UNIVERSITÉ PARIS-EST

Détection et caractérisation des conditions de visibilité par vision artificielle
—
Applications aux Systèmes de Transports Intelligents

MÉMOIRE

présenté et soutenu publiquement le 25 octobre 2011

pour l'obtention de l'

Habilitation à Diriger des Recherches

(Spécialité Traitement du signal et des images)

par

Nicolas Hautière

Composition du jury

Président :		
Rapporteurs :	Fabrice Mériaudeau	Université de Bourgogne
	Patrick Rives	INRIA Sophia Antipolis-Méditérranée
	Peter Sturm	INRIA Grenoble Rhône-Alpes
Examinateurs :	Didier Aubert	IFSTTAR Paris
	Jean-Pierre Dérutin	Université d'Auvergne
	André-Gilles Dumont	EPFL
	Nicolas Paparoditis	IGN
	Dieter Willersinn	Fraunhofer IOSB
Invité :	Philippe Gougeon	VALEO

IFSTTAR

Mis en page avec la classe thloria.

Table des matières

Partie I Activités scientifiques et administratives **1**

Chapitre 1
Activités scientifiques et administratives

1.1 Curriculum Vitae . . . 3
1.1.1 Situation Professionnelle . . . 3
1.1.2 Distinctions et prix . . . 4
1.1.3 Parcours universitaire . . . 4
1.1.4 Parcours professionnel . . . 5
1.2 Encadrement . . . 5
1.2.1 Jeunes chercheurs . . . 5
1.2.2 Doctorants . . . 7
1.2.3 Ingénieurs . . . 10
1.2.4 Stagiaires . . . 10
1.3 Expertise . . . 10
1.3.1 Relecture d'articles . . . 10
1.3.2 Participation à des comités de programme . . . 11
1.3.3 Projets de recherche . . . 11
1.3.4 Prestations . . . 11
1.3.5 Normalisation . . . 11
1.4 Enseignement et formation donnés . . . 11
1.5 Recherche collaborative . . . 12

1.5.1 Recherche de contrats et réponses à des appels à projets 12
1.5.2 Participation à des projets ou contrats collaboratifs de recherche 13
1.5.3 Participation à des projets internes de recherche 14
1.6 Animation de la communauté scientifique et technique 14

Chapitre 2
Production Scientifique

2.1 Stratégie de publication 17
2.2 Synthèse des publications 18
2.3 Revues internationales 18
2.4 Revues francophones 19
2.5 Revues professionnelles 19
2.6 Chapitres d'ouvrage international 20
2.7 Chapitres d'ouvrage francophone 20
2.8 Ouvrages ou coordination d'ouvrages 21
2.9 Conférences internationales référencées par le GDR Robotique 21
2.10 Conférences internationales 22
2.11 Conférences francophones 24
2.12 Rapports techniques 25
2.13 Séminaires 27
2.14 Brevets industriels 29
2.15 Thèse de doctorat 29
2.16 Publications soumises ou en cours de révision 29

Partie II Détection et caractérisation des conditions de visibilité par vision artificielle

Chapitre 1
Introduction

1.1 Problématique 33
1.2 Thèse 33
1.3 Mise au point d'aides à la conduite 34

1.4 Mise au point de capteurs de visibilité bas coût 34
1.5 Mise au point de systèmes communicants 35
1.6 Organisation du mémoire 36

Chapitre 2
Les Systèmes de Transports Intelligents (STI)

2.1 Cadre d'architecture 37
2.2 Processus d'innovation dans les STI 38
2.2.1 Projets Nationaux 39
2.2.2 Projets Européens 39
2.2.3 Normalisation et déploiement 39
2.3 Perspectives 39
2.3.1 Les Directives Européennes 40
2.3.2 La route de 5ème génération (R5G) 40
2.4 Organisation de la suite du mémoire 41

Chapitre 3
Visibilité et risque routiers

3.1 Visibilité routière 43
3.1.1 Visibilité géométrique 43
3.1.2 Visibilité photométrique 46
3.1.3 Visibilité atmosphérique 47
3.2 Risque associé à la visibilité 49
3.2.1 Offre et demande de visibilité 49
3.2.2 Le risque routier 50
3.3 Bilan et perspectives 52

Chapitre 4
Les systèmes autonomes

4.1 Éclairage automobile intelligent 55
4.1.1 Détection et caractérisation du brouillard diurne 55
4.1.2 Détection et caractérisation du brouillard nocturne 62
4.1.3 Banc statique de validation expérimentale 65
4.1.4 Évaluation de la performance des systèmes d'éclairage 66
4.2 Restauration du contraste 67
4.2.1 Principe de restauration 68
4.2.2 Méthodes proposées 68

4.2.3 Évaluation des méthodes 70
4.2.4 Applications 72
4.3 Systèmes avancés d'aide à la conduite 74
4.3.1 Estimation de la distance de visibilité mobilisée 74
4.3.2 Détection des contours visibles 74
4.3.3 Construction d'une télémétrie adaptée 77
4.3.4 Maintien du véhicule sur la voie de circulation 83
4.4 Bilan et perspectives 84
4.4.1 Bilan : des perspectives de déploiement 84
4.4.2 Perspective : développement d'une aide à la conduite dans le brouillard . . . 85

Chapitre 5
Les systèmes coopératifs

5.1 Le projet intégré SAFESPOT 90
5.1.1 Description générale 90
5.1.2 La plate-forme bord de voies SAFESPOT - RSU 90
5.2 Un capteur temps présent fondé sur une caméra bord de voie 91
5.2.1 Les requis d'un capteur de visibilité routière 91
5.2.2 Principe général de fonctionnement 91
5.3 Détection et caractérisation du brouillard routier 92
5.3.1 Principe de détection 92
5.3.2 Séparation avant-plan et arrière-plan 94
5.3.3 Modélisation de la caméra 95
5.3.4 Spécification et calibrage de la caméra 96
5.3.5 Validation expérimentale 100
5.4 Détection et caractérisation de la pluie 105
5.4.1 Construction et modélisation du HOS 106
5.4.2 Décision sur la présence de pluie 107
5.4.3 Détection des pixels de pluie 110
5.4.4 Estimation de l'intensité de la pluie 111
5.5 Fusion de données 111
5.5.1 Sources de données 113
5.5.2 Fusion de données au niveau de l'unité de bord de voies 115
5.5.3 Fusion de données au niveau de la section routière 115
5.5.4 Evaluation expérimentale 117
5.6 Applications 118
5.6.1 Signalisation dynamique 118

5.6.2 Alerte en cas de danger 119
5.6.3 Alerte en cas de vitesse excessive 119
5.7 Bilan et perspectives 122
5.7.1 Bilan : une nouvelle façon d'exploiter les routes et les caméras 122
5.7.2 Perspective : une intégration des systèmes 123

Chapitre 6
Les systèmes interactifs

6.1 Le centre de trafic 125
6.1.1 Éléments de théorie du trafic 126
6.1.2 Effet d'une météo dégradée sur l'écoulement du trafic 128
6.1.3 Le projet REACT 128
6.1.4 Synthèse 129
6.2 Le centre de maintenance 130
6.2.1 Intégration Véhicule Infrastructure : Le système DIVAS 131
6.2.2 Gestion des données dans le centre de maintenance 132
6.2.3 Gestion des données dans l'unité de bord de voies 134
6.2.4 Collecte et gestion des données en embarqué 137
6.2.5 Mise en œuvre et résultats 140
6.2.6 Discussion 143
6.3 Le centre météorologique 145
6.3.1 Contraste de cibles Lambertiennes 146
6.3.2 L'approche guidée par les données 147
6.3.3 L'approche guidée par les modèles 148
6.3.4 Validation expérimentale 152
6.3.5 Synthèse 156
6.4 Bilan et perspectives 156
6.4.1 Bilan : une potentialité importante 156
6.4.2 Perspective : le projet DRAVIA 157

Chapitre 7
Conclusion et projet de recherche

7.1 Conclusion 159
7.2 Retour sur la démarche de recherche 160
7.3 Projet de recherche : perspectives méthodologiques 161
7.4 Projet de recherche : orientations applicatives 164
7.4.1 Perspectives à court terme 164

7.4.2 Perspectives à moyen terme 165
7.4.3 Perspectives à long terme 166

Annexe A
Le modèle LIP

Bibliographie

Première partie

Activités scientifiques et administratives

Chapitre 1

Activités scientifiques et administratives

1.1 Curriculum Vitae

Nicolas HAUTIÈRE
Né le 20 novembre 1978 à Brest (29)
Nationalité française
Célibataire

1.1.1 Situation Professionnelle

Ingénieur des Travaux Publics de l'État Sénior
Responsable du Domaine «Aides à l'exploitation des réseaux» au sein du Laboratoire Exploitation Perception Simulateurs et Simulations (LEPSIS), Unité de recherche du Département Infrastructures et Mobilité, Institut Français des Fciences et Technologies des Transports, de l'Aménagement et des Réseaux (IFSTTAR)
Membre du comité de direction du LEPSiS
Membre du conseil scientifique du Département Infrastructures et Mobilité
Chargé de mission «Route de 5ème Génération»

Adresse professionnelle
IFSTTAR
58 boulevard Lefebvre
75732 Paris Cedex 15
Tél : 01.40.43.65.19 Fax : 01.40.43.54.99

Coordonnées électroniques
`nicolas.hautiere@ifsttar.fr`
`http://perso.lcpc.fr/hautiere.nicolas`

1.1.2 Distinctions et prix

2008 Proposition par la hiérarchie au Séniorat
2007 Reconnaissance comme chercheur par le CESAAR (Comité d'Evaluation Scientifique des Agents ayant une Activité de Recherche) du Ministère du Développement Durable
2005 Premier prix du doctorant, Journées du Réseau Scientifique et Technique du Ministère de l'Équipement, des Transports, du Logement et de la Mer (JRST)
Prix spécial du jury, congrès MajecSTIC

1.1.3 Parcours universitaire

2005 **Doctorat**, mention Images
Université Jean Monnet de Saint-Étienne (mention très honorable avec les félicitations du jury)
Date de soutenance
30 septembre 2005.
Directeur de thèse
Pr. Michel Jourlin, laboratoire Hubert Currien (Université de Saint-Etienne)
Co-Directeur de thèse
Didier Aubert, DR INRETS (LIVIC)

Titre
Détection des conditions de visibilité et estimation de la distance de visibilité par vision embarquée

Jury
Clauge Laurgeau, (Pr ENSMP), Président
Richard Grisel (Pr Université de Rouen), Rapporteur
Roger Reynaud, (Pr Université d'Orsay), Rapporteur
Didier Aubert, (DR INRETS), Examinateur
Michel Jourlin, (Pr Université de saint-Etienne), Examinateur
Eric Dumont, (ITPE LCPC), Invité
Gérard Marie Martin, (Expert VALEO), Invité

Résumé
Les conditions météorologiques dégradées, en particulier le brouillard, posent un problème à la fois aux automobilistes qui ont tendance à surestimer les distances intervéhiculaires, mais aussi aux capteurs extéroceptifs qui fonctionnent de manière dégradée. La détection et la quantification des conditions de visibilité constituent donc un enjeu fort en termes de sécurité routière. Nous proposons deux techniques complémentaires permettant d'effectuer une mesure embarquée de la distance de visibilité par des techniques d'analyse d'images effectuées en temps réel. Elles reposent sur une définition de la distance de visibilité météorologique, distance au delà de laquelle un objet noir de dimensions suffisantes ne peut être reconnu de jour sur le ciel à l'horizon. La première technique, fondée sur un modèle de diffusion atmosphérique, détecte et estime la densité du brouillard diurne en utilisant une seule caméra. La deuxième technique, mettant à profit une propriété générale de l'atmosphère, est capable d'estimer la distance de visibilité par toutes conditions météorologiques, de jour et de nuit, en utilisant, pour sa part, un capteur stéréoscopique. Nous évaluons, d'une part, les méthodes à l'aide d'images réelles acquises sur véhicule sous différentes conditions météorologiques, ce qui constitue une évaluation qualitative du travail réalisé. Nous évaluons d'autre part les méthodes à l'aide d'images acquises sur un site spécifique équipé de mires de référence, conçu et réalisé sur les pistes d'essai de Satory, ce qui constitue une évaluation quantitative.

2002 **DEA** Images, Université Jean Monnet de Saint-Etienne (mention Assez Bien)

2002 **Diplôme d'Ingénieur TPE** (École Nationale des Travaux Publics de l'État, Vaulx En Velin)
Voie d'Approfondissement de 3ème année : Informatique et Transports (mention Très Bien)

1.1.4 Parcours professionnel

Depuis 2011	Responsable de domaine, Laboratoire Exploitation Perception Simulateurs et Simulations (LEPSIS), Département Infrastructure et Mobilité, Institut français des sciences et technologies des transports, de l'aménagement et des réseaux
Depuis sept. 2010	Chargé de mission «Route de 5ème Génération»
2009-2010	Responsable de domaine, Laboratoire Exploitation Perception Simulateurs et Simulations (LEPSIS), unité mixte de recherche de l'INRETS et du LCPC
2005-2008	Chercheur, Division Exploitation Signalisation Éclairage, LCPC
2002-2005	Ingénieur Doctorant, Laboratoire sur les Interactions Véhicules Infrastructure Conducteurs (LIVIC), unité mixte de recherche de l'INRETS et du LCPC
Été 2002	Stagiaire au sein du LIVIC, INRETS-LCPC
2001-2002	Ingénieur stagiaire des Travaux Publics de l'Etat
Été 2001	Stagiaire au sein du laboratoire Génie des Réseaux de Transports et Informatique Avancée (GRETIA), INRETS
Été 2000	Stagiaire à la subdivision territoriale de l'Equipement Pléneuf Val-André, Côtes d'Armor
1999-2001	Élève ingénieur des Travaux Publics de l'État

1.2 Encadrement

1.2.1 Jeunes chercheurs

2010 **Rachid Belaroussi**.
- Titre : Détection coopérative de conditions réduites de visibilité par caméra et cartographie embarquées
- Projet : DIVAS, 10 mois
- Production scientifique : 1 article soumis, 1 chapitre d'ouvrage, 1 conférence internationale
- Situation professionnelle : expert au Commissariat à l'Énergie Atomique, Saclay

Sujet
La détection du brouillard et l'estimation de la distance de visibilité atmosphérique par caméra embarquée suppose que la route est plane devant le véhicule. Or cette hypothèse n'est pas toujours vérifiée. L'utilisation d'une cartographie 2,5D (données du véhicule VANI du CETE de Lyon) ou 3D (données du véhicule LARA3D d'Armines) de l'environnement routier doit permettre, dans un premier temps, d'estimer l'erreur commise selon la localisation du véhicule et le cas échéant d'invalider la mesure effectuée. Dans un deuxième temps, il doit être possible de substituer à l'hypothèse monde plan la géométrie réelle du ruban routier. Pour ce travail, le post-doctorant disposait de données cartographiques de la piste de Satory ainsi que de caméras couleurs. Une des tâches à réaliser en priorité a consisté à rendre ces caméras opérationnelles sur un véhicule expérimental pour pouvoir acquérir des séquences vidéo. Dans un deuxième temps, il s'agissait d'exploiter les données cartographiques disponibles pour en extraire les indicateurs nécessaires, dont la distance de visibilité géométrique qui borne les mesures de distance de

visibilité atmosphérique. Dans un troisième temps, il s'agissait de calculer l'erreur commise en faisant l'hypothèse monde plan sur cette même cartographie. Dans un quatrième temps, il s'agissait d'évaluer l'apport de l'usage d'une telle cartographie pour l'estimation de la distance de visibilité, en particulier par temps de brouillard. Le cœur du problème est le recalage de la géométrie de la route dans l'image acquise par le véhicule dont la localisation est elle-même imprécise. Ce problème a été en grande partie résolu.

2008 **Jérémie Bossu**.
- Sujet : Détection et caractérisation de la pluie par vision artificielle pour l'observation de la route
- Projet : SAFESPOT, 12 mois
- Production scientifique : 2 articles de revue dont 1 soumis, 2 conférences internationales, 3 conférences nationales
- Situation professionnelle : Ingénieur des Travaux Publics de l'État, Centre d'Etude des Tunnels, Bron

Sujet
La pluie est un phénomène météorologique dynamique qui affecte à la fois l'état de surface des routes (réduction de l'adhérence) et la transparence de l'atmosphère (réduction de la visibilité). C'est donc un phénomène fortement accidentogène. Le post-doctorant a travaillé sur la détection et l'estimation de la densité de pluie à l'aide d'une caméra fixe placée sur le bord de la route. Pour cela, l'approche privilégiée a été la détection du rideau de pluie causé par la pluie sur les images de la caméra. Des approches existent dans la littérature mais ne sont pas nécessairement adaptées à l'environnement routier. Nous avons repris ces techniques en les adaptant aux besoins de l'application visée. Le jeune chercheur disposait de matériel récent (PC, caméra haute résolution, station météo) et d'un site expérimental distant qu'il a contribué à adapter à cette nouvelle application. Ces travaux, qui présentent de forts enjeux à la fois industriel et académique, ont pris place dans le projet intégré Européen Safespot. L'accent a été mis sur la validation expérimentale du système développé.

2007 **Erwan Bigorgne**.
- Sujet : Mesure de visibilité par caméra CCTV
- Projet : SAFESPOT, 4 mois
- Production scientifique : 1 article de revue soumis, 3 conférences internationales, 1 conférence nationale
- Situation professionnelle : R&D au sein de la société Majority Report, Paris

Sujet
Erwan a travaillé à l'adaptation des méthodes développées pendant ma thèse à l'utilisation de caméras fixes. Il a notamment mis en œuvre des méthodes de calculs d'images de fonds par mixtures de gaussiennes.

1.2.2 Doctorants

2010 **Karine Joulan**
- Titre : Évaluation de la visibilité pour la conduite automobile par analyse d'images
- Directeur de thèse : Roland Brémond (LEPSIS)
- Encadrement : Nicolas Hautière (LEPSIS)
- École Doctorale : Mathématiques et STIC, Université Paris-Est
- Financement : accord spécifique de collaboration VALEO Vision et LCPC
- Production scientifique : 2 conférences internationales

Sujet
Par conditions météorologiques ou d'éclairage difficiles (brouillard, pluie, nuit, tunnel, etc.), la visibilité offerte aux conducteurs automobiles est réduite. Les dispositifs automobiles comme les phares ou les essuie-glaces sont conçus de façon à maintenir cette visibilité à un niveau suffisant pour effectuer correctement la tâche de conduite. Les systèmes d'éclairage et d'essuyage sont généralement mis au point à l'aide d'experts qui évaluent de manière subjective l'efficacité des systèmes. De son côté, le LCPC cherche à développer des outils d'analyse d'images permettant d'estimer, de manière objective, des distances de visibilité en conditions de visibilité difficiles. Dans ce contexte, l'objectif de la thèse est de proposer des outils d'analyse d'images temps réel permettant, à l'aide d'une caméra embarquée dans le véhicule, d'estimer la visibilité disponible pour le conducteur, et par là même permettre le développement d'aides à la conduite prenant en compte les capacités de perception du conducteur. Dans un premier temps, le travail de thèse consistera à définir la notion de visibilité routière pertinente et à établir les domaines d'emploi des méthodes existantes en fonction des conditions de circulation (trafic, éclairage, conditions météorologiques, etc.). Dans un deuxième temps, le travail consiste à proposer des descripteurs de la visibilité routière (contraste, saillance, etc.), à les transformer en outils temps réel d'analyse d'images routières et à les tester sur un panel de sujets en collaboration avec des spécialistes du comportement humain. Dans un troisième temps, le travail de thèse consiste à proposer des stratégies de mise en œuvre sur véhicule de ces descripteurs en les intégrant dans des outils d'analyse de scènes routières existants (détection de marquages, panneaux, obstacles, etc.). Finalement, il convient de valider les approches proposées sur un panel de sujets en situation de conduite.

2009 **Houssam Halmaoui**
- Titre : Restauration d'images par temps de brouillard et de pluie
- Directeur de thèse : Didier Aubert (LEPSIS)
- Encadrement : Co-encadrement avec Aurélien Cord (LIVIC)
- École Doctorale : Science & Ingénierie, Université Évry Val d'Essonne
- Financement : Projet ANR ICADAC
- Production scientifique : 1 revue, 1 revue soumise, 1 conférence internationale

Sujet
De plus en plus de systèmes d'aides à la conduite s'appuient sur la vidéo. Alors qu'ils fonctionnent généralement bien, leurs performances chutent drastiquement par conditions météorologiques dégradées. L'objectif de cette thèse est de restaurer les images pour améliorer leurs performances et étendre leur gamme de fonctionnement. Durant ce travail, deux perturbations seront considérées, à savoir la pluie et le brouillard. Le brouillard est une situation météorologique relativement stable qui affecte l'image entière où la perception des objets diminue petit à petit en fonction de la distance à la caméra. A l'inverse, la pluie est une situation météorologique dynamique composée de particules plus larges qui peuvent être vues individuellement. Chaque goutte sur le pare-brise affecte le signal vidéo localement indépendamment de la profondeur des objets. Pour ces raisons, le doctorant doit proposer des solutions spécifiques

pour les deux phénomènes. Il a ainsi recours à des méthodes inverses pour aborder ce sujet. Il s'appuie sur des vidéos de ces situations acquises par les moyens expérimentaux disponibles au LIVIC. Il a la possibilité de proposer et de réaliser des acquisitions spécifiques permettant de démontrer la pertinence des approches proposées. La détection et la caractérisation de la pluie et du brouillard sont considérés comme déjà achevées. Pour être en ligne avec le déroulement du projet ICADAC, la recherche explore dans un premier temps la restauration d'images dégradées par le brouillard de jour. C'est en effet sur ce phénomène que nos connaissances sont les meilleures.

2008 **Raouf Babari**

- Titre : Estimation des conditions de visibilité météorologiques par caméras routières
- Directeur de thèse : Nicolas Paparoditis (MATIS, IGN)
- Encadrement : Nicolas Hautière
- École Doctorale : Mathématiques et STIC, Université Paris-Est
- Financement : Accord spécifique Météo France et LCPC
- Production scientifique : 1 revue, 1 revue soumise, 2 conférences internationales, 2 conférences nationales, 1 chapitre d'ouvrage soumis

Sujet

C'est l'observation qui permet à Météo-France de localiser et de prévoir les phénomènes climatiques - tels que le brouillard - qui constituent une gêne pour les transports. Pour établir les cartes de risque de brouillard, Météo-France croise des observations satellitaires avec des observations au sol. Ces dernières s'appuient sur un réseau d'une centaine de stations météorologiques réparties sur le territoire métropolitain. Malheureusement, la résolution de ce réseau est insuffisante pour fournir une information fiable à l'échelle d'un phénomène à caractère très local comme le brouillard. C'est la raison pour laquelle les zones critiques telles que les aéroports sont spécifiquement instrumentées pour mesurer la distance de visibilité météorologique. Côté route, le brouillard constitue un problème de sécurité et d'exploitation. Mais à la différence des aéroports, le caractère linéaire du réseau routier rend son instrumentation économiquement impossible. Néanmoins, une partie importante de ce réseau routier est équipée de caméras de vidéo-surveillance, qui constituent un formidable potentiel pour l'observation météorologique du brouillard. Des pays comme les États-Unis ont déjà identifié ce potentiel : la FHWA collabore avec le MIT depuis environ deux ans pour tenter de l'exploiter (initiative CLARUS). L'objectif est de détecter le brouillard et de mesurer la distance de visibilité météorologique à partir des images numériques acquises par les nombreuses caméras dont le réseau routier est équipé. Dans un premier temps, on cherche à adapter les méthodes d'estimation de la distance de visibilité météorologique du LCPC en se fondant sur les méthodes existantes par ailleurs dans la littérature, pour en augmenter la portée. A l'heure actuelle, les méthodes du LCPC supposent que la route est plane et visible par beau temps dans l'image jusqu'à une distance de 400m. Elles nécessitent un calibrage géométrique mais pas de calibrage vis-à-vis d'une vérité terrain obtenue par des visibilimètres. A l'inverse, d'autres méthodes établissent une corrélation entre des indices visuels dans les images et des mesures issues de visibilimètres routiers, ce qui est exigeant en termes de calibrage initial. Elles nécessitent néanmoins un calibrage géométrique moindre et permettent d'estimer des distances de visibilité météorologiques plus importantes. Pour réaliser cette tâche, on s'appuie notamment sur des données de référence couplant images et données issues de visibilimètres. En parallèle, on réfléchit à des techniques de calibrage et d'amélioration des images produites par les caméras qui équipent couramment les infrastructures, et qui sont en général peu performantes, en particulier en termes de dynamique et de résolution.

2007-2010 **Romain Gallen**

- Titre : Assistance à la conduite en conditions atmosphériques dégradées par la prise en compte du risque routier
- Directeur de thèse : Didier Aubert (LIVIC)
- Encadrement : Co-encadrement avec Sébastien Glaser (LIVIC)
- École Doctorale : Sciences Mécaniques, Acoustique et Électronique, Université Pierre et Marie Curie
- Financement : projet ANR DIVAS
- Production scientifique : 1 brevet, 1 article de revue, 3 chapitres d'ouvrage, 5 conférences internationales, 1 prix (Médaille d'argent, YEAR 2010, pilier mobilité)
- Situation professionnelle : Ingénieur des Travaux Publics de l'État, Centre d'Etudes Maritimes et Fluviales, Plouzané

Résumé
Les conditions atmosphériques dégradées telles que la pluie et le brouillard altèrent temporairement les conditions de conduite. Sur le réseau secondaire, la sur-accidentologie observée dans ces conditions témoigne d'une mauvaise adaptation de la conduite et en particulier de la vitesse. Nous proposons une méthodologie permettant d'estimer une vitesse de référence le long d'un trajet ainsi qu'une méthode fondée sur l'étude du risque routier pour moduler la vitesse en conditions d'adhérence et de visibilité dégradées. Notre estimation du risque routier s'appuie sur la réalisation de scénarios, extraits de l'accidentologie, à l'aide d'un modèle d'interactions véhicule-infrastructure-conducteur. Nous prenons en compte des caractéristiques statiques propres à l'infrastructure et à son environnement et les conditions météorologiques estimées en temps réel dans l'environnement direct du véhicule. Nous montrons qu'il existe des outils permettant d'alimenter les modèles en caractéristiques statiques. Enfin, nous présentons les méthodes fondées sur l'utilisation d'une caméra embarquée permettant de détecter et de caractériser en ligne les conditions atmosphériques dégradées. Nous détaillons en particulier notre contribution au travers d'une méthode de détection et de caractérisation du brouillard de nuit. Celle-ci est constituée d'un système dual s'appuyant sur la détection des halos autour des sources de lumière et sur la détection du voile de rétrodiffusion des phares du véhicule. Nous proposons finalement une méthode statique par caméra permettant de calibrer le système en conditions écologiques.

2004-2007 **Clément Boussard**

- Titre : Estimations embarquées de conditions de risque : adhérence et visibilité
- Directrice de thèse : Brigitte d'Andréa-Novel (ENSMP)
- Encadrement : Co-encadrement avec Hugues Mounier (IEF, UMR CNRS & Université Paris-Sud)
- École Doctorale : Institut Doctoral ParisTech
- Financement : Projet Européen REACT (STREP FP6)
- Production scientifique : 1 brevet, 2 chapitres d'ouvrage, 3 conférences internationales, 1 conférence nationale
- Situation professionnelle : Ingénieur expert au sein du projet IMARA de l'INRIA, Rocquencourt

Résumé
Autrefois, nos voitures roulaient. Dans l'avenir, elles vont en plus dialoguer entre elles, ceci dans le but d'éviter les accidents en prévenant leurs conducteurs de dangers potentiels présentés par d'autres automobilistes. Tel est en tout cas l'idée de la communication V2V (pour Vehicle to Vehicle) grâce à laquelle les voitures s'échangent des données telles que leur position, leur vitesse et leur direction respectives.

L'ordinateur de bord de chaque véhicule peut aussi enregistrer de multiples renseignements provenant des organes de la voiture - capteurs de pluie, de luminosité, d'état du revêtement, mais aussi ESP, ABS, ASR -, et donner naissance à un réseau très pointu et vaste d'informations qui sont recueillies par une infrastructure capable de les analyser. C'est la communication V2I (pour Véhicule à Infrastructure). Ainsi, plus grand sera le nombre de véhicules qui détectent une information - comme la présence de brouillard par exemple -, plus la probabilité que ce brouillard existe est forte, et plus l'infrastructure peut intervenir rapidement pour prévenir de ce danger les conducteurs approchant de la zone où le brouillard a été repéré par les premiers véhicules. En fédérant leurs informations, la communication V2I agit à une échelle beaucoup plus grande que celle des communications V2V. Dans ce cadre, nous nous sommes intéressés à l'estimation embarquée de conditions de risques dues à des facteurs climatologiques. En effet, le climat peut créer des conditions de risques tels que la neige, la pluie, le brouillard. . Ces changements de conditions modifient principalement l'état de la chaussée et la distance de visibilité offerte au conducteur. Par ailleurs, ces modifications peuvent être extrêmement localisées : seule une partie de la chaussée peut être verglacée, la nappe de brouillard peut être courte. La localisation de ces conditions de risque ne pourra donc pas se faire correctement à partir de la connaissance des conditions météorologiques. Étant donné qu'il n'existe pas de capteur d'adhérence (rendant compte de l'état de la chaussée) utilisable sur des véhicules de séries (avec des capteurs standards), nous présentons dans la première partie de la thèse un nouvel estimateur de l'adhérence maximum de la route. Par ailleurs, il existe des estimateurs de la distance de visibilité par caméra embarquée mais ils ont quelques limites que nous avons essayé de contourner. La présentation de cet estimateur constitue la deuxième partie de la thèse.

1.2.3 Ingénieurs

2010 **Karine Joulan**. Sujet : simulation et analyse d'images photométriques. Durée : 12 mois. Financement : projet FUI SAGILLIS

1.2.4 Stagiaires

2008 **Cyril Brand** Sujet : Contrôle automatique du temps d'intégration et du gain d'une caméra GigE par asservissement. Cyril travaille sur le développement d'un logiciel permettant de remplacer avantageusement un objectif auto-iris.

2008 **Amid Boughidat, Franck Lanclume, Saïd Ters**. Sujet : Dimensionnement d'un outil sécurisé de gestion et mutualisation de codes sources. Les stagiaires ont étudié l'opportunité d'installer un serveur SVN au sein de la DESE.

1.3 Expertise

1.3.1 Relecture d'articles

J'effectue et ai effectué des relectures d'articles pour les revues suivantes :

IET Image Processing	2011
IEEE Transactions on Vehicular Technologies	2011
Optics Express	2010 à 2011
Journal of Zhejiang University SCIENCE C	2010
Springer Machine Vision and Applications	2010 à 2011
MDPI Sensors	2010
EURASIP Journal on Image and Video Processing	2010
Journal of Computer Science and Technology	2010
SPIE / IS&T Journal of Electronic Imaging	2009
Elsevier Environnemental Modelling & Software	2008
IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems	2006 à 2011

J'ai, par ailleurs, été relecteur pour les congrès suivants :

Transport Research Arena	2011
IEEE International Conference on Computer Engineering and Systems	2011
IEEE International Conference on Robotics and Automation	2011
IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems	2010 à 2011
Asia-Pacific Conference on Communications	2009
Asian Conference on Conference Vision	2009
IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems	2008 à 2011
IEEE Intelligent Vehicles symposium	2006 à 2011

1.3.2 Participation à des comités de programme

Je participe et ai participé à des comités de programme, listés ci-dessous :

IEEE International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision	2010
International Symposium on Visual Computing	2009
IEEE International Conference on Intelligent Computer Communications and Processing	2007

1.3.3 Projets de recherche

J'ai été expert du programme Véhicule de Transports Terrestres de l'ANR et du programme Futur & Ruptures de l'Institut Télécom.

1.3.4 Prestations

Je réalise des prestations en vision pour ordinateur pour un industriel de l'automobile.

1.3.5 Normalisation

J'ai été invité à participer aux travaux de la CN16 (commission de normalisation sur les systèmes coopératifs). Cette instance de normalisation est le miroir du CEN/TC278/WG16 et de l'ISO/TC204/WG18.

1.4 Enseignement et formation donnés

2011 **GDR Macs** École des JDMACS. Niveau doctorat.

2010 **ENTPE** Informatique et langage conceptuel de programmation. Cours, travaux dirigés et projet. Niveau licence. Durée : 35 heures.

2008 **VALEO** Formation aux logiciels DEFOG et STEROVIS. Durée : 6 heures

1.5 Recherche collaborative

1.5.1 Recherche de contrats et réponses à des appels à projets

Je participe activement à la préparation de réponses à des appels à projets (PCRD, ANR, FUI...). Voici la liste des projets que j'ai contribué à monter. Parmis les projets Européens que j'ai montés, toutes les propositions ont franchi la barre scientifique mais insuffisamment pour être financé. Cela m'a amené à réfléchir sur le rôle essentiel du lobbying dans le montage de projets Européens. Cette activité de montage de projets prend une place non négligeable dans la vie du chercheur pour une probabilité de succès relativement mince.

2011 **RITAS** "Rôles des Infrastructures pour des Transports Automatisés Sûrs", Appel à projets : ANR TTD 2011. Pilote : Yann Goyat (IFSTTAR), projet soumis.

2010 **VERTEX** "Equipement d'excellence pour l'écomobilité coopérative", Appel à projets : EQUIPEX 2010. Pilote : INRETS, projet refusé.
CAM^2 "Contribution au développement du CAM^2", Appel à projet : Instituts Carnot 2010. Pilote : Nicolas Hautière (LCPC), projet financé.
RAMIE "Rôles, Aménagements, voire Modifications des Infrastructures pour un transport Electrifié", Appel à projets : ANR VTT 2010. Pilote : Yann Goyat (LCPC), projet refusé.

2009 **CALFROG** "Reliable Fog Monitoring", Appel à projets : CalFrance 2009, projet refusé.
SUMEFOR "", Medium Scale Collaborative Project. Appel à projets : FP7-ICT-2009-4. Pilote : Philippe Lepert et Nicolas Hautière (LCPC), projet refusé.

2008 **IPS** "Infra Public Services", Medium Scale Collaborative Project. Appel à projets : FP7-SST-2008-RTD-1. Pilote : Philippe Lepert et Nicolas Hautière (LCPC), projet non financé.
ICADAC "Improved CAmera-based Detection under Adverse Conditions ", Projet ANR Deufrako. Appel à projets : ANR VTT 2008. Pilote : Didier Aubert (LIVIC), projet financé.
ABV "Automatisation Basse Vitesse". Appel à projets : ANR VTT 2008. Pilote : Sébastien Glaser (LCPC), projet refusé.
SensoriMoto "Approche sensorimotrice de la présence pour la mise au point d'un simulateur de conduite de deux-roues motorisés". Appel à projets : ANR Programme Jeune chercheur. Pilote : Régis Lobjois (INRETS/MSIS), projet refusé.
E-MOTIVE "Environment MOdeling for percepTive Intelligent Vehicles". Appel à projets : 6ème FUI. Pilote : Vincent Braibant (LMS-IMAGINE), projet financé.

2007 **DIVAS America** "Communications between Infrastructure and Vehicles - and Continents" : proposition conjointe LCPC / California PATH sur les systèmes coopératifs vehicules-infrastructure. Appel à projets : CalFrance 2007, projet financé.
PEACON Perception under Adverse Conditions " : STREP. Appel à projets : FP7-ICT-2007-1. Pilote : Didier Aubert (LCPC), projet refusé.
InteractiVe Accident avoidance by active intervention for Intelligent Vehicles. Projet Intégré. Appel à projets : FP7-ICT-2007-1. Pilote : Aria Etemad (Ford, Allemagne), projet non financé.

2006 **DIVAS** Dialogue Infrastructure Véhicule pour l'Amélioration de la Sécurité routière. Appel à projets : ANR STIC 2006. Pilotes : Philippe Lepert et Nicolas Hautière (LCPC), projet financé.
Vehicle - Infrastructure Dialogue to Improve Road Safety : action **COST**. Appel à projets : ESF open call 2006. Pilote : Philippe Lepert et Nicolas Hautière (LCPC), projet refusé.

1.5.2 Participation à des projets ou contrats collaboratifs de recherche

Je participe à des projets ou contrats collaboratifs de recherche. Il existe un recouvrement entre la liste du paragraphe précédent. Cela concerne les projets acceptés auxquelles je contribue en termes de pilotage ou de recherche.

2011-2012 **CAM^2** "Contribution au développement du CAM^2", Appel à projet : Instituts Carnot 2010. Pilote : Nicolas Hautière (LCPC).

2010-2012 **CAMU** "Exploitation des caméras en milieu urbain". Pilotes : Nicolas Hautière (LCPC) et Victor Dolcemascolo (DiRIF).

2010-2013 **VALEO-LCPC** "Accord cadre de collaboration entre LCPC et VALEO Vision". Pilotes : Caroline Robert (VALEO) et Nicolas Hautière (LCPC).

2010-2013 **FOR** "Forever Open Road". Pilote : FEHRL. Rôle : orientation et définition des travaux de recherches.

2009-2012 **ICADAC** "Improved CAmera-based Detection under Adverse Conditions ", Projet ANR Deufrako. Appel à projets : ANR VTT 2008. Pilote : Didier Aubert (LCPC). Rôle : WP leader.

2009-2011 **SAGILLIS** "Safe And Green Intelligent led Lighting System". 7ème FUI. Pilote : Benoit Reiss (VALEO). Rôle : recherche et développement.

2009-2012 **SURVIE** "Sécurité des Usagers de la Route et VisibilitE". 7ème FUI. Pilote : Johann Brunet (NEXYAD). Rôle : recherche et développement.

2008-2012 **COST TU0702** "Real-time Monitoring, Surveillance and Control of Road Networks under Adverse Weather Conditions". ESF 2007. Pilote : Nour Edin El Faouzi (INRETS). Rôle : recherche et développement.

2008-2011 **METEO-LCPC** "Accord spécifique de collaboration LCPC Météo France sur le brouillard". Pilote : Eric Martin (Météo France) et Eric Dumont (LCPC). Rôle : recherches et encadrement du doctorant financé par l'accord.

2008-2011 **E'MOTIVE** "Environment MOdeling for percepTive Intelligent Vehicles". 6ème FUI. Pilote : Vincent Braibant (LMS-IMAGINE). Rôle : responsable de la proposition de la DESE.

2008-2012 **NEARCTIS** "A Network of Excellence for Advanced Road Cooperative traffic management in the Information Society". Réseau d'Excellence du 7ème PCRD. Pilote : Jean-Baptiste Lesort (INRETS). Rôle : responsable de la participation du LCPC.

2007-2009 **DIVAS America** "Communications between Infrastructure and Vehicles - and Continents".

2007-2010 **DIVAS** "Dialogue Infrastructure Véhicule pour l'Amélioration de la Sécurité routière." Pilotes : Philippe Lepert et Nicolas Hautière (LCPC).

2006-2010 **SAFESPOT** "Cooperative Systems for Road Safety". Projet Intégré du 6ème PCRD. Pilote : Roberto Brignolo (CRF, Italie). Rôle : responsable au nom du LCPC du SP2 INFRASENS.

2002-2004 **ARCOS** "Action de Recherche pour une Conduite Sécurisée". Action concertée du PREDIT. Pilote : Jean-Marc Blosseville (INRETS). Rôle : recherches

1.5.3 Participation à des projets internes de recherche

Au sein de l'IFSTTAR, toutes les actions de recherche, qu'elles soient de nature exploratoire ou collaborative, sont rassemblées au sein d'opérations de recherche, qui structurent le contrat quadriennal signé entre l'institut et l'État. Selon le cas, je suis impliqué dans une opération car je suis impliqué dans un projet rattaché à l'opération, j'y joue un rôle d'animation, ou j'y effectue des recherches exploratoires.

2010-2013	OR 11S102	**PREVER** Prévention et Evaluation des Risques. Rôle : animation transversale et recherche collaborative.
	OR 11S111	**SERRES** Solutions d'Exploitation de la Route Respectueuses de l'Environnement et de la Sécurité. Rôle : cadrage de l'opération.
	OR 11S101	**I2V** Impact des Indices Visuels sur la conduite. Rôles : recherche collaborative.
2009-2010	OR 21K021	**INFRASURE** Infrastructures, Simulations, Usages et Recherche en Environnement maîtrisé. Rôle : cadrage de l'opération.
2009-2012	Axe 2	**VERONESE** Optimisation de l'usage des réseaux routiers et ferroviaires. Rôle : animation.
	OR 11K091	**PALM** Prévision et Alertes de situations météorologiques dégradées. Rôle : recherche collaborative.
2006-2009	OR 11K063	**Risque Routier** Impliquer l'infrastructure dans la gestion des risques routiers. Rôle : recherche collaborative.
2005-2008	OR 11K061	**VSR** Visibilité et Sécurité Routière. Rôle : recherche exploratoire.
2002-2004	OR 11C024	**Percevoir** Rôle : recherche exploratoire.
	OR 11C022	**Aides à la conduite** Rôle : recherche exploratoire.

1.6 Animation de la communauté scientifique et technique

J'anime ou participe à l'animation de ma communauté scientifique et technique à différents niveaux.

Ainsi, j'anime l'un des domaines d'activités et suis membre du comité de direction du LEPSIS (55 personnes). Je suis membre du conseil scientifique du Département Infrastructures et Mobilité (160 personnes). Ce conseil est en charge de la rédaction et du suivi du projet scientifique du Département. Je participe ou anime des actions transversales au niveau de l'institut : projet de Route de 5ème génération, ateliers de préparation des contrats d'objectif avec l'État, séminaires de connaissances réciproques.

Je participe à des opérations de recherche, établit des collaboration ou recherche des co-financements avec différents partenaires du Réseau Scientifique et Technique du Ministère du Développement Durable : Institut Géographique National (IGN), Météo France, Centres d'Etudes Techniques de l'Équipement (CETE de l'Est, CETE de Lyon, CETE de l'Ouest, CETE Normandie-Centre, CETE Île-de-France, CETE Méditerranée), École Nationale des Travaux Publics de l'État (ENTPE), Centre d'Etude des Tunnels (CETU), Centre d'Etudes Maritimes et Fluviales (CETMEF), Service d'Etudes Techniques des Routes et de leurs Aménagements (SETRA).

Au niveau National, je participe aux séminaires des Groupements de Recherche (GDR) ISIS (Information, Signal, Images et ViSion), Robotique et MACS (Modélisation, Analyse et Conduite des Systèmes dynamiques), à des manifestations du PREDIT (Programme de recherche et d'innovation dans les transports terrestres), de l'ANR (agence nationale de la recherche) ou encore du Comité Français de

l'AIPCR (Association mondiale de la route). Je monte des projets avec des industriels, notamment à travers différents pôles de compétitivité (MOV'EO, ADVANCITY, SYSTEM@TIC, PGCE). J'établis des propositions d'appel à projet Européen à l'intention du GTN Transports. Je participe à la Commission de Normalisation 16 du BNEVT (Bureau de normalisation de l'exploitation de la voirie et des transports) en charge de la normalisation en matière de systèmes coopératifs.

Au niveau Européen, je suis membre de groupes de travail du FEHRL (Forum Européen des Laboratoires Nationaux de Recherches Routières), je participe à des ateliers organisés par ERTRAC (Conseil consultatif européen chargé de la recherche sur les transports routiers). Je participe à un projet Deufrako.

