent la suppression des effets du brouillard [82, 49, 166, 128, 126, 125, 127, 81]. D'autres algorithmes ont ensuite été développés concernant la suppression des effets de la pluie<sup>1</sup> [64, 8, 7, 61, 155, 195, 130, 198, 108, 16, 136, 201, 107, 159, 56, 173, 174, 101, 188, 87, 189, 97, 96, 24, 154, 202, 90, 94], de la neige [7, 188, 202] ou encore des gouttes adhérentes à la vitre de protection de la caméra ou au pare-brise [190, 191, 194, 135, 193, 192, 129, 196]. Finalement, depuis le début des années 2010, quelques méthodes proposent de traiter la suppression simultanée du brouillard, de la pluie et de la neige [140, 93]. Le lecteur intéressé par la suppression des perturbations liées aux conditions météorologiques peut consulter les revues bibliographiques existantes [158, 172, 155]. L'ensemble de ces méthodes considèrent que du brouillard ou de la pluie sont présents sur les images analysées sans une détection préalable de telles conditions. Elles ne peuvent donc pas répondre à une classification ou une mesure des conditions météorologiques par caméra.

Les méthodes de mesure des conditions météorologiques sont plus récentes. Les premières méthodes mises en place au milieu des années 2000 utilisent la stéréovision pour la détection du brouillard [75, 76, 79]. A la fin des années 2000, des méthodes permettant la détection et la mesure du brouillard par une caméra monoculaire apparaissent. Chaque méthode est basée sur des postulats différents : caméra fixe en conditions de jour [74, 168], caméra embarquée en condition de jour [139, 138, 78, 21, 77] ou encore caméra embarquée en condition de nuit [60, 59].

Dans le même temps, d'autres méthodes se concentrent sur la mesure de la pluie par une caméra monoculaire. Comme pour le brouillard, les méthodes utilisent des mécanismes très dépendants du cas d'utilisation : caméra de surveillance classique [15], caméra qui présente des réglages spécifiques pour mettre en valeur la pluie [64, 3], caméra embarquée à bord d'un véhicule avec détection indirecte de la pluie par la présence de gouttes sur le pare brise [102, 146, 30].

<sup>1.</sup> Une bibliographie plus complète des algorithmes de mesure, de détection et de suppression de la pluie est proposée dans l'Annexe E

Ces méthodes de mesure sont très spécifiques à la fois à un type d'utilisation (réglage de caméra particulier, jour ou nuit uniquement) et à un seul type de condition météorologique (brouillard ou pluie). De plus, il ne parait pas envisageable de cumuler ces méthodes car les temps de calculs seraient alors trop importants. Il est donc nécessaire de pouvoir déployer un nouvel algorithme qui puisse classifier l'ensemble des conditions météorologiques dégradées par une méthode unique.

A partir des années 2010, avec l'explosion des méthodes de classification par apprentissage, des algorithmes permettant de détecter différentes conditions météorologiques simultanément apparaissent.

Jacobs et al. [92] proposent d'utiliser des webcams diffusées publiquement et gratuitement partout dans le monde pour la caractérisation des phénomènes climatiques. Cette méthode ne présente cependant que quelques applications potentielles de ce type de système comme l'estimation du vent, la détection du jour et de la nuit ou encore l'estimation de l'évolution des feuillages au printemps. Cette méthode ne propose cependant pas de mesures précises des conditions météorologiques rencontrées.

Roser et al. [147] propose de classifier les conditions météorologiques à partir d'une caméra embarquée. Cette méthode utilise divers histogrammes sur des régions de l'image en tant qu'entrée à un SVM. Elle permet de classer le temps en trois classes : temps clair, pluie faible et pluie forte. Cette méthode, bien que généralisable par sa conception, n'a pas été testée sur des conditions différentes comme le brouillard ou la neige. De plus, la labellisation des images n'est pas explicitée, cette dernière est donc probablement déterminée par un observateur humain sans capteur physique de référence, ce qui pose un problème de fiabilité.

Zhao [200] propose une classification du temps selon cinq catégories : changement d'illumination progressif, brouillard, pluie, neige, et changement d'illumination brusque. Pour effectuer cette classification, il commence par une première classification grossière à partir d'une mesure de variance sur des patchs de l'image au cours du temps et pour laquelle il propose trois classes : fixe, dynamique et non stationnaire. Dans le cas de la classe fixe, il effectue ensuite une seconde classification dite classification fine en séparant changement d'illumination progressif et brouillard grâce à un algorithme spécifique [81]. Il fait de même pour la classe dynamique pour laquelle il sépare la pluie de la neige grâce à une analyse des orientations des objets en mouvement. Finalement la classe non stationnaire correspond à la condition finale changement d'illumination brusque. L'ensemble de cette classification est gérée par un SVM. L'apprentissage est effectué sur 249 clips vidéos publics rassemblés à partir de différentes sources. Cet algorithme permet de classifier ces conditions avec un taux de réussite de 92,37% sur cette base. Cette méthode présente deux principales limites. D'abord, la base de données utilisée est très hétérogène, avec des conditions météorologiques inconnues. Ces dernières peuvent donc être parfois simulées (scène de cinéma), et dans tous les cas elles ne sont pas caractérisées par des capteurs météorologiques physiques. Ensuite, la méthode proposée utilise une combinaison d'algorithmes, ce qui la rend difficilement généralisable à d'autres conditions météorologiques comme la nuit par exemple.

Lu [113] propose une méthode basée sur des descripteurs d'images et un SVM permettant de classifier les images en deux catégories de temps : nuageux et ensoleillé. Chen [25] utilise une méthode similaire pour classer le temps en trois catégories : ensoleillé, nuageux et couvert. Ces méthodes ne permettent cependant pas à proprement parler de détecter les conditions météorologiques dégradées.

D'autres méthodes plus récentes mettent en place des réseaux de neurones convolutionnels [48, 181]. Ces méthodes par apprentissage profond permettent en général d'obtenir de meilleurs résultats bien qu'elles soient très lourdes. Les méthodes proposées jusqu'ici ne permettent cependant pas de classifier les conditions météorologiques dégradées à proprement parler, elles proposent en effet : la classification des images selon deux classes ensoleillé et nuageux [48], l'estimation des saisons et la mesure de la température à partir des images [181].

Les méthodes identifiées dans l'état de l'art ne répondent donc que partiellement au problème de la caractérisation des conditions météorologiques dégradées dans le cadre du contexte routier. La partie suivante présente un nouvel algorithme permettant de classifier de telles conditions dans ce contexte spécifique.

## 5.3 Algorithme de détection des conditions météorologiques par caméra

Pour qu'il soit pertinent pour une installation sur des caméras de surveillance du trafic, un algorithme de vision artificielle de classification des conditions météorologiques dégradées doit répondre à plusieurs critères :

- simplicité et rapidité (temps réel),
- classification de l'ensemble des conditions rencontrées par une méthode unique,
- utilisation d'une caméra présentant les réglages standard d'une caméra routière installée en bord de voie pour la surveillance du trafic,
- possibilité de déterminer différents niveaux d'intensité pour chaque condition météorologique rencontrée,
- nombre de fausses alarmes minimum.

Comme le montre la figure Figure 5.1, le principe général de l'algorithme développé dans le cadre de la thèse est le suivant : extraction de patchs, calcul de descripteurs d'images sur chacun des patchs (4 descripteurs par patch), calcul de moments sur chacun des descripteurs (4 moments par descripteur), ajout des paramètres de la caméra (temps d'exposition T), puis classification des conditions météorologiques par un réseau de neurones complètement connecté avec en entrée les moments et les réglages de caméra.

Les patchs de l'image sont choisis sur des régions sombres uniformes (patch uniforme, U) et sur des régions contrastées (patch contrasté, C) de l'image en tant qu'entrée. En contexte routier, il est évident que des patchs pris sur la chaussée correspondent à ces caractéristiques. Les patchs uniformes sombres sont pris sur des zones de la chaussée sans marquage, à l'inverse les patchs contrastés peuvent être choisis sur des zones de la chaussée ou un marquage au sol est présent. Comme le montre la Figure 5.1, *n* patchs (uniformes ou contrastés) sont donc choisis.

Une fois les patchs sélectionnés, différents descripteurs d'images leur sont appliqués. Ils sont sélectionnés pour leur sensibilité aux conditions météorologiques dégradées : l'intensité de l'image (Gray), le gradient horizontal (GradX), le gradient vertical (GradY), et la différence d'images (GradT). Conserver l'ensemble des valeurs des descripteurs d'images sur chacun des patchs mis en œuvre ne ferait qu'alourdir inutilement le réseau de neurones. Cela pourrait de plus aboutir à un sur-apprentissage. Comme les conditions météorologiques auront un impact uniforme sur les patchs, seuls des moments simples peuvent être conservés. Ainsi, pour chaque descripteur d'images et chaque patch, le minimum (Min), le maximum (Max), l'écart-type (Std) et la moyenne (Moy) sont calculés. Ce sont ces paramètres, auxquels est ajouté le temps d'exposition T (ici le seul paramètre variable de la caméra), qui sont utilisés en entrée du réseau de neurones.

Le réseau de neurones se veut simple. C'est un réseau de neurones complètement connecté permettant de passer de l'ensemble des moments, en entrée, aux différentes classes de condition météorologique en sortie, comme le montre la Figure 5.1. La sortie qui obtient le score le plus élevé est considérée comme la condition météorologique présente sur l'image. Plusieurs variantes d'architecture pour le réseau de neurones ont été testées et sont discutées dans la section 5.5.1.

Tous ces choix concernant la structure de l'algorithme proposé se justifient par différentes constatations issues de l'état de l'art. La section 4.3.3 a permis de mettre en évidence la sensibilité de certains descripteurs d'images aux conditions de pluie. Ainsi, la combinaison de gradients horizontaux et verticaux (GradX et GradY) s'avère permettre une détection de la pluie sur les images. Garg [64] a montré que l'écart type spatial (Gray\_Std) et temporel (GradT\_Std) sur des patchs uniformes sont de bons indicateurs de la présence de pluie. De plus, la pluie est mise en valeur sur des fonds sombres [64]. Pour la pluie, les combinaisons suivantes devraient donc favoriser la détection : GradX +GradY, Gray\_Std, GradT\_Std.

La visibilité météorologique (mesure de l'intensité du brouillard) repose par définition sur une mesure d'un taux de contraste. Ainsi mesurer l'écart-type sur un patch à fort contraste, ou mesurer la différence entre deux patchs, pourrait permettre de détecter des conditions de brouillard. Ainsi, les combinaisons suivantes devraient donner une sensibilité au brouillard : C\_Gray\_Std, C\_GradX, C\_GradY, U+C.

Finalement, les réglages de la caméra apparaissent comme primordiaux pour obtenir une calibration de l'intensité des images par rapport aux conditions physiques de luminosité. Le temps d'exposition (T) permettra ainsi à la fois un étalonnage des images mais aussi une détection des conditions de nuit.

D'après ces constatations de départ, il parait judicieux de mettre en place la nouvelle méthode proposée dans la Figure 5.1. En effet, les combinaisons proposées à l'entrée du réseau de neurones semblent suffisantes pour obtenir une sensibilité à l'ensemble des conditions météorologiques prises en compte. La section suivante présente la méthode choisie pour l'entrainement et l'évaluation du réseau de neurones sur la BMI *Piéton*. La section 5.5 présente quant à elle les différentes variantes de la méthode mise en place ainsi que les résultats obtenus.



FIGURE 5.1 – Structure de l'algorithme utilisé pour la détection des conditions météorologiques dégradées.

### 5.4 Méthode d'apprentissage et de test mise en place

L'algorithme proposé inclut un réseau de neurones. Cet algorithme nécessite donc une base de données d'apprentissage conséquente. Une fois l'apprentissage effectué, une seconde base de données est utilisée pour tester l'algorithme. Pour cela, la BMI *Piéton* est utilisée. Pour rappel, cette BMI est présentée en détail dans la section 3.4.3. Bien que cette BMI soit au départ conçue pour évaluer des détecteurs de piéton, elle est ici utilisée pour effectuer un apprentissage et une évaluation d'un algorithme de détection des conditions météorologiques. Les piétons ne sont donc pas utiles dans ce chapitre, mais ils ajoutent tout de même des perturbations notables sur les images, ce qui permet une bonne évaluation.

Dans le cadre de cette étude, seules six conditions météorologiques ont été utilisées : JCN, JB1, JB2, JP1, JP2 et NCN. La structure de l'algorithme proposée dans la partie précédente a donc été adaptée pour avoir six sorties. Le choix de ces six sous bases est fait afin de n'utiliser que des conditions simples, c'est à dire sans cumul de conditions météorologiques dégradées et de condition de nuit dans un premier temps. Pour effectuer l'apprentissage et le test de l'algorithme sans biaiser les résultats, huit séquences ont d'abord été utilisées pour l'apprentissage (soit 24 776 images), puis les quatre séquences restantes ont été utilisées pour le test (soit 13 202 images), et ce pour chacune des six conditions météorologiques prises en compte dans cette étude. Le fait de diviser la base de données de cette façon permet d'être sûr de ne pas utiliser des images similaires pour les phases d'apprentissage et de test, ce qui aurait tendance à grandement biaiser les résultats. En effet, en divisant les images d'apprentissage et de test au hasard, deux images successives (acquises à moins de 200 ms d'intervalle à 7,5 Hz) pourraient être réparties dans les sous bases d'apprentissage et de test. Ces images seraient alors quasiment les mêmes et seraient malgré tout utilisées à la fois pour l'apprentissage et le test ce qui pose un problème de fiabilité important lors du test, ce dernier n'étant alors pas totalement

inconnu par l'algorithme. A titre d'exemple, en ne respectant pas cette méthode de test rigoureuse, notre algorithme obtiendrait un score faussement élevé de 0,92, au lieu du score réel de 0,82 obtenu dans la suite (section 5.5.1).

L'algorithme proposé est théoriquement conçu et optimal pour s'appliquer uniquement à des patchs fixes. Cependant, cette situation n'est pas concevable dans un cas concret d'une caméra de surveillance du trafic. En effet, des véhicules ou des piétons peuvent circuler sur la chaussée qui est utilisée comme zone d'acquisition des patchs. Les images de la base de données pour lesquelles le piéton se trouve dans la zone des patchs de mesure ont été conservées afin de laisser des patchs non valides pour la mesure. Ainsi, l'apprentissage pourra tenir compte de ces perturbations et l'évaluation sera concrète et proche de la réalité. Comme la base de données utilisée est labélisée (la position du piéton sur l'image est connue à chaque instant), il est possible de déterminer quelles sont les images pour lesquelles le piéton perturbe les patchs de mesure de l'algorithme. Ainsi, les bases de données d'apprentissage et de test contiennent en moyenne 84% de patchs fixes sans piéton et 16% de patchs avec piéton. Ces chiffres permettront de mettre en relief les résultats obtenus par l'algorithme.

#### 5.5 Résultats

#### 5.5.1 Variantes proposées sur la structure de l'algorithme

La méthode proposée nécessite de sélectionner *n* patchs de mesure sur l'image puis de choisir une structure pour le réseau de neurones complètement connecté. Différentes variantes seront proposées et testées. Ces variantes porteront d'une part sur le choix des patchs utilisés et d'autre part sur la structure du réseau de neurones mis en place.

Les variantes feront appel à un ou deux patchs. Les patchs choisis sont des patchs uniformes sombres (patchs choisis sur la chaussée) et des patchs contrastées (patchs choisis sur la chaussée à un endroit où du marquage au sol est présent). La Figure 5.2 présente les quatre patchs qui permettront de mettre en place les différentes variantes qui seront proposées. Les patchs U1 et U2 sont des patchs uniformes alors que les patchs C1 et C2 sont des patchs contrastés. Chacun des patchs a une dimension de 20 × 20 pixels. A partir de cette sélection de patchs des variantes comprenant un ou deux patchs sont proposées (Tableau 5.1). L'algorithme est implémenté en C++, la bibliothèque OPENCV [91] est utilisée pour la lecture des images, l'extraction des patchs et de leur descripteurs d'images associés (conversion en niveau de gris, dérivées spatiales et temporelle). Les valeurs des moments obtenues sur la base d'apprentissage et de test sont mises à l'échelle (normalisation entre 0 et 1). Pour cela les valeurs minimum et maximum obtenues sur les mêmes moments pour l'ensemble de la base d'apprentissage sont calculées. Cette phase de mise à l'échelle permet d'obtenir de meilleurs résultats lors de l'apprentissage.

Les variantes sur la structure du réseau de neurones porteront d'abord sur le nombre de couches cachées mais aussi sur le nombre de neurones dans chaque couche. Les variantes proposées comprennent une ou deux couches cachées (voir Tableau 5.1). Lorsque le réseau de neurones ne contient qu'une seule couche caché, la colonne *Couche cachée 2* du Tableau 5.1 ne contient pas de valeur. Pour une structure de réseau de neurones choisie (une ou deux couches cachées), le nombre de neurones dans chacune des couches cachées



FIGURE 5.2 – Patchs de mesure de l'algorithme de détection des conditions météorologiques dégradées. En haut, l'image avec la position des quatre patchs utilisés (en rouge). En bas, zoom sur les quatre patchs utilisés par l'algorithme. De gauche à droite : U1, U2, C1, C2.

a été optimisé en testant différentes sous variantes. Pour chaque variante, seule la sous variante qui a obtenu le meilleur résultat est conservée dans le Tableau 5.1. La couche d'entrée comporte  $16 \times n + 1$  neurones (n patchs  $\times 4$  descripteurs  $\times 4$  moments + temps d'exposition) alors que la couche de sortie contient toujours 6 neurones (JCN, JP1, JP2, JB1, JB2, NCN). Le réseau de neurones est implémenté en utilisant la bibliothèque FANN [131]. Chaque couche comporte un neurone de biais supplémentaire (non compté dans le Tableau 5.1), la fonction d'activation est une approximation linéaire par morceaux d'une sigmoïde et l'optimisation est effectuée par un algorithme de *backpropagation* standard avec un coefficient d'apprentissage de 0, 3. L'optimisation nécessite entre 30 000 et 60 000 itérations à partir de la base de données d'apprentissage.

En plus de la structure de chaque variante, le Tableau 5.1 comporte aussi le score de justesse – ou *accuracy* – de chaque variante. Le score de justesse permet de proposer une première évaluation des variantes de l'algorithme proposées. Il est défini en fonction des vrais positifs (TP) et des vrais négatifs – ou *True negative* – (TN) selon l'équation (5.1) :

$$Acc = \frac{TP + TN}{Population de test totale}$$
(5.1)

Ainsi, le score de justesse varie de 0 pour un algorithme médiocre à 1 pour un algorithme parfait. Le score de justesse proposé dans le Tableau 5.1 est calculé sur la base de données de test.

A partir du Tableau 5.1, plusieurs constatations peuvent être faites. D'abord, la méthode proposée obtient pour la meilleur variante un score de justesse de 0,82. La section suivante proposera une analyse plus fine de cette variante puis une méthode permettant d'augmenter encore ce score. Ensuite, il est clair que l'utilisation de patchs contrastés (C1 ou C2) est plus efficace qu'utiliser des patchs uniformes uniquement (U1 ou U2). En effet, les variantes ne comportant que des patchs uniformes (UUn1, Un1, Un2 et UUn2) sont celles qui obtiennent les moins bons scores. L'utilisation de plusieurs patchs (CCn2 et UCn1) améliore les résultats obtenus comparativement à l'utilisation d'un seul patch (Cn1 et Cn2). La structure du réseau de neurones employé a aussi un impact très fort sur les résultats obtenus (par exemple, CCn2 vs CCn1).

Nom	Patchs	Nb. Entrées	Nb. Neurones (Couche cachée 1)	Nb. Neurones (Couche cachée 2)	Accuracy
CCn2	C1+C2	33	20	10	0,82
UC <i>n</i> 1	U1+C1	33	15	*	0,79
C <i>n</i> 1	C1	17	10	*	0,76
C <i>n</i> 2	C1	17	13	9	0,76
CC <i>n</i> 1	C1+C2	33	15	*	0,76
UC <i>n</i> 2	U1+C1	33	20	10	0,69
UU <i>n</i> 1	U1+U2	33	10	*	0,61
U <i>n</i> 1	U1	17	12	*	0,61
U <i>n</i> 2	U1	17	13	9	0,58
UU <i>n</i> 2	U1+U2	33	20	10	0,56

Dans la section suivante, la meilleure variante est étudiée plus en détail avant d'être optimisée par un filtrage temporel.

TABLEAU 5.1 – Tableau récapitulatif des variantes mises en place et de leur score de justesse. Les variantes sont triées par score de justesse décroissant. La nomenclature comprend les patchs utilisés en entrée (U, UU, UC ou CC) et le nombre de couches cachées du réseau de neurones (n1 ou n2). \* Une case vide pour la colonne *Couche cachée 2* signifie que le réseau de neurones ne comporte qu'une seule couche cachée.

#### 5.5.2 Analyse fine de la meilleure variante

La solution algorithmique CCn2 est celle qui obtient les meilleurs résultats de classification avec un score de justesse de 0,82 (voir Tableau 5.1). Cette solution utilise les deux patchs contrastés (C1 et C2) et le temps d'exposition de la caméra, ce qui fait 33 entrées. Le réseau de neurones de la solution CCn 2 comporte ensuite deux couches cachées contenant respectivement 20 et 10 neurones. Cette solution va être analysée plus en détail avant d'être optimisée par un filtrage temporel.

L'analyse du score global n'est pas suffisante pour évaluer un algorithme de classification à plusieurs classes. Ainsi, le Tableau 5.2 propose une analyse classe par classe des résultats de la variante CCn2. Sur ce tableau, le nombre d'images est compté pour chaque classe proposée par l'algorithme (*Estimation* CCn2), et en fonction de la classe réelle de l'image (*Vérité terrain*) à partir de la base de données de test. Les deux dernières colonnes du Tableau 5.2 comporte le rappel (R) et la précision (P) pour chacune des 6 classes analysées. R (resp. P) est défini d'après l'équation (5.2) (resp. équation (5.3)) :

$$R = \frac{TP}{Population de test vraie}$$
(5.2)

$$P = \frac{TP}{TP + FP}$$
(5.3)

Le rappel permet d'analyser à quel point un algorithme arrive à identifier une condition météorologique particulière. Le rappel varie de 0% pour un algorithme qui rate systématiquement la détection d'une condition météorologique donnée, à 100%, pour un algorithme qui ne rate jamais la détection d'une condition météorologique donnée. La précision permet d'analyser à quel point un algorithme est fiable quand il annonce une condition météorologique donnée. Ainsi, la précision varie de 0% pour un algorithme qui détecte toujours à tort une condition météorologique (on parle de fausse alarme), à 100%, pour un algorithme qui ne se trompe jamais lorsqu'il détecte une condition météorologique donnée.

				Vérité	terrain				
		JCN	JB1	JB2	JP1	JP2	NCN	R (%)	P (%)
on CCn2	JCN	2047	0	0	654	0	0	90,3	75,8
	JB1	1	2298	1371	3	2	0	99,8	62,5
	JB2	7	5	843	8	33	7	38,1	93,4
stimati	JP1	171	0	0	1478	64	0	66,8	86,3
Ē	JP2	39	0	0	68	2017	7	95,3	94,7
	NCN	1	0	0	0	0	2078	99,3	100,0

TABLEAU 5.2 – Résultats détaillés de la solution CC*n*2 sur la base de données de test sans filtrage temporel.

Le Tableau 5.2 permet de tirer de nombreuses conclusions quant à la fiabilité de l'algorithme CC*n*2. Tout d'abord, il est possible de constater que l'algorithme commet deux principaux types d'erreurs. Le premier type concerne des erreurs de classification entre deux classes météorologiques éloignées. Ce type d'erreur n'est commis que sur un nombre très faible d'images (moins de 1% des images de la base de test) et concerne les couples Vérité terrain / Estimation CC*n*2 suivants : JCN/JP2, JCN/JB2, JCN/NCN, JP1/JB1, JP1/JB2, JP2/JB1, JP2/JB2, NCN/JB2, et NCN/JP2. Ce type d'erreur peut être causé soit par une erreur temporellement très locale de l'algorithme, soit par le passage du piéton devant les patchs de mesure. Pour rappel, les bases de données de test et d'apprentissage comportent des images pour lesquelles un piéton passe devant les patchs de mesure (16% des images de la base de données sont dans ce cas). Le second type d'erreur concerne de fausses classifications entre deux classes de conditions météorologiques proches. Ce type d'erreur concerne un nombre d'images plus important que le premier (18% des images de la base de test) et concerne les couples vérité terrain / Estimation CC*n*2 suivants : JCN/JB1, JCN/JP1, JB1/JB2, JB2/JB1, JP1/JCN, JP1/JP2, et JP2/JP1. Ce type d'erreur provient du fait que l'algorithme n'est pas encore assez précis pour distinguer parfaitement l'ensemble des gradations de conditions météorologiques. Plus précisément, cela concerne massivement les couples de conditions météorologiques JCN/JP1 (rappel de seulement 66,8% pour JP1) et JB1/JB2 (précision de seulement 38,1% pour JB2). L'algorithme a donc du mal à détecter la pluie faible (qu'il prend parfois pour des conditions normales) et le brouillard fort (qu'il considère sur certaines images comme du brouillard faible).

Concernant le temps de traitement, qui était l'un des objectifs de départ, ce dernier est de 118, 5 Hz en moyenne sur un processeur simple cœur à une fréquence de 3, 4 Ghz. Ce temps de traitement correspond à la partie traitement de l'image, c'est à dire : extraction des patchs, calcul des descripteurs, calcul des moments et parcours du réseau de neurones. Il ne tient en revanche pas compte du temps de lecture de l'image qui dépend du matériel utilisé et qui est indépendant de l'algorithme de mesure des conditions météorologiques. Il parait donc clair que ce temps de traitement, obtenu sans optimisation ni traitement en parallèle, est tout à fait compatible avec des applications en temps réel de mesure de la météo. En effet, les capteurs météorologiques standard ne vont jamais au delà d'une mesure par seconde (soit 1 Hz). De plus, les données météorologiques sont souvent acquises avec un pas de l'ordre d'une minute à une heure.

Chacun des deux types d'erreurs peut potentiellement être limité par des modifications de l'algorithme CCn2. Le premier type d'erreur peut être corrigé par un filtrage temporel alors que le second peut être résolu en ne différenciant plus les classes d'intensité faible et forte pour le brouillard et la pluie. Ces modifications sont l'objet de la section suivante.

#### 5.5.3 Optimisation de la solution CCn2

La première optimisation proposée est l'application d'un filtre temporel sur les sorties du réseau de neurones. Toujours dans l'optique de rester simple et rapide, un simple filtre par moyenne temporelle est mis en place. Afin d'être optimisé, le filtrage temporel comprend un coefficient de filtrage  $\gamma$ . On pose F<sub>t</sub> le vecteur contenant les 6 sorties du réseau de neurones sur l'image en cours et H<sub>t</sub> le vecteur contenant les 6 poids historiques (avec filtrage temporel). On calcul H<sub>t</sub> d'après l'équation (5.4) :

$$\mathbf{H}_t = \gamma \mathbf{F}_t + (1 - \gamma) \mathbf{H}_{t-1} \tag{5.4}$$

où t est l'indice temporel de l'image en cours.

Les poids de sortie du réseau de neurones  $F_t$  sont ajoutés à des poids historiques  $H_t$  calculés à partir des images précédentes. Le coefficient  $\gamma$  permet d'optimiser la vitesse de modification des poids  $H_t$ . Plus le coefficient  $\gamma$  est proche de 0, plus l'impact d'une image est faible et plus il faut de temps pour faire évoluer les poids historiques. Le filtrage temporel est alors très important. A l'inverse, si  $\gamma$  est égal à 1, il n'y a aucun filtrage temporel car les poids historiques sont toujours égaux aux poids de sortie de l'image en cours.

La méthode de filtrage temporel proposée présente deux avantages. Premièrement, l'optimisation du paramètre  $\gamma$  permet d'équilibrer d'un coté un bon lissage temporel et de l'autre une mesure à une fréquence qui reste assez élevée. En effet, plus  $\gamma$  est petit plus le filtrage sera important et plus les résultats seront lissés. Cependant, avec un  $\gamma$  petit, le

nombre d'images nécessaires pour mesurer un changement de condition météorologique devient progressivement plus important. Pour rester dans le cadre d'une application en temps réel (environ 1 Hz pour une mesure des conditions météorologiques), il ne faut pas utiliser un  $\gamma$  inférieur à 0,01. De cette manière, avec une fréquence d'acquisition d'images à 50 Hz (ce qui est le cas pour des caméras actuelles) et une fréquence de calcul négligeable (118,5 Hz), la mesure météorologique restera fiable à un pas de temps d'une seconde. En effet, pour  $\gamma = 0,01,50$  images sont nécessaires pour passer d'une classe à une autre avec le filtre temporel. Deuxièmement, la méthode ne nécessite que l'ajout d'un coefficient  $\gamma$  et d'un vecteur historique contenant les 6 scores historiques. Il n'y a donc pas besoin de stocker l'ensemble des scores obtenus aux images précédentes ce qui est le cas d'autres méthodes de filtrage temporel. Ainsi, l'algorithme optimisé reste simple et rapide, ce qui est l'un des enjeu de la méthode proposée.



FIGURE 5.3 – Évolution du score de justesse de l'algorithme  $CCn2\gamma$  en fonction de  $\gamma$ . Pour  $\gamma = 1$  pas de filtrage temporel, plus  $\gamma$  est proche de 0, plus le filtrage temporel est important.

Le filtre temporel proposé a été mis en place et testé sur la base de données de test. On note  $CCn2\gamma$  la solution algorithmique CCn2 sur laquelle a été appliqué le filtrage temporel avec un coefficient  $\gamma$ . La Figure 5.3 présente l'évolution du score de justesse de la solution  $CCn2\gamma$  en fonction de  $\gamma$ . Il est clair que le filtrage temporel permet d'améliorer les résultats, faisant passer la variante  $CCn2\gamma1$  (identique à CCn2) d'un score de 0,82 à une variante  $CCn2\gamma0.01$  avec un score de 0,87. Cette nouvelle variante est donc analysée plus en détail.

Le Tableau 5.3 présente les résultats détaillés obtenus par la variante  $CCn2\gamma0.01$  sur la base de données de test. Comme cela était envisagé, le premier type d'erreur (erreur isolée) a complètement été éliminé grâce au filtrage temporel. Le filtrage temporel a d'ailleurs aussi permis d'affiner les résultats pour les erreurs du second type (erreur de classe proche) en faisant passer la proportion d'images concernées à 13% (alors que 16% des images étaient concernées auparavant). Des phénomènes d'oscillation entre deux classes proches peuvent en effet être corrigés par le filtrage temporel ce qui explique cette amélioration. Finalement, le Tableau 5.3 montre aussi que les classes NCN et JP2 sont parfaitement classifiées par la variante  $CCn2\gamma0.01$ . Les principales limites de l'algorithme concernent à présent des erreurs entre les classes JB1/JB2 et JP1/JCN.

L'algorithme avec filtrage temporel montre donc de bons résultats. En effet, alors qu'il permet de détecter différentes conditions météorologiques (jour, nuit, brouillard et pluie) et même de mesurer des classes d'intensité (faible et fort), il obtient un résultat final de 0,87

				Vérité	terrain				
		JCN	JB1	JB2	JP1	JP2	NCN	R (%)	P (%)
	JCN	2266	0	0	383	0	0	100,0	85,5
12	JB1	0	2303	1309	0	0	0	100,0	63,8
on CCn	JB2	0	0	905	0	0	0	40,9	100,0
stimati	JP1	0	0	0	1828	0	0	82,7	100,0
E	JP2	0	0	0	0	2116	0	100,0	100,0
	NCN	0	0	0	0	0	2092	100,0	100,0

TABLEAU 5.3 – Résultats détaillés de la solution  $CCn2\gamma 0.01$  sur la base de données de test (CCn2 avec filtrage temporel et  $\gamma = 0,01$ ).

sur une base de données de test. Les principales erreurs commises concernent à présent l'intensité des conditions météorologiques. En effet, en limitant le même algorithme à la détection de quatre classes (jour = JCN, nuit = NCN, pluie = JP1 + JP2 et brouillard = JB1 + JB2), sans prendre en compte l'intensité, le score de justesse de l'algorithme passe à 0,97. Les seules erreurs commises concernent alors des conditions de pluie que l'algorithme ne détecte pas et considère comme des conditions de jour normal. Cependant, ce score est remarquable par rapport aux algorithmes comparables de la littérature (0,92 pour une méthode proche [200]).

### 5.6 Conclusion

Une nouvelle méthode de détection des conditions météorologiques par caméra a été proposée. Cette méthode s'applique dans le cadre de l'utilisation d'une caméra routière de surveillance du trafic. Elle est basée sur l'utilisation de descripteurs d'images appliqués à des patchs et d'un réseau de neurones et elle répond à un ensemble de contraintes clairement établies : simplicité et rapidité, classification de l'ensemble des conditions rencontrées par une méthode unique, possibilité de déterminer différents niveaux d'intensité pour chaque condition météorologique rencontrée, nombre de fausses alarmes minimum.

L'apprentissage et le test de la méthode est effectué sur une nouvelle base de données qui comporte de nombreuses conditions météorologiques dégradées physiquement contrôlées.

Cette méthode élargit le champ d'application par rapport à l'état de l'art sur la mesure des conditions météorologiques par caméra. En effet, bien qu'elle n'a été testée ici que sur des conditions de jour, de nuit de brouillard et de pluie, elle est capable de détecter l'ensemble des conditions météorologiques de manière uniforme, avec une mesure de plusieurs niveaux d'intensité, et en temps réel. Elle a de plus été testée sur des conditions météorologiques physiquement calibrées et contrôlées, et pour lesquels des mesures avec des capteurs de références sont disponibles dans des conditions de jour, de nuit, de brouillard et de pluie. De tels travaux n'existaient à notre connaissance pas dans la littérature.

Dans le cas de la mesure de l'intensité des conditions météorologiques, la méthode proposée obtient un score de justesse de 0,87. En ne prenant en compte que le type de condition météorologique, et non plus l'intensité pour chaque condition, le score de justesse est de 0,97, ce qui est au dessus des scores précédemment établis dans la littérature pour une mesure comparable (0,92 pour la méthode la plus proche [200]).

Ce travail est donc très prometteur. Il s'inscrit dans un cadre de recherche plus général et il sera développé ultérieurement. D'abord, l'algorithme proposé sera aussi testé avec des images acquises sur site réel (site autoroutier du col de la Fageole (A75)) en conditions de jour, de nuit, de brouillard, de pluie et de neige. Cela permettra d'évaluer ce dernier en conditions réelles, mais aussi de tester la possibilité d'étendre les conditions mesurées (neige et niveaux d'intensité plus nombreux). De plus, la structure de l'algorithme sera revue en adoptant une structure de réseau de neurones convolutionnel. Les méthodes par apprentissage profond permettent en effet généralement d'obtenir de meilleurs résultats de classification. Cela sera donc l'objet de travaux de recherches supplémentaires. Finalement, les images utilisées jusqu'ici sont des images sans compression, l'utilisation d'images avec compression pourra être aussi étudiée pour vérifier la robustesse de la méthode dans ce cas d'utilisation.

## **Chapitre 6**

## Conclusion

#### 6.1 Bilan général

Depuis les années 1960, les systèmes de transport intelligents se déploient sur les itinéraires routiers et autoroutiers. Installés sur l'infrastructure (détection automatique d'incidents) ou embarqués à bord des véhicules (systèmes d'aide à la conduite), l'ensemble de ces systèmes participent à l'amélioration de la sécurité routière et de la mobilité. Ils assistent en effet le conducteur afin de faciliter la tâche de conduite et d'optimiser ses déplacements. Ces systèmes ont besoin de pouvoir récolter des informations sur l'environnement en temps réel et de manière automatique. Ainsi, depuis les années 1970, les caméras sont de plus en plus présentes sur les réseaux routiers, d'abord sur l'infrastructure puis à bord des véhicules. Ces dernières sont associées à des algorithmes de vision artificielle qui permettent de percevoir l'environnement de façon automatisée. Le chapitre 2 a permis d'identifier les mécanismes généralement mis en place dans les algorithmes de vision artificielle utilisés en contexte routier. En effet, la majorité des algorithmes adoptent une structure similaire qui fait appel aux descripteurs d'images. Ces derniers sont donc une brique essentielle des algorithmes. De plus, il a été montré que certains descripteurs d'images sont majoritairement utilisés par rapport aux autres. Cependant, ce choix n'est pas pleinement justifié, dans un contexte ou une sûreté de fonctionnement parfaite devrait être atteinte.

En parallèle, il a été montré que prendre en compte les conditions météorologiques dégradées en contexte routier est primordial. En effet, ces conditions sont critiques à la fois pour les aspects de sécurité et de mobilité et les algorithmes de vision artificielle ne sont quasiment jamais évalués dans ces cas de figure. Ainsi, le premier enjeu de la thèse était de justifier le choix des descripteurs d'images en validant ou non leur efficacité en conditions météorologiques dégradées. Les conditions de pluie ont été traitées en priorité car ces dernières sont moins présentes dans la littérature. Le travail effectué dans le chapitre 4 a permis de montrer que les descripteurs d'images les plus simples (par exemple, Gray, GradX) sont plus sensibles à la pluie que les autres (par exemple, HOG, Harris). Bien que les descripteurs d'images plus complexes soient plus robustes, leurs performances se dégradent tout de même dans des conditions de pluie extrêmes (par exemple, Harris vs 130  $mm.h^{-1}$ ). Ce travail montre donc clairement la nécessité de prendre en compte les conditions météorologiques dans l'évaluation des systèmes de vision artificielle en contexte routier.

Dans la littérature, il existe des algorithmes de vision artificielle qui permettent de détecter les conditions météorologiques dégradées. Les méthodes mises en place sont cependant très spécifiques aux réglages de caméra et aux conditions météorologiques à détecter (par exemple, brouillard, pluie ou neige). Comme cela a été vu dans le chapitre 4, certains descripteurs d'images s'avèrent sensibles aux conditions météorologiques dégradées. Il semble alors opportun d'utiliser cette sensibilité afin d'effectuer une mesure des conditions météorologiques par caméra. Cette mesure serait très pertinente, en effet, elle permettrait de déployer de nombreuses stations météorologiques, pour un coût limité au déploiement logiciel. De plus, une mesure météorologique finement répartie sur le territoire, même imprécise, est tout aussi utile qu'une mesure météorologique très précise en un seul point. Ainsi, le chapitre 5 a permis de présenter une méthode de détection des conditions météorologiques qui pourrait être déployée sur des caméras de surveillance du trafic. Cette méthode a été testée pour les conditions de jour, de nuit, de brouillard et de pluie. Plusieurs intensités ont même été considérées pour les conditions de pluie et de brouillard. Elle est fondée sur l'utilisation de descripteurs d'images judicieusement sélectionnés et appliqués à des patchs. Des moments sont ensuite calculés et entrés dans un réseau de neurones, conjointement aux paramètres de la caméra. L'apport majeur de cette nouvelle méthode est qu'elle permet de traiter uniformément l'ensemble des conditions météorologiques, autorisant vraisemblablement une extension à d'autres conditions (par exemple, neige, grêle). De plus, cette méthode à été évaluée sur des données physiques fiables (incertitude connue, in situ et en temps réel) à l'inverse des travaux de la littérature. Finalement, un score de justesse de 97% est obtenu, ce qui dépasse les résultats comparables de la littérature. Les résultats de cette méthode originale sont donc très encourageants.