Enfin, au niveau international, j'établis des collaborations avec les États-Unis, en particulier le programme PATH de l'Université de Berkeley dans le cadre du projet DIVAS America. Je suis membre du TRB Committee on Intelligent Transportation Systems (AHB15), de l'ITS Society de l'Institute of Electrical and Electronic Engineers (IEEE) et de l'Institute of Electronics, Information and Communication Engineers (IEICE).

Chapitre 2

Production Scientifique

2.1 Stratégie de publication

Ma stratégie de publication comporte de multiples facettes. Elle privilégie naturellement la publication en revue internationale à comité de lecture, i.e. les revues possédant un facteur d'impact. Dans mon domaine qui est très applicatif, *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems* est la revue de référence. Elle privilégie également les bonnes conférences internationales avec comité de lecture. *IEEE Intelligent Vehicles Symposium* est le rendez-vous incontournable de la communauté perception et aides à la conduite. Généralement, je tâche de privilégier les conférences recommandées par le GDR robotique, qui a établi une liste de CICL (CVPR, ICCV, IROS, IV, ITSC, ICARCV), ou indexées dans le Web of Science (WoS), mais publie également dans des conférences sélectionnant les meilleurs papiers pour des publications en revue, comme *IAPR Conference on Machine Vision Applications* (MVA). Parfois, mon travail est en lien avec des travaux académiques en vision par ordinateur, ce qui explique pourquoi je parviens à publier dans des revues et conférences prestigieuses, comme *International Journal of Computer Vision* (IJCV), *IEEE International Conference on Computer Vision*, *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (CVPR), *IAPR Conference on Pattern Recognition* (ICPR) ou encore *Asian Conference on Computer Vision* (ACCV). Les ateliers proposés lors des conférences majeures sont également des lieux de dialogue intéressants pour rencontrer une communauté spécifique. D'autres conférences, plus techniques, sont également incontournables sur le plan politique. Ainsi la session de la *Commission Internationale de l'Éclairage* (CIE) et l'*International Symposium on Automotive Lighting* (ISAL) sont respectivement les rendez-vous incontournables des professionnels de l'éclairage et de l'éclairage automobile. Le *Transport Research Arena*, le *Transportation Research Board Annual Meeting*, le *ITS World Congress* sont les rendez-vous de la communauté transport et ITS. C'est aussi parfois à la demande des pilotes de projet Européens que nous soumettons des papiers dans certaines de ces conférences techniques. An niveau national, nous privilégions les publications et conférences du GRETSI, i.e. la revue *Traitement du Signal* et le *Colloque GRETSI*, ainsi que les revues et conférences soutenues par notre institut, i.e. *Recherche Transports Sécurité* et le *Bulletin des Laboratoires des Ponts et Chaussées*.

2.2 Synthèse des publications

Catégorie	nb. publiés	nb. soumis
Revue internationale.	13 (10)	3(2)
Revue francophone	3(2)	1(1)
Revue professionnelle	2(1)	0
Chapitre d'ouvrage international	2 (1)	1
Chapitre d'ouvrage francophone	10 (9)	
Coordination d'ouvrage	2 (1)	
Conférence internationale référencée	15 (11)	
Conférence internationale	28 (23)	
Conférence francophone	12 (10)	
Rapport technique	31	
Séminaire	33	
Brevet français	2	
Brevet international	1	
Total	**160**	

TABLE 2.1 – Synthèse des publications. Pour les revues, les chapitres d'ouvrage et les conférences figurent entre parenthèse les publications en premier auteur ou en co-auteur avec un de mes doctorants.

Éléments bibliométriques (source : Publish or Perish au 18 juin 2011) :
- Article le plus cité : 48 fois
- h-index : 9
- g-index : 16

Dans la suite, concernant les revues, nous précisons le facteur d'impact, leur référencement dans le Web of Science ou la liste de revue de rang A de l'INRETS établie en 2008. Concernant les conférences, nous indiquons leur appartenance ou non au Web of Science ainsi que leur référencement éventuel par le GDR robotique.

2.3 Revues internationales

[1] N. Hautière, J.-P. Tarel, H. Halmaoui, R. Brémond, and D. Aubert. Enhanced fog detection and free space segmentation for car navigation. *Machine Vision and Applications, Special Issue on Car Navigation & Vehicle Systems*, June 2011. Soumis en août 2010, accepté en juin 2011, IF=0,952.

[2] R. Babari, N. Hautière, , E. Dumont, R. Brémond, and N. Paparoditis. A model-driven approach to estimate the atmospheric visibility with ordinary cameras. *Atmospheric Environment*, june 2011. Soumis en janvier 2011, révisé en mai 2011, accepté en juin 2011, IF=3,139.

[3] N. Hautière, R. Babari, E. Dumont, R. Brémond, and N. Paparoditis. *Lecture Notes in Computer Science, Computer Vision - ACCV 2010*, volume 6495, chapter Estimating Meteorological Visibility using Cameras : A Probabilistic Model-Driven Approach, pages 243–254. Springer, March 2011. WoS, rang A INRETS.

[4] J. Bossu, N. Hautière, and J.-P. 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, 2011. IF=3,508.

[5] R Brémond, J.-P. Tarel, E. Dumont, and N. Hautière. Vision models for image quality assessment : One is not enough. *Journal of Electronic Imaging*, 19(043004), December 2010. IF=0,444.

[6] R. Gallen, N. Hautière, and E. Dumont. Static estimation of the meteorological visibility distance in night fog with imagery. *IEICE Transactions on Information and Systems*, E93-D(7) :1780–1787, July 2010. IF=0,396.

[7] N. Hautière, J.-P. Tarel, and D. Aubert. Mitigation of visibility loss for advanced camera based driver assistances. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 11(2) :474–484, June 2010. IF=2,092.

[8] N. Hautière, D. Aubert, E. Dumont, and J.-P. Tarel. Experimental validation of dedicated methods to in-vehicle estimation of atmospheric visibility. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 57(10) :2218–2225, October 2008. IF=1,025.

[9] N. Hautière, J.-P. Tarel, D. Aubert, and E. Dumont. Blind contrast enhancement assessment by gradient ratioing at visible edges. *Image Analysis and Stereology*, 27(2) :87–95, June 2008. Rang A INRETS.

[10] M. Jokela, M. Kutila, J. Laitinen, F. Ahlers, N. Hautière, and T. Schendzielorz. Optical road monitoring of the future smart roads - preliminary results. *International Journal of Computer and Information Engineering*, 1(8) :509–514, 2007.

[11] N. Hautière, R. Labayrade, and D. Aubert. Estimation of the visibility distance by stereovision : a generic approach. *IEICE Transactions on Information and Systems*, E89-D(7) :2084–2091, July 2006. IF=0,396.

[12] N. Hautière, R. Labayrade, and D. Aubert. Real-time disparity contrast combination for onboard estimation of the visibility distance. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 7(2) :201–212, June 2006. IF=2,092.

[13] N. Hautière, J.-P. Tarel, J. Lavenant, and D. Aubert. Automatic fog detection and estimation of visibility distance through use of an onboard camera. *Machine Vision and Applications Journal*, 17(1) :8–20, April 2006. IF=0,952.

2.4 Revues francophones

[14] P. Charbonnier, V. Muzet, P. Nicolle, N. Hautière, J.-P. Tarel, and D. Aubert. La stéréovision appliquée à l'analyse de scènes routières. *Bulletin des Laboratoires des Ponts et Chaussées*, (272) :57–74, October/November 2008.

[15] N. Hautière, D. Aubert, and M. Jourlin. Mesure du contraste local dans les images, application à la mesure de distance de visibilité par caméra embarquée. *Traitement du Signal*, 23(2) :145–158, Septembre 2006. WoS, rang A INRETS.

[16] N. Hautière and D. Aubert. Mesure embarquée de la visibilité atmosphérique pour les aides à la conduite. *Recherche Transports Sécurité*, 22(87) :89–108, Avril-Juin 2005.

2.5 Revues professionnelles

[17] M.-L. Gallenne, M. Marchetti, N. Hautière, E. Dumont, V. Aubert, D. Boucher, L. Bouilloud, and F. Bernardin. Conditions météorologiques dégradées - Avancées et perspectives en exploitation. *Revue Générale des Routes et Autoroutes*, (891) :46–49, Février 2011.

[18] N. Hautière and D. Aubert. Fog detection through use of a CCD onboard camera. *Ingénieurs de l'automobile*, (773) :83–86, Novembre-Décembre 2004.

2.6 Chapitres d'ouvrage international

[19] E. Dumont, N. Hautière, and R. Gallen. *Atmospheric Turbulence, Meteorological Modeling and Aerodynamics*, chapter A Semi-Analytic Model of Fog Effects on Vision, pages 635–670. Nova Science, New-York, 2010.

[20] N. Hautière, R. Labayrade, C. Boussard, J.-P. Tarel, and D. Aubert. *Autonomous Robots Research Advances*, chapter Perception through Scattering Media for Autonomous Vehicles. Nova Science, New-York, April 2008.

2.7 Chapitres d'ouvrage francophone

[21] N. Hautière and P. Lepert. *Projet DIVAS : Dialogue Infrastructure Véhicules pour Améliorer la Sécurité routière*, chapter Comment ajuster dynamiquement la demande à l'offre de sécurité routière : exemple du projet DIVAS, pages 383–398. Hermès Science, October 2010.

[22] N. Hautière and P. Lepert. *Projet DIVAS : Dialogue Infrastructure Véhicules pour Améliorer la Sécurité routière*, chapter Apport des systèmes coopératifs à la sécurité routière : exemple du projet DIVAS, pages 15–27. Hermès Science, October 2010.

[23] N. Hautière, V. Ledoux, J.-P. Tarel, V. Boucher, and P. Charbonnier. *Projet DIVAS : Dialogue Infrastructure Véhicules pour Améliorer la Sécurité routière*, chapter Observation, modélisation et prédiction de la dégradation temporelle des marquages routiers, pages 190–207. Hermès Science, October 2010.

[24] N. Hautière, E. Dumont, R. Brémond, and V. Ledoux. *Projet DIVAS : Dialogue Infrastructure Véhicules pour Améliorer la Sécurité routière*, chapter Revue des mécanismes de réduction de la visibilité par la pluie et la route mouillée, pages 238–252. Hermès Science, October 2010.

[25] N. Hautière and E. Dumont. *Projet DIVAS : Dialogue Infrastructure Véhicules pour Améliorer la Sécurité routière*, chapter Visibilité et risque routier : contributions du projet DIVAS, pages 223–237. Hermès Science, October 2010.

[26] N. Hautière, R. Belaroussi, and J.-P. Tarel. *Projet DIVAS : Dialogue Infrastructure Véhicules pour Améliorer la Sécurité routière*, chapter Assistance à la navigation automobile par temps de brouillard diurne, pages 258–273. Hermès Science, October 2010.

[27] S. Glaser, R. Gallen, and N. Hautière. *Projet DIVAS : Dialogue Infrastructure Véhicules pour Améliorer la Sécurité routière*, chapter Prévention des sorties de voies : approche indirecte, pages 325–341. Hermès Science, October 2010.

[28] R. Gallen, N. Hautière, and S. Glaser. *Projet DIVAS : Dialogue Infrastructure Véhicules pour Améliorer la Sécurité routière*, chapter Calcul d'une modulation de vitesse en conditions atmosphériques dégradées, pages 342–359. Hermès Science, October 2010.

[29] R. Gallen, N. Hautière, and E. Dumont. *Projet DIVAS : Dialogue Infrastructure Véhicules pour Améliorer la Sécurité routière*, chapter Caractérisation du brouillard nocturne par caméra. Hermès Science, October 2010.

[30] C. Boussard, N. Hautière, and B. d'Andréa Novel. *Projet DIVAS : Dialogue Infrastructure Véhicules pour Améliorer la Sécurité routière*, chapter Estimation de la distance de visibilité par reconstruction spatiale basée sur le déplacement du véhicule, pages 308–322. Hermès Science, October 2010.

2.8 Ouvrages ou coordination d'ouvrages

[31] N. Hautière. *Détection des conditions de visibilité par vision embarquée*. Editions Universitaires Européennes, Novembre 2010.

[32] P. Lepert and N. Hautière, editors. *Projet DIVAS : Dialogue Infrastructure Véhicules pour Améliorer la Sécurité routière*. Hermès Science, September 2010.

2.9 Conférences internationales référencées par le GDR Robotique

[33] R. Gallen, A. Cord, N. Hautière, and D. Aubert. Towards night fog detection through use of in-vehicle multipurpose cameras. In *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV'11), Baden Baden, Germany*, June 5-9 2011. WoS.

[34] R. Belaroussi, J.-P Tarel, and N. Hautière. Vehicle Attitude Registration using a Camera, a GPS and a 3D Map. In *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV'11), Baden Baden, Germany*, June 5-9 2011. WoS.

[35] C. Boussard, N. Hautière, and B. d'Andréa Novel. Visibility distance estimation based on structure from motion. In *IEEE International Conference on Control Automation Robotics and Vision (ICARCV'10), Singapore*, pages 1416 –1421, December 2010. WoS.

[36] J.-P. Tarel, N. Hautière, A. Cord, D. Gruyer, and H. Halmaoui. Improved visibility of road scene images under heterogeneous fog. In *IEEE Intelligent Vehicle Symposium (IV'10), San Diego, California, USA*, pages 478–485, June 2010. WoS.

[37] R. Gallen, N. Hautière, and S. Glaser. Advisory speed for intelligent speed adaptation in adverse conditions. In *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV'10), San Diego, California, USA*, pages 107–114, June 2010. WoS.

[38] J.-P. Tarel and N. Hautière. Fast visibility restoration from a single color or gray level image. In *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV'09), Kyoto, Japan*, pages 2201–2208, September 2009. WoS.

[39] C. Boussard, N. Hautière, and B. d'Andréa Novel. Vehicle dynamics estimation for camera-based visibility distance estimation. In *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent RObots and Systems (IROS'08), Nice, France*, pages 600–605, September 22-26 2008. WoS.

[40] N. Hautière, E. Bigorgne, and D. Aubert. Daytime visibility range monitoring through use of a roadside camera. In *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV'08), Eindhoven, The Netherlands*, June 4-6 2008. WoS.

[41] N. Soquet, D. Aubert, and N. Hautière. Road segmentation by an extended v-disparity algorithm for autonomous navigation. In *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV'07), Istanbul, Turkey*, June 13-15 2007. WoS.

[42] N. Hautière, J.-P. Tarel, and D. Aubert. Towards fog-free in-vehicle vision systems through contrast restoration. In *IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'07), Minneapolis, USA*, June 19-21 2007. WoS.

[43] N. Hautière, J.-P. Tarel, and D. Aubert. Simultaneous contrast restoration and obstacles detection : First results. In *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV'07), Istanbul, Turkey*, pages 130–135, June 13-15 2007. WoS.

[44] N. Hautière, R. labayrade, M. Perrollaz, and D. Aubert. Road scene analysis by stereovision : a robust and quasi-dense approach. In *IEEE International Conference on Control Automation Robotics and Vision (ICARCV'06), Singapore*, December 5-8 2006. WoS.

[45] M. Perrollaz, R. Labayrade, C. Royère, N. Hautière, and D. Aubert. Long range obstacle detection using laser scanner and stereovision. In *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV'06), Tokyo, Japan*, pages 182–187, June 13-15 2006. WoS.

[46] N. Hautière and D. Aubert. Contrast restoration of foggy images through use of an onboard camera. In *IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC'05), Vienna, Austria*, pages 1090–1095, September 13-15 2005. WoS.

[47] N. Hautière, R. Labayrade, and D. Aubert. Detection of visibility conditions through use of onboard cameras. In *IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV'05), Las Vegas, USA*, pages 193–198, June 6-8 2005. WoS.

2.10 Conférences internationales

[48] P. Subirats, G. Louah, E. Viloette, G. Dupré, N. Hautière, and R. Gallen. Estimation de la vitesse pratiquée V85 sur un itinéraire par fusion de données - exemples d'application. In *XXIVth World Road Congress (WRC'11), Mexico City, Mexico*, September 26-30 2011.

[49] M. Lamb, R. Collis, S. Deix, B. Krieger, and N. Hautière. The Forever Open Road - defining the next generation road. In *XXIVth World Road Congress (WRC'11), Mexico City, Mexico*, September 26-30 2011.

[50] D. Gruyer, S. Glaser, R. Gallen, S. Pechberti, and N. Hautière. Distributed simulation architecture for the design of cooperative ADAS. In *International symposium on future active safety technology toward zero-traffic-accident (FAST-zero'11), Tokyo, Japan*, September 5-9 2011.

[51] R. Gallen, E. Dumont, and N. Hautière. A conventional approach to nighttime visibility in adverse weather conditions. In *International Symposium on Automotive Lighting (ISAL'11), Darmstadt, Germany*, September 26-28 2011.

[52] K. Joulan, N. Hautière, and R. Brémond. Contrast sensitivity functions for road visibility estimation on digital images. In *27th Session of the CIE (CIE'11), South Africa*, July 10-15 2011.

[53] R. Gallen, N. Hautière, and E. Dumont. Introducing forward scattering in adaptive rear lighting systems. In *27th Session of the CIE (CIE'11), South Africa*, July 10-15 2011.

[54] R. Babari, N. Hautière, E. Dumont, N. Paparoditis, and J. Misener. Visibility monitoring using conventional roadside cameras : Shedding light on and solving multinational road safety problem. In *Transportation Research Board Annual Meeting Compendium of Papers (TRB'11), Washington, D.C., USA*, number 11-1831, January 2011.

[55] K. Joulan, N. Hautière, and R. Brémond. A unified CSF-based framework for edge detection and edge visibility. In *Workshop on Biologically-Consistent Vision (WBCV'11), in conjonction with CVPR'11, Colorado Springs, USA*, 2011.

[56] N. Hautière, E. Dumont, R. Brémond, and V. Ledoux. Review of the mechanisms of visibility reduction by rain and wet road. In *International Symposium on Automotive Lighting (ISAL'09), Darmstadt, Germany*, pages 445–455, September 2009.

[57] N. Hautière and A. Boubezoul. Combination of roadside and in-vehicle sensors for extensive visibility range monitoring. In *IEEE International Conference On Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS'09), Genoa, Italy*, September 2009. WoS.

[58] N. Hautière, J. Bossu, E. Bigorgne, N. Hiblot, A. Boubezoul, B. Lusetti, and D. Aubert. Sensing the visibility range at low cost in the SAFESPOT road-side unit. In *ITS World Congress (ITS'09), Stockholm, Sweden*, September 21-25 2009.

[59] N. Hautière, J.-P. Tarel, and D. Aubert. Free space detection for autonomous navigation in daytime foggy weather. In *IAPR Conference on Machine Vision Applications (MVA'09), Yokohama, Japan*, pages 501–504, May 20-22 2009.

[60] R. Gallen, N. Hautière, and E. Dumont. Static estimation of meteorological visibility distance in night fog with imagery. In *IAPR Conference on Machine Vision Applications (MVA'09), Yokohama, Japan*, pages 300–303, May 20-22 2009.

[61] N. Hautière, E. Bigorgne, J. Bossu, and D. Aubert. Meteorological conditions processing for vision-based traffic monitoring. In *International Workshop on Visual Surveillance (VS'08) - in conjonction with ECCV'08, Marseille, France*, October 2008.

[62] E. Dumont, R. Bremond, and N. Hautière. Night-time visibility as a function of headlamp beam pattern and pavement reflection properties. In *International Congress VISION (VISION'08), Versailles, France*, October 7-8 2008.

[63] N. Hautière and P. Lepert. Infrastructure - vehicles dialogue to improve road safety : The divas approach. In *Transport Research Arena (TRA'08), Ljubljana, Slovenia*, April 21 - 25 2008.

[64] N. Hautière, J.-P. Tarel, and R. Brémond. Perceptual hysteresis thresholding : Towards driver visibility descriptors. In *IEEE International Conference on Intelligent Computer Communication and Processing (ICCP'07), Cluj Napoca, Romania*, pages 89–96, September 6-8 2007. WoS.

[65] N. Hautière, J.-P. Tarel, D. Aubert, and E. Dumont. Blind contrast restoration assessment by gradient ratioing at visible edges. In *International Congress for Stereology (ICS'07), Saint-Etienne, France*, September 3-7 2007.

[66] C. Boussard, N. Hautière, and B. d'Andréa Novel. Vision guided by vehicle dynamics for on-board estimation of the visibility range. In *IFAC Symposium on Intelligent Autonomous Vehicles (IAV'07), Toulouse, France*, September 3-5 2007.

[67] M. Jokela, M. Kutila, J. Laitinen, F. Ahlers, N. Hautière, and T. Schendzielorz. Optical road monitoring of the future smart roads - preliminary results. In *International Conference on Computer, Electrical, and Systems Science, and Engineering (CESSE'07), Berlin, Germany*, volume 23 of *Proceedings of World Academy of Science Engineering and Technology*, pages 384–389, August 24-26 2007. WoS.

[68] N. Hautière and E. Dumont. Assessment of visibility in complex road scenes using digital imaging. In *26th Session of the CIE (CIE'07), Beijing, China*, volume 2, pages D4 96–99, July 4-11 2007.

[69] N. Hautière, D. Aubert, and E. Dumont. Mobilized and mobilizable visibility distances for road visibility in fog. In *26th Session of the CIE (CIE'07), Beijing, China*, volume 2, pages D4 92–95, July 4-11 2007.

[70] N. Hautière. Artificial perception under adverse conditions : the case of the visibility range. In *Young Researchers Seminar (YRS'07), FERSI FEHRL ECTRI, Brno, Czech Republic*, May 27-30 2007.

[71] N. Hautière and D. Aubert. Visibles edges thresholding : a HVS based approach. In *International Conference on Pattern Recognition (ICPR'06), Hong-Kong, China*, volume 2, pages 155–158, August 20-24 2006. WoS.

[72] N. Hautière, R. Labayrade, and D. Aubert. Estimation of the visibility distance by stereovision : a generic approach. In *IAPR Conference on Machine Vision Applications (MVA'05), Tsukuba, Japan*, pages 590–593, May 16-18 2005.

[73] N. Hautière, D. Aubert, and E. Dumont. Onboard measurement of the atmospheric visibility : Static calibration and quantitative evaluation. In *17th Biennial Symposium on Visibility and Traffic Control Devices, Transportation Research Board, Washington, USA*, pages 48–49, April 4-5 2005.

[74] N. Hautière and D. Aubert. Fog detection through use of a ccd onboard camera. In *International Congress VISION (VISION'04), Rouen, France*, September 27-28 2004.

[75] N. Hautière and D. Aubert. Driving assistance : Automatic fog detection and measure of the visibility distance. In *ITS World Congress (ITS'03), Madrid, Spain*, November 16-20 2003.

2.11 Conférences francophones

[76] R. Babari, N. Hautière, E. Dumont, and N. Paparoditis. Mesure de la visibilité météorologique par imagerie : Une approche modèle. In *Congrès des jeunes chercheurs en vision par ordinateur (ORASIS'11), Praz-sur-Arly*, Juin 6-10 2011.

[77] N. Hautière and P. Lepert. Divas : comment ajuster dynamiquement la demande à l'offre de sécurité. In *Prévention des Risques et Aides à la Conduite, Paris, France*, Mai 2010.

[78] N. Hautière, J. Bossu, E. Bigorgne, and D. Aubert. Détection de conditions de visibilité réduite par caméra bord de voies. In *Prévention des Risques et Aides à la Conduite, Paris, France*, Mai 2010.

[79] R. Babari, N. Hautière, E. Dumont, and N. Paparoditis. Mesure robuste de la visibilité météorologique par caméra. In *MajecSTIC 2010, Bordeaux, France*, Octobre 2010.

[80] N. Hautière, J. Bossu, and C. Brand. Une solution d'acquisition d'images à multiples fonctions de réponse. In *XXII Colloque GRETSI, Dijon, France*, 8-11 Septembre 2009.

[81] J. Bossu, N. Hautière, and J.-P. Tarel. Utilisation d'un modèle probabiliste d'orientation de segments pour détecter des hydrométéores dans des séquences vidéo. In *XXII Colloque GRETSI, Dijon, France*, 8-11 Septembre 2009.

[82] J.-M. Blosseville, J. Ehrlich, S. Glaser, N. Hautière, and F. Peyret. Vers une sécurité routière accrue par la coopération véhicule-infrastructure : contributions du LCPC au projet SAFESPOT. In *Congrès ATEC-ITS France, Issy-les-Moulineaux, France*, 30-31 Janvier 2007.

[83] N. Hautière, D. Aubert, E. Dumont, and J.-P. Tarel. Validation expérimentale de méthodes dédiées à l'estimation embarquée de la visibilité atmosphérique. In *Journées Sciences de l'Ingénieur, Marne-la-Vallée, France*, 5-6 Décembre 2006.

[84] C. Boussard, N. Hautière, and D. Gruyer. Prototypage d'un capteur monoculaire générique de visibilité pour véhicule traceur. In *Manifestation des Jeunes Chercheurs en STIC (MajecSTIC 2006), Lorient, France*, 22-24 Novembre 2006.

[85] N. Hautière, R. Labayrade, and D. Aubert. Estimation de la distance de visibilité atmosphérique par vision embarquée : méthodes et applications. In *Rencontre avec les doctorants des laboratoires ESTAS, LEOST, LIVIC, LTN, Villeneuve d'Ascq, France*, number 98 in Actes de l'INRETS, pages 121–134, 24 Février 2005.

[86] N. Hautière, D. Aubert, and M. Jourlin. Détection des conditions de visibilité et estimation de la distance de visibilité par vision embarquée. In *Manifestation des Jeunes Chercheurs en STIC (MajecSTIC 2005), Rennes, France*, pages 71–78, 16-18 Novembre 2005. **Obtention du prix spécial du jury**.

[87] N. Hautière and D. Aubert. Détection automatique du brouillard et mesure de la distance de visibilité. In *Brouillard et visibilité routière, Paris, France*, Actes des journées scientifiques du LCPC, pages 99–107. LCPC, 19 Novembre 2002.

2.12 Rapports techniques

[88] T. Tsvetkova, T. Weibel, S. Bordel, E ; de Verdalle, S. Ammoun, C. Charron, A. Somat, and N. Hautière. Rapport sur l'étude de l'acceptabilité sociale du système DIVAS par des conducteurs de car. protocole. Technical Report 4A3, DIVAS - ANR, Novembre 2010.

[89] S. Glaser, D. Gruyer, R. Gallen, and N. Hautière. Simulation avec fonctions ajoutées. Technical Report 2D5, DIVAS - ANR, Novembre 2010.

[90] T. Tsvetkova, T. Weibel, S. Bordel, E ; de Verdalle, S. Ammoun, C. Charron, A. Somat, and N. Hautière. Rapport sur l'étude de l'acceptabilité sociale du système DIVAS par des conducteurs de car. protocole. Technical Report 4A3 préliminaire, DIVAS - ANR, June 2010.

[91] Technological implementation plan. Technical Report D 8.2.4, SAFESPOT INTEGRATED PROJECT - IST-4-026963-IP, June 2010.

[92] R. Gallen, D. Aubert, N. Hautière, and A. Cord. Dispositif de détection du brouillard nocturne. Technical Report 2C4, DIVAS - ANR, Juillet 2009.

[93] R. Gallen, N. Hautière, and R. Glaser. Méthode de calcul du risque. Technical Report 2D3, DIVAS-ANR, November 2009.

[94] Étude de définition du projet INFRASURE. Technical report, LCPC, Octobre 2009.

[95] N. Hautière, E. Dumont, R. Brémond, D. Aubert, and J.-P. Tarel. Estimation d'un indicateur de visibilité. Technical Report 2C1, DIVAS - ANR, Septembre 2009.

[96] Results on testing and validation. Technical Report D2.5.2, SAFESPOT INTEGRATED PROJECT - IST-4-026963-IP, April 2009.

[97] Final report : Implementation and prototypes for infrastructure-based components. Technical Report D2.4.2, SAFESPOT INTEGRATED PROJECT - IST-4-026963-IP, March 2009.

[98] V. Le Cam, S. Ammoun, A. De La Fortelle, N. Hautière, J.E. Deschaud, D. Aubert, and L.M. Cottineau. Rapport sur le modèle d'échange des données. Technical Report 3A2, DIVAS - ANR, Mai 2008.

[99] S. Ammoun, N. Hautière, V. Le Cam, J.E. Deschaud, and A. de la Fortelle. Description détaillée de l'architecture logicielle du système complet. Technical Report 3A1, DIVAS - ANR, Mai 2008.

[100] E. Dumont, P. Charbonnier, N. Hautière, E. De Verdalle, E. Violette, and S. Ammoun. Rapport intermédiaire : de la vitesse pratiquée vers la vitesse nominale. Technical Report 1B4, DIVAS - ANR, Février 2008.

[101] N. Hautière, E. Dumont, R. Brémond, and V. Ledoux. Mécanismes de réduction de la visibilité par la pluie et la route mouillée. Technical Report 2C3, DIVAS - ANR, Novembre 2008.

[102] Interim report : Plan for testing and validation activities. Technical Report D2.5.1, SAFESPOT INTEGRATED PROJECT - IST-4-026963-IP, October 2008.

[103] Interim report : Implementation and prototypes for infrastructure-based components. Technical Report D2.4.1, SAFESPOT INTEGRATED PROJECT - IST-4-026963-IP, April 2008.

[104] P. Lepert, N. Hautière, and E. Dumont. Research on intelligent highways in europe. Technical report, DIVAS America, CALFRANCE, January 2008.

[105] Specifications for hazard and incident warning. Technical Report D5.3.2, SAFESPOT INTEGRATED PROJECT - IST-4-026963-IP, January 2008.

[106] N. Hautière. Détection de brouillard par vision artificielle pour l'observation météorologique. Technical report, Accord cadre LCPC / Météo France, Avril 2007.

[107] Proposal of procedures for assessment of preventive and active safety functions. Technical Report D 16.3, PREVENT INTEGRATED PROJECT - FP6 - 507075, December 2007.

[108] Final report : Specifications for infrastructure-based components. Technical Report D 2.3.2, SAFESPOT INTEGRATED PROJECT - IST-4-026963-IP, August 2007.

[109] Interim report : Specifications for infrastructure-based components. Technical Report D2.3.1, SAFESPOT INTEGRATED PROJECT - IST-4-026963-IP, February 2007.

[110] N. Hautière, R. Gallen, F. Turban, and J.-M. Blosseville. Proposition d'une méthodologie pour la définition d'un piéton standard. Technical report, LCPC/INRETS, 2007.

[111] Final report : Needs and requirements of infrastructure-based sensing. Technical Report D2.2.2, SAFESPOT INTEGRATED PROJECT - IST-4-026963-IP, October 2006.

[112] Interim report : Needs and requirements for infrastructure-based sensing. Technical Report D2.2.1, SAFESPOT INTEGRATED PROJECT - IST-4-026963-IP, July 2006.

[113] N. Hautière. *ARCOS Thème 2 : mesure dynamique de la visibilité météorologique*, pages 51–52. LCPC, Opération de recherche «Percevoir», Mars 2005.

[114] D. Aubert, E. Dumont, E. Gerbenne, N. Hautière, and G. Yahiaoui. Thème 2/visibilité. Technical report, Projet ARCOS, Décembre 2004.

[115] G. Yahiaoui and N. Hautière. *Visibilité*, pages 33–36. Résumé ARCOS-Résultats, Octobre 2004.

[116] N. Hautière. Amélioration et extension d'un détecteur de brouillard. Technical report, TFE, ENTPE, Juin 2002.

[117] N. Hautière. Amélioration et extension d'un détecteur de brouillard embarqué. Technical report, DEA Images, École doctorale de Saint-Étienne, Septembre 2002.

[118] N. Hautière and H. Haj Salem. Algorithme de prévision des temps de parcours sur A6. Technical report, INRETS, Août 2001.

2.13 Séminaires

[119] N. Hautière. Visibilité en conditions météorologiques dégradées. In *Résilience des réseaux, Séminaire de connaissance réciproque IFSTTAR, Villeneuve d'Asq, France*, April 5-6 2011.

[120] N. Hautière and M.-L. Gallenne. Contribution of infrastructures upon road safety : Modeling and regulation of operating vehicle speeds. In *Séminaire DGITM-FTA, Washington, USA*, January 2011.

[121] C. De La Roche and N. Hautière. La route de 5ème génération. In *Assemblée annuelle du comité français de l'AIPCR, La Défense*, Décembre 2010.

[122] N. Hautière and C. De La Roche. La route de 5ème génération. In *Interoute et Ville*, Novembre 2010.

[123] N. Hautière and D. Aubert. Détection du brouillard et aide à la conduite. In *Visite du Service de Défense Sécurité et Intelligence Économique du Ministère du Développement Durable, Versailles*, Novembre 2010.

[124] C. De La Roche and N. Hautière. L'innovation avec la route de 5ème génération. In *L'énergie en technique routière, Séminaire LAVOC, EPFL, Lauzanne*, Novembre 2010.

[125] N. Hautière and C. De La Roche. La route de 5ème génération. In *Convention cadre de collaboration URSIF-LCPC*, Octobre 2010.

[126] N. Hautière and S. Glaser. Gestion de la vitesse pour limiter les risques d'accident - quelques applications. In *Séminaire sécurité routière, LCPC, Nantes, France*, September 2010.

[127] N. Hautière and S. Ammoun. The DIVAS project. In *Franco-Californian Workshop on Cooperative road transport systems, LCPC, Paris*, juin 2009.

[128] N. Hautière and E. Dumont. Le projet DIVAS. In *Séminaire PREDIT GO2, Ecole des Ponts ParisTech, Marnes la Vallée*, Juin 2009.

[129] N. Hautière. Mitigation de la baisse de visibilité induite par le brouillard diurne pour les aides à la conduite. In *Séminaire ISIR, UPMC*, Février 2009.

[130] J.-P. Tarel and N. Hautière. Amélioration du contraste des images en présence de brume et de brouillard. In *GDR robotique - GT2 Véhicules Terrestres, Journée Visibilité, LCPC, Paris*, Octobre 2009.

[131] N. Hautière, J.-P. Tarel, and D. Aubert. Mitigation de la baisse de visibilité induite par le brouillard diurne pour les aides à la conduite. In *GDR robotique - GT2 Véhicules Terrestres, Journée Visibilité, LCPC, Paris*, Octobre 2009.

[132] N. Hautière, D. Aubert, R. Labayrade, and J.-P. Tarel. Détection des conditions de visibilité et estimation de la distance de visibilité par vision embarquée. In *GDR robotique - GT2 Véhicules Terrestres, Journée Visibilité, LCPC, Paris*, Octobre 2009.

[133] C. Boussard, N. Hautière, and B. d'Andréa Novel. Estimation de la dynamique du véhicule pour une estimation embarquée de la distance de visibilité. In *GDR robotique - GT2 Véhicules Terrestres, Journée Visibilité, LCPC, Paris*, Octobre 2009.

[134] D. Aubert, E. Dumont, N. Hautière, and J.-P. Tarel. Outils d'évaluation de la visibilité et restauration de la visibilité. In *Séminaire visibilité et sécurité routière, LCPC, Nantes*, Octobre 2009.

[135] D. Aubert, A. Cord, E. Dumont, R. Gallen, N. Hautière, and J.-P. Tarel. Visibilité météorologique. In *Séminaire visibilité et sécurité routière, LCPC, Nantes*, Octobre 2009.

[136] R. Babari, Dumont E., and Hautière N. Visibility from roadside cctv cameras. In *3rd meeting of EuMetNet WG-Ins, Météo France, Trappes*, Septembre 2009.

[137] N. Hautière, S. Glaser, and F. Peyret. The european project SAFESPOT. In *Franco-Californian Workshop on Cooperative road transport systems, LCPC, Paris*, June 2009.

[138] N. Hautière. Mesure de la visibilité météorologique par caméra routière. In *Séminaire LEPSIS, LNE, Paris*, Mars 2009.

[139] E. Dumont, N. Hautière, J. Dumoulin, F. Taillade, and D. Aubert. Visibilité météorologique : perception dégradée et techniques avancées. In *Journées Techniques Routes, Laboratoire Central des Ponts et Chaussées, Nantes, France*, 6-7 février 2008.

[140] N. Hautière, P. Charbonnier, E. Dumont, S. Glaser, and E Violette. Vers une modulation des limites de vitesse. In *Congrès Interoute & Ville, Rennes, France*, 23-24-25 Septembre 2008.

[141] R. Brémond, N. Hautière, and J.-P. Tarel. Vision humaine et artificielle : applications aux transports. In *Séminaire du Centre de Morphologie Mathématique, Ecole des Mines de Paris, Fontainebleau*, 15 septembre 2008.

[142] N. Hautière, P. Charbonnier, E. Dumont, S. Glaser, and E Violette. Accroître la crédibilité et le respect des limites de vitesse : une approche empirique et calculatoire. In *Séminaire Trajectoires et Sécurité Routière, Nantes, France*, 13-14 Mars 2008.

[143] N. Hautière, P. Charbonnier, E. Dumont, S. Glaser, and E. Violette. Improving the credibility of, and compliance with, speed limits : A real-world approach. In *Safe Highways of the Future, Brussels, Belgium*, 12-13-14 February 2008.

[144] S. Glaser and N. Hautière. Nouveaux systèmes d'aide à la conduite. In *Méthodes d'évaluation du risque routier , LNE, Paris, France*. LCPC, 11 septembre 2008.

[145] P. Lepert and N. Hautière. Le projet DIVAS : Dialogue infrastructure véhicules pour améliorer la sécurité routière. In *Séminaire PREDIT-GO9, Commissariat à l'Energie Atomique, Saclay, France*, 30 mars 2007.

[146] P. Lepert and N. Hautière. Main research and development axis for further research. In *FEHRL Workshop on Intelligent Highways - expectations and requirements, Bruxelles, Belgique*, 25 octobre 2007.

[147] V. Boucher, P. Charbonnier, M. Colomb, J. Dumoulin, F. Fournela, Y. Goyat, N. Hautière, F. Lauzin, V. Muzet, and J.-P. Tarel. Vision et imagerie au service des gestionnaires routiers. In *XXIIIème Congrès Mondial de la Route*, Septembre 2007.

[148] N. Hautière, D. Aubert, and M. Jourlin. Détection des conditions de visibilité et estimation de la distance de visibilité par vision embarquée. In *Journées du Réseau Scientifique et Technique de l'Équipement, Lyon*, 5-6 Septembre 2005. **Obtention du 1er prix du doctorant**.

[149] N. Hautière. Distances de visibilité mobilisée, mobilisable. In *Séminaire visibilité, Laboratoire Central des Ponts et Chaussées, Paris, France*, 20 décembre 2005.

[150] N. Hautière and M. Jourlin. Aide à la conduite dans le brouillard et estimation de la distance de visibilité. In *Journée Recherche de l'École Doctorale de Saint-Étienne*, 5 Avril 2004.

[151] N. Hautière and D. Aubert. Aide à la conduite automobile dans le brouillard, évaluation d'une distance de visibilité. In *Colloque Image et Vision, 16ièmes Rencontres Jacques Cartier, Saint-Étienne et Lyon*, 1-2 Décembre 2003.

2.14 Brevets industriels

[152] R. Gallen, A. Cord, N. Hautière, and D. Aubert. Procédé et dispositif de détection de brouillard, la nuit. Brevet français 1057802 soumis par INRETS/LCPC, Septembre 2010.

[153] N. Hautière, R. Labayrade, and D. Aubert. Sight distance measuring device. Brevet international WO/2006/043003 soumis par LCPC/INRETS, May 2007.

[154] N. Hautière, R. Labayrade, and D. Aubert. Distance de visibilité par stéréovision. Brevet français 0411061 soumis par LCPC/INRETS, Octobre 2004.

2.15 Thèse de doctorat

[155] N. Hautière. *Détection des conditions de visibilité et estimation de la distance de visibilité par vision embarquée*. PhD thesis, Université Jean Monnet, Saint-Étienne, Septembre 2005.

2.16 Publications soumises ou en cours de révision

[156] J.-P. Tarel, N. Hautière, H. Cord, A. Halmaoui, L. Carafa, and D. Gruyer. Improved visibility of road scene images under homogeneous and heterogeneous fog. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, 2011. Soumis en octobre 2010, révisé en juin 2011.

[157] N. Hautière, P. Lepert, and R. Gallen. Safety related data management and aggregation in the DIVAS VII system. *Transportation Researc Part C - Emerging Applications*, 2011. Soumis en mai 2011.

[158] N. Hautière, J. Bossu, E. Bigorgne, and D. Aubert. Système de détection et caractérisation par caméra de conditions météorologiques critiques pour la sécurité routière. *Traitement du Signal*, 2011. Soumis en janvier 2011, révisé en juin 2011.

[159] N. Hautière, R. Babari, E. Dumont, C. Merlier, and N. Paparoditis. *Meteorology*, chapter Measurements and Observations of Meteorological Visibility at ITS Stations. Intech, 2011. Soumis en mai 2011.

[160] R. Babari, N. Hautière, E. Dumont, and N. Paparoditis. Visibility monitoring using conventional roadside cameras - emerging applications. *Transportation Research Part C - Emerging Applications*, 2011. Soumis en mars 2011, en révision.

Deuxième partie

Détection et caractérisation des conditions de visibilité par vision artificielle

Chapitre 1

Introduction

1.1 Problématique

Les conditions de visibilité dégradées, en particulier le brouillard, posent un problème à la fois aux usagers de la route qui ne perçoivent plus la route de manière adéquate, mais aussi aux capteurs extéroceptifs (en particulier les caméras) qui fonctionnent de manière dégradée. La détection et la quantification des conditions de visibilité constituent un enjeu fort pour la sécurité et la mobilité des biens et des personnes. Nous avons abordé ce problème de la détection et de la caractérisation de la visibilité atmosphérique dégradée en privilégiant l'utilisation de caméras et de la vision artificielle, et en testant les méthodes développées dans des systèmes de transports intelligents.

Ainsi, détecter la présence de conditions de visibilité dégradées par caméra, qualifier et augmenter le domaine de fonctionnement des aides à la conduite s'appuyant sur des capteurs optiques, développer des véhicules traceurs de la visibilité atmosphérique, augmenter les fonctionnalités des caméras fixes sur l'infrastructure, alerter et conseiller les conducteurs de manière adaptée en cas de faible visibilité, améliorer l'observation météorologique sont autant d'applications visant à réduire le risque routier par conditions de faible visibilité atmosphérique, où nous nous sommes fortement impliqués que ce soit dans la définition, la coordination ou la réalisation des actions de recherche.

1.2 Thèse

Au cours de notre thèse, nous avons travaillé sur cette problématique du point de vue des aides à la conduite automobile. Ce sujet novateur, qui a pris place au sein de l'action fédérative ARCOS financée par le PREDIT (Programme de Recherche et d'Innovation dans les Transports Terrestres), visait à concevoir des méthodes fondées sur le traitement d'images issues de caméra(s) embarquée(s) sur un véhicule pour détecter la présence de conditions de visibilité dégradée et quantifier le niveau de dégradation. Deux techniques complémentaires ont été développées. La première, fondée sur un modèle de diffusion atmosphérique, détecte et estime la densité du brouillard diurne en utilisant une seule caméra. La seconde, mettant à profit l'atténuation des contrastes par l'atmosphère, est capable d'estimer la distance de visibilité dite «mobilisée» par toutes conditions météorologiques, principalement de jour. D'une part, les méthodes ont été validées à l'aide de séquences vidéo acquises sur véhicule dans différentes conditions météorologiques, ce qui a constitué une évaluation subjective du travail. D'autre part, les méthodes ont été validées à l'aide d'images acquises sur un site équipé de mires de référence, conçu et réalisé sur les pistes d'essai de Satory, ce qui a constitué une évaluation objective. Les méthodes ont toutes deux été publiées en revue de rang A et brevetées. Aujourd'hui, les brevets déposés sur ces méthodes et les

logiciels produits ont été licenciés à un équipementier automobile de premier plan.

Différentes applications de ces deux méthodes ont été explorées ou entrevues durant la thèse qui a été soutenue au bout de trois ans. A son issue, nous avons rédigé à la demande du Directeur Général du Laboratoire Central des Ponts et Chaussées, Monsieur Jacques Roudier, un projet scientifique détaillant ces différentes perspectives de recherche. Afin de les explorer, celui-ci nous a proposé de rejoindre la Division Exploitation Signalisation Éclairage, équipe avec laquelle nous avons eu de fortes interactions pendant la thèse. La détection et la quantification des conditions de visibilité telles qu'elles ont été conçues pendant la thèse ont permis de faire émerger une démarche novatrice qui tient en trois points.

1.3 Mise au point d'aides à la conduite

Premièrement, la détection des conditions de visibilité constitue une des clés pour pouvoir obtenir un niveau très important de robustesse de l'ensemble capteur et traitement de signal associé. En effet, quelle que soit la qualité intrinsèque d'un traitement, celui-ci ne sera effectif que si le signal fourni en entrée est de bonne qualité. Détecter et quantifier les causes de dégradation de ce signal permet d'adapter le fonctionnement du capteur et, si cela est impossible, de prévenir l'entité en charge de la conduite que l'assistance à la conduite qui s'appuie sur ses sorties est momentanément inopérante. Deuxièmement, cela permet d'automatiser un certain nombre de fonctions dans le véhicule (phares anti-brouillard, essuie-glaces) avec un nombre réduit de capteurs. La caméra, en particulier, peut potentiellement remplir un certain nombre de fonctions. Ceci doit permettre de diminuer le coût global du système et ainsi justifier plus facilement l'intégration d'une caméra dans le véhicule. Troisièmement, certaines causes de dégradation de qualité d'images sont également des facteurs accidentogènes. Ainsi, de telles méthodes peuvent permettre de générer des alertes pertinentes au conducteur en cas de vitesse inadaptée aux conditions de circulation. Cette démarche a, pour l'instant, été suivie dans le cas du brouillard et de la pluie. Ainsi, nous avons développé des algorithmes de détection et de caractérisation du brouillard par caméra embarquée. En particulier, la thèse de Romain Gallen (2007-2010) a abordé la détection du brouillard nocturne et un brevet sur ce sujet a été déposé. Romain Gallen a intégré le Centre d'Etudes Techniques Maritimes et Fluviales (CETMEF) début 2011 après avoir réussi le concours d'Ingénieur TPE Sur titres. Ces travaux ont permis de bâtir avec succès le projet ANR ICADAC, piloté par le LCPC (2009-2012). Ce projet finance notamment la thèse de Houssam Halmaoui (2009-2012) sur la restauration d'images altérées par la pluie et le brouillard. Enfin, la connaissance de la visibilité réellement mobilisable par le conducteur est un enjeu fort pour les aides à la conduite, car cela permet d'envisager de nouvelles assistances prenant en compte la capacité réelle de perception des conducteurs. C'est l'objet de la thèse de Karine Joulan (2010-2013), financée par l'équipementier automobile VALEO, et qui vise à développer l'équivalent électronique d'un œil humain.

1.4 Mise au point de capteurs de visibilité bas coût

Le brouillard est un phénomène météorologique très local. C'est la raison pour laquelle les zones critiques telles que les aéroports sont spécifiquement instrumentées pour mesurer la distance de visibilité météorologique. Côté route, le brouillard constitue un problème de sécurité et d'exploitation. Mais à la différence des aéroports, le caractère linéaire du réseau routier rend son instrumentation économiquement impossible. Néanmoins, une partie importante de ce réseau routier est équipée de caméras de vidéosurveillance, qui constituent un formidable potentiel pour l'observation météorologique du brouillard. Des pays comme les États-Unis ont déjà identifié ce potentiel : l'administration fédérale américaine des

routes (FHWA) collabore avec le MIT pour tenter de l'exploiter (initiative CLARUS). L'objectif est de détecter le brouillard et de mesurer la distance de visibilité météorologique à partir des images numériques acquises par les nombreuses caméras dont le réseau routier est équipé. Nous poursuivons deux actions complémentaires sur ce thème.

Ainsi, dans le cadre du Projet Intégré Européen SAFESPOT (2006-2010), nous avons adapté mes travaux de thèse à l'utilisation d'une caméra fixe et développé de nouvelles fonctionnalités en proposant la détection de brouillard nocturne, de pluie et la mesure de la visibilité nocturne. Pour ce faire, nous avons tout d'abord collaboré en 2007 avec Erwan Bigorgne, embauché par la suite par la société INDUCT. Nous avons ensuite travaillé en 2008 avec Jérémie Bossu sur la détection de pluie. Celui-ci a été embauché par la suite par l'INRETS-LEMCO et a intégré début 2010 le Centre d'Etude des Tunnels après avoir également réussi le concours d'Ingénieur TPE sur titres. Ces méthodes supposent que la route est plane et visible par beau temps dans l'image jusqu'à une distance de 400 m. Elles visent donc la détection de situations critiques en termes de sécurité routière. Elles nécessitent un calibrage géométrique mais pas de calibrage vis-à-vis d'une vérité terrain obtenue par des visibilimètres.

A l'inverse, d'autres méthodes établissent une corrélation entre des indices visuels dans les images et des mesures issues de visibilimètres routiers, ce qui est exigeant en termes de calibrage initial. Elles nécessitent néanmoins un calibrage géométrique moindre et permettent d'estimer des distances de visibilité météorologiques plus importantes car s'appuyant sur l'ensemble de la scène. Pour développer de telles méthodes, il convient de s'appuyer notamment sur des données de référence couplant images et données issues de visibilimètres. La fusion des deux approches intéresse la DSO (Direction des Systèmes d'Observation) de Météo France qui a co-financé (accord cadre LCPC-Météo France) avec le LCPC la thèse de Raouf Babari (2008-2011) sur cette thématique. Par souci de rapprochement avec l'Université Paris-Est, la direction de thèse a été confiée à Nicolas Paparoditis, Directeur du laboratoire MATIS de l'IGN, qui a été intéressé par la problématique et ses applications potentielles, y compris pour l'IGN. Cette thèse a permis de développer des outils novateurs d'observation de la visibilité météorologique qui permettent de remplir différentes applications potentielles : sécurité routière, observation météorologique et surveillance de la qualité de l'air.

1.5 Mise au point de systèmes communicants

Le développement des moyens de télécommunication véhicule-infrastructure permet d'envisager de nouvelles façons d'exploiter la route. Nous avons souhaité tirer partie de ces technologies pour ce qui a trait à la météorologie routière en combinant nos méthodes embarquées et fixes.

Les véhicules patrouilleurs des exploitants de réseaux routiers peuvent être équipés d'une caméra pour mesurer les conditions météorologiques et les communiquer par liaison sans fil à un centre de trafic. Sur la base de ces mesures, des stratégies de gestion active du trafic peuvent être mis en place. C'est le concept de véhicule traceur. Dans le cadre du projet Européen REACT, le Centre de Robotique de l'École des Mines a souhaité mettre en œuvre cette idée et m'a proposé d'encadrer la thèse de Clément Boussard (2004-2007) en charge de cette mission. Celle-ci a consisté, entre autres, à adapter les méthodes développées dans ma thèse pour une utilisation sur véhicule traceur. Ce véhicule ne disposant pas d'un capteur stéréoscopique, l'essentiel du travail a porté sur une adaptation monocaméra de la méthode d'estimation de la visibilité mobilisée. Clément Boussard est aujourd'hui ingénieur expert au sein de l'INRIA.

Le projet intégré Européen SAFESPOT (2006-2010), dont nous avons animé le sous-projet INFRA-

SENS pour le compte du LCPC, a eu pour objectif d'avertir les conducteurs en cas de dangers sur la route. Entre autres, toutes les conditions météorologiques impliquant une réduction d'adhérence de la route ou une diminution de la visibilité offerte au conducteur sont analysées. Le but final du projet est de communiquer une vitesse recommandée aux conducteurs sur la base d'une détection en temps réel par l'infrastructure des conditions météorologiques. C'est dans ce cadre qu'intervient notre système de vidéo surveillance visant à caractériser les conditions météorologiques à l'aide de caméras fixes placées sur le bord des routes. Ce projet, de nature technologique, prépare en particulier les standards de demain en matière de télécommunication sans fil haut débit, de géolocalisation et cartographie précises.

De même, le projet ANR DIVAS (2007-2010), que nous avons co-piloté avec Philippe Lepert, Directeur de Recherches au LCPC Nantes, a construit un système global d'échange d'information véhicules-infrastructure. Il visait à préparer le déploiement de tels systèmes en termes de technologie, mais également d'acceptabilité et de crédibilité. Le projet s'est concentré sur le rôle des caractéristiques d'infrastructure et des gestionnaires routiers dans le déploiement de tels systèmes. Il vise à fournir à chaque véhicule un indicateur de sa propre sécurité le long d'un itinéraire pour permettre au conducteur de contourner les difficultés. Cet indicateur prend essentiellement en compte la géométrie de la route, l'état de surface de la route et les conditions de visibilité. Philippe Lepert et moi-même avons également monté sur ces mêmes sujets une collaboration avec l'Université de Berkeley (Californie, USA) dans le cadre du projet CalFrance DIVAS America.

1.6 Organisation du mémoire

Ce mémoire est organisé de la façon suivante. Dans le chapitre 2, nous présentons les enjeux de la recherche dans les systèmes de transports intelligents. Ce chapitre présente notamment les systèmes de transports intelligents comme des systèmes complexes qui peuvent se subdiviser en différents sous-systèmes : les systèmes autonomes, les systèmes coopératifs et les systèmes interactifs. Dans le chapitre 3, nous présentons nos contributions aux problématiques de la visibilité routière et du risque routier afférant. Dans le chapitre 4, nous décrivons nos contributions au vaste champ applicatif que constituent les aides à la conduite par vision embarquée, i.e. les systèmes autonomes. Dans le chapitre 5, nos travaux sur le développement des systèmes coopératifs sont détaillés. Enfin, nous décrivons trois applications des systèmes interactifs dans le chapitre 6. Dans chaque chapitre, nous dressons des perspectives précises de recherche. Enfin, nous dressons un bilan et esquissons des perspectives plus larges de recherche.

Chapitre 2

Les Systèmes de Transports Intelligents (STI)

Selon le Ministère du Développement Durable, les Systèmes de Transport Intelligents (STI) (en anglais Intelligent Transportation Systems *ITS*) désignent les applications des nouvelles technologies de l'information et de la communication au domaine des transports. On les dit «Intelligents» parce que leur développement repose sur des fonctions généralement associées à l'intelligence : capacités sensorielles, mémoire, communication, traitement de l'information et comportement adaptatif. On trouve les STI dans plusieurs champs d'activité : dans l'optimisation de l'utilisation des infrastructures de transport, dans l'amélioration de la sécurité (notamment de la sécurité routière) et de la sûreté ainsi que dans le développement des services. L'utilisation des STI s'intègre aussi dans un contexte de développement durable : ces nouveaux systèmes concourent à la maîtrise de la mobilité en favorisant, entre autres, le report de la voiture vers des modes plus respectueux de l'environnement.

2.1 Cadre d'architecture

Pour faciliter l'interopérabilité et le déploiement des Systèmes de Transport Intelligents, des cadres d'architectures ont été établis dans les différentes régions du globe. En France, il s'agit d'ACTIF (Aide à la conception de systèmes de transports interopérables en France) [162]. Ils partagent tous le cadre d'architecture Américain [284], célèbre pour son «sausage diagram» que nous présentons en Figure 2.1. Leur principe est de classer les systèmes en quatre grandes familles : les voyageurs, les centres, le bord de voies et les véhicules. Chaque famille de système communique avec l'autre avec le média de télécommunication le plus adapté.

La gestion de trafic est typiquement un sous-système «centre» qui effectue du recueil d'information à l'aide de différents capteurs de trafic (sous-système bord de voies). Les aides à la conduite sont des composantes du sous-système «véhicule». Le développement récent des systèmes temps-réel d'échanges de données entre les véhicules et l'infrastructure permettant de relier les bords de voies et les véhicules a permis l'émergence d'une nouvelle génération de systèmes d'assistance au conducteur, appelés systèmes copératifs : SAFESPOT, CVIS et COOPERS en Europe, INTELLIDRIVE aux USA et SMARTWAY au Japon.

De manière générale, les systèmes coopératifs traitent des interactions entre les sous-systèmes «véhicule» et «bord de voies» et par l'utilisation de communications dédiées à courte portée ou les communications de véhicule à véhicule. Sur la base de cette définition, les systèmes coopératifs sont limités aux

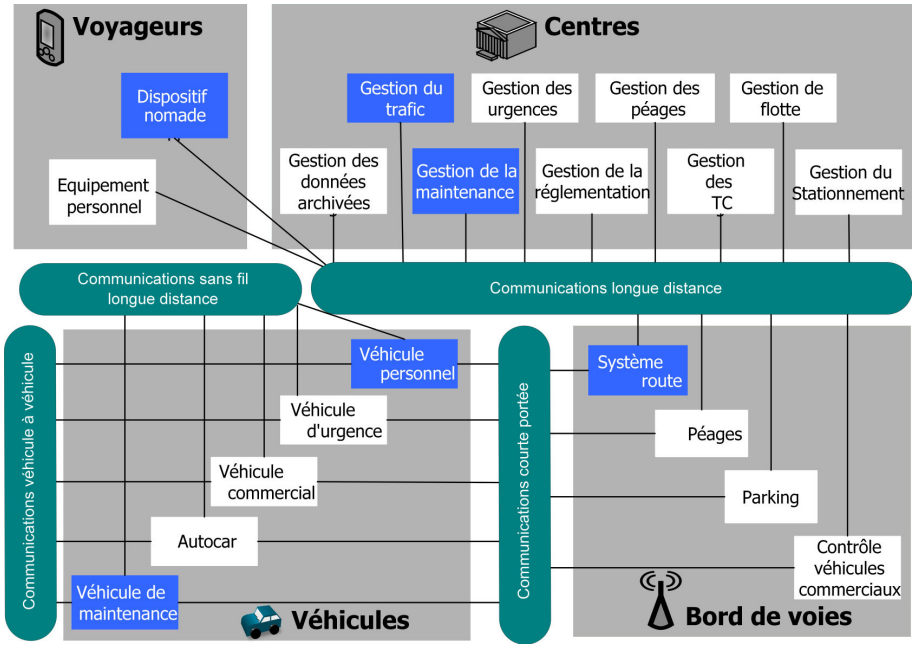


FIGURE 2.1 – Cadre d'architecture Américain des systèmes de transports intelligents.

sous-systèmes «bord de voies» et «véhicule». Toutefois, les centres de maintenance ou de trafic peuvent également bénéficier des données recueillies par les véhicules traceurs et vice versa. Par conséquent, la gestion des données dans les réseaux véhiculaires comprend également les processus de gestion des données qui ont lieu dans les centres et interagissent directement avec les autres sous-systèmes. C'est le cas des données de sécurité qui peuvent être transmises aux véhicules par le bord de voies pour calculer des vitesses de sécurité. Toutefois, le processus de mise à jour a lieu à une plus grande échelle de temps. Nous parlons donc plutôt de systèmes interactifs comme précédemment proposé par [181]. Les systèmes coopératifs avec les systèmes interactifs constituent ce qu'on appelle les «Vehicle Infrastructure Integration systems» (VII) aux États-Unis. Cette idée est reprise dans la Figure 2.2.

2.2 Processus d'innovation dans les STI

L'innovation est forte dans le domaine des STI. Cependant, pour pouvoir être mise en œuvre, une innovation doit pouvoir être déployée et donc harmonisée au niveau Européen. Ainsi, le chemin est long entre l'idée initiale et le produit final. Voici notre vision des différents maillons de la recherche et de leur complémentarité.

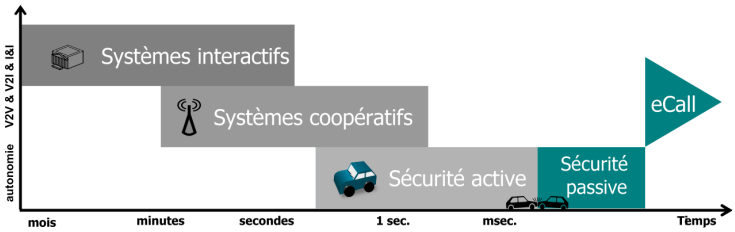


FIGURE 2.2 – Vue d'ensemble des différents systèmes d'information et d'assistance aux conducteurs en fonction de leur autonomie et horizon électronique.

2.2.1 Projets Nationaux

Les systèmes de transports intelligents font l'objet de nombreux projets de recherche fondamentale ou industrielle au niveau national. Ceux-ci sont généralement financés par l'ANR ou le PREDIT. le porteur de projet est plutôt un laboratoire de recherche. Dans ces projets, l'acquisition de connaissance et la dissémination des résultats est au cœur des préoccupations du financeur. La concurrence est grande pour ces projets d'excellence scientifique. Quand il s'agit davantage de développements industriels, c'est le Fond Unique Interministériel qui finance les projets à travers les Pôles de Compétitivité. Le porteur de projet est nécessairement un industriel. Dans ces projets, l'accent est mis sur le produit final et le transfert industriel. Le financement étant incitatif, l'obtention du financement d'un projet FUI est aujourd'hui relativement aisée.

2.2.2 Projets Européens

Dans le cas de systèmes complexes ou bien de projets où l'interopérabilité est essentielle, les projets Européens sont essentiels, même si le niveau scientifique de la recherche y est généralement moindre. Cependant, pour réussir à obtenir le financement d'un projet Européen, il faut s'y prendre plusieurs années en amont en parvenant à inscrire ses priorités de recherche dans l'agenda de recherche de la plateforme technologique de référence. Sans cela, il semble assez illusoire de se voir accepter et financer un projet stratégique, étant donné la grande compétition qui existe dans ce milieu très professionnel. Par conséquent, il est plus courant de se voir proposer une participation opportune à des grands projets Européens à la demande d'ERTICO ou du centre de recherche de FIAT (CRF), dont le montage et la gestion de projets Européens est le métier. Dans nos instituts de recherche, peu adaptés au fonctionnement de la recherche Européenne, il peut exister un certain décalage entre les unités de recherche qui font la recherche et la direction des affaires internationales qui conduit la recherche au niveau Européen.

2.2.3 Normalisation et déploiement

Quand les projets Européens ont atteint leurs objectifs, il convient d'en diffuser les résultats, d'en harmoniser les acquis, voire de normaliser les systèmes ou procédés. Pour cela, il existe des actions supports, des forums (par exemple le forum eSafety) ou des instances de normalisation Européennes(ETSI pour les télécommunications, CEN pour les applications) et internationales (ISO). Cela permet à terme d'aboutir à des projets de normes ou de directives Européennes. Les discussions avec les états membres se fait alors à travers des commissions nationales miroirs qui permettent de représenter les différents intérêts nationaux et de faciliter à terme l'adoption de normes nationales, les seules faisant foi, ou encore la transposition dans le droit français des directives. Pour ma part, nous avons été invités à participer aux travaux de la CN16 (commission de normalisation sur les systèmes coopératifs). Cette instance de normalisation est le miroir du CEN/TC278/WG16 et de l'ISO/TC204/WG18. Dans le contexte de la directive ITS et d'un mandat (M/453) de la Commission Européenne, le sujet des systèmes coopératifs aura à l'avenir une importance toute particulière.

2.3 Perspectives

Dans le domaine des STI, deux perspectives se dessinent. Une première concerne le déploiement qui va prendre de l'essor grâce à la transposition de trois directives Européennes dans le dispositif législatif français. Une deuxième perspective concerne la route que l'on cherche à faire devenir, à égalité avec le véhicule, le principal élément très communicant et très actif des STI.

2.3.1 Les Directives Européennes

Dans le domaine des STI, trois directives sont susceptibles de favoriser le déploiement des systèmes à court et moyen terme.

La directive INSPIRE est entrée en vigueur le 15 mai 2007. Elle vise à favoriser l'échange des données au sein de la Communauté européenne dans le domaine de l'environnement pris dans un sens large. Cela concerne notamment les transports avec l'obligation pour les autorités publiques de mettre à disposition les données relatives à la description de leurs réseaux sous forme standardisée.

La directive européenne concernant la gestion de la sécurité des infrastructures routières a été publiée le 19 novembre 2008. Cette directive s'applique au réseau routier transeuropéen. Elle prescrit l'instauration et la mise en œuvre des procédures relatives :
- aux évaluations des incidences sur la sécurité routière des projets d'infrastructure (nouvelle route ou modification substantielle du réseau existant) ;
- aux audits de sécurité routière des projets d'infrastructure couvrant les étapes de la planification jusqu'à l'exploitation ;
- à la gestion de la sécurité du réseau routier existant ;
- aux inspections de sécurité du réseau routier existant.

Enfin, l'Union européenne a adopté en 2010 une directive visant à encadrer et à favoriser le déploiement harmonisé des systèmes de transport intelligents. Les STI constituent un véritable enjeu de la politique commune des transports et sont considérés comme un outil pertinent pour améliorer la performance des infrastructures routières en terme de sécurité, fluidité du trafic et réduction des émissions de CO_2. La principale valeur ajoutée de la directive se trouve dans la fixation d'objectifs, de principes et d'une méthodologie de travail communs qui devraient permettre d'aboutir au déploiement de services interopérables dans l'ensemble de l'Union européenne [161].

Ces trois directives fixent des objectifs ambitieux pour les autorités publiques en terme de qualité de bases de données et de déploiement de systèmes ITS. Ces directives structurent notre dialogue avec nos tutelles. Pour leur part, les travaux sur les aides à la conduite ne font pas l'objet d'une directive spécifique. Le marché est suffisamment dynamique pour conduire à un déploiement harmonisé des systèmes. Néanmoins, les systèmes coopératifs tireront bénéfice d'un déploiement harmonisé des ITS de la part des autorités publiques associé à des bases de données qualifiées.

2.3.2 La route de 5ème génération (R5G)

De la route, l'usager ne connaît généralement que la couche de surface, la couche de roulement, qui est le plus souvent en «enrobés bitumineux». Il la perçoit comme un objet-support passif pour l'objet actif qui est le véhicule dont il est maître. Pourtant, même actuellement, c'est loin d'être le cas. De simple chemin qu'elle était il y a quelques millénaires, la chaussée s'est progressivement durcie et lissée pour s'adapter au transport sur roues. Elle s'est aussi équipée pour fournir les services et la sécurité que les usagers sont en droit d'attendre. Mais la plus belle des autoroutes actuelles pourrait bientôt faire pâle figure par rapport à ce que prépare la «route de 5ème génération». Cinquième génération, car elle succède au chemin muletier, à la voie romaine, à la route moderne lisse et, finalement, à la route continue, l'autoroute. De simple support passif - certes confortable et sûr - des véhicules, la route de nouvelle génération constituera un véritable «système de transport intelligent», car empruntée par des usagers avec des besoins de mobilité toujours croissants, parcourue par des véhicules traceurs, munie d'intelligence en

bord de voies, reliée à de multiples centres de gestion, équipée de moyens de télécommunications, dotée d'une voie de circulation durable, adaptable, résiliente au changement climatique, pouvant, en prime, devenir un important pourvoyeur d'énergie renouvelable, en particulier pour les véhicules qui l'empruntent.

En effet, avec le développement des systèmes d'information, il est inimaginable de développer d'un côté des véhicules sans s'occuper de l'infrastructure sur laquelle ils roulent et de l'autre, des infrastructures sans s'occuper de ce qu'elles supportent et des services qu'elles peuvent rendre. Les véhicules peuvent bénéficier d'une infrastructure qui leur rend des services plus automatiques (par exemple des véhicules qui peuvent rester tout seul sur leur file). Un tel niveau de service suppose d'adapter les aménagements. On peut aussi imaginer que les véhicules donnent des informations sur l'infrastructure. La question est de savoir lesquelles sont les plus intéressantes pour les usagers, pour les exploitants, pour les industriels et pour les entreprises. C'est pour cela que nous sommes en train de changer de génération d'infrastructures. C'est pour cela qu'on parle de génération et pas seulement de transport intelligent.

Chacun possède sa vision de la route du futur. Celle proposée par l'Ifsttar fait état d'un système de transport routier qui :
- permet le dialogue entre les véhicules, le bord de voies et les centres de gestion ;
- est équipé de multiples capteurs, enfouis, fixes ou mobiles, caractérisant son état de service, le trafic, les risques pour l'usager ;
- récupère de l'énergie pour alimenter ses propres équipements et maintenir sa surface à température positive et modérée ;
- alimente les véhicules décarbonés ;
- est construite ou reconstruite avec un prélèvement minimal sur les ressources naturelles non renouvelables, notamment les ressources énergétiques fossiles ;
- diagnostique ses points de faiblesse ;
- absorbe du CO_2 ;
- résiste mieux aux effets du changement climatique ;
- dispose d'interfaces souples avec les autres modes de transport ;
- garantit les temps de parcours.

Pour voir émerger cette nouvelle génération de route, le consensus au niveau Européen fait état d'une route fondée autour de trois éléments «métiers» :
- La route adaptable - volet infrastructure (*génie civil*)
- La route automatisée - volet exploitation (*transports intelligents*)
- La route résiliente au changement climatique - volet environnement (*risque - énergie*)

2.4 Organisation de la suite du mémoire

Dans ce chapitre, nous avons présenté la problématique des STI, en particulier un cadre d'architecture qui distingue quatre sous-systèmes. Nous avons présenté les processus d'innovation dans le domaine et dressé différentes perspectives de déploiement, ainsi qu'un nouvel essor pour les STI que constitue la route de 5ème génération. Dans la suite de ce document, nos travaux seront présentés en respectant le cadre d'architecture des STI. Ainsi, après avoir précisé les notions de visibilité et risque routiers, nous allons successivement présenter nos travaux relatifs aux systèmes autonomes, coopératifs et enfin interactifs. On y retrouvera en filigrane les trois éléments de la route de 5ème génération, à savoir la route adaptable, la route automatisée et la route résiliente au changement climatique.

Chapitre 3

Visibilité et risque routiers

Même s'il est impossible de quantifier l'importance des informations visuelles dans la tâche de conduite [292], il est indéniable que la vision joue un rôle primordial, dans la mesure où elle permet au conducteur d'anticiper les situations auxquelles il va être confronté à plus ou moins court terme. Les pertes de visibilité constituent donc naturellement un facteur de risque qu'il est important de prendre en compte. Néanmoins, l'implication du facteur visibilité reste relativement peu documentée dans les analyses d'accident du fait de sa complexité [279].

Le terme «visibilité» recouvre différentes notions. Par souci de clarté, nous proposons de distinguer trois classes de visibilité, selon la cause de sa diminution : la visibilité géométrique, la visibilité photométrique et la visibilité météorologique. Nous proposons, en outre, de distinguer deux approches de la visibilité, selon l'acteur concerné : la visibilité disponible qui est offerte par le gestionnaire, et la visibilité requise qui est mobilisée par l'usager. Ces deux classifications fournissent un point d'entrée pour aborder la visibilité en tant que facteur de risque. En effet, le risque d'accident intervient lorsque la visibilité requise, qui dépend fortement de la vitesse, est supérieure à la visibilité offerte.

Dans la première partie, nous présentons les bases géométriques, photométriques et atmosphériques de la visibilité routière. Dans la seconde partie, nous abordons le lien entre la visibilité et le risque d'accident, qui fait intervenir la vitesse au travers de la distance d'arrêt.

3.1 Visibilité routière

La visibilité routière représente la capacité du conducteur à percevoir un «objet» qui implique potentiellement une modification de vitesse ou de trajectoire : un obstacle fixe ou mobile (piéton, véhicule), ou un point singulier sur le tracé (intersection, entrée d'agglomération). Cette capacité est conditionnée par trois facteurs liés respectivement à la géométrie de la route, à la photométrie de la scène et aux conditions météorologiques.

3.1.1 Visibilité géométrique

3.1.1.1 Règles de conception

La visibilité géométrique est une notion clé dans les règles de conception de la route [289], au moins en ce qui concerne les routes principales. Elle est déclinée selon différents scénarios, correspondant à différentes circonstances de conduite (section courante, approche d'intersection ou d'agglomération). Dans tous les cas, le concepteur se doit de garantir aux usagers une distance de visibilité supérieure à la

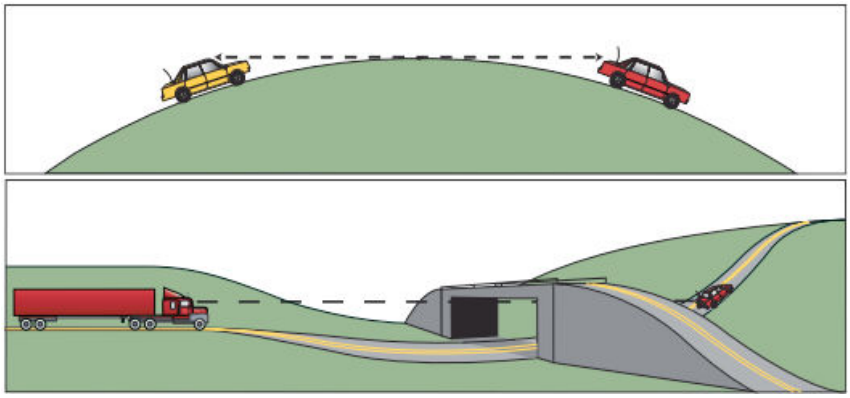


FIGURE 3.1 – Illustration des problèmes de visibilité géométrique liés au profil en long, extraite du manuel de sécurité routière de l'AIPCR [167].

distance d'arrêt sur obstacle, qui intègre le temps de réaction du conducteur et la distance de freinage du véhicule. Cette obligation induit des contraintes sur le tracé en plan et sur le profil en long.

Dans les virages, on considère un profil théorique en U. C'est donc le dégagement latéral, c'est-à-dire la distance entre le bord de la route et le masque latéral, qui détermine la distance de visibilité :

$$D^2 = 8R(x_c + x_l) \tag{3.1}$$

avec R le rayon de courbure, x_c la position latérale du conducteur (généralement 2m) et x_l le dégagement latéral (un minimum de 3m est recommandé).

Sur les hauts de côte, ce sont la hauteur des yeux du conducteur et la hauteur de l'objet visé qui déterminent la distance de visibilité :

$$D = \sqrt{2R}\left(\sqrt{h_c} + \sqrt{h_o}\right) \tag{3.2}$$

avec R le rayon d'angle saillant, h_c la hauteur des yeux du conducteur (1m par convention pour les véhicules légers) et h_o la hauteur de l'objet considéré, fixé de façon conventionnelle à 0m pour la visibilité en virage, 0,35m ou 0,6m pour la visibilité sur obstacle (feux arrières d'un véhicule arrêté) et à 1m pour la visibilité en dépassement (véhicule mobile).

Les bas de côte sont également susceptibles de présenter un problème de visibilité en présence d'un ouvrage, ou en conditions nocturnes en raison de l'angle des phares. Dans ce dernier cas, l'origine du problème n'est pas géométrique, puisqu'il n'y a pas de masquage à proprement parler, mais photométrique.

3.1.1.2 Sur les routes existantes

Malgré ces règles, la visibilité offerte par le tracé de la route n'est pas toujours suffisante du fait de la présence d'un virage très prononcé, d'un sommet de rampe, voire de la combinaison des deux. Les abords de la route peuvent également gêner la visibilité, soit de façon permanente en présence de constructions, soit de façon saisonnière en présence de végétation ou de cultures.

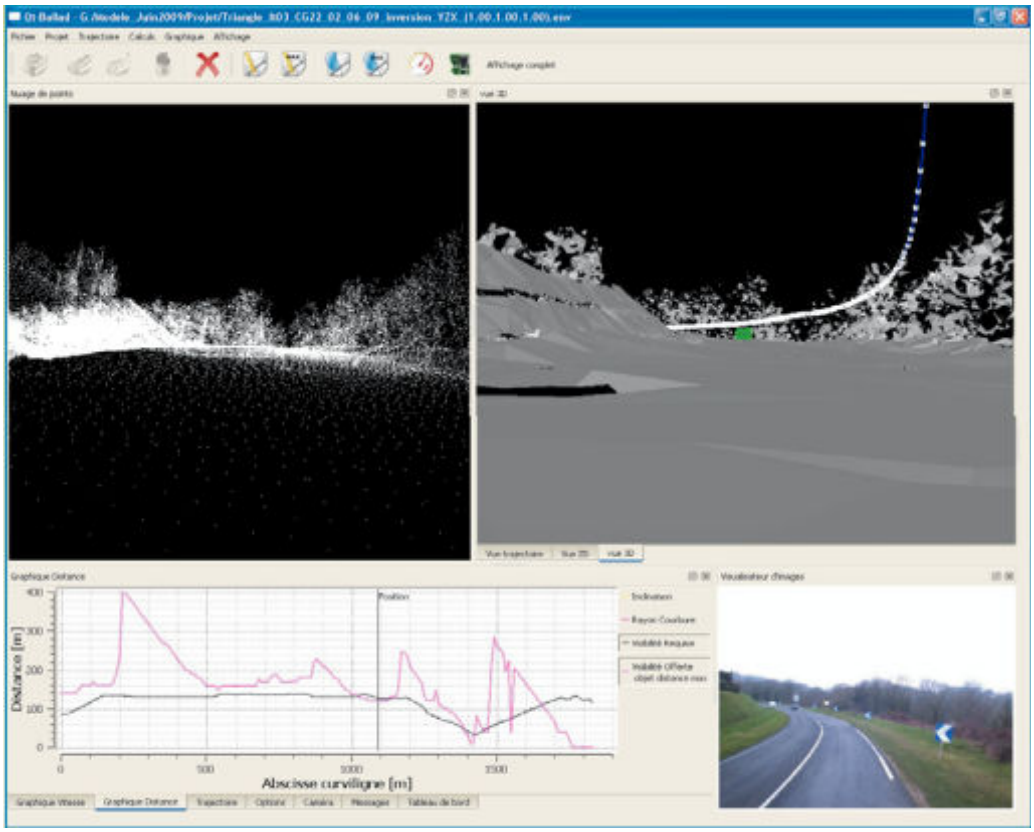


FIGURE 3.2 – Interface du logiciel Qt-Ballad du LRPC de Strabourg, qui permet de calculer la distance de visibilité géométrique par lancer de rayon dans un modèle 3D de l'environnent de la route, ici mesuré avec le véhicule LARA3D du Centre de Robotique des Mines ParisTech [195]. En haut à gauche, nous voyons le nuage de points lasers. En haut à droite, nous voyons la triangulation du nuage. En bas à droite, l'image de la scène routière correspondante. En bas à gauche, le profil de visibilité géométrique estimé (en rose), à comparer au profil de visibilité requise en noir.

Il est possible de détecter les points du réseau routier présentant un problème de visibilité géométrique en analysant les caractéristiques du tracé (rayon de courbure, pente et dévers) mesurées avec un véhicule d'auscultation tel que VANI ou MOGEO. Les pertes de visibilité géométrique liées aux abords peuvent être détectées par mesure directe de la visibilité avec un système tel que VISULINE, fondé sur deux véhicules qui se suivent à distance constante.

Des outils ont été développés pour calculer la visibilité en tenant compte de l'environnement de la route, notamment par lancer de rayon dans un modèle 3D de l'environnement routier avec le logiciel QtBallad du LRPC de Strasbourg (Figure 3.2), ou encore par analyse des images d'un itinéraire [195]. La méthode 3D donne, pour l'instant, les meilleurs résultats, ce qui a motivé l'amélioration du véhicule instrumenté LARA3D du Centre de Robotique des Mines ParisTech dans le cadre du projet DIVAS [195]. Les améliorations ont porté sur le système d'acquisition (rehaussé afin de limiter les artefacts liés aux occultations par les véhicules du trafic), sur le relevé de la trajectoire (rendu plus précis et plus robuste) et sur les outils de post-traitement des données 3D (pour éliminer les artefacts et alléger le modèle 3D). Le logiciel Qt-Ballad a lui aussi été amélioré dans le cadre du projet DIVAS, notamment pour calculer un profil de vitesse compatible en tout point avec la distance de visibilité disponible.

3.1.2 Visibilité photométrique

Lorsque la visibilité géométrique est suffisante, c'est le contraste de luminance qui constitue le principal déterminant de la visibilité d'un objet. Ce contraste est lui-même déterminé par les conditions d'éclairage et par les propriétés photométriques de l'objet. Différents modèles de vision peuvent être mis à profit. Voici deux modèles classiques, l'un spatial et l'autre fréquentiel, que nous utilisons de façon complémentaire dans nos travaux.

3.1.2.1 Seuils différentiels de luminance

Pour des objets quelconques (piéton, pneu sur la chaussée), la visibilité implique une taille minimale (question d'acuité) et un écart de luminance suffisant entre la cible et le fond sur lequel elle se détache, écart qui détermine le contraste :

$$C = \frac{L_o - L_f}{L_f} = \frac{\Delta L}{L_f} \tag{3.3}$$

avec L_o la luminance de la cible, L_f la luminance du fond et ΔL la différence entre les deux. De nombreuses expérimentations psychophysiques, réalisées en laboratoire avec des stimuli de forme simple [180], ont permis de déterminer des seuils différentiels de luminance, définis comme la valeur limite de ΔL_s nécessaire pour percevoir un objet placé sur un fond de luminance L_f, avec un certain taux de probabilité (en général 50 %).

Lorsque l'objet à détecter est de petites dimensions (typiquement quelques minutes d'arc) le seuil différentiel de luminance varie comme l'inverse du carré de sa taille angulaire (loi de Ricco). Pour des objets de taille angulaire supérieure (plus d'un degré), la variation du seuil différentiel de luminance est proportionnelle à la luminance d'adaptation (loi de Weber). Dans ce cas, le rapport $\Delta L_s/L_f$ appelé fraction de Weber est de l'ordre de 1 % [252].

Adrian [164] a associé ces deux lois dans une équation permettant de déterminer l'écart de luminance minimal nécessaire pour discriminer un objet sur un fond homogène :

$$\Delta L_s = \left[\frac{\Phi^{1/2}}{\alpha} + L^{1/2}\right] F_p F_c F_a F_t \tag{3.4}$$

où α est la taille angulaire de l'objet exprimée en minutes d'arc, alors que Φ et L sont des fonctions empiriques de la luminance de fond dérivées de données expérimentales. F_p, F_c, F_a et F_t permettent d'étendre les conditions d'utilisation en prenant en compte respectivement, la probabilité de détection (>50 %), la polarité du contraste ($L_o < L_f$), l'âge de l'observateur (>23 ans) et le temps d'exposition du stimulus (<2s).

Le niveau de visibilité (VL en anglais) d'une cible est défini par le ratio entre le contraste C de la cible et le contraste seuil C_s nécessaire pour la détecter étant données sa taille apparente et la luminance du fond L_f :

$$VL = \frac{C}{C_s} = \frac{\Delta L/L_f}{\Delta L_s/L_f} = \frac{\Delta L}{\Delta L_s} \tag{3.5}$$

3.1.2.2 Fonction de sensibilité au contraste

L'influence de la taille et du contraste des objets sur leur visibilité découle des mécanismes du système visuel humain. Ces mécanismes relèvent de l'analyse fréquentielle du contraste par des cellules rétiniennes spécialisées [267], que l'on étudie à l'aide de mires périodiques de fréquences et d'amplitudes

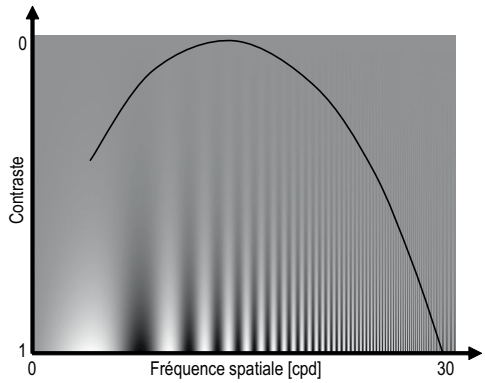


FIGURE 3.3 – Représentation classique de la Fonction de Sensibilité au Contraste du système visuel humain, ici en condition photopique (adaptation visuelle à un éclairage diurne).

variables, que l'on présente à des sujets pour déterminer la plus petite valeur de contraste détectable. Le contraste d'un réseau spatial est équivalent à la modulation :

$$C = \frac{L_{\max} - L_{\min}}{L_{\max} + L_{\min}} = \frac{L_{\max} - \bar{L}}{\bar{L}} \tag{3.6}$$

L'inverse du seuil de contraste représente la sensibilité au contraste. Elle dépend de la fréquence spatiale, exprimée en nombres de cycles par degré d'angle visuel (cpd). Les basses fréquences du champ de vision correspondent aux formes générales et aux dégradés, alors que les hautes fréquences correspondent aux textures et aux bords nets.

La fonction de sensibilité au contraste (CSF en anglais) permet d'évaluer le domaine de fonctionnement du système visuel d'un individu. De jour, l'œil humain est sensible jusqu'à des fréquences de l'ordre de 30 cpd, avec un optimum vers 3 cpd. De nuit, la sensibilité tombe à quelques cycles par degré. L'origine de cet écart se trouve dans la structure de la rétine, qui comprend différents photorécepteurs distribués de manière non uniforme. La CSF évolue de façon continue selon l'état d'adaptation du système visuel entre la condition jour (photopique) et la condition nuit (scotopique).

Les possibilités d'application de la CSF aux situations réelles s'appuient sur la théorie de Fourier, qui permet de décomposer toute image en images élémentaires correspondant chacune à une fréquence spatiale. En pratique, les basses fréquences spatiales correspondent à la silhouette de l'objet, les hautes fréquences aux détails fins. Si l'ensemble des points représentatifs d'une image donnée est situé dans la «zone de visibilité», c'est-à-dire sous la CSF, l'image sera intégralement perçue. Si des conditions extérieures viennent perturber les contrastes, tout ou partie de ces fréquences spatiales peuvent franchir la CSF et ainsi se trouver dans la zone de «non-visibilité».

3.1.3 Visibilité atmosphérique

Même lorsque la géométrie de la route et que les propriétés photométriques (taille apparente et contraste suffisants) sont favorables, il arrive que les conditions atmosphériques, en particulier la pluie et le brouillard, viennent perturber dangereusement la visibilité.