Finalement, l'analyse des descripteurs d'images (chapitre 4) a permis de montrer l'importance de l'évaluation des algorithmes de vision artificielle dans toutes les conditions météorologiques rencontrées en contexte routier. Cependant, cette dernière ne peut suffire à porter des conclusions fines sur les fonctions finales des algorithmes. En effet, les mécanismes mis en jeu sont trop variés pour tirer des conclusions de cette analyse partielle. Il apparait donc important de mettre en place et de développer des tests systématiques des algorithmes développés. Pour cela, des bases de données spécifiques ont été mises en place au cours de la thèse : on parle de bases de données Météo-Image (chapitre 3). L'originalité de ces bases de données est qu'elles comportent à la fois des images et des informations complètes et physiquement fiables sur les conditions météorologiques présentes. Ces bases de données contiennent de plus des images acquises dans des conditions météorologiques variées (par exemple, jour, nuit, brouillard, pluie, neige). Ce type de base de données n'existait pas à notre connaissance. Des outils ont dû être développés spécifiquement pour la gestion et la labellisation automatique de telles bases de données (chapitre 3). A partir de ces dernières, l'évaluation systématique des fonctions finales des algorithmes de vision artificielle devient possible, ce qui représente un nouvel apport majeur. En effet, dans le cadre d'un déploiement sur les réseaux routiers à l'échelle industrielle, la sûreté de fonctionnement des algorithmes doit nécessairement être validée. Dans le cadre de cette thèse, des détecteurs de piétons ont fait l'objet d'une évaluation en conditions météorologiques dégradées à titre d'exemple (chapitre 4). Une fois de plus, certaines conditions météorologiques (par exemple, nuit, brouillard) se sont avérées critiques sur ces derniers.

#### 6.2 Perspectives

Les travaux de recherche menés dans le cadre de cette thèse éclairent finalement de nouvelles voies à explorer. D'abord, ils ont permis de mettre en évidence la nécessité d'évaluer les algorithmes de vision artificielle en conditions météorologiques dégradées. Les outils développés permettent à présent de déployer des bases de données spécifiques qui pourraient permettre une évaluation systématique de nouveaux algorithmes en conditions météorologiques dégradées. A titre d'exemple, des bases de données Météo-Image spécifiques pour les piétons ou les véhicules sont déjà disponibles et continuent d'être étoffées. Ces travaux pourraient donc être élargis grâce à la mise à disposition de telles bases de données à l'ensemble de la communauté de la vision artificielle. Des *benchmarks* des algorithmes de vision artificielle en conditions météorologiques dégradées seraient alors susceptibles d'être mis en place.

Ensuite, les travaux menés aboutissent à une première méthode de détection des conditions météorologiques par caméra. Ce type de méthode s'avère donc envisageable et les outils sont prêts pour poursuivre les développements. L'algorithme proposé est dès à présent en cours de modification, avec de nouveaux apports par des méthodes d'apprentissage profond. En effet, ces méthodes permettent généralement d'obtenir de meilleurs résultats. En parallèle, plusieurs bases de données Météo-Image sont encore en cours d'acquisition et d'enrichissement. Ces nouvelles bases de données Météo-Image permettront de traiter de nouvelles conditions météorologiques afin de se rapprocher progressivement d'une mesure des conditions météorologiques par caméra. Ces développements permettront à terme de transformer n'importe qu'elle caméra en un capteur météorologique. Elles pourraient alors enrichir le panel des sources de données météorologiques, dans une démarche de collecte des données en masse, ce qui permettrait d'affiner grandement les prévisions.

Deux questions majeures ont donc été identifiées et abordées dans cette thèse :

- Est-ce que les conditions météorologiques ont un impact sur les algorithmes de vision artificielle?
- Est-il possible de mesurer les conditions météorologiques par caméra?

Finalement, la réponse à ces deux questions est clairement positive, mais des travaux sont encore nécessaires pour quantifier avec plus de précision les résultats obtenus. Grâce aux travaux de thèse présentés ici, les méthodes et les bases de données sont maintenant disponibles afin d'approfondir les questions de quantification avec une approche métrologique plus fine.

# Bibliographie

- A.E. ABDEL-HAKIM et A.A. FARAG : CSIFT : A SIFT Descriptor with Color Invariant Characteristics. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2(November 2015):1978–1983, 2006. XXXVII
- [2] ADEME : Convention du 15 décembre 2014 entre l'Etat et l'ADEME relative au programme d'investissements d'avenir (action : « Véhicules et transports du futur »), 2014. 5
- [3] P. ALLAMANO, A. CROCI et F. LAIO : Toward the camera rain gauge. *Water Resources Research*, 51(3):1744–1757, 2015. 34, 56, 57, 77, 79, 99, XXVI
- [4] ARIZONA STATE UNIVERSITY : World Meteorological Organization Global Weather & Climate Extremes Archive, 2017. 41
- [5] Raouf BABARI : *Estimation de la visibilité météorologique par caméras routières*. Thèse de doctorat, Université Paris-Est, 2012. 37
- [6] D.H. BALLARD : Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes. *Pattern Recognition*, 13(2):111–122, 1981. 22, XXXVIII
- [7] Peter BARNUM, Takeo KANADE et Srinivasa NARASIMHAN : Spatio-Temporal Frequency Analysis for Removing Rain and Snow from Videos. In Proceedings of the First International Workshop on Photometric Analysis For Computer Vision - PACV 2007, 2007. 99, XXVI
- [8] Peter C. BARNUM, Srinivasa NARASIMHAN et Takeo KANADE : Analysis of rain and snow in frequency space. *International Journal of Computer Vision*, 86(2-3):256–274, 2010. 99
- [9] H BAY, T TUYTELAARS et L Van GOOL : Surf : Speeded up robust features. *European Conference on Computer Vision*, 2006. XXXVIII
- [10] Kenneth V. BEARD et Catherine CHUANG : A new model for the equilibrium shape of raindrops. *Journal of the Atmospheric sciences*, 44(11):1509–1524, 1987. xv, XX
- [11] S. BELONGIE, J. MALIK et J. PUZICHA : Matching shapes. International Conference on Computer Vision, 1(C), 2001. XXXVIII
- [12] M. BERTOZZI, a. BROGGI, C. CARAFFI, M. DEL ROSE, M. FELISA et G. VEZZONI : Pedestrian detection by means of far-infrared stereo vision. *Computer Vision and Image Understanding*, 106:194–204, 2007. 27

- [13] M. BERTOZZI, A. BROGGI, M. DEL ROSE et M. FELISA : A symmetry-based validator and refinement system for pedestrian detection in far infrared images. *IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, pages 155–160, 2007. 24, XXXVIII
- [14] M BETKE, E HARITAOGLU et Larry S. DAVIS: Highway scene analysis in hard real-time. In IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, pages 812–817, 1997. 24, XXXVIII
- [15] Jérémie BOSSU, Nicolas HAUTIÈRE et Jean-Philippe TAREL : Rain or Snow Detection in Image Sequences Through Use of a Histogram of Orientation of Streaks. *International Journal of Computer Vision*, 93(3):348–367, jan 2011. 34, 56, 57, 77, 79, 99, XXVI
- [16] Nathan BREWER et Nianjun LIU : Using the shape characteristics of rain to identify and remove rain from video. Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics), 5342 LNCS:451–458, 2008. 99, XXVI
- [17] a. BROGGI : Special issue on vision applications and technology for intelligent vehicles : Part II vehicles [Editorial]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 01(3):69–71, 2000. 4
- [18] A. BROGGI, M. BERTOZZI, A. FASCIOLI et M. SECHI: Shape-based pedestrian detection. Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium 2000 (Cat. No.00TH8511), 2000. 21
- [19] Alberto BROGGI, Massimo BERTOZZI et Alessandra FASCIOLI : ARGO and the MilleMiglia in Automatico Tour. *IEEE on Intelligent Systems and their Applications*, 14(1):55–64, 1999. 15
- [20] Alberto BROGGI, Massimo BERTOZZI, Alessandra FASCIOLI, Corrado GUARINO LO BIANCO et Aurelio PIAZZI: Visual Perception of Obstacles and Vehicles for Platooning. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 1(3):164–176, 2000. 24, XXXVIII
- [21] S. BRONTE, L.M. BERGASA et P.F. ALCANTARILLA : Fog detection system based on computer vision techniques. 12th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, 2009. 34, 99
- [22] M CALONDER, V LEPETIT, C STRECHA et P FUA : Brief : Binary robust independent elementary features. *European Conference on Computer Vision*, 2010. XXXVII
- [23] John CANNY: A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-8(6):679–698, nov 1986. XXXVII
- [24] Yi Lei CHEN et Chiou Ting HSU: A generalized low-rank appearance model for spatio-temporally correlated rain streaks. *In International Conference on Computer Vision*, pages 1968–1975, 2013. 69, 80, 99, XXVI

- [25] Zichong CHEN, Feng YANG, Albrecht LINDNER, Guillermo BARRENETXEA et Martin VETTERLI : How is the weather : Automatic inference from images. In IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), pages 1853–1856, 2012. 34, 100
- [26] Chung Cheng CHIU, Wen Chung CHEN, Min Yu KU et Yuh Jiun LIU : Asynchronous stereo vision system for front-vehicle detection. In ICASSP, IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing - Proceedings, pages 965–968, 2009. 24, XXXVIII
- [27] Chee-Way CHONG, P. RAVEENDRAN et R. MUKUNDAN : A comparative analysis of algorithms for fast computation of Zernike moments. *Pattern Recognition*, 36(3):731– 742, mar 2003. 23
- [28] M Nasimul CHOWDHURY, Firat Y TESTIK, Mathew C HORNACK et Abdul A KHAN : Free fall of water drops in laboratory rainfall simulations. *Atmospheric Research*, 168:158–168, 2016. 44
- [29] M. COLOMB, K. HIRECH, P. ANDRÉ, J.J. BOREUX, P. LACÔTE et J. DUFOUR : An innovative artificial fog production device improved in the European project "FOG". *Atmospheric Research*, 87(3-4):242–251, mar 2008. 49
- [30] Aurélien CORD et Didier AUBERT : Towards Rain Detection through use of In-Vehicle Multipurpose Cameras. In IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pages 833–836, 2011.
  99
- [31] Erez DAGAN, Ofer MANO, G.P. STEIN et A. SHASHUA : Forward collision warning with a single camera. *IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2004*, pages 37–42, 2004. 4
- [32] Khouloud DAHMANE, Pierre DUTHON, Frédéric BERNARDIN, Michèle COLOMB, Najoua ESSOUKRI BEN AMARA et Frédéric CHAUSSE : The Cerema pedestrian database : A specific database in adverse weather conditions to evaluate computer vision pedestrian detectors. In 7th Conference on Sciences of Electronics, Technologies of Information and Telecommunications (SETIT), pages 480–485, 2016. xiv, 60, 89
- [33] N DALAL et B TRIGGS : Histograms of oriented gradients for human detection. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2005. 10, 20, 23, 27, 30, 68, IX, XXXV
- [34] DEGREANE HORIZON : Degreane Horizon Webpage, 2017. 39
- [35] Stéphane DERRODE et Faouzi GHORBEL : Robust and Efficient Fourier-Mellin Transform Approximations for Gray-Level Image Reconstruction and Complete Invariant Description. *Computer Vision and Image Understanding*, 83(1):57–78, jul 2001. 24
- [36] ED DICKMANNS: Vehicles capable of dynamic vision. IJCAI, 1997. 14
- [37] Ernst D DICKMANNS : Vehicles capable of dynamic vision. *Artificial Intelligence*, 103(1):49–76, 1998. 15

- [38] DIEBOLD INSTITUTE FOR PUBLIC POLICY STUDIES AND INFORMATION-BASED INFRA-STRUCTURE PROJECT : Transportation Infostructures : The Development of Intelligent Transportation Systems. Praeger, 1995. 12
- [39] RO DUDA et PE HART : Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures. *Communications of the ACM*, 1972. 22, XXXVIII
- [40] Eric DUMONT : *Caractérisation, modélisation et simulation des effets visuels du brouillard pour l'usager de la route. Modélisation et simulation.* Thèse de doctorat, Université René Descartes Paris V, 2002. 38
- [41] Pierre DUTHON : Rapport bibliographique sur les systèmes de vision utilisés dans les systèmes d'aide à la conduite et les dispositifs bord de voie. Rapport technique, Cerema, 2016. 10
- [42] Pierre DUTHON : Image descriptors in road context A literature review. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems (En cours de soumission)*, 2017. 11
- [43] Pierre DUTHON, Frédéric BERNARDIN, Frédéric CHAUSSE et Michèle COLOMB : Methodology used to evaluate computer vision algorithms in adverse weather conditions. *In Proceedings of 6th Transport Research Arena*, Warsaw, Poland, 2016. 36, 66
- [44] Pierre DUTHON, Frédéric BERNARDIN, Frédéric CHAUSSE et Michèle COLOMB: Benchmark for the robustness of image features in rainy conditions. *Journal of Machine Vision and Application (En cours de soumission)*, 2017. 68
- [45] Pierre DUTHON, Frédéric BERNARDIN, Frédéric CHAUSSE et Michèle COLOMB : WeatherEye - Researching a roadside camera able to detect weather conditions. *International Journal of Computer Vision (En cours de soumission)*, 2017. 98
- [46] Pierre DUTHON, Frédéric CHAUSSE, Frédéric BERNARDIN et Michèle COLOMB : Descripteurs d'images en contexte routier : une revue bibliographique. *In Reconnaissance des Formes et l'Intelligence Artificielle (RFIA)*, Clermont-Fd, France, 2016. 10, 11
- [47] N.-E. EL-FAOUZI et Frédéric BERNARDIN : Caracterisation meteo-sensibles des états de la chaussée et des conditions de circulation [à paraitre]. Rapport technique, IFSTTAR - Cerema, 2017. 5
- [48] Mohamed ELHOSEINY, Sheng HUANG et Ahmed ELGAMMAL: Weather Classification With Deep Convolutional Neural Networks. *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, pages 3349–3353, 2015. 5, 34, 98, 101
- [49] Raanan FATTAL : Single image dehazing. *ACM Transactions on Graphics*, 27(3):1, 2008. 99
- [50] ZX FENG, M TANG, JX DONG et SC CHOU: Real-time rain simulation. In International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design, pages 626–635, 2005.
  43

- [51] L FIGUEIREDO et I JESUS : Towards the development of intelligent transportation systems. *Intelligent Transportation Systems*, 2001. 14
- [52] GB FOOTE et PS Du TOIT : Terminal velocity of raindrops aloft. *Journal of Applied Meteorology*, 1969. 44
- [53] Alex FORREST et Mustafa KONCA : Autonomous Cars and Society. Rapport technique, Worcester Polytechnic Institute, 2007. 14
- [54] Philippe FOUCHER, Yazid SEBSADJI, Jean-philippe TAREL, Pierre CHARBONNIER et Philippe NICOLLE : Detection and Recognition of Urban Road Markings Using Images. In IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, pages 1747–1752, 2011. 27
- [55] Uwe FRANKE, David PFEIFFER, Clemens RABE, Carsten KNOEPPEL, Markus ENZWEI-LER, Fridtjof STEIN et Ralf G. HERRTWICH : Making bertha see. *IEEE International Conference on Computer Vision*, pages 214–221, 2013. 14, 27
- [56] Yu Hsiang Fu, Li Wei KANG, Chia Wen LIN et Chiou Ting HSU: Single-frame-based rain removal via image decomposition. *In ICASSP, IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing - Proceedings*, pages 1453–1456, 2011. 99
- [57] Kunihiko FUKUSHIMA : Neocognitron : A hierarchical neural network capable of visual pattern recognition. *Neural Networks*, 1(2):119–130, 1988. XXXVIII
- [58] D GABOR : Theory of communication. Part 1 : The analysis of information. *Electrical Engineers-Part III : Radio and Communication Engineering, Journal of the Institution of,* 93(26):429–441, 1946. XXXVII
- [59] Romain GALLEN, Aurélien CORD, Nicolas HAUTIÈRE et Didier AUBERT : Towards night fog detection through use of in-vehicle multipurpose cameras. *IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Proceedings*, pages 399–404, 2011. 34, 99
- [60] Romain GALLEN, Aurélien CORD, Nicolas HAUTIÈRE, Éric DUMONT et Didier AUBERT : Nighttime Visibility Analysis and Estimation Method in the Presence of Dense Fog. IEEE Transaction on Intelligent Transportation Systems, 16(1):310–320, 2014. 34, 99
- [61] K GARG et SK NAYAR : Detection and removal of rain from videos. In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, volume 1, pages 528–535, 2004. 99
- [62] K. GARG et S.K. NAYAR : When does a camera see rain? *In International Conference on Computer Vision*, pages 1067–1074 Vol. 2. IEEE, 2005. XXVI
- [63] Kshitiz GARG et Shree K NAYAR : Photometric Model of a Rain Drop. Rapport technique, Computer Science Department, Columbia University, 2003. 36, 43
- [64] Kshitiz GARG et Shree K. NAYAR : Vision and Rain. *International Journal of Computer Vision*, 75(1):3–27, feb 2007. 34, 43, 44, 56, 57, 59, 68, 69, 72, 77, 79, 99, 102, XXVII

- [65] Faouzi GHORBEL : A complete invariant description for gray-level images by the harmonic analysis approach. *Pattern Recognition Letters*, 15(10):1043–1051, oct 1994. 24
- [66] Hilario GOMEZ-MORENO, Saturnino MALDONADO-BASCON, Pedro GIL-JIMENEZ et Sergio LAFUENTE-ARROYO: Goal evaluation of segmentation algorithms for traffic sign recognition. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 11(4):917– 930, 2010. 20
- [67] M GRAND-BROCHIER : Descripteurs 2D et 2D+ t de points d'intérêt pour des appariements robustes. Thèse de doctorat, Université Blaise Pascal - Clermont II, 2011. 11, 20, 23
- [68] R GUNN et GD KINZER : The terminal velocity of fall for water droplets in stagnant air. *Journal of Meteorology*, 1949. 43, 44, 47
- [69] Emad HABIB, Witold F. KRAJEWSKI et Anton KRUGER : Sampling Errors of Tipping-Bucket Rain Gauge Measurements. *Journal of Hydrologic Engineering*, 6(2):159–166, 2001. 56
- [70] D HANWELL et M MIRMEHDI : Detection of Lane Departure on High-speed Roads. *Icpram (2)*, 2012. 27
- [71] Robert HARALICK, K. SHANMUGAN et I. DINSTEIN : Textural features for image classification. *In IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, volume 3, pages 610–621, 1973. XXXVIII
- [72] R M HARRALICK : Statistical and structural approach to texture. *Proceeding of IEEE*, 67(5):786–804, 1979. XXXVIII
- [73] C HARRIS et M STEPHENS : A combined corner and edge detector. *Alvey vision conference*, 1988. XXXVII
- [74] Nicolas HAUTIÈRE, Jérémie BOSSU, Erwan BIGORGNE, Nicolas HIBLOT, Abderrahmane BOUBEZOUL, Benoit LUSETTI, Didier AUBERT et Université PARIS-EST : Sensing the Visibility Range at Low Cost in the SAFESPOT Roadside Unit. *ITS World Congress* 2009, pages 1–8, 2009. 34, 99
- [75] Nicolas HAUTIÈRE, Raphaël LABAYRADE et Didier AUBERT : Estimation of the visibility distance by stereovision : A generic approach. *IEICE Transactions on Information and Systems*, E89-D(7):2084–2091, 2006. 34, 37, 38, 99
- [76] Nicolas HAUTIÈRE, Raphaël LABAYRADE et Didier AUBERT : Real-time disparity contrast combination for onboard estimation of the visibility distance. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 7(2):201–211, 2006. 34, 99
- [77] Nicolas HAUTIÈRE, Raphaël LABAYRADE, Clément BOUSSARD, J.P. TAREL, Didier AU-BERT et L.C.P. et CHAUSSÉES : Perception through Scattering Media for Autonomous Vehicles. *Autonomous Robots Research Advances*, page 223, 2008. 34, 95, 99

- [78] Nicolas HAUTIÈRE, Jean Philippe TAREL et Didier AUBERT : Mitigation of visibility loss for advanced camera-based driver assistance. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 11(2):474–484, 2010. 34, 99
- [79] Nicolas HAUTIÈRE, Jean-Philippe TAREL, Jean LAVENANT et Didier AUBERT : Automatic fog detection and estimation of visibility distance through use of an onboard camera. *Machine Vision and Applications*, 17(1):8–20, jan 2006. 34, 37, 99
- [80] Dong-chen HE et Li WANG : Simplified Texture Spectrum for Texture Analysis. *Journal of Communication and Computer*, 7(8):44–53, 2010. 22
- [81] Kaiming HE, Jian SUN et Xiaoou TANG : Single Image Haze Removal Using Dark Channel Prior. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2011. 99, 100
- [82] Kaiming HE, Jian SUN et Xiaoou TANG : Image Haze Removal Using Dark Channel Prior. In International Conference on Computer, Networks and Communication Engineering (ICCNCE), pages 269–271, 2013. 99
- [83] Sebastian HOUBEN : A single target voting scheme for traffic sign detection. *In IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pages 124–129, 2011. 22
- [84] PVC HOUGH : Method and means for recognizing complex patterns, 1962. 22, XXXVIII
- [85] Ming-Kuei HU: Visual pattern recognition by moment invariants. *IRE Transactions* on *Information Theory*, 8:179–187, 1962. 23
- [86] W HU, T TAN, L WANG et S MAYBANK: A survey on visual surveillance of object motion and behaviors. *IEEE Transactions On Systems Man And Cybernetics*, 34(3):334–352, 2004. 11, 14
- [87] De An HUANG, Li Wei KANG, Min Chun YANG, Chia Wen LIN et Yu Chiang Frank WANG : Context-aware single image rain removal. *Proceedings - IEEE International Conference on Multimedia and Expo*, pages 164–169, 2012. 99
- [88] J HUANG, S R KUMAR, Mandar MITRA, Wei-jing ZHU et Ramin ZABIH : Image indexing using color correlograms. In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pages 762–768, 1997. XXXVII
- [89] Ciarán HUGHES, Ronan O'MALLEY, Diarmaid O'CUALAIN, Martin GLAVIN et Edward JONES : Trends towards Automotive Electronic Vision Systems for Mitigation of Accidents in Safety Critical Situations. *In* Marcello CHIABERGE, éditeur : *New Trends and Developments in Automotive System Engineering*, pages 493–512. InTech, 2011. 4
- [90] D HUIYING, L XUE et Z XUEJING : Method of detection and removal rain from image based on the HSV color space. *Journal of Chemical and Pharmaceutical Research*, 6(6):1481–1487, 2014. 57, 77, 99, XXVI
- [91] ITSEEZ: Open Source Computer Vision Library, 2017. 74, 78, 88, 104, VII

- [92] Nathan JACOBS, Walker BURGIN, Nick FRIDRICH, Austin ABRAMS, Kylia MISKELL, Bobby H BRASWELL, Andrew D RICHARDSON et Robert PLESS : The Global Network of Outdoor Webcams : Properties and Applications. In 17th ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems, pages 111–120, 2009. 34, 100
- [93] Zhen JIA, Hongcheng WANG, Rodrigo CABALLERO, Ziyou XIONG, Jianwei ZHAO et Alan FINN : A two-step approach to see-through bad weather for surveillance video quality enhancement. *Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages 5309–5314, 2011. 99, XXVI
- [94] JIE CHEN et LAP-PUI CHAU : A Rain Pixel Recovery Algorithm for Videos With Highly Dynamic Scenes. *IEEE Transactions on Image Processing*, 23(3):1097–1104, 2014. 57, 77, 79, 99, XXVI
- [95] P. KAHN, L. KITCHEN et E. M. RISEMAN : A fast line finder for vision-guided robot navigation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 12:1098– 1102, 1990. 30
- [96] Li Wei KANG, Chia Wen LIN et Yu Hsiang FU: Automatic single-image-based rain streaks removal via image decomposition. *IEEE Transactions on Image Processing*, 21(4):1742–1755, 2012. 99, XXVI
- [97] Li Wei KANG, Chia Wen LIN, Che Tsung LIN et Yu Chen LIN : Self-learning-based rain streak removal for image/video. *ISCAS 2012 2012 IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, pages 1871–1874, 2012. 99
- [98] V KASTRINAKI, M ZERVAKIS et K KALAITZAKIS : A survey of video processing techniques for traffic applications. *Image and Vision Computing*, 21(4):359–381, 2003. 3, 20
- [99] Ayoub KHAMMARI, Fawzi NASHASHIBI, Yotam ABRAMSON et Claude LAURGEAU : Vehicle detection combining gradient analysis and AdaBoost classification. *IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, 2005:1084–1089, 2005. 24, XXXVIII
- [100] K KOVACIC, E IVANJKO et H GOLD : Computer vision systems in road vehicles : a review. *Croatian Computer Vision Workshop*, 2013. 11
- [101] S KRISHNAN et D VENKATARAMAN : Restoration of video by removing rain. International Journal of Computer Science, Engineering and Applications (IJCSEA), 2(2):19–28, 2012. 99, XXVI
- [102] Hiroyuki KURIHATA, Tomokazu TAKAHASHI, Ichiro IDE, Yoshito MEKADA, Hiroshi MU-RASE, Yukimasa TAMATSU et Takayuki MIYAHARA : Rainy weather recognition from in-vehicle camera images for driver assistance. *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, *Proceedings*, 2005:205–210, 2005. 99
- [103] Thomas LEMAIRE, Cyrille BERGER, Il Kyun JUNG et Simon LACROIX : Vision-based SLAM : Stereo and monocular approaches. *International Journal of Computer Vision*, 74(3):343–364, 2007. 28

- [104] J P LEWIS : Fast Template Matching Template Matching. *Pattern Recognition*, 10(11): 120–123, 1995. 21
- [105] Chengwei LI et Peng PENG : Visibility measurement using multi-angle forward scattering by liquid droplets. *Measurement Science and Technology*, 23(10):105802, 2012. 38
- [106] Jing LI et Nigel M. ALLINSON : A comprehensive review of current local features for computer vision. *Neurocomputing*, 71(10-12):1771–1787, 2008. 11, 19, 20
- [107] P LIU, Jing XU, Jiafeng LIU et Xianglong TANG : Pixel Based Temporal Analysis Using Chromatic Property for Removing Rain from Videos. *Computer and Information Science*, 2(1):P53, 2009. 99, XXVI
- [108] Peng LIU, Jing XU, Jiafeng LIU, Xianglong TANG et Wei ZHAO: A Rain Removal Method Using Chromatic Property for Image Sequence. Proceedings of the 11th Joint Conference on Information Sciences (JCIS), pages 1–6, 2008. 99
- [109] C Creus LÓPEZ : *Real-time Realistic Rain Rendering*. Thèse de doctorat, Universitat Politècnica de Catalunya, 2011. 43
- [110] Jianguang LOU, Tieniu TAN, Weiming HU, Hao YANG et Steven J. MAYBANK: 3-D model-based vehicle tracking. *IEEE Transactions on Image Processing*, 14(10):1561– 1569, 2005. 17
- [111] DG LOWE : Distinctive image features from scale-invariant keypoints. *International journal of computer vision*, 2004. 22, 28, 31, XXXVII, XXXVIII
- [112] LSI: LSI Webpage, 2017. 42
- [113] Cewu LU, Di LIN, Jiaya JIA et Chi Keung TANG : Two-class weather classification. In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pages 3718–3725, 2014. 34, 100
- [114] WY MA et HJ ZHANG : Benchmarking of image features for content-based retrieval. 32nd Asilomar Conference on Signals, Systems & Computers, 1998. 11, 19
- [115] A. MALLET, S. LACROIX et L. GALLO : Position estimation in outdoor environments using pixel tracking and stereovision. *IEEE ICRA 2000*, 4:3519–3524, 2000. 20
- [116] B. S. MANJUNATH, Jens Rainer OHM, Vinod V. VASUDEVAN et Akio YAMADA : Color and texture descriptors. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 11(6):703–715, 2001. 20, 23, XXXVII
- [117] RM MANNING: Stochastic Electromagnetic Image Propagation Through the Atmosphere. McGraw-Hill, Inc., 1993. 43
- [118] JS MARSHALL et WMK PALMER : The distribution of raindrops with size. *Journal of meteorology*, 1948. 43, 46, XL
- [119] METEO FRANCE : Pluies extrêmes en France métropolitaine, 2017. 41
- [120] MÉTÉO FRANCE et CONTIENTAL : Continental et Météo-France récompensés lors des Awards de l'Innovation Auto Moto pour leur solution d'aide à la conduite eHorizon Weather, 2016. 6
- [121] K MIKOLAJCZYK et C SCHMID : A performance evaluation of local descriptors. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005. XXXVII
- [122] Krystian MIKOLAJCZYK et Cordelia SCHMID : A Performance Evaluation of Local Descriptors. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 27:1615– 1630, 2005. 11, 19
- [123] Andreas MOGELMOSE, Mohan Manubhai TRIVEDI et Thomas B. MOESLUND : Visionbased traffic sign detection and analysis for intelligent driver assistance systems : Perspectives and survey. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 13(4):1484–1497, 2012. 22
- [124] HP MORAVEC : Obstacle avoidance and navigation in the real world by a seeing robot rover. Thèse de doctorat, Carnegie-Mellon University, 1980. 20
- [125] S.G. NARASIMHAN et S.K. NAYAR : Chromatic framework for vision in bad weather. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1, 2000. 99
- [126] S.G. NARASIMHAN et S.K. NAYAR : Removing weather effects from monochrome images. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2, 2001. 99
- [127] Srinivasa G. NARASIMHAN et Shree K. NAYAR : Vision and the atmosphere. *International Journal of Computer Vision*, 48(3):233–254, 2002. xvii, 34, 37, 99
- [128] Srinivasa G. NARASIMHAN et Shree K. NAYAR : Contrast restoration of weather degraded images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 25(6):713–724, 2003. 99
- [129] Fawzi NASHASHIBI, Raoul DE CHARETTE et Alexandre LIA : Detection of unfocused raindrops on a windscreen using low level image processing. 11th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision, ICARCV 2010, pages 1410– 1415, 2010. 99
- [130] Shaik NASREEN : Detection and Removal of Rain in Videos Using Modern Approach. International Journal of Engineering Research, 3(Special 2):60–63, 2014. 99
- [131] Steffen NISSEN : Implementation of a Fast Artificial Neural Network Library (fann). Rapport technique, Department of Computer Science University of Copenhagen (DIKU), 2003. 105
- [132] Timo OJALA, Matti PIETIKÄINEN et David HARWOOD : A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions. *Pattern Recognition*, 29(1):51–59, 1996. XXXVIII

- [133] Luciano OLIVEIRA, Gonçalo MONTEIRO, Paulo PEIXOTO et Urbano NUNES : Towards a Robust Vision-Based Obstacle Perception with Classifier Fusion in Cybercars. *EUROCAST*, 4739:1089–1096, 2007. 27
- [134] OTT : OTT Webpage, 2017. 42
- [135] Jee Hun PARK, Man Ho KIM, Hong Jun IM, Kyung Chang LEE et Suk LEE : Development of vision based control smart windwhield wiper system for intelligent vehicle. 2006 SICE-ICASE International Joint Conference, pages 4398–4403, 2006. 99
- [136] Wan-Joo PARK et Kwae-Hi LEE : Rain Removal Using Kalman Filter in Video. 2008 International Conference on Smart Manufacturing Application, pages 494–497, 2008. 99, XXVI
- [137] S P PATIL et M B PATIL : Moving Vehicle Detection : A Review. *International Journal* of Computer Applications, 87(15):35–37, 2014. 11
- [138] Mario PAVLIĆ, Heidrun BELZNER, Gerhard RIGOLL et Slobodan ILIĆ: Image based fog detection in vehicles. *IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Proceedings*, pages 1132–1137, 2012. 34, 99
- [139] Mario PAVLIĆ, Gerhard RIGOLL et Slobodan ILIC: Classification of images in fog and fog-free scenes for use in vehicles. *IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Proceedings*, pages 481–486, 2013. 34, 99
- [140] N PETTERSSON : GPU-Accelerated Real-Time Surveillance De-Weathering. Rapport technique, Linköping University, 2013. 99, XXVI
- [141] M POTMESIL et I CHAKRAVARTY : Synthetic image generation with a lens and aperture camera model. *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, 1982. 43
- [142] PRÉCIS MÉCANIQUE : Précis Mécanique Webpage, 2017. 42
- [143] E. RABIEI, U. HABERLANDT, M. SESTER et D. FITZNER : Rainfall estimation using moving cars as rain gauges – Laboratory experiments. *Hydrology and Earth System Sciences*, 17(11):4701–4712, 2013. 6, 98
- [144] Daniel REISFELD, Haim WOLFSON et Yehezkel YESHURUN : Context-free attentional operators : The generalized symmetry transform. *International Journal of Computer Vision*, 14:119–130, 1995. 24, XXXVII, XXXVIII
- [145] YM RO, M KIM, HK KANG, BS MANJUNATH et J KIM : MPEG-7 homogeneous texture descriptor. *ETRI journal*, 2001. 20
- [146] Martin ROSER et Andreas GEIGER : Video-based raindrop detection for improved image registration. IEEE 12th International Conference on Computer Vision Workshops, ICCV Workshops 2009, pages 570–577, 2009. 99
- [147] Martin ROSER et Frank MOOSMANN : Classification of weather situations on single color images. *IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Proceedings*, pages 798–803, 2008.
  5, 34, 98, 100, XXVI

- [148] E ROSTEN et T DRUMMOND : Fusing points and lines for high-performance tracking. International Conference on Computer Vision, 2005. XXXVII
- [149] P ROUSSEAU, V JOLIVET et D GHAZANFARPOUR : Realistic real-time rain rendering. *Computers & Graphics*, 2006. 43
- [150] E. ROYER, J. BOM, M. DHOME, B. THUILOT, M. LHUILLIER et F. MARMOITON : Outdoor autonomous navigation using monocular vision. 2005 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2005. 10, 28
- [151] Andrzej RUTA, Fatih PORIKLI, Shintaro WATANABE et Yongmin LI: In-vehicle camera traffic sign detection and recognition. *Machine Vision and Applications*, 22(2):359– 375, 2011. 27
- [152] SAE INTERNATIONAL : J3016 Taxonomy and Definitions for Terms Related to On-Road Motor Vehicle Automated Driving Systems, 2014. 14
- [153] Manuelle SALATHÉ : L'accidentalité routière en 2014. Rapport technique, Observatoire national interministériel de la sécurité routière, 2016. 4
- [154] V SANTHASEELAN : *Robust Feature Based Reconstruction Technique to Remove Rain from Video.* Thèse de doctorat, University of Dayton, 2013. 99, XXVI
- [155] P SATPUTE et S PAWAR : A Survey on Rain Pixel Recovery Techniques for Videos. International Journal of Engineering Trends and Technology (IJETT), 10(5):264–266, 2014. 77, 79, 99
- [156] Michael SCHWARZINGER et Thomas ZIELKE : Vision-based car-following : detection, tracking, and identification. In Intelligent Vehicles' 92 Symposium, pages 24–29, 1992. 24, XXXVIII
- [157] Marc SHAFER : A comparison of international IVHS. Rapport technique, Texas Departement of Transportation, 1993. 12
- [158] Mohamed S SHEHATA, Jun CAI, Wael Maged BADAWY, Tyson W BURR, Muzamil S PERVEZ, Robert J JOHANNESSON et Ahmad RADMANESH : Video-based automatic incident detection for smart roads : The outdoor environmental challenges regarding false alarms. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 9(2):349–360, 2008. 5, 98, 99
- [159] Minmin SHEN et Ping XUE : A fast algorithm for rain detection and removal from videos. In Proceedings - IEEE International Conference on Multimedia and Expo, pages 1–6, 2011. 99, XXVI
- [160] Jianbo SHI et Carlo TOMASI : Good Features to Track. In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pages 593 – 600, 1994. XXXVII
- [161] Nils T SIEBEL et Steve MAYBANK : Fusion of Multiple Tracking Algorithms for Robust People Tracking. *European Conference on Computer Vision*, 2353:1–15, 2002. 27

- [162] SM SMITH et JM BRADY : SUSAN a new approach to low level image processing. International journal of computer vision, 1997. XXXVIII
- [163] I SOBEL: History and Definition of the Sobel Operator, 2014. XXXVIII
- [164] S STARIK et M WERMAN : Simulation of rain in videos. *Texture Workshop, ICCV*, 2003. 34, 43
- [165] Z SUN, G BEBIS et R MILLER : On-road vehicle detection : A review. *IEEE Transactions* on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006. 3, 11
- [166] Robby T. TAN : Visibility in bad weather from a single image. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2008. 34, 99
- [167] T. N. TAN et Kd. BAKER : Efficient image gradient based vehicle localization. *IEEE Transactions on Image Processing*, 9(8):1343–56, jan 2000. 27
- [168] J.-P. TAREL, R. BRÉMOND, E. DUMONT et K JOULAN : Comparison between optical and computer vision rstimates of visibility in daytime fog. *In 28th CIE session*, pages 610–617, 2015. 34, 99
- [169] MR TEAGUE : Image analysis via the general theory of moments. *JOSA*, 70(8):920–930, 1980. 23
- [170] Gwenaëlle TOULMINET, Massimo BERTOZZI, Stéphane MOUSSET, Abdelaziz BENS-RHAIR et Alberto 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. 27
- [171] Miroslav TRAJKOVIĆ et Mark HEDLEY : Fast corner detection. *Image and Vision Computing*, 16(2):75–87, 1998. 20
- [172] Abhishek Kumar TRIPATHI et Sudipta MUKHOPADHYAY : Removal of rain from videos : a review. *Signal, Image and Video Processing*, 8(8):1421–1430, 2012. 99
- [173] AbhishekKumar TRIPATHI et Sudipta MUKHOPADHYAY : A Probabilistic Approach for Detection and Removal of Rain from Videos. *IETE Journal of Research*, 57(1):82, 2011. 99, XXVI
- [174] A.K. TRIPATHI et S. MUKHOPADHYAY : Video post processing : low-latency spatiotemporal approach for detection and removal of rain. *IET Image Processing*, 6(2):181, 2012. 99, XXVI
- [175] Yun-Ta TSAI, Quan WANG et Suya YOU : CDIKP : A highly-compact local feature descriptor. In International Conference on Pattern Recognition, pages 1–4, 2008. XXXVII
- [176] Chris URMSON, Joshua ANHALT, Drew BAGNELL, Christopher BAKER, Robert BITT-NER, M. N. CLARK, John DOLAN, Dave DUGGINS, Tugrul GALATALI, Chris GEYER, Michele GITTLEMAN, Sam HARBAUGH, Martial HEBERT, Thomas M. HOWARD, Sascha