3.1.3.1 Brouillard et pluie

Le brouillard est un sujet de recherche très actif en sécurité routière depuis plus de dix ans [211]. La raison en est que les accidents qui se produisent dans le brouillard, bien que provoquant peu de décès en pourcentage [277], mettent souvent en cause un nombre élevé de véhicules [290] et ont de ce fait un retentissement médiatique important. Une cause de ces accidents a été en partie déterminée. En effet, il a été montré que, par temps de brouillard, les conducteurs surestiment les distances [192]. Pour aboutir à ce résultat, il a fallu comprendre et simuler les effets visuels du brouillard sur la perception de la scène routière [210] ou encore comprendre les mécanismes de sa formation pour pouvoir fabriquer du brouillard en environnement contrôlé [199]. Une synthèse récente des effets visuels du brouillard sur la visibilité routière est proposée par Dumont et al. [19] : extinction de l'énergie lumineuse (loi de Beer-Lambert), voile atmosphérique (loi de Koschmieder) et halos lumineux. L'importance de ces effets diffère selon les conditions d'éclairage, et le brouillard nocturne n'est quasiment jamais abordé.

Les mécanismes de réduction de la visibilité par la pluie ont été étudiés par [56]. Les effets visuels de la pluie y sont classés en trois grandes familles. La première concerne la diffusion de la lumière par la pluie ; à ce niveau, on peut faire une analogie, dans une certaine mesure, avec les effets visuels du brouillard. La deuxième famille d'effets concerne les projections d'eau ; elle intègre d'une part la pluie qui tombe sur le pare-brise et d'autre part les projections d'eau provoquées par les autres véhicules. La troisième famille d'effets concerne les surfaces routières humides ou mouillées et en particulier les marquages routiers dont l'apparence change. Globalement, la réduction de visibilité induite par la pluie et les projections d'eau résulte de ces trois familles d'effets. Les effets de la diffusion étant négligeables pour des pluies d'intensité moyenne, on estime généralement que seuls la deuxième et la troisième famille d'effets ont un impact significatif sur la visibilité.

En résumé, les conditions météorologiques altèrent le contraste et diminuent la distance de visibilité photométrique des objets.

3.1.3.2 Effets sur la visibilité

C'est en 1924 que Koschmieder propose sa théorie sur la luminance apparente des objets observés sur fond de ciel à l'horizon [269]. Constatant qu'un objet lointain finit par se confondre avec le ciel, il établit une relation simple exprimant la luminance apparente L d'un objet de luminance intrinsèque L_o en fonction de sa distance d :

$$L = e^{-kd} L_o + \left(1 - e^{-kd}\right) L_f \tag{3.7}$$

où L_f désigne la luminance du ciel et k le coefficient d'extinction de l'atmosphère. À partir de ces résultats, Duntley [269] a établi une loi d'atténuation des contrastes par l'atmosphère :

$$C = e^{-kd} C_o \tag{3.8}$$

où C désigne le contraste apparent à la distance d et C_o le contraste intrinsèque de l'objet sur son fond. Cette loi s'applique seulement dans le cas d'un éclairement uniforme de l'atmosphère. Pour que l'objet soit visible, il suffit que C soit supérieur à une valeur appelée seuil de contraste dont il a été question dans la section 3.1.2. En pratique, la Commission internationale de l'éclairage [197] a adopté une valeur de 5 % pour ce seuil, de façon à définir une distance conventionnelle V_{met}, appelée distance de visibilité météorologique, qui est la plus grande distance à laquelle un objet noir ($C_o = 1$) de dimension suffisante (pour pouvoir appliquer la loi de Weber) peut être vu sur le ciel à l'horizon.

$$e^{-kV_{met}} = 0,05 \Rightarrow V_{met} \approx \frac{3}{k} \tag{3.9}$$

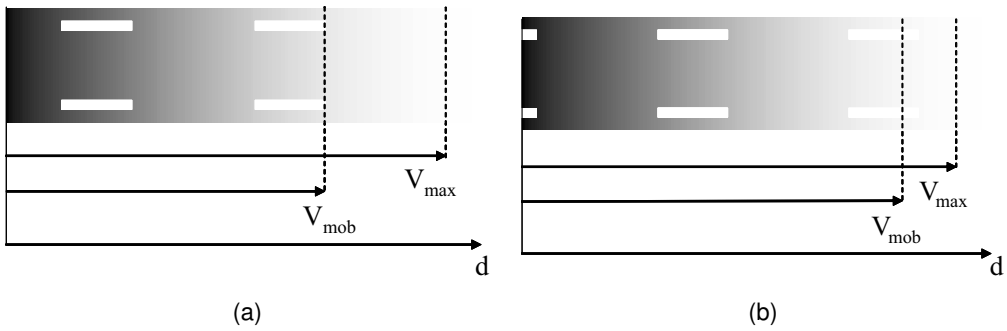


FIGURE 3.4 – Illustration des distances de visibilité mobilisée et mobilisable. La distance de visibilité mobilisée V_{mob} est la plus grande distance à laquelle un objet est visible à la surface de la route. La distance de visibilité mobilisable V_{max} est la plus grande distance à laquelle un objet serait visible à la surface de la route.

Cette distance de visibilité météorologique est la traduction, en terme de distance, d'un paramètre physique de l'atmosphère. Ce seul paramètre ne suffit pas à décrire la manière dont la scène est perçue. En effet, l'atmosphère peut très bien avoir le même coefficient d'extinction de jour et de nuit. Or, la perception que l'on a de la scène n'est pas du tout la même. La notion de distance de visibilité météorologique n'est donc pas suffisante. Nous proposons de la compléter par l'estimation de la distance à l'objet le plus éloigné possédant un contraste suffisant par rapport à son fond, que nous appelons distance de visibilité mobilisée [69]. Nous sommes, ce faisant, très proches de la définition de la visibilité météorologique [197].

3.2 Risque associé à la visibilité

Les conditions géométriques, photométriques et météorologiques rencontrées par les usagers déterminent la visibilité qu'ils peuvent mobiliser. La vitesse qu'ils pratiquent détermine, quant à elle, la visibilité dont ils doivent disposer. Parmi les facteurs qui déterminent le risque d'accident, l'écart entre la visibilité requise et la visibilité disponible est primordial. Cette notion de marge de sécurité était au cœur du projet SAFESPOT et DIVAS.

3.2.1 Offre et demande de visibilité

3.2.1.1 Visibilité disponible

La distance de visibilité mobilisée dépend de la scène routière, à savoir des objets qui sont effectivement présents dans celle-ci. Prenons l'exemple de la Figure 3.4. Sur celle-ci nous représentons de manière simplifiée une route plongée dans le brouillard. Sur la Figure 3.4a, on suppose que l'objet visible le plus éloigné est l'extrémité du marquage routier (cela pourrait aussi être le bord de la chaussée). Sur la Figure 3.42b, le véhicule s'est déplacé et un nouveau marquage routier plus éloigné est maintenant visible. La distance de visibilité mobilisée a augmenté entre les deux scènes.

Nous définissons à présent une distance théorique, qui pour sa part, ne dépend pas de la scène routière courante : c'est la distance de visibilité mobilisée de l'objet de fort contraste le plus éloigné que l'on aurait pu détecter s'il avait existé dans la scène routière. Nous l'appelons distance de visibilité mobilisable. Par définition, c'est une borne supérieure de l'ensemble des distances de visibilité mobilisée.

$$V_{max} \geq V_{mob} \tag{3.10}$$

La visibilité disponible est la résultante de la géométrie de la route, des conditions d'éclairage et des conditions météorologiques. Il est de la responsabilité du gestionnaire d'offrir aux usagers une visibilité géométrique et photométrique en adéquation avec les vitesses pratiquées. La signalisation horizontale, par exemple, est rétroréfléchissante afin d'optimiser la visibilité mobilisée la nuit, lorsque la distance de visibilité mobilisable est limitée photométriquement par la portée des phares du véhicule.

3.2.1.2 Visibilité requise

Le manuel de sécurité routière de l'AIPCR [167] indique qu'en tout point de la route, la distance de visibilité disponible doit permettre à un conducteur qui circule à une vitesse raisonnable (V_{85}, i.e. la vitesse en dessous de laquelle roulent 85% des usagers) d'immobiliser son véhicule de façon sécuritaire avant d'atteindre un objet situé sur sa voie (Figure 3.42a). Il faut donc garantir en tout point une distance d'arrêt supérieure à la distance de visibilité, ce qui fait intervenir le temps de réaction du conducteur et la capacité de freinage du véhicule :

$$D = \frac{V_0 t}{3,6} + \frac{V_0^2}{254\sqrt{f^2 - \left(\frac{V_0^2}{127R} - \frac{e}{100}\right)^2} \pm \frac{p}{100}} \tag{3.11}$$

avec V_0 la vitesse initiale (km/h), t le temps de réaction (s), f le coefficient de frottement longitudinal (qui peut dépendre de la vitesse), R le rayon de courbure (m), p la pente (%) et e le dévers (%). L'utilisation du coefficient de frottement dans cette équation est actuellement remise en cause, notamment du fait qu'elle implique une mobilisation totale de l'adhérence disponible, et certains auteurs recommandent de remplacer ce paramètre par la décélération, qui intègre les capacités de freinage du couple conducteur-véhicule [279].

Les règles de conception visent un «risque zéro». Cela conduit souvent à prendre en compte des valeurs pessimistes pour les paramètres de calcul, afin d'éviter les accidents même dans les cas extrêmes (chaussée mouillée, pneus lisses, absence d'ABS, etc.). Plutôt que de fixer les paramètres, une approche alternative consiste à prendre en compte les lois de distribution statistique des paramètres influents tels que la vitesse, le temps de réaction et la capacité de freinage, à l'aide de techniques de Monte Carlo [279]. Cette approche probabiliste permet une prise en compte plus fine et plus pertinente des deux composantes du risque : l'exposition et la gravité.

La distance d'arrêt et, par conséquent, la visibilité requise, dépendent fortement de la vitesse pratiquée. Il est de la responsabilité de l'usager d'adapter sa vitesse lorsque la visibilité mobilisable est réduite, ainsi que l'exige le code de la route. Nous venons par là même d'introduire la notion de risque routier.

3.2.2 Le risque routier

Le risque routier est défini comme étant le produit de la probabilité d'occurrence d'un accident et de sa gravité. Nous nous sommes intéressé à l'application de cette définition au cas de la visibilité, ce qui nous a conduit à introduire la notion de risque de référence.

3.2.2.1 Risque de référence

La stratégie «zéro risque», présentée au paragraphe précédent, est raisonnable pour dimensionner l'infrastructure routière. Mais pour aider les conducteurs à adapter leur vitesse en fonction des conditions rencontrées, cette approche pose un problème de crédibilité, pour deux raisons. La première raison est la représentativité : si la distance d'arrêt est calculée sur des bases pessimistes, la visibilité requise sera surestimée, et la vitesse conseillée sera trop faible pour être respectée. La seconde raison est le niveau de risque visé : les usagers de la route roulent rarement à «risque zéro», et une vitesse compatible avec la distance d'arrêt paraîtra encore trop faible pour être respectée.

L'approche alternative proposée par le projet DIVAS a consisté à fonde le conseil de vitesse sur la vitesse pratiquée en conditions de conduite nominales, utilisée comme vitesse de référence [37]. La connaissance des caractéristiques de l'infrastructure et de la vitesse de référence en tout point permet d'estimer un niveau de risque de référence, qui se traduit par une probabilité d'accident léger, grave ou fatal. Il est ensuite possible de calculer la correction de vitesse qui permettra à chaque usager de ne pas dépasser le risque de référence, même en conditions d'adhérence ou de visibilité dégradée.

Cette approche est rendue possible par l'architecture des systèmes VII, dans laquelle les paramètres structurels, mesurées par l'exploitant et, le cas échéant, mis à jour à l'aide de modèle d'évolution [207, 23], sont stockées sur un serveur au niveau de l'infrastructure, alors que les paramètres conjoncturels sont mesurés localement en bord de voie ou en embarqué lorsque les véhicules le permettent. Ce sera l'objet du Chapitre 6.

3.2.2.2 Risque en conditions de visibilité dégradée

Comme on l'a vu dans la Section 3.1.3, le brouillard et la pluie sont susceptibles de dégrader photométriquement la visibilité, en réduisant les contrastes, au point de ramener la visibilité mobilisable à un niveau inférieur à la visibilité géométrique. De telles conditions donnent lieu à différents scénarios d'accident : l'usager est susceptible de percuter un véhicule arrêté qu'il a détecté trop tard, ou de sortir de la route parce qu'il a perçu trop tard l'approche d'un virage (voir exemple Figure 3.5).

Pour l'instant, le calcul de l'exposition à une probabilité de blessure est fondé sur la distance de visibilité météorologique. Mais ainsi qu'on l'a vu dans la Section 2.3, la visibilité météorologique est seulement représentative de la visibilité de jour d'un objet noir. C'est pourquoi des travaux ont été menés dans le cadre du projet DIVAS pour caractériser plus précisément les causes et les effets de la pluie et du brouillard à l'aide des capteurs embarqués sur les véhicules équipés de systèmes d'aide à la conduite. Concernant les effets de la pluie, les travaux se poursuivent dans le cadre du projet SURVIE en collaboration avec le Laboratoire de Psychologie de la Conduite (LPC) et le Laboratoire Régional des Ponts et Chaussées de Clermont-Ferrand.

FIGURE 3.5 – Simulations extraites du rapport final de l'action COST 331 (1999) illustrant la perception d'un virage en fonction de la distance de visibilité du marquage. Le chiffre en jaune indique la distance de visibilité.

3.2.2.3 Caractérisation de la dégradation de la visibilité

La détection de la pluie sur le pare-brise [200] ouvre des perspectives pour l'estimation de l'intensité de précipitation, qui est elle-même reliée empiriquement à la distance de visibilité des autres véhicules à travers le pare-brise par temps de pluie [56] :

$$D = c_0(rt)^{-c_1}e^{-c_2 L_f} \tag{3.12}$$

où c_0, c_1 et c_2 sont les paramètres du modèle empirique, r est l'intensité de la pluie, t est la période entre deux passages des essuie-glace, et L_f est la luminance du fond sur lequel se détachent les autres véhicules.

Les effets du brouillard de jour sur l'image de la scène routière sont aujourd'hui relativement bien compris, au point qu'il est possible de les exploiter non seulement pour estimer la distance de visibilité météorologique [13], mais également pour détecter l'espace navigable [59]. En ce qui concerne la situation nocturne, les travaux menés dans la thèse de Romain Gallen [218] ont conduit à proposer deux méthodes pour détecter par caméra la présence de brouillard de nuit. Couplées à la méthode de mesure de la visibilité mobilisable développée antérieurement par [12, 39], qui ne permettait pas de déterminer si la dégradation de visibilité était photométrique ou atmosphérique, ces méthodes permettent de caractériser la perte de visibilité par temps de brouillard de nuit. Une méthode alternative a également été proposée par Frédéric Taillade [300] pour détecter le brouillard indépendamment des conditions d'éclairage, à l'aide d'un système optique fondé sur le principe de la rétrodiffusion de la lumière.

En combinant ces méthodes de caractérisation de la dégradation de la visibilité avec les modèles de visibilité photométrique, il est envisageable de rendre plus pertinent le calcul du risque associé à la visibilité.

3.3 Bilan et perspectives

La visibilité routière est un déterminant essentiel du risque d'accident. Il revient au gestionnaire d'offrir une visibilité géométrique (tracé de la route) et photométrique suffisante (signalisation horizontale, éclairage), et aux usagers d'adapter leur vitesse lorsque la visibilité météorologique est dégradée (pluie, brouillard). Les travaux menés ont contribué à différents niveaux à une meilleure évaluation du risque routier.

Tout d'abord, l'amélioration des outils de caractérisation 3D de l'environnement routier contribue à une meilleure prise en compte des masquages par les abords de la route, ce qui permet une évaluation plus précise de la visibilité géométrique offerte par l'infrastructure. Le transfert technologique de ces outils vers l'auscultation opérationnelle de la route est actuellement à l'étude, mais nécessite un travail préalable de qualification.

Par ailleurs, la prise en compte de la visibilité atmosphérique dans le calcul du risque permet de proposer une correction de la vitesse en conditions météorologiques dégradées. La distance de visibilité météorologique prise en compte actuellement reste néanmoins un paramètre générique qui nécessitera d'être modulé en fonction des conditions d'éclairage et en fonction de la nature des perturbations météorologiques. Ces aspects seront abordés dans le chapitre 6.

Enfin, la synthèse et la production de connaissances sur la pluie et le brouillard, que ce soit en termes de modélisation des effets sur la visibilité ou en termes de détection et de caractérisation des phénomènes et de leurs effets, permettent d'envisager l'extension du champ d'application et de la pertinence des outils de calcul du risque pour l'adaptation intelligente de la vitesse. Le transfert technologique de ces connaissances dans le domaine de l'aide à la conduite est en cours dans le projet ANR ICADAC. Cela fait l'objet du chapitre 4.

Chapitre 4

Les systèmes autonomes

La détection et la caractérisation des conditions de visibilité par caméra embarquée a constitué le sujet de notre thèse de doctorat. Depuis, bien qu'ayant changé de laboratoire, nous continuons, en étroite collaboration avec le LIVIC, à travailler sur ce sujet. Ce travail, précurseur à l'époque, se poursuit aujourd'hui selon trois axes. Un premier axe consiste à caractériser l'atmosphère et à proposer des solutions innovantes pour l'éclairage automobile. Un deuxième consiste à utiliser la caractérisation de l'atmosphère pour améliorer la qualité des images dégradée par les conditions météorologiques défavorables, et ainsi fiabiliser les aides à la conduite qui s'appuient sur les images issues des caméras. Un troisième axe consiste à proposer des aides à la conduite avancées dédiées aux conditions de visibilité dégradées, comme le maintien dans la voie ou l'alerte en cas d'obstacle proche.

4.1 Éclairage automobile intelligent

Autrefois, l'allumage et l'extinction des feux de véhicule était entièrement manuel. Aujourd'hui, il est automatique grâce à l'utilisation de capteurs photoélectriques. Demain, l'intensité et le faisceau des feux s'adapteront à la présence d'autres véhicules évitant d'éblouir les autres conducteurs. Ils s'allumeront automatiquement en présence de brouillard et s'ajusteront à sa densité, permettant ainsi une iso-perception des feux du véhicule équipé par les autres conducteurs [261]. Pour réaliser ces différentes fonctions, la caméra est l'outil idéal car elle permet de caractériser l'environnement des conducteurs et de remplacer avantageusement les capteurs photoélectriques dédiés. Nous contribuons à ce travail en proposant des méthodes de détection et de caractérisation du brouillard, ainsi qu'en proposant une méthode originale d'évaluation de la visibilité apportée par un système d'éclairage.

4.1.1 Détection et caractérisation du brouillard diurne

Les effets du brouillard sur la vision ont été présentés dans la section 3.1.3. On distingue trois effets [19] : extinction de l'énergie lumineuse (loi de Beer-Lambert), voile atmosphérique (loi de Koschmieder) et halos lumineux. L'importance de ces effets diffère selon les conditions d'éclairage. De jour, c'est la loi de Koschmieder qui modélise la luminance apparente des objets observés sur fond de ciel à l'horizon. Nous la mettons à profit pour détecter la présence de brouillard diurne. Par rapport à la méthode initiale proposée dans la thèse [13], deux améliorations ont été apportées et sont présentées dans la suite.

4.1.1.1 Méthode initiale

Fonction de réponse de la caméra Désignons par f la fonction de réponse de la caméra, qui modélise la fonction de transfert entre la luminance de la scène et l'intensité de l'image par le système

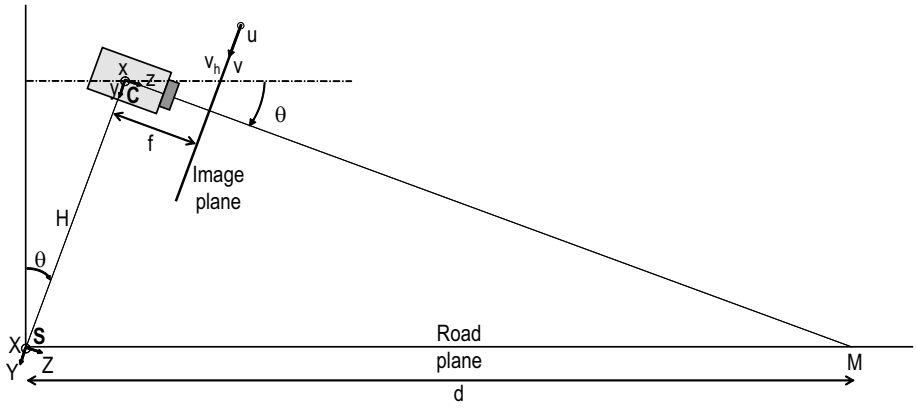


FIGURE 4.1 – Modélisation de la caméra dans son environnement ; elle est située à une pseudo-hauteur H dans le système de coordonnées (S,X,Y,Z) relatif à la scène. Ses paramètres intrinsèques sont sa longueur focale f et la taille des pixels t. θ est l'angle l'axe optique de la caméra et l'horizontale. Dans le repère image, (u,v) désigne la position d'un pixel, (u_0,v_0) la position du centre optique C et v_h la position verticale de la ligne d'horizon.

d'acquisition, incluant aussi bien l'optique que l'électronique [223]. L'intensité I d'un pixel est le résultat de f appliquée à la somme du voile A et de la transmission directe T :

$$I = f(L) = f(T + A) \tag{4.1}$$

Dans ce travail, nous supposons que le processus de conversion entre l'énergie incidente sur l'imageur et l'intensité de l'image est linéaire. Ainsi, (4.1) devient :

$$\begin{aligned} I &= \mathrm{f}(T) + \mathrm{f}(A) = \mathrm{f}(L_0 e^{-\beta d}) + \mathrm{f}(L_\infty(1 - e^{-\beta d})) \\ &= \mathrm{f}(L_0)e^{-\beta d} + \mathrm{f}(L_\infty)(1 - e^{-\beta d}) \\ &= Re^{-\beta d} + A_\infty(1 - e^{-\beta d}) \end{aligned} \tag{4.2}$$

où R désigne l'intensité intrinsèque du pixel, c'est-à-dire l'intensité correspondant à la luminance intrinsèque du point correspondant dans la scène et A_∞ l'intensité du ciel à l'horizon.

Hypothèse monde plan Dans le plan image, la position d'un pixel est désignée par les coordonnées (u,v). Les coordonnées de la projection du centre optique dans l'image sont (u_0,v_0). Sur la figure 4.1, H désigne la pseudo-hauteur de la caméra, θ l'angle entre l'axe optique de la caméra et l'horizontal et v_h la ligne d'horizon. Les paramètres intrinsèques de la caméra sont sa longueur focale f_l, la taille horizontale d'un pixel t_{pu} et la taille verticale d'un pixel t_{pv}. Nous utilisons les variables habituelles $\alpha_u = \frac{f_l}{t_{pu}}$ et $\alpha_v = \frac{f_l}{t_{pv}}$. Nous considérons que $\alpha_u \approx \alpha_v = \alpha$. L'hypothèse d'une route plane est adoptée ce qui permet d'associer une distance d à chaque ligne v de l'image :

$$d = \frac{\lambda}{v - v_h} \text{ si } v > v_h, \text{ où } \lambda = \frac{H\alpha}{\cos\theta} \tag{4.3}$$

Estimation des paramètres de brouillard Après un changement de variable de d en v fondé sur (4.3), (4.2) devient :

$$I = A_\infty + (R - A_\infty)e^{-\beta\frac{\lambda}{v - v_h}} \tag{4.4}$$

En prenant deux fois la dérivée de I par rapport à v, on obtient l'équation suivante :

$$\frac{\partial^2 I}{\partial v^2} = \beta\varphi(v)e^{-\beta\frac{\lambda}{v-v_h}}\left(\frac{\beta\lambda}{v-v_h} - 2\right) \tag{4.5}$$

où $\varphi(v) = \frac{\lambda(R-A_\infty)}{(v-v_h)^3}$. L'équation $\frac{\partial^2 I}{\partial v^2} = 0$ a deux solutions. La solution $\beta = 0$ est triviale. La seule solution utile est donnée par (4.6) :

$$\beta = \frac{2(v_i - v_h)}{\lambda} \tag{4.6}$$

où v_i désigne la position du point d'inflexion de $I(v)$. De cette façon, le paramètre β de la loi de Koschmieder est obtenu une fois que v_i est connu. Finalement, grâce à la connaissance de v_i, v_h et β, les autres paramètres de la loi de Koschmieder sont obtenus par le calcul de I_i et $\frac{\partial I}{\partial v}_{|v=v_i}$ qui sont respectivement les valeurs de I et de sa dérivée au point $v = v_i$:

$$R_{route} = I_i - (1 - e^{-\beta d_i})\frac{(v_i - v_h)}{2e^{-\beta d_i}}\frac{\partial I}{\partial v}_{|v=v_i} \tag{4.7}$$

$$A_\infty = I_i + \frac{(v_i - v_h)}{2}\frac{\partial I}{\partial v}_{|v=v_i} \tag{4.8}$$

où R_{route} désigne l'intensité intrinsèque de la surface de la route.

Mise en œuvre Pour estimer les paramètres de (4.2), on calcule l'intensité médiane de chaque ligne image d'une bande verticale. De façon à être cohérent avec les hypothèses de loi de Koschmieder, cette bande ne doit prendre en compte qu'une zone homogène de la route et du ciel. Ainsi, une région de l'image possédant un gradient vertical compatible avec la loi de Koschmieder est identifiée grâce à un processus de croissance de région, illustré sur la Figure 4.2. Une bande verticale est alors sélectionnée. On en déduit la variation verticale de l'intensité de l'image à partir de laquelle le point d'inflexion peut être déterminé.

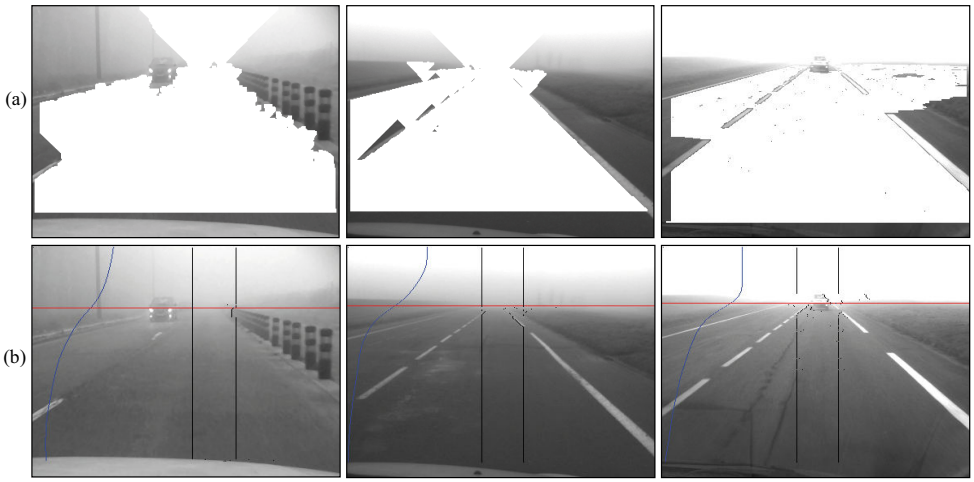


FIGURE 4.2 – Détection du brouillard [13] : (a) résultats de la croissance de région sur des images de test : la route et le ciel sont partiellement segmentés. (b) Résultats de détection du brouillard et d'estimation de la distance de visibilité météorologique : les segments noirs représentent les limites de la bande de mesure ; la courbe à gauche représente la variation verticale d'intensité sur la bande de mesure ; la ligne horizontale illustre la distance de visibilité météorologique.

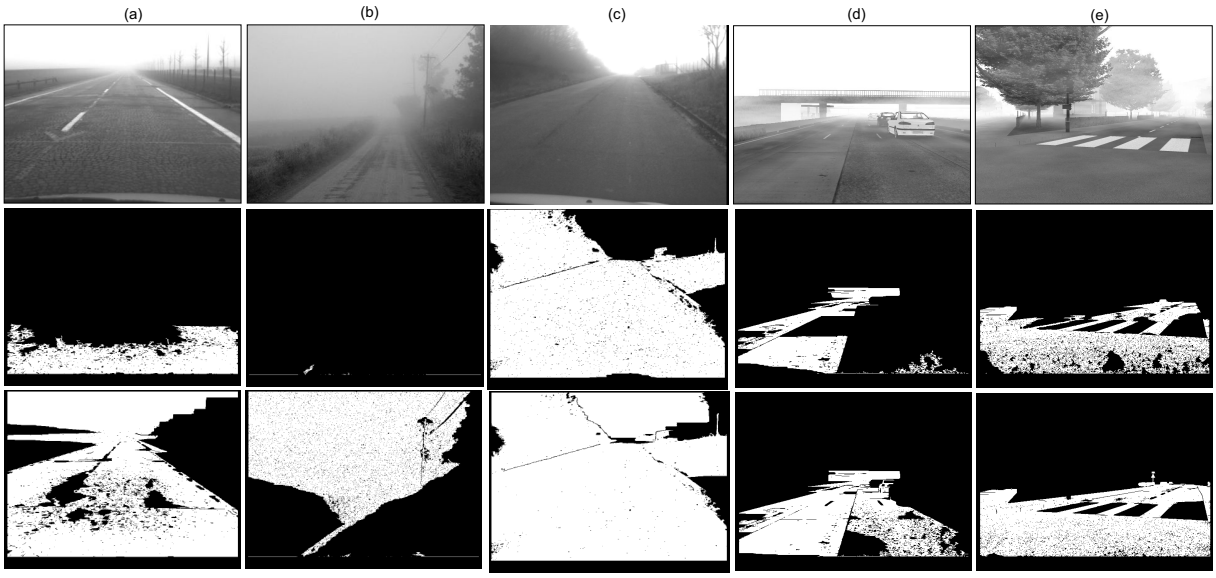


FIGURE 4.3 – Images difficiles où la segmentation de la ROI originale proposée dans [13] donne de mauvais résultats. Les images originales sont sur la première ligne. Les deuxième et troisième lignes montre le résultat obtenu respectivement pour $\Delta_s = 2$ et $\Delta_s = 3$.

Discussion La méthode présentée dans le paragraphe précédent a deux limitations. Premièrement, la méthode est sensible à la présence d'obstacles, comme un véhicule, qui peut empêcher la croissance de région de traverser l'image de bas en haut. Une autre limitation est liée à la méthode de segmentation de la région d'intérêt (ROI). Comme expliqué précédemment, cette méthode identifie une région de l'image qui possède une variation minimale de gradient d'une ligne à l'autre à l'aide d'un algorithme de croissance de région. En particulier, un seuil Δ_s permet de spécifier le gradient maximum autorisé. Ce seuil est très dur à fixer car local. En outre, la méthode ne fonctionne pas en cas de route très texturée. Ensuite, en cas de forte transition entre la route et le ciel, la croissance de région n'est pas capable de segmenter le ciel. Enfin, le critère d'arrêt de la croissance est trop strict. En effet, la croissance doit traverser l'image de bas en haut, ce qui n'est pas possible en présence d'un panneau ou d'un pont au-dessus de la route. En outre, l'implantation récursive de l'algorithme peut être problématique pour certaines architectures matérielles. Sur la Figure 4.3, quelques résultats obtenus sur des scènes difficiles à l'aide de la méthode originale sont présentés. Deuxièmement, la méthode est sensible aux variations de l'orientation du véhicule par rapport à la route, en particulier le tangage. Ceci peut se régler en déterminant automatiquement la ligne d'horizon. Cependant, cela reste encore un problème difficile, en particulier, en présence de brouillard.

4.1.1.2 Première contribution : segmentation de la ROI fondée sur des cartes géodésiques

Calcul de plus court chemin sur des images en niveaux de gris En suivant l'idée que la ROI doit posséder un gradient minimum, nous avons établi une analogie avec les algorithmes de plus court chemin. La transformée WDTOCS (Weighted Distance Transform On Curved Space) proposée dans [235] vise à calculer l'ensemble des plus courts chemins entre deux ensembles de points appartenant à des images en niveaux de gris. On parle également de transformée géodésique [202, 183]. Son principe est présenté en Figure 4.4. L'algorithme nécessite deux cartes de distance $\mathcal{F}_a^*(x)$ et $\mathcal{F}_b^*(x)$. Le point d'arrivée a (respectivement b) est l'élément à partir duquel toutes les distances sont calculées. A partir

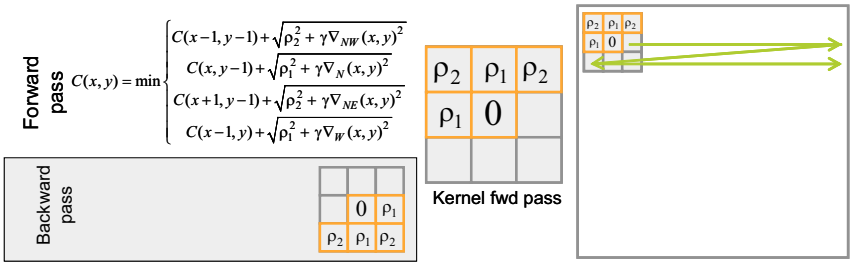


FIGURE 4.4 – Transformée géodésique [202]. Usuellement, $\rho_1 = 1$ et $\rho_2 = \sqrt{2}$. γ désigne le poids relatif entre le gradient et la distance Euclidienne.

de ces deux cartes, une carte de coût est obtenue en faisant leur somme :

$$\mathcal{D}_R(x) = \mathcal{F}_a^*(x) + \mathcal{F}_b^*(x) \tag{4.9}$$

La valeur $\mathcal{D}_R(x)$ est la distance entre les deux points terminaux le long du plus court chemin passant par x. Par conséquent, les points formant le chemin minimum sont les éléments recherchés :

$$\mathcal{R}(a,b) = \{x | \mathcal{D}_R(x) = \min_x \mathcal{D}_R(x)\} \tag{4.10}$$

Cette idée peut être étendue à un chemin entre deux ensembles de pixels A et B.

Nouvelle méthode de segmentation de la ROI La méthode précédente peut être adaptée à la segmentation de la ROI brouillard. Pour cela, il suffit de définir correctement les ensembles A et B. Nous faisons deux hypothèses minimales. Premièrement, nous supposons que la route est en bas de l'image, i.e. devant le véhicule. A est donc constitué des pixels de la ligne la plus basse de l'image appartenant à la route. Deuxièmement, nous supposons que les pixels du ciel sont parmi les plus clairs de l'image. B est donc constitué des pixels les plus clairs de l'image. Une fois la carte des chemins obtenue, une segmentation des chemins $\tilde{\mathcal{R}}(A,B)$ est effectuée en partant du bas de l'image et s'arrêtant le plus haut possible en utilisant un paramètre τ de tolérance appliqué à (4.10) :

$$\tilde{\mathcal{R}}(A,B) = \{x | \mathcal{D}_R(x) \leq (1+\tau) \min_x \mathcal{D}_R(x)\} \tag{4.11}$$

Ainsi, l'algorithme n'a plus de paramètre local. Nous utilisons deux paramètres globaux. L'un concerne le poids relatif du gradient vis-à-vis de la distance euclidienne dans la transformée géodésique (cf. Figure 4.4) et τ contrôle l'extraction du chemin final. La segmentation est considérée comme réussie si celle-ci se poursuit au delà de la position théorique de la ligne d'horizon. Le procédé est illustré sur la Figure 4.5 sur une scène difficile. La Figure 4.5b présente les ensembles de points de départ de d'arrivée. Les Figures 4.5cd montrent respectivement les cartes de distance $\mathcal{F}_A^*(x)$ et $\mathcal{F}_A^*(x)$. La Figure 4.5e montre la carte de chemin finale. La Figure 4.5f montre la ROI segmentée en vert. Différents résultats obtenus pour le même jeu de paramètres ($\gamma = 10$ et $\tau = 5\%$) de transformée géodésique sont présentés en Figure 4.6. Les images de la Figure 4.3, où la méthode originale était inopérante, sont utilisées de même que d'autres scènes difficiles.

4.1.1.3 Deuxième amélioration : estimation conjointe de la visibilité et de la ligne d'horizon

En prenant la dérivée de I par rapport à v une fois de plus, on obtient :

$$\frac{\partial^3 I}{\partial v^3}(v) = \frac{\beta\lambda(R - A_\infty)}{(v - v_h)^6} \left(6v[v - (\beta\lambda + 2v_h)] + 6v_h[\beta\lambda + v_h] + \beta^2\lambda^2\right) e^{-\frac{\beta\lambda}{v - v_h}} \tag{4.12}$$

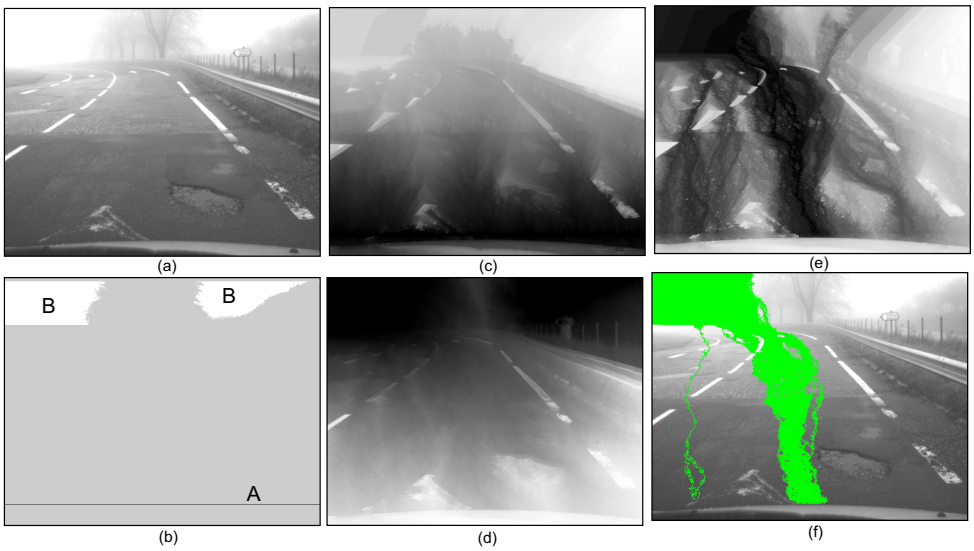


FIGURE 4.5 – Segmentation de la ROI brouillard à l'aide de la transformée WDTOCS : (a) image originale ; (b) ensemble de départ (A) et d'arrivée (B) ; (c) carte de distance $\mathcal{F}_A^*(x)$; (d) carte de distance $\mathcal{F}_B^*(x)$; (e) carte des chemins $\mathcal{R}(A, B)$; (f) ROI segmentée en vert.

FIGURE 4.6 – Résultats de segmentations de ROI obtenus avec la nouvelle méthode sur des cas difficiles, y compris ceux de la Figure 4.3. Les paramètres utilisés sont $\gamma = 10$ et $\tau = 5\%$. Les images originales sont présentées sur les première et troisième lignes. Les résultats sont sur les deuxième et quatrième lignes.

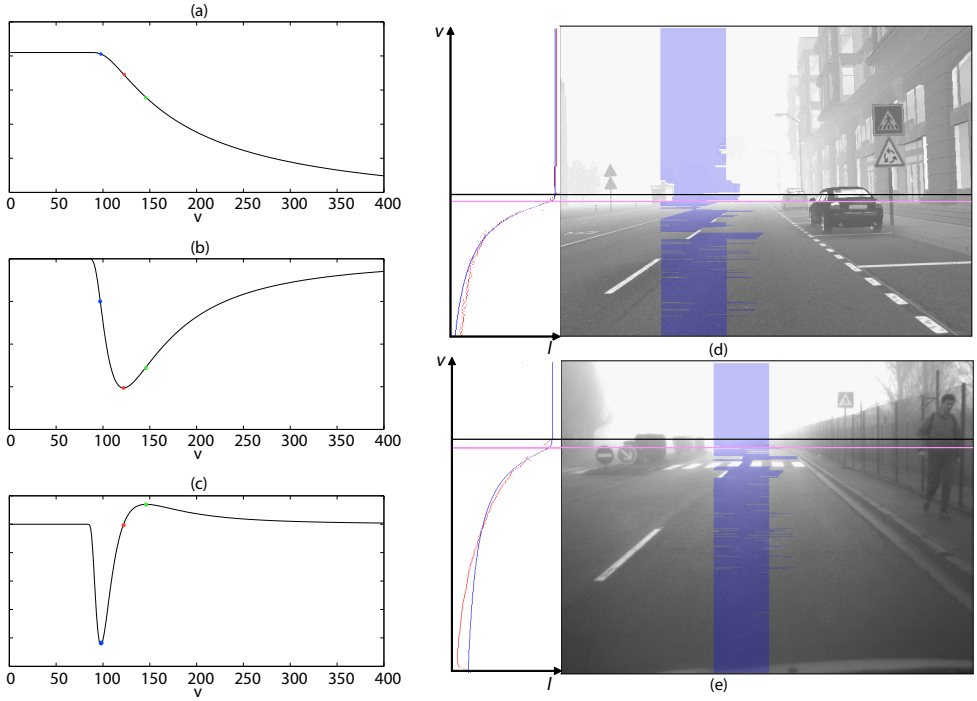


FIGURE 4.7 – Points d'intérêt sur (a) la loi de Koschmieder et sa (b) dérivée première et (c) seconde. Le point rouge désigne le point d'inflexion v_1. Les points bleu et vert désignent les points d'inflexion v_2 et v_3 ; (d) résultats d'estimation conjointe de la visibilité météorologique et de la position de la ligne d'horizon sur une image de synthèse ($V_{met} = 91.6$ m et $v_h = 257$) : $V_{met}^{est} = 92$ m et $v_h^{est} = 260$ et (e) une image réelle : $V_{met}^{est} = 87$ m et $v_h^{est} = 145$.

Ainsi, la dérivée de la loi de Koschmieder possède deux points d'inflexion dont les positions sont notées v_2 et v_3 :

$$\begin{cases} v_2 = v_h + \frac{\beta\lambda(3-\sqrt{3})}{6} \\ v_3 = v_h + \frac{\beta\lambda(3+\sqrt{3})}{6} \end{cases} \tag{4.13}$$

Grâce à (4.6) et (4.13), la position de la ligne d'horizon v_h peut être calculée pour chaque point d'inflexion de la dérivée :

$$\begin{cases} v_h = (1-\sqrt{3})v_1 + \sqrt{3}v_2 \\ v_h = (1+\sqrt{3})v_1 - \sqrt{3}v_3 \end{cases} \tag{4.14}$$

Pour chaque point d'inflexion de la dérivée, on déduit une estimation de β :

$$\begin{cases} \beta = \frac{2\sqrt{3}}{\lambda}(v_1 - v_2) \\ \beta = \frac{2\sqrt{3}}{\lambda}(v_3 - v_1) \end{cases} \tag{4.15}$$

Les positions des différents points d'inflexion sont illustrées sur un exemple en Figure 4.7abc. Le point v_2 est généralement peu fiable. Nous conservons donc uniquement les points v_1 et v_3 dans les calculs. Un processus itératif permet alors d'estimer et de reconstruire les profils d'intensité et ainsi d'estimer conjointement la densité du brouillard et la position de la ligne d'horizon. Des résultats sont présentés en Figure 4.7ef sur des images de synthèse et des images réelles. Dans ces images, la couche bleu désigne les limites de la bande de mesure. Le profil rouge désigne le profil d'intensité médian. Le profil bleu désigne le profil reconstruit. La ligne noir désigne la position estimée de la ligne d'horizon. La ligne rose désigne la distance de visibilité météorologique.

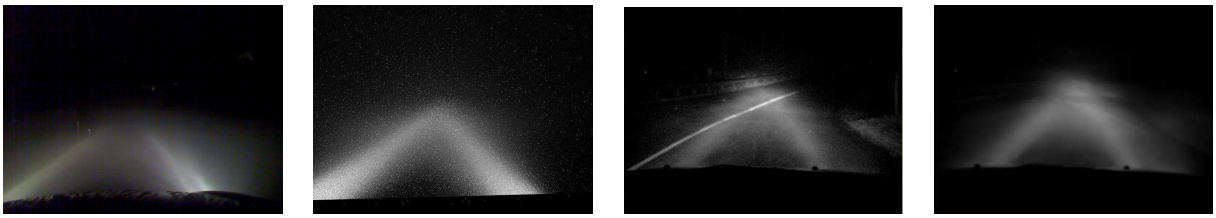
4.1.2 Détection et caractérisation du brouillard nocturne

De nuit, la diffusion atmosphérique résulte en une réduction des luminances perçues et en deux effets visuels caractéristiques. Premièrement, la lumière des feux est rétrodiffusée vers le conducteur, produisant un voile additionnel dans le champs de vue du conducteur. Ce phénomène, toujours présent, n'est plus perceptible en présence de sources de lumières externes, comme l'éclairage public ou les feux d'autres véhicules. Dans ce cas, le brouillard est perceptible grâce aux halos qu'il forme autour des sources lumineuses. Ce halo est la convolution de la source lumineuse avec la fonction d'étendue du point du brouillard (APSF) [19]. Sur la base de ces deux effets visuels, nous avons développé un système de détection du brouillard de nuit composé de deux algorithmes de détection complémentaires [33]. Le premier algorithme détecte le voile de rétrodiffusion. Le deuxième détecte la présence de halos autour des sources de lumières artificielles présentes dans l'environnement. Cette idée figurait déjà en annexe de notre thèse.

4.1.2.1 Détection du voile de rétrodiffusion

L'idée consiste à comparer l'image courante de la caméra avec différentes images de référence à l'aide de techniques de corrélation. L'image de référence représente une scène routière d'un véhicule seul avec ses feux allumés. Celle-ci peut être une vraie image prise avec la même caméra ou une scène synthétique. Ce deuxième procédé, plus souple, permet de générer n'importe quel type de brouillard. Par exemple, on peut s'appuyer la technique semi Monte-Carlo implantée dans le logiciel PROF-LCPC [209] pour faire le rendu du brouillard (voir Figure 4.8b). Il suffit de connaître le type et la position des feux, les caractéristiques et position de la caméra dans le véhicule. Plusieurs images de référence avec différentes densités et granulométrie de brouillard peuvent être ainsi produites.

Ces images de référence sont alors comparées avec l'image courante (voir Figure 4.8a) à l'aide de techniques de corrélation : SAD (Sum of Absolute Differences), ZSAD (Zero mean Sum of Absolute Differences), SSD (Sum of Squared Differences), ZNSSD (Zero mean Normalized Sum of Squared Differences), etc. Compte tenu du fait que les images de référence n'ont pas nécessairement la même dynamique que la caméra, l'emploi de métriques invariantes à la moyenne et à la dynamique est recommandé. C'est la raison pour laquelle, la métrique ZNSSD a été retenue. Le score de corrélation peut être calculé sur l'image entière ou alors sur une portion réduite de celle-ci de manière à écarter les parties homogènes des images. Un masque est ainsi déterminé *a priori* sur les images de synthèse et utilisé pour calculer le score de corrélation. L'image réelle peut être constituée soit de l'image courante (voir Figure 4.8c), soit le résultat d'une moyenne calculée sur un horizon temporel court (voir Figure 4.8d). Sur cette image, on peut voir les objets de l'environnement disparaître tandis que le voile est conservé.



(a) (b) (c) (d)

FIGURE 4.8 – Voile de rétrodiffusion : (a) images réelles acquises dans la chambre de Clermont-Ferrand [199] ; (b) image simulée à l'aide de l'approche semi Monte Carlo implantée dans le logiciel PROF-LCPC [209] ; (c) Séquence de brouillard réel acquise pendant un essai routier ; (d) moyenne d'images successives. Les objects dans la scène sont supprimés tandis que subsiste le voile de rétrodiffusion grâce à sa stabilité temporelle.

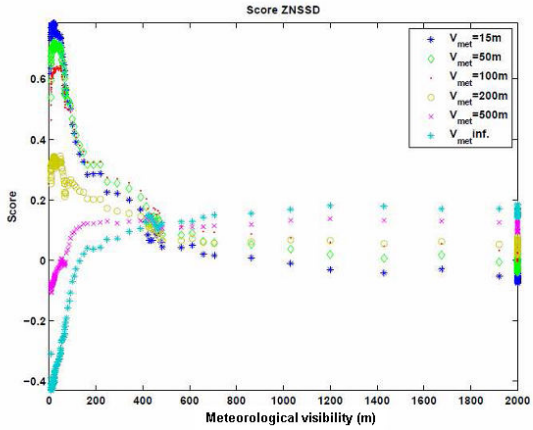


FIGURE 4.9 – Score de corrélation ZNSSD entre images de référence et images courantes pendant une dissipation de brouillard dans la chambre de Clermont-Ferrand.

Ensuite, en appliquant un seuil sur le score de corrélation, nous pouvons affirmer ou infirmer la présence de brouillard. Un score élevé signifie la présence de brouillard et inversement. En utilisant plusieurs images de référence, nous obtenons plusieurs scores. Le plus élevé peut être utilisé pour affirmer la présence de brouillard voire caractériser le brouillard. Pour valider notre approche, nous avons enregistré des vidéos de brouillard dans la chambre de brouillard de Clermont-Ferrand équipée de visibilimètres. Un exemple de résultat est proposé en Figure 4.9 pour la corrélation ZNSSD. Comme on peut le constater, pour une image de référence donnée, le score de corrélation le plus élevé est obtenu lorsque la visibilité météorologique est proche de celle simulée.

4.1.2.2 Détection des halos autour des sources lumineuses

Quand des sources de lumière apparaissent dans l'environnement, le voile de rétrodiffusion n'est plus visible à cause de l'adaptation de la caméra. Pour détecter le brouillard dans ces situations, nous avons développé un algorithme dédié à la détection des halos. Une première étape consiste à segmenter l'image à l'aide d'un seuil élevé. Les composantes connexes sont extraites et des paramètres de formes sont calculés. En décroissant progressivement le seuil, nous construisons un arbre des sources lumineuses potentielles (cf. Figure 4.11). A l'aide de règles d'évolution sur la forme des composantes segmentées, nous parvenons à ne conserver que les sources lumineuses d'intérêt. Sur ces dernières, nous mesurons alors un profil de décroissante d'intensité en choisissant scrupuleusement la direction de mesure, les sources lumineuses n'étant généralement pas isotropes. Comme illustré sur la Figure 4.10, nous extrayons de ce profil le paramètre $Br_{50} = H_{50}/Wr_{50}$, avec H_{50} la demi hauteur de la décroissance et Wr_{50} la demi

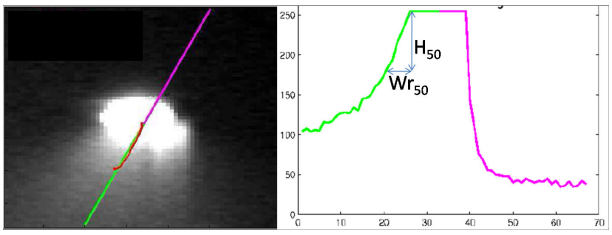


FIGURE 4.10 – Évolution de l'intensité le long d'un halo lumineux.

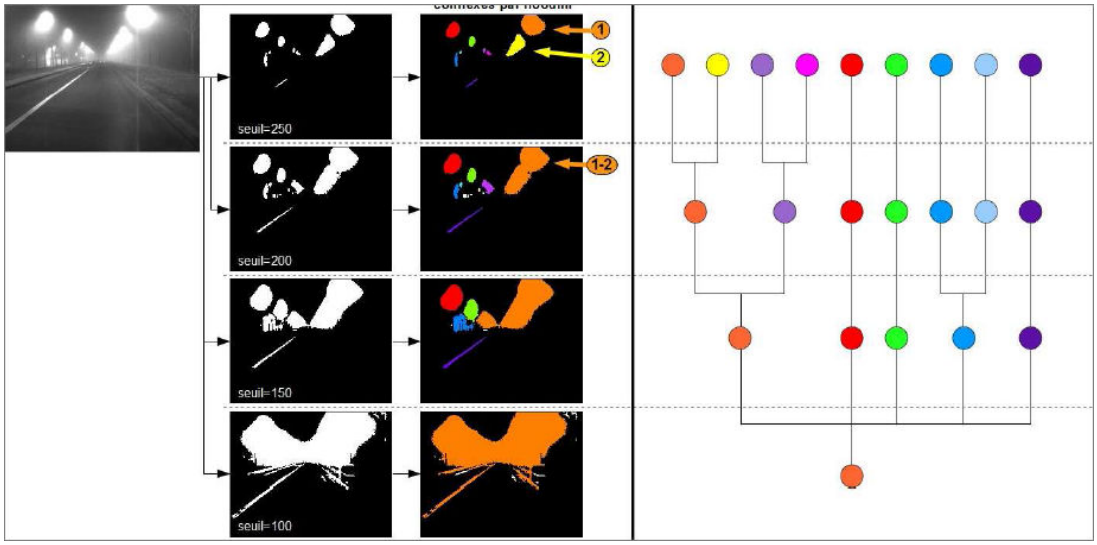


FIGURE 4.11 – Détection de sources lumineuses et du halo associé. A gauche, l'image originale. Au milieu, les images segmentées avec des seuils décroissants et les composantes connexes associées. A droite, l'arbre construit à partir des images segmentées.

largeur, qui décroît en présence de brouillard. La présence/absence de brouillard est déterminée à l'aide d'un seuil sur la moyenne des Br_{50} sur chaque image et dans le temps. Quatre séquences vidéos ont été capturées en présence ou absence de brouillard avec la même caméra. La détection de source lumineuse et de halo est illustrée sur la Figure 4.12 avec deux extraits de la base avec et sans brouillard. En considérant chaque image indépendamment, le taux de bonne détection est de $98,4$ %. En faisant une moyenne glissante sur une seconde, le taux de bonne détection est de $99,86$ %.

La complémentarité des deux méthodes et les bons résultats obtenus nous ont conduit à breveter le procédé [33, 152]. Il reste cependant quelques points à approfondir. En particulier, nous souhaitons étudier la réponse du système en présence de différents types et densités de brouillard en conditions réelles et selon différents scénarios de conduite (par exemple en croisement de véhicule). Cela devrait nous conduire à proposer une caractérisation du brouillard nocturne. Enfin, la transition entre les deux algorithmes est à étudier. En attendant, nous avons étendu le banc de validation expérimentale réalisé pendant ma thèse à la nuit. C'est l'objet de la section suivante.

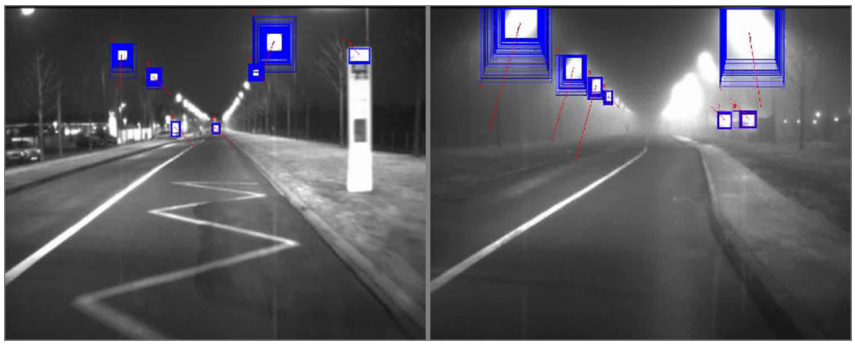


FIGURE 4.12 – Illustration de la détection de halos lumineux. A gauche, absence de brouillard. A droite, présence de brouillard. Les rectangles bleus représentent les les boites englobantes des composantes connexes à chaque niveau de segmentation.

(a) (b) (c)

FIGURE 4.13 – Banc de validation expérimentale : (a) photo du site par beau temps ; (b) source lumineuse mobile utilisées pour les tests de nuit ; (c) design des panneaux.

4.1.3 Banc statique de validation expérimentale

Pour valider les algorithmes de détection et de caractérisation du brouillard par caméra embarquée, nous avions conçu pendant la thèse un banc de validation expérimentale. Depuis, nous avons continué à explorer son usage et l'avons étendu au cas du brouillard nocturne.

(a)

Index cible	1	2	3	4	5	6
Distance [m]	0-35	65,2	97,6	130,7	162,4	195
L [m]	0,5	1	1,5	2	2,5	3
t [m]	0,1	0,19	0,28	0,37	0,47	0,56

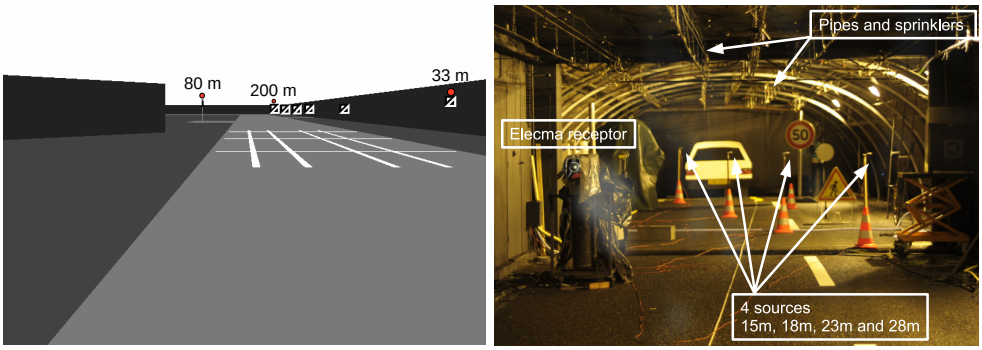
(b)

Index source	1'	2'	3'
Distance [m]	35	35-200	200

TABLE 4.1 – (a) Index, distance et dimensions L, t (cf. Figure 4.13c) des différentes cibles. (b) Index et distance des différentes sources lumineuses.

Pour le jour, nous avions équipé les pistes de Versailles Satory avec cinq grandes mires (voir Figure 4.13a), situées entre 65 et 200m d'une position depuis laquelle elles ont la même taille apparente (cf. Tableau 4.1a). L'idée est de prendre des images de ces mires par conditions météorologiques dégradées et d'estimer le coefficient d'extinction atmosphérique en se fondant sur l'atténuation de leur contraste. Ces mesures statiques peuvent alors être comparées sur les mêmes images aux résultats des méthodes embarquées qui fonctionnent seulement avec les informations extraites sur la route. Les mires ont été conçues pour avoir un contraste intrinsèque maximum, comme illustré sur la Figure 4.13c. Pour la nuit, l'idée est d'évaluer l'atténuation de sources lumineuses artificielles et d'évaluer la densité du brouillard à l'aide de la loi de Beer-Lambert, comme initialement proposé dans [273]. Ces sources sont placées sur le sommet des cibles précédentes. Une source mobile est placée à gauche de la piste (voir Figure 4.13b). Une configuration typique du site est présentée dans le Tableau 4.1b. Sur la base de ces spécifications, une maquette virtuelle du site a été réalisée (Figure 4.14a). Celle-ci a permis de simuler l'apparence du site en présence de brouillard et de tester les méthodes de mesure de référence. De jour, les résultats se sont montrés satisfaisants et ont été publiés dans une revue de métrologie [8]. De nuit, les essais en simulation ont montré que les mesures étaient biaisées à cause du phénomène de diffusion avant de la lumière [19]. Nous estimons ce biais en calculant l'écart entre intensité reconstruite des sources lumineuses en

présence de brouillard et l'intensité de ces mêmes sources lumineuses sans brouillard. Ce biais est alors un indicateur de la granulométrie du brouillard. Cette méthode a été validée en chambre à brouillard Figure 4.14b) et publiée dans [6]. Ces travaux complémentaires ont retardé la mise en oœuvre du site en conditions nocturnes mais ont permis de développer une sorte de vidéo-granulomètre du brouillard nocturne.



(a) (b)

FIGURE 4.14 – (a) Image de la maquette du banc. La position des sources lumineuses est marquée en rouge. (b) validation du dispositif nocturne en chambre à brouillard [6].

4.1.4 Évaluation de la performance des systèmes d'éclairage

Dans les paragraphes précédents, nous avons présenté des techniques de vision par ordinateur dédiées à la détection et à la caractérisation du brouillard en condition embarquée. Ces techniques visent à proposer un éclairage automobile plus intelligent. Dans ce domaine, la vision par ordinateur peut également servir à évaluer l'impact du système d'éclairage sur la visibilité des objets sur une scène complexe. Cela se fait généralement en segmentant les objets dans la scène, en mesurant leur luminance et celle du fond, ce qui permet de déduire leur niveau de visibilité (VL), moyennant bien sûr la détermination du paramètre ΔL_{seuil} de la loi d'Adrian [164]. Ce principe n'est pas simple à mettre en œuvre à cause d'une délimitation souvent arbitraire du fond des objets généralement non homogène.

Pour estimer les performances d'un système d'éclairage A par rapport à un système d'éclairage B, un tel procédé n'est pas nécessaire. A la place, nous proposons, pour chaque pixel appartenant à un contour *visible* dans l'image produite par le système B, de calculer le coefficient $r_{A/B}$ suivant :

$$r_{A/B} = \frac{\mathrm{f}^{-1}(\Delta I_A)}{\mathrm{f}^{-1}(\Delta I_B)} \tag{4.16}$$

où ΔI_A désigne le gradient dans l'image produite par le système A, ΔI_B le gradient dans l'image produite par le système B et f la fonction de réponse de la caméra. Si on suppose celle-ci linéaire, (4.16) devient :

$$r_{A/B} = \frac{\Delta I_A}{\Delta I_B} = \frac{\Delta L_A}{\Delta L_B} \tag{4.17}$$

$r_{A/B}$ est défini mathématiquement car seuls les contours visibles de l'image B sont considérés. Ainsi, seuls les pixels ayant un contraste minimum sont considérés, ce qui permet de s'assurer que ΔI_B est

différent de zéro. Ensuite, en supposant qu'un objet est composé de contours, (4.17) peut se réécrire :

$$r_{A/B} = \frac{(\Delta L_r / \Delta L_{seuil})}{(\Delta L_o / \Delta L_{seuil})} \tag{4.18}$$

où ΔL_{seuil} serait donné par le modèle d'Adrian. Enfin, (4.18) devient :

$$r_{A/B} = \frac{VL_A}{VL_B} \tag{4.19}$$

où VL_B désigne le niveau de visibilité de l'objet considéré sur l'image produite par le système B et VL_A le niveau de visibilité du même objet considéré sur l'image produite par le système A. Ainsi, les calculs successifs de $r_{A/B}$ et $r_{B/A}$ permet de calculer le gain de niveau de visibilité produit par un système d'éclairage relativement à un autre (exemple de la Figure 4.15). Cette méthode a été proposée à la Commission Internationale de l'Éclairage en 2007 (CIE) [68]. Dans cette méthode, la difficulté était la détermination des contours *visibles*, difficulté résolue depuis et publiée à la CIE en 2011 [52]. Ces travaux sont effectués dans le cadre du projet SAGILLIS qui porte sur le développement et l'évaluation de feux à LEDs intelligents.

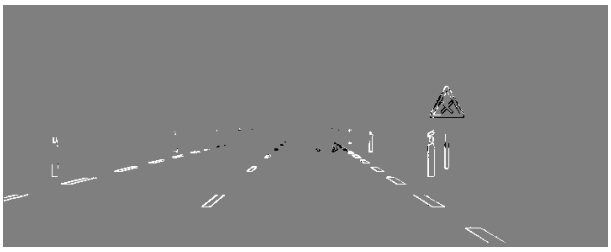


FIGURE 4.15 – Evaluation comparative de feux de véhicules : les contours mieux contrastés par les feux A sont en blanc, alors que ceux mieux contrastés par les feux B sont en noir.

4.2 Restauration du contraste

Durant la thèse, nous avions entrevu le potentiel de la restauration du contraste dégradées par le brouillard [46]. Nous avons poursuivi cette action. Aujourd'hui, nous sommes leaders dans ce domaine qui s'est considérablement développé depuis. Ce sujet est au cœur du projet ANR ICADAC. Dans cette section, nous proposons une synthèse de nos travaux.

Par conditions météorologiques défavorables, le contraste des images acquises par des caméras classiques à bord de véhicules automobiles est dégradé de façon drastique, ce qui rend les applications s'appuyant sur de tels capteurs très sensibles aux conditions météorologiques. Une première solution consiste à adapter les seuils de fonctionnement du système ou de le désactiver momentanément si ces seuils sont franchis. Une seconde solution consiste à atténuer les effets de la météo dans les images au préalable. Malheureusement, ces effets varient à travers la scène. Ils sont exponentiels en fonction de la profondeur dans la scène. Par conséquent, les techniques de filtrage spatialement invariantes ne peuvent pas être utilisées directement pour retirer de façon pertinente les effets de la météo des images. L'approche que nous avons suivie consiste à détecter et caractériser les conditions météorologiques de façon à estimer la dégradation dans l'image et ensuite à la corriger.

Des méthodes restaurant le contraste des images acquises par conditions météorologiques dégradées existaient dès le début des années 2000. Malheureusement, la plupart avaient des contraintes trop fortes pour pouvoir être utilisées à bord de véhicules, comme utiliser des images à différents instants [274] ou des images filtrées différemment par un polariseur [287]. Pouvoir contourner ces limitations a donné naissance à l'idée présentée dans le paragraphe suivant.

4.2.1 Principe de restauration

Considérons un pixel appartenant à un objet à la distance d. Son intensité I est décrite par (4.2). Par conséquent, R peut être estimé directement pour tous les points de la scène en inversant la loi de Koschmieder :

$$R = Ie^{\beta d} + A_\infty(1 - e^{\beta d}) \tag{4.20}$$

L'équation précédente peut s'écrire sous la forme :

$$R - A_\infty = (I - A_\infty)e^{\beta d} \tag{4.21}$$

Et ainsi le contraste C_r dans l'image restaurée est :

$$C_\mathrm{r} = \left[\frac{I - A_\infty}{A_\infty}\right] e^{\beta d} = Ce^{\beta d} \tag{4.22}$$

Ce faisant, nous obtenons une restauration exponentiel du contraste. Pour mettre en œuvre ce principe, il reste à estimer β, ce que nous savons faire, et approximer d pour chaque pixel.

4.2.2 Méthodes proposées

La première méthode de restauration fondée sur l'utilisation d'une seule image est présentée dans [272]. Malheureusement, cette méthode n'est pas automatique et nécessite une carte de profondeur approximative de la scène. L'inconvénient pour les aides à la conduite est évident : il n'est pas facile de fournir une carte de profondeur de la scène dans le point de vue du conducteur tout au long d'un itinéraire routier. Dans [42], nous avons adapté cette idée de carte de profondeur approximative en proposant un modèle de scène simplifié dédié à l'environnement routier (voir Figure 4.17c). Ce modèle s'écrit de la façon suivante :

$$d = \min(d_1, d_2) \tag{4.23}$$

avec d_1 obtenu par l'hypothèse d'un monde plan clippé :

$$d_1 = \begin{cases} \frac{\lambda}{v - v_h} & \text{si } v - v_h > c \\ \frac{\lambda}{c - v_h} & \text{si } 0 < v - v_h \leq c \end{cases} \tag{4.24}$$

d_2 est l'heuristique proposée dans [272] qui modélise la profondeur des points n'appartenant pas à la surface de la route :

$$d_2 = \frac{\kappa}{\sqrt{(u - u_h)^2 + (v - v_h)^2}} \tag{4.25}$$

où $\kappa \geq \lambda$. Dans ce modèle, la valeur de κ contrôle l'importance relative du monde plan par rapport à l'environnement. La Figure illustre le modèle de scène utilisé pour obtenir la Figure 4.17c. De façon à restaurer correctement le contraste, le problème consiste à optimiser les valeurs de κ et c, ce que nous faisons sur chaque image en maximisant les profondeurs de la scène sans pour autant produire de pixels

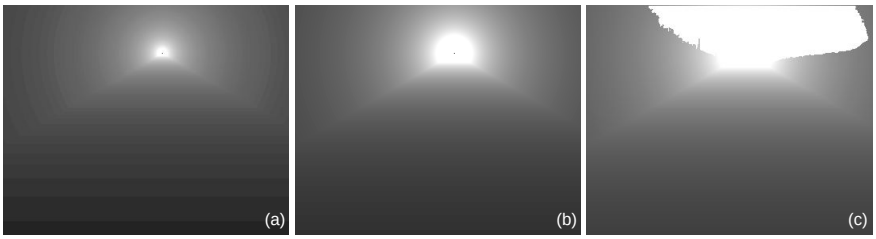


FIGURE 4.16 – Construction du modèle de profondeur pour l'image Figure 4.17 : (a) une petite valeur de κ. (b) une grande valeur de κ résultant en une plus grande largeur de route. (c) La région du ciel est ajoutée.

noirs dans l'image restaurée. La limite de cette approche est le manque de flexibilité du modèle de scène.

Durant la même période, une autre approche a été proposée dans [302] fondée sur l'utilisation de la couleur et des pixels possédant une teinte différente du gris. Une difficulté de cette approche, pour les applications qui nous intéressent, est que la route occupe une grande partie de l'image. En outre, les applications embarquées nécessitent des algorithmes capables de traiter des images en niveaux de gris. Plus récemment et pour la première fois dans [303, 229, 38], trois algorithmes d'amélioration de la visibilité n'ayant recours qu'à une seule image en niveaux de gris ou couleur sans autre source d'information ont été proposées. Ces trois méthodes se fondent sur une régularisation locale pour résoudre le problème. Le principal inconvénient des approches [303] et [229] est le temps de calcul : respectivement 5 à 7 minutes et 10 à 20 secondes sur des images 600x400. L'algorithme que nous avons proposé est beaucoup plus rapide avec un temps de traitement de 0,2 seconde sur un PC à deux cœurs. Une variante rapide de [229] a également été proposée récemment dans [230]. L'inconvénient de ces trois algorithmes est qu'ils ne sont pas dédiés aux images routières et par conséquent ils restaurent trop fortement la route, grise, par conséquent source d'ambiguïté entre objet coloré et présence de brouillard. La propriété importante d'une image routière est qu'une grande partie de l'image correspond à la route qui peut raisonnablement être supposée plane. Nous avions proposé la première méthode dédiée aux surfaces planes [46], mais cet algorithme n'était pas capable de corriger correctement les objets en dehors du plan de la route (voir Figure 4.17b). Nous avons récemment proposé un algorithme de restauration dédié aux images routières capable de restaurer également les objets en dehors du plan de la route [7]. Celui-ci fait bonne usage de l'hypothèse du monde plan et suppose que le brouillard est homogène. En outre, cette technique permet de segmenter l'espace navigable devant le véhicule [59]. Elle est comparée aux méthodes [303, 229, 38] sur la Figure 4.18.

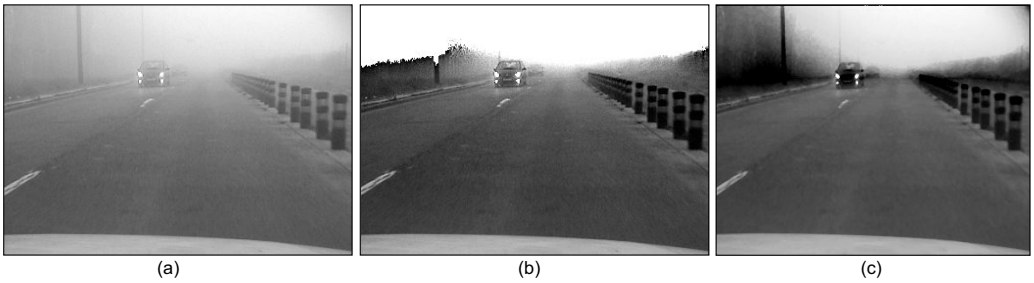


FIGURE 4.17 – Premiers résultats de restaurations obtenus : (a) image originale ; (b) méthode monde plan [46] ; (c) méthode fondée sur un modèle 3D paramétrique [42].

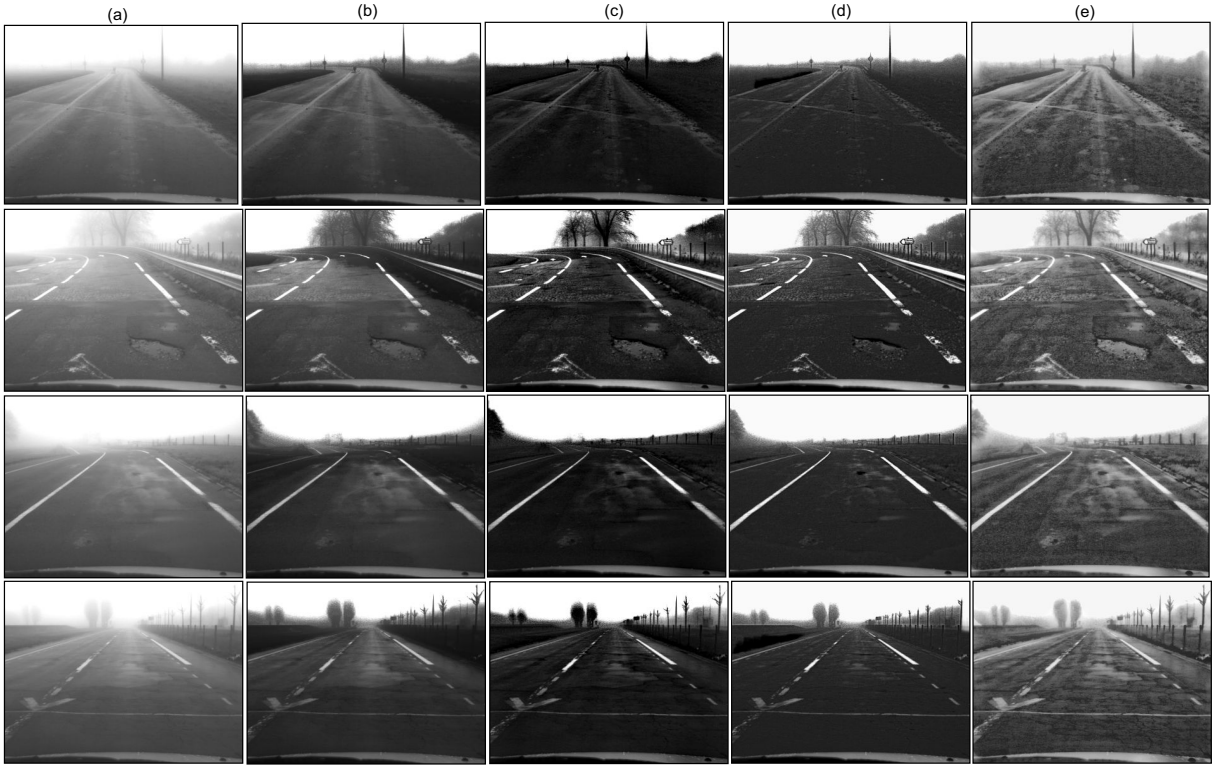


FIGURE 4.18 – Comparaison de différentes méthodes de restauration du contraste sur images routières : (a) images originales par temps de brouillard ; (b) image restaurée par notre algorithme [7] ; (c) l'algorithme de He&al. [229] ; (d) l'algorithme de Tan [303] ; (e) notre méthode locale rapide [38].

La fusion entre les deux façons de procéder est apparue naturelle. Nous avons proposée une première technique [36] qui étend la méthode [38] en prenant en compte qu'une grande partie de l'image est plane. Dans cette méthode, la densité du brouillard n'est pas estimée mais bornée pour éviter de trop restaurer la surface de la route. Une deuxième approche consiste à étendre la méthode proposée dans [7] en restaurant les objets verticaux à l'aide d'une égalisation d'histogramme locale adaptative. Cette dernière méthode est mise au point dans la thèse de Houssam Halmaoui.

4.2.3 Évaluation des méthodes

Au-delà des méthodes de restauration du contraste, notre apport est sur l'évaluation quantitative quand d'autres se contentent de l'apparence des images restaurées.

4.2.3.1 Métrique aveugle

Pour évaluer et comparer les méthodes de restauration du contraste, nous avions proposé dès 2005 de calculer le contraste avant et après restauration [46]. Nous avons étendu cette méthode et l'avons publiée [9]. Affirmant qu'une méthode de restauration du contraste doit rendre de nouveaux contours visibles, augmenter le contraste des contours visibles existants et ne pas créer de pixels saturés, cette méthode propose trois indicateurs e, $\bar{r}$ et s permettant de comparer deux images en niveaux de gris : l'image initiale et l'image restaurée. Les contours visibles avant et après restauration sont sélectionnés par un seuillage du contraste à 5 % (cf. paragraph 4.3.2.1). Cela permet de calculer le taux e de contours nouvellement

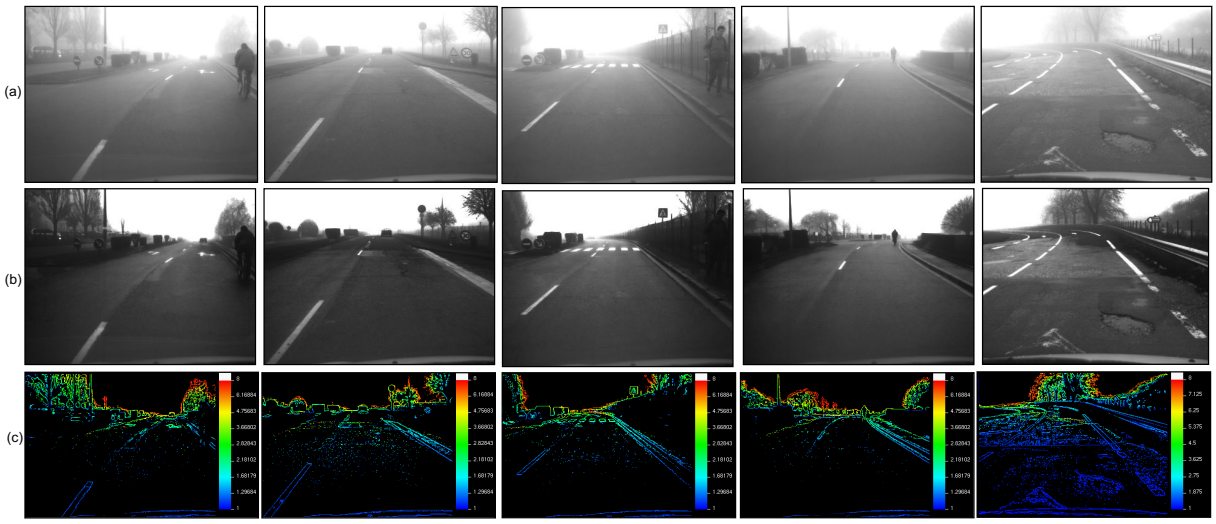


FIGURE 4.19 – Evaluation quantitative de la restauration : (a) images originales ; (b) images restaurées par la méthode [7] ; (c) carte de gain de contraste apporté par la méthode.

visibles après restauration du contraste. Ensuite, la moyenne $\bar{r}$ sur ces contours du rapport de norme du gradient avant et après restauration est calculée. Cet indicateur $\bar{r}$ estime l'amélioration moyenne de la visibilité obtenue par la méthode de restauration. Enfin, le pourcentage s de pixels qui deviennent blanc ou noirs après restauration est calculé. Nous définissons un score empirique de restauration τ, qui est la somme des différents indicateurs :

$$\tau = e + \bar{r} + 1 - s \tag{4.26}$$

Cet indicateur τ est utile pour tracer les différents indicateurs sur une unique courbe. Grâce à ces différents indicateurs, nous sommes capables d'évaluer la sensibilité de la méthode à ses différentes entrées et paramètres et de noter les différentes méthodes les unes par rapport aux autres [7]. Sur la Figure 4.19, on présente quelques résultats de restauration associés à une carte du gain de visibilité r.

4.2.3.2 Évaluation quantitative

La méthode d'évaluation précédente a le mérite d'utiliser des images réelles. En revanche, elle suppose que les méthodes ne génèrent pas de nouveaux contours indésirables. Or c'est parfois le cas. Ainsi, pour améliorer l'évaluation des méthodes, nous avons construit une base d'images synthétiques *FRIDA* à l'aide du logiciel SiVIC. Différents types de brouillard sont générés (homogène et hétérogène) selon différents scénarios de conduite (ville, autoroute, montagne). Des résultats de restauration sont présentés sur la Figure 4.20. La métrique utilisée pour évaluer la qualité de la restauration est alors la simple différence absolue entre l'image restaurée et l'image originale [36], ou encore l'image restaurée et l'image restaurée idéale (celle reconstruite en inversant le modèle de Koschmieder en connaissant tous les paramètres). Enfin, une dernière méthode a consisté à faire un mélange des deux approches. On utilise des images réelles dont on peut calculer une carte de profondeur, par exemple par stéréovision. On peut ainsi simuler du brouillard sur ces images à l'aide de la loi de Koschmieder et évaluer les algorithmes de restauration [156].

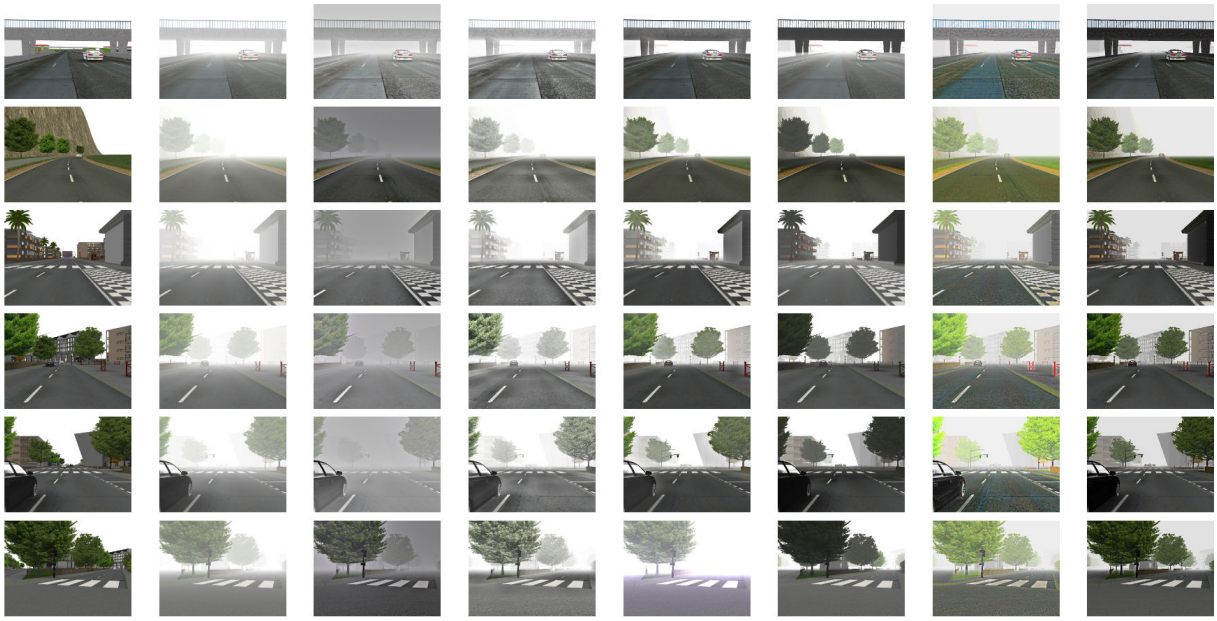


FIGURE 4.20 – De gauche à droite : l'image originale, l'image avec brouillard uniforme, l'image traité par retinex [282], l'égalisation d'histogramme adaptative [319], la méthode de He et al. [229], notre méthode fondée sur la segmentation de l'espace navigable, notre méthode locale rapide [38] et la fusion entre méthode locale rapide et le monde plan [36].

4.2.4 Applications

La finalité de nos méthodes de restauration du contraste est le bon fonctionnement des algorithmes de vision embarquée. Une autre méthode de qualification des algorithmes de restauration est donc la vérification du bon fonctionnement d'algorithmes bas niveaux d'aides à la conduite, comme l'extraction d'éléments de marquage, l'amélioration de la détection de panneaux circulaires ou encore l'amélioration de la détection d'obstacles.

4.2.4.1 Extraction d'éléments de marquages

La détection des marquages est une tâche fondamentale pour les aides à la conduite qui visent la prévention des sorties de voies. L'extraction des éléments de marquages est le traitement bas niveau d'une détection de marquage. Une comparaison de différents algorithmes a été proposée dans [310]. Selon ce papier, le filtre local symétrique donne les meilleurs résultats. Nous avons appliqué ce filtre à l'image donnée dans la figure 4.21a ainsi qu'à sa version restaurée donnée sur la figure 4.21b avec les mêmes paramètres du filtre. Pour un même seuil de gradient, nous pouvons voir une amélioration de la portée de détection des marquages (60 m au lieu de 30 m). Sur une dizaine d'images, les marquages ont été extraits à la main et les courbes ROC ont été calculés avec et sans restauration pour les algorithmes de Tan, He&al, Tarel&al et le notre. La Figure 4.21c montre l'amélioration obtenue par Tan [303], He [229] et le notre [7] pour l'extraction d'éléments de marquages.

4.2.4.2 Extraction d'éléments de panneaux

De la même façon, la détection de panneaux peut être améliorée. En effet, la plupart des approches reposent sur des opérateurs de symétrie, comme l'approche proposée par [170], et pourrait bénéficier de

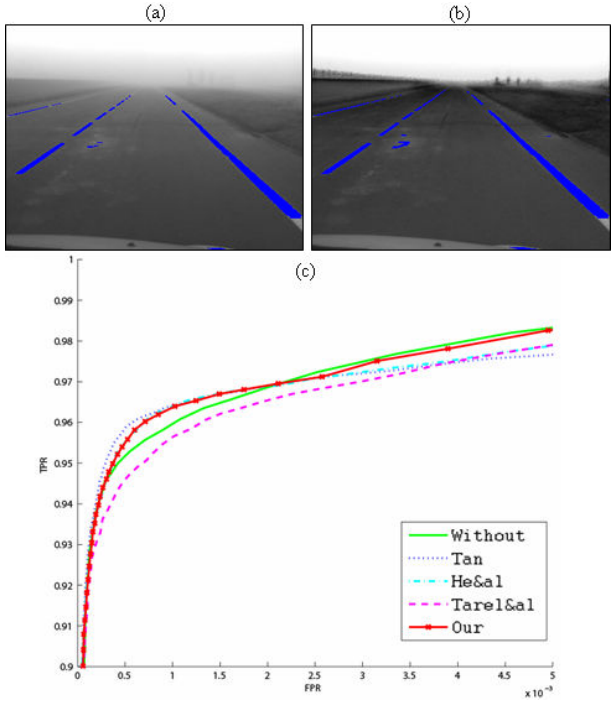


FIGURE 4.21 – Exemple d'amélioration d'éléments de marquage : (a) extraction sur l'image originale ; (b) extraction sur l'image restaurée avec les mêmes paramètres ; (c) courbes ROC obtenues d'extraction d'éléments de marquages avec ou sans restauration. Différentes méthodes sont comparées dont la notre [7].

l'amélioration du contraste. En se fondant sur une approche similaire proposée par [216], la Figure 4.22 propose l'extraction de panneaux circulaires sur une image avec brouillard et sur la même image restaurée. Grâce à l'étape de restauration, les panneaux ont été trouvés alors qu'aucun d'entre eux n'avait été trouvé sur l'image originale. Bien entendu, les paramètres de la méthode de détection sont les mêmes dans les deux cas et sont réglés pour un usage typique de jour.