KOLSKI, Alonzo KELLY, Maxim LIKHACHEV, Matt MCNAUGHTON, Nick MILLER, Kevin PETERSON, Brian PILNICK, Raj RAJKUMAR, Paul RYBSKI, Bryan SALESKY, Young Woo SEO, Sanjiv SINGH, Jarrod SNIDER, Anthony STENTZ, William WHITTAKER, Ziv WOL-KOWICKI, Jason ZIGLAR, Hong BAE, Thomas BROWN, Daniel DEMITRISH, Bakhtiar LITKOUHI, Jim NICKOLAOU, Varsha SADEKAR, Wende ZHANG, Joshua STRUBLE, Michael TAYLOR, Michael DARMS et Dave FERGUSON : Autonomous driving in Urban environments : Boss and the Urban Challenge. *Springer Tracts in Advanced Robotics*, 56(February):1–59, 2009. 15

- [177] USDOT : Problem Area Descriptions Motor Vehicle Crashes Data Analysis and IVI Program Emphasis. Rapport technique November, U.S. Department of Transportation, 1999. 4
- [178] VAISALA: Vaisala Webpage, 2017. 39
- [179] Emmanuel VILLERMAUX et Fabien ELOI : The distribution of raindrops speeds. *Geophysical Research Letters*, 38(L19805):10–13, 2011. 44
- [180] P VIOLA et M JONES: Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2001. 28, 68, XXXVI, XXXVII
- [181] Anna VOLOKITIN, Radu TIMOFTE et L. VAN GOOL : Deep Features or Not : Temperature and Time Prediction in Outdoor Scenes. *In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, pages 63–71, 2016. 34, 101
- [182] G WANG, D XIAO et J GU : Review on vehicle detection based on video for traffic surveillance. *IEEE ICAL*, 2008. 11
- [183] L WANG, Z LIN, T FANG, X YANG, X YU et S.B. KANG : Real-time rendering of realistic rain. Rapport technique, Microsoft Corporation, 2006. 43
- [184] Ting-I. WANG et S. F. CLIFFORD : Use of rainfall-induced optical scintillations to measure path-averaged rain parameters. *JOSA*, 65(8):927–937, 1975. 43
- [185] Christian WÖHLER et Joachim K. ANLAUF : An adaptable time-delay neural-network algorithm for image sequence analysis. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 10(6):1531–1536, 1999. XXXVIII
- [186] WORLD METEOROLOGICAL ORGANIZATION et (WMO) : The Guide to Hydrological Practices (WMO No.168). Rapport technique, World Meteorological Organization, 2009. 41
- [187] P WU, BS MANJUNATH, S NEWSAM et HD SHIN : A texture descriptor for browsing and similarity retrieval. *Signal Processing : Image Communication*, 16:33–43, 2000.
   20
- [188] J XU, W ZHAO, P LIU et X TANG : An Improved Guidance Image Based Method to Remove Rain and Snow in a Single Image. *Computer and Information Science*, 2012. 99, XXVI

- [189] Xinwei XUE, Xin JIN, Chenyuan ZHANG et Satoshi GOTO : Motion robust rain detection and removal from videos. 2012 IEEE 14th International Workshop on Multimedia Signal Processing, MMSP 2012 - Proceedings, pages 170–174, 2012. 99, XXVI
- [190] a. YAMASHITA, T. HARADA, T. KANEKO et K.T. MIURA : Removal of adherent noises from images of dynamic scenes by using a pan-tilt camera. *In IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, volume 1, 2004. 99
- [191] a. YAMASHITA, M. KURAMOTO, T. KANEKO et K.T. MIURA : A virtual wiper restoration of deteriorated images by using multiple cameras. *In IEEE International Conference* on Intelligent Robots and Systems, volume 4, pages 3126–3131, 2003. 99
- [192] Atsushi YAMASHITA, Isao FUKUCHI et Toru KANEKO: Noises removal from image sequences acquired with moving camera by estimating camera motion from spatiotemporal information. *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pages 3794–3801, 2009. 99
- [193] Atsushi YAMASHITA, Isao FUKUCHI, Toru KANEKO et Kenjiro T. MIURA : Removal of adherent noises from image sequences by spatio-temporal image processing. *In IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages 2386–2391, 2008. 99
- [194] Atsushi YAMASHITA, Yuu TANAKA et Toru KANEKO : Removal of adherent waterdrops from images acquired with stereo camera. *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pages 953–958, 2005. 99
- [195] C YAO, C WANG, L HONG et Y CHENG : A Bayesian Probabilistic Framework for Rain Detection. *Entropy*, 2014. 57, 77, 99, XXVI
- [196] Shaodi YOU et Rt TAN : Adherent raindrops detection and removal in video. *In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 1035–1042, 2013. 99
- [197] Ramin ZABIH et John WOODFILL : Non-parametric Local Transforms for Computing Visual Correspondence. In European Conference on Computer Vision, pages 151–158, 1994. XXXVII, XXXVIII
- [198] X ZHANG, H LI et Y QI: Rain removal in video by combining temporal and chromatic properties. In IEEE International Conference on Multimedia and Expo, pages 461– 464, 2006. 34, 99, XXVI
- [199] Gangqiang ZHAO, Ling CHEN, Gencai CHEN et Junsong YUAN : KPB-SIFT : A compact local feature descriptor. In International conference on Multimedia, page 1175, 2010. XXXVII
- [200] Xudong ZHAO, Peng LIU, Jiafeng LIU et Xianglong TANG: Feature extraction for classification of different weather conditions. *Frontiers of Electrical and Electronic Engineering in China*, 6(2):339–346, 2011. 34, 100, 110, 111, XXVI
- [201] Xudong ZHAO, Peng LIU, Jiafeng LIU et Tang XIANGLONG: The Application of Histogram on Rain Detection in Video. Proceedings of the 11th Joint Conference on Information Sciences (JCIS), pages 1–6, 2008. 99, XXVI

- [202] C ZHEN et S JIHONG : A New Algorithm of Rain (Snow) Removal in Video. *Journal of Multimedia*, 2013. 99, XXVI
- [203] J ZHOU, D GAO et D ZHANG : Moving vehicle detection for automatic traffic monitoring. *IEEE Vehicular Technology*, 2007. 22, 27

# Annexe A

# Algorithmes de vision artificielle du contexte routier identifiés au cours de la revue bibliographique

Les algorithmes de vision artificielle du contexte routier ont été analysés statistiquement afin de mesurer le taux d'utilisation de chaque descripteur d'images. Ainsi, 864 références d'algorithmes de vision artificielle en contexte routier ont pu être recensées de 1986 à 2017. L'utilisation de la vision artificielle pour les STI est donc l'objet de nombreuses recherches. Parmi ces références, 497 ont été analysées et les descripteurs d'images utilisés identifiés. Les références traitées sont donc assez représentatives de l'ensemble du domaine avec un taux de 57%. Le Tableau A.1 récapitule les références analysées dans le cadre de la thèse.

#### ANNEXE A. ALGORITHMES DE VISION ARTIFICIELLE DU CONTEXTE ROUTIER IDENTIFIÉS AU COURS DE LA REVUE BIBLIOGRAPHIQUE

	Application	Références								
Caméra infrastructure	Véhicule	[783] [715] [304] [305] [288] [284] [282] [473] [167] [393] [869] [802] [803] [789] [804] [713] [790] [529] [531] [530] [482] [482] [392] [167] [789] [790] [388] [607] [918] [918] [920] [290] [608] [328] [283] [782] [446] [580] [387] [332] [506] [331] [326] [623] [327] [769] [703] [704] [499] [450] [617] [342] [340] [339] [920] [683] [631] [551] [505] [345] [910] [888] [623] [550] [501] [497] [498] [232] [225] [891] [794] [736] [657] [575] [500] [903] [902] [836] [584] [522] [346] [341] [676] [671] [552] [671] [432] [894] [852] [624] [110] [543] [504] [453] [320] [754] [627] [203] [893] [756] [726] [509] [900] [626] [866] [755] [870] [651] [322] [534]								
	Piéton	[161]    [765]    [713]    [248]    [161]    [713]    [616]    [332]    [506]    [331]    [236]    [665]    [915]    [829]    [913]    [912]    [914]    [911]      [840]    [645]    [670]    [350]    [874]    [871]    [873]    [872]    [453]    [519]    [394]    [301]    [228]    [219]    [904]    [758]    [578]								
	Gouttes sur vitre	[880] [190] [884] [192] [193]								
Caméra véhicule	Piéton	[868]    [863]    [185]    [468]    [517]    [856]    [674]    [673]    [666]    [672]    [675]    [909]    [401]    [377]    [425]    [429]      [426]    [430]    [750]    [684]    [425]    [429]    [426]    [390]    [377]    [425]    [429]    [426]    [351]    [343]    [18]    [20]    [633]      [406]    [646]    [262]    [487]    [296]    [266]    [274]    [263]    [260]    [759]    [712]    [583]    [447]    [787]    [566]      [381]    [380]    [564]    [565]    [751]    [469]    [384]    [369]    [267]    [264]    [12]    [13]    [258]    [214]    [776]    [391]    [788]      [576]    [564]    [565]    [511]    [539]    [542]    [540]    [454]    [434]    [435]    [386]    [348]    [476]    [204]    [707]    [413]      [576]    [564]    [565]    [711]    [549]    [379]    [235]    [867]    [664]    [921]    [504]								
	Véhicule	[401]    [403]    [257]    [271]    [299]    [170]    [917]    [659]    [156]    [289]    [281]    [899]    [907]    [906]    [710]    [513]    [511]      [512]    [289]    [231]    [856]    [287]    [467]    [770]    [739]    [375]    [279]    [278]    [14]    [280]    [269]    [270]    [268]    [256]      [273]    [272]    [359]    [360]    [14]    [280]    [860]    [861]    [859]    [828]    [503]    [437]    [360]    [247]    [226]    [613]    [312]      [865]    [750]    [455]    [390]    [406]    [357]    [777]    [791]    [792]    [794]    [795]    [563]    [548]    [402]    [466]    [374]      [262]    [217]    [209]    [208]    [799]    [798]    [661]    [311]    [785]    [706]    [311]    [892]    [563]    [546]    [347]    [344]    [364]    [361]    [329]    [847]    [845]    [609]    [592]    [99]    [412]    [411]								
	Signalisation	[817]    [753]    [818]    [810]    [227]    [699]    [489]    [276]    [687]    [355]    [737]    [427]    [401]    [668]    [634]    [841]      [478]    [354]    [353]    [493]    [416]    [415]    [887]    [382]    [353]    [255]    [594]    [397]    [385]    [383]    [378]      [356]    [245]    [240]    [876]    [775]    [234]    [768]    [419]    [396]    [241]    [733]    [732]    [731]    [681]    [642]    [606]      [589]    [588]    [295]    [212]    [889]    [518]    [417]    [714]    [471]    [370]    [246]    [700]    [549]    [514]      [66]    [335]    [321]    [774]    [151]    [553]    [83]    [442]    [418]    [358]    [316]    [921]    [55]    [921]    [752]    [302]								
	Détection de voie	[598] [856] [579] [536] [538] [229] [227] [691] [492] [690] [694] [693] [843] [855] [827] [811] [376] [638] [376] [590] [336] [337] [337] [659] [526] [95] [825] [368] [281] [899] [692] [491] [338] [746] [513] [511] [856] [807] [856] [533] [689] [696] [695] [521] [625] [292] [298] [297] [293] [299] [507] [269] [270] [268] [272] [269] [270] [268] [256] [272] [269] [268] [256] [897] [315] [278] [14] [278] [14] [280] [252] [853] [854] [303] [720] [716] [599] [537] [527] [510] [313] [862] [600] [601] [448] [806] [401] [669] [376] [225] [226] [312] [226] [225] [312] [780] [357] [777] [708] [596] [560] [559] [551] [559] [472] [374] [275] [826] [797] [679] [485] [484] [311] [220] [221] [851] [779] [778] [709] [648] [622] [620] [621] [619] [494] [495] [496] [362] [361] [845] [585] [574] [484] [330] [573] [688] [224] [577] [867] [559] [222] [741] [630] [70] [445] [921] [55] [895] [921] [302]								
	Odométrie	[437] [784] [767] [766] [516] [515] [653] [652] [433] [150] [728] [639] [640] [410] [878] [641] [640] [334] [564] [729] [103] [688] [554] [921] [55] [555] [556] [233] [558] [667]								
	Conditions mé- téorologiques	[194] [191] [102] [135] [452] [146] [129] [314] [196] [705] [352] [314] [800]								

TABLEAU A.1 – Algorithmes de vision artificielle en contexte routier analysés dans le cadre de la thèse.

# Annexe B

# Descripteurs d'images identifiés au cours de la revue bibliographique

La première phase de la thèse a consisté à identifier les descripteurs d'images les plus courants du contexte routier. Ainsi, de nombreux descripteurs d'images ont été identifiés et classés. Cette annexe récapitule pour chaque famille de descripteur les références analysées dans le cadre de la thèse.

## **B.1** Colorimétrique

#### B.1.1 Pixel

Descripteur d'images basique sans référence précise.

#### B.1.2 Patch

Descripteur d'images basique sans référence précise.

#### **B.1.3 Segmentation**

Les techniques de segmentation sont très nombreuses, Gomez-Moreno [66] en fait une rapide classification.

#### **B.2** Filtres

#### **B.2.1** Contours

Gradient et ses nombreuses variantes [33], Sobel [163], opérateur de Kirsch [523], opérateur de Robinson [719], Canny [23], *Roberts cross* [718], Prewitt [698], Canny-Derich [363], Asada et Brady [223], *ridges* [587, 585], *oriented edges* [843], *Boundary finder of Martin* [615], *edge ellipse* [470], filtres de Scharr [488], filtres de Korn [532], algorithme de Peak-Finding [763], Colour Gradient [83], Learned Colour Gradient [83], Learned Colourwise Segmentation Gradient [83], quasi-invariant gradient [833], Difference Of Box, Laplacian *Of Gaussian, Local jet* [528], descripteur de Schmid [745], Nevatia [650], Wesolkowski [858, 858], *steerable filters* [405, 309], critère de Tenengrad [682, 147].

#### **B.2.2** Coins

Harris [73], Harris-Schmid [743], Noble [654, 655], Achard [206, 207], KLT [160, 815, 597, 816], Gouet [443], Beaudet [251] et sa variante [364], Dreschler-Nagel [372, 371], Kitchen-Rosenfeld [525], Moravec [124, 637], *Forstner interest operator* [400], descripteur de Cornelis [334], SUSAN [162] [171].

#### B.2.3 Gabor

Les filtres de Gabor [58] sont utilisés en tant que descripteurs dans de nombreuses variantes : norme MPEG-7 [187, 116, 116, 145], *Evolutionary Gabor Filter Optimization* [793], Lee [562], Manjunath [230], Ma [602], Haley [451], Vetterli [837], Marcelja [612], Quddus [701], Gao [414], Kovesi [535], Daugman [349].

## **B.2.4** Binaire, rang

BRIEF [22], ORB [730], BRISK [569], FREAK [210], *Local Binary Pattern* [132], S-LBP [643], F-LBP [643], *Local Orientation Coding* [440], filtre binaire de UTA [863], *Number of texture unit* [464, 80], *Orientation Code Matching* [832], *Local Rank Pattern* [477], *Census Transform* [197], *Rank transform* [197], *Local Ternary Pattern* [805], FAST [148].

## **B.2.5** Apprentissage

Local Receptive Fields [57], Time-Delay Neural Network [185], Codebook [209, 566], FAST [725], AGAST [605], Local Higher-Order Statistics [757], Shapelets features [735], Shapes template [428], Dissociated Dipoles ou Sticks [237, 238, 246], textons [568] et ses variantes [744, 835, 557].

## **B.2.6** Morphologiques

Érosion, dilatation, ouverture, fermeture, top-hat, bottom-hat, hit-or-miss.

## **B.2.7** Template matching

Model matching, Shape matching [104, 18, 394].

#### **B.2.8** Autres

Geiger [431], *Edgelet features* [874], filtre d'atténuation (flou), d'accentuation, de rehaussement et d'autres.

## **B.3** Statistique

#### **B.3.1** Histogramme couleur

Histogramme sur l'intensité, *color histogram* [796, 408], *color map* [742], *Dominant Color* [116], SCD [116], CLD [116].

#### **B.3.2** Histogramme combiné

CSD [116], *Color Coherence Vector* [680], Smith [771], Stricker [786], Hsu [479], *Self-Similarity on Color channels* [842], *Color Correlogram* [88], *Color Frequency* [748], Weijer [857], C-SIFT [1].

## **B.3.3** Histogramme spatial

Matrice de co-occurrence [71, 72], Fang [384], Alonso[214], *Shape Context* [11], *Polar Histogram* [269], *Histogram of Oriented Gradient* [111, 33], *Edge Orientation Histogram* [570], *Local Edge Histogram* [116, 677], *Gradient Location and Orientation Histogram* [121], PCA-SIFT [886], DAISY [814], A-SIFT [898], Fast SIFT [444], et Cheng [319].

## B.3.4 Hough

Hough original [84, 39], transformée de Hough généralisée de Ballard [6], Tan [167], *Fast Radial Symmetry* [595, 240], *Regular Polygon Detector* [242, 594]. Variantes répertoriées par Houben [83].

## **B.3.5** Moment

Matrice de co-occurence [71], moments de Zernike [169, 27], moments de Hu [85] et sa variante [398], moment couleur *Color moment* [114], *Image Inertial* [384].

## **B.4** Transformation intégrale

## **B.4.1** Fourier

*Fast Fourier Transform*, Walsh-Hadamard (CDIKP [175] ou KPB-SIFT [199]), Fourier-Melin [65, 365, 35], *Spatial Enveloppe* [662], FFT couleur [628, 629], *Direct Cosine Transform*, descripteur de Wold [581], *Color Layout Descriptor* [116].

## **B.4.2** Ondelettes de Haar

*Haar-like* [180], SURF [9], U-SURF [9], *Tree structured wavelet* [310], *Dual-Tree Complex Wavelet* [483], *Edge Density* [685, 686].

# B.5 Symétrie

*Generalized Symmetry Transform* [144], Schwarzinger [156], Regensburger [710], Betke [14], Broggi [20], Seelen [750], Chang [311], Collado[329], Chiu [26], Khammari [99], Bertozzi [13], Havasi [463].

# Annexe C

# Définition des descripteurs d'images implémentés

Les descripteurs d'images ont été implémentés en utilisant la bibliothèque OPENCV [91]. Les formules proposées ci-dessous reprennent donc celles qui sont contenues dans le code source de la bibliothèque OPENCV [91].

## C.1 Gray

Le descripteur Gray consiste à lire l'image en niveau de gris. Les niveaux de gris considérés vont de 0 (noir) à 255 (blanc). La conversion de l'espace couleur *RGB* (*24 bits*) à l'espace couleur en niveaux de gris (*8 bits*) s'effectue en suivant l'équation (C.1) pour chaque pixel de l'image :

$$Gray = 0.299R + 0.587G + 0.114B$$
 (C.1)

#### C.2 GradX

Le descripteur GradX consiste à dériver spatialement l'image dans le sens horizontal. Ainsi, il met en valeur les contours verticaux de l'image. Le descripteur GradX utilisé dans le cadre de la thèse n'est pas la dérivée la plus basique, il reprend le filtrage de type Sobel qui est plus répandu dans la littérature. Ce descripteur d'image peut s'appliquer à l'ensemble de l'image (en niveau de gris) par convolution du filtre suivant :

$$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$
(C.2)

## C.3 GradY

Ce descripteur reprend les mêmes principes que la descripteur GradX, mais en utilisant le filtre suivant :

$$\begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$
(C.3)

#### C.4 Sobel

Le descripteur d'images Sobel consiste à dériver spatialement l'image dans les deux directions (horizontale et verticale) avec un pré-filtrage gaussien. Il est calculé de la manière suivante. Tout d'abord, l'image en entrée I est dérivée horizontalement (respectivement verticalement) à l'aide du descripteur d'images GradX (respectivement GradY) afin d'obtenir l'image dérivée  $I_x$  (respectivement  $I_y$ ). Pour rappel, les descripteurs GradX et GradY contiennent un filtrage gaussien, caractéristique du descripteur de Sobel. Les images dérivées  $I_x$  et  $I_y$  sont ensuite associées en suivant l'équation (C.4) pour obtenir le descripteur de Sobel ( $I_{Sobel}$ ) de l'image I.

$$I_{Sobel} = \sqrt{I_x^2 + I_y^2} \tag{C.4}$$

## C.5 Descripteur de Harris

Le descripteur d'images de Harris s'applique à l'ensemble de l'image en niveau de gris. C'est un descripteur sensible aux coins. Le calcul du descripteur d'images de Harris suit la méthode suivante. Pour chaque pixel p, un voisinage S(p) de dimension  $N \times N$  est considéré. Pour chaque pixel, la matrice de covariance (M(p)) du voisinage S(p) est ensuite calculée en suivant l'équation (C.5).

$$\mathbf{M}(p) = \begin{bmatrix} \sum_{\mathbf{S}(p)} (\mathbf{I}_x)^2 & \sum_{\mathbf{S}(p)} (\mathbf{I}_x \mathbf{I}_y) \\ \sum_{\mathbf{S}(p)} (\mathbf{I}_x \mathbf{I}_y) & \sum_{\mathbf{S}(p)} (\mathbf{I}_y)^2 \end{bmatrix}$$
(C.5)

où  $I_x$  (respectivement  $I_y$ ) est la dérivée de l'image calculée par le descripteur d'images GradX (respectivement GradY).

Ensuite, pour chaque pixel la valeur de description dst(p) est renvoyée en utilisant l'équation (C.6).

$$dst(p) = det(\mathbf{M}(p)) - k(tr(\mathbf{M}(p)))^{2}$$
(C.6)

où *det* est le déterminant et *tr* est la trace d'une matrice.

Dans le cadre de la thèse les valeurs sont fixées de la manière suivante : N = 2, k = 0.04.

#### **C.6 HOI**

Le descripteur d'images HOI s'applique à l'ensemble de l'image en niveau de gris (8bits). Il donne en sortie un vecteur *hist* de 256 valeurs. Chaque valeur *hist*(*i*) contient le nombre de pixels de l'image ayant pour niveau de gris la valeur *i*.

## **C.7** HOG

Le descripteur d'images HOG implémenté dans le cadre de la thèse reprend en partie la version de Dalal [33]. Toujours dans le cadre de la thèse, ce descripteur d'images est appliqué à l'ensemble de l'image I en niveaux de gris (8*bits*). Les bords inférieur et droit de l'image sont découpés pour obtenir une image  $I_{crop}$  dont la taille est multiple de 8 × 8. Ensuite, une correction gamma est appliquée à l'ensemble de l'image (équation (C.7)).

$$I_{gamma}(p) = \sqrt{I_{crop}(p)}$$
(C.7)

où  $I_{gamma}$  est l'image corrigée et p un pixel de l'image.

La dérivée horizontale (respectivement verticale) de l'image,  $I_x$  (respectivement  $I_y$ ) est ensuite calculée par convolution en utilisant le filtre dx (respectivement dy).

$$dx = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \qquad \qquad dy = \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \tag{C.8}$$

Pour chaque pixel p, la magnitude du gradient g(p) et son orientation  $\theta(p)$  sont ensuite calculées en suivant l'équation (C.9).

$$g(p) = \sqrt{I_x(p)^2 + I_y(p)^2} \qquad \qquad \theta(p) = \arctan(\frac{I_y}{I_x}) \qquad (C.9)$$

A partir d'ici, l'image est découpée en N × M cellules de dimension 8 × 8. Pour chaque cellule, la magnitude du gradient *g* est pondérée en fonction de la distance du pixel (*p*) par rapport au pixel du centre de la cellule (*c*). Un masque de pondération gaussien d'écart-type  $\sigma$  = 4 est alors utilisé.

$$g_{\sigma}(p) = g(p).e^{-\frac{(x_p - x_c)^2 + (y_p - y_c)^2}{2\sigma^2}}$$
(C.10)

où le pixel p (respectivement c) a pour coordonnées  $(x_p, y_p)$  (respectivement  $(c_x, c_y)$ ).

Un histogramme des orientations des gradients est ensuite déterminé pour chaque cellule. Pour cela, un histogramme contenant 9 orientations est considéré (0, 20, 40, 60, 80, 100,120, 140 et 160°). Ensuite, chacun des 64 pixels de la cellule vote pour l'orientation du gradient qu'il détient. Il vote alors proportionnellement à sa magnitude dans les deux compartiments encadrant son orientation (au prorata de la distance de chaque compartiment). A titre, d'exemple :

pour 
$$(g_{\sigma} = 42; \theta = 50^{\circ})$$
 alors *p* ajoute 21 à la case 40° et 21 à la case 60°,  
pour  $(g_{\sigma} = 92; \theta = 165^{\circ})$  alors *p* ajoute 69 à la case 160° et 23 à la case 0°, (C.11)  
pour  $(g_{\sigma} = 75; \theta = 100^{\circ})$  alors *p* ajoute 75 à la case 100°.

Un histogramme contenant 9 compartiments est donc obtenu pour chaque cellule de l'image. L'assemblage des cellules en blocs n'a pas été pris en compte dans la thèse car il existe de trop nombreuses variantes d'assemblage (rectangle ou circulaire, taille variable). Ainsi, le descripteur HOG utilisé dans le cadre de la thèse correspond finalement à la concaténation des N × M histogrammes obtenus. La dimension de la sortie du descripteur HOG est donc de  $9 \times N \times M$ .

# Annexe D

# **Plateforme R&D Brouillard et Pluie**



FIGURE D.1 - Schéma de la Plateforme R&D Brouillard et Pluie du Cerema.

# D.1 Un environnement contrôlé nécessaire pour des tests à nature métrologique

Les facultés perceptives et visuelles du conducteur et des dispositifs de guidage automatique et d'aide à la conduite (technologies laser, lidar, infrarouge, vision artificielle) peuvent se trouver fortement modifiées sinon altérées en présence de phénomènes météorologiques peu favorables, pour l'essentiel le brouillard et la pluie. Il en va de même pour les Technologies de l'Information et de la Communication (TIC), intervenant dans le développement des STI, ayant pour objectif d'améliorer la communication route-véhicule, et de produire de l'information temps réel à l'usager ou à l'exploitant.

L'étude des conditions de visibilité réduite dans la tâche de conduite s'avère difficile à mener sur site réel pour des raisons évidentes de sécurité mais également pour des raisons scientifiques.

Il est ainsi nécessaire de procéder à des évaluations en environnement contrôlé, assurant une répétabilité des phénomènes météorologiques perturbateurs, afin de quantifier l'impact en matière de perte de performance.

Une infrastructure de recherche a ainsi été construite au laboratoire de Clermont-Ferrand, composante du Cerema.

Cette plate-forme permet :

- la reproduction et le contrôle de la granulométrie du brouillard, de la visibilité météorologique, de la granulométrie et de l'intensité de la pluie;
- la caractérisation physique du brouillard et de la pluie naturels et artificiels.

Le laboratoire est de plus équipé de matériels permettant la mesure des caractéristiques photométriques des objets étudiés (luminance et colorimétrie).



(a) Diffuseurs de brouillard.



(b) Diffuseurs de pluie.

FIGURE D.2 – Diffuseurs de production de la Plateforme R&D Brouillard et Pluie du Cerema.

# D.2 La plate-forme d'essais, de recherche et de développement en conditions météorologiques dégradées, une réponse aux besoins

#### D.2.1 Des usages variés

La plate forme est utilisée pour des applications variées :

- développement de méthodologies pour la comparaison de systèmes de vision artificielle/vision humaine
- mise au point d'algorithmes d'analyse et de traitement d'image en situation météorologique dégradée
- application et développement de nouvelles technologies d'imagerie aux conditions spécifiques du brouillard (infrarouge, laser...)
- tests de performance de nouvelles techniques d'aide à la conduite, de type détecteurs d'obstacles (lidar...)
- développement de méthodes d'analyse de la scène visuelle par vidéo-photométrie

- étude de la perception du conducteur en conditions de visibilité réduite, tests de détection de cible et de lisibilité, caractérisation de l'influence du contexte.
- mesure de performance de systèmes de signalisation innovants

## D.2.2 Partenariats R&D

- Universités : Clermont-Ferrand, Nancy, Lyon, Liège, Glasgow, Riga.
- Ministère de l'Écologie, du Développement Durable et de l'Énergie (MEDDE), Direction Interdépartementale des Routes Massif Central (DIRMC).
- Centres de recherches publics et privés : Institut Français des Sciences et Technologies des Transports, de l'Aménagement et des Réseaux (IFSTTAR), MÉTÉO FRANCE, Institut National d'Optique du Canada (INO).



(a) Capture vidéo.

(b) Granulométrie brouillard.

(c) Granulométrie pluie.

FIGURE D.3 – Exemples de logiciels utilisés au sein de la Plateforme R&D Brouillard et Pluie du Cerema.

## D.2.3 Essais clients

- Équipementiers automobiles.
- Équipementiers aéronautiques.
- Industriels de la signalisation et des transports.
- Professionnels de la vidéo-surveillance routière et de la DAI.



(a) Le brouillard.



FIGURE D.4 – Les conditions météorologiques au sein de la Plateforme R&D Brouillard et Pluie.

# D.3 Principales caractéristiques

## D.3.1 Une géométrie adaptable

La plateforme comporte 2 parties :

- un tunnel, en dur
- une serre en construction légère, maintenue par des arceaux et couverte par deux bâches, l'une noire et l'autre transparente (pour des conditions diurnes)



Serre	
Longueur	16 mètres
Largeur	8,5 mètres
Hauteur sous arceau	2,4 mètres

Tunnel	
Longueur	15 mètres
Largeur	5,5 mètres
Hauteur de plafond	2,6 mètres

FIGURE D.5 – Caractéristiques géométriques de la Plateforme R&D Brouillard et Pluie.

## D.3.2 Des conditions contrôlées

Durant les essais, le brouillard et la pluie sont contrôlés en temps réel au sein de la plateforme.

Matériel de mesure	Grandeurs physiques mesurées	Gammes de mesure				
Transmissiomètres	Visibilité météorologique	5 à 1000 <i>m</i>				
Video-photocolorimètre	Luminance	0,003 - 50000 <i>cd</i> . <i>m</i> <sup>-2</sup>				
Granulomètre optique	Taille des particules	0.4 to 40 <i>microns</i>				
Spectro-pluviomètre	Intensité de pluie	$0.001$ à 1200 $mm.h^{-1}$				

TABLEAU D.1 – Capteur météorologique et gamme de mesure.



(a) Granulométrie brouillard. (b) Visibilité météorologique. (c) Gar

(c) Ganulométrie pluie.

FIGURE D.6 – Exemples de capteurs météorologiques.

# **D.4** Contacts

Michèle Colomb Frédéric Bernardin tel : +33 (0)4 73 42 11 29 tel : +33 (0)4 73 42 10 87 email : michele.colomb@cerema.fr email : frederic.bernardin@cerema.fr







© Cerema

# Annexe E

# Pluie et vision artificielle

Cette annexe porte sur un travail plus complet sur les conditions de pluie. Pour rappel (Tableau 3.1), les conditions météorologiques dégradées se divisent en deux catégories [63] : statique (brouillard) et dynamique (pluie, neige). Dans le cas des conditions météorologiques statiques  $(1 - 10\mu m)$ , les gouttes sont trop petites pour être perçues par la caméra. Dans ce cas, des modèles macroscopiques d'atténuation peuvent suffire à la modélisation des effets de ces conditions sur la caméra [63]. Dans le second cas, les gouttes d'eau sont assez grandes (0.1 - 10mm) pour être perçues individuellement par la caméra. L'effet de ces conditions météorologiques dégradées sur les images acquises doit donc reposer sur la modélisation de chaque goutte indépendamment [63]. Ainsi, différents travaux proposent de modéliser la physique de la pluie et des caméras (partie E.1).

L'étude de l'impact de la pluie sur les systèmes de vision artificielle comporte différents aspects : suppression de la pluie sur les images, prises en compte des effets visuels secondaires (par exemple, sol mouillé), détection de la présence de pluie ou encore mesure de l'intensité de pluie.

La pluie produit un effet de scintillement de l'image et peut masquer des objets sur la scène. Elle réduit donc l'efficacité des systèmes de vision artificielle [173]. Par exemple, cela peut être le cas dans un algorithme de suivi d'objets [8]. De manière générale, les gouttes de pluie en chute libre dégradent particulièrement les systèmes de visions artificielle qui utilisent des descripteurs avec des composantes fréquentielles spatiales élevées : suivi d'objet, appariement d'images stéréoscopiques, reconnaissance d'objets, segmentation, détection de contours, ou encore suppression de bruit [172]. Il est donc particulièrement important de prendre en compte l'impact de la pluie sur les images. Pourtant, même si certains travaux de recherche sur les systèmes de vision artificielle en contexte routier prennent en compte les conditions météorologiques dégradées [768] [158], la plupart n'utilisent que des images acquises en conditions favorables. Une partie des travaux de recherche porte donc sur la réduction ou la suppression de l'impact de la pluie sur les images (partie E.3). Une fois la pluie supprimée, un algorithme classique peut être employé sans adaptation.

A l'inverse du brouillard, les effets visuels de la pluie ne se limitent pas à ceux engendrés par les gouttes présentes dans l'atmosphère. En contexte routier, les effets secondaires sont en effet très variés [461] [462] : diffusion de la lumière (faible impact), projection d'eau sur le pare-brise (impact important), eau de la chaussées soulevée par les véhicules (impact faible car inexistant si chaussée poreuse), réflexion de la lumière par les objets mouillés

(impact important). Des études ont permis d'analyser la visibilité du conducteur lors d'un épisode pluvieux [486] [461]. Pour cela, une caméra est utilisée à bord d'un véhicule mis en mouvement sous des rampes de pluie [486]. La visibilité est estimée par contraste entre un objet à détecter et le fond de la scène. La visibilité du conducteur est ainsi reliée à trois paramètres : l'intensité de pluie, la vitesse du véhicule, et la fréquence des essuies glaces [486]. Concernant la vision artificielle, Shehata [158] propose une revue bibliographique des éléments pouvant poser des problèmes aux systèmes de DAI. Ainsi, les ombres statiques dues à l'environnement sur les voies, la neige sur les voies, la pluie qui cause des réflexions (eau sur la voie) et les réflexions sur les voies sont les causes principales de fausses alarmes. Ainsi, le taux de fausses alarmes est actuellement élevé sur ces systèmes : de 60% à 80% par rapport à l'ensemble des alarmes [158] et les conditions météorologiques en sont la première cause [158]. Or, si les fausses alarmes sont trop nombreuses, l'opérateur préférera stopper le système automatique plutôt que de l'utiliser [158]. A l'inverse, les problèmes d'illumination ou le brouillard peuvent causer des détections manquées [158], ce qui est tout aussi problématique. Une solution pour éviter la majeure partie des fausses détections liées aux conditions météorologiques dégradées est d'utiliser des caméras stéréoscopiques [158]. Les effets visuels des ombres, de la neige, ou des réfections sont alors éliminées par l'absence d'objet (hauteur nulle pour ces effets purement visuels). Les caméras stéréoscopiques ne sont cependant pas encore majoritaires. Certains algorithmes proposent ainsi d'éviter ces effets secondaires (réflexion sur le sol mouillé, ombres) directement en analysant des images [846]. Même si les effets secondaires liés à la pluie ont été évoqués, ces derniers ne seront pas traités dans la suite.

Enfin, les systèmes de vision artificielle peuvent être employés pour la mesure de l'intensité de pluie [62] [15] [3] ou pour la détection de la présence de pluie [147]. La mesure de pluie par un système de vision artificielle présente de nombreux avantages. D'abord, la fréquence d'acquisition est élevée (jusqu'à 30 mesures par secondes) [3]. En outre, le coût du capteur est réduit [3]. De plus, les caméras sont beaucoup plus nombreuses que les stations météorologiques actuellement installées ce qui pourrait permettre un meilleur maillage pour la mesure de l'intensité de pluie. Il est d'ailleurs plus pertinent de mesurer l'intensité de pluie en de nombreux points (même avec une précision plus faible) qu'en peu de points avec une meilleure précision pour l'estimation de l'intensité de pluie sur une zone géographique [143]. Les travaux concernant la mesure de pluie par caméra sont référencés dans la partie E.2.

L'ensemble des travaux de mesure et de suppression de pluie par caméra sont référencés dans le Tableau E.1. Dans la suite de cet état de l'art sur la prise en compte des conditions météorologiques dégradées, seules les publications du domaine de la recherche seront analysées. En effet, certains produits commerciaux proposent des modules qui permettent de prendre en compte de telles conditions mais les détails techniques ne sont pas dévoilés ce qui rend l'analyse impossible.

## E.1 Modélisation physique de la pluie et des caméras

Des modélisations numériques combinant la pluie et les caméras existent [64] [3]. Elles utilisent pour cela les lois physiques de la pluie qui ont pu être établies et un modèle de caméra avec lentille et ouverture (profondeur de champ non infinie). L'utilisation d'un tel

modèle de caméra (et non d'un simple sténopé) est importante pour la simulation de pluie sur les images car les réglages de la caméra ont un impact sur la visibilité de la pluie [64]. Les différentes lois, sur la pluie et les caméras, utilisées dans ces modèles sont détaillées dans le suite de cette partie.

#### E.1.1 Les lois sur la pluie

Le paramètre macroscopique permettant de mesurer la quantité de pluie est l'intensité de pluie (*Rainfall rate*,  $R_R$ ). Cette intensité de pluie s'exprime généralement en  $mm.h^{-1}$ . D'un point de vue mésoscopique, la taille, la répartition ou encore la vitesse de chaque goutte doivent être connues. Ces paramètres auront en effet un impact sur les images acquises en condition de pluie. Plusieurs travaux de recherche portent sur l'analyse des ces paramètres et tentent de modéliser les relations qu'il y a entre eux.

La première loi de modélisation concerne la relation entre l'intensité de pluie et la répartition de la taille des gouttes. La loi la plus connue est celle de Marshall Palmer [118]. Suivant cette loi, la densité de pluie en fonction la taille des gouttelettes est donnée par :

$$N_a = N_0 e^{-\lambda a} \tag{E.1}$$

où *a* est le diamètre des gouttelettes,  $N_a da$  est le nombre de gouttes de diamètre compris entre *a* et *a* + *da* avec :

$$N_0 = 0.08 \, c \, m^{-4} \tag{E.2}$$

quelque soit l'intensité et

$$\lambda = 41 R_{\rm R}^{-0.21} cm^{-1} \tag{E.3}$$

où R<sub>R</sub> est l'intensité de pluie en  $mm.h^{-1}$ .

Des études permettent de valider la loi de Marshall-Palmer tout en montrant quelques écarts [367]. D'autres lois reliant l'intensité de pluie à la répartition de la taille des gouttes existent [830] [389]. Certaines utilisent cependant des paramètres supplémentaires ce qui les rend difficilement utilisables pour de la simulation numérique. Dans tous les cas, la taille des gouttes dépasse rarement 6*mm* même si des gouttes de taille plus importante peuvent exister [3]. Barnum fait même l'approximation d'une distribution de la taille des gouttes uniforme uniquement entre 1*mm* et 3*mm* de diamètre [7].