4.2.4.3 Détection d'obstacles routiers

Une revue des méthodes de détection d'obstacles par caméra est proposée dans [297]. Les conditions météorologiques dégradées réduisent la gamme de fonctionnement de la plupart des méthodes. Par

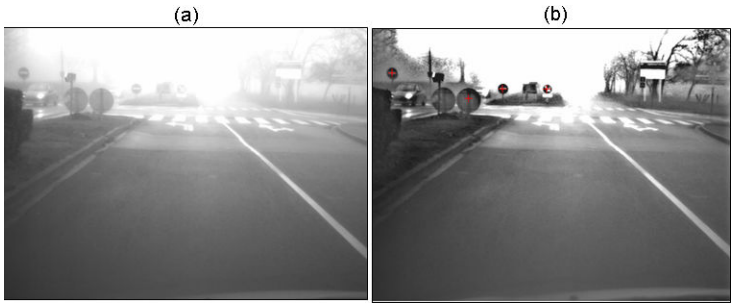


FIGURE 4.22 – Exemple d'amélioration de la détection d'un panneau circulaire [216] : (a) image originale ; (b) image restaurée. Les centres de symétrie sont marqués à l'aide d'une croix rouge.

conséquent, la restauration du contraste peut améliorer le fonctionnement de ces méthodes. Par exemple, l'extraction de coins, le calcul de gradients, ou la classification de texture sont améliorés. D'un autre côté, la méthode de restauration monde plan est capable de segmenter les objets verticaux, parmi lesquels les obstacles routiers [43]. En fusionnant la sortie de cet algorithme avec les techniques existantes de détection d'obstacles, par exemple [45], la détection d'obstacle par temps de brouillard pourrait être améliorée.

4.3 Systèmes avancés d'aide à la conduite

Pouvoir estimer la visibilité offerte aux conducteurs, quelles que soient les conditions météorologiques ou d'éclairage, est un objectif ambitieux qui permet, le cas échéant, d'adapter et de proposer des systèmes d'aide adaptés à la perception des conducteurs. C'est l'objet de cette section.

4.3.1 Estimation de la distance de visibilité mobilisée

Pour estimer la distance de visibilité, l'approche que nous soutenons consiste à estimer directement, par traitement d'images, la distance à l'objet visible le plus éloigné sans connaître le phénomène altérant la visibilité. Ce processus se décompose naturellement en deux tâches. La première phase consiste à détecter les contrastes dans l'image et à sélectionner ceux qui sont visibles. La deuxième phase consiste à estimer la profondeur des primitives détectées. Il reste ensuite à sélectionner celle qui est la plus éloignée.

Ce principe a été initialement proposé dans le cadre de la thèse (projet ARCOS) pour des situations de brouillard diurne. Il a été breveté en 2004 [154]. La méthode initiale avait recours à la stéréovision et à une carte de disparité éparse. Les contours visibles étaient constitués des contrastes supérieurs à 5%. Nous avons depuis proposé une carte de disparité quasi-dense. Ensuite, dans le cadre de la thèse de Clément Boussard, le principe a été adapté à l'utilisation d'une seule caméra et d'une centrale inertielle [66]. Enfin, une nouvelle approche de sélection des contours visibles est mise au point dans la thèse de Karine Joulan.

4.3.2 Détection des contours visibles

4.3.2.1 Approche photométrique

D'après les recommandations de la Commission Internationale de l'Éclairage, les contrastes visibles en situation diurne peuvent être assimilés à l'ensemble des contours possédant un contraste supérieurs à 5 %. Le modèle LIP [238] a introduit la notion de contraste local adaptée aux images (voir Annexe A). Dans cette définition, le contraste entre deux pixels voisins x et y d'une image f est donné par :

$$C_{(x,y)}(f) = \max[f(x), f(y)] \triangle \min[f(x), f(y)] \tag{4.27}$$

où $\triangle$ désigne la soustraction LIP. Naturellement, cette définition du contraste est cohérente avec la définition du contraste utilisée en perception visuelle. Ensuite, le contraste associé à une frontière F qui sépare deux régions adjacentes de l'image est défini par :

$$C_F(f) = \frac{1}{\operatorname{card} V} \boxtimes \boxplus_{(x,y)\in V} C_{(x,y)}(f) \tag{4.28}$$

où $\boxtimes$ et $\boxplus$ désignent respectivement la multiplication et l'addition LIP. Pour implanter cette définition du contraste entre deux régions adjacentes, nous avons utilisé la segmentation de [246]. Soit f une image

en niveaux de gris. Un couple de pixels (x, y) est dit séparé par le seuil s si les deux conditions suivantes sont réunies. Premièrement, $y \in V_4(x)$. Deuxièmement, la condition suivante est respectée :

$$\min\left[f(x), f(y)\right] \leq s < \max\left[f(x), f(y)\right] \tag{4.29}$$

Soit $F(s)$ l'ensemble des couples (x, y) séparés par s. Pour chaque seuil s appartenant à [0,255], $F(s)$ est construit. Pour chaque couple appartenant à $F(s)$, le contraste $C_{x,y}(s)$ est calculé :

$$C_{x,y}(s) = \min\left[\frac{|s - f(x)|}{\max(s, f(x))}, \frac{|s - f(y)|}{\max(s, f(y))}\right] \tag{4.30}$$

Le contraste moyen associé à $F(s)$ est ensuite obtenu :

$$C(s) = \frac{1}{\operatorname{card} F(s)} \sum_{(x,y)\in F(s)} C_{x,y}(s) \tag{4.31}$$

Le meilleur seuil s_0 vérifie la condition suivante :

$$s_0 = \underset{s\in[0,255[}{\operatorname{argmax}}\, C(s) \tag{4.32}$$

C'est le seuil qui autorise le meilleur contraste moyen le long de la frontière associée $F(s_0)$. Au lieu d'utiliser cette méthode pour binariser les images, nous l'utilisons pour mesurer localement le contraste. Le contraste évalué est égal à $2C(s_0)$ le long de la frontière associée. Les détails de l'implantation de cette méthode sont décrits dans [15].

4.3.2.2 Approche fréquentielle

La fonction de sensibilité au contraste présentée dans le chapitre 3 permet de synthétiser des détecteurs de contours inspirés des mécanismes visuels [71, 64]. Elle résume la réponse des cellules ganglionnaires ON-OFF à des fonctions harmoniques. Quand la fréquence spatiale est très faible, la partie claire du stimulus couvre à la fois le centre excitant et le pourtour inhibant, si bien que la réponse à l'équilibre est petite. La fréquence spatiale la plus effective possède une barre claire sur la zone excitante et une barre sombre sur le pourtour inhibant. Cette fréquence spatiale est alors bien adaptée au champ récepteur et nous observons une forte réponse neuronale. Si la fréquence est encore plus élevée, une partie de la sinusoïde tombe sur la zone excitante mais celle-ci est inférieure à celle qui tombe sur la zone inhibante. En moyenne, l'effet du stimulus est faible, si bien que les hautes fréquences sont des stimuli ineffectifs

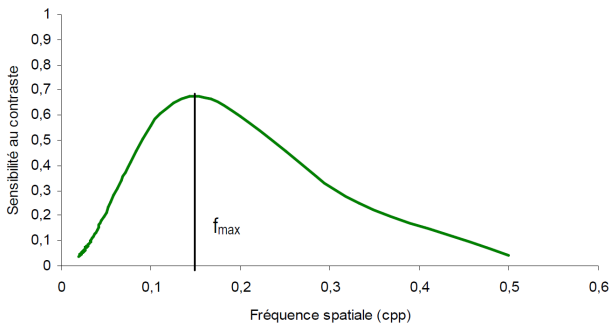
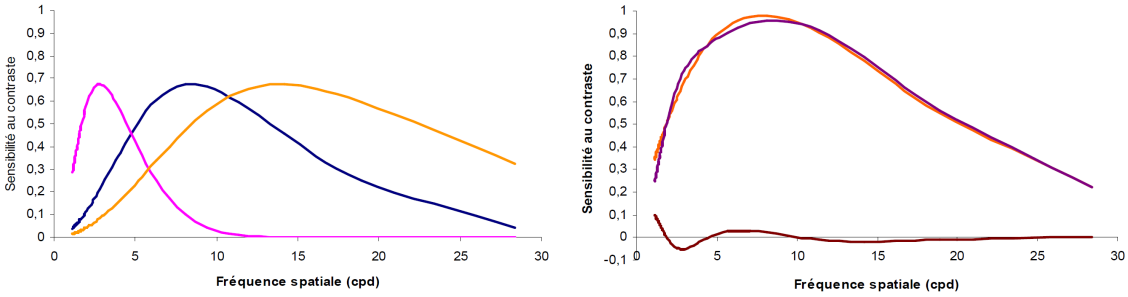


FIGURE 4.23 – Fonction de sensibilité au contraste d'une cellule ON-OFF aux caractéristiques $\sigma_1 = 5$ et $\sigma_2 = 15$.



(a) (b)

FIGURE 4.24 – (a) Modèles de CSF de cellules ON-OFF utilisés pour reconstruire la CSF de Mannos. (b)Tracé de la CSF de Mannos (orange), de la CSF (pourpre) reconstruite, et du résidu (marron).

[311]. Dans le milieu des années 60, un modèle linéaire simple de champ récepteur a été introduit, connu sous le nom de modèle de différence de Gaussiennes (DoG). Ce modèle suppose que la réponse du neurone résulte du signal combiné de deux mécanismes séparés : le centre et le pourtour. Le mécanisme du centre reçoit toute son entrée d'une petite région centrale et le mécanisme du pourtour reçoit en entrée une région qui inclut à la fois le centre et le pourtour. Les deux mécanismes sont supposés comme des systèmes linéaires séparables. Elles suivent toutes les deux la forme d'une Gaussienne. Nous disposons ainsi d'un modèle mathématique de réponse neuronale, noté DoG :

$$DoG = G_1 - G_2 \tag{4.33}$$

où G_i désigne une Gaussienne de moyenne nulle et d'écart-type σ_i :

$$G_i = \frac{1}{\sigma_i\sqrt{2\pi}} e^{-x^2/2\sigma_i^2} \tag{4.34}$$

Calculons la réponse d'une telle cellule à une fonction harmonique spatiale. Cela revient à calculer la convolution de l'image de la mire sinusoïdale I avec le filtre DoG. Les propriétés de la convolution et de la Transformée de Fourier F nous permettent d'écrire :

$$\begin{aligned} I * DoG &= DoG * I = (G_1 - G_2) * I = G_1 * I - G_2 * I \\ &= F^{-1}\{F\{G_1 * I\}\} - F^{-1}\{F\{G_2 * I\}\} \\ &= F^{-1}\{F\{G_1\}F\{I\}\}\} - F^{-1}\{F\{G_2\}F\{I\}\}\} \end{aligned} \tag{4.35}$$

Soit I une fonction harmonique spatiale cosinus de fréquence spatiale f_s. On obtient alors :

$$\begin{aligned} I * DoG &= F^{-1}\{F\{G_1\}\delta_{f_s}\}\} - F^{-1}\{F\{G_2\}\delta_{f_s}\}\} \\ &= F^{-1}\{k_1\delta_{f_s}\} - F^{-1}\{k_2\delta_{f_s}\} \\ &= (k_1 - k_2)I \end{aligned} \tag{4.36}$$

où k_i désigne la grandeur suivante :

$$k_i = F(G_i)(f_s) = e^{-f_s^2\sigma_i^2/2} \tag{4.37}$$

Cette fonction possède un maximum pour la fréquence :

$$f_{max} = 2\sqrt{\frac{\ln\sigma_2 - \ln\sigma_1}{\sigma_2^2 - \sigma_1^2}} \tag{4.38}$$

Si on se limite au cas $\sigma_2 = 3\sigma_1$, on en déduit :

$$f_{max} = \frac{1}{\sigma_1}\sqrt{\frac{\ln 3}{2}} \tag{4.39}$$

Ayant calculé la CSF d'une cellule ON-OFF sous la forme d'une DoG (Figure 4.23) , on peut essayer de reconstruire la CSF du système visuel humain qui comporte des tailles de cellule ON-OFF variées. Ainsi, à partir de 3 types de cellules ON-OFF, nous avons pu correctement reconstruire la CSF de Mannos [265]. Sur la Figure 4.24a, nous avons tracé les trois DoG correspondantes. Sur la Figure 4.24b, nous avons tracé la CSF de Mannos obtenue expérimentalement et la CSF reconstruite accompagnées du résidu de reconstruction. Par rapport à l'approche classique de Campbell et Robson (courbe enveloppe [189]), notre modèle est additif et donc plus simple à implanter. Ainsi, nous avons synthétisé un filtre qui «mime» la CSF composé de la somme pondérée de trois filtres élémentaires en traitement d'images. La détection des passages à zéro dans l'image fournit ensuite les contours visibles d'après la technique classique de Marr [266]. Nous avons réalisé une première validation de la méthode sur des cibles simples [55]. Un exemple de résultat est présenté sur la Figure 4.25.

(a) (b)

FIGURE 4.25 – (a) cible. (b) contours visibles en rouge, contours invisibles en niveaux de gris.

4.3.3 Construction d'une télémétrie adaptée

Une fois les contours visibles détectés, il reste à leur attribuer une distance pour pouvoir estimer la distance de visibilité. Si une seule camera est utilisée, nous sommes incapables d'avoir directement accès à la profondeur dans l'image. Ce problème est généralement surmonté par l'adoption de l'hypothèse d'un monde plan, qui permet d'associer une distance à chaque ligne de l'image. Cependant, la profondeur sur les objets verticaux est incorrecte et reste inconnue sans l'adoption d'une hypothèse supplémentaire.

En première approche, nous pouvons détecter les éléments appartenant à la surface de la route. Les techniques qui recherchent la surface de la route sont nombreuses. Une première famille de méthodes trouve la surface de la route par un processus de segmentation. La segmentation par la couleur [231] [177] ou la texture [169] sont les principales approches. Une deuxième famille de méthode trouve la surface de la route en détectant ses contours [306, 173, 194]. Inversement, nous pouvons détecter les objets au-dessus de la surface de la route. Des techniques sont fondées sur le flux optique [217]. Cependant, l'hypothèse principale n'est pas toujours vérifiée (conservation du flux lumineux spatio-temporel). Certaines méthodes se fondent sur la reconnaissance de motifs [174] ou la symétrie locale [187] mais sont nécessairement non génériques. En outre, les techniques telles que "depth from focus/defocus" [205] ou "shape from shading" [315] ne sont pas adaptées à nos objectifs.

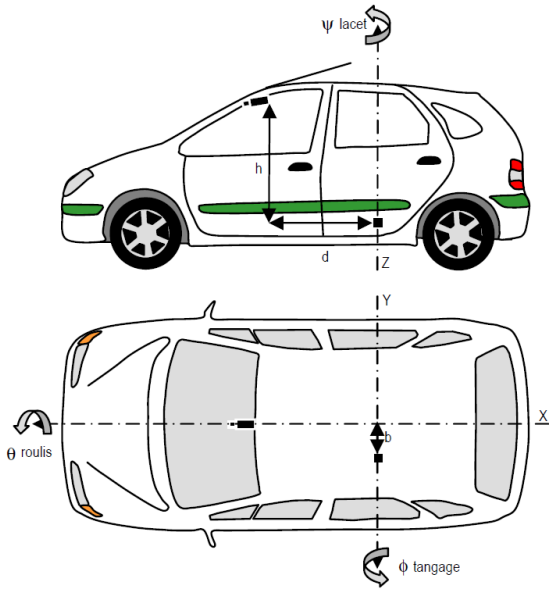


FIGURE 4.26 – Position de la caméra et repères associés au véhicule.

Pour estimer une carte de profondeur adaptée à nos besoins, nous avons proposé une approche monoculaire générique. Connaissant précisément le mouvement relatif du véhicule entre deux instants, le plan de la route est recalé entre images successives, comme dans [295]. Par projection perspective, les objets appartenant à la surface de la route sont alignés correctement, alors que les objets verticaux sont déformés.

Enfin, si nous utilisons la stéréovision, nous ne sommes pas limités à l'hypothèse d'un monde plan et nous sommes capables d'estimer la profondeur quasiment en chaque point de l'image [14]. Nous présentons notre approche, fondée sur le concept de «v-disparité» [249]. Une autre approche fondée également sur le concept de «v-disparité» peut être trouvée dans [305].

4.3.3.1 Approche monoculaire générique

Construction d'une carte de disparité par alignement d'images successives Avec les notations de la Figure 4.26, la transformation entre le repère du véhicule (avec l'origine au centre de gravité du véhicule) et le repère de la caméra est représenté par une translation vectorielle $\overrightarrow{t} = d\overrightarrow{X} + h\overrightarrow{Z}$ (voir Figure 4.26) et une rotation d'angle β autour de l'axe Y. La matrice de translation est notée T et la matrice de rotation R. Le changement de coordonnées entre le repère de l'image et le repère de la caméra peut s'exprimer à l'aide d'une matrice projective M_{proj} [232] :

$$M_{proj} = \begin{pmatrix} u_0 & 0 & -\alpha & 0 \\ v_0 & -\alpha & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \tag{4.40}$$

Nous obtenons la matrice de transformation T_r du repère du véhicule au repère image :

$$T_r = M_{proj} R T \tag{4.41}$$

Si P désigne un point de coordonnées homogènes $(X, Y, Z, 1)$ dans le repère du véhicule, ses coordonnées homogènes dans le repère de l'image sont :

$$p = T_r P = (x, y, z)^T \tag{4.42}$$

Nous déduisons les coordonnées (u, v) de la projection de P dans le plan image :

$$\begin{cases} u = \dfrac{x}{z} = u_0 + \alpha \dfrac{\cos\beta(Z+h) - \sin\beta(X+d)}{\cos\beta(X+d) + \sin\beta(Z+h)} \\ v = \dfrac{y}{z} = v_0 - \alpha \dfrac{Y}{\cos\beta(X+d) + \sin\beta(Z+h)} \end{cases} \tag{4.43}$$

Soient I_1 et I_2 des images prises aux instants t_1 et t_2. La connaissance de la dynamique du véhicule nous permet d'obtenir une estimation de I_2 à l'aide de I_1. Soit $\tilde{I}_{12}$ cette estimation et P un point dont la projection dans le repère image appartient au plan de la route. Cela signifie que si ces coordonnées sont (X_2, Y_2, Z_2) dans le repère du véhicule, alors $Z_2 = 0$. On en déduit l'expression de X_2 et Y_2 :

$$\begin{cases} X_2 = \dfrac{\cos\beta[d(u-u_0) + \alpha h] + \sin\beta[h(u-u_0) - \alpha d]}{\alpha\sin\beta - \cos\beta(u-u_0)} \\ Y_2 = \dfrac{-h(v-v_0)}{\alpha\sin\beta - \cos\beta(u-u_0)} \end{cases} \tag{4.44}$$

Le mouvement M de la caméra entre deux instants peut se représenter par une rotation et une translation. Cette transformation est, en fait, la même que subit le véhicule entre deux instants. Soit ϕ l'angle de lacet, ψ l'angle de tangage et θ l'angle de roulis, la matrice de rotation Rot est donnée par :

$$Rot = \begin{pmatrix} \cos\phi\cos\psi & -\sin\psi\cos\theta + \cos\psi\sin\theta\sin\phi & \sin\psi\sin\theta + \cos\psi\cos\theta\sin\phi \\ \cos\phi\sin\psi & \cos\psi\cos\theta + \sin\psi\sin\theta\sin\phi & -\cos\psi\sin\theta + \sin\psi\cos\theta\sin\phi \\ -\sin\phi & \sin\theta\cos\phi & \cos\theta\cos\phi \end{pmatrix} \tag{4.45}$$

La translation peut se décomposer selon les axes X, Y, Z et est notée $Trans = (T_x, T_y, T_z)^T$. La translation-rotation peut se réécrire en coordonnées homogènes à l'aide du système suivant :

$$\begin{pmatrix} X_2 \\ Y_2 \\ Z_2 \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} Rot^T & \begin{matrix} T_x \\ T_y \\ T_z \end{matrix} \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X_1 \\ Y_1 \\ Z_1 \\ 1 \end{pmatrix} \tag{4.46}$$

De la connaissance des coordonnées du point P dans (4.44) et du mouvement relatif de la caméra M, nous pouvons exprimer les coordonnées de P dans le repère de la camera à l'instant t_1 :

$$(x_{12}, y_{12}, z_{12})^T = T_r M (X_2, Y_2, 0)^T \tag{4.47}$$

où M désigne la matrice de translation/rotation du véhicule. Nous obtenons les coordonnées (u_{12}, v_{12}) de P dans le repère de l'image I_1 :

$$u_{12} = \tfrac{x_{12}}{z_{12}} \quad \text{and} \quad v_{12} = \tfrac{y_{12}}{z_{12}} \tag{4.48}$$

Un exemple d'image recalée pour un grand déplacement (≈ 4 m) est donné sur la Figure 4.27 .

(a) (b) (c)

FIGURE 4.27 – Exemple de recalage d'images successives : (a) Image I_1 ; (b) image I_2 ; (c) image alignée $\tilde{I}_{12}$ pour un grand déplacement (4 m).

Calcul d'une pseudo-carte de disparité Les capteurs proprioceptifs des véhicules ne sont pas suffisamment précis. Cela engendre des erreurs de recalage local. Une étape d'affinement local du recalage local est nécessaire, ce qui fait l'objet de ce paragraphe.

Nous devons apparier les deux images I_1 et $\tilde{I}_{12}$. Cela signifie que nous devons trouver des correspondances locales entre des voisinages de chaque image. Ces scores de corrélation sont calculés à l'aide de la métrique ZNCC. Plus le score de corrélation est proche de 1, plus nous pouvons considérer ces deux voisinages comme identiques. Puisque le plan de la route est aligné entre les deux images I_1 et $\tilde{I}_{12}$, aucun balayage n'est nécessaire pour faire correspondre les voisinages à l'aide de $ZNCC$. Cependant, travailler avec une seule paire de voisinages limite l'étude. En effet, des erreurs d'appariement peuvent survenir et un pixel appartenant à la route peut être mal recalé dans l'image $\tilde{I}_{12}$. C'est pourquoi nous avons défini un voisinage de recherche. Le voisinage de corrélation dans l'image est centré sur un contour. Le voisinage de corrélation dans l'image $\tilde{I}_{12}$ est centré successivement sur un pixel dont la position varie dans un voisinage de recherche centré sur le pixel (u_1, v_1) dans l'image I_1. Nous avons défini deux types de voisinage de recherche : des voisinages carrés pour les objets appartenant au plan de la route et des voisinages déformés pour les objets verticaux (cf. Figure 4.28), à l'image de ce qui a été fait en stéréovision spatiale [313]. En effet, on peut remarquer que les objets qui n'appartiennent pas au plan de la route sont déformés en haut et sur les bords de l'image après recalage. Enfin, l'idée est de calculer pour chaque pixel de gradient une disparité avec un voisinage de recherche carré et déformé et de conserver celui donnant le meilleur score de corrélation. Un exemple de calcul utilisant des images réelles par temps de brouillard est donné sur la Figure 4.29. La majorité des pixels de contours appartenant au plan de la route sont reconnus avec succès, contrairement aux pixels des contours appartenant au

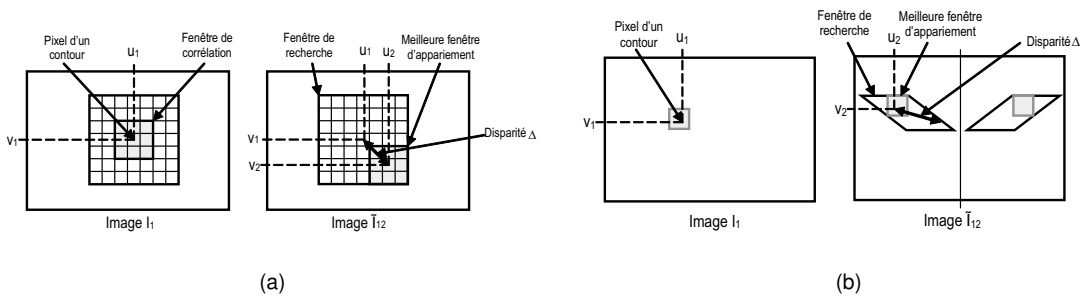
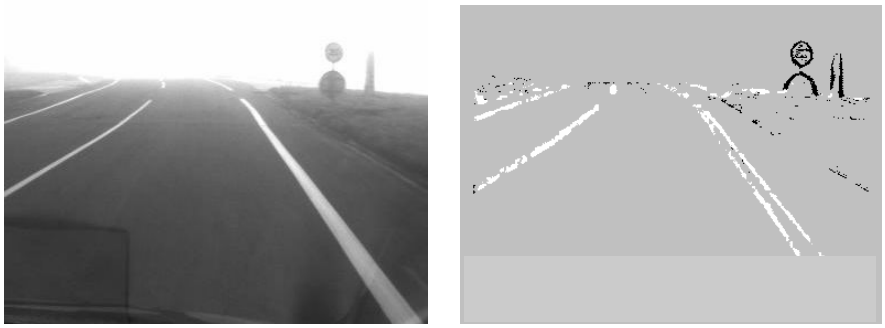


FIGURE 4.28 – (a) voisinage de corrélation et de recherche ; (b) corrélation avec une fenêtre déformée pour l'hypothèse route/non-route.



(a) (b)

FIGURE 4.29 – Détection du plan de la route par recalage homographique ; (a) image acquise par temps de brouillard ; (b) En blanc : les pixels appartenant au plan de la route. En noir : les pixels n'appartenant pas au plan de la route.

panneau vertical. Ayant désormais les pixels appartenant au plan de la route, nous pouvons leur associer une distance en supposant une route plane. Les détails de cette méthode, en particulier la sensibilité et l'estimation de la dynamique du véhicule sont décrits dans [66, 39, 35].

4.3.3.2 Approche binoculaire générique

La méthode précédente est capable d'estimer une carte de profondeur de la surface de la route à l'aide d'une seule caméra couplée à un centrale inertielle. Pour ce faire, nous supposons que la route est plane. La distance de visibilité, dans ce cas, est donc la distance au contour le plus éloigné appartenant au plan de la route. Dans cette section, nous avons recours à la stéréovision spatiale et sommes capable de calculer le profil de la route. La distance de visibilité mobilisée, dans ce cas, est la distance à l'objet visible le plus éloigné à la surface de la route. D'un point de vue théorique, la méthode est plus précise car une route n'est jamais parfaitement plane et le plan n'est pas forcément horizontal. Cependant, la méthode proposée nécessite un capteur stéréoscopique à la géométrie épipolaire rectifiée, ce qui constitue également une contrainte non négligeable.

L'image d'un plan dans l'espace «v-disparité» L'algorithme de stéréovision employé utilise la transformée «v-disparité» dans laquelle la détection de droites est équivalente à la détection de plans dans la scène. Pour cela, nous représentons la coordonnée v d'un pixel en fonction de sa disparité Δ, ce en accumulant les points le long des lignes de balayage les points d'une carte de disparité, et détectons les lignes droites et les courbes dans cette image «v-disparité» notée I_{v_Δ} [249]. Cet algorithme suppose que la scène routière est composée d'un ensemble de plans. Les obstacles sont modélisés par des plans verticaux, alors que la route est supposée être un plan horizontal ou un ensemble de plans obliques, comme cela est schématisé sur la Figure 4.30. Sur la base de la modélisation du capteur stéréo présenté sur la Figure 4.30, le plan d'équation $Z = d$, correspondant à un objet vertical, est projeté dans I_{v_Δ} selon la droite d'équation :

$$\Delta = \frac{b}{d}(v - v_0)\sin\theta + \frac{b}{d}\alpha\cos\theta \tag{4.49}$$

Le plan d'équation $Y = 0$ est projeté dans I_{v_Δ} selon la droite d'équation :

$$\Delta = \frac{b}{h}(v - v_0)\cos\theta + \frac{b}{h}\alpha\sin\theta \tag{4.50}$$

Les différents paramètres de caméra ont été décrits précédemment. Les autres paramètres sont h qui désigne la hauteur des caméras par rapport au sol et b l'écart entre les deux caméras (la base stéréoscopique).

Construction de l'image «v-disparité» et extraction des surfaces 3D L'algorithme effectue une extraction robuste de ces plans à partir desquels il déduit des informations utiles au sujet de la route et des obstacles présents à sa surface. Le procédé est schématisé sur la Figure 4.31. A partir d'une paire d'images stéréo, une carte de disparité I_Δ est calculée. L'appariement se fait à l'aide du score ZNCC le long des contours verticaux de l'image. Ensuite une projection cumulative est effectuée pour construire l'image «v-disparité» $I_{v\Delta}$. Pour la ligne image i, l'abscisse u_M d'un point M appartenant à $I_{v\Delta}$ correspond à la disparité Δ_M et sa couleur i_M le nombre de points avec la même disparité sur la ligne i : $i_M = \sum_{P \in I_\Delta} \delta_{v_P,i} \delta_{\Delta_P,\Delta_M}$ où $\delta_{i,j}$ désigne le symbole de Kronecker. A partir de cette «v-disparité», une extraction robuste des droites est effectuée à l'aide d'une transformée de Hough. L'extraction de ces droites est équivalente à l'extraction des plans d'intérêt pris en compte dans la modélisation de la scène routière (voir Figure 4.31).

Amélioration de la carte de disparité : approche éparse De façon à construire rapidement l'image «v-disparité», une carte de disparité éparse et frustre a été utilisée. Cette carte de disparité contient potentiellement de nombreux faux appariements, ce qui empêche de l'utiliser comme une carte de profondeur de l'environnement. Grâce aux surfaces globales extraites de l'image «v-disparité», des faux appariements peuvent être supprimés. Pour cela, nous vérifions si chaque pixel de la carte de disparité appartient à l'une des surfaces en utilisant le même procédé d'appariement. Si c'est le cas, la même valeur de disparité est affectée à ce pixel, ce qui conduit à la Figure 4.31d. Les détails de ce procédé sont publiés dans [248]. Finalement, cette carte de disparité améliorée peut être utilisée comme carte de profondeur de l'environnement du véhicule. En effet, la profondeur D d'un pixel de disparité Δ s'exprime par :

$$D = \frac{b\left[\alpha \cos\theta - (j - v_0)\sin\theta\right]}{\Delta} \tag{4.51}$$

Amélioration de la carte de disparité : approche quasi-dense Cependant, la carte de disparité précédente est éparse, ce qui signifie que la disparité n'est connue qu'au niveau des contours verticaux. Par conditions météorologiques dégradées, cela pose un problème, en particulier le sommet des objets verticaux comme le toit des véhicules où de nombreux faux appariements subsistent. Pour pallier ce

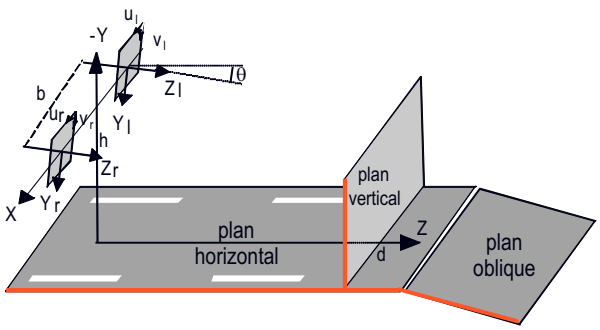


FIGURE 4.30 – Domaine de validité de l'étude et système de coordonnées utilisé.

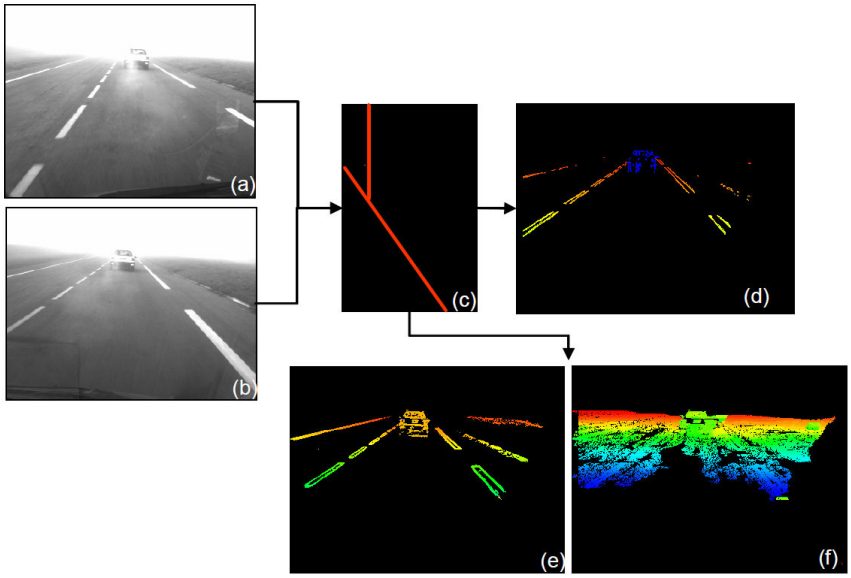


FIGURE 4.31 – Vue d'ensemble de l'approche " v-disparité " appliquée à une paire stéréoscopique par temps de brouillard : (a) image gauche ; (b) image droite ; (c) image " v-disparité " calculée à partir de (a) &(b) ; (d) carte de disparité éparse améliorée ; (e) (f) exemples de cartes de disparité quasi-denses.

problème, une approche complémentaire a été proposée. Elle est fondée sur une méthode de propagation de la disparité. Nous propageons les germes, que constituent l'ensemble des pixels appariés en première passe de «v-disparité», comme dans [253], sauf que pour chaque paire candidate, nous vérifions si elle appartient à l'un des profils de l'image «v-disparité». Grâce à cette approche, la carte de disparité est quasi-dense en particulier sur les contours horizontaux (voir Figure 4.31ef). Par comparaison avec les techniques d'appariement dense, le temps de calcul de ces cartes de disparité quasi-denses est plutôt faible [44].

Combinaison disparité contraste temps réel Pour estimer la distance de visibilité, nous devons maintenant combiner une carte de disparité obtenue à l'aide de l'une des méthodes précédentes avec une carte de contraste. Puisque les objets les plus éloignés sur le plan de la route sont sur la ligne d'horizon, le balayage démarre à cet emplacement. Au sein de chaque voisinage où un point de disparité est connu, le contraste est calculé. Le procédé s'arrête quand un contraste visible est rencontré. La distance de visibilité est alors la profondeur de l'élément de l'image le plus éloigné possédant un contraste juste visible. Ce procédé générique a été breveté [154].

4.3.4 Maintien du véhicule sur la voie de circulation

En cas de condition de visibilité dégradée par les conditions météorologiques, le guidage du véhicule est une solution pertinente, qui va au-delà de l'éclairage intelligent et de la restauration du contraste. Une solution classique consiste à détecter les marquages routiers. Une deuxième solution, issue de la robotique mobile, consiste à segmenter l'espace navigable [41, 59]. Connaissant la position du véhicule, une autre approche que nous avons explorée consiste à projeter dans l'image de la caméra une cartographie 3D de marquages établie au préalable et à la recaler à l'aide de la détection des éléments de marquages présents (voir Figure 4.32). Ce faisant, nous sommes en mesure de reconstruire l'attitude du véhicule. Ceci a fait l'objet du post-doctorat de Rachid Belaroussi [34].

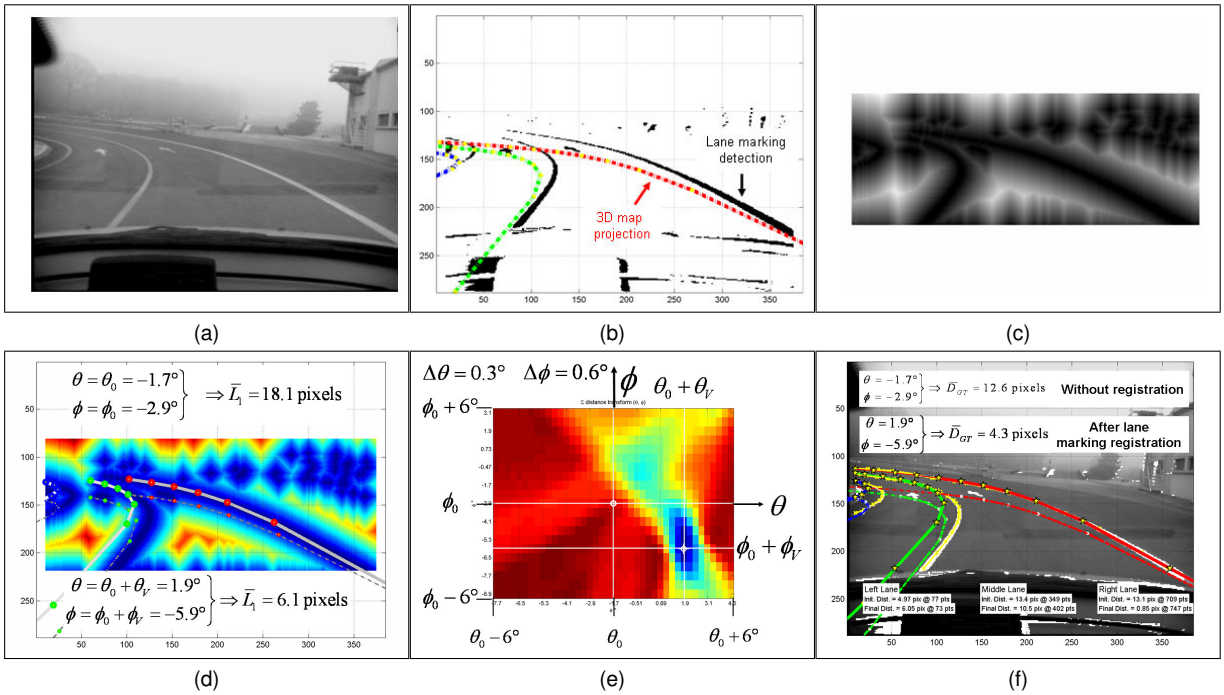


FIGURE 4.32 – Projection de la cartographie dans la scène routière : (a) image source. (b) Détection des marquages en noir, cartographie projetée dans l'image (lignes pointillées) connaissant la localisation du véhicule. (c) L'image de la transformée en distance présente la distance de chaque pixel au points de marquages détectés. (d) Transformée en distance en couleur : la distance L_1 décroît de rouge à bleu. Les lignes grises sont les voies recalées par minimisation de la distance moyenne $\overline{L_1}$. (e) La distance moyenne $\overline{L_1}$ est tracée en fonction de θ et ϕ. Le minimum est utilisé pour estimé le tangage et le roulis du véhicule. (f) Les lignes pointillés figurent la projection initiale et les lignes continues le résultat final après recalage.

4.4 Bilan et perspectives

4.4.1 Bilan : des perspectives de déploiement

Nous pensons que les travaux présentés dans ce chapitre vont contribuer à l'apparition de nouvelles assistances à la conduite dans les prochaines années. En effet, l'éclairage intelligent, rendu possible grâce à une meilleure caractérisation de l'environnement proche du conducteur, va se développer, car les conducteurs sont prêts à investir dans de telles fonctions de confort, en particulier les populations âgées plus sensibles à l'éblouissement et dont la proportion dans la population va croître. Nos travaux sur la détection et la caractérisation du brouillard ainsi que sur l'évaluation des performances de l'éclairage vont dans ce sens. Ainsi, la caméra fait ou fera son apparition dans les véhicules pour remplir ces différentes fonctions. Celle-ci étant intégrée dans les véhicules, il convient de lui faire supporter un maximum de fonctions pour en faire baisser le coût d'intégration. Ainsi, les fonctions de sécurité, comme le maintien dans la voie, la lecture des panneaux de signalisation, la prévention des collisions, fonctions pour lesquelles le conducteur n'est pas enclin à payer, vont progressivement se démocratiser par l'apparition de la caméra dans les véhicules, à condition cependant que les systèmes soient fiables. Nos travaux sur la restauration du contraste, permettant de fiabiliser les systèmes en présence de conditions météorologiques dégradées, vont dans ce sens. Enfin, on peut imaginer, grâce à ces différentes briques, que des assistances à la conduite plus ambitieuses puissent voir le jour, comme celle présentée dans le paragraphe suivant.

FIGURE 4.33 – Principe d'un système de vision dans le brouillard (FVES) : l'image sans brouillard est affichée au conducteur au moyen d'un afficheur à tête haute (HUD) et les obstacles potentiels sont mieux contrastés, ce qui permet d'alerter le conducteur et de décroître son temps de réaction en cas de nécessité de freinage.

4.4.2 Perspective : développement d'une aide à la conduite dans le brouillard

4.4.2.1 Principe

Nous avons montré qu'il était possible d'améliorer le fonctionnement des aides à la conduite par conditions de visibilité réduites. Hors, les accidents par temps de brouillard sont peu nombreux mais ceux qui se produisent sont généralement plus graves et impliquent de nombreux véhicules. Ainsi, de dramatiques carambolages se produisent parfois dans le brouillard sur autoroute. En effet, le temps de perception-réaction des conducteurs est altéré à cause du brouillard, ce qui empêche les conducteurs d'anticiper leur freinage. En particulier, les populations âgées sont plus susceptibles d'avoir des accidents dans le brouillard que les populations jeunes [176]. Une première assistance consiste à ajuster la vitesse du véhicule aux conditions de visibilité de manière à conserver la marge de sécurité du conducteur [37]. Ce sujet sera approfondi dans le chapitre 6.

Nous pensons que les algorithmes de restauration du contraste peuvent être utilisés pour développer ce que nous appelons un "Fog Vision Enhancement System" (FVES), à l'image de ce qui existe pour la conduite de nuit (NVES). Le principe d'un NVES est de détecter les objets chauds, comme les piétons, à l'aide de caméras infrarouges, et de prévenir le conducteur en cas de danger [175, 256, 255] au moyen d'un afficheur à tête haute (HUD). Des effets positifs sur la sécurité de tels systèmes ont été démontrés [264], ce qui va conduire à l'introduction de ces systèmes dans les véhicules de série, en particulier les HUDs. Il est donc opportun de proposer de nouvelles applications s'appuyant sur cet afficheur. Nous proposons donc une nouvelle fonction, à l'image de celle proposée dans [257] : les images au contraste restauré sont présentées aux conducteurs sur le HUD, de même que les obstacles matérialisés par un cadre englobant, suivant le principe de la Figure 4.33.