Dans ce modèle les gouttes sont considérée comme des sphères. Des modélisations affinent cette hypothèse en précisant la forme des gouttes analytiquement [10] [28] [218]. Par exemple, la forme des gouttes peut-être modélisée comme une déformation d'une sphère par une approximation sinusoïdale [10]. Cette modélisation est représentée sur la Figure E.1.

Un phénomène oscillatoire de la forme des gouttes a aussi été mis en évidence [813] [28] [812] même si ce dernier est souvent négligé. De plus, ce phénomène mineur peut être négligé dans le cas ou des sources non ponctuelles sont présentes [8], ce qui représente la plupart des cas en contexte routier.

Le second ensemble de lois porte sur la relation entre la taille et la vitesse des gouttes. En effet les gouttes en chute libre tombent dans un état stationnaire après 9*m* de chute. Les forces de gravité et de résistance à l'air s'annulent alors et la vitesse devient constante : on parle de vitesse terminale de chute. Différentes formules relient ainsi la taille des gouttes à leur vitesse terminale de chute. Ici le phénomène du vent est négligé. La vitesse terminale



FIGURE E.1 – Forme des gouttes proposées par Beard [10].

de chute est donc verticale dans ce type de formule. L'impact du vent a été analysé dans plusieurs travaux [813] [834]. Dans les modélisations simulant caméra et pluie, seule une variation de l'angle de chute est ajouté pour prendre en compte le vent [64] [15] (en gardant la vitesse de chute proposée par les formules précédentes). Dans toutes ces formules, la vitesse des petites gouttes (diamètre inférieur à 0.5*mm*) peut être sous-estimée [635] [3]. Cela provient du fait que les grosses gouttes (de vitesse élevée) peuvent éclater en petites gouttes. Ces petites gouttes, qui conservent momentanément la vitesse de la goutte initiale, ont donc une vitesse de chute supérieure à celle estimée par les lois classiques. Cela n'a pas beaucoup d'impact sur les mesures car les petites gouttes ont un rôle mineur dans l'estimation de l'intensité de pluie [3]. Pour ce phénomène, on parle de vitesse superterminale [635]. A l'inverse, les collisions entre gouttes pourraient entrainer des vitesses de chute inférieures à celles attendues [635]. Dans ce second cas, les effets sont tout de même moins conséquents et plus rares [635].

Garg [61] [64] utilise une formule reliant la taille des goutte à leur vitesse approximant celle de Gunn et Kinzer [68]. Bien que la formule proposée soit plus complexe [68], la vitesse peut être approximée par :

$$v = 200\sqrt{a} \tag{E.4}$$

où *a* est le diamètre de la goutte en *m* et *v* est la vitesse terminale de chute en  $m.s^{-1}$ .

Une autre formule (approximation) proposée par Gunn et Kinzer [68] est aussi souvent utilisée [63] [461] :

$$\nu = 9.40 \left( 1 - e^{-3.45 \times 10^3 a^{1.31}} \right) \tag{E.5}$$

où *a* est le diamètre de la goutte en *m* et *v* est la vitesse terminale de chute en  $m.s^{-1}$ .

Une formule approximant les résultats de Gunn et Kinzer sous forme polynomiale est proposée par Foote [52] :

$$v = -0.19274 + 4.9625a - 0.90441a^2 + 0.056584a^3$$
(E.6)

où *a* est le diamètre de la goutte en mm et v est la vitesse terminale de chute en  $m.s^{-1}$ . Cette formule existe aussi aux ordres 5, 9 et 11. Elle est utilisée par Barnum [8].

Villermaux [179] propose aussi une formule :

$$v = \sqrt{\frac{4}{3C_{\rm D}} \frac{\rho}{\rho_a} g a}$$
(E.7)

où *a* est le diamètre de la goutte, *v* la vitesse terminale de chute,  $C_D$  le coefficient frottement,  $\rho$  la masse volumique de l'eau,  $\rho_a$  la masse volumique de l'air, et *g* la constante de pesanteur. Cette formule est utilisée par Allamano [3]. En prenant des valeurs standard (C<sub>D</sub> = 0.5;  $\rho$  = 1000 $kg.m^{-3}$ ;  $\rho_a$  = 1.2 $kg.m^{-3}$ ; g = 9.8 $m.s^{-2}$ ), on obtient :

$$v = 148\sqrt{a} \tag{E.8}$$

où *a* est le diamètre de la goutte en *m* et *v* est la vitesse terminale de chute en  $m.s^{-1}$ . Cette formule donne donc un résultat approché de celui de Garg.

Atlas [28] propose aussi une formule, valable pour des diamètres de goutte compris entre 0.6 et 5.6*mm* :

$$\nu = 9.65 - 10.30e^{-600a} \tag{E.9}$$

où *a* est le diamètre de la goutte en *m* et *v* est la vitesse terminale de chute en  $m.s^{-1}$ . Cette dernière proposition a pu être validée lors de certains épisodes de pluie par des essais récents [812]. En revanche, pour d'autres épisodes de pluie, des gouttes plus lentes ont été mesurées [812].

Enfin, pour avoir un modèle complet, il est nécessaire de connaitre la position des gouttes dans l'espace. La répartition aléatoire uniforme des gouttes est toujours retenue [61] [611] [64] [184]. De plus, il est possible de considérer l'ensemble des paramètres liés à la pluie comme constants dans l'espace (quelques mètres) et dans le temps (quelques minutes) [64]. Enfin, même si on inverse l'ordre des images d'une séquence filmée sous la pluie, cette dernière parait naturelle [164]. En effet, une même goutte n'est visible que sur une ou deux images à la suite car sa vitesse de chute est trop rapide [164]. Il n'est donc pas nécessaire de prendre en compte la trajectoire d'une goutte entre les différentes images.

#### E.1.2 Pluie et lumière

A présent, la quantité, la position, la taille, la forme et la vitesse des gouttes sont connues par les relations proposées précédemment. Afin de pouvoir modéliser l'impact des gouttes sur les images acquises par caméra, il est nécessaire de pouvoir interpréter leur interaction avec la lumière.

Ce comportement a été modélisé par différents travaux. Garg [63] décompose la luminance émise par la goutte dans une direction donnée en fonction de la luminance réfléchie depuis l'extérieur, de la luminance réfractée et de la luminance provenant d'une réflexion interne. Ainsi, une goutte de pluie peut être modélisée comme une lentille qui réfléchie et réfracte la lumière de l'environnement vers l'observateur[63]. Cette modélisation permet d'aboutir à la conclusion qu'une goutte émet la lumière perçue derrière elle dans un cône de 165° [63] (Figure E.2). Pour des scènes extérieures en plein jour, en considérant que le ciel est majoritaire dans le cône de 165°, il est possible de considérer que les gouttes de pluie émettent une luminance constante (notée L) [64], et généralement supérieure à celle de la scène [64].

Enfin, du point de vue colorimétrique, la variation en intensité est la même pour les trois canaux R, G et B lorsqu'une goutte passe devant un pixel [198] [64]. Elle est aussi la même entre les différentes régions de l'image [198]. La variation en intensité ne dépend donc ni du canal couleur, ni du fond de l'image.

Toutes ces hypothèses sont valides pour des scènes de jour mais ne le sont pas pour des scènes de nuit. Pour cela, une modélisation plus complexe prenant en compte chaque source lumineuse est nécessaire [422].

Les constatations précédentes concerne l'étude de l'interaction entre la pluie et la lumière en modélisant chacune des gouttes. Des analyses sur l'extinction de l'atmosphère en condition de pluie (analyse macroscopique de l'effet de la pluie sans considérer chaque goutte) ont aussi été menées dans les domaines visible et infra-rouge [831] [461]. Alors que ces dernières sont concluantes pour le brouillard, ce n'est pas le cas pour la pluie [461].



FIGURE E.2 – Champ de vision à travers une goutte.

#### E.1.3 Pluie et caméra

Le dernier élément à modéliser pour pouvoir interpréter l'impact de la pluie sur les images acquises est la caméra. De nouveau, de nombreux modèles existent. Une caméra peut être modélisée comme un ensemble lentille, diaphragme, obturateur et capteur comme le montre la Figure E.3. Ces éléments possèdent des paramètres : temps d'exposition, ouverture, distance de focus et distance focale. Des travaux ont permis de prouver l'importance des réglages adoptés sur la visibilité de la pluie sur les images [3] [64]. Différents travaux rappellent les lois existantes entre chacun des paramètres [3] [64] [141].

On considère une goutte G de diamètre *a* à une distance *z* de la caméra et à une position (x, y) par rapport à l'axe optique. Sa vitesse est notée v(a) et peut être déterminée d'après les propositions faites dans la partie précédente. La caméra possède les paramètres suivant :

- Temps d'exposition : T en s
- Ouverture : q = f/n
- Distance focale : f en m
- Taille d'un pixel sur le capteur : p en m
- Distance où est positionné le focus : d en m
- Largeur de l'image : W en nombre de pixels
- Hauteur de l'image : H en nombre de pixels

Toutes les formules sont issues de deux relations : relation de conjugaison des lentilles et relation de Thalès. Ces deux relations permettent d'abord de proposer trois calculs

élémentaires : la profondeur du plan image déterminée par la relation de conjugaison des lentilles, la position des images déterminée par la relation de Thalès, et le diamètre du cercle de confusion déterminé par la combinaison des deux relations (conjugaison et Thalès).



FIGURE E.3 – Schéma optique du modèle de caméra utilisé.

La profondeur z' du plan image de la goutte à la distance z peut être déterminée par la relation de conjugaison des lentilles. On a ainsi, d'après la Figure E.3 :

$$\frac{1}{z'} - \frac{1}{z} = \frac{1}{f}$$
(E.10)

soit

soit

$$z' = \frac{f z}{z+f} \tag{E.11}$$

La seconde formule est déduite de la relation de Thalès. Comme les rayons passant par le centre de la lentille ne sont pas déviés (Figure E.3), on a, avec x' la position de l'image G' de la goutte G à la position x:

$$\frac{x'}{z'} = \frac{x}{z} \tag{E.12}$$

$$x' = \frac{x \ z'}{z} \tag{E.13}$$

Finalement, en remplaçant z'

$$x' = \frac{xf}{z+f} \tag{E.14}$$

Il en est de même pour les positions horizontale et verticale mais aussi pour la taille des gouttes et de leur images. A noter, comme  $f \ll d$  (respectivement  $f \ll z$ ),  $d \pm f$  (respectivement  $z \pm f$ ) est souvent approximé par d (respectivement z) dans l'ensemble des formules proposées [8].

Enfin, le rapport entre la distance du plan image et la distance du capteur permettent de déterminer C(z), le diamètre du cercle de confusion (phénomène de flou) d'après les notations de la Figure E.3. Ce cercle permet d'obtenir l'effet de flou par convolution.

Tout d'abord, comme la position du focus est fixée à la distance d par l'utilisateur, le capteur est à la distance d' par la relation de conjugaison des lentilles :

$$d' = \frac{f d}{d+f} \tag{E.15}$$

XXIII

Enfin, par la propriété de Thalès appliquée aux triangles  $MN_1N_2$  et  $MO_1O_2$ , on a :

$$\frac{\mathcal{C}}{|z'-d'|} = \frac{q}{z'} \tag{E.16}$$

soit

$$C = \frac{q |z' - d'|}{z'}$$
(E.17)

On obtient finalement en supposant z > f > 0:

$$C = C(z) = q \left| 1 - \frac{d(z-f)}{z(d-f)} \right| = \frac{f}{N} \left| 1 - \frac{d(z-f)}{z(d-f)} \right|$$
(E.18)

Ainsi, le même objet à différentes distance de la caméra produit des images très différentes.De même, un changement des paramètres de la caméra produisent les mêmes différences.

La profondeur z d'une goutte a donc une influence directe sur son image dans le plan du capteur. L'impact de la pluie sur les images peut donc être simulé par tranches successives. On prend donc une tranche d'épaisseur dz à la profondeur z.

On détermine ensuite le nombre de gouttes et la taille de ces dernières par la loi de Marshall-Palmer dans le volume V(z) avec :

$$V(z) = \frac{p^2 \, dz \, H \, W \, z^2 \, (d - f)}{d \, f} \tag{E.19}$$

On déterminera alors le masque de transparence de la tranche en cours (M) en calculant l'impact de chacune des gouttes G successivement.

En reprenant le même principe que pour le calcul de la position de l'image de la goutte, il est possible de déterminer la longueur l(a) de la trainée engendrée par chaque goutte de diamètre *a* sur l'image :

$$l(a) = \frac{(T \ v(a) + a) \ d \ f}{p \ z \left(d - f\right)}$$
(E.20)

avec v(a) la vitesse terminale de chute de la goutte en suivant l'une des lois proposées précédemment.

Ensuite, on définit  $\alpha$  le facteur de transparence de la trainée de la goutte :

$$\alpha = \alpha_s.\alpha_t \tag{E.21}$$

Cette valeur  $\alpha$  se décompose en deux facteurs :  $\alpha_s$  le facteur de transparence surfacique et  $\alpha_t$  le facteur de transparence temporel.

Le facteur de transparence temporel ( $\alpha_t$ ) est lié au fait que le goutte est en mouvement rapide par rapport au temps d'exposition. La goutte produit ainsi une trainée sur l'image car elle parcourt plusieurs pixels lors du temps d'acquisition.La trainée n'est donc pas entièrement opaque car chaque pixel a intégré la luminance émise par goutte seulement pendant une partie du temps d'exposition. Le reste du temps d'exposition, le pixel était illuminé par la scène sans goutte. On obtient donc :

$$\alpha_t = min(\frac{1}{l(a)}; 1) \tag{E.22}$$

Le facteur de transparence surfacique ( $\alpha_s$ ) correspond au cas ou la goutte ne recouvre pas entièrement un pixel. L'intensité lumineuse intégrée par le pixel est alors partagée entre celle qui provient de la goutte et celle qui provient de la scène au prorata des surfaces.

$$\alpha_s = min\left(\left(\frac{a\,d\,f}{p\,z(d-f)}\right)^2; 1\right) \tag{E.23}$$

A partir du coefficient  $\alpha$ , il est possible de définir un masque de transparence  $M_G$  de la goutte G. Ce masque, de la même taille que l'image d'origine est égal à  $\alpha$  sur la zone de la trainée engendrée par la goutte et à 0 ailleurs. Ainsi, on a terme à terme :

$$M_{G}(i, j) = \begin{cases} \alpha, \text{ si la goutte masque le pixel } (i, j) \\ 0, \text{ sinon} \end{cases}$$
(E.24)

Afin d'obtenir le masque de transparence global de la couche, il suffit d'effectuer une addition terme à terme :

$$M = M + M_G \tag{E.25}$$

Lorsque toutes les gouttes de la tranche *z* ont été traitées, le masque de transparence global de la couche est obtenu. Ce masque ne prend alors pas en compte le phénomène de flou entrainé par le disque de confusion. Il est possible de prendre en compte ce phénomène simplement en effectuant une convolution par un disque de diamètre C(z). En notant  $Ker_C$  le noyau correspondant, on a :

$$M_f = M * Ker_C \tag{E.26}$$

où  $M_f$  est le masque flou de la tranche de pluie à la profondeur z.

L'impact  $(M_f)$  sur l'image de la tranche de pluie à la profondeur z et d'épaisseur dz peut alors être ajouté aux couches précédentes :

$$I_i = L M_f + (1 - M_f) \times I_{i-1}$$
(E.27)

avec I<sub>0</sub> l'image sans pluie et I<sub>*i*-1</sub> l'image avec les effets de la pluie sur  $[z; Z_{max}]$ .

Ainsi, en partant d'une image sans pluie, l'effet des goutte de pluie sur l'image peut être ajouté couche après couche en partant du fond et an allant jusqu'à la caméra.

Référence	Année	Mesure de pluie	Réglage spécifique	Scène dynamique	Caméra mobile	Nombre d'images	Temps	Photométrique	Couleur	Patch	Orientation	Forme	Taille	Ondelettes (spatial)	Fréquentiel (spatial)
Garg [62]	2004	$\checkmark$	$\checkmark$			3	$\checkmark$	$\checkmark$				$\checkmark$	$\checkmark$		
Bossu [15]	2005	$\checkmark$		$\checkmark$		$\sim 10$	$\checkmark$	$\checkmark$			$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$		
Zhang [198]	2006			$\checkmark$		$\infty$	$\checkmark$		$\checkmark$						
Barnum [7]	2007			$\checkmark$		1					$\checkmark$				$\checkmark$
Brewer [16]	2008			$\checkmark$		3	$\checkmark$	$\checkmark$			$\checkmark$	$\checkmark$			
Park [136]	2008					2	$\checkmark$								
Liu [107]	2008			$\checkmark$		2	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$					
Zhao [201]	2008			$\checkmark$		$\infty$	$\checkmark$	$\checkmark$							
Roser [147]	2008	~ *		$\checkmark$	$\checkmark$	1		$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$					
Jia [93]	2011			$\checkmark$		60	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$						
Shen [159]	2011			$\checkmark$		3	$\checkmark$	$\checkmark$							
Tripathi [173]	2011			$\checkmark$		15	$\checkmark$								
Zhao [200]	2011	~				$\infty$	$\checkmark$			$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$		
Kang et al. [96]	2012			$\checkmark$	$\checkmark$	1		$\checkmark$		$\checkmark$					
Krishnan [101]	2012					$\sim 10$	$\checkmark$	$\checkmark$							
Tripathi [174]	2012			$\checkmark$		5	$\checkmark$			$\checkmark$					
Xu [188]	2012			$\checkmark$	$\checkmark$	1		$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$					
Xue [189]	2012			$\checkmark$		2	$\checkmark$							$\checkmark$	
Chen [24]	2013			$\checkmark$	$\checkmark$	1		$\checkmark$		$\checkmark$					
Pettersson [140]	2013			$\checkmark$		3	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$						
Santhaseelan [154]	2013			$\checkmark$		2	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$						
Zhen [202]	2013					9		$\checkmark$						$\checkmark$	
Huiying [90]	2014					5	$\checkmark$		$\checkmark$						
JieChen [94]	2014			$\checkmark$		9	$\checkmark$	$\checkmark$	$\checkmark$				$\checkmark$		
Yao [195]	2014			$\checkmark$		5	$\checkmark$				$\checkmark$				
Allamano [3]	2015	$\checkmark$	$\checkmark$			3	$\checkmark$	$\checkmark$							

TABLEAU E.1 – Les algorithmes de segmentation et de suppression de pluie référencés dans l'état de l'art. (\*) Algorithme de classification des conditions météorologiques (sans segmentation de la pluie).

## E.2 Mesures de présence ou d'intensité de pluie par caméra

Cette section présente les différents travaux de recherche permettant la mesure de la présence ou de l'intensité de pluie par une caméra. Les trois premières parties portent sur les trois travaux dont l'objectif est la mesure de l'intensité de pluie par une caméra simple : Garg [64], Allamano [3] et Bossu [15]. Les parties suivantes font l'état de l'art des méthodes annexes : détection de présence de la pluie, mesure d'intensité de pluie utilisant des installations spécifiques, mesure de pluie sur pare-brise.

# E.2.1 Garg : caméra avec réglages adaptables pour mesurer l'intensité de la pluie

#### Vision and rain [64], une référence pour la vision artificielle en conditions de pluie.

Garg [64] fait un récapitulatif des différents travaux menés. Il reprend donc la plupart des éléments cités dans la suite : modélisation de l'apparence de la pluie pour une caméra (modélisation photométrique et dynamique), algorithme de détection et de suppression de la pluie par traitement d'images, analyse de la visibilité de la pluie en fonction de réglages de la caméra, réglages des paramètres de la caméra pour minimiser les effets de la pluie sur l'image, choix des réglages pour l'utilisation d'une caméra pour la mesure de la pluie , création d'un simulateur numérique de pluie réaliste.

#### Visibilité de la pluie en fonction des réglages de la caméra.

Garg [62] [64] propose une analyse de la visibilité de la pluie selon les réglages de la caméra. En effet, selon les réglages de la caméra, les effets produits par les gouttes de pluie sur l'image peuvent être réduits ou augmentés. Ce phénomène est dû à la vitesse élevée des gouttes de pluie [62]. Ces conclusions ne sont donc pas vraies pour de la neige qui est plus lente.

#### Suppression de la pluie par réglage de la caméra.

Garg [62] propose finalement une méthode pour réduire les effets de la pluie sans impacter l'image acquise en modifiant les paramètres de la caméra utilisée. Cette suppression utilise des réglages proches des réglages originaux de la caméra mais choisis avec soin pour limiter l'impact de la pluie sur les images. Cette méthode reste cependant limitée lorsque des objets en mouvement rapide ou proches de la caméra sont présents.

#### Mesure de l'intensité de pluie par caméra.

Garg [62] propose aussi une méthode de mesure de l'intensité de pluie par une caméra. Il utilise pour cela des réglages de caméra particuliers qui ont pour effet d'augmenter les effets de la pluie sur l'image. Les images ne sont donc pas utilisables pour une autre application. La mise en valeur des gouttes de pluie par les réglages choisis permet ensuite d'effectuer une segmentation par différence d'images successives. Cette segmentation est ensuite filtrée grâce à des critères de taille et de forme des gouttes obtenues. La surface totale segmentée est ensuite reliée à l'intensité de pluie par des calculs prenant en compte la vitesse des gouttes et les réglages de la caméra. Bien que cette méthode présente une première mesure de la pluie par caméra, elle possède cependant différentes lacunes. Cette méthode nécessite de régler spécifiquement la caméra pour rendre visible la pluie, ce qui rend a priori les images inutilisables pour la majorité des applications courantes en contexte routier. De plus, peu d'épisodes de pluie sont testés et proposés dans les publications. La mesure de l'intensité de pluie réelle (valeur mesurée par une station météorologique) n'est pas localisée au même endroit que la caméra pour les tests. La méthode permet la mesure de l'intensité de pluie sur des images, mais elle ne dispose pas d'un module de décision de présence de la pluie. Enfin, cette méthode nécessite une segmentation ce qui impose de choisir de nombreux paramètres arbitrairement. Malgré ces lacunes, la méthode présentée est la preuve de la faisabilité de la mesure de pluie par caméra monoculaire grand public.

#### Modélisation des effets de la pluie sur les images acquises.

Garg [61] repart des études physiques sur la pluie pour modéliser les effets de la pluie sur les images. En particulier, il utilise la loi de Marshall-Palmer [118] et la loi donnée par Gunn [68] pour la vitesse. Il reprend aussi l'hypothèse de la répartition des gouttes uniforme qui est faite en général. En prenant le cas d'une caméra avec lentille et ouverture, il modélise ainsi le comportement dynamique et photométrique de la pluie ainsi que son effet sur les images acquises.

#### Suppression de la pluie par traitement d'image.

Après avoir modélisé les effets de la pluie sur une image acquise par une caméra, Garg [61] propose une méthode de détection et de suppression de la pluie sur les vidéos. Cet algorithme est le même que celui utilisé pour la mesure de l'intensité de pluie par caméra. Sommairement, une segmentation est faite par différence entre deux images successives. Les zones obtenues sont ensuite filtrées selon leur forme et leur taille pour ne conserver que les objets réellement assimilables à des gouttes. Cette méthode présente tout de même deux défauts. D'abord, lors de pluies fortes, il arrive qu'un pixel soit impacté par des gouttes de pluie lors de trois images consécutives [107]. La détection ne peut alors pas se faire par différence d'images. Ensuite, à cause du bruit ou de la compression de la vidéo, l'écart en intensité due à une goutte n'est pas toujours le même avant et après son passage [107] ce qui est de nouveau une source d'erreurs lors de la détection.

## E.2.2 Allamano : caméra réglée spécifiquement pour la mesure de l'intensité de pluie

Allamano [3] reprend les travaux de Garg pour mesurer la pluie grâce à une caméra. Il utilise ainsi, une différence d'images pour segmenter les objets en mouvement sur l'image. Cela suppose que le fond soit figé. Une fois la segmentation effectuée, les zones segmentées sont filtrées par leur taille et leur forme. Les critères de ce filtrage sont choisis en cohérence avec les modèles de vitesse et de taille des gouttes ainsi qu'avec les réglages de caméra. Le seuil utilisé pour la segmentation est ensuite calibré par rapport à une mesure de pluie faite par un pluviomètre standard. Ainsi, une mesure de pluie par caméra est possible grâce à ce dispositif calibré. Afin de stabiliser la mesure, la mesure d'intensité est effectuée et moyennée sur dix images successives. Cependant, bien que la méthode proposée montre une fois de plus la faisabilité d'une mesure de pluie par caméra, elle présente différentes limites. D'abord, la plage d'erreur est de  $\pm 25\%$  et la méthode présente des difficultés pour détecter des gouttes d'une taille supérieure à 4mm [3]. L'intensité de pluie minimale pouvant être mesurée par le capteur de référence (pluviomètre à augets) utilisé pour les essais était de  $12mm.h^{-1}$ . Cette intensité est déjà très élevée pour des pluies naturelles et des données pour des pluies d'intensité plus faible sont manquantes. De plus, la méthode utilise un calibrage. Or ce calibrage est spécifique à une caméra et une scène donnée. Enfin, la méthode de segmentation utilise un fond fixe et des réglages particuliers de caméras sont nécessaires, la rendant inutilisable pour d'autres applications potentielles.

#### E.2.3 Bossu (IFSTTAR) : caméra de surveillance pour mesurer l'intensité de pluie

#### Visibilité de la pluie en fonction des réglages de la caméra.

Bossu [15] [285] propose une simplification de la valeur de la visibilité de la pluie proposée par [64] dans le cas de la vidéo surveillance. En effet, dans ce contexte particulier la profondeur de champ est maximale (quasiment infinie).

#### Détection et mesure de la pluie par caméra.

Bossu [15] [285] présente une méthode de détection de présence et de mesure d'intensité de la pluie et de la neige par caméra. Cette méthode est basée sur une extraction fond-forme qui permet d'obtenir une image des trainées des gouttes de pluie ou des flocons de neige. Cette extraction ajoute au filtrage temporel des contraintes liées au cas particulier des trainées des goutte de pluie ou des flocons. Ces contraintes sont d'ordre photométrique (intensité des gouttes par rapport au fond) et géométriques (taille des gouttes). Cette étape de sélection aboutit à un masque contenant des objets étant potentiellement des trainées de gouttes. Elle est suivie d'une analyse de l'histogramme des orientations des objets obtenus. Cette méthode est ainsi renommée Histogram of Orientation of rain or snow Streaks (HOS). Cet histogramme est ensuite approché par la combinaison d'une loi gaussienne et d'une loi uniforme. Elle contient en effet une composante uniforme liée aux objets courants ou au bruit. Les objets courants ou le bruit comportent en effet en moyenne des directions principales uniformément réparties. La loi gaussienne est quant à elle centrée sur l'orientation majoritaire des trainées des gouttes. Les gouttes tombent en effet sous un certain angle lié à la fois à la gravité et au vent. Un filtrage temporel est ensuite appliqué pour stabiliser les coefficients de la combinaison des deux lois. L'analyse de ces coefficients permet de déterminer la présence de pluie ou de neige. En effet, quand la composante gaussienne est présente, il pleut ou il neige. De plus, cette étude propose une estimation de l'intensité de pluie à partir des coefficients obtenus lors de l'ajustement de la combinaison. Il est montré que cette nouvelle méthode d'estimation de l'intensité de pluie est fortement corrélée à l'estimation faite par Garg [15]. Cette méthode permet la détection de la pluie, c'est à dire de dire s'il pleut ou non. En revanche, à l'inverse de Garg, cette méthode ne permet pas de conclure clairement sur l'intensité de pluie [15]. De plus,
comme Garg, cette méthode utilise une segmentation qui induit des choix de paramètres arbitraires et les mesures de pluie par caméra ne sont testées que sur quelques exemples avec une mesure étalon éloignée.

### Suppression de la pluie par HOS.

Le travail de mesure de la pluie par une caméra de surveillance rapporté dans la partie précédente a permis de créer un algorithme de segmentation des gouttes de pluies. Cette segmentation permet alors la suppression des effets de la pluie sur les images.

### E.2.4 Roser : caméra embarquée pour classifier les conditions météorologiques

Roser [147] propose une classification des conditions météorologiques en trois classes : temps clair, pluie légère, et pluie forte. Il utilise pour cela des images issues d'une caméra fixée derrière le pare brise d'un véhicule en circulation avec des réglages standard. Au lieu d'utiliser une segmentation des gouttes de pluie en chute libre comme les font les autres méthodes, Roser propose de créer un vecteur de description basé sur des histogrammes. Ces histogrammes sont créés à partir de nombreux descripteurs d'images. Il utilise ensuite ces histogrammes en entrée d'un classifieur de type SVM. Cette méthode présente donc l'avantage de ne pas faire appel à une segmentation et donc au choix d'un seuil. Les descripteurs utilisés sont les suivant : la teinte et la saturation (espace colorimétrique HSV), la netteté (critère de Tenengrad), le contraste, et la brillance. La création des histogrammes pour ces descripteurs est faite sur l'image entière mais aussi sur des sous-fenêtres. Le taux d'erreur de classification par cette méthode est inférieur à 15% [147]. Cette méthode est donc plus proche de la vision que l'on adoptera par la suite. Elle n'est en revanche pas testée face à de vraies mesures de pluie (estimation des trois classes à l'œil nu).

### E.2.5 Méthodes de mesure d'intensité de pluie par caméra avec une installation spécifique

### Avec plusieurs caméras.

Le système HYDROP [367] utilise deux caméras synchronisées pour retrouver la position et la taille des gouttes. Ce système, bien qu'il utilise la vision artificielle, ne peut donc pas faire partie des systèmes de mesure de pluie par une caméra simple. Schuur [747] compare un système de mesure de la répartition de la taille des gouttes basé sur deux caméras à des données issues de mesures radar. Ce type de système n'est une fois de plus pas assimilable à de la mesure de pluie par une unique caméra.

### A partir de la pluie sur le pare-brise.

Des méthodes tentent non pas de détecter les gouttes de pluie en chute libre mais les gouttes présentes sur le pare-brise [30] [192] [193] [880] [190] [884] [102] [129] [457] [135] [146] [196]. Ces dernières ne seront cependant pas plus détaillées ici car elles tombent hors du cadre fixé.

### E.3 Méthodes de segmentation et de suppression de la pluie

Quelques états de l'art [155] [154] [172] sur les algorithmes de segmentation et de suppression de la pluie existent. Tripathi [172] propose un benchmark basé sur la métrique de Barnum [7]. Cette métrique[7] permet une mesure de la qualité d'un algorithme de suppression de pluie. Elle est basée sur une comparaison vrai positif et faux positif et ne peut donc pas s'appliquer à des images réelles car la pluie doit y être ajoutée artificiellement. En effet, pour cette mesure une image sans pluie doit être disponible en guise de vérité terrain. Il [173] [174] propose aussi une métrique pour valider les algorithmes de suppression de pluie. Cette dernière repose sur la mesure de la variance pour chaque pixel au cours du temps. Lorsque la pluie a été correctement supprimée, la variance temporelle est alors quasiment nulle. Cette seconde méthode ne nécessite pas d'utiliser une image originelle sans pluie. D'autres méthodes d'évaluation des algorithmes de suppression de pluie reposent sur l'analyse de fonctions finales particulières : Barnum [7] [8] utilise un algorithme de suivi de points sur deux vidéos identiques. L'une avec de la pluie (vidéo originale) et l'autre sans pluie (après traitement de suppression). Cela permet d'évaluer l'efficacité de l'algorithme de suppression de pluie. Il constate que les points les mieux suivis ne sont pas impactés par la pluie. Cependant, une amélioration sur le suivi est visible pour les points moins évidents. Kang [96] propose un exemple d'image sur laquelle un détecteur de piéton basé sur un HOG réalise une meilleure détection lorsque la pluie a été retirée.

Les différents états de l'art proposent des classements des algorithmes de suppression de pluie variés : spatial ou temporel [195], temporel ou fréquentiel spatial [172] [107]. Le défaut de ces classifications est que la répartition des algorithmes n'est pas très représentative dans chaque famille. Par exemple, les algorithmes utilisant le domaine fréquentiel spatial sont très peu nombreux. Plutôt que de proposer des familles, les algorithmes seront recensés ici en un seul groupe. Afin de pouvoir identifier les outils employés dans chacun des algorithmes, le Tableau E.1 propose un récapitulatif des algorithmes et de leurs caractéristiques.

Comme le montre le Tableau E.1, les principales caractéristiques qui permettent la segmentation des gouttes de pluie en chute libre sont : le temps (différence entre images, extraction fond-forme, ou intégration temporelle), la photométrie (différence de niveau d'intensité), la couleur, le patch de pixels, l'orientation des trainées, la forme des trainées, la taille des trainées, les ondelettes spatiales ou encore le passage dans le domaine fréquentiel spatial.

La plupart des méthodes utilisent une extraction fond-forme ou une différence d'images (colonne temps du Tableau E.1). En effet, comme les gouttes de pluie produisent un effet de scintillement sur les images, et qu'un pixel n'est souvent impacté successivement qu'une seule fois au cours du temps, la détection des gouttes de pluie est souvent faite par analyse temporelle [172]. Cependant, ce type de méthode présente des limites dans certains cas. D'abord cela nécessite de travailler sur une vidéo et non sur une image unique. Certaines méthodes demandent alors de nombreuses images, voir toute une séquence vidéo (fonctionnement hors ligne). Lorsque plusieurs images sont nécessaires, une phase d'initialisation est indispensable [172] et la mémoire tampon nécessaire est parfois importante. Lors de fortes pluies, un même pixel peut être impacté par des gouttes lors de plusieurs images consécutives d'une séquence [172]. Cela remet alors en cause certaines hypothèses utilisées dans les méthodes basées sur le temps (différence d'images par exemple). En général, l'impact d'une goutte de pluie et d'un objet en mouvement sur l'intensité d'un pixel sont différents au cours du temps [172]. Cela peut permettre de différencier les deux [172]. Cependant, il peut être difficile de les distinguer dans certains cas. Par exemple, la simple détection par différence d'images aboutit à de nombreuses fausses détections [174], entre autres lorsque des objets sont en mouvement. De même, les méthodes de filtrage médian temporel (ou de différence d'images) ne fonctionnent que sur des pluies modérées et causent un effet de flou lorsque des objets en mouvement sont présents [107].

La seconde méthode d'identification des gouttes de pluie en chute libre repose sur la photométrie (intensité en niveau de gris) ou la couleur. Comme cela à été précisé dans la partie précédente, les modèles montrent que les goutte de pluie ont tendance à avoir une intensité constante sur toute l'image, en principe plus élevée que celle de la scène. De plus, les trois canaux couleurs sont souvent impactés de la même manière par les gouttes. Ces deux constatations sont utilisées dans de nombreux algorithmes de détection des gouttes de pluie sur les images. Elle peut cependant présenter des limites dans certains cas. Si la couleur du fond est proche de la couleur des goutes de pluie, la détection n'est pas possible [93]. Cela n'est pas grave dans le cas d'une restauration d'image (puisque la goutte n'a pas d'influence à cette position) mais cela peut-être problématique lorsque l'objectif visé est une mesure. Il faut donc prévoir de choisir une zone de l'image dans laquelle il n'y aura pas d'objets clairs pour effectuer une mesure de pluie par ce type de méthodes. Enfin, prendre en compte la correction gamma pour la détection de la pluie permet d'améliorer les résultats obtenus [154].

L'utilisation de patch de pixels pour la détection des gouttes de pluie repose sur l'hypothèse qu'elles sont fines. Ainsi, une goutte n'impacte que quelques pixels et un patch n'est jamais entièrement rempli par une goutte. Des patchs sont utilisés pour des apprentissages (type *codebook* avec détection des patchs pluie et non pluie) [96], pour des mesures de variances spatiales [24] [174] ou pour stabiliser des mesures de variance entre deux images successives [200]. L'utilisation d'un patch permet en effet de stabiliser des mesures de différence d'images. Il peuvent aussi permettre de faire la différence entre une modification d'intensité sur l'image liée à une goutte de pluie (local) ou liée à un objet en mouvement (global) [174].

Dans les algorithmes procédant à une segmentation des gouttes, la forme, l'orientation ou encore la taille des régions pré-segmentées (souvent par analyse temporelle, photométrique ou colorimétrique) sont utilisées pour filtrer les régions ne correspondant pas réellement à des trainées. Ce type de méthode peut tout de même présenter des limites. La forme des trainées retenue est systématiquement une ligne (ou une ellipse allongée). Cette hypothèse n'est plus valable lors de fortes pluies : la forme des gouttes peut être non rectiligne si deux trainées s'intersectent sur une image [172] [16]. Cette hypothèse est aussi mise en défaut lorsque les gouttes de pluie intersectent des objets en mouvement [16]. Enfin, les gouttes de pluie qui rebondissent à la surfaces d'objets mettent en défaut les algorithmes qui utilisent des hypothèses sur l'orientation des trainées [16].

### **E.4** Conclusion

- Les conditions météorologiques sont sources de nombreuses erreurs pour les systèmes de vision artificielle en contexte routier.
- Peu de travaux portent sur la mesure de l'intensité de pluie par caméra.
- L'impact de la pluie sur les images dépend des réglages de la caméra.
- La plupart des travaux sur la mesure d'intensité de pluie utilisent une caméra dédiée.
- Quasiment tous les travaux de mesure d'intensité ou de présence de pluie par caméra utilisent une segmentation : étape difficile source de nombreuses erreurs.
- L'évaluation des systèmes existants est partielle (station météo et caméra séparées).