4.4.2.2 Bénéfices attendus en terme de sécurité

Pour illustrer les bénéfices d'un system FVES sur la sécurité, nous définissons un scénario d'accident dans le brouillard. Un véhicule est arrêté dans le brouillard et un véhicule se dirige dans sa direction. Le conducteur effectue un freinage d'urgence quand il perçoit les feux stop ou les feux anti-brouillard du

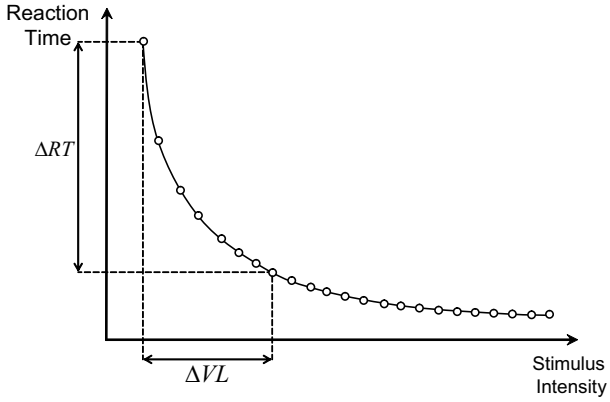


FIGURE 4.34 – Illustration de la loi psychophysique de Piéron, qui lie l'intensité d'un stimulus visuel au temps de réaction du système visuel humain.

véhicule arrêté. Durant le freinage, la trajectoire du véhicule est la suivante :

$$V(x) = \begin{cases} V_0 & \text{si } x \in [0, V_0 R_T[\\ \sqrt{V_0^2 - 2g(\mu + p)(x - V_0 R_T)} & \text{si } x \in [V_0 R_T, d_S[\\ 0 & \text{si } x \in [d_S, \infty[\end{cases} \tag{4.52}$$

où R_T désigne le temps de perception-réaction, V_0 la vitesse initiale du véhicule, μ et p l'adhérence et la pente de la route et d_S la distance d'arrêt du véhicule. Cette dernière s'exprime par :

$$d_S = V_0 R_T + \frac{V_0^2}{2g(\mu + p)} \tag{4.53}$$

Ce modèle est très simple mais suffit dans notre cas. Nous pensons qu'un FVES est en mesure de réduire le temps de perception-réaction. Le mécanisme visuel qui explique ce gain est illustré sur la Figure 4.34. D'après la loi de Piéron, le temps de réaction du système visuel humain dépend de l'intensité du stimulus [233], par exemple l'intensité des feux anti-brouillard ou des feux stop. Cette loi s'exprime sous la forme suivante :

$$R_T = R_0 + \alpha_p i^{-\beta_p} \tag{4.54}$$

dans laquelle R_0, α_p and β_p sont des paramètres positifs, où R_0 est ce qu'on appelle le temps incompressible. α_p et β_p sont des paramètres qui varient selon le scénario et la personne. Mais quoi qu'il en soit, l'équation ressemble au graphe de la Figure 4.34. L'application de la loi de Piéron dans le domaine visuel montre une estimation du paramètre β_p entre 0,30 et 0,35, que nous fixons à $\beta_p = \frac{1}{3}$. Sans le système, l'intensité du feu est très petite quand le véhicule arrêté devient juste perceptible par le conducteur. Avec le FVES, l'intensité du feu est restaurée si bien que son niveau de visibilité (VL) est accru d'un facteur ΔVL et le temps de réaction du conducteur réduit d'un facteur ΔRT si celui-ci regarde l'écran tête haute.

$$\Delta R_T = R_{T_2} - R_{T_1} = -\alpha_p i_0^{-\frac{1}{3}} \left(1 - e^{-\frac{\beta d}{3}}\right) \tag{4.55}$$

où β désigne la densité du brouillard, i_0 l'intensité juste détectable du feu et d la distance de visibilité du feu. D'après [210], la distance de visibilité de feux arrières anti-brouillard standard est égale à la distance de visibilité météorologique quand $d = 120m = 3/\beta$, si bien qu'à cette distance (4.55) devient :

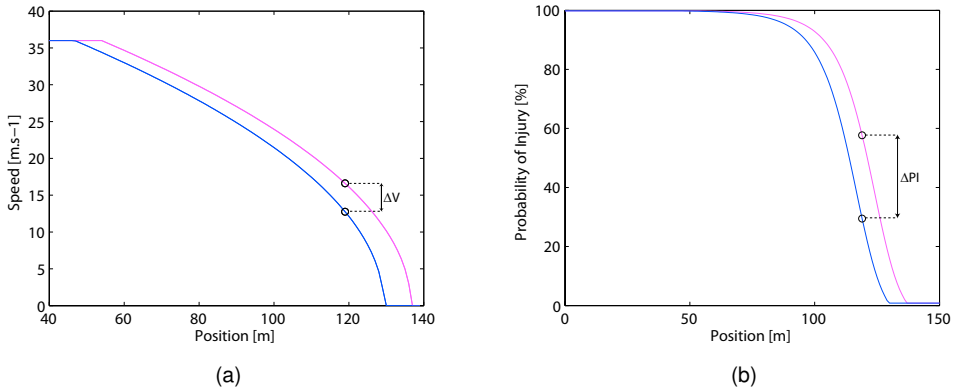


FIGURE 4.35 – Bénéfice en terme de sécurité d'un décrément de 0,2 seconde du temps de perception-réaction : (a) trajectoire du véhicule de la détection de l'obstacle à l'arrêt complet ΔV ; (b) décrément de la probabilité de décès.

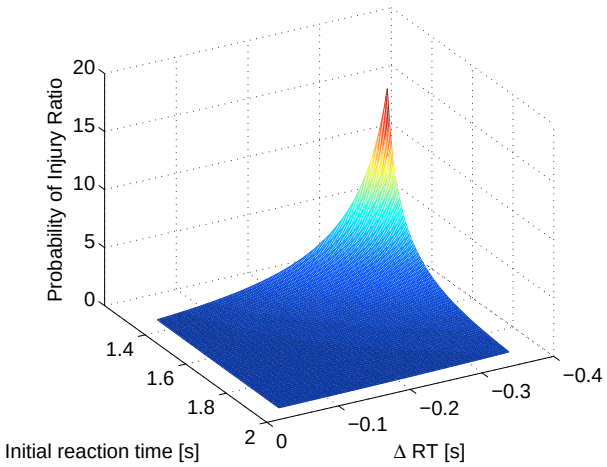


FIGURE 4.36 – Surface 3D du ratio de probabilité de décès en fonction du temps de réaction initial et du décrément de temps de réaction ΔRT calculé par la loi de Piéron.

$$\Delta RT = R_{T_2} - R_{T_1} = -\alpha_p i_0^{-\frac{1}{3}} (1 - 1/e) \tag{4.56}$$

Ayant estimé ΔRT, nous estimons le gain de sécurité en calculant le rapport de probabilité d'être tué avec et sans le système en utilisant des statistiques de crash-test, comme proposé dans la thèse de Romain Gallen [37] :

$$\Delta PI = \frac{PI_1}{PI_2} = \frac{1 - e^{-\frac{V_2 - b}{c}}}{1 - e^{-\frac{V_1 - b}{c}}} \tag{4.57}$$

Pour illustrer cette formule, nous avons tracé l'exemple de deux trajectoires sur la Figure 4.35, une avec le système et l'autre sans. Nous avons fixé $V_0 = 40m.s^{-1}$, $\mu = 0,8$, $R_T = 1,5$ s, $p = 0$ et $\Delta_{RT} = -200$ ms. C'est un scénario pessimiste car nous avons fixé des valeurs faibles pour R_T et Δ_{R_T}. Sans le système, la collision aurait lieu à 16,6 $m.s^{-1}$. Avec le système, la collision aurait lieu à 12,7 $m.s^{-1}$. Cela signifie que la probabilité d'être tué dans ce scénario pessimiste serait divisée par deux grâce à un ΔRT de seulement 0,2 s. Pour illustrer les bénéfices d'un tel système, nous traçons ΔPI en fonction de ΔR_T. Dans notre scénario, deux paramètres ne peuvent être fixés : la constante α_p de la loi de Piéron et le temps de réaction initial RT. En effet, ils dépendent fortement du conducteur, en particulier de son âge et de son attention qui peuvent affecter le temps de réaction d'un facteur 2. Nous avons donc tracé une surface, où nous faisons varier α_p de 10^{-2} à 2.10^{-1} et RT de 1,4 à 2 secondes. Comme on peut le voir sur la Figure 4.36, le rapport des probabilités varie de 1 à 16. Elle montre une forme hyperbolique de l'effet du FVES.

4.4.2.3 Synthèse

Pouvoir expérimenter et évaluer un tel système FVES constitue une perspective de mes travaux dans ce domaine. En effet, un tel système recouvre l'ensemble des travaux présentés dans ce chapitre, à savoir éclairage adaptatif, perception des feux de véhicule, restauration du contraste, détection d'obstacles. Une perspective encore plus grande serait de pouvoir réaliser ce FVES à l'aide de techniques d'imagerie active qui permettent de percevoir à travers le brouillard, ce qui amplifierait encore les effets du système. De tels travaux sont menés au sein d'Ifsttar par Frédéric Taillade [301]. Il serait pertinent d'effectuer un rapprochement entre ces travaux.

Chapitre 5

Les systèmes coopératifs

La présence d'une zone de visibilité réduite sur un réseau routier (épais brouillard, pluie forte, etc.) affecte la sécurité de celui-ci. Dans une telle situation, le code de la route prévoit un abaissement de la limite de vitesse autorisée. Par exemple en France, une limitation de la vitesse à 50 kilomètres par heure est prescrite à chaque fois que la distance de visibilité est inférieure à 50 m. Malheureusement, les centres météorologiques ne sont pas en mesure d'observer avec précision les zones de visibilité réduite car le brouillard est un phénomène très local. Pour atteindre cet objectif, les opérateurs routiers équipent parfois leurs réseaux de capteurs optiques dédiés. Si ceux-ci sont situés dans des endroits où le brouillard est récurrent [263], ces capteurs routiers peuvent fournir des informations susceptibles d'être communiquées à des véhicules ou affichées à l'aide de panneaux à message variable. Malheureusement, ces capteurs sont coûteux et sont sensibles à l'hétérogénéité du brouillard à cause d'une trop petite taille du volume de mesure [11]. Pour améliorer la détection du brouillard, les approches à base de caméra sont en cours de développement car c'est devenu une technologie très répandue et bas coût [188, 225, 226, 63, 250]. On peut attendre une bonne précision de tels capteurs vidéos fixes, celle-ci étant fonction de la résolution et de la configuration de la caméra. Inversement, leur couverture spatiale est limitée au champ de vue du capteur.

Une autre approche consiste à utiliser les capteurs qui équipent les véhicules, comme ceux que nous avons présentés dans le chapitre précédent. La qualité de l'information apportée par de tels dispositifs est inférieure mais leur couverture spatiale est plus importante. On voit l'avantage à fusionner les capteurs de bord de route avec les capteurs embarqués pour obtenir une vue étendue et précise de la visibilité météorologique.

En l'occurrence, le développement récent des systèmes temps-réel d'échange de données entre les véhicules et l'infrastructure rend possible un tel procédé de fusion de données. Le projet SAFESPOT a développé une architecture de système fondée sur les communications véhicule-véhicule et véhicule-infrastructure. En particulier, le projet a développé une carte locale dynamique (LDM) permettant de stocker les sorties de différents capteurs dans une base de données spatio-temporelle et de concevoir des algorithmes de fusion de données de haut niveau [172].

En se fondant sur la norme NF-P-99-320 sur la météorologie routière [166], nous présentons dans ce chapitre un système de détection et de caractérisation par caméra de conditions météorologiques critiques pour la sécurité routière. Le système proposé estime non seulement la distance de visibilité mais détecte également que la réduction de la visibilité est causée par du brouillard ou de la pluie, à la différence des méthodes existantes dans la littérature. Il nécessite uniquement un calibrage géométrique précis de

la caméra sans phase d'apprentissage préalable. Une architecture de fusion de données à deux niveaux est présentée. Le premier niveau fusionne les différents capteurs d'une unité de bord de voie de façon à construire un indicateur unique de la visibilité. Le deuxième niveau consiste à fusionner cet indicateur avec les données en provenance des véhicules traceurs présents sur la zone de couverture de l'unité de bord de voies. Une fois la visibilité estimée, celle-ci est utilisée pour déclencher des actionneurs sur l'infrastructure, avertir les conducteurs en cas de danger ou encore leur conseiller des vitesses adaptées aux conditions météorologiques.

5.1 Le projet intégré SAFESPOT

5.1.1 Description générale

En combinant les données issues de capteurs placés dans les véhicules avec celles issues de capteurs placés en bord de voies, le projet Européen SAFESPOT visait à prévenir plus en avance l'occurrence d'accidents par l'utilisation des communications véhicule à véhicule et véhicule infrastructure [185]. L'alerte du conducteur et l'adaptation de la vitesse préconisée dans le véhicule en présence de conditions météorologiques dégradées détectées par l'infrastructure font partie des scénarios testés par le projet.

5.1.2 La plate-forme bord de voies SAFESPOT - RSU

Les principales fonctions de l'unité de bord de voies SAFESPOT sont l'acquisition, le traitement et le stockage de données. Les sources de données sont d'origine multiple. Les plus importantes sont les capteurs bords de voies mais aussi les véhicules SAFESPOT. Pour améliorer la qualité des données issues de ces différentes sources, l'unité de bord de voies effectue trois niveaux de traitement. Le "Data receiver" transforme les données brutes en information utiles pour la fusion de données. L'"Object Refinement" fusionne les données de différentes sources pour améliorer la confiance sur la détection d'objets mobiles, étendre la connaissance associée à ces objets et les localiser par l'emploi d'algorithmes de map-matching. Le "Situation Refinement" est quant à lui responsable de la fusion concernant des évènements tels qu'une congestion, des conditions météorologiques dégradées, etc. Le tout est stocké dans une carte locale dynamique (LDM) qui a vocation à être interrogée par les applications. Une vue d'ensemble de la plate-forme est proposée en Figure 5.1.

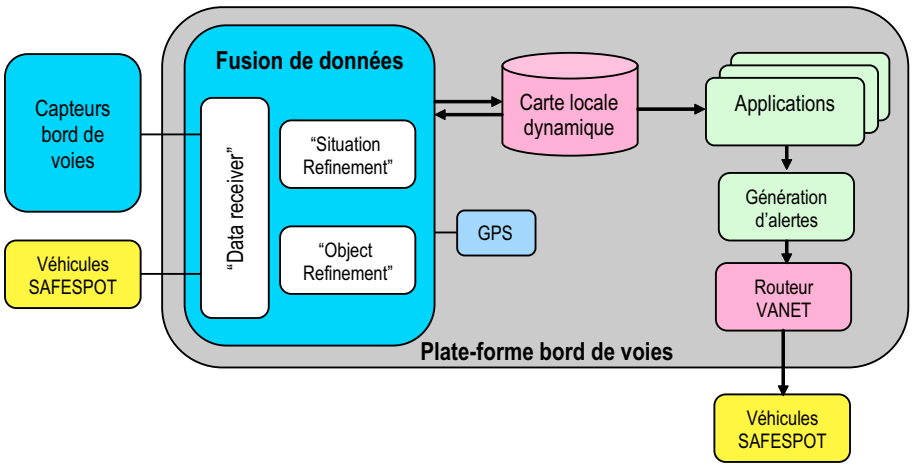


FIGURE 5.1 – Vue d'ensemble de la plate-forme bord de voies spécifiée par SAFESPOT.

5.2 Un capteur temps présent fondé sur une caméra bord de voie

Aujourd'hui, les capteurs de brouillard et de pluie sont des capteurs équipés de dispositifs électro-optiques dédiés qui restent coûteux. En outre, les capteurs de brouillard existants ont des problèmes de fiabilité en cas de brouillard dense ou hétérogène. En comparaison, un logiciel de traitement d'images peut être facilement ajouté à un système existant de vidéo surveillance du trafic routier. De cette façon, le gestionnaire routier n'a pas de matériel supplémentaire à installer et à maintenir sur le bord de la route. Dans le cas d'une installation nouvelle, multiplier les fonctions supportées par les caméras permet d'en réduire les coûts d'installation et de maintenance puisque les bénéfices sont supérieurs. Pour ces raisons, nous avons choisi de développer un capteur de visibilité routière en nous fondant sur l'utilisation de caméras.

5.2.1 Les requis d'un capteur de visibilité routière

La visibilité offerte à un usager en un point d'une infrastructure routière dépend à la fois de la géométrie de celle-ci, de ses propriétés photométriques, de l'éclairage et des conditions météorologiques. Selon [166], la visibilité routière est définie comme la visibilité horizontale déterminée à 1,2 m au-dessus de la chaussée. Elle peut être réduite à moins de 400 m par le brouillard ou les précipitations. Quatre classes de visibilité sont définies et détaillées dans le Tableau 5.1. Sur la base de ces définitions, un capteur de visibilité routière se doit d'affecter la distance de visibilité dans l'une de ces quatre classes et de détecter l'origine de la réduction de visibilité.

Index de la classe de visibilité	Distance de visibilité horizontale (m)
1	200 à 400
2	100 à 200
3	50 à 100
4	< 50

TABLE 5.1 – Classes de visibilité routière définie dans NF-P-99-320 [166].

5.2.2 Principe général de fonctionnement

Communément, les systèmes de vidéosurveillance du trafic se fondent sur des méthodes de modélisation de l'arrière-plan de la scène, où chaque image est comparée à une référence pour identifier les objets en mouvement. A cause des changements d'illumination ou des changements à «long terme» dans la scène, il est nécessaire d'actualiser constamment ce modèle d'arrière-plan. Généralement, les constantes de temps sont choisies à une valeur proche du temps que nécessite un objet mobile pour traverser la scène. Selon la nature micro-physique des conditions météorologiques, celles-ci ont des dynamiques temporelles différentes. Le brouillard est généralement considéré comme un phénomène relativement stable, alors que la pluie ou la neige sont des phénomènes à la dynamique temporelle plus élevée. Sur la base de ces considérations, nous avons choisi de nous appuyer sur un algorithme de séparation arrière-plan et avant-plan. L'arrière-plan peut ainsi être utilisé pour détecter et estimer la densité de brouillard alors que l'avant-plan, en plus de servir à détecter les objets mobiles dans la scène, est utilisé pour détecter la présence de pluie ou de neige. Dans la suite du document, nous détaillons les différents algorithmes de traitement d'images développés pour ce faire.

5.3 Détection et caractérisation du brouillard routier

Différentes méthodes d'estimation de la visibilité par caméra ont été développées dans le domaine des transports. [188] détermine le contour le plus haut dans une région d'intérêt comprenant la route et présentant un contraste supérieur 5 % à l'aide d'une transformée en ondelettes. Toutefois, la présence d'objets verticaux, comme un camion, dans leur région d'intérêt biaise les mesures. De même, le fait que la précision de leur méthode dépende fortement des caractéristiques de la caméra est omis dans l'article. Un système assez similaire est proposé par [318]. [247] a effectué des tests en utilisant des cibles à distance fixe. Cependant, le déploiement de telles cibles à chaque emplacement de caméra serait coûteux. [225] a proposé un estimateur dans le domaine fréquentiel qui se compare favorablement à la visibilité estimée par des observateurs humains. D'autres méthodes sont davantage dédiées à l'observation météorologique. [226] a ainsi proposé un algorithme qui détecte les contours naturels dans l'image (l'horizon, les lignes d'arbres, routes, bâtiments) et effectue une comparaison de chaque image avec une image composite historique. Toutefois, [226, 225] ne tiennent pas compte de la structure 3-D de la scène pour estimer la visibilité, ce qui rend leurs méthodes sensibles à la présence d'objets verticaux dans la scène. En outre, les différentes méthodes ne détectent pas la cause de la réduction de la visibilité. Contrairement à [226, 225], notre approche prend en compte la structure 3-D de la scène par la détection de l'espace roulable. Contrairement à [188], les objets en mouvement dans la région d'intérêt sont filtrés à l'aide d'une soustraction d'arrière-plan et la précision du système est étudiée vis-à-vis des caractéristiques de la caméra employée. Dans la littérature traitant de la vidéosurveillance, la détection de brouillard n'est pas abordée explicitement. Elle se fait davantage en choisissant un seuil sur la distance de visibilité. Dans le domaine de la météorologie routière, un seuil de 400 m est généralement choisi [166]. Dans le domaine de la météorologie un seuil de 1000 m lui est préféré. Afin de disposer d'une méthode de détection du brouillard routier par caméra fixe, nous proposons d'adapter la méthode dédiée aux aides à la conduite présentée dans le chapitre 4.

5.3.1 Principe de détection

5.3.1.1 Estimation de la visibilité routière

Pour estimer la classe de visibilité routière, nous proposons, à l'instar des méthodes existantes [188, 318], d'estimer la distance à l'objet visible le plus éloigné appartenant à la surface de la route. Pour estimer si un objet est visible, nous appliquons un algorithme de calcul du contraste local, fondé sur la technique de segmentation de Köhler et détaillé dans [15], en lui appliquant un seuil inférieur ou égal à 5 %. La carte de contraste obtenue contient alors les objets visibles dans la scène routière filmée par

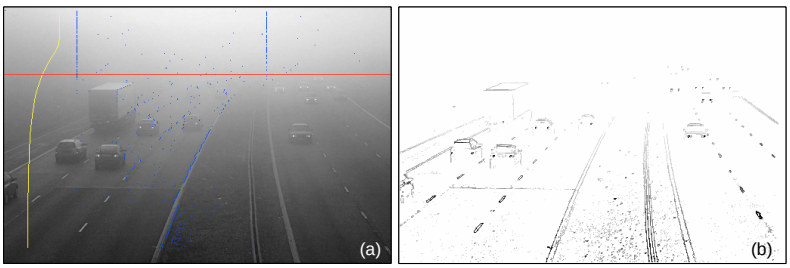


FIGURE 5.2 – Algorithmes de détection appliqués à une scène routière par temps de brouillard : (a) la courbe jaune verticale représente l'instantiation de la loi de Koschmieder. la ligne rouge horizontale représente l'estimation de la distance de visibilité. Les segments verticaux bleus représentent les limites de la bande verticale analysée ; (b) carte des contrastes locaux de plus de 5 %.

la caméra. En supposant une route plane, le long d'une ligne de haut en bas de la carte des contrastes locaux, les objets rencontrés se rapprochent de la caméra. Par conséquent, l'algorithme consiste à trouver le point culminant de la carte de contraste ayant un contraste local de plus de 5 %. v_c désigne la ligne image correspondante. La distance de ce point peut alors être estimé en utilisant (5.8), ce qui permet d'estimer la visibilité mobilisée V_{mob} :

$$V_{mob} = \frac{\lambda}{v_c - v_h} \tag{5.1}$$

où v_h désigne la ligne image correspondant à l'horizon et λ désigne un paramètre de la caméra (cf. section 5.3.3). Cependant, l'image peut également contenir des objets verticaux, qui ne respectent donc pas l'hypothèse monde plan et mettent en défaut la méthode. C'est le cas dans la Figure 5.2b, où les phares du véhicule sont détectés plus haut dans l'image que les éléments à la même distance appartenant à la surface de la route. Une autre étape est donc nécessaire pour filtrer les objets verticaux et estimer correctement la distance de visibilité.

5.3.1.2 Détection du brouillard diurne

Pour détecter le brouillard diurne, il nous faut détecter la présence d'un point d'inflexion (voir section 4.1.1) à la surface de la route présente du pied de la caméra à l'horizon. Celle-ci est identifiée grâce au processus de croissance de région en choisissant des germes situés en bas de l'image. Une bande verticale est alors sélectionnée dans la zone détectée. Enfin, en prenant l'intensité médiane de chaque ligne, on estime la variation verticale de l'intensité de l'image et par la suite la position v_i du point d'inflexion. La visibilité météorologique s'exprime alors par :

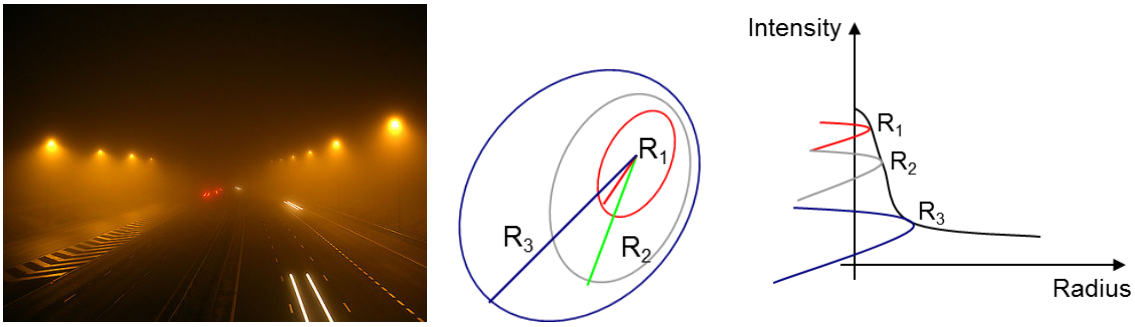
$$V_{met} = \frac{3\lambda}{2(v_i - v_h)} \tag{5.2}$$

Un exemple de résultat est illustré sur la Figure 5.2a. Même s'il y a de nombreux véhicules dans l'image originale, la méthode est capable de les contourner et de détecter la présence de brouillard, ainsi que d'estimer sa densité. Néanmoins, l'utilisation de l'image d'arrière-plan permet de faciliter le travail de l'algorithme et surtout permet de stabiliser ses sorties. Un exemple de réalisation est présenté sur la Figure 5.13e.

5.3.1.3 Détection du brouillard nocturne

La présence de brouillard nocturne sur autoroute peut être détectée en s'appuyant sur la présence de halos autour des sources lumineuses d'éclairage public. A l'instar de la méthode dédiée aux aides à la conduite, le rapport de la hauteur sur largeur à mi-hauteur Br_{50} de la décroissance des halos peut permettre de détecter la présence du brouillard. Néanmoins, nous avons proposé une autre approche tirant partie du fait que la caméra est fixe et donc que la profondeur relative des sources peut être connue *a priori*. En revanche, la méthode d'extraction du profil d'intensité des halos est relativement similaire.

Tout d'abord, des ellipses sont ajustées le long des lignes de niveau de l'image [215] et le profil du halo est estimé le long de l'axe principal de l'ellipse à chaque niveau. Ce principe est présenté en Figure 5.3. En l'absence de brouillard, les profils de halo sont abrupts à la fois sur les sources lumineuses proches et éloignées. En présence de brouillard, les profils de halo sont moins pentus sur les sources lumineuses proches et abrupts sur les sources lumineuses distantes à cause de l'extinction. Nous proposons donc un nouveau descripteur du brouillard nocturne qui est le rapport entre l'aire du halo le plus proche et l'aire du halo le plus éloigné. Si l'on note $I_{h_i}(R)$ le profil du halo i, fonction du rayon R, notre caractéristique



(a) (b) (c)

FIGURE 5.3 – Détection du brouillard nocturne. (a) Brouillard nocturne sur autoroute éclairée. On remarque la présence des halos autour des sources lumineuses d'éclairage public. (b) Principe d'ajustement des ellipses sur les halos. (c) Extraction du profil d'intensité des halos.

F peut s'écrire :

$$F = \frac{\int I_{h_1}(R)\mathrm{d}R}{\int I_{h_2}(R)\mathrm{d}R} \tag{5.3}$$

Ainsi, plus F est grand, plus le brouillard est dense.

5.3.2 Séparation avant-plan et arrière-plan

Comme on vient de la voir, les méthodes d'estimation de la visibilité et de détection du brouillard diurne ont besoin de la surface de la route pour fonctionner correctement. Grâce aux méthodes de séparation avant-plan et arrière-plan, il est possible de détecter les objets en mouvement, à savoir l'avant-plan, dans des séquences vidéos en soustrayant l'arrière-plan à chaque nouvelle image. Dans notre application, l'arrière-plan est utilisé pour calculer la distance de visibilité et l'avant-plan pour déterminer l'espace roulable. La forme la plus simple de modélisation de l'arrière-plan consiste à effectuer une moyenne temporelle des images. Cette méthode souffre de nombreux problèmes et nécessite une période d'initialisation en l'absence d'objets mobiles. En outre, l'approche ne peut pas faire face aux changements progressifs d'illumination de la scène. En raison de changements d'illumination et de changements à «long terme» au sein de la scène, il est nécessaire de constamment réestimer le modèle d'arrière-plan. Beaucoup de méthodes de modélisation d'arrière-plan ont été proposées pour estimer ces signaux lentement variables. Une comparaison des différentes méthodes est proposée dans [196]. Une des meilleures méthodes a été proposée par Grimson [294] et utilise une mixture de Gaussiennes (MoG) par pixel. Nous proposons d'utiliser la méthode proposée dans [239] dérivée de [294]. Dans cette méthode, chaque pixel de la scène est modélisé par un mélange de K distributions Gaussiennes. La probabilité qu'un pixel ait une valeur X_t au temps t peut être écrite comme :

$$P(X_t) = \sum_{k=1}^{K} \omega_k \mathcal{N}(X_t|\mu_{k,t}, \sigma_{k,t}) \tag{5.4}$$

où ω_k est le poids de la k^{ième} composante Gaussienne notée $\mathcal{N}(X|\mu_k, \sigma_k)$ et qui s'exprime par :

$$\mathcal{N}(X|\mu_k, \sigma_k) \quad = \quad \frac{1}{\sigma_k\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}\sigma_k^{-2}(X-\mu_k)^2} \tag{5.5}$$

où μ_k est la moyenne et σ_k est l'écart-type de la $k^{\text{ième}}$ distribution. Les K distributions sont ordonnées selon leur finesse $\frac{\omega_k}{\sigma_k}$ et les B premières distributions sont utilisées comme modèle d'arrière-plan de la scène. B est estimé par :

$$B = \underset{b}{\operatorname{argmin}} \left(\sum_{j=1}^{b} \omega_j > T \right) \tag{5.6}$$

Le seuil T est la fraction minimale du modèle de base. En d'autres termes, il est la probabilité minimale *a priori* d'observer un pixel d'arrière-plan. La soustraction d'arrière-plan est effectuée par le marquage comme avant-plan de tout pixel qui est plus de 2,5 écarts-types éloigné de l'une des B distributions. Les différentes composantes Gaussiennes sont mises à jour grâce aux équations suivantes :

$$\begin{aligned}
\omega_{k,t} &= (1-\gamma_1)\omega_{k,t-1} + \gamma_1(M_{k,t}) \\
\mu_{k,t} &= (1-\rho)\mu_{k,t-1} + \rho X_t \\
\sigma^2_{k,t} &= (1-\rho)\sigma^2_{k,t-1} + \rho\big(X_t - \mu_{k,t}\big)^2 \\
\rho &= \gamma_1 \mathcal{N}(X_t|\mu_{k,t}, \sigma_{k,t}) \\
(M_{k,t}) &= \begin{cases} 1; \text{si } \omega_k \text{ est la première composante à correspondre} \\ 0; \text{sinon} \end{cases}
\end{aligned} \tag{5.7}$$

où ω_k est le poids de la k^{ième} composante Gaussienne. $\frac{1}{\gamma_1}$ définit la constante de temps qui détermine le changement. Seuls deux paramètres, γ_1 et T doivent être réglés. Même si des résultats récents tendent à démontrer que de nouvelles méthodes sont plus performantes [206], ce modèle d'arrière plan donne satisfaction. Cependant, rien n'interdit de substituer à ce modèle une autre méthode. Des exemples de réalisation sont présentés sur la Figure 5.4, ainsi que les Figures 5.13.

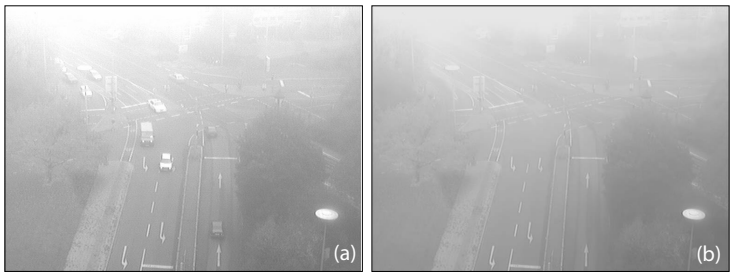


FIGURE 5.4 – Illustration du calcul d'un modèle d'arrière-plan : (a) échantillon d'une séquence vidéo de 14 secondes acquise par temps de brouillard ; (b) modèle d'arrière-plan résultant qui inclut le voile lumineux causé par le brouillard.

5.3.3 Modélisation de la caméra

La Figure 5.5 montre la modélisation d'une caméra dans un environnement routier. C'est la même que celle utilisée dans le chapitre 4. Dans le plan image, la position d'un pixel est donnée par ses coordonnées (u, v). Les coordonnées du centre optique de l'image sont désignées par (u_0, v_0). θ est l'angle de tangage de la caméra, tandis que v_h représente la position verticale de la ligne d'horizon. Les paramètres intrinsèques de la caméra sont sa longueur focale f et la taille t_p d'un pixel. Nous avons également fait usage ici de $\alpha = \frac{f}{t_p}$. Sur la base de [13], en supposant que la route est localement plane, la distance d peut être exprimée par :

$$d = \frac{\lambda}{(v - v_h)} \text{ si } v > v_h \tag{5.8}$$

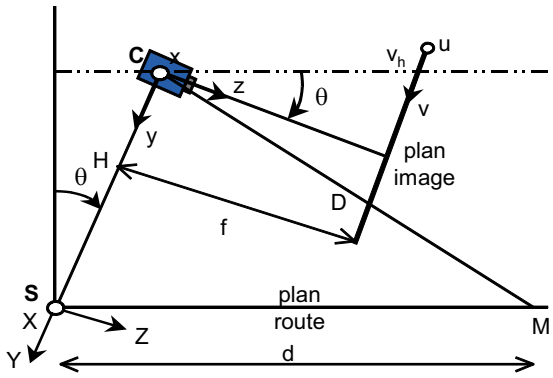


FIGURE 5.5 – Modélisation de la caméra dans l'environnement routier. v_h : ligne de l'image correspondant à la ligne d'horizon dans l'image.

où $\lambda = \frac{H\alpha}{\cos\theta}$ et $v_h = v_0 - \alpha\tan(\theta)$. Nous introduisons maintenant une nouvelle grandeur qui exprime la relation entre la distance d au sol et la distance D provenant du même point M à la caméra est la suivante :

$$D = \sqrt{H^2\cos^2\theta + (d - H\sin\theta)^2} \tag{5.9}$$

5.3.4 Spécification et calibrage de la caméra

La caméra qui va alimenter les algorithmes de détection doit maintenant être précisée. Dans ce but, ses paramètres intrinsèques et extrinsèques doivent être choisis. Par la suite, la caméra doit être calibrée et les hypothèses qui ont été faites pour mettre au point les méthodes d'estimation doivent être vérifiées.

5.3.4.1 Spécification de la caméra

Grâce à (5.8), la surface couverte par un pixel à la distance d peut être calculée :

$$\Delta(d) = \frac{\lambda}{\lfloor v_h + \frac{\lambda}{d}\rfloor - v_h} - \frac{\lambda}{\lceil v_h + \frac{\lambda}{d}\rceil - v_h} \tag{5.10}$$

où $\lfloor x\rfloor$ désigne la partie entière de x et $\lceil x\rceil$ l'entier supérieur ou égal à x. Nous proposons que cette surface représente moins de 10 % de d_{max} :

$$\Delta(d_{max}) < 0,1d_{max} \tag{5.11}$$

Deuxièmement, le système doit détecter le brouillard. Pour cela, la ligne d'horizon doit être dans l'image. Troisièmement, le système doit pouvoir détecter des visibilités inférieures à d_{min}. Pour fonctionner correctement, l'emplacement correspondant du point d'inflexion doit se situer dans la partie supérieure de l'image, c'est à dire v_i doit être inférieure à v_0. Par conséquent, les contraintes supplémentaires sur le capteur sont les suivantes :

$$v_h > 0 \tag{5.12}$$

$$v_h + \frac{3\lambda}{d_{min}} < v_0 \tag{5.13}$$

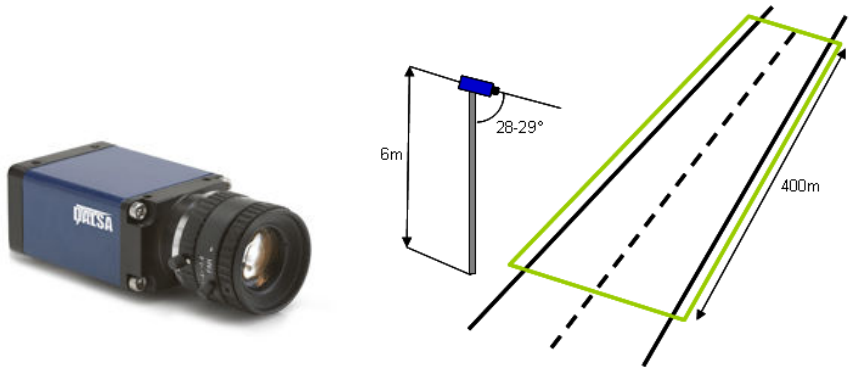
Des contraintes (5.12) et (5.13), l'inéquation suivante par rapport à θ est obtenue :

$$\sin^{-1}\left(\frac{H}{3d_{min}}\right) < \theta < \tan^{-1}\left(\frac{v_0}{\alpha}\right) \tag{5.14}$$

D (pouce)	1/3	2/3	1/2
H (m)	5-6	5-6	6
f (mm)	4,2	4,8	4,5
t_p (μm)	4,65	6,45	4,65
$dim_y(pix)$	1040	1024	1360
θ (degrés)	31-38	29-64	28-29
$\chi = \frac{f}{t_p \cos(\theta)}$	1023	851	1096

TABLE 5.2 – Solutions techniques

Les solutions admissibles de (5.14) peuvent alors être utilisées pour résoudre (5.11). Selon les requis énoncés dans le paragraphe 5.2.1, le système doit pouvoir détecter des visibilités comprises entre 50 m et 400 m, ce qui signifie $d_{min} \leq 50$ m et $d_{max} \geq 400$ m. Des solutions techniques sont données dans le Tableau 5.2. Pour choisir entre les différentes solutions, nous avons calculé le paramètre noté χ qui exprime le grossissement de la caméra par rapport à son angle de tangage. Nous avons acquis une caméra correspondant à la troisième solution du Tableau 5.2, i.e. la camera DALSA GENIE-M 1400 (Figure 5.6a). La configuration de référence de cette camera est schématisée sur la Figure 5.6b. Grâce à ces données techniques, nous sommes en mesure de calculer (5.9) et de tracer la Figure 5.7 qui exprime l'erreur relative entre la distance au sol et la distance réelle entre un point de la scène et la caméra. Sur la base de cette courbe, compte tenu que les deux distances sont très proches au-delà de 50 m, nous pouvons considérer que $D \approx d$. Ce résultat est important dans le cas du brouillard car l'atmosphère n'est pas transparente et le brouillard fausse le contraste apparent des objets vus en projection perspective. En revanche, dans le cas où l'atmosphère est transparente, ce résultat importe peu.



(a) (b)

FIGURE 5.6 – Caméra spécifiée : (a) DALSA GENIE-M 1400 ; (b) configuration de référence de la camera spécifiée.

5.3.4.2 Calibrage de la caméra

Calibrage géométrique Dans le paragraphe précédent, la caméra a été supposée parfaite. Une première tâche consiste donc à vérifier si la caméra respecte les hypothèses énoncées précédemment et d'estimer ses différents paramètres. Tout d'abord, une caméra présente habituellement une distorsion importante de l'objectif, notamment dans le cas d'une courte focale comme la notre. Dans le modèle suivant, les deux premiers termes de distorsion radiale sont considérés. Soit (u, v) les coordonnées du pixel idéal (non observables dans l'image) et $(\breve{u}, \breve{v})$ les coordonnées réelles du même pixel dans l'image

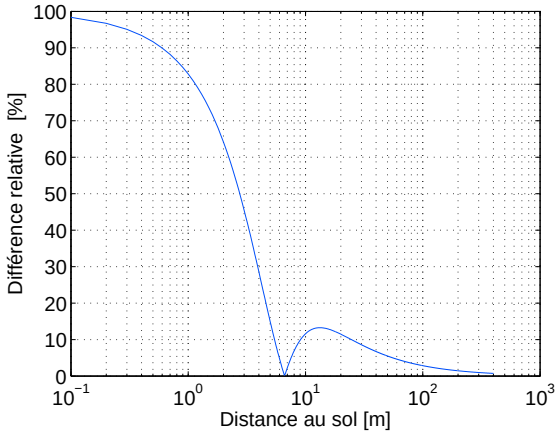


FIGURE 5.7 – Erreur relative théorique entre la distance sur le terrain et la distance réelle entre un point de scène et la caméra.

observée. Ces points sont la projection idéale de points de la scène à l'aide du modèle sténopé. De même, (x, y) et $(\breve{x}, \breve{y})$ sont les coordonnées idéales (sans distorsion) et réelle (déformées) en coordonnées images normalisées. Nous avons :

$$\begin{aligned} \breve{x} &= x + x\big[k_1(x^2+y^2) + k_2(x^2+y^2)^2\big] \\ \breve{y} &= y + y\big[k_1(x^2+y^2) + k_2(x^2+y^2)^2\big] \end{aligned} \tag{5.15}$$

où k_1 et k_2 sont les coefficients de la distorsion radiale. Le centre de la distorsion radiale est le même que le principal point (u_0, v_0). De $\breve{u} = u_0 + \alpha\breve{x} + c\breve{y}$ et $\breve{v} = v_0 + \beta\breve{y}$, nous avons :

$$\begin{aligned} \breve{u} &= u + (u-u_0)\big[k_1(x^2+y^2) + k_2(x^2+y^2)^2\big] \\ \breve{v} &= v + (v-v_0)\big[k_1(x^2+y^2) + k_2(x^2+y^2)^2\big] \end{aligned} \tag{5.16}$$

La procédure classique de calibrage consiste à prendre des images d'un échiquier dans des orientations et des positions différentes. La détection des caractéristiques (généralement les coins) dans les images permet d'estimer les paramètres d'homographie entre le plan de l'échiquier et le plan de l'image, et d'en déduire les paramètres intrinsèques de la caméra (dont les paramètres de distorsion) à l'aide de techniques d'optimisation non-linéaire [317]. Le logiciel CalLab a été utilisé pour effectuer cette procédure [296]. Des exemples de résultats sont présentés sur la Figure 5.8. Ayant les paramètres intrinsèques, les paramètres extrinsèques doivent être estimés. En plus de l'estimation de la position de la ligne d'horizon v_h, une simple estimation de la valeur du paramètre λ permet de calibrer la caméra. Pour effectuer cette étape, connaître la distance réelle $d_1 - d_2$ entre deux points et leurs coordonnées v_1 et v_2 dans l'image s'avère suffisant. En vertu de (5.8), nous sommes en mesure d'obtenir ce qui suit :

$$\lambda = \frac{d_1 - d_2}{\frac{1}{v_1 - v_h} - \frac{1}{v_2 - v_h}} \tag{5.17}$$

Calibrage radiométrique La radiométrie de la caméra doit maintenant être calibrée. La fonction de réponse de la caméra a pour l'instant été supposée linéaire. En utilisant le logiciel RASCAL [270] et différentes images d'une mire GretagMacbeth ColorChecker DC prises avec des temps d'intégration différents, nous avons pu estimer la fonction de réponse de la caméra. Cette fonction est linéaire de

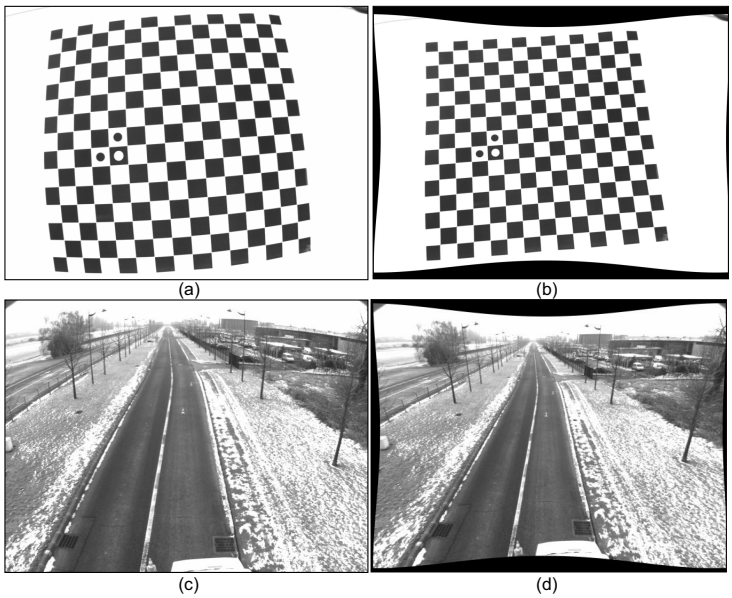


FIGURE 5.8 – Correction de la distorsion radiale de la caméra spécifiée : (a) échiquier original ; (b) échiquier corrigée ; (c) image de la route d'origine ; (d) image de la route corrigée.

sorte que nous pouvons maintenant considérer que l'intensité des pixels peut être assimilée à une luminance. Toutefois, cette caméra est une caméra CCD 8-bit, de sorte que sa dynamique est assez limitée. En outre, elle ne dispose ni d'un connecteur pour auto-iris, ni d'un algorithme d'auto-exposition (AE). Par conséquent, les images produites par cette caméra sont souvent saturées ou sous-exposées dès lors qu'elle est utilisée en milieu extérieur. Pour optimiser la qualité d'image, nous avons développé notre propre algorithme AE comme suit. Celui-ci est composé de deux étapes. Une première étape consiste à calculer le temps d'exposition optimal α^* à l'initialisation du capteur, ce en maximisant l'intégrale de l'histogramme haute dynamique dans les limites de la plage de fonctionnement de la caméra (voir Figure 5.9) :

$$\alpha^* = \underset{\alpha}{\operatorname{argmax}} \int_{L_{min}}^{L_{max}} p(L)\mathrm{d}L \tag{5.18}$$

où $p(L)$ désigne l'histogramme haute dynamique de la scène.