# Annexe F

# Liste des acronymes

ACC régulateur de vitesse adaptatif – ou Adaptive cruise control –. 11
ADAS systèmes d'aide à la conduite avancés – ou Advanced Driver Assistance System –. 1, 6
ADEME Agence De l'Environnement Et de la Maîtrise de l'Énergie. 2
AEB freinage automatique d'urgence – ou Autonomous Emergency Braking –. 6, 11
AUC Area Under the (ROC) Curve. 74, 84, 85, 87, 88
AUCR Area Under the (ROC) Curve in Rainny conditions. 73–79, 82
AVT Allied Vision Technologies. 51
<b>BMI</b> Base de données Météo-Image. 30–32, 36, 48, 50–53, 55, 56, 59, 62, 64, 67, 69, 74, 82, 84, 87, 89, 90, 95, 98, 99
<b>CIE</b> Commission Internationale de l'Eclairage – ou <i>International Commission on Illumi-</i> <i>nation</i> –. 34
<b>CNN</b> réseaux de neuronnes convolutionels – ou <i>Convolutional Neural Network</i> –. 17
<b>DAI</b> Détection Automatique d'Incidents – ou <i>automatic incident detection</i> –. 6, 9, 10, XIII, XVIII
Dalal détecteur de piéton de Dalal [33]. 64, 83–90
DIRMC Direction Interdépartementale des Routes Massif Central. XIII
DLCF Département Laboratoire de Clermont-Ferrand. 36, 49, 53
<b>DSD</b> répartition de la taille des gouttes – ou <i>Droplet Size Distribution</i> –. 39
<b>FP</b> faux positifs – ou <i>False Positive</i> –. 84, 103
GM General Motors. 10
<b>GPS</b> Global Positioning System. 8
HOS Histogram of Orientation of rain or snow Streaks. XXIX

**IFSTTAR** Institut Français des Sciences et Technologies des Transports, de l'Aménagement et des Réseaux. XIII

INO Institut National d'Optique du Canada. XIII
JB1 Brouillard Faible de Jour. 84, 85, 87, 99, 101, 103–106
JB2 Brouillard Fort de Jour. 85, 87, 99, 101, 103–106
JCN Conditions Normales de Jour. 84–87, 99, 101, 103–106
JP1 Pluie Faible de Jour. 85, 99, 101, 103–106
JP2 Pluie Forte de Jour. 85–87, 99, 101, 103–106
LKS suivi de voie – ou *Lane Keeping System* –. 11
Max maximum. 98
MEDDE Ministère de l'Écologie, du Développement Durable et de l'Énergie. XIII
Min minimum. 98
Moy moyenne. 98
NAS serveur de stockage en réseau – ou *Network Attached Storage* –. 49
NCDC National Climatic Data Center. 52
NCN Conditions Normales de Nuit. 85–87, 99, 101, 103, 105, 106

**ONISR** Observatoire National Interministériel de la Sécurité Routière. 1

PCA analyse en composantes principales – ou *Principal Component Analysis* –. 19
PIB Produit Intérieur Brut – ou gross domestic product –. 1

ROC Receiver Operating Characteristic. 74, 84, 85

**SAE** Society of Automotive Engineers. 10

Std écart-type. 98

**STI** Systèmes de Transports Intelligents – ou *intelligent transportation system* –. 1–3, I, XII **SVM** machine à vecteurs de support – ou *Support Vector Machine* –. 13, 23, 96, XXX

**TDC** Traffic Data Collection. 9, 10

TIC Technologies de l'Information et de la Communication. XI

TJA Traffic Jam Assist. 6, 11

TN vrais négatifs – ou *True negative* –. 101

TP vrais positifs - ou True Positive -. 84, 101, 103

**USDOT** département des transports américain – ou *United State Department of Transportation* –. 1

Viola détecteur de piéton de Viola [180]. 64, 83–88, 90

VTC Vitesse Terminale de Chute - ou terminal velocity of fall -. 39, 43

**WMO** Organisation mondiale de la météorologie – ou *World Meteorological Organization* –. 34

ZNCC Zero Mean Normalized Cross-Correlation. 15, 21, 65–68

XXXVI

### Annexe G

## Liste des descripteurs d'images

BRIEF [22].17

Canny [23]. 16, 21, 26 CDIKP [175]. 20 Census [197]. 17 Color Correlogram [88]. 19 CSD Color Structure Descriptor [116]. 19 C-SIFT [1]. 19

**FAST** [148].17

FFT transformée de Fourier rapide – ou Fast Fourier Transform –. 20

**Gabor** [58]. 16

GLOH Gradient Location and Orientation Histogram [121]. 19

GradT gradient temporel ou différence d'images. 97, 98

GradX gradient 1D horizontal. viii, 16, 21, 26, 62–64, 76, 79, 80, 82, 90, 97, 98, 109, VII, VIII

GradY gradient 1D vertical. viii, 16, 21, 26, 62–64, 76, 79, 80, 82, 90, 97, 98, VII, VIII

**Gray** utilisation directe de l'intensité en tant que descripteur d'images. Une valeur de description par pixel. viii, 15, 62–64, 75, 76, 78, 79, 90, 97, 98, 109, VII

**GST** Generalized Symmetry Transform [144]. 20

Haar-like [180]. 20, 22–24, 27, 28, 62, 86

Harris [73]. viii, xii, 6, 16, 22, 24, 26, 61–64, 70, 71, 76–79, 82, 89, 90, 109, VIII

- **HOG** *Histogram of Oriented Gradient* [111]. viii, 6, 18, 19, 22–24, 26–28, 62–64, 76, 79, 86, 88–90, 109, IX
- HOI histogramme sur l'intensité des pixels ou *histogram of intensity* –. viii, xii, 18, 28, 62–64, 75, 76, 79, 80, 82, 90, VIII

**KLT** [160]. 16

**KPB-SIFT** [199]. 20

- LBP Local Binary Pattern [132]. 17
- **LRF** *Local Receptive Field* [57]. 6, 17
- **matrice de co-occurence** [71, 72]. 18, 19

Patch utilisation d'un patch directement en tant que valeur de description. 15

Rank Transform [197]. 17

RGB utilisation directe du triplet couleur. 15, 62

**segmentation** utilisation d'un résultat de segmentation en tant que valeur de description de l'image. 15, 16

Shape Context [11]. 18

**SIFT** [111]. 19, 20, 24, 27

**Sobel** [163]. viii, 16, 21, 26, 62–64, 76, 79, 90, VII, VIII

**SURF** [9]. 20, 24

- SUSAN [162].16
- **symétrie** Ensemble des descripteurs d'images basés sur la symétrie. Deux nombreuses variantes existent (par exemple, [144, 156, 14, 20, 99, 13, 26]) et aucune n'est réellement majoritairement utilisée. 20, 22, 23, 27, 62

TDNN Time-Delay Neural Network [185]. 17

transformée de Hough Initialement proposée par Hough [84]. A ensuite été généralisée de nombreuses fois (par exemple, [39, 6]). 18, 22, 23, 27, 28, 62, 82

## Annexe H

## Liste des symboles

- *a* Diamètre des gouttes de pluie. xi, 40, 42, 43
- Acc score de justesse ou Accuracy –. 101
- $\alpha_s$  Facteur de transparence surfacique d'une goutte de pluie. 43
- $\alpha_t$  Facteur de transparence temporel d'une goutte de pluie. 43
- $\alpha$  Facteur de transparence total d'une goute de pluie. xi, 43
- β Coefficient d'extinction de l'atmosphère pour le calcul de la théorie de Koschmieder. 33–35
- C Contraste défini par la loi de Duntley. xi, 33, 34, 97, 98, 100-105
- D Distance entre l'objet et l'observateur pour le calcul de la théorie de Koschmieder. xi, 33, 34
- d Distance entre la caméra et la position du plan de focus. 41–44, 51, 53, 55, 56, 58, 82
- Diam Diamètre du cercle de confusion. 44
- D<sub>L2</sub> Distance entre deux images basée sur la norme L2. xii, xv, 70, 71, 73, 74, 79–81
- $\mathrm{D}_{\mathrm{L2}}^{max}$  Distance  $\mathrm{D}_{\mathrm{L2}}$  maximale atteinte par un descripteur d'image sur une Base de données Météo-Image. 74
- dR<sub>O</sub> Facteur aléatoire sur l'orientation de la pluie. 41, 43
- f Distance focale de la lentille de la caméra. 41–44, 51, 53, 55, 56, 58, 82
- $\mathbf{F}_t$ Vecteur contenant les sorties du réseau de neurones sur l'image en cours à l'instant t. 104
- γ Facteur de filtrage temporel pour optimiser l'algorithme de mesure des conditions météorologiques. xiii, xv, 104–106
- H Hauteur de l'image (en nombre de pixels). 42, 43

hist<sub>ZNCC</sub> Histogramme de la ZNCC utilisé pour le calcul de la métrique M<sub>ZNCC</sub>. 66, 67

 $\mathbf{H}_t$ Vecteur contenant les poids historiques (avec filtrage temporel) du réseau de neurones à l'instant  $t.\,104$ 

Ker<sub>C</sub> Noyau de convolution du cercle de confusion. 44

- L Luminance des gouttes de pluie. 40-42, 44
- *l* Longueur de la trainée d'une goutte de pluie sur l'image. 43
- L<sub>f</sub> Luminance de l'horizon pour le calcul de la théorie de Koschmieder. 33, 34
- L<sub>tot</sub> Luminance totale perçue par un observateur pour le calcul de la théorie de Koschmieder. 33
- $L_x$  Largeur des patchs (en pixel) utilisés pour le calcul de la métrique M<sub> $\sigma$ </sub>. 65
- $L_{\gamma}$  Hauteur des patchs (en pixel) utilisés pour le calcul de la métrique  $M_{\sigma}$ . 65
- L<sub>0</sub> Luminance émise par l'objet pour le calcul de la théorie de Koschmieder. 33, 34
- M Masque de transparence net de l'ensemble des gouttes de la tranche de pluie simulée. 43, 44
- M<sub>G</sub> Masque de transparence net d'une goutte. 43
- $M_{\sigma}$  Métrique de validation du simulateur de pluie. xii, 64, 65, 67, 68
- M<sub>ZNCC</sub> Métrique de validation du simulateur de pluie. xii, 65-68
- N Nombre d'ouverture. 41, 44, 51–53, 55, 58, 82, 97, 100–105
- Na Nombre de gouttes de diamètre a d'après la loi de Marshall et Palmer [118]. xi, 40, 42
- $N_x$  Nombre de patchs en largeur utilisés pour le calcul de la métrique  $M_{\sigma}$ . 65
- $N_{\gamma}$  Nombre de patchs en hauteur utilisés pour le calcul de la métrique  $M_{\sigma}$ . 65
- *p* Largeur d'un pixel. 41–43, 51
- P1 Parcours 1 du piéton pour la création de la Base de données Météo-Image Piéton. 87
- P3 Parcours 3 du piéton pour la création de la Base de données Météo-Image Piéton. 87
- P4 Parcours 4 du piéton pour la création de la Base de données Météo-Image Piéton. 87
- P5 Parcours 5 du piéton pour la création de la Base de données Météo-Image Piéton. 87
- P6 Parcours 6 du piéton pour la création de la Base de données Météo-Image Piéton. 87
- P Précision ou precision –. 102, 103
- q Ouverture de la caméra. 41, 44
- R1 Réglage 1 de la Base de données Météo-Image Pluie Artificielle. 52, 67, 68
- R2 Réglage 2 de la Base de données Météo-Image Pluie Artificielle. 52, 68, 70
- R Rappel ou *recall* –. 102, 103
- R<sub>O</sub> Orientation principale selon laquelle tombe la pluie. 41, 43
- R<sub>R</sub> Intensité de pluie ou *Rainfall rate* –. xi, xii, xv, 36, 39–42, 53, 73, 74, 79–81
- S Seuil de sensibilité d'un descripteur d'image ou d'un détecteur d'objets. 74
- S1 Réglage 1 de la Base de données Météo-Image Pluie Naturelle. 53-55, 74, 75, 77, 81
- S2 Réglage 2 de la Base de données Météo-Image Pluie Naturelle. 53, 54, 74, 75, 77, 81

- S3 Réglage 3 de la Base de données Météo-Image Pluie Naturelle. 53–55, 74, 75, 77, 81
- S4 Réglage 4 de la Base de données Météo-Image Pluie Naturelle. xii, 53, 54, 74–82
- $\sigma$  Écart-type utilisé le calcul de la métrique M<sub> $\sigma$ </sub>. 65
- Si $m_{L2}$  Mesure de similarité basée sur la norme L2. 70, 71
- T Temps d'exposition de la caméra. 41, 43, 51–53, 55, 82, 97, 98
- U Patch uniforme. 97, 98, 100–102
- V Volume de pluie simulée. 42
- $v\,$  Vitesse terminale de chute des gouttes. xi, 40, 43
- Vis distance de visibilité météorologique selon la loi de Koschmieder. xi, 34, 35
- W Largeur de l'image (en nombre de pixels). 42, 43
- z Profondeur de la tranche de pluie simulée. 42–44
- $Z_{max}$  Profondeur maximale du volume de pluie à simuler. 41, 42, 44
- $Z_{min}$  Profondeur minimale du volume de pluie à simuler (départ du volume de pluie par rapport à l'origine de la caméra). 41, 42

## **Bibliographie des Annexes**

- [204] Wael ABD-ALMAGEED, Mohamed HUSSEIN, Mohamed ABDELKADER et Larry DAVIS: Real-Time Human Detection and Tracking from Mobile Vehicles. 2007 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference, pages 149–154, 2007.
- [205] A.E. ABDEL-HAKIM et A.A. FARAG : CSIFT : A SIFT Descriptor with Color Invariant Characteristics. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2(November 2015):1978–1983, 2006. XXXVII
- [206] C. ACHARD, E. BIGORGNE et J. DEVARS : Un détecteur de points caractéristiques sur des images multispectrales. Extension vers un détecteur sub-pixellique. In 17° Colloque GRETSI, pages 627–630, 1999.
- [207] C. ACHARD, E. BIGORGNE et J. DEVARS : A sub-pixel and multispectral corner detector. In International Conference on Pattern Recognition, volume 3, pages 959–962. IEEE Comput. Soc, 2000.
- [208] Shivani AGARWAL, Aatif AWAN et Dan ROTH: Learning to detect objects in images via a sparse, part-based representation. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 26(May 2002):1475–1490, 2004.
- [209] Shivani AGARWAL et Dan ROTH : Learning a sparse representation for object detection. European Conference on Computer Vision, 4:113–130, 2002.
- [210] Alexandre ALAHI, Raphael ORTIZ et Pierre VANDERGHEYNST: FREAK: Fast retina keypoint. In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pages 510–517, 2012.
- [211] P. F. ALCANTARILLA, L. M. BERGASA, P. JIMÉNEZ, M. a. SOTELO, I. PARRA, D. FERNÁNDEZ et S. S. MAYORAL: Night time vehicle detection for driving assistance lightbeam controller. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Proceedings, pages 291–296, 2008.
- [212] B. ALEFS, G. ESCHEMANN, H. RAMOSER et C. BELEZNAI: Road Sign Detection from Edge Orientation Histograms. 2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pages 993–998, 2007.
- [213] P. ALLAMANO, A. CROCI et F. LAIO : Toward the camera rain gauge. Water Resources Research, 51(3):1744–1757, 2015. 34, 56, 57, 77, 79, 99, XXVI
- [214] Ignacio Parta ALONSO, David Fernánde LLORCA, Miguel Ángel SOTELO, Luis M. BERGASA, Pedro Revenga DE TORO, Jesús NUEVO, Manuel OCAÑA et Miguel Ángel García GARRIDO: Combination of feature extraction methods for SVM pedestrian detection. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 8(2):292–307, 2007.
- [215] Javier Díaz ALONSO, Eduardo Ros VIDAL, Alexander ROTTER et Martin MÜHLENBERG : Lane-change decision aid system based on motion-driven vehicle tracking. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 57(5):2736–2746, 2008.
- [216] Nicolas ALT, Christopher CLAUS et Walter STECHELE : Hardware/software architecture of an algorithm for vision-based real-time vehicle detection in dark environments. Proceedings -Design, Automation and Test in Europe, DATE, pages 176–181, 2008.
- [217] L. ANDREONE, P. C ANTONELLO, Massimo BERTOZZI, A. BROGGI, A. FASCIOLI et D. RANZATO: Vehicle detection and localization in infra-red images. In IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems, pages 141–146, 2002.
- [218] Karen ANDSAGER, Kenneth V. BEARD et Neil E LAIRD : Laboratory measurements of axis ratios for large raindrops. *Journal of the Atmospheric Sciences*, 56(15):2673–2683, 1999.
- [219] Gianluca ANTONINI, Santiago Venegas MARTINEZ, Michel BIERLAIRE et Jean Philippe THIRAN: Behavioral priors for detection and tracking of pedestrians in video sequences. International Journal of Computer Vision, 69(2):159–180, 2006.
- [220] N. APOSTOLOFF et A. ZELINSKY: Robust vision based lane tracking using multiple cues and particle filtering. IEEE IV2003 Intelligent Vehicles Symposium. Proceedings (Cat. No.03TH8683), (Figure 2):558–563, 2003.
- [221] Nicholas APOSTOLOFF et Alexander ZELINSKY: Vision In and Out of Vehicles: Integrated Driver and Road Scene Monitoring. The International Journal of Robotics Research, 23:513–538, 2004.
- [222] Nasim ARSHAD, Kwang-seok MOON, Seung-seob PARK et Jong-nam KIM: Lane Detection with Moving Vehicles Using Color Information. Proceedings of the World Congress on Engineering and Computer Science, 1:19–22, 2011.
- [223] Haruo ASADA et M BRADY : The curvature primal sketch. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 8(1):2–14, 1986.
- [224] a.a.M. Abdulhakam a M ASSIDIQ, Othman O.O. KHALIFA, Rafiqui ISLAM, Sheroz KHAN et Jalan GOMBAK: Real time lane detection for autonomous vehicles. 2008 International Conference on Computer and Communication Engineering, pages 82–88, 2008.
- [225] RAUFRERE, R CHAPUIS et F CHAUSSE : A model-driven approach for real-time road recognition. Machine Vision and Applications, pages 95–107, 2001.
- [226] R AUFRÈRE, F MARMOITON, R. CHAPUIS, E COLLANGE et J. P. DÉRUTIN : Détection de route et suivi de véhicules par vision pour l'acc. Traitement du signal, 17(3):233–248, 2000.
- [227] Hubert AUSTERMEIER, Ulrich BÜKER, Bärbel MERTSCHING et Stephan ZIMMERMANN : Analysis of Traffic Scenes by Using the Hierarchical Structure Code. International Workshop on Structural and Syntactic Pattern Recognition, pages 561–570, 1992.

- [228] Olivier AYCARD, Anne SPALANZANI, Julien BURLET, Chiara FULGENZI, Trung Dung VU, David RAULO et Manuel YGUEL: Pedestrians tracking using offboard cameras. In IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, pages 513–518, 2006.
- [229] John B. MC DONALD : Application of the Hough Transform to Lane Detection and Following on High Speed Roads. Motorway Driving Scenarios, in Proceeding of Irish Signals and Systems Conference, 2001.
- [230] B S MANJUNATH et W Y MA : Texture features for browsing and retrieval of large image data. Pattern Analysis and Machine ..., 18(8):837-842, 1996.
- [231] S. BADAL, S. RAVELA, B. DRAPER et a. HANSON: A practical obstacle detection and avoidance system. Proceedings of 1994 IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, 1994.
- [232] J. BADENAS, M. BOBER et F. PLA : Segmenting traffic scenes from grey level and motion information. Pattern Analysis and Applications, 4(1):28–38, 2001.
- [233] Hernán BADINO, Daniel HUBER et Takeo KANADE : Real-time topometric localization. Proceedings IEEE International Conference on Robotics and Automation, pages 1635–1642, 2012.
- [234] C BAHLMANN, Y ZHU, V RAMESH, M PELLKOFER et T KOEHLER : A system for traffic sign detection, tracking, and recognition using color, shape, and motion information. In Intelligent Vehicles Symposium, pages 255–260, 2005.
- [235] M. BAJRACHARYA, B. MOGHADDAM, a. HOWARD, S. BRENNAN et L. H. MATTHIES: A Fast Stereo-based System for Detecting and Tracking Pedestrians from a Moving Vehicle. The International Journal of Robotics Research, 28:1466–1485, 2009.
- [236] A. BAKOWSKI et G.a. JONES: Video surveillance tracking using colour region adjacency graphs. 7th International Conference on Image Processing and its Applications, pages 794–798, 1999.
- [237] Benjamin J BALAS et Pawan SINHA : Dissociated Dipoles : Image Representation via Non-local Comparisons. Rapport technique August, Massachusetts institute of technology, 2003.
- [238] Benjamin J BALAS et Pawan SINHA: STICKS: Image-representation via non-local comparisons. Journal of Vision, 3(9), 2003.
- [239] D.H. BALLARD : Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes. Pattern Recognition, 13(2):111–122, 1981. 22, XXXVIII
- [240] N. BARNES et a. ZELINSKY: Real-time radial symmetry for speed sign detection. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2004, 2004.
- [241] Nick BARNES et Gareth LOY: Real-time regular polygonal sign detection. Springer Tracts in Advanced Robotics, 25:55–66, 2006.
- [242] Nick BARNES, Gareth LOY, David SHAW et Antonio ROBLES-KELLY : Regular polygon detection. International Conference on Computer Vision, 1:778–785, 2005.
- [243] Peter BARNUM, Takeo KANADE et Srinivasa NARASIMHAN : Spatio-Temporal Frequency Analysis for Removing Rain and Snow from Videos. In Proceedings of the First International Workshop on Photometric Analysis For Computer Vision - PACV 2007, 2007. 99, XXVI
- [244] Peter C. BARNUM, Srinivasa NARASIMHAN et Takeo KANADE : Analysis of rain and snow in frequency space. International Journal of Computer Vision, 86(2-3):256–274, 2010. 99
- [245] X BARO et J VITRIA : Fast traffic sign detection on greyscale images. Recent Advances in Artificial Intelligence Research and Development, 113:209–216, 2004.
- [246] Xavier BARÓ, Sergio ESCALERA, Jordi VITRIÀ, Oriol PUJOL et Petia RADEVA: Adaboost Detection and Forest-ECOC Classification. IEEE Transaction on Intelligent Transportation Systems, 10(1):113–126, 2009.
- [247] P.H. BATAVIA, Dean a. POMERLEAU et C.E. THORPE : Overtaking vehicle detection using implicit optical flow. Proceedings of Conference on Intelligent Transportation Systems, pages 729–734, 1998.
- [248] a M BAUMBERG et D C HOGG : An efficient method for contour tracking using active shape models. Motion of Non-Rigid and Articulated Objects, 1994., Proceedings of the 1994 IEEE Workshop on, (April):194–199, 1994.
- [249] H BAY, T TUYTELAARS et L Van GOOL: Surf: Speeded up robust features. European Conference on Computer Vision, 2006. XXXVIII
- [250] Kenneth V. BEARD et Catherine CHUANG: A new model for the equilibrium shape of raindrops. Journal of the Atmospheric sciences, 44(11):1509–1524, 1987. xv, XX
- [251] P. R. BEAUDET: Rotationally invariant image operators. In International Conference on Pattern Recognition, 1978.
- [252] M. BEAUVAIS, C. KREUCHER et S. LAKSHMANAN : Building world models for mobile platforms using heterogeneous sensors fusion and temporal analysis. Proceedings of Conference on Intelligent Transportation Systems, pages 230–235, 1997.
- [253] J. BEGARD, N. ALLEZARD et P. SAYD : Real-time human detection in urban scenes : Local descriptors and classifiers selection with AdaBoost-like algorithms. 2008 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2008.
- [254] S. BELONGIE, J. MALIK et J. PUZICHA: Matching shapes. International Conference on Computer Vision, 1(C), 2001. XXXVIII
- [255] M. BENALLAL et J. MEUNIER : Real-time color segmentation of road signs. CCECE 2003 Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering. Toward a Caring and Humane Technology (Cat. No.03CH37436), 3:1823–1826, 2003.
- [256] A. BENSRHAIR, Massimo BERTOZZI, A. BROGGI, A. FASCIOLI, S. MOUSSET et G. TOULMINET : Stereo vision-based feature extraction for vehicle detection. Intelligent Vehicle Symposium, 2002. IEEE, 2, 2002.
- [257] A BENSRHAIR, Massimo BERTOZZI, A BROGGI, P. MICHE, S MOUSSET et G TOULMINET : A cooperative approach to vision-based vehicle detection. In IEEE Intelligent Transportation Systems, pages 209–214, 2001.
- [258] M. BERTOZZI, E. BINELLI, a. BROGGI et M.D. ROSE : Stereo Vision-based approaches for Pedestrian Detection. 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR/05) - Workshops, 2005.
- [259] M. BERTOZZI, a. BROGGI, C. CARAFFI, M. DEL ROSE, M. FELISA et G. VEZZONI: Pedestrian detection by means of far-infrared stereo vision. Computer Vision and Image Understanding, 106:194–204, 2007. 27

- [260] M. BERTOZZI, a. BROGGI, R. CHAPUIS, F. CHAUSSE, a. FASCIOLI et a. TIBALDI: Shape-based pedestrian detection and localization. Proceedings of the 2003 IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems, 1:663–668, 2003.
- [261] M. BERTOZZI, A. BROGGI, M. DEL ROSE et M. FELISA : A symmetry-based validator and refinement system for pedestrian detection in far infrared images. IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, pages 155–160, 2007. 24, XXXVIII
- [262] M. BERTOZZI, a. BROGGI, a. FASCIOLI et P. LOMBARDI : Vision-based pedestrian detection : will ants help? Intelligent Vehicle Symposium, 2002. IEEE, 1, 2002.
- [263] M. BERTOZZI, a. BROGGI, a. FASCIOLI, a. TIBALDI, R. CHAPUIS et F. CHAUSSE : Pedestrian localization and tracking system with Kalman filtering. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2004, pages 584–589, 2004.
- [264] M. BERTOZZI, a. BROGGI, M. FELISA, G. VEZZONI et M. Del ROSE : Low-level Pedestrian Detection by means of Visible and Far Infra-red Tetra-vision. 2006 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pages 231–236, 2006.
- [265] M. BERTOZZI, a. BROGGI, P. GRISLERI, T. GRAF et M. MEINECKE: Pedestrian detection in infrared images. IEEE IV2003 Intelligent Vehicles Symposium. Proceedings (Cat. No.03TH8683), pages 662–667, 2003.
- [266] M. BERTOZZI, a. BROGGI, a. LASAGNI et M. DEL ROSE : Infrared stereo vision-based pedestrian detection. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Proceedings, 2005:24–29, 2005.
- [267] M. BERTOZZI, a. BROGGI, M. Del ROSE, M. FELISA, a. RAKOTOMAMONJY et F. SUARD : A Pedestrian Detector Using Histograms of Oriented Gradients and a Support Vector Machine Classifier. 2007 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference, pages 143–148, 2007.
- [268] Massimo BERTOZZI et A. BROGGI : Real-time lane and obstacle detection on the GOLD system. Proceedings of Conference on Intelligent Vehicles, 1996.
- [269] Massimo BERTOZZI et A BROGGI: GOLD: A parallel real-time stereo vision system for generic obstacle and lane detection. IEEE Transactions on Image Processing, 7(1):62–81, 1998.
- [270] Massimo BERTOZZI, A. BROGGI, G. CONTE et A. FASCIOLI: Obstacle and lane detection on ARGO Autonomous Vehicle. Proceedings of Conference on Intelligent Transportation Systems, 130:557, 1997.
- [271] Massimo BERTOZZI, A. BROGGI, A. FASCIOLI et S. NICHELE : Stereo vision-based vehicle detection. Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium 2000 (Cat. No.00TH8511), (Mi), 2000.
- [272] Massimo BERTOZZI et Alberto BROGGI : Vision-based vehicle guidance. Computer Vision, 30(7):49-55, 1997.
- [273] Massimo BERTOZZI, Alberto BROGGI et Stefano CASTELLUCCIO: A real-time oriented system for vehicle detection. Journal of Systems Architecture, 43(1-5):317–325, 1997.
- [274] Massimo BERTOZZI, Alberto BROGGI, Alessandra FASCIOLI, Thorsten GRAF et Marc Michael MEINECKE: Pedestrian detection for driver assistance using multiresolution infrared vision. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 53(6):1666–1678, 2004.
- [275] Massimo BERTOZZI, Alberto BROGGI, Alessandra FASCIOLI et Amos TIBALDI: An Evolutionary Approach to Lane Markings Detection in Road Environments. Convegno dell'Associazione Italiana per l'Intelligenza Artificiale, pages 627–636, 2002.
- [276] B. BESSERER, S. ESTABLE, B. ULMER et D. REICHQARDT: Shape classification for traffic sign recognition. In 1st IFAC International Workshop Intelligent Autonomous Vehicles, pages 487–492, 1993.
- [277] M BETKE, E HARITAOGLU et Larry S. DAVIS : Highway scene analysis in hard real-time. In IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, pages 812–817, 1997. 24, XXXVIII
- [278] M BETKE, E HARITAOGLU et Larry S. DAVIS : Real-time multiple vehicle detection and tracking from a moving vehicle. Machine vision and applications, 2000.
- [279] Margrit BETKE, Esin HARITAOGLU et Larry S. DAVIS : Multiple vehicle detection and tracking in hard real-time. In Intelligent Vehicles Symposium, 1996., Proceedings of the 1996 IEEE, pages 351–356, 1996.
- [280] Margrit BETKE et Huan NGUYEN : Highway scene analysis from a moving vehicle under reduced visibility conditions. In IEEE International Conference on Intelligent Vehicles, volume 01, pages 1–6, 1998.
- [281] S. BEUCHER et M. BILODEAU : Road segmentation and obstacle detection by a fast watershed transformation. Proceedings of the Intelligent Vehicles '94 Symposium, 1994.
- [282] Serge BEUCHER, J.M. BLOSSEVILLE et P. LENOIR : Traffic Spatial Measurements Using Video Image Processing. In Intelligent Robots and Computer Vision, volume 848, pages 648–655, 1987.
- [283] D BEYMER, P MCLAUCHLAN, B COIFMAN et J MALIK : A real-time computer vision system for measuring traffic parameters. In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pages 495–501, 1997.
- [284] G BOSCH, C K SUNG et G ZIMMERMANN : From Image Sequences to Natural Language : A First Step towards Automatic Perception and Description of Motion. Applied Artificial Intelligence, 1(3):1–18, 1987.
- [285] Jérémie BOSSU, Nicolas HAUTIÈRE et Jean-Philippe TAREL : Utilisation d'un modèle probabiliste d'orientation de segments pour détecter des hydrométéores dans des séquences vidéo. In Proceedings XXIIe Colloque GRETSI, Dijon, 2009.
- [286] Jérémie BOSSU, Nicolas HAUTIÈRE et Jean-Philippe TAREL: Rain or Snow Detection in Image Sequences Through Use of a Histogram of Orientation of Streaks. International Journal of Computer Vision, 93(3):348–367, jan 2011. 34, 56, 57, 77, 79, 99, XXVI
- [287] J. M. BRADY: ASSET-2: Real-Time Motion Segmentation and Shape Tracking. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 17(8):814–820, 1995.
- [288] Michael BRAMBERGER, Roman P PFLUGFELDER, Arnold MAIER, Bernhard RINNER, Bernhard STROBL et Helmut SCHWABACH : A Smart Camera for Traffic Surveillance. In International Conference on Multimedia Communications, Services and Security, pages 1–15, 2003.
- [289] M.E. BRAUCKMANN, C. GOERICK, J. GROSS et T. ZIELKE: Towards all around automatic visual obstacle sensing for cars. Proceedings of the Intelligent Vehicles '94 Symposium, 1994.

- [290] Christoph BREGLER et Jitendra MALIK: Learning Appearance based Models: Mixtures of Second Moment Experts. Neural Information Processing Systems 9 (NIPS 1996), pages 845–851, 1996.
- [291] Nathan BREWER et Nianjun LIU: Using the shape characteristics of rain to identify and remove rain from video. Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics), 5342 LNCS:451–458, 2008. 99, XXVI
- [292] A BROGGI : A massively parallel approach to real-time vision-based road markings detection. In Intelligent Vehicles' 95 Symposium, pages 84–89, 1995.
- [293] a. BROGGI: Robust real-time lane and road detection in critical shadow conditions. Proceedings of International Symposium on Computer Vision ISCV, 1995.
- [294] A. BROGGI, M. BERTOZZI, A. FASCIOLI et M. SECHI: Shape-based pedestrian detection. Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium 2000 (Cat. No.00TH8511), 2000. 21
- [295] A. BROGGI, P. CERRI, P. MEDICI, P.P. PORTA et G. GHISIO : Real Time Road Signs Recognition. 2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, (section III):981-986, 2007.
- [296] a. BROGGI, a. FASCIOLI, M. CARLETTI, T. GRAF et M. MEINECKE: A multi-resolution approach for infrared vision-based pedestrian detection. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2004, pages 7–12, 2004.
- [297] Alberto BROGGI: Parallel and local feature extraction: a real-time approach to road boundary detection. In IEEE Transactions on Image Processing, volume 4, pages 217–223, 1995.
- [298] Alberto BROGGI et Simona BERT: Vision-Based Road Detection in Automotive Systems: A Real-Time Expectation-Driven Approach. Journal of Artificial Intelligence Research, 395:325–348, 1995.
- [299] Alberto BROGGI, Massimo BERTOZZI, Alessandra FASCIOLI, Corrado Guarino Lo BIANCO et Aurelio PIAZZI: The ARGO Autonomous Vehicle's Vision and Control Systems. International Journal of Intelligent Control and Systems, 3(4):409–441, 1999.
- [300] Alberto BROGGI, Massimo BERTOZZI, Alessandra FASCIOLI, Corrado GUARINO LO BIANCO et Aurelio PIAZZI: Visual Perception of Obstacles and Vehicles for Platooning. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 1(3):164–176, 2000. 24, XXXVIII
- [301] Gabriel J BROSTOW et Roberto CIPOLLA : Unsupervised bayesian detection of independent motion in crowds. In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, volume 1, pages 594–601, 2006.
- [302] T BÜCHER, C CURIO, J EDELBRUNNER, C IGEL, D KASTRUP, I LEEFKEN, G LORENZ, a STEINHAGE et W von SEELEN : Image Processing and Behaviour Planning for Intelligent Vehicles. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 90(1):62–75, 2003.
- [303] SD BULUSWAR et BA DRAPER : Color machine vision for autonomous vehicles. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 1998.
- [304] Hilary BUXTON : Advanced visual surveillance using Bayesian networks. IEE Colloquium on Image Processing for Security Applications, (74):9, 1997.
- [305] Hilary BUXTON et Shaogang GONG : Visual surveillance in a dynamic and uncertain world. Artificial Intelligence, 78(95):431–459, 1995.
- [306] M CALONDER, V LEPETIT, C STRECHA et P FUA : Brief : Binary robust independent elementary features. European Conference on Computer Vision, 2010. XXXVII
- [307] John CANNY : A computational approach to edge detection. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, PAMI-8(6):679–698, nov 1986. XXXVII
- [308] Claudio CARAFFI, Tomas VOJIR, Jiri TREFNY, Jan SOCHMAN et Jiri MATAS: A system for real-time detection and tracking of vehicles from a single car-mounted camera. In 2012 15th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, pages 975–982. IEEE, sep 2012.
- [309] G CARNEIRO et AD JEPSON : Multi-scale phase-based local features. In Computer Vision and Pattern Recognition, pages I-I, 2003.
- [310] T CHANG et CCJ KUO: Texture analysis and classification with tree-structured wavelet transform. EEE Transactions on Image Processing, 2(4):429-441, 1993.
- [311] Tang-Hsien Chang Tang-Hsien CHANG, Chun-Hung Lin Chun-Hung LIN, Chih-Sheng Hsu Chih-Sheng Hsu et Yao-Jan Wu Yao-Jan WU : A vision-based vehicle behavior monitoring and warning system. Proceedings of the 2003 IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems, 1:448–453, 2003.
- [312] R. CHAPUIS, F. MARMOITON, R. AUFRÈRE, F. COLLANGE et J. P. DÉRUTIN : Road detection and vehicles tracking by vision for an on-board ACC system in the VELAC vehicle. In Proceedings of the 3rd International Conference on Information Fusion, FUSION 2000, volume 2, 2000.
- [313] Pierre CHARBONNIER, Philippe NICOLLE, Yannick GUILLARD et Jean CHARRIER : Road Boundaries Detection Using Color Saturation. In Eusipco : European signal processing conference No9, pages 1–4, 1998.
- [314] Raoul De CHARETTE : Algorithmes de vision pour la pluie et les feux tricolores pour les systèmes d'aide à la conduite. Thèse de doctorat, Mines ParisTech, 2012.
- [315] Kuang-Hsiung CHEN et Wen-Hsiang TSAI: Vision-based autonomous land vehicle guidance in outdoor road environments using combined line and road following techniques. Journal of Robotic Systems, 14(10):711–728, oct 1997.
- [316] Long CHEN, Q Q LI, Ming LI et Qingzhou MAO : Traffic sign detection and recognition for intelligent vehicle. *in Proc. IEEE Intelligent Vehicles Symposium IV*, (Iv):908–913, 2011.
- [317] YI Lei CHEN et Chiou Ting HSU: A generalized low-rank appearance model for spatio-temporally correlated rain streaks. In International Conference on Computer Vision, pages 1968–1975, 2013. 69, 80, 99, XXVI
- [318] YI CHEN : Nighttime vehicle light detection on a moving vehicle using image segmentation and analysis techniques. WSEAS Transactions on Computers, 8(3):506–515, 2009.
- [319] Hong CHENG, Zicheng LIU, Nanning ZHENG et Jie YANG : A deformable local image descriptor. In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2008.
- [320] SCS CHEUNG et Chandrika KAMATH : Robust background subtraction with foreground validation for urban traffic video. EURASIP Journal on Applied Signal Processing, 14:2330–2340, 2005.
- [321] Hsin Han CHIANG, Yen Lin CHEN, Wen Qing WANG et Tsu Tian LEE: Road speed sign recognition using edge-voting principle and learning vector quantization network. In ICS 2010 - International Computer Symposium, pages 246–251, 2010.

- [322] Naveen CHINTALACHERUVU et Venkatesan MUTHUKUMAR: Video Based Vehicle Detection and Its Application in Intelligent Transportation Systems. Journal of Transportation Technologies, 2(October):305–313, 2012.
- [323] Chung Cheng CHIU, Wen Chung CHEN, Min Yu KU et Yuh Jiun LIU: Asynchronous stereo vision system for front-vehicle detection. In ICASSP, IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing - Proceedings, pages 965–968, 2009. 24, XXXVIII
- [324] Chee-Way CHONG, P. RAVEENDRAN et R. MUKUNDAN: A comparative analysis of algorithms for fast computation of Zernike moments. Pattern Recognition, 36(3):731–742, mar 2003. 23
- [325] M Nasimul CHOWDHURY, Firat Y TESTIK, Mathew C HORNACK et Abdul A KHAN : Free fall of water drops in laboratory rainfall simulations. Atmospheric Research, 168:158– 168, 2016. 44
- [326] Isaac COHEN: Detecting and Tracking Moving Objects for Video Surveillance. In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pages 23–25, 1999.
- [327] Isaac COHEN et G MEDIONI : Detection and tracking of objects in airborne video imagery. CVPR Workshop on Interpretation of Visual Motion, pages 1–8, 1998.
- [328] Benjamin COIFMAN, David BEYMER, Philip MCLAUCHLAN et Jitendra MALIK: A real-time computer vision system for vehicle tracking and traffic surveillance. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 6(4):271–288, 1998.
- [329] J.M. COLLADO, C. HILARIO, a. DE LA ESCALERA et J.M. ARMINGOL: Model based vehicle detection for intelligent vehicles. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2004, pages 572–577, 2004.
- [330] Juan M. COLLADO, Cristina HILARIO, Arturo DE LA ESCALERA et Jose M ARMINGOL: Detection and classification of Road Lanes with a frequency analysis. In IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Proceedings, volume 2005, pages 78–83, 2005.
- [331] R COLLINS, a LIPTON, H FUJIYOSHI et T KANADE : Algorithms for Cooerpative Multisensor Surveillance. IEEE Proceedings, 89(10):1456–1477, 2001.
- [32] Robert COLLINS, Alan LIPTON, Takeo KANADE, Hironobu FUJIYOSHI, David DUGGINS, Yanghai TSIN, David TOLLIVER, Nobuyoshi ENOMOTO, Osamu HASEGAWA, Peter BURT et Lambert WIXSON : A System for Video Surveillance and Monitoring. Rapport technique Vol. 2, Carnegie Mellon University, the Robotics Institute, Pittsburg, 2000.
- [333] Aurélien CORD et Didier AUBERT : Towards Rain Detection through use of In-Vehicle Multipurpose Cameras. In IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pages 833–836, 2011.
   99
- [334] Nico CORNELIS, Kurt CORNELIS et Luc VAN GOOL: Fast compact city modeling for navigation pre-visualization. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2(c):1339–1344, 2006.
- [335] I. M. CREUSEN, R. G J WIJNHOVEN, E. HERBSCHLEB et P. H N DE WITH : Color exploitation in HOG-based traffic sign detection. Proceedings International Conference on Image Processing, ICIP, pages 2669–2672, 2010.
- [336] JD CRISMAN et CE THORPE : UNSCARF-a color vision system for the detection of unstructured roads. In IEEE International Conference on Robotics and Automation, pages 2496–2501, 2002.
- [337] Jill D CRISMAN et Charles E THORPE : Color Vision for Road Following, Proceedings of SPIE Conference on Mobile Robots, pages 1–10, 1988.
- [338] Jill D. CRISMAN et Charles E. THORPE : SCARF : A color vision system that tracks roads and intersections. In IEEE Transactions on Robotics and Automation, volume 9, pages 49–58, 1993.
- [339] R CUCCHIARA et M PICCARDI : Vehicle Detection under Day and Night Illumination. Iscs-Iia, page 1999, 1999.
- [340] R. CUCCHIARA, M. PICCARDI, A. PRATI et N. SCARABOTTOLO: Real-time detection of moving vehicles. International Conference on Image Analysis and Processing, (Iciap 99):1–13, 1999.
- [341] Rita CUCCHIARA, Costantino GRANA, Massimo PICCARDI et Andrea PRATI : Detecting moving objects, ghosts, and shadows in video streams. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 25(10):1337–1342, 2003.
- [342] Rita CUCCHIARA, Massimo PICCARDI et Paola MELLO: Image Analysis and Rule-Based Reasoning for a Traffic Monitoring System. In IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, volume 1, pages 119–130, 2000.
- [343] Cristóbal CURIO, Johann EDELBRUNNER, Thomas KALINKE, Christos TZOMAKAS et Werner VON SEELEN : Walking Pedestrian Recognition. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 1:155–162, 2000.
- [344] Erez DAGAN, Ofer MANO, G.P. STEIN et A. SHASHUA : Forward collision warning with a single camera. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2004, pages 37–42, 2004. 4
- [345] Daniel J. DAILEY, F.W. CATHEY et Suree PUMRIN: An Algorithm to Estimate Mean Traffic Speed Using Uncalibrated Cameras. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 1(2):98–107, 2000.
- [346] Carsten DALAFF, Ralf REULKE, Axel KROEN et Thomas KAHL: A Traffic object detection system for road traffic measurement and management. In Proc. Image and Vision Computing, pages 78–83, 2003.
- [347] N DALAL et B TRIGGS: Histograms of oriented gradients for human detection. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. 10, 20, 23, 27, 30, 68, IX, XXXV
- [348] Navneet DALAL, Bill TRIGGS et Cordelia SCHMID: Human detection using oriented histograms of flow and appearance. Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics), 3952 LNCS:428–441, 2006.
- [349] John G DAUGMAN : Uncertainty relation for resolution in space, spatial frequency, and orientation optimized by two-dimensional visual cortical filters. Journal of the Optical Society of America. A, Optics and image science, 2(7):1160–1169, 1985.
- [350] James W. DAVIS et Vinay SHARMA : Robust detection of people in thermal imagery. International Conference on Pattern Recognition, 4:713–716, 2004.
- [351] Larry DAVIS, Vasanth PHILOMIN et Ramani DURAISWAMI : Tracking humans from a moving platform. International Conference on Pattern Recognition, 4:1–4, 2000.

- [352] Raoul DE CHARETTE, Robert TAMBURO, Peter C. BARNUM, Anthony ROWE, Takeo KANADE et Srinivasa G. NARASIMHAN : Fast reactive control for illumination through rain and snow. In 2012 IEEE International Conference on Computational Photography (ICCP), pages 1–10. IEEE, apr 2012.
- [353] A. DE LA ESCALERA, J.M. ARMINGOL et M. MATA: Traffic sign recognition and analysis for intelligent vehicles. Image and Vision Computing, 21:247–258, 2003.
- [354] A. DE LA ESCALERA, J.M. ARMINGOL et M. A. SALICHS : Traffic sign detection for driver support systems. International conference on field and service robotics, 2001.
- [355] A. DE LA ESCALERA, L.E. MORENO, M.a. SALICHS et J.M. ARMINGOL: Road traffic sign detection and classification. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 44(6):848–859, 1997.
- [356] Arturo DE LA ESCALERA, José María ARMINGOL, José Manuel PASTOR et Francisco José RODRÍGUEZ: Visual sign information extraction and identification by deformable models for intelligent vehicles. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 5(2):57–68, 2004.
- [357] T de PEDRO, R. GARCÍA-ROSA, C. GONZÁALEZ et J.E. NARANJO : Vehicle automatic driving system Based on GNSS. In Proceedings of GNSS 2001, page 5, 2001.
- [358] Daisuke DEGUCHI, Mitsunori SHIRASUNA, Keisuke DOMAN, Ichiro IDE et Hiroshi MURASE : Intelligent traffic sign detector : Adaptive learning based on online gathering of training samples. In IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Proceedings, numéro Iv, pages 72–77, 2011.
- [359] Frank DELLAERT : CANSS : A candidate selection and search algorithm to initialize car tracking. Rapport technique, Carnegie Mellon University, 1997.
- [360] Frank DELLAERT et Chuck E THORPE : Robust car tracking using Kalman filtering and Bayesian templates. In Intelligent Transportation Systems (Proc. SPIE), volume 3207, pages 72–83, 1998.
- [361] C. DEMONCEAUX et Djemâa KACHI-AKKOUCHE : Robust obstacle detection with monocular vision based on motion analysis. *IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2004,* 2004.
- [362] Cédric DEMONCEAUX, Alexis POTELLE et Djemâa KACHI-AKKOUCHE : Obstacle detection in a road scene based on motion analysis. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 53(6):1649–1656, 2004.
- [363] R DERICHE : Using Canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector. International journal of computer vision, 1987.
- [364] R. DERICHE et G. GIRAUDON : Accurate corner detection : an analytical study. International Conference on Computer Vision, pages 66–70, 1990.
- [365] Stéphane DERRODE, M. DAOUDI et Faouzi GHORBEL: Invariant content-based image retrieval using a complete set of Fourier-Mellin descriptors. In Proceedings IEEE International Conference on Multimedia Computing and Systems, volume 2, pages 877–881. IEEE Comput. Soc, 1999.
- [366] Stéphane DERRODE et Faouzi GHORBEL: Robust and Efficient Fourier-Mellin Transform Approximations for Gray-Level Image Reconstruction and Complete Invariant Description. Computer Vision and Image Understanding, 83(1):57–78, jul 2001. 24
- [367] Nicolas DESAULNIERS-SOUCY, Shaun LOVEJOY et Daniel SCHERTZER : The HYDROP experiment : An empirical method for the determination of the continuum limit in rain. Atmospheric Research, 59-60:163–197, 2001.
- [368] E.D. DICKMANNS et B.D. MYSLIWETZ: Recursive 3-D road and relative ego-state recognition. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 14(2):199–213, 1992.
- [369] M DIMITRIJEVIC, V LEPETIT et P FUA: Human Body Pose Recognition using Spatio-Temporal Templates. In ICCV workshop on Modeling People and Human Interaction, page 8, 2005.
- [370] Keisuke DOMAN, Daisuke DEGUCHI, Tomokazu TAKAHASHI, Yoshito MEKADA, Ichiro IDE et Hiroshi MURASE : Construction of cascaded traffic sign detector using generative learning. 2009 4th International Conference on Innovative Computing, Information and Control, ICICIC 2009, pages 889–892, 2009.
- [371] L. DRESCHLER et H.H. NAGEL : Volumetric model and 3D trajectory of a moving car derived from monocular TV frame sequences of a street scence. In Computer Graphics and Image Processing, volume 19, page 88, 1982.
- [372] L. DRESCHLER et H.H. NAGEL: On the selection of critical points and local curvature extrema of region boundaries for interframe matching. Image sequence Processing and Dynamic ..., 1983.
- [373] RO DUDA et PE HART : Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures. Communications of the ACM, 1972. 22, XXXVIII
- [374] ZORAN DURIC, ROMAN GOLDENBERG, Ehud RIVLIN et Azriel ROSENFELD : Estimating relative vehicle motions in traffic scenes. Pattern Recognition, 35:1339–1353, 2002.
- [375] Wolfgang EFENBERGER et Volker GRAEFE: Distance-Invariant Object Recognition in Natural Scenes. IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, 3(November):1433–1439, 1996.
- [376] Murat EKINCI, Franches W J GIBBS et Barry T. THOMAS : Knowledge-based navigation for autonomous road vehicles. Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences, 8(1):1–29, 2000.
- [377] M. ENZWEILER, P. KANTER et D.M. GAVRILA : Monocular pedestrian recognition using motion parallax. 2008 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pages 792–797, 2008.
- [378] Sergio ESCALERA et Petia RADEVA : Fast greyscale road sign model matching and recognition. Recent Advances in Artificial Intelligence Research and Development, pages 69–76, 2004.
- [379] Andreas Ess, B LEIBE, K SCHINDLER et L VAN GOOL: Robust multiperson tracking from a mobile platform. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 31(10):1–14, 2009.
- [380] Andreas Ess, Bastian LEIBE, K. SCHINDLER et L. VAN GOOL: A mobile vision system for robust multi-person tracking. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pages 1–8, 2008.
- [381] Andreas Ess, Bastian LEIBE et Luc VAN GOOL: Depth and appearance for mobile scene analysis. International Conference on Computer Vision, 2007.
- [382] Chiung Yao FANG, Sei Wang CHEN et Chiou Shann FUH: Road-sign detection and tracking. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 52(5):1329–1341, 2003.
- [383] C.Y. FANG, C.S. FUH, P.S. YEN, S. CHERNG et S.W. CHEN: An automatic road sign recognition system based on a computational model of human recognition processing. In Computer Vision and Image Understanding, volume 96, pages 237–268, nov 2004.

- [384] Yajun FANG, K YAMADA, Y NINOMIYA, B HORN et I MASAKI : A Shape-Independent-Method for Pedestrian Detection with Far-Infrared-Images. 10th International Workshop on Computer Aided Systems Theory, 53, 2005.
- [385] Aa FARAG et Ae ABDEL-HAKIM : Detection, categorization and recognition of road signs for autonomous navigation. Proceedings of ACIVS, 2004:125–130, 2004.
- [386] B. FARDI, I. SEIFERT, G. WANIELIK et J. GAYKO : Motion-based pedesvtrian recognition from a moving vehicle. 2006 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pages 219–224, 2006.
- [387] M FATHY et M. Y. SIYAL: A window-based image processing technique for quantitative and qualitative analysis of road traffic parameters. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 47(4):1342–1349, 1998.
- [388] M FATHY et MY SIYAL : An image detection technique based on morphological edge detection and background differencing for real-time traffic analysis. Pattern Recognition Letters, 1995.
- [389] Graham FEINGOLD et Zev LEVIN : The lognormal fit to raindrop spectra from frontal convective clouds in Israel. Journal of Climate and Applied Meteorology, 25(10):1346– 1363, 1986.
- [390] P.F. FELZENSZWALB et D.P. HUTTENLOCHER : Efficient matching of pictorial structures. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2, 2000.
- [391] D FERN, I PARRA, M a SOTELO, L M BERGASA, P REVENGA, J NUEVO et M OCA : Pedestrian Recognition for Intelligent Transportation Systems. ICINCO 2005 ROBOTICS AND AUTOMATION, pages 292–297, 2005.
- [392] NJ FERRIER, S ROWE et A BLAKE : Real-time traffic monitoring. WACV, 1994.
- [393] Jm. FERRYMAN, Ad. WORRALL, Cd. SULLIVAN et Kd. BAKER : A Generic Deformable Model for Vehicle Recognition. British Machine Vision Conference, 1995.
- [394] P. FIHL, R. CORLIN, S. PARK, T. MOESLUND et M. TRIVEDI : Tracking of individuals in very long video sequences. Advances in Visual Computing, pages 60–69, 2006.
- [395] H. FLEYEH: Color detection and segmentation for road and traffic signs. IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems, 2004., 2:1–3, 2004.
- [396] Hasan FLEYEH : Shadow and highlight invariant colour segmentation algorithm for traffic signs. 2006 IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems, 2006.
- [397] Hasan FLEYEH et Mark DOUGHERTY: Road and Traffic Sign Detection and Recognition. Proceedings of the 16th MiniEURO Conference and 10th Meeting of EWGT, pages 644–653, 2005.
- [398] Jan FLUSSER et Tomás SUK: Pattern recognition by affine moment invariants. Pattern Recognition, 26(1):167-174, 1993.
- [399] GB FOOTE et PS Du TOIT : Terminal velocity of raindrops aloft. Journal of Applied Meteorology, 1969. 44
- [400] W FÖRSTNER et E GÜLCH : A Fast Operator for Detection and Precise Location of Distinct Points, Corners and Centres of Circular Features, 1987.
- [401] U FRANKE, Dariu M. GAVRILA, S GORZIG et F LINDNER : Autonomous driving approaches downtown. IEEE Intelligent systems, (6):1-14, 1999.
- [402] U FRANKE et S HEINRICH : Fast Obstacle Detection for Urban Traffic Situations. IEEE Transaction on Intelligent Transportation Systems, 3(3):173–181, 2002.
- [403] U. FRANKE et I. KUTZBACH : Fast stereo based object detection for stop&go traffic. Proceedings of Conference on Intelligent Vehicles, pages 339–344, 1996.
- [404] Uwe FRANKE, David PFEIFFER, Clemens RABE, Carsten KNOEPPEL, Markus ENZWEILER, Fridtjof STEIN et Ralf G. HERRTWICH : Making bertha see. IEEE International Conference on Computer Vision, pages 214–221, 2013. 14, 27
- [405] William T. FREEMAN et Edward H. ADELSON : The Design and Use of Steerable Filters. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 13(9):891–906, 1991.
- [406] Li-Chen Fu Li-Chen FU et Cheng-Yi Liu Cheng-Yi Liu : Computer vision based object detection and recognition for vehicle driving. Proceedings 2001 ICRA. IEEE International Conference on Robotics and Automation (Cat. No.01CH37164), 3:2634–2641, 2001.
- [407] Kunihiko FUKUSHIMA : Neocognitron : A hierarchical neural network capable of visual pattern recognition. Neural Networks, 1(2):119–130, 1988. XXXVIII
- [408] BV FUNT et GD FINLAYSON : Color constant color indexing. IEEE Transactions on Pattern Analysis and MAchine Intelligence, 17(5):522–529, 1995.
- [409] D GABOR: Theory of communication. Part 1: The analysis of information. Electrical Engineers-Part III: Radio and Communication Engineering, Journal of the Institution of, 93(26):429–441, 1946. XXXVII
- [410] Tarak GANDHI et Mohan M. TRIVEDI : Parametric Ego-Motion Estimation for Vehicle Surround Analysis Using Omni-Directional Camera. Machine Vision and Applications, 16(2):85–95, 2005.
- [411] Tarak GANDHI et Mohan M. TRIVEDI : Vehicle mounted wide fov stereo for traffic and pedestrian detection. Image (Rochester, N.Y.), (September), 2005.
- [412] Tarak GANDHI et Mohan Manubhai TRIVEDI : Vehicle surround capture : Survey of techniques and a novel omni-video-based approach for dynamic panoramic surround maps. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 7:293–308, 2006.
- [413] Tarak GANDHI et Mohan Manubhai TRIVEDI : Image based estimation of pedestrian orientation for improving path prediction. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Proceedings, pages 506–511, 2008.
- [414] X GAO, Furook SATTAR et R VENKATESWARLU: Corner detection of gray level images using Gabor wavelets. International Conference on Image Processing, 4:2669–2672, 2004.
- [415] X GAO, N SHEVTSOVA, K HONG, S BATTY, L PODLADCHIKOVA, a GOLOVAN, D SHAPOSHNIKOV et V GUSAKOVA : Vision Models Based Identification of Traffic Signs. First European Conference on Color in Graphics, Imaging and Vision (CGIV), 2002.
- [416] X. W. GAO, L. PODLADCHIKOVA, D. SHAPOSHNIKOV, K. HONG et N. SHEVTSOVA : Recognition of traffic signs based on their colour and shape features extracted using human vision models. Journal of Visual Communication and Image Representation, 17:675–685, 2006.

- [417] Xiaohong GAO, Kunbin HONG, Peter PASSMORE, Lubov PODLADCHIKOVA et Dmitry SHAPOSHNIKOV : Colour vision model-based approach for segmentation of traffic signs. Eurasip Journal on Image and Video Processing, 2008, 2008.
- [418] M. a. GARCÍA-GARRIDO, M. OCAÑA, D. F. LLORCA, M. a. SOTELO, E. ARROYO et A. LLAMAZARES : Robust traffic signs detection by means of vision and V2I communications. IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, pages 1003–1008, 2011.
- [419] M.A. GARCIA-GARRIDO, M.A. SOTELO et E. MARTM-GOROSTIZA : Fast traffic sign detection and recognition under changing lighting conditions. 2006 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference, pages 811–816, 2006.
- [420] K GARG et SK NAYAR: Detection and removal of rain from videos. In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, volume 1, pages 528–535, 2004. 99
- [421] K. GARG et S.K. NAYAR : When does a camera see rain? In International Conference on Computer Vision, pages 1067–1074 Vol. 2. IEEE, 2005. XXVI
- [422] K GARG et SK NAYAR : Photorealistic rendering of rain streaks. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2006.
- [423] Kshitiz GARG et Shree K NAYAR : Photometric Model of a Rain Drop. Rapport technique, Computer Science Department, Columbia University, 2003. 36, 43
- [424] Kshitiz GARG et Shree K. NAYAR : Vision and Rain. International Journal of Computer Vision, 75(1):3–27, feb 2007. 34, 43, 44, 56, 57, 59, 68, 69, 72, 77, 79, 99, 102, XXVII
- [425] D. M. GAVRILA et S. MUNDER : Multi-cue pedestrian detection and tracking from a moving vehicle. International Journal of Computer Vision, 73(1):41–59, 2007.
- [426] Dariu GAVRILA: Pedestrian Detection from a Moving Vehicle. European Conference on Computer Vision, 1843:37–49, 2000.
- [427] Dariu M. GAVRILA: Traffic sign recognition revisited. In DAGM Symposium of Mustererkennung, pages 86–93. Springer-Verlag Berlin, 1999.
- [428] D.M. GAVRILA: Multi-feature hierarchical template matching using distance transforms. International Conference on Pattern Recognition, 1, 1998.
- [429] D.M. GAVRILA, J GIEBEL et S MUNDER : Vision-based pedestrian detection : the PROTECTOR system. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2004, 2004.
- [430] D.M. GAVRILA et V PHILOMIN : Real-time object detection for & amp; ldquo; smart& amp; rdquo; vehicles. International Conference on Computer Vision, 1, 1999.
- [431] Andreas GEIGER, Julius ZIEGLER et Christoph STILLER : StereoScan : Dense 3d reconstruction in real-time. *IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Proceedings*, pages 963–968, 2011.
- [432] Camillo GENTILE, Octavia CAMPS et Mario SZNAIER : Segmentation for robust tracking in the presence of severe occlusion. *IEEE Transactions on Image Processing*, 13(2):166–178, 2004.
- [433] Atanas GEORGIEV et Peter K. ALLEN: Localization methods for a mobile robot in urban environments. IEEE Transactions on Robotics, 20(5):851-864, 2004.
- [434] David GERÓNIMO, A.D. SAPPA, A. LÓPEZ et D. PONSA : Adaptive image sampling and windows classification for on-board pedestrian detection. Proceedings of the International Conference on Computer Vision Systems, (Icvs), 2007.
- [435] David GERÓNIMO, Angel D SAPPA, Antonio LÓPEZ et Daniel PONSA : Pedestrian Detection Using Adaboost Learning of Features and Vehicle Pitch Estimation. In International Conference on Visualization, Imaging and Image Processing, pages 400–405, 2006.
- [436] Faouzi GHORBEL: A complete invariant description for gray-level images by the harmonic analysis approach. Pattern Recognition Letters, 15(10):1043–1051, oct 1994. 24
- [437] Andrea GIACHETTI, Marco CAMPANI et Vincent TORRE : The Use of Optical Flow for Road Navigation. *IEEE TRANSACTIONS ON ROBOTICS AND AUTOMATION*, 14(1):34–48, 1998.
- [438] J GIEBEL, Dariu M. GAVRILA et C SCHNÖRR : A bayesian framework for multi-cue 3d object tracking. European Conference on Computer Vision, pages 1–12, 2004.
- [439] Pedro GIL JIMÉNEZ, Saturnino Maldonado BASCÓN, Hilario Gómez MORENO, Sergio LAFUENTE-ARROYO et Francisco López FERRERAS : Traffic sign shape classification and localization based on the normalized FFT of the signature of blobs and 2D homographies. Signal Processing, 88(12):2943–2955, 2008.
- [440] Christian GOERICK et Ruhr-universitat BOCHUM : Local Orientation Coding and Adaptive Thresholding for Real Time Early Vision. Rapport technique, Institut für Neuroinformatik, 1994.
- [441] Hilario GOMEZ-MORENO, Saturnino MALDONADO-BASCON, Pedro GIL-JIMENEZ et Sergio LAFUENTE-ARROYO : Goal evaluation of segmentation algorithms for traffic sign recognition. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 11(4):917–930, 2010. 20
- [442] Álvaro GONZÁLEZ, Miguel Ángel GARCÍA-GARRIDO, David Fernández LLORCA, Miguel GAVILÁN, J Pablo FERNÁNDEZ, Pablo F ALCANTARILLA, Ignacio PARRA, Fernando HER-RANZ, Luis M BERGASA, Miguel Ángel SOTELO et Pedro Revenga De TORO: System Using Computer Vision. IEEE Transaction on Intelligent Transportation Systems, 12(2):485– 499, 2011.
- [443] V GOUET, P MONTESINOS, R DERICHE et D PELÉ: Evaluation de détecteurs de points d'intérêt pour la couleur. 12ème Congrès Francophone AFRIF-AFIA RFIA'2000 : Reconnaissance des formes et Intelligence Artificielle, II:257–266, 2000.
- [444] M GRABNER, H GRABNER et H BISCHOF: Fast approximated SIFT. Computer Vision ACCV 2006, 2006.
- [445] Stevica GRAOVAC et Ahmed GOMA : Detection of road image borders based on texture classification. International Journal of Advanced Robotic Systems, 9(242):1–12, 2012.
- [446] W.E.L. GRIMSON, C. STAUFFER, R. ROMANO et L. LEE : Using adaptive tracking to classify and monitor activities in a site. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2, 1998.
- [447] G. GRUBB, A. ZELINSKY, L. NILSSON et M. RILBE : 3D vision sensing for improved pedestrian safety. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2004, 0, 2004.
- [448] F GUICHARD et JP TAREL : Curve finder combining perceptual grouping and a Kalman like fitting. International Conference on Computer Vision, 2(ii):1003–1008, 1999.
- [449] R GUNN et GD KINZER : The terminal velocity of fall for water droplets in stagnant air. Journal of Meteorology, 1949. 43, 44, 47

- [450] S. GUPTE, O. MASOUD, R.E.K. MARTIN et N.P. PAPANIKOLOPOULOS: Detection and classification of vehicles. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 3(1):37-47, mar 2002.
- [451] George M. HALEY et B. S. MANJUNATH : Rotation-invariant texture classification using a complete space-frequency model. IEEE Transactions on Image Processing, 8(2):255–269, 1999.
- [452] Jad C. HALIMEH et Martin ROSER : Raindrop detection on car windshields using geometric-photometric environment construction and intensity-based correlation. In 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pages 610–615. IEEE, jun 2009.
- [453] A. HAMPAPUR, L. BROWN, J. CONNELL, A. EKIN, N. HAAS, M. LU, H. MERKL et S. PANKANTI : Smart video surveillance : exploring the concept of multiscale spatiotemporal tracking. IEEE Signal Processing Magazine, 22(March 2005):38–51, 2005.
- [454] Feng HAN, Ying SHAN, Ryan CEKANDER, Harpreet S. SAWHNEY et Rakesh KUMAR: A Two-Stage Approach to People and Vehicle Detection With HOG-Based SVM. In Performance Metrics for Intelligent Systems 2006 Workshop, pages 133–140, 2006.
- [455] U HANDMANN, T KALINKE, C TZOMAKAS, M WERNER et Werner Von SEELEN: An image processing system for driver assistance. Image and Vision Computing, 18(5):367–376, apr 2000.
- [456] D HANWELL et M MIRMEHDI : Detection of Lane Departure on High-speed Roads. Icpram (2), 2012. 27
- [457] Takenori HARA, Hideo SAITO et Takeo KANADE : Removal of glare caused by water droplets. CVMP 2009 The 6th European Conference for Visual Media Production, pages 144–151, 2009.
- [458] Robert HARALICK, K. SHANMUGAN et I. DINSTEIN: Textural features for image classification. In IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, volume 3, pages 610–621, 1973. XXXVIII
- [459] R M HARRALICK : Statistical and structural approach to texture. Proceeding of IEEE, 67(5):786–804, 1979. XXXVIII
- [460] C HARRIS et M STEPHENS : A combined corner and edge detector. Alvey vision conference, 1988. XXXVII
- [461] Nicolas HAUTIÈRE, Eric DUMONT, Roland BRÉMOND et Vincent LEDOUX : DIVAS Mécanismes de réduction de la visibilité par la pluie et les projections d'eau, 2008.
- [462] Nicolas HAUTIÈRE, Eric DUMONT, Roland BRÉMOND et Vincent LEDOUX : Review of the Mechanisms of Visibility Reduction by Rain and Wet Road. In 8th International Symposium on Automotive Lighting, 2009.
- [463] László HAVASI, Zoltán SZLÁVIK et Tamás SZIRÁNYI : Pedestrian Detection Using Derived Third-Order Symmetry of Legs. Iccvg, pages 733–739, 2004.
- [464] Dong-Chen HE et Li WANG : Texture unit, texture spectrum, and texture analysis. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 28(4):509 512, 1990.
- [465] Dong-chen HE et Li WANG : Simplified Texture Spectrum for Texture Analysis. Journal of Communication and Computer, 7(8):44-53, 2010. 22
- [466] S HEINRICH, Daimlerchrylser AG, P O BOX et D ULM : Fast Obstacle Detection using Flow / Depth Constraint. In Intelligent Vehicle Symposium, pages 658–665, 2002.
- [467] B HEISELE et W RITTER : Obstacle detection based on color blob flow. IEEE Intelligent vehicle symposium, 1995.
- [468] B. HEISELE et C. WOEHLER : Motion-based recognition of pedestrians. International Conference on Pattern Recognition, 2, 1998.
- [469] Cristina HILARIO, Juan Manuel COLLADO, J.M. ARMINGOL et Arturo DE LA ESCALERA : Pedestrian detection for intelligent vehicles based on active contour models and stereo vision. Computer Aided Systems Theory - EUROCAST 2005, pages 537–542, 2005.
- [470] Chun T. Ho et Ling Hwei CHEN : A high-speed algorithm for elliptical object detection. IEEE Transactions on Image Processing, 5(3):547–550, 1996.
- [471] B. HOFERLIN et K. ZIMMERMANN: Towards reliable traffic sign recognition. 2009 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2009.
- [472] Tsai-hong HONG, Christopher RASMUSSEN, Tommy CHANG et Michael SHNEIER: Road Detection and Tracking for Autonomous Mobile Robots. In AeroSense 2002, pages 311–319, 2002.
- [473] N. HOOSE: Computer vision as a traffic surveillance tool. In Control, Computers, Communications in Transportation: Selected Papers from the IFAC/IFIP/IFORS Symposium, page 57, 1989.
- [474] Sebastian HOUBEN : A single target voting scheme for traffic sign detection. In IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pages 124–129, 2011. 22
- [475] PVC HOUGH : Method and means for recognizing complex patterns, 1962. 22, XXXVIII
- [476] A HOWARD, L H MATTHIES, A HUERTAS, M BAJRACHARYA et A RANKIN : Detecting pedestrians with stereo vision : safe operation of autonomous ground vehicles in dynamic environments. In Proceedings of the 13th International Symposium of Robotics Research, page 27, 2007.
- [477] M HRADIS : Local Rank Patterns-Novel Features for Rapid Object Detection. Computer Vision and Graphics, 2009.
- [478] S.-H. HSU et C.-L. HUANG : Road sign detection and recognition using matching pursuit method. Image and Vision Computing, 19:119–129, 2001.
- [479] Wynne HSU, T.S. CHUA et H.K. PUNG : An Integrated Color-Spatial Approach to Content-based Image Retrieval. In Proceedings of the third ACM international conference on Multimedia, pages 305–313, 1995.
- [480] Ming-Kuei Hu: Visual pattern recognition by moment invariants. IRE Transactions on Information Theory, 8:179–187, 1962. 23
- [481] J HUANG, S R KUMAR, Mandar MITRA, Wei-jing ZHU et Ramin ZABIH : Image indexing using color correlograms. In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pages 762–768, 1997. XXXVII
- [482] T HUANG, D KOLLER, Jitendra MALIK et G OGASAWARA : Automatic symbolic traffic scene analysis using belief networks. AAAI, 1994.
- [483] Selesnick I, Baraniuk R et Kingsbury N : the Dual-Tree Complex Wavelet Transform. IEEE Signal Proc. Mag., (November 2005):1–29, 2005.

- [484] Sio Song IENG, Jérémy VRIGNON, Dominique GRUYER et Didier AUBERT : A new multi-lanes detection using multi-camera for robust vehicle location. In IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Proceedings, volume 2005, pages 700–705, 2005.
- [485] Sio-Song Ieng Sio-Song Ieng, Jean-Philippe Tarel Jean-Philippe TAREL et R. LABAYRADE : On the design of a single lane-markings detectors regardless the on-board camera's position. IEEE IV2003 Intelligent Vehicles Symposium. Proceedings (Cat. No.03TH8683), 2003.
- [486] Don L. IVEY, Eero K. LEHTIPUU et J. W. BUTTON : Rainfall and visibility the view from behind the wheel. Rapport technique, Texas Transportaton Institute, 1975.
- [487] J. JACHALSKY, M. WAHLER, P. PIRSCH, S. CAPPERON, W. GEHRKE, W.M. KRUIJTZER et a. NUNEZ: A core for ambient and mobile intelligent imaging applications. 2003 International Conference on Multimedia and Expo. ICME '03. Proceedings (Cat. No.03TH8698), 2(Wdc 31):1–67, 2003.
- [488] Bernd JÄHNE, Horst HAUSSECKER et Peter GEISSLER : Handbook of computer vision and applications, volume 2. Academic Press, 1999.
- [489] R. JANSSEN, W. RITTER, F. STEIN et S. OTT : Hybrid Approach For Traffic Sign Recognition. Proceedings of the Intelligent Vehicles '93 Symposium, pages 390–395, 1993.
- [490] Zhen JIA, Hongcheng WANG, Rodrigo CABALLERO, Ziyou XIONG, Jianwei ZHAO et Alan FINN: A two-step approach to see-through bad weather for surveillance video quality enhancement. Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation, pages 5309–5314, 2011. 99, XXVI
- [491] T M JOCHEM, Dean a. POMERLEAU et C E THORPE : MANIAC : a next generation neurally based autonomous road follower. Proceedings of the International Conference on Intelligent Autonomous Systems, pages 592–601, 1993.
- [492] Todd JOCHEM et Dean a. POMERLEAU : Life in the fast lane. The evolution of an adaptive vehicle control system. AI Magazine, 17(2):11–50, 1996.
- [493] Björn JOHANSSON : Road Sign Recognition from a Moving Vehicle. Master, Uppsala University, 2002.
- [494] Cláudio Rosito JUNG et Christian Roberto KELBER : A lane departure warning system using lateral offset with uncalibrated camera. In IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, volume 2005, pages 348–353, 2005.
- [495] C.R. JUNG et C.R. KELBER : A lane departure warning system based on a linear-parabolic lane model. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2004, 2004.
- [496] C.R. JUNG et C.R. KELBER : A robust linear-parabolic model for lane following. Proceedings. 17th Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing, 2004.
- [497] Yk JUNG et Ys HO: A feature-based vehicle tracking system in congested traffic video sequences. Advances in Multimedia Information Processing PCM 2001, pages 190–197, 2001.
- [498] YK JUNG, KW LEE et YS HO : Content-based event retrieval using semantic scene interpretation for automated traffic surveillance. Intelligent Transportation Systems, ..., 2001.
- [499] Young-Kee JUNG et Yo-Sung Ho : Traffic parameter extraction using video-based vehicle tracking. In Proceedings 199 IEEE/IEE/J/SAI International Conference on Intelligent Transportation Systems (Cat. No.99TH8383), pages 764–769, 1999.
- [500] P KAEWTRAKULPONG et R BOWDEN : An improved adaptive background mixture model for real-time tracking with shadow detection. Video-Based Surveillance Systems, 2002.
- [501] M. KAGESAWA, S. UENO, K. IKEUCHI et H. KASHIWAGI: Recognizing vehicles in infrared images using IMAP parallel vision board. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2(1):10–17, mar 2001.
- [502] P. KAHN, L. KITCHEN et E. M. RISEMAN : A fast line finder for vision-guided robot navigation. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 12:1098–1102, 1990. 30
- [503] Thomas KALINKE, Christos TZOMAKAS et Werner VON SEELEN : A texture-based object detection and an adaptive model-based classification. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pages 341–346, 1998.
- [504] Chandrika KAMATH : Salient points for tracking moving objects in video. In Electronic Imaging 2005, pages 442–453, 2005.
- [505] Shunsuke KAMIJO, Yasuyuki MATSUSHITA, Katsushi IKEUCHI et Masao SAKAUCHI : Traffic Monitoring and Accident Detection at Intersections. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 1(2):108–117, 2000.
- [506] Takeo KANADE, R COLLINS, A LIPTON, Peter BURT et Lambert WIXSON: Advances in cooperative multi-sensor video surveillance. In DARPA Image Understanding Workshop, volume 1, pages 3–24, 1998.
- [507] Dong Jung Kang Dong Jung KANG, Jang Won Choi Jang Won Choi et In So Kweon In So Kweon : Finding and tracking road lanes using & amp; ldquo; line-snakes& amp; rd-quo;. Proceedings of Conference on Intelligent Vehicles, pages 0–5, 1996.
- [508] Li Wei KANG, Chia Wen LIN et Yu Hsiang FU : Automatic single-image-based rain streaks removal via image decomposition. *IEEE Transactions on Image Processing*, 21(4):1742–1755, 2012. 99, XXVI
- [509] Neeraj K. KANHERE et Stanley T. BIRCHFIELD : Real-time incremental segmentation and tracking of vehicles at low camera angles using stable features. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 9(1):148–159, 2008.
- [510] Axel KASKE, Didier WOLF et Rene HUSSON: Lane boundary detection using statistical criteria. International Conference on Quality Control by Artificial Vision, 1998.
- [511] WKASPRZAK: Moving segment detection in monocular image sequences under egomotion. pages 708–711, 1994.
- [512] W KASPRZAK : Ground plane object tracking under egomotion. International Archives of Photometry and Remote Sensing, 30(5W1):208–213, 1995.
- [513] W KASPRZAK et H NIEMANN : Adaptive road recognition and ego-state tracking in the presence of obstacles. International Journal of Computer Vision, 28(1):5-26, 1998.
- [514] Robert KASTNER, Thomas MICHALKE, Thomas BURBACH, Jannik FRITSCH et Christian GOERICK : Attention-based traffic sign recognition with an array of weak classifiers. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Proceedings, pages 333–339, 2010.
- [515] H. KATSURA, J. MIURA, M. HILD et Yoshiaki SHIRAI: A view-based outdoor navigation using object recognition robust to changes of weather and seasons. IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, 3:2974–2979, 2003.

- [516] Qifa KE et Takeo KANADE : Transforming camera geometry to a virtual downward-looking camera : robust ego-motion estimation and ground-layer detection. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1:0–7, 2003.
- [517] Christoph G. KELLER, Markus ENZWEILER, Marcus ROHRBACH, David Fernández LLORCA, Christoph SCHNÖRR et Dariu M. GAVRILA: The benefits of dense stereo for pedestrian detection. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 12(4):1096–1106, 2011.
- [518] Christoph Gustav KELLER, Christoph SPRUNK, Claus BAHLMANN, Jan GIEBEL et Gregory BARATOFF: Real-time recognition of U.S. speed signs. In IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Proceedings, pages 518–523, 2008.
- [519] Philip KELLY, E COOKE, Ne O'CONNOR et Af SMEATON: Pedestrian detection using stereo and biometric information. In International Conference on Image Analysis and ..., pages 802–813, 2006.
- [520] Ayoub KHAMMARI, Fawzi NASHASHIBI, Yotam ABRAMSON et Claude LAURGEAU: Vehicle detection combining gradient analysis and AdaBoost classification. IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, 2005:1084–1089, 2005. 24, XXXVIII
- [521] K.I. KIM, SY OH, SW KIM, H. JEONG, J.H. HAN, C.N. LEE, B.S. KIM et C.S. KIM : An autonomous land vehicle PRV II : progresses and performance enhancement. In Proceedings of the Intelligent Vehicles '95. Symposium, pages 264–269, 1995.
- [522] Z. KIM et Jitendra MALIK : Fast vehicle detection with probabilistic feature grouping and its application to vehicle tracking. In International Conference on Computer Vision, volume 1, pages 524–531, 2003.
- [523] R a KIRSCH : Computer determination of the constituent structure of biological images. Computers and biomedical research, an international journal, 4(3):315–328, 1971.
- [524] S.J. KISELEWICH, W.a. BAUSON et R. HAMMOUD: Robust Moving Object Detection at Distance in the Visible Spectrum and Beyond Using A Moving Camera. 2006 Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop (CVPRW'06), pages 131–131, 2006.
- [525] L KITCHEN et A ROSENFELD : Gray-level corner detection. Pattern recognition letters, 1982.
- [526] K KLUGE et CE THORPE : Explicit models for robot road following. Vision and Navigation, 1990.
- [527] Karl C. KLUGE : Tracking lane and pavement edges using deformable templates. Proceedings of SPIE, 3364(April):167–176, 1998.
- [528] JJ KOENDERINK et a J van DOORN : Representation of local geometry in the visual system. Biological cybernetics, 55:367–375, 1987.
- [529] D KOLLER, K DANIILIDIS et H.H. NAGEL: Model-based object tracking in monocular image sequences of road traffic scenes. International Journal of Computer Vision, 1993.
- [530] D KOLLER, J WEBER, T HUANG, J. MALIK, G. OGASAWARA, B. RAO et S. RUSSELL: Towards robust automatic traffic scene analysis in real-time. Proceedings of 1994 33rd IEEE Conference on Decision and Control, 4:1–6, 1994.
- [531] D KOLLER, J WEBER et Jitendra MALIK: Robust multiple car tracking with occlusion reasoning. Rapport technique, California Partners for Advanced Transit and Highways, 1994.
- [532] Axel F. KORN : Toward a Symbolic Representation of Intensity Changes in Images. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 10(5):610–625, 1988.
- [533] J. KOSECKA, R. BLASI, C.J. TAYLOR et J. MALIK: Vision-based lateral control of vehicles. Proceedings of Conference on Intelligent Transportation Systems, 46:139–143, 1997.
- [534] Kristian KOVACIC, E IVANJKO et H GOLD : Real Time Vehicle Trajectory Estimation on Multiple Lanes. In Proceedings of the Croatian Computer Vision Workshop, pages 21–26, 2014.
- [535] Peter KOVESI : Image Features from Phase Congruency. Rapport technique, University of Western Australia, 1999.
- [536] C. KREUCHER et S. LAKSHMANAN : A frequency domain approach to lane detection in roadway images. In Proceedings 1999 International Conference on Image Processing (Cat. 99CH36348), volume 2, pages 31–35. IEEE, 1999.
- [537] Chris KREUCHER, S LAKSHMANAN et K KLUGE: A driver warning system based on the LOIS lane detection algorithm. In IEEE International Conference on Intelligent Vehicles, pages 17–22, 1998.
- [538] Chris KREUCHER et Sridhar LAKSHMANAN : LANA : A lane extraction algorithm that uses frequency domain features. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 15(2):343–350, 1999.
- [539] S KROTOSKY et M TRIVEDI : Multimodal Stereo Image Registration for Pedestrian Detection. 2006 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference, pages 109–114, 2006.
- [540] S.J. KROTOSKY et M.M. TRIVEDI : A Comparison of Color and Infrared Stereo Approaches to Pedestrian Detection. 2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pages 81–86, 2007.
- [541] Stephen J KROTOSKY et M.M. TRIVEDI : Approaches to Pedestrian Detection. IEEE Transaction on Intelligent Transportation Systems, 8(4):619–629, 2007.
- [542] Stephen J. KROTOSKY et Mohan M. TRIVEDI: Mutual information based registration of multimodal stereo videos for person tracking. Computer Vision and Image Understanding, 106:270–287, 2007.
- [543] Pankaj KUMAR, Surendra RANGANATH, Huang WEIMIN et Kuntal SENGUPTA: Framework for real-time behavior interpretation from traffic video. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 6(1):43–53, 2005.
- [544] Hiroyuki KURIHATA, Tomokazu TAKAHASHI, Ichiro IDE, Yoshito MEKADA, Hiroshi MURASE, Yukimasa TAMATSU et Takayuki MIYAHARA : Rainy weather recognition from in-vehicle camera images for driver assistance. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Proceedings, 2005:205–210, 2005. 99
- [545] R LABAYRADE et D AUBERT : In-vehicle obstacles detection and characterization by stereovision. In 1st International Workshop on In-Vehicle Cognitive Computer Vision Systems, pages 13–19, 2003.
- [546] R. LABAYRADE, D. AUBERT et J.-P. TAREL: Real time obstacle detection in stereovision on non flat road geometry through "v-disparity" representation. Intelligent Vehicle Symposium, 2002. IEEE, 2, 2002.

- [547] Raphaël LABAYRADE et Didier AUBERT : Robust and Fast Stereovision Based Obstacles Detection for Driving Safety Assistance. *IEICE Transactions on Information and Systems*, E87-D:80–88, 2004.
- [548] A LACAZE, K MURPHY et M DELGIORNO : Autonomous mobility for the Demo III experimental unmanned vehicles. In Proceedings of AUSVI, 2002.
- [549] S. LAFUENTE-ARROYO, S. SALCEDO-SANZ, S. MALDONADO-BASCÓN, J. a. PORTILLA-FIGUERAS et R. J. LÓPEZ-SASTRE : A decision support system for the automatic management of keep-clear signs based on support vector machines and geographic information systems. *Expert Systems with Applications*, 37(1):767–773, 2010.
- [550] A.H.S. LAI, G.S.K. FUNG et N.H.C. YUNG : Vehicle type classification from visual-based dimension estimation. IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, 2001.
- [551] Andrew H S LAI et Nelson H C YUNG: Vehicle-Type Identification Through Automated Virtual Loop Assignment and Block-Based Direction-Biased Motion Estimation. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 1(2):86–97, 2000.
- [552] William Wai Leung LAM : Highly accurate texture-based vehicle segmentation method. Optical Engineering, 43(3):591, mar 2004.
- [553] Fredrik LARSSON et Michael FELSBERG : Using Fourier Descriptors and Spatial Models for Traffic Sign Recognition. In SCIA konferens, numéro May, pages 238–249, 2011.
- [554] Henning LATEGAHN, Andreas GEIGER et Bernd KITT: Visual SLAM for autonomous ground vehicles. In Proceedings IEEE International Conference on Robotics and Automation, pages 1732–1737, 2011.
- [555] Henning LATEGAHN, Markus SCHREIBER, Julius ZIEGLER et Christoph STILLER : Urban localization with camera and inertial measurement unit. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Proceedings, (June):719–724, 2013.
- [556] Henning LATEGAHN et Christoph STILLER : City GPS using stereo vision. 2012 IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety, ICVES 2012, (July):1–6, 2012.
- [557] Svetlana LAZEBNIK, Cordelia SCHMID, Jean PONCE et A Maximum ENTROPY: A Maximum Entropy Framework for Part-Based Texture and Object Recognition To cite this version: A Maximum Entropy Framework for Part-Based Texture and Object Recognition. In International Conference on Computer Vision, pages 838–838, 2005.
- [558] Gim Hee LEE, Friedrich FAUNDORFER et Marc POLLEFEYS : Motion Estimation for Self-Driving Cars with a Generalized Camera. In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pages 2746–2753. IEEE, jun 2013.
- [559] JinWook LEE et JaeSoo CH0: Effective lane detection and tracking method using statistical modeling of color and lane edge-orientation. International Journal on Advances in Information Sciences and Service Sciences, 2(3):40–47, 2010.
- [560] Joon Woong LEE: A Machine Vision System for Lane-Departure Detection. Computer Vision and Image Understanding, 86:52–78, 2002.
- [561] KB LEE, YJ KIM, OS AHN et YB KIM : Lateral control of autonomous vehicle using Levenberg-Marquardt neural network algorithm. International journal of Automotive Technology, 3(2):71–77, jul 2002.
- [562] TS LEE : Image representation using 2D Gabor wavelets. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 18(10):1–13, 1996.
- [563] G. LEFAIX, T. MARCHAND et P. BOUTHEMY : Motion-based obstacle detection and tracking for car driving assistance. Object recognition supported by user interaction for service robots, 4, 2002.
- [564] Bastian LEIBE, Nico CORNELIS, Kurt CORNELIS et L Van GOOL: Dynamic 3D Scene Analysis from a Moving Vehicle. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pages 1–8, 2007.
- [565] Bastian LEIBE, Nico CORNELIS, Kurt CORNELIS et Luc Van GOOL : Integrating recognition and reconstruction for cognitive traffic scene analysis from a moving vehicle. Pattern Recognition, Proceedings, 4174:192–201, 2006.
- [566] Bastian LEIBE, E SEEMANN et B SCHIELE : Pedestrian detection in crowded scenes. In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, volume 1, pages 878–885, 2005.
- [567] Thomas LEMAIRE, Cyrille BERGER, Il Kyun JUNG et Simon LACROIX : Vision-based SLAM : Stereo and monocular approaches. International Journal of Computer Vision, 74(3):343–364, 2007. 28
- [568] T LEUNG et J MALIK : Representing and Recognizing the Visual Appearence of Materials using Three-dimensional Textons. International Journal of Computer Vision, 43(1):29–44, 1999.
- [569] Stefan LEUTENEGGER, Margarita CHLI et Roland Y. SIEGWART : BRISK : Binary Robust invariant scalable keypoints. In IEEE International Conference on Computer Vision, pages 2548–2555, 2011.
- [570] Kobi LEVI et Yair WEISS : Learning object detection from a small number of examples : the importance of good features. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2, 2004.
- [571] Jesse LEVINSON, Jake ASKELAND, Jan BECKER, Jennifer DOLSON, David HELD, Soeren KAMMEL, J. Zico KOLTER, Dirk LANGER, Oliver PINK, Vaughan PRATT, Michael SOKOLSKY, Ganymed STANEK, David STAVENS, Alex TEICHMAN, Moritz WERLING et Sebastian THRUN: Towards fully autonomous driving: Systems and algorithms. In 2011 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV), pages 163–168. IEEE, jun 2011.
- [572] J P LEWIS : Fast Template Matching Template Matching. Pattern Recognition, 10(11):120–123, 1995. 21
- [573] Yunchong Li, Kezhong He Kezhong HE et Peifa Jia Peifa JiA: Road Markers Recognition Based on Shape Information. 2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, (c):117–122, 2007.
- [574] D LIEB, A LOOKINGBILL et S THRUN : Adaptive Road Following using Self-Supervised Learning and Reverse Optical Flow. Robotics : Science and Systems, 2005.
- [575] Dae-Woon Lim Dae-Woon LIM, Sung-Hoon Choi Sung-Hoon CHoi et Joon-Suk Jun Joon-Suk JUN : Automated detection of all kinds of violations at a street intersection using real time individual vehicle tracking. Proceedings Fifth IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation, 00:1–4, 2002.
- [576] Hwasup LIM, Vlad I. MORARIU, Octavia I. CAMPS et Mario SZNAIER: Dynamic appearance modeling for human tracking. In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, volume 1, pages 751–757, 2006.

- [577] Chun Wei LIN, Din Chang TSENG et Han Ying WANG: A robust lane detection and verification method for intelligent vehicles. 3rd International Symposium on Intelligent Information Technology Application, IITA 2009, 1:521–524, 2009.
- [578] Zhe LIN, LARY S. DAVIS, DAVIS, DAVID DERMANN et Daniel DEMENTHON: Hierarchical Part Template Matching for Human Detection and Segmentation. In IEEE 11th International Conference on Computer Vision, pages 1–8, 2007.
- [579] Christian LIPSKI, Björn SCHOLZ, Kai BERGER, Christian LINZ, Timo STICH et Marcus MAGNOR: A fast and robust approach to lane marking detection and lane tracking. Proceedings of the IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation, pages 57–60, 2008.
- [580] AJ LIPTON, H FUJIYOSHI et RS PATIL: Moving target classification and tracking from real-time video. In Fourth IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, 1998. WACV'98. Proceedings.,, pages 8–14, 1998.
- [581] F LIU et R W PICARD : Periodicity directionality and randommess : Wold features for images modelling and retrieval. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18(7):722–733, 1996.
- [582] P LIU, Jing XU, Jiafeng LIU et Xianglong TANG: Pixel Based Temporal Analysis Using Chromatic Property for Removing Rain from Videos. Computer and Information Science, 2(1):P53, 2009. 99, XXVI
- [583] X. LIU et K. FUJIMURA : Pedestrian Detection Using Stereo Night Vision. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 53(6):1657–1665, 2004.
- [584] Y LIU et P PAYEUR: Vision-based detection of activity for traffic control. CCECE 2003 Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering. Toward a Caring and Humane Technology (Cat. No.03CH37436), 2:1–4, 2003.
- [585] A. LÓPEZ, C. CAÑERO, J SERRAT, J SALUDES, F LUMBRERAS et T GRAF: Detection of lane markings based on ridgeness and RANSAC. In IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, volume 2005, pages 733–738, 2005.
- [586] Antonio LÓPEZ, Jörg HILGENSTOCK, Andreas BUSSE, Ramón BALDRICH, Felipe LUMBRERAS et Joan SERRAT: Nighttime vehicle detection for intelligent headlight control. Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics), 5259 LNCS:113–124, 2008.
- [587] Antonio M. LÖPEZ, Felipe LUMBRERAS, Joan SERRÂT et Juan J. VILLANUEVA: Evaluation of methods for ridge and valley detection. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 21(4):327–335, 1999.
- [588] Luis David LOPEZ et Olac FUENTES : Color-Based Road Sign Detection and Tracking. Journal of the American Statistical Association, 92:1138–1147, 2007.
- [589] Auranuch LORSAKUL et Jackrit SUTHAKORN : Traffic Sign Recognition for Intelligent Vehicle / Driver Assistance System Using Neural Network on OpenCV. In 4th International Conference on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence, 2007.
- [590] RA LOTUFO, EL DAGLESS, D.J. MILFORD et B.T. THOMAS: Road edge extraction using a plan-view image transformation. In Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference, 1988.
- [591] Jianguang LOU, Tieniu TAN, Weiming HU, Hao YANG et Steven J. MAYBANK: 3-D model-based vehicle tracking. IEEE Transactions on Image Processing, 14(10):1561–1569, 2005. 17
- [592] Toby Low, Gordon WYETH et St LUCIA : Obstacle Detection using Optical Flow. In Proceedings of the 2005 Australasian Conf. on Robotics & Automation, 2005.
- [593] DG LOWE : Distinctive image features from scale-invariant keypoints. International journal of computer vision, 2004. 22, 28, 31, XXXVII, XXXVIII
- [594] G. LOY et N. BARNES : Fast shape-based road sign detection for a driver assistance system. IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, 1, 2004.
- [595] Gareth LOY et Alexander ZELINSKY: Fast radial symmetry for detecting points of interest. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 25(8):959–973, 2003.
- [596] Jianye Lu, Ming YANG, Hong WANG et Bo ZHANG : Vision-based real-time road detection in urban traffic. Electronic Imaging 2002, pages 75–82, mar 2002.
- [597] Bruce D. LUCAS et Takeo KANADE: An iterative image registration technique with an application to stereo vision. In Proceedings of the 7th international joint conference on Artificial intelligence (IJCAI'81), volume Volume 2, pages 674–679, 1981.
- [598] Q.-T. LUONG, J. WEBER, D. KOLLER et J. MALIK : An integrated stereo-based approach to automatic vehicle guidance. International Conference on Computer Vision, pages 52–57, 1995.
- [599] M LUTZELER et E D DICKMANNS : Road recognition with MarVEye. IEEE Intelligent Vehicles Symposium98, pages 341–346, 1998.
- [600] B. MA, S. LAKAHMANAN et a. HERO: Road and lane edge detection with multisensor fusion methods. Proceedings 1999 International Conference on Image Processing (Cat. 99CH36348), 2:686–690, 1999.
- [601] Bing MA, Sridhar LAKSHMANAN et Alfred O. HERO : Simultaneous Detection of Lane and Pavement Boundaries Using Model-Based Multisensor Fusion. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 1(3):135–147, 2000.
- [602] WY MA et BS MANJUNATH : A texture thesaurus for browsing large aerial photographs. Journal of the American Society for Information Science, 49(7):633–648, 1998.
- [603] WY MA et HJ ZHANG : Benchmarking of image features for content-based retrieval. 32nd Asilomar Conference on Signals, Systems & Computers, 1998. 11, 19
- [604] Mirko MÄHLISCH, Matthias OBERLÄNDER, Otto LÖHLEIN, Dariu M. GAVRILA et Werner RITTER : A multiple detector approach to low-resolution FIR pedestrian recognition. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Proceedings, 2005:325–330, 2005.
- [605] E MAIR, GD HAGER et D BURSCHKA : Adaptive and generic corner detection based on the accelerated segment test. European Conference on Computer Vision, 2010.
- [606] Saturnino MALDONADO-BASCON, Sergio LAFUENTE-ARROYO, Pedro GIL-JIMENEZ, Hilario GOMEZ-MORENO et Francisco LOPEZ-FERRERAS: Road-Sign Detection and Recognition Based on Support Vector Machines. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 8(2):264–278, 2007.
- [607] Jitendra MALIK et S RUSSELL: A machine vision based surveillance system for California roads. Rapport technique, California PATH, 1995.

- [608] Jitendra MALIK et Stuart RUSSELL: Traffic Surveillance And Detection Technology Development: New Traffic Sensor Technology Final Report. Rapport technique, California Partners for Advanced Transit and Highways (PATH), UC Berkeley, 1997.
- [609] Roberto MANDUCHI, Andres CASTANO, Ashit TALUKDER et Larry MATTHIES: Obstacle detection and terrain classification for autonomous off-road navigation. Autonomous Robots, 18:81–102, 2005.
- [610] B. S. MANJUNATH, Jens Rainer OHM, Vinod V. VASUDEVAN et Akio YAMADA: Color and texture descriptors. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 11(6):703–715, 2001. 20, 23, XXXVII
- [611] Robert Michael MANNING: Stochastic Electromagnetic Image Propagation : An Adaptive Compensation. 1993.
- [612] S. MARČELJA: Mathematical description of the responses of simple cortical cells. Journal of the Optical Society of America, 70(11):1297, 1980.
- [613] F MARMOITON, F COLLANGE, J.P. DERUTIN et J. ALIZON: 3D localization of a car observed through a monocular video camera. In IEEE International Conference on Intelligent Vehicles, pages 189–194, 1998.
- [614] JS MARSHALL et WMK PALMER : The distribution of raindrops with size. Journal of meteorology, 1948. 43, 46, XL
- [615] D MARTIN, C FOWLKES et J MALIK : Learning to Find Brightness and Texture Boundaries in Natural Images. Nips, 2002.
- [616] O. MASOUD et N.P. PAPANIKOLOPOULOS: Robust pedestrian tracking using a model-based approach. Proceedings of Conference on Intelligent Transportation Systems, 1997.
- [617] Osama MASOUD, N.P. PAPANIKOLOPOULOS et Eil KWON : Vision-based monitoring of weaving sections. In IEEE Conference on International Conference on Intelligent Transportation Systems, pages 770–775, 1999.
- [618] M. MAURER, R. BEHRINGER, S. FÜRST, F. THOMANEK et E. D. DICKMANNS: A compact vision system for road vehicle guidance. International Conference on Pattern Recognition, 3:313–317, 1996.
- [619] J.C. MCCALL et M.M. TRIVEDI : Visual context capture and analysis for driver attention monitoring. Proceedings. The 7th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (IEEE Cat. No.04TH8749), 2004.
- [620] JC MCCALL et Dp WIPF : Lane change intent analysis using robust operators and sparse Bayesian learning. IEEE Conference on International Conference on Intelligent Transportation Systems, 8(3):431–440, 2007.
- [621] Joel C. MCCALL et Mohan M. TRIVEDI : Performance evaluation of a vision based lane tracker designed for driver assistance systems. *IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Proceedings*, 2005:153–158, 2005.
- [622] Joel C. McCALL et Mohan M. TRIVEDI : Video-based lane estimation and tracking for driver assistance : Survey, system, and evaluation, 2006.
- [623] G. MEDIONI, Isaac COHEN, F. BREMOND, S. HONGENG, R. NEVATIA, Â MEDIONI et Senior MEMBER : Event detection and analysis from video streams. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 23(8):873–889, 2001.
- [624] B MEFFERT, R BLASCHEK, R KNAUER, R REULKE, F WINKLER et A SCHISCHMANOW: Monitoring traffic by optical sensors. In Second International Conference on Intelligent Computing and Information Systems, 2005.
- [625] MEI CHEN, Todd JOCHEM et D. POMERLEAU: AURORA: a vision-based roadway departure warning system. In Proceedings 1995 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Human Robot Interaction and Cooperative Robots, volume 1, pages 243–248, 1995.
- [626] Ricardo MEJÍA-IÑIGO, María E BARILLA-PÉREZ et Héctor A MONTES-VENEGAS : Color-based Texture Image Segmentation for Vehicle Detection. Image Segmentation, InTech, pages 273–, 2009.
- [627] José MELO, Andrew NAFTEL, Alexandre BERNARDINO et José SANTOS-VICTOR : Using Vehicle Motion Trajectories. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 7(2):188–200, 2006.
- [628] José MENNESSON, Christophe SAINT-JEAN et Laurent MASCARILLA: De nouveaux descripteurs de Fourier géométriques pour l'analyse d'images couleur. In Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle, pages 599–606, 2010.
- [629] José MENNESSON, Christophe SAINT-JEAN et Laurent MASCARILLA: New geometric fourier descriptors for color image recognition. In 2010 IEEE International Conference on Image Processing, pages 2685–2688. IEEE, sep 2010.
- [630] Xiaodong MIAO, Shunming LI et Huan SHEN: On-Board Lane Detection System for Intelligent Vehicle Based on Monocular Vision. International Journal on Smart Sensing and Intelligent Systems, 5(4):957–972, 2012.
- [631] Ivana MIKI??, Pamela C. COSMAN, Greg T. KOGUT et Mohan M. TRIVEDI : Moving shadow and object detection in traffic scenes. International Conference on Pattern Recognition, 15(1):321–324, 2000.
- [632] K MIKOLAJCZYK et C SCHMID : A performance evaluation of local descriptors. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005. XXXVII
- [633] S MILCH et M BEHRENS : Pedestrian detection with radar and computer vision. In Conference on Progress in Automobile Lighting, 2001.
- [634] Jun MIURA, Tsuyoshi KANDA et Yoshiaki SHIRAI: An active vision system for real-time traffic sign recognition. *IEICE Transactions on Information and Systems*, 85(11):1784–1792, 2000.
- [635] Guillermo MONTERO-MARTÍNEZ, Alexander B KOSTINSKI, Raymond A SHAW et Fernando GARCÍA-GARCÍA : Do all raindrops fall at terminal speed? Geophysical Research Letters, 36(11):2–5, 2009.
- [636] HP MORAVEC: Obstacle avoidance and navigation in the real world by a seeing robot rover. Thèse de doctorat, Carnegie-Mellon University, 1980. 20
- [637] Hans P. MOREVEC: Towards automatic visual obstacle avoidance. In International Conference on Artificial Intelligence, page 584. Morgan Kaufmann Publishers Inc., aug 1977.
- [638] A. D. MORGAN, E. L. DAGLESS, D. J. MILFORD et B. T. THOMAS: Road Edge Tracking for Robot Road Following. In Proceedings of the Alvey Vision Conference 1988, pages 28,1–28,6. Alvey Vision Club, 1988.

- [639] H. MORITA, M. HILD, J. MIURA et Y. SHIRAI: View-based localization in outdoor environments based on support vector learning. 2005 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2005.
- [640] Hideo MORITA, Michael HILD, Jun MIURA et Yoshiaki SHIRAI: Panoramic view-based navigation in outdoor environments based on support vector learning. IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, pages 2302–2307, 2006.
- [641] Etienne MOURAGNON, Maxime LHUILLIER, Michel DHOME, Fabien DEKEYSER et P. SAYD: Real-time localization and 3D reconstruction. In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pages 363–370, 2006.
- [642] Fabien MOUTARDE, Alexandre BARGETON, Anne HERBIN et Lowik CHANUSSOT: Robust on-vehicle real-time visual detection of American and European speed limit signs, with a modular Traffic Signs Recognition system. 2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 51:1122–1126, 2007.
- [643] Yadong Mu Yadong MU, Shuicheng Yan Shuicheng YAN, Yi Liu Yi LIU, T. HUANG et Bingfeng Zhou Bingfeng ZHOU: Discriminative local binary patterns for human detection in personal album. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2008.
- [644] S MUNDER, C SCHNORR et Dariu GAVRILA : Pedestrian detection and tracking using a mixture of view-based shape-texture models. IEEE Transactions on intelligent transportation systems, pages 1–25, 2008.
- [645] H. NANDA, C. BENABDELKEDAR et Larry S. DAVIS : Modelling pedestrian shapes for outlier detection : a neural net based approach. IEEE IV2003 Intelligent Vehicles Symposium. Proceedings (Cat. No.037H8683), (3), 2003.
- [646] H. NANDA et L. DAVIS : Probabilistic template based pedestrian detection in infrared videos. Intelligent Vehicle Symposium, 2002. IEEE, 1:1–11, 2002.
- [647] Fawzi NASHASHIBI, Raoul DE CHARETTE et Alexandre LIA: Detection of unfocused raindrops on a windscreen using low level image processing. 11th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision, ICARCV 2010, pages 1410–1415, 2010. 99
- [648] S. NEDEVSCHI, R. SCHMIDT, T. GRAF, R. DANESCU, D. FRENTIU, T. MARITA, F. ONIGA et C. POCOL: 3D lane detection system based on stereovision. In 7th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, pages 161–166, 2004.
- [649] Sergiu NEDEVSCHI, Silviu BOTA et Corneliu TOMIUC: Stereo-based pedestrian detection for collision-avoidance applications. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 10(3):380–391, 2009.
- [650] R NEVATIA et K Ramesh BABU : Linear feature extraction and description. Computer Graphics and Image Processing, pages 257–269, 1980.
- [651] Pejman NIKSAZ: Automatic Traffic Estimation Using Image Processing. International Conference on Image, Vision and Computing, 50(4):167–174, 2012.
- [652] D NISTER, O NARODITSKY et J BERGEN : Visual odometry. In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, volume 1, pages -659, 2004.
- [653] D NISTÉR, O NARODITSKY et J BERGEN : Visual odometry for ground vehicle applications. Journal of Field Robotics, 23:3–20, 2006.
- [654] Julia Alison NOBLE : Finding corners. Image and Vision Computing, 1988.
- [655] Julia Alison NOBLE : Descriptions of Image Surfaces. University of Oxford, 1989.
- [656] Ronan O MALLEY, Edward JONES et Martin GLAVIN : Rear-lamp vehicle detection and tracking in low-exposure color video for night conditions. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 11(2):453–462, 2010.
- [657] F. OBERTI, S. CALCAGNO, M. ZARA et C.S. REGAZZONI : Robust tracking of humans and vehicles in cluttered scenes with occlusions. Proceedings. International Conference on Image Processing, 3:7–10, 2002.
- [658] Naoya OHTA : Detecting Approaching Cars via Artificial Insect Vision. In 5th Asian Conference on Computer Vision, numéro January, pages 23–25, 2002.
- [659] Mayumi OHZORA, Tohru OZAKI, Shigeru SASAKI, Masumi YOSHIDA et Yoshitaka HIRATSUKAT : Video-Rate Image Processing System for an Autonomous Personal Vehicle System. In IAPR Workshop on Machine Vision Application, pages 90–93, 1990.
- [660] Timo OJALA, Matti PIETIKÄINEN et David HARWOOD : A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions. Pattern Recognition, 29(1):51–59, 1996. XXXVIII
- [661] R. OKADA, Y. TANIGUCHI, K. FURUKAWA et K. ONOGUCHI: Obstacle detection using projective invariant and vanishing lines. International Conference on Computer Vision, (Iccv), 2003.
- [662] Aude OLIVA et Antonio TORRALBA: Modeling the shape of the scene: A holistic representation of the spatial envelope. International Journal of Computer Vision, 42(3):145– 175, 2001.
- [663] Luciano OLIVEIRA, Gonçalo MONTEIRO, Paulo PEIXOTO et Urbano NUNES: Towards a Robust Vision-Based Obstacle Perception with Classifier Fusion in Cybercars. EURO-CAST, 4739:1089–1096, 2007. 27
- [664] Luciano OLIVEIRA, Urbano NUNES et Paulo PEIXOTO: On exploration of classifier ensemble synergism in pedestrian detection. *IEEE Transactions on Intelligent Transporta*tion Systems, 11:16–27, 2010.
- [665] NM OLIVER : A Bayesian computer vision system for modeling human interactions. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 22(8):831–843, 2000.
- [666] Michael OREN, Edgar OSUNA, Tomaso POGGIO, Constantine PAPAGEORGIOU et Pawan SINHA: Pedestrian Detection Using Wavelet Templates. In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pages 193–199, 1997.
- [667] Kemal Egemen OZDEN, Konrad SCHINDLER et Luc VAN GOOL : Simultaneous segmentation and 3D reconstruction of monocular image sequences. In International Conference on Computer Vision, 2007.
- [668] P. PACLÍK, J. NOVOVIČOVÁ, P. PUDIL et P. SOMOL: Road sign classification using Laplace kernel classifier. Pattern Recognition Letters, 21:1165–1173, 2000.
- [669] F. PAETZOLD et U. FRANKE: Road recognition in urban environment. Image and Vision Computing, 18:377–387, 2000.

- [670] Chia-Jung PAI, Hsiao-Rong TYAN, Yu-Ming LIANG, Hong-Yuan Mark LIAO et Sei-Wang CHEN: Pedestrian detection and tracking at crossroads. Pattern Recognition, 37:1025– 1034, 2004.
- [671] CCC PANG : A novel method for resolving vehicle occlusion in a monocular traffic-image sequence. *IEEE Transaction on Intelligent Transportation Systems*, 5(3):129–141, 2004.
- [672] C. PAPAGEORGIOU et T. POGGIO: A pattern classification approach to dynamical object detection. International Conference on Computer Vision, 2(September), 1999.
- [673] Constantine PAPAGEORGIOU et T. POGGIO: Trainable pedestrian detection. Proceedings 1999 International Conference on Image Processing (Cat. 99CH36348), 4, 1999.
- [674] Constantine PAPAGEORGIOU et Tomaso POGGIO: A Trainable System for Object Detection. International journal of Computer Vision, 38(1):15–33, 2000
- [675] Constantine PAPAGEORGIOU et Tomaso POGGIO: Trainable system for object detection. International Journal of Computer Vision, 38(1):15–33, 2000.
- [676] Nikos PARAGIOS et Rachid DERICHE: Geodesic Active Contours and Level Sets for the Detection and Tracking of Moving Objects. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 22(3):266–280, 2004.
- [677] Dong Kwon PARK, Yoon Seok JEON et Chee Sun WON: Efficient use of local edge histogram descriptor. In Proceedings of the 2000 ACM workshops on Multimedia -MULTIMEDIA '00, pages 51–54, 2000.
- [678] Jee Hun PARK, Man Ho KIM, Hong Jun IM, Kyung Chang LEE et Suk LEE : Development of vision based control smart windwhield wiper system for intelligent vehicle. 2006 SICE-ICASE International Joint Conference, pages 4398–4403, 2006. 99
- [679] Jong Woung PARK, Joon Woong LEE et Kyung Young JHANG : A lane-curve detection based on an LCF. Pattern Recognition Letters, 24:2301–2313, 2003.
- [680] Greg PASS, Ramin ZABIH et Justin MILLER: Comparing Images Using Color Coherence Vector. ACM Multimedia, pages 65–73, 1996.
- [681] C.F. PAULO et PL. CORREIA : Automatic Detection and Classification of Traffic Signs. Eighth International Workshop on Image Analysis for Multimedia Interactive Services (WIAMIS '07), pages 4–7, 2007.
- [682] J.L. PECH-PACHECO, G. CRISTOBAL, J. CHAMORRO-MARTINEZ et J. FERNANDEZ-VALDIVIA: Diatom autofocusing in brightfield microscopy: a comparative study. International Conference on Pattern Recognition, 3:314–317, 2000.
- [683] Rp PFLUGFELDER et Horst BISCHOF : Car tracking in tunnels. Proceedings of the Czech Pattern Recognition Workshop, pages 179–184, 2000.
- [684] V. PHILOMIN, R. DURAISWAMI et L. DAVIS : Pedestrian tracking from a moving vehicle. In Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pages 350–355, 2000.
- [685] S. L. PHUNG et a. BOUZERDOUM : Detecting people in images : An edge density approach. ICASSP, IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing - Proceedings, 1(April):15–20, 2007.
- [686] SI PHUNG et Abdesselam BOUZERDOUM : A new image feature for fast detection of people in images. International Journal of Information and Systems Sciences, 3(3):383–391, 2007.
- [687] G. PICCIOLI, E. DE MICHELI, P. PARODI et M. CAMPANI : Robust method for road sign detection and recognition. Image and Vision Computing, 14:209–223, 1996.
- [688] O. PINK : Visual map matching and localization using a global feature map. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2008.
- [689] D. POMERLEAU : RALPH : rapidly adapting lateral position handler. In Proceedings of the Intelligent Vehicles Symposium, pages 506–511, 1995.
- [690] D. A. POMERLEAU: Efficient training of Artificial Neural Networks for Autonomous Navigation. Neural Computation, 3(1):88–97, 1991.
- [691] Dean a. POMERLEAU : Alvinn : An autonomous land vehicle in a neural network. Rapport technique, Canergie Mellon University, 1989.
- [692] Dean a. POMERLEAU: Knowledge-based training of artificial neural networks for autonomous robot driving. Robot learning, pages 19-43, 1993.
- [693] Dean a. POMERLEAU : Reliability estimation for neural network based autonomous driving. Robotics and Autonomous Systems, 12(3-4):113–119, 1994.
- [694] Dean a. POMERLEAU : Neural network vision for robot driving. Intelligent Unmanned Ground Vehicles, pages 1–22, 1997.
- [695] Dean a. POMERLEAU : Visibility estimation from a moving vehicle using the RALPH vision system. In Proceedings of Conference on Intelligent Transportation Systems, pages 906–911, 1997.
- [696] Dean a. POMERLEAU et Todd JOCHEM : Rapidly adapting machine vision for automated vehicle steering. *IEEE Expert Intelligent Systems and their Applications*, 11(2):19–27, 1996.
- [697] M POTMESIL et I CHAKRAVARTY : Synthetic image generation with a lens and aperture camera model. ACM Transactions on Graphics (TOG), 1982. 43
- [698] JMS PREWITT : Object enhancement and extraction. Picture processing and Psychopictorics, 1970.
- [699] L. PRIESE, V. REHRMANN, R. SCHIAN et R. LAKMANN : Traffic Sign Recognition Based On Color Image Evaluation. Proceedings of the Intelligent Vehicles '93 Symposium, 1993.
- [700] Va PRISACARIU et R TIMOFTE : Integrating object detection with 3d tracking towards a better driver assistance system. In International Conference on Pattern Recognition, numéro iii, pages 3344–3347, 2010.
- [701] A. QUDDUS et M.M. FAHMY: Corner detection using Gabor-type filtering. ISCAS '98. Proceedings of the 1998 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (Cat. No.98CH36187), 4(1):150–153, 1998.
- [702] E. RABIEI, U. HABERLANDT, M. SESTER et D. FITZNER: Rainfall estimation using moving cars as rain gauges Laboratory experiments. Hydrology and Earth System Sciences, 17(11):4701–4712, 2013. 6, 98
- [703] A.N. RAJAGOPALAN, P. BURLINA et R. CHELLAPPA : Higher order statistical learning for vehicle detection in images. International Conference on Computer Vision, 2, 1999.

- [704] A.N. RAJAGOPALAN et R. CHELLAPPA : Vehicle detection and tracking in video. International Conference on Image Processing, 1:0–3, 2000.
- [705] A L RANKIN, L H MATTHIES et A HUERTAS: Daytime water detection by fusing multiple cues for autonomous off-road navigation. In Proceedings of the 24 th Army Science Conference, page 177. JET PROPULSION LAB PASADENA CA, 2000.
- [706] Eric RAPHAEL et Raymond KIEFER : Development of a camera-based forward collision alert system. SAE Technical Paper, page 12, 2011.
- [707] Martin RAPUS, Stefan MUNDER, Gregory BARATOFF et Joachim DENZLER: Pedestrian recognition using combined low-resolution depth and intensity images. *IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Proceedings*, pages 632–636, 2008.
- [708] C RASMUSSEN : Combining laser range, color, and texture cues for autonomous road following. In IEEE International Conference on Robotics and Automation, volume 4, pages 1–6, 2002.
- [709] C RASMUSSEN : Grouping dominant orientations for ill-structured road following. In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, volume 1, pages I-470, 2004.
- [710] U. REGENSBURGER et V. GRAEFE : Visual recognition of obstacles on roads. IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2:980–987, 1994.
- [711] Daniel REISFELD, Haim WOLFSON et Yehezkel YESHURUN : Context-free attentional operators : The generalized symmetry transform. International Journal of Computer Vision, 14:119–130, 1995. 24, XXXVII, XXXVIII
- [712] P. REISMAN, O. MANO, S. AVIDAN et a. SHASHUA: Crowd detection in video sequences. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2004, 2004.
- [713] Paolo REMAGNINO, Adam BAUMBERG, T. GROVE, David HOGG, T.N. TAN, Anthony D. WORRALL et Keith D. BAKER : An integrated traffic and pedestrian model-based vision system. British Machine Vision Conference, 1997.
- [714] FeiXiang REN, Jinsheng HUANG, Ruyi JIANG et Reinhard KLETTE: General traffic sign recognition by feature matching. 2009 24th International Conference Image and Vision Computing New Zealand, pages 409–414, 2009.
- [715] R REULKE, S BAUER, T DÖRING et F MEYSEL: Traffic Surveillance using Multi-Camera Detection and Multi-Target Tracking. Image and Vision Computing, (December):175– 180, 2007.
- [716] R RISACK, P KLAUSMANN, W KRUGER et W ENKELMANN: Robust lane recognition embedded in a real time driver assistance system. IEEE International Conference on Intelligent Vehicles, pages 35–40, 1998.
- [717] YM RO, M KIM, HK KANG, BS MANJUNATH et J KIM : MPEG-7 homogeneous texture descriptor. ETRI journal, 2001. 20
- [718] Lawrence Gilman ROBERTS : Machine perception of three-dimensional solids. Thèse de doctorat, Massachusetts Institute of Technology, 1965.
- [719] Güner S. ROBINSON : Edge detection by compass gradient masks. Computer Graphics and Image Processing, 6(5):492–501, oct 1977.
- [720] F Javier RODR, Manuel MAZO et Miguel A SOTELO: Automation of an Industrial Fork Lift Truck, Guided by Artificial Vision in Open Environments. Autonomous Robots, 5(2):215–231, 1998.
- [721] Marcus ROHRBACH, Markus ENZWEILER et Dariu M. GAVRILA : High-level fusion of depth and intensity for pedestrian classification. Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics), 5748 LNCS:101–110, 2009.
- [722] Martin ROSER et Andreas GEIGER : Video-based raindrop detection for improved image registration. IEEE 12th International Conference on Computer Vision Workshops, ICCV Workshops 2009, pages 570–577, 2009. 99
- [723] Martin ROSER et Frank MOOSMANN: Classification of weather situations on single color images. IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Proceedings, pages 798–803, 2008. 5, 34, 98, 100, XXVI
- [724] E ROSTEN et T DRUMMOND : Fusing points and lines for high-performance tracking. International Conference on Computer Vision, 2005. XXXVII
- [725] E ROSTEN et T DRUMMOND : Machine learning for high-speed corner detection. European Conference on Computer Vision, 2006.
- [726] Daniel ROTH, Petr DOUBEK et Luc VAN GOOL: Bayesian pixel classification for human tracking. In Proceedings IEEE Workshop on Motion and Video Computing, MOTION 2005, pages 78–83, 2007.
- [727] E. ROYER, J. BOM, M. DHOME, B. THUILOT, M. LHUILLIER et F. MARMOITON : Outdoor autonomous navigation using monocular vision. 2005 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2005. 10, 28
- [728] Eric ROYER, Maxime LHUILLIER, Michel DHOME et Thierry CHATEAU : Localization in urban environments : Monocular vision compared to a differential GPS sensor. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2:114–121, 2005.
- [729] Eric ROYER, Maxime LHUILLIER, Michel DHOME et Jean-Marc LAVEST: Monocular Vision for Mobile Robot Localization and Autonomous Navigation. International Journal of Computer Vision, 74(3):237–260, 2007.
- [730] Ethan RUBLEE, VINCENT RABAUD, KURT KONOLIGE et Gary BRADSKI : ORB : An efficient alternative to SIFT or SURF. In IEEE International Conference on Computer Vision, pages 2564–2571, 2011.
- [731] Andrzej RUTA, Y M LI et X H LIU: Traffic sign recognition using discriminative local features. In M R BERTHOLD, J SHAWETAYLOR et N LAVRAC, éditeurs : Advances in Intelligent Data Analysis Vii, Proceedings, volume 4723, pages 355–366. Springer-Verlag Berlin, 2007.
- [732] Andrzej RUTA, Yongmin LI et Xiaohui LIU: Towards Real-Time Traffic Sign Recognition by Class-Specific Discriminative Features. British Machine Vision Conference, pages 1–10, 2007.
- [733] Andrzej RUTA, Yongmin LI et Xiaohui LIU: Real-time traffic sign recognition from video by class-specific discriminative features. Pattern Recognition, 43(1):416–430, 2010.
- [734] Andrzej RUTA, Fatih PORIKLI, Shintaro WATANABE et Yongmin LI: In-vehicle camera traffic sign detection and recognition. Machine Vision and Applications, 22(2):359–375, 2011. 27

- [735] Payam SABZMEYDANI et Greg MORI : Detecting pedestrians by learning shapelet features. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2007.
- [736] H. SAKAINO : Nonlinear robust velocity estimation of vehicles from a snowfall traffic scene. Object recognition supported by user interaction for service robots, 4(c):0–3, 2002.
- [737] G. SALGIAN et D.H. BALLARD : Visual routines for autonomous driving. International Conference on Computer Vision, pages 876-882, 1998.
- [738] V SANTHASEELAN : Robust Feature Based Reconstruction Technique to Remove Rain from Video. Thèse de doctorat, University of Dayton, 2013. 99, XXVI
- [739] JOSE SANTOS-VICTOR et Giulio SANDINI: Uncalibrated obstacle detection using normal flow. Machine Vision and Applications, 9:130–137, 1996.
- [740] P SATPUTE et S PAWAR: A Survey on Rain Pixel Recovery Techniques for Videos. International Journal of Engineering Trends and Technology (IJETT), 10(5):264–266, 2014. 77, 79, 99
- [741] R. K. SATZODA, S. SUCHITRA et T. SRIKANTHAN: Robust extraction of lane markings using gradient angle histograms and directional signed edges. In IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pages 754–759, 2012.
- [742] Bernt SCHIELE et Alex WAIBEL: Gaze Tracking based on Face-color. British Machine Vision Conference, 1995.
- [743] C. SCHMID, R. MOHR et C. BAUCKHAGE : Comparing and evaluating interest points. In International Conference on Computer Vision, pages 230–235, 1998.
- [744] Cordelia SCHMID : Constructing models for content-based image retrieval. In IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pages 11–39, 2001.
- [745] Cordelia SCHMID et Roger MOHR : Local grayvalue invariants for image retrieval. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 19:530–535, 1997.
- [746] Henry SCHNEIDERMAN et Marilyn NASHMAN : Discriminating feature tracker for vision-based autonomous driving. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 10(6): 769–775, 1994.
- [747] Terry J. SCHUUR, Alexander V. RYZHKOV, Dusan S. ZRNIĆ et Michael SCHÖNHUBER : Drop Size Distributions Measured by a 2D Video Disdrometer : Comparison with Dual-Polarization Radar Data. Journal of Applied Meteorology, 40(2):1019–1034, 2001.
- [748] William Robson SCHWARTZ, Aniruddha KEMBHAVI, David HARWOOD et Larry S. DAVIS: Human detection using partial least squares analysis. IEEE International Conference on Computer Vision, (Iccv), 2009.
- [749] Michael SCHWARZINGER et Thomas ZIELKE: Vision-based car-following: detection, tracking, and identification. In Intelligent Vehicles' 92 Symposium, pages 24–29, 1992. 24, XXXVIII
- [750] Werner Von SEELEN, C. CURIO, J. GAYKO, U. HANDMANN et T. KALINKE : Scene analysis and organization of behavior in driver assistance systems. In Proceedings 2000 International Conference on Image Processing, volume 3, pages 524–527, 2000.
- [751] Edgar SEEMANN, Mario FRITZ et Bernt SCHIELE : Towards robust pedestrian detection in crowded image sequences. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007.
- [752] Siniša ŠEGVIĆ, Karla BRKIĆ, Zoran KALAFATIĆ et Axel PINZ: Exploiting temporal and spatial constraints in traffic sign detection from a moving vehicle. Machine Vision and Applications, 25(3):649–665, 2014.
- [753] L. SEKANINA et J. TORRESEN : Detection of Norwegian speed limit signs. European Simulation Multiconference, 90:337–340, 2002.
- [754] Andrew SENIOR, Arun HAMPAPUR, Ying-Li TIAN, Lisa BROWN, Sharath PANKANTI et Ruud BOLLE: Appearance models for occlusion handling. Image and Vision Computing, 24(11):1233–1243, 2006.
- [755] a. a. SHAFIE, M. H. ALI, Fadhlan HAFIZ et Roslizar M. ALI: Smart video surveillance system for vehicle detection and traffic flow control. Journal of Engineering Science and Technology, 6(4):469–480, 2011.
- [756] Hamid Haidarian SHAHRI, Galileo NAMATA, Saket NAVLAKHA, Amol DESHPANDE et Nick ROUSSOPOULOS: A graph-based approach to vehicle tracking in traffic camera video streams. Proceedings of the 4th workshop on Data management for sensor networks in conjunction with 33rd International Conference on Very Large Data Bases - DMSN '07, page 19, 2007.
- [757] G SHARMA, S ul HUSSAIN et F JURIE : Local higher-order statistics (LHS) for texture categorization and facial analysis. European Conference on Computer Vision, 2012.
- [758] Vinay SHARMA et James W DAVIS : Integrating appearance and motion cues for simultaneous detection and segmentation of pedestrians. In IEEE International Conference on Computer Vision, pages 1–8, 2007.
- [759] A. SHASHUA, Y. GDALYAHU et G. HAYUN : Pedestrian detection for driving assistance systems : single-frame classification and system level performance. In IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pages 1–6, 2004.
- [760] Kai She Kai She, George BEBIS, Haisong GU et R. MILLER: Vehicle tracking using on-line fusion of color and shape features. In IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, pages 731–736, 2004.
- [761] Mohamed S SHEHATA, Jun CAI, Wael Maged BADAWY, Tyson W BURR, Muzamil S PERVEZ, Robert J JOHANNESSON et Ahmad RADMANESH : Video-based automatic incident detection for smart roads : The outdoor environmental challenges regarding false alarms. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 9(2):349–360, 2008. 5, 98, 99
- [762] Jianbo SHI et Carlo TOMASI : Good Features to Track. In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pages 593 600, 1994. XXXVII
- [763] SHIH-SHINH HUANG, CHUNG-JEN CHEN, PEI-YUNG HSIAO et LI-CHEN FU: On-board vision system for lane recognition and front-vehicle detection to enhance driver's awareness. In IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2004. Proceedings. ICRA '04. 2004, numéro April, pages 2456–2461 Vol.3, 2004.
- [764] Nils T SIEBEL et Steve MAYBANK : Fusion of Multiple Tracking Algorithms for Robust People Tracking. European Conference on Computer Vision, 2353:1–15, 2002. 27
- [765] Nt SIEBEL et Sj MAYBANK : Real-time tracking of pedestrians and vehicles. IEEE Workshop on PETS, 2001.

- [766] N. SIMOND et P. RIVES : Homography from a vanishing point in urban scenes. In IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, volume 1, pages 1005–1010, 2003.
- [767] N. SIMOND et P. RIVES : Trajectography of an uncalibrated stereo rig in urban environments. IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, 4, 2004.
- [768] G.K. SIOGKAS et E.S. DERMATAS : Detection, Tracking and Classification of Road Signs in Adverse Conditions. MELECON 2006 2006 IEEE Mediterranean Electrotechnical Conference, pages 537–540, 2006.
- [769] MY SIYAL et M FATHY : Image processing techniques for real-time qualitative road traffic data analysis. Real-Time Imaging, 1999.
- [770] Christopher E. SMITH, Charles A. RICHARDS, Scott A. BRANDT et Nikolaos P. PAPANIKOLOPOULOS: Visual tracking for intelligent vehicle-highway systems. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 45:744–759, 1996.
- [771] John R SMITH et Shih-Fu CHANG : Tools and Techniques for Color Image Retrieval. Storage and Retrieval for Image and Video Databases (SPIE), 2670:2–7, 1996.
- [772] SM SMITH et JM BRADY: SUSAN a new approach to low level image processing. International journal of computer vision, 1997. XXXVIII
- [773] I SOBEL : History and Definition of the Sobel Operator, 2014. XXXVIII
- [774] David SOENDORO et Iping SUPRIANA : Traffic sign recognition with Color-based Method, shape-arc estimation and SVM. In International Conference on Electrical Engineering and Informatics, numéro July, pages 1–6, 2011.
- [775] Aryuanto SOETEDJO et K YAMADA : Fast and robust traffic sign detection. In IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, pages 1341–1346, 2005.
- [776] M a SOTELO, I PARRA, D FERN et E NARANJO: Pedestrian Detection using SVM and Multi-feature Combination. IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, pages 103–108, 2006.
- [777] M.A. SOTELO, Sergio ALCALDE, J. REVIEJO, J.E. NARANJO, R. GARCIA, T. de PEDRO et C. GONZALEZ: Vehicle fuzzy driving based on DGPS and vision. In Joint 9th IFSA World Congress and 20th NAFIPS International Conference, volume 3, pages 1472–1477, 2001.
- [778] Miguel Angel SOTELO, Francisco Javier RODRIGUEZ et Luis MAGDALENA: VIRTUOUS: Vision-based road transportation for unmanned operation on urban-like scenarios. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 5(2):69–83, 2004.
- [779] Miguel Angel SOTELO, Francisco Javier RODRIGUEZ, Luis MAGDALENA, Luis Miguel BERGASA et Luciano BOQUETE: A color vision-based lane tracking system for autonomous driving on unmarked roads. Autonomous Robots, 16:95–116, 2004.
- [780] B SOUTHALL et C.J. TAYLOR : Stochastic road shape estimation. IEEE International Conference on Computer Vision, 1, 2001.
- [781] S STARIK et M WERMAN : Simulation of rain in videos. Texture Workshop, ICCV, 2003. 34, 43
- [782] C. STAUFFER et W.E.L. GRIMSON : Learning patterns of activity using real-time tracking. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22(8):747–757, 2000.
- [783] Luigi Di STEFANO et Enrico VIARANI : Vehicle Detection and Tracking Using the Block Matching Algorithm. In 3rd IMACS/IEEE, pages 4491–4496, 1999.
- [784] G.P. STEIN, O. MANO et A. SHASHUA: A robust method for computing vehicle ego-motion. In IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pages 362–368, 2000.
- [785] G.P. STEIN, O. MANO et A. SHASHUA: Vision-based ACC with a single camera: bounds on range and range rate accuracy. In IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pages 120–125, 2003.
- [786] Markus STRICKER et A. DIMAI : Color indexing with weak spatial constraints. Storage and Retrieval for Image and Video Databases IV, 2670:29–40, 1996.
- [787] F. SUARD, V. GUIGUE, a. RAKOTOMAMONJY et a. BENSHRAIR : Pedestrian detection using stereo-vision and graph kernels. *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pages 267–272, 2005.
- [788] Frédéric SUARD, Alain RAKOTOMAMONJY, Aziz BENSRHAIR et Alberto BROGGI : Pedestrian detection using infrared images and histograms of oriented gradients. 2006 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pages 206–212, 2006.
- [789] G. D. SULLIVAN, K. D. BAKER, A. D. WORRALL, C. I. ATTWOOD et P. R. REMAGNINO: Model-based vehicle detection and classification using orthographic approximations. Image and vision computing, 15(8):649–654, 1996.
- [790] G.D. SULLIVAN, A.D WORRALL et J.M. FERRYMAN : Visual Object Recognition Using Deformable Models of Vehicles. In Workshop on Context-Based Vision, pages 75–86, 1995.
- [791] Zehang SUN, George BEBIS et R MILLER : On-Road Vehicle Detection Using Gabor Filters and Support Vector Machines. In International Conference on Digital Signal Processing, pages 1019–1022 vol.2, 2002.
- [792] Zehang SUN, George BEBIS et R. MILLER : On-road vehicle detection using evolutionary Gabor filter optimization. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 6(2):125–137, 2005.
- [793] Zehang SUN, George BEBIS et Ronald MILLER : Evolutionary Gabor filter optimization with application to vehicle detection. Third IEEE International Conference on Data Mining, 2003.
- [794] Zehang SUN, R MILLER, G. BEBIS et D. DIMEO: A real-time precrash vehicle detection system. In IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, volume 2002-Janua, pages 171–176, 2002.
- [795] Zehang Sun Zehang SUN, George BEBIS et R MILLER: Quantized wavelet features and support vector machines for on-road vehicle detection. In 7th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision, volume 3, pages 1641–1646, 2002.
- [796] Michael J. SWAIN et Dana H. BALLARD : Color indexing. International Journal of Computer Vision, 7(1):11–32, nov 1991.
- [797] Arata TAKAHASHI, Yoshiki NINOMIYA, Mitsuhiko OHTA, M. NISHIDA et N. YOSHIKAWA: Image processing technology for rear view camera (1): Development of lane detection system. R&D Review of Toyota CRDL, 38(2):31–36, 2003.

- [798] Ashit TALUKDER, S. GOLDBERG, L. MATTHIES et A. ANSAR: Real-time detection of moving objects in a dynamic scene from moving robotic vehicles. IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2(818):0–5, 2003.
- [799] Ashit TALUKDER et Larry MATTHIES : Real-time detection of moving objects from moving vehicles using dense stereo and optical flow. *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 4:3718–3725, 2005.
- [800] R TAMBURO, E NURVITADHI et A CHUGH : Programmable Automotive Headlights. European Conference on Computer Vision, 2014.
- [801] T. N. TAN et Kd. BAKER : Efficient image gradient based vehicle localization. IEEE Transactions on Image Processing, 9(8):1343–56, jan 2000. 27
- [802] T. N. TAN, G. D. SULLIVAN et K. D. BAKER : Structure from Constrained Motion Using Point Correspondences. In British Machine Vision Conference, pages 38.1–38.9. Springer-Verlag London Limited, 1991.
- [803] T. N. TAN, G. D. SULLIVAN et K. D. BAKER : Fast Vehicle Localisation and Recognition without Line Extraction and Matching. In British Machine Vision Conference, pages 85–94, 1994.
- [804] T. N. TAN, G. D. SULLIVAN et K. D. BAKER : Recognizing objects on the ground-plane, 1994.
- [805] X Y TAN et B TRIGGS: Enhanced Local Texture Feature Sets for Face Recognition Under Difficult Lighting Conditions. In 3rd International Conference on Analysis and Modeling of Faces and Gestures, pages 168–182, 2010.
- [806] Jean-Philippe TAREL, F GUICHARD et Didier AUBERT: Tracking Occluded Lane-Markings for Lateral Vehicle Guidance. IEEE Conference on Circuits, Systems, Communications and Computers, 99:1989–1990, 1999.
- [807] Camillo J TAYLOR, Jitendra MALIK et Joseph WEBER : A real-time approach to stereopsis and lane-finding. In IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pages 207–212, 1996.
- [808] MR TEAGUE : Image analysis via the general theory of moments. JOSA, 70(8):920-930, 1980. 23
- [809] Alex TEICHMAN, Jesse LEVINSON et Sebastian THRUN: Towards 3D object recognition via classification of arbitrary object tracks. In IEEE International Conference on Robotics and Automation, pages 4034–4041, 2011.
- [810] Paul THEODOSIS, Lauren WILSON et SQ CHENG : EE368 Final Project : Road Sign Detection and Distance Estimation in Autonomous Car Application. Rapport technique, Standford University, 2014.
- [811] BT THOMAS, EL DAGLESS et RA LOTUFO : Feature extraction for vision guided road vehicles. In 4th Alvey Vision, pages 27.1–27.6, 1988.
- [812] M. THURAI, V. N. BRINGI, W. A. PETERSEN et P. N. GATLIN : Drop shapes and fall speeds in rain : Two contrasting examples. Journal of Applied Meteorology and Climatology, 52(11):2567–2581, 2013.
- [813] Ali TOKAY et Kenneth V. BEARD : A field study of raindrop oscillations. American Meteorological Society, pages 1671–1687, 1995.
- [814] Engin TOLA, Vincent LEPETIT et Pascal FUA : A fast local descriptor for dense matching. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 1–8, jun 2008.
- [815] C TOMASI et T KANADE : Detection and tracking of point features. Rapport technique, Canergie Mellon University, 1991.
- [816] C TOMASI et T KANADE : Shape and motion from image streams : a factorization method. In National Academy of Sciences of the United States of America, volume 90, pages 9795–9802, 1993.
- [817] J. TORRESEN, J.W. BAKKE et L. SEKANINA : Efficient recognition of speed limit signs. IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, 90:2–6, 2004.
- [818] Jim TORRESEN, Jorgen W BAKKE et Lukas SEKANINA : Recognizing Speed Limit Sign Numbers by Evolvable Hardware. Parallel Problem Solving from Nature, VIII:682–691, 2004.
- [819] Gwenaëlle TOULMINET, Massimo BERTOZZI, Stéphane MOUSSET, Abdelaziz BENSRHAIR et Alberto 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. 27
- [820] Miroslav TRAJKOVIĆ et Mark HEDLEY: Fast corner detection. Image and Vision Computing, 16(2):75–87, 1998. 20
- [821] Abhishek Kumar TRIPATHI et Sudipta MUKHOPADHYAY : Removal of rain from videos : a review. Signal, Image and Video Processing, 8(8):1421–1430, 2012. 99
- [822] AbhishekKumar TRIPATHI et Sudipta MUKHOPADHYAY: A Probabilistic Approach for Detection and Removal of Rain from Videos. IETE Journal of Research, 57(1):82, 2011. 99, XXVI
- [823] A.K. TRIPATHI et S. MUKHOPADHYAY: Video post processing: low-latency spatiotemporal approach for detection and removal of rain. IET Image Processing, 6(2):181, 2012. 99, XXVI
- [824] Yun-Ta TSAI, Quan WANG et Suya You : CDIKP : A highly-compact local feature descriptor. In International Conference on Pattern Recognition, pages 1–4, 2008. XXXVII
- [825] L TSINAS et V GRAEFE : Automatic Recognition of Lanes for Highway Driving. In Conference on Motion Control for Intelligent Automation, pages 295–300, 1992.
- [826] R. TURCHETTO et R. MANDUCHI : Visual curb localization for autonomous navigation. In IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, volume 2, 2003.
- [827] MA TURK: VITS-A vision system for autonomous land vehicle navigation. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 10(3):342-361, 1988.
- [828] Christos TZOMAKAS et Werner Von SEELEN : Vehicle Detection in Traffic Scenes Using Shadows. Rapport technique, Institut für Neuroinformatik, 1998.
- [829] Kyousuke UCHIDA, Jun MIURA et Yoshiaki SHIRAI : Tracking Multiple Pedestrians in Crowd. Transactions of the Institute of Systems, Control and Information Engineers, 14:180–185, 2001.
- [830] Carlton W. ULBRICH : Natural variations in the analytical form of the raindrop size distribution. Journal of climate and applied meteorology, 22(10):1964–1775, 1983.

- [831] Carlton W. ULBRICH et David ATLAS: Extinction of Visible and Infrared Radiation in Rain: Comparison of Theory and Experiment. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, 2(3):331–339, 1985.
- [832] F. ULLAH, S. KANEKO et S. IGARASHI : Object Recognition Using Orientation Code Matching. IEIC Technical Report (Institute of Electronics, Information and Communication Engineers), 100:39–44, 2000.
- [833] Joost van de WEIJER, Theo GEVERS et Jan Mark GEUSEBROEK : Edge and corner detection by photometric quasi-invariants. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 27(4):625–630, 2005.
- [834] Fabien J R VAN MOOK, Martin H De WIT et Jacob A WISSE: Computer simulation of driving rain on building envelopes. In 2nd European and African Conference on Wind Engineering, pages 22–26, 1997.
- [835] Manik VARMA et Andrew ZISSERMAN : Classifying Images of Materials : Achieving Viewpoint and Illumination Independence. In European Conference on Computer Vision, pages 255–271, 2002.
- [836] Harini VEERARAGHAVAN, Osama MASOUD et Nikolaos P. PAPANIKOLOPOULOS: Computer vision algorithms for intersection monitoring. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 4(2):78–89, 2003.
- [837] Martin VETTERLI et Jelena KOVAČEVIĆ : Wavelets and subband coding. Prentice Hall PTR, 1995.
- [838] Emmanuel VILLERMAUX et Fabien ELOI: The distribution of raindrops speeds. Geophysical Research Letters, 38(L19805):10–13, 2011. 44
- [839] P VIOLA et M JONES: Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2001. 28, 68, XXXVI, XXXVII
- [840] P VIOLA, MJ JONES et D SNOW: Detecting pedestrians using patterns of motion and appearance. Rapport technique, Mitsubishi Electric Research Laboratories, 2003.
- [841] S. VITABILE, G. POLLACCIA, G. PILATO et E. SORBELLO: Road signs recognition using a dynamic pixel aggregation technique in the HSV color space. In International Conference on Image Analysis and Processing, pages 572–577, 2001.
- [842] Stefan WALK, Nikodem MAJER, Konrad SCHINDLER et Bernt SCHIELE: New features and insights for pedestrian detection. In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pages 1030–1037, 2010.
- [843] R. WALLACE, K. MATSUZAKI, Y. GOTO, J. CRISMAN, J. WEBB et T. KANADE : Progress in robot road-following. Proceedings. 1986 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 3:1615–1621, 1986.
- [844] Chi-Chen Raxle WANG et JJJ LIEN : Automatic Vehicle Detection Using Local Features A Statistical Approach. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 9(1):83–96, 2008.
- [845] Chun Che WANG, Shih Shinh HUANG, Li Chen FU et Pei Yung HSIAO: Driver assistance system for lane detection and vehicle recognition with night vision. IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, pages 3314–3319, 2005.
- [846] Da-Jinn WANG, Yan-Ting YE, Thou-Ho (Chao-Ho) CHEN et Tsong-Yi CHEN: An Intelligent Video Segmentation Algorithm in Rainy Situation. Second International Conference on Innovative Computing, Informatio and Control (ICICIC 2007), pages 237–237, 2007.
- [847] Junxian WANG, George BEBIS et Ronald MILLER: Overtaking Vehicle Detection Using Dynamic and Quasi-Static Background Modeling. 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05) - Workshops, pages 64–64, 2005.
- [848] Tianyu WANG, Giuseppe CARDONE, Antonio CORRADI, Lorenzo TORRESANI et Andrew T. CAMPBELL : WalkSafe : A Pedestrian Safety App for Mobile Phone Users Who Walk and Talk While Crossing Roads Categories and Subject Descriptors. In 12th Workshop on Mobile Computing Systems & Applications - HotMobile '12, page 1, 2012.
- [849] Ting-I. WANG et S. F. CLIFFORD : Use of rainfall-induced optical scintillations to measure path-averaged rain parameters. JOSA, 65(8):927–937, 1975. 43
- [850] Xiaoyu WANG, Tony X. HAN et Shuicheng YAN: An HOG-LBP human detector with partial occlusion handling. In IEEE International Conference on Computer Vision, pages 32–39, 2009.
- [851] Y WANG, EK TEOH et D SHEN: Lane detection and tracking using B-Snake. Image and Vision computing, 2004.
- [852] Yuan-Kai Wang Yuan-Kai WANG et Shao-Hua Chen Shao-Hua CHEN: A robust vehicle detection approach. IEEE Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance, 2005., pages 117–122, 2005.
- [853] Yue WANG, Dinggang SHEN et Eam Khwang TEOH : Lane detection using Catmull-Rom spline. Proc. IEEE Intelligent Vehicle Symposium, pages 21–27, 1998.
- [854] Yue WANG, Dinggang SHEN et Eam Khwang TEOH: Lane detection using spline model. Pattern Recognition Letters, 21:677-689, 2000.
- [855] Allen M WAXMAN, J LEMOIGNE, LAITY S DAVIS, Babu SRINIVASAN et Todd R KUSHNER: A Visual Navigation System for Autonomous Land Vehicles. IEEE Journal of Robotics and Automation, RA-3(2):124–141, 1987.
- [856] J. WEBER, D. KOLLER, Q.-T. LUONG et J. MALIK : New results in stereo-based automatic vehicle guidance. Proceedings of the Intelligent Vehicles '95. Symposium, 1995
- [857] Joost Van De WEIJER, Cordelia SCHMID, Joost Van De WEIJER et Cordelia SCHMID: Coloring local feature extraction To cite this version :. In European Conference on Computer Vision, pages 334–348, 2010.
- [858] Slawomir WESOLKOWSKI et Ed JERNIGAN : Color Edge Detection in RGB Using Jointly Euclidean Distance and Vector Angle. In Vision Interface '99, pages 9–16, 1999.
- [859] Glenn R WIDMANN, William a BAUSON et Steve W ALLAND: Development of Collision Avoidance Systems at Delphi Automotive Systems. In IEEE International Conference on Intelligent Vehicles, volume 2, pages 353–358, 1998.
- [860] Todd WILLIAMSON et Charles THORPE : Detection of Small Obstacles at Long Range Using Multibaseline Stereo. In IEEE International Conference on Intelligent Vehicles, volume 1, pages 311–316, 1998.
- [861] Todd WILLIAMSON et Charles THORPE : Specialized multibaseline stereo technique for obstacle detection. In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pages 238–244, 1998.

- [862] M B WILSON, S DICKSON et Cranfield MK: Poppet: A Robust Road Boundary Detection and Tracking Algorithm. In British Machine Vision Conference, pages 352–361, 1999.
- [863] C WOHLER, J ANLAUF, T PORTNER et U FRANKE : A time delay neural network algorithm for real-time pedestrian recognition. International Conference on Intelligent Vehicle, pages 247–251, 1998.
- [864] Christian WOHLER et Joachim K. ANLAUF : An adaptable time-delay neural-network algorithm for image sequence analysis. IEEE Transactions on Neural Networks, 10(6): 1531–1536, 1999. XXXVIII
- [865] Christian WOHLER, Jurgen SCHURMANN et Joachim K ANLAUF: Segmentation-Free Detection of Overtaking Vehicles with a Two-Stage Time Delay Neural Network Classifier. In European Symposium on Artificial Neural Networks 1999, pages 301–306, 1999.
- [866] Marek WójCIKOWSKI, Robert ŽAGLEWSKI et Bogdan PANKIEWICZ: FPGA-Based Real-Time Implementation of Detection Algorithm for Automatic Traffic Surveillance Sensor Network. Journal of Signal Processing Systems, 68(1):1–18, jan 2011.
- [867] Christian WOJEK, Stefan ROTH, Konrad SCHINDLER et Bernt SCHIELE : Monocular 3D scene modeling and inference : Understanding multi-object traffic scenes. Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics), 6314 LNCS (PART 4):467–481, 2010.
- [868] Christian WOJEK, Stefan WALK et Bernt SCHIELE : Multi-Cue Onboard Pedestrian Detection. Rapport technique, Technische Universitat Darmstadt, 2009.
- [869] Ad. WORRALL, R. F. MARSLIN, Cd. SULLIVAN et Kd. BAKER: Model-Based Tracking. In British Machine Vision Conference, pages 39.1–39.9. Springer-Verlag London Limited, 1991.
- [870] Bing Fei WU et Jhy Hong JUANG : Adaptive vehicle detector approach for complex environments. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 13(2):817–827, 2012.
- [871] BO WU et R NEVATIA: Detection of Multiple, Partially Occulded Humans in a Single Image by Bayesian Combination of Edglet Part Detector. In IEEE International Conference on Computer Vision, volume 1, pages 90–97, 2005.
- [872] Bo WU et Ram NEVATIA : Tracking of multiple humans in meetings. In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, volume 2006, pages 2–7, 2006.
- [873] Bo WU et Ram NEVATIA : Tracking of multiple, partially occluded humans based on static body part detection. In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, volume 1, pages 951–958, 2006.
- [874] Bo WU et Ram NEVATIA : Detection and tracking of multiple, partially occluded humans by Bayesian combination of edgelet based part detectors. International Journal of Computer Vision, 75:247–266, 2007.
- [875] P WU, BS MANJUNATH, S NEWSAM et HD SHIN : A texture descriptor for browsing and similarity retrieval. Signal Processing : Image Communication, 16:33-43, 2000. 20
- [876] Wen WU, Xilin CHEN et Jie YANG : Detection of text on road signs from video. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 6(4):378–390, 2005.
- [877] Ying Wu, Ting Yu et Gang HuA: A Statistical Field Model for Pedestrian Detection. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1:1023–1030, 2005.
- [878] Koichiro YAMAGUCHI, Takeo KATO et Yoshiki NINOMIYA : Vehicle ego-motion estimation and moving object detection using a monocular camera. In International Conference on Pattern Recognition, volume 4, pages 610–613, 2006.
- [879] a. YAMASHITA, T. HARADA, T. KANEKO et K.T. MIURA: Removal of adherent noises from images of dynamic scenes by using a pan-tilt camera. In IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, volume 1, 2004. 99
- [880] a. YAMASHITA, T. KANEKO et K.T. MIURA : A virtual wiper restoration of deteriorated images by using a pan-tilt camera. In IEEE International Conference on Robotics and Automation, volume 5, pages 4724–4729, 2004.
- [881] a. YAMASHITA, M. KURAMOTO, T. KANEKO et K.T. MIURA : A virtual wiper restoration of deteriorated images by using multiple cameras. In IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, volume 4, pages 3126–3131, 2003. 99
- [882] Atsushi YAMASHITA, Isao FUKUCHI et Toru KANEKO: Noises removal from image sequences acquired with moving camera by estimating camera motion from spatiotemporal information. IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems, pages 3794–3801, 2009. 99
- [883] Atsushi YAMASHITA, Isao FUKUCHI, Toru KANEKO et Kenjiro T. MIURA : Removal of adherent noises from image sequences by spatio-temporal image processing. In IEEE International Conference on Robotics and Automation, pages 2386–2391, 2008. 99
- [884] Atsushi YAMASHITA, Tomoaki HARADA et Kenjiro T MIURA : Virtual Wiper Removal of Adherent Noises from Images of Dynamic Scenes by Using a Pan-Tilt Camera. Advanced Robotics, 19(3):295–310, 2005.
- [885] Atsushi YAMASHITA, Yuu TANAKA et Toru KANEKO : Removal of adherent waterdrops from images acquired with stereo camera. *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pages 953–958, 2005. 99
- [886] YAN KE et R SUKTHANKAR : PCA-SIFT : a more distinctive representation for local image descriptors. In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, volume 2, pages 506–513, 2004.
- [887] H M YANG, C L LIU, K H LIU et S M HUANG : Traffic sign recognition in disturbing environments. Foundations of Intelligent Systems, 2871:252–261, 2003.
- [888] Hao Yang Hao Yang, Jianguang Lou Jianguang Lou, Hongzan Sun Hongzan Sun, Weiming Hu Weiming Hu et Tieniu Tan Tieniu Tan : Efficient and robust vehicle localization. International Conference on Image Processing, 2(59825):0–3, 2001.
- [889] Xiaoli YANG, Zhenpeng ZHAO et Youn K. KIM: a Real Time Traffic Light Recognition System. International Journal of Information Acquisition, 05:149–161, 2008.
- [890] C YAO, C WANG, L HONG et Y CHENG : A Bayesian Probabilistic Framework for Rain Detection. Entropy, 2014. 57, 77, 99, XXVI
- [891] WYI-MING: A shadow handler in traffic monitoring system. In Vehicular Technology Conference, volume 1, pages 303–307, 2002.

- [892] Alper YILMAZ, Xin LI et Mubarak SHAH: Contour-based object tracking with occlusion handling in video acquired using mobile cameras. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 26(11):1531–6, nov 2004.
- [893] Ming YIN, Hao ZHANG, Huadong MENG et Xiqin WANG : An HMM-based algorithm for vehicle detection in congested traffic situations. IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, pages 736–741, 2007.
- [894] Akio YONEYAMA, Chia Hung YEH et C. C. JAYKUO: Robust vehicle and traffic information extraction for highway surveillance. Eurasip Journal on Applied Signal Processing, 2005(ii):2305–2321, 2005.
- [895] Chuang-Wen You, Lorenzo TORRESANI, Andrew T. CAMPBELL, Nicholas D. LANE, Fanglin CHEN, Rui WANG, Zhenyu CHEN, Thomas J. BAO, Martha Montes-de OCA, Yuting CHENG et Mu LIN: CarSafe app. In 1th annual international conference on Mobile systems, applications, and services - MobiSys '13, page 13, New York, New York, USA, 2013. ACM Press.
- [896] Shaodi You et Rt TAN : Adherent raindrops detection and removal in video. In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pages 1035–1042, 2013. 99
- [897] B. YU et A.K. JAIN : Lane boundary detection using a multiresolution Hough transform. In Precedings of International Conference on Image Processing, volume 2, pages 748–751, 1997.
- [898] Guoshen YU et JM MOREL: A fully affine invariant image comparison method. In International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing, volume 26, pages 1597–1600, 2009.
- [899] X. YU, S. BEUCHER et M. BILODEAU : Road tracking, lane segmentation and obstacle recognition by mathematical morphology. In Intelligent Vehicles '92 Symposium, pages 166–172, 1992.
- [900] Zhen Yu Zhen Yu et Yanping Chen Yanping CHEN : A real-time motion detection algorithm for traffic monitoring systems based on consecutive temporal difference. 2009 7th Asian Control Conference, 2009.
- [901] Ramin ZABIH et John WOODFILL: Non-parametric Local Transforms for Computing Visual Correspondence. In European Conference on Computer Vision, pages 151–158, 1994. XXXVII, XXXVIII
- [902] Q ZANG et R KLETTE : Object classification and tracking in video surveillance. Computer Analysis of Images and Patterns, 2756, 2003.
- [903] Michele ZANIN, Stefano MESSELODI et Carla Maria MODENA : An efficient vehicle queue detection system based on image processing. In International Conference on Image Analysis and Processing, pages 232–237, 2003.
- [904] Li ZHANG, Bo WU et Ram NEVATIA : Detection and tracking of multiple humans with extensive pose articulation. In IEEE International Conference on Computer Vision, pages 1–8, 2007.
- [905] X ZHANG, H LI et Y QI: Rain removal in video by combining temporal and chromatic properties. In IEEE International Conference on Multimedia and Expo, pages 461–464, 2006. 34, 99, XXVI
- [906] Zhongei Zhang Zhongei ZHANG, R. WEISS et A.R. HANSON: Qualitative obstacle detection. In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, volume 130, page 557, 1994.
- [907] Zhongfei Zhang Zhongfei ZHANG, R. WEISS et A.R. HANSON: Obstacle detection based on qualitative and quantitative 3D reconstruction. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 19(1):15–26, 1997.
- [908] Gangqiang ZHAO, Ling CHEN, Gencai CHEN et Junsong YUAN: KPB-SIFT: A compact local feature descriptor. In International conference on Multimedia, page 1175, 2010. XXXVII
- [909] Liang ZHAO et Chuck THORPE : Stereo and Neural Network-Based Pedestrian Detection. In IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems, volume 1, pages 298–303, 1999.
- [910] Tao ZHAO et Ram NEVATIA: Car Detection in Low Resolution Aerial Images. Image and Vision Computing, 2001.
- [911] Tao ZHAO, Ram NEVATIA et Bo WU : Segmentation and tracking of multiple humans in crowded environments. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 30:1198–1211, 2008.
- [912] Tao Zhao Tao ZHAO et R. NEVATIA : Stochastic human segmentation from a static camera. In Workshop on Motion and Video Computing, pages 1–6, 2002.
- [913] Tao Zhao Tao Zhao et R. NEVATIA: Bayesian human segmentation in crowded situations. In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, volume 2, pages 0–7, 2003.
- [914] Tao Zhao Tao Zhao et R. NEVATIA : Tracking multiple humans in crowded environment. In IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, volume 2, pages II-II, 2004.
- [915] Tao Zhao Tao Zhao, Ram NEVATIA et Fengjun Lv Fengjun Lv: Segmentation and tracking of multiple humans in complex situations. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2(C):194–201, 2001.
- [916] Xudong ZHAO, Peng LIU, Jiafeng LIU et Xianglong TANG: Feature extraction for classification of different weather conditions. Frontiers of Electrical and Electronic Engineering in China, 6(2):339–346, 2011. 34, 100, 110, 111, XXVI
- [917] Y ZHENG, Dg JONES, Sa BILLINGS, Jew MAYHEW et Jp FRISBY : SWITCHER : a stereo algorithm for ground plane obstacle detection. Image and Vision Computing, 8(x):57–62, 1990.
- [918] Zhu ZHIGANG, Yang BO, Xu GUANGYOU et Shi DINGJI : A real-time vision system for automatic traffic monitoring based on 2D spatio-temporal images. IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, (JANUARY 1997):162–167, 1996.
- [919] J ZHOU, D GAO et D ZHANG : Moving vehicle detection for automatic traffic monitoring. IEEE Vehicular Technology, 2007. 22, 27
- [920] Zhigang ZHU, Guangyou XU, Bo YANG, Dingji SHI et Xueyin LIN: VISATRAM: a real-time vision system for automatic traffic monitoring. Image and Vision Computing, 18(10):781–794, jul 2000.
- [921] Julius ZIEGLER, Philipp BENDER, Markus SCHREIBER, Henning LATEGAHN, Tobias STRAUSS, Christoph STILLER, Thao DANG, Uwe FRANKE, Nils APPENRODT, Christoph G KELLER, Eberhard KAUS, Ralf G HERRTWICH, Clemens RABE, David PFEIFFER, Frank LINDNER, Fridtjof STEIN, Friedrich ERBS, Markus ENZWEILER, Carsten KNOPPEL, Jochen HIPP, Martin HAUEIS, Maximilian TREPTE, Carsten BRENK, Andreas TAMKE, Mohammad GHANAAT, Markus BRAUN, Armin JOOS, Hans FRITZ, Horst MOCK, Martin HEIN et Eberhard ZEEB: Making bertha drive-an autonomous journey on a historic route. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, 6(2):8–20, 2014.