Une deuxième étape consiste à contrôler cette valeur au cours du temps. L'algorithme de commande suivant est utilisé :

$$\begin{cases} \alpha_0 = \alpha^* \\ |\alpha_{t+1} - \alpha_t| = g[I_m(t-1) - I_m(t)]. \end{cases} \tag{5.19}$$

où g est un correcteur proportionnel avec les propriétés suivantes :

$$\begin{aligned} g(0) &= 0 \\ g'(x) &= 0 \\ \lim_{x \to +\infty} g(x) &= ax + b \end{aligned} \tag{5.20}$$

x représente l'écart absolu entre la moyenne de l'image courante et l'image précédente. Ce correcteur est conçu de façon à calculer une correction du temps de pose uniquement dans le cas où cet écart est supérieur à un seuil donné. Une solution pour g ainsi que de plus amples détails sont donnés dans [80]. Le vignettage, quant à lui, n'est pas corrigé car il n'influe que très peu sur l'intensité au centre de l'image, qui est notre principale zone d'intérêt.

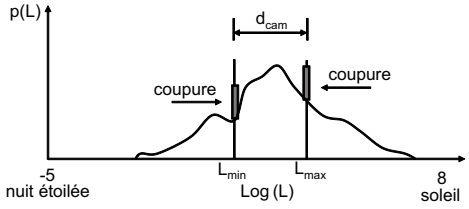


FIGURE 5.9 – Histogramme haute dynamique $p(l)$ d'une scène.

5.3.5 Validation expérimentale

5.3.5.1 Validation qualitative : développement d'un banc de test à échelle réduite

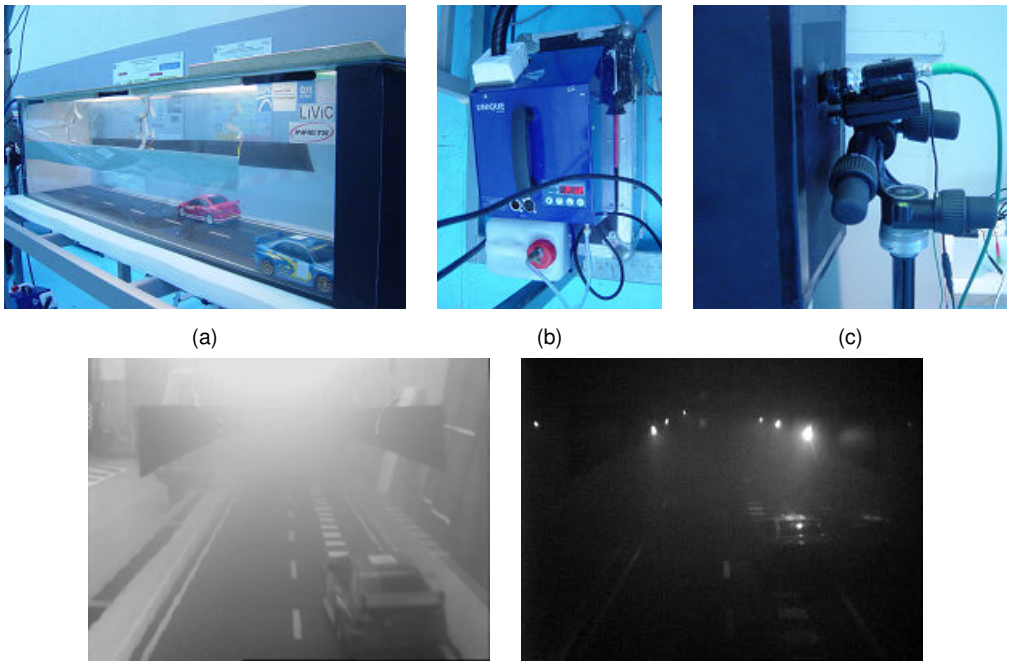


FIGURE 5.10 – Banc de test à échelle réduite : (a) vue du dispositif fondé sur un réservoir en verre ; (b) machine à brouillard ; (c) caméra positionnée à l'extrémité du banc ; (d) exemple d'acquisition lors d'une simulation de brouillard diurne ; (e) exemple d'acquisition lors d'une simulation de brouillard nocturne.

L'acquisition d'images par temps de brouillard constitue la plus grande difficulté dans la validation de nos travaux. Dans un premier temps, nous avons développé un banc de test à échelle réduite pour tester et valider nos algorithmes. Celui-ci, présenté sur la Figure 5.10a est composé d'un réservoir en verre, prêté par le Laboratoire Régional des Ponts et Chaussées d'Angers, dans lequel du brouillard artificiel est injecté à l'aide d'une machine spécifique (voir Figure 5.10b). La caméra est placée à l'extrémité du réservoir. Un capot est placé sur la caméra pour la protéger des réflexions externes (voir Figure 5.10c). Un modèle réduit de route a été reconstitué, y compris les marquages routiers. Deux voitures télécommandées servent à reproduire la présence de trafic. Pour simuler une situation de jour, le réservoir est surmonté d'un toit translucide et deux puissants projecteurs placés au-dessus servent à simuler le soleil. Pour simuler une situation nocturne, des DELs de puissance ont été fixées sur les parois et simulent

des candélabres. Ce dispositif permet d'obtenir des images assez réalistes, comme on peut le voir sur les Figures 5.10de. En plus de servir aux développements et aux tests des systèmes, il a été utilisé comme dispositif pédagogique pendant la Fête de la Science au jardin de Luxembourg en 2006, pendant le congrès Mondial de la Route en 2007 et a fait l'objet d'un reportage au journal télévisé de France 3 lors de la cloture du projet intégré Européen Prevent qui s'est déroulée à Versailles en 2007. Par la suite, nous avons réussi à acquérir des séquences vidéos en situation écologique, à l'exception toutefois de la situation du brouillard nocturne, ce qui a permis de valider quantitativement la plupart des systèmes.

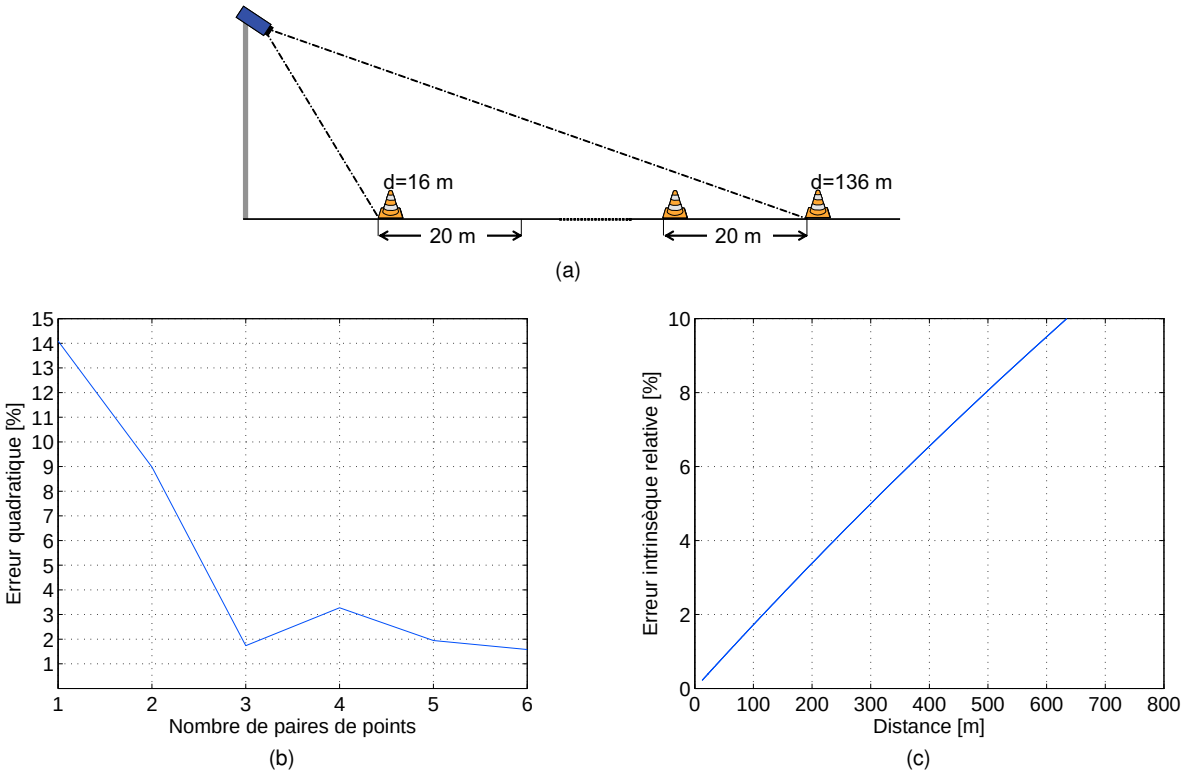


FIGURE 5.11 – Vérification expérimentale des spécifications de la caméra : (a) dispositif expérimental ; (b) erreur quadratique du calibrage par rapport au nombre de paires de points considérés ; (c) erreur intrinsèque théorique sur l'estimation de la distance au sol en raison de la taille en pixels.

5.3.5.2 Estimation de la classe de visibilité routière

Vérification des spécifications de la caméra Tout d'abord, une expérience a été réalisée pour vérifier si nous sommes capables d'atteindre les spécifications avec la caméra retenue. Dans ce but, des cônes ont été placés sur une section plane de route suivant le dispositif expérimental schématisé sur la Figure 5.11a. En utilisant (5.17) et les positions des différents cônes, nous sommes capables de calibrer géométriquement la caméra :

$$(\lambda, v_h) = \underset{n=1..7}{\operatorname{argmin}} \sqrt{\sum_{i=1}^{n} \left(d_i - \frac{\lambda}{v_i - v_h} \right)^2}. \tag{5.21}$$

L'erreur quadratique est tracée sur la Figure 5.11b en fonction du nombre de paires de points pris en compte dans le processus de calibrage. En ne prenant que trois paires de points, soit quatre points sur le

terrain, nous sommes en mesure d'obtenir une erreur quadratique qui est inférieure à 2 % à $d = 136$ m. Cette erreur est en accord avec l'erreur théorique à la même distance représentée sur la Figure 5.11c.

5.3.5.3 Mise en œuvre du système

Le système complet d'acquisition a été installé dans une camionnette équipée d'un mât pneumatique durant l'hiver 2009. Grâce à l'utilisation de ce dispositif, nous avons acquis des séquences d'images en présence de brouillard au lever du jour. Des images issues d'un épisode de brouillard sont présentées sur la Figure 5.12a. La distance de visibilité a été estimée et est représentée sur la Figure 5.12b en fonction du temps. La classe de visibilité routière est déduite et est représentée sur la Figure 5.12c en fonction du temps. Comme on peut le voir, la distance de visibilité augmente ainsi que l'illumination globale de la scène. Le comportement du système est cohérent, sauf vers 10h, lorsque la visibilité redescend en dessous de 400 m. Cela est dû au fait que le temps d'exposition est momentanément trop élevé, ce qui a pour conséquence une surexposition des images et donc des contrastes détériorés. L'algorithme finit par s'adapter et la visibilité augmente à nouveau jusqu'à atteindre sa valeur maximale en absence de brouillard, qui est estimée supérieure à 400 m, ce que l'on souhaitait.

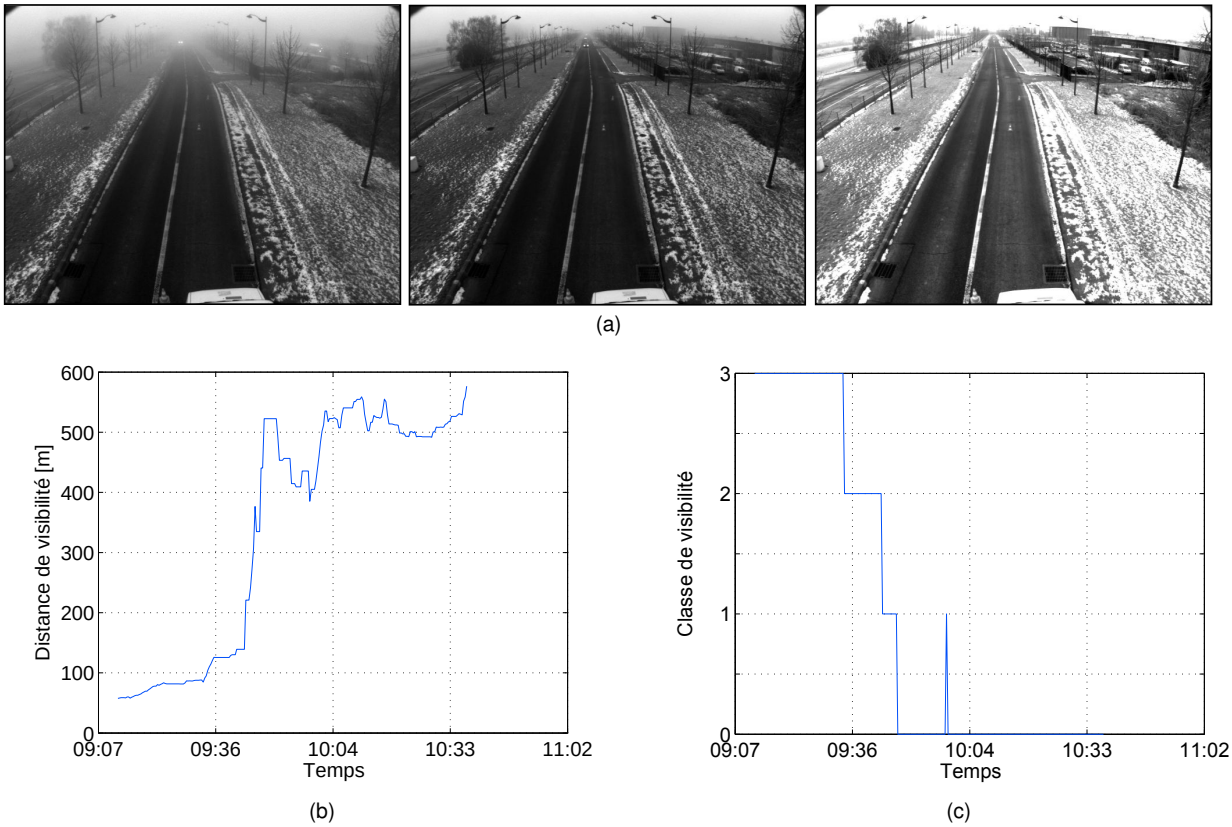


FIGURE 5.12 – Mise en œuvre du système d'acquisition d'images conçu : (a) exemples d'images acquises lors d'un épisode de brouillard ; (b) distance de visibilité estimée pendant cet épisode de brouillard ; (c) classe de visibilité routière correspondante.

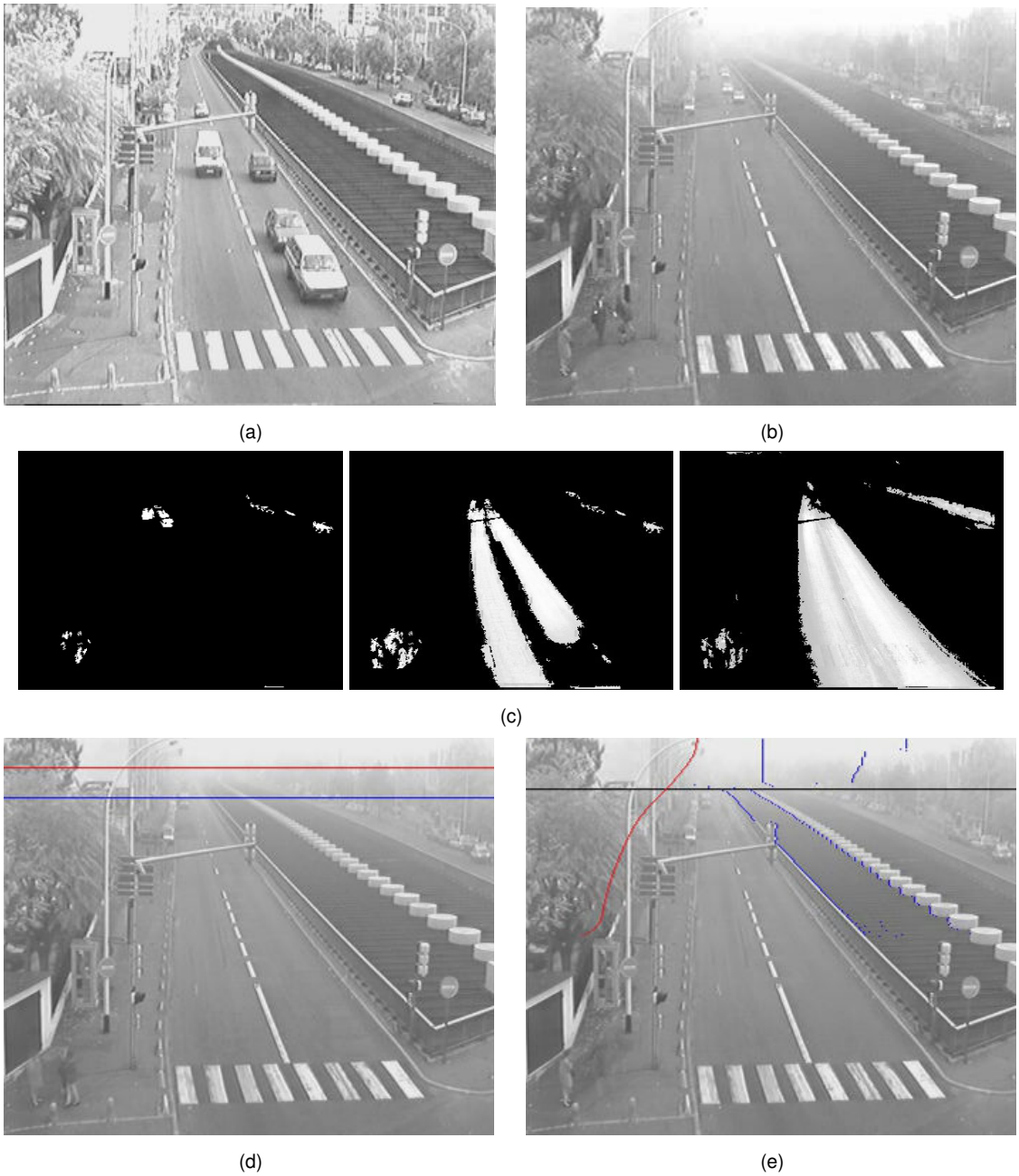


FIGURE 5.13 – Détection du brouillard et estimation de la visibilité par traitement d'images issues d'une caméra de surveillance du trafic urbain : (a) intersection urbaine par beau temps pendant la journée ; (b) même intersection par temps de brouillard ; (c) espace roulable déterminé au fur et à mesure par l'accumulation temporelle de l'image d'avant plan ; (d) ligne d'horizon en rouge et estimation de la distance de visibilité (ligne bleue) ; (e) détection de brouillard (point d'inflexion matérialisé par la ligne noire).

5.3.5.4 Détection du brouillard diurne

Le système comprenant la détection du brouillard et l'estimation de la distance de visibilité a été testé sur une même intersection urbaine par différentes conditions météorologiques. Nous avons utilisé une heure de brouillard et une heure de différentes autres conditions météorologiques de jour (nuageux,

ensoleillé, ombres portées). Des échantillons des séquences vidéo sont présentées sur la Figure 5.13, ainsi que le processus temporel de construction de l'espace roulable. De bons résultats ont été obtenus en terme de détection de brouillard sur ces séquences, même si celles-ci étaient bruitées (les séquences ont été acquises en 1995 et numérisées à partir de cassettes VHS). Les résultats sont résumés dans le Tableau 5.3. On peut voir une précision du système proposé égale à 100 %. La distance de visibilité a également été estimée. Cependant, comme les paramètres de caméra ne sont pas connus, le calibrage est approximatif. Nous ne présentons donc pas de courbe de mesure, contrairement au paragraphe précédent.

		Classe attribuée	
		Brouillard	Sans brouillard
Classe initiale	Brouillard	25 000	0
	Sans brouillard	0	30 000

TABLE 5.3 – Résultat de l'algorithme de détection du brouillard avec 55 000 images.

5.3.5.5 Détection du brouillard nocturne

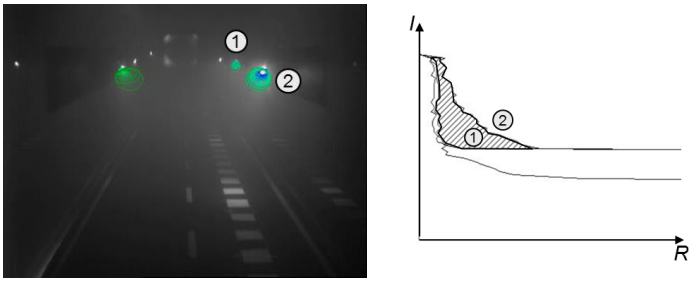


FIGURE 5.14 – Procédé de détection du brouillard nocturne par caméra routière : (a) ajustement d'ellipses sur les halos ; (b) extraction des profils d'intensité le long de ces halos. Les sources et profils correspondant sont numérotés.

La validation expérimentale de notre algorithme de détection du brouillard diurne n'est pas complète. En effet, nous n'avons réussi à acquérir ce type d'images en conditions écologiques. Pour valider les principes, nous nous sommes appuyés d'une part sur l'utilisation du banc expérimental à échelle réduite et d'autre part sur la simulation physique. Sur la Figure 5.14, nous présentons nos résultats obtenus sur le banc de test à échelle réduite. Sur la Figure 5.14b, nous illustrons la détection des sources lumineuses et l'ajustement des ellipses le long des lignes de niveau de l'image. Sur la Figure 5.14b, nous traçons les profils d'intensité le long des halos. Comme attendu, l'aire correspondant au profil de la source lumineuse proche (source n°1) est plus importante que celle associée à la source lumineuse la plus éloignée (source n°2). La différence d'aire est schématisée en gris hachuré. Pour valider cet indicateur, nous nous sommes appuyés sur la simulation et l'utilisation de PROF-LCPC [209], comme nous l'avons déjà fait auparavant. Ainsi, en nous fondant sur [165], nous avons modélisé une scène réaliste d'autoroute équipée d'une installation d'éclairage public. Différentes distances de visibilité météorologiques ont été simulées en correspondance avec les différentes classes de visibilité routière. Des images «tone mappées» linéairement de ces simulations sont présentées en Figure 5.15. Nous avons extrait les profils d'intensité des halos dans ces images. L'indicateur F proposé apparaît corrélé à la densité du brouillard. Le modèle ajusté est exponentiel (Figure 5.16). Cela est certainement en lien avec la loi de Beer-Lambert,

également exponentielle. Cependant, il est difficile de vérifier ce lien compte tenu de la complexité des phénomènes mis en jeu.

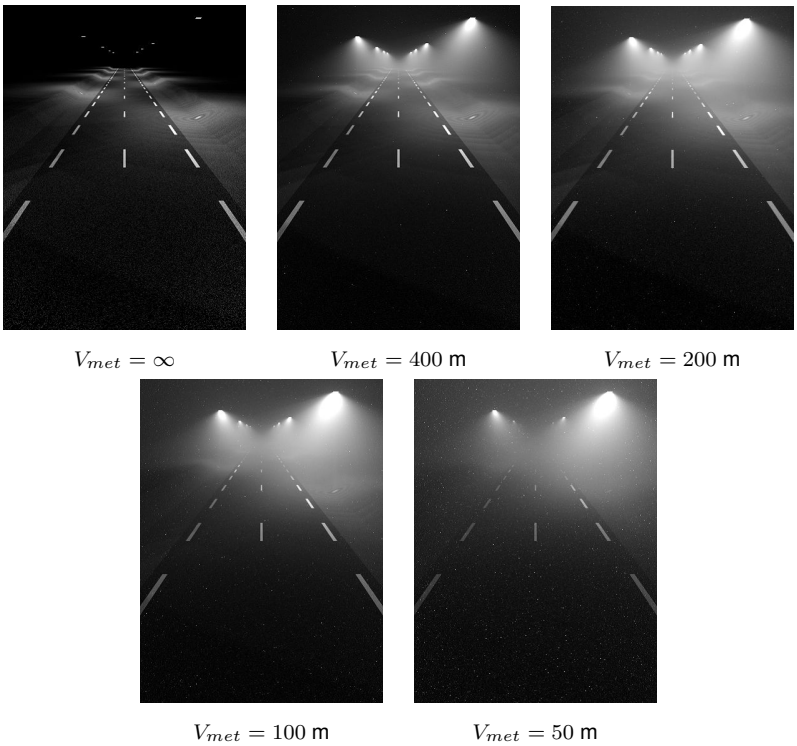


FIGURE 5.15 – Simulation photométrique de l'apparence de nuit d'une autoroute en présence de brouillard.

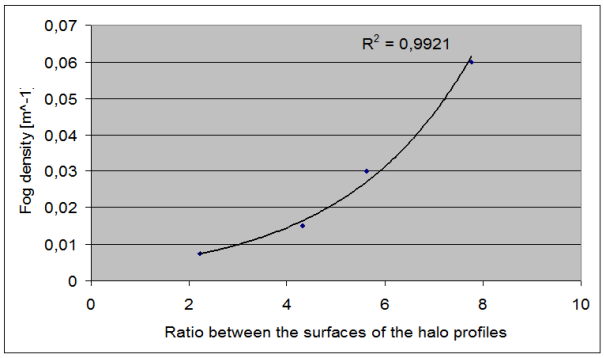


FIGURE 5.16 – Validation du critère de caractérisation du brouillard nocturne.

5.4 Détection et caractérisation de la pluie

La détection de pluie est rarement abordée dans la littérature. Les travaux existants se focalisent davantage sur la segmentation de gouttes de pluie pour des applications de rendu d'images [227, 316, 219, 171]. A cause des critères de détection utilisés, ces méthodes conduisent généralement à une sursegmentation des pixels de pluie. Elles ne peuvent donc pas être utilisées seules pour détecter la présence

de la pluie ou de neige. A cet effet, nous développons une méthode fondée sur des descripteurs locaux robustes, un histogramme global d'orientation des gouttes, ainsi qu'un suivi temporel des paramètres de celui-ci. Nous nous appuyons sur une méthode classique de soustraction d'arrière-plan pour segmenter les pixels potentiels de pluie. Cette façon de procéder peut être vue comme une généralisation de la médiane temporelle proposée dans [227], de l'algorithme temporel de classification testé par [316] et de la contrainte photométrique de [219].

Pour détecter la pluie, les différentes composantes en mouvement dans la scène sont extraites de l'image d'avant-plan. Nous construisons ensuite un histogramme d'orientation de ces différentes composantes (le HOS). Celui-ci est modélisé par la mixture d'une loi uniforme et d'une loi Gaussienne. Un algorithme de maximisation de l'espérance permet ensuite d'en estimer les différents paramètres. A l'aide d'un filtre de Kalman, nous en effectuons un suivi temporel et cherchons la présence d'un éventuel pic stable dans le temps [4]. Voici maintenant le détail de l'algorithme.

5.4.1 Construction et modélisation du HOS

Sur l'image d'avant-plan, deux traitements complémentaires sont appliqués successivement pour segmenter les composantes potentielles de pluie. Le premier traitement consiste à sélectionner les pixels plus clairs que le fond, comme proposé par [219]. Le deuxième, à l'aide d'un algorithme d'étiquetage en composantes connexes, consiste à éliminer les objets ayant une taille trop importante pour correspondre à une goutte de pluie. Une méthode de dimensionnement d'un tel gabarit est également proposée dans [184].

Ensuite, pour chaque région i conservée de l'image d'avant-plan, nous calculons son orientation μ_i à laquelle nous associons un poids w_i et une incertitude $d\mu_i$ liés à ses dimensions en utilisant les moments géométriques d'ordre 0, 1 et 2 [286]. Un histogramme d'orientation $h(\theta)$ pour $\theta \in [0, \pi]$ est alors calculé sur l'ensemble des éléments restant de l'image de premier plan par une technique de type Parzen :

$$h(\theta) = \sum_{i=1}^{P} w_i \mathcal{N}_i(\theta|\theta_i, d\theta_i) \tag{5.22}$$

avec P le nombre de blobs de l'image.

Il arrive souvent que l'image des objets en mouvements soit un mélange de segments de pluie et de bruit. La distribution de l'orientation des segments de pluie, par hypothèse, suit une loi normale alors que la distribution d'orientation du bruit suit une loi uniforme. Un modèle pour représenter l'histogramme h obtenu est donc la mixture d'une loi normale et uniforme notée comme suit :

$$y(\theta) \sim \Pi\mathcal{N}(\theta|\mu, \sigma) + (1 - \Pi)\mathcal{U}_{[0,\pi]}(\theta) \tag{5.23}$$

où θ est un angle dans $[0, \pi]$ et $y(\theta)d\theta$ est la probabilité d'observer $[\theta, \theta + d\theta]$. Π correspond à la surface de la loi Gaussienne $\mathcal{N}(\theta|\mu, \sigma)$ de moyenne μ et d'écart-type σ. $\mathcal{U}_{[0,\pi]}$ désigne la distribution uniforme sur l'intervalle $[0, \pi]$.

Afin d'évaluer les paramètres de ces deux lois, nous utilisons un algorithme de Maximisation de l'Espérance (EM), par exemple [204]. L'algorithme usuel suppose un échantillonnage aléatoire. Ici, l'angle θ est quantifié comme $(\theta_i)_{i=1...N}$ et pour chaque θ_i nous avons y_i échantillons. De fait, nous avons adapté l'algorithme pour prendre en compte que θ est quantifié. L'algorithme est toujours itératif. La k^{ième} étape

d'espérance est donnée par :

$$\hat{z}_i^k = \frac{(1-\hat{\Pi}^{k-1})\mathcal{U}_{[0,\pi]}(\theta_i)}{\hat{\Pi}^{k-1}\mathcal{N}(\theta_i|\hat{\mu}^{k-1},\hat{\sigma}^{k-1}) + (1-\hat{\Pi}^{k-1})\mathcal{U}_{[0,\pi]}(\theta_i)} \tag{5.24}$$

où $i = 1, \ldots, N$. La k^{ième} étape de maximisation est donnée par :

$$\begin{aligned} \hat{\mu}^k &= \frac{\sum_{i=1}^N (1-\hat{z}_i^k)\theta_i y_i}{\sum_{i=1}^N (1-\hat{z}_i^k) y_i} \\ (\hat{\sigma}^k)^2 &= \frac{\sum_{i=1}^N (1-\hat{z}_i^k)(\theta_i-\hat{\mu}^k)^2 y_i}{\sum_{i=1}^N (1-\hat{z}_i^k) y_i} \\ \hat{\Pi}^k &= \frac{\sum_{i=1}^N (1-\hat{z}_i^k) y_i}{\sum_{i=1}^N y_i} \end{aligned} \tag{5.25}$$

Pour initialiser l'algorithme, $\hat{\mu}^0$, $\hat{\sigma}^0$ et $\hat{\Pi}^0$ doivent être approchés. Ils le sont en calculant la valeur de la médiane horizontale de l'histogramme que l'on soustrait à chaque échantillon pour ne garder que la partie supérieure de la loi Gaussienne.

Finalement, après convergence de l'algorithme, on vérifie si la distribution ajustée est en accord avec la distribution observée à l'aide d'un test d'adéquation. Ce test compare la fonction de distribution cumulée de l'histogramme observée $F_o(x)$ avec la distribution cumulée $F_e(x)$ obtenue par l'algorithme EM. La distance maximale entre les fonctions observée et ajustée est calculée comme suit :

$$D = \sup_{x\in[0,\pi]} |F_e(x) - F_o(x)| \tag{5.26}$$

Si cette distance excède une distance seuil D_c, l'ajustement n'est pas bon. Dans le cas contraire, l'image est conservée pour la suite du traitement qui examine la cohérence temporelle du modèle.

5.4.2 Décision sur la présence de pluie

La décision sur la présence ou l'absence de pluie est prise en se fondant sur les images où le modèle est valide, c'est-à-dire les images où le test d'adéquation est positif. Ensuite, si la pluie est présente dans la scène, l'aire de la distribution normale estimée par l'algorithme EM doit rester assez élevée dans le temps. S'il ne pleut pas, l'aire de la distribution normale doit rester faible dans le temps.

Pour chaque image où le test d'adéquation au modèle est positif, un filtre de Kalman [240], utilisé pour calculer un modèle temporellement lissé du HOS, est mis à jour. Si le test est négatif, le filtre n'est pas mis à jour. Ensuite, un seuil sur l'aire de la distribution normale lissée est utilisé pour prendre la décision sur la présence ou l'absence de pluie. Si l'aire est supérieure à un seuil noté $A_{\mathcal{N}}$, la pluie est réputée être présente dans la scène. Si ce n'est pas le cas, on ne détecte pas de pluie. Dans la section 5.3.5, dévolue aux résultats expérimentaux, nous montrons l'effet de chaque étape du processus de décision grâce à une validation expérimentale complète.

Pour évaluer la capacité de l'algorithme à détecter correctement la présence de pluie, nous avons utilisé deux vidéos différentes de la même scène avec et sans pluie. Elles ont été acquises au même endroit et présentent une artère urbaine contenant beaucoup d'objets en mouvement comme des voitures, tramways, piétons, etc. Chaque séquence vidéo est constituée de 6000 images. Un échantillon de la

scène en présence de pluie est présenté sur la Figure 5.19a. Tout d'abord, une évaluation qualitative de la méthode est proposée. Deuxièmement, une évaluation quantitative est ensuite effectuée. Une matrice de confusion [245] ainsi qu'une courbe ROC [299] sont utilisées pour évaluer la méthode. Dans notre cas, pour un problème à deux classes (présence et absence de pluie), la matrice de confusion est exprimée avec quatre termes (Tableau 5.4). TP est le nombre de vrais positifs. FP est le nombre de faux positifs. TN est le nombre de vrais négatifs. FN est le nombre de faux négatifs.

		Classe attribuée	
		Pluie	Pas pluie
Classe initiale	Pluie	TP	FN
	Pas pluie	FP	TN

TABLE 5.4 – Matrice de confusion pour la détection de présence / absence de pluie.

A partir de cette matrice, deux termes sont habituellement définis : le taux de vrais positifs $TPR = \frac{TP}{TP+FN}$ et le taux de faux positifs $FPR = \frac{FP}{FP+TN}$. Les courbes ROC sont obtenues en traçant le TPR en fonction du FPR pour différentes valeurs des paramètres du détecteur considéré. Si les échantillons positifs et négatifs possèdent un effectif du même ordre de grandeur, la précision (AC) du détecteur peut s'exprimer par :

$$AC = \frac{TP + TN}{TP + FP + FP + TN}. \tag{5.27}$$

Dans nos tests, nous essayons de maximiser la précision en faisant varier les paramètres du processus de décision.

Résultats qualitatifs Le processus de décision a été obtenu après de nombreux tests. En effet, il est relativement facile de détecter la présence de pluie dans des séquences d'images. Il est, en revanche, plus difficile de ne pas détecter la présence de la pluie en présence de bonnes conditions météorologiques. Le test d'adéquation est utile pour détecter les images qui ne suivent pas le modèle normale-uniforme. Toutefois, par temps clair, des contours dont l'orientation suit celle d'une distribution normale peuvent être détectés sur une seule image. Ces détections sont des événements ponctuels et possèdent généralement des orientations différentes dans les images suivantes. En présence de pluie, l'orientation des gouttes de pluie est plus cohérente. Par conséquent, un filtre temporel permet de distinguer les deux événements. Enfin, une distribution uniforme est susceptible d'être assimilée à une distribution plane normale. Pour éviter ce genre d'erreur, un seuil sur la taille de la distribution normale est très utile. La combinaison de ces trois critères donne les meilleurs résultats comme indiqué dans les tests quantitatifs.

Résultats quantitatifs Pour voir l'effet de chacun des paramètres du processus de décision, nous avons tracé la courbe ROC pour différentes configurations, de la plus simple à la plus complexe. Tout d'abord, nous n'utilisons que le test d'adéquation, de manière à définir la valeur du seuil critique D_c. La courbe verte (+) de la Figure 5.17 donne la courbe ROC du détecteur de pluie pour différentes valeurs de D_c. Le meilleur résultat est obtenu pour $D_c = 0,06$, où $TPR = 73$ % et $FPR = 55$ %, ce qui correspond à une précision $AC = 59$ %. La matrice de confusion correspondante est donnée dans le Tableau 5.5 .

Deuxièmement, nous utilisons le test d'adéquation associé à un seuil sur l'aire de la distribution normale. La courbe bleue (o) de la Figure 5.17 donne la courbe ROC du détecteur de pluie pour différentes valeurs du seuil $A_{\mathcal{N}}$. Le meilleur résultat est obtenu pour $D_c = 0,06$ et $A_{\mathcal{N}} = 0,4$, où $TPR = 74$ % et $FPR = 7$ %, ce qui correspond à une précision $AC = 84$ %. La matrice de confusion correspondante est donnée dans le Tableau 5.6.

		Classe attribuée	
		Pluie	Pas pluie
Classe initiale	Pluie	4361	1638
	Pas pluie	3289	2709

TABLE 5.5 – Résultats obtenus à l'aide du seul test d'adéquation.

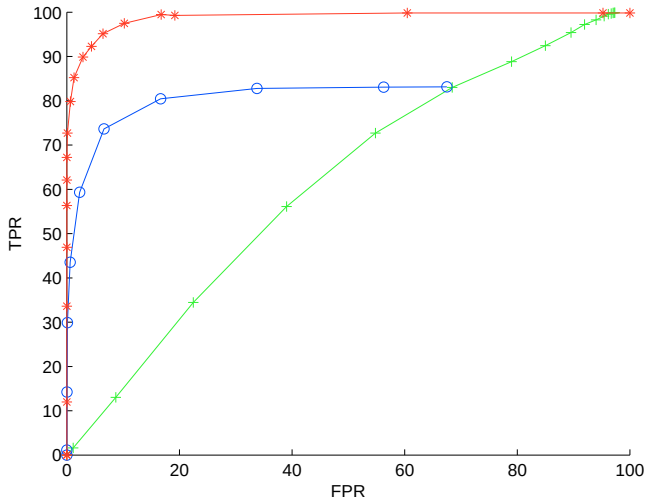


FIGURE 5.17 – Courbe ROC pour différents niveaux de complexité du processus de décision sur la présence de pluie. La courbe verte (+) montre les effets du seul test d'adéquation. La courbe bleue (o) montre l'effet du test d'adéquation couplé au seuil $A_{\mathcal{N}}$. La courbe rouge (*) montre l'effet du processus complet (avec le suivi temporel) pour différentes valeurs du seuil $A_{\mathcal{N}}$.

Troisièmement, nous utilisons le processus de décision complet. Par rapport à la configuration précédente, nous avons donc ajouté un filtre de Kalman entre le test d'adéquation et le test sur $A_{\mathcal{N}}$. La courbe rouge (*) de la Figure 5.17 donne la courbe ROC du détecteur de pluie pour différentes valeurs du seuil $A_{\mathcal{N}}$. Le meilleur résultat est obtenu pour $D_c = 0,06$ et $A_{\mathcal{N}} = 0,35$, où $TPR = 97$ % et $FPR = 7$ %, ce qui correspond à une précision $AC = 95$ %. La matrice de confusion correspondante est donnée dans le Tableau 5.7. Dans ces tests, les paramètres du filtre de Kalman sont les suivants : la variance du bruit de processus est égal à 0,01 et la variance du bruit de mesure est égal à 0,1. Le réglage de ces paramètres a été réalisé de façon empirique, à nouveau en maximisant la précision du détecteur de pluie. A la vue des différents tests réalisés, la sensibilité à ces paramètres n'est pas très importante. Les résultats définitifs sont donc tout à fait satisfaisants.

Malgré une précision de 95 %, certaines erreurs subsistent et peuvent être expliquées. Dans plusieurs images de la séquence vidéo, de nombreux objets en mouvement (piétons, voitures, tramway) sont simultanément présents dans la scène, ce qui fait apparaître de nombreuses composantes de bruit après le processus de filtrage. Dans le même temps, la surface utile pour la détection de la pluie est réduite, ce qui rend la pluie plus difficile à détecter. Cela explique le nombre de faux négatifs. Dans d'autres cas, quand il ne pleut pas, il arrive parfois que le bruit soit structuré avec la même orientation pendant quelques images (artefacts causés par exemple par la compression ou le sous-échantillonnage des images). Cela explique le nombre de faux positifs.

		Classe attribuée	
		Pluie	Pas pluie
Classe initiale	Pluie	4419	1581
	Pas pluie	396	5603

TABLE 5.6 – Résultats obtenus à l'aide du test d'adéquation couplé avec le seuil $A_{\mathcal{N}}$.

		Classe attribuée	
		Pluie	Pas pluie
Classe initiale	Pluie	5790	210
	Pas pluie	396	5603

TABLE 5.7 – Résultats de détection obtenus à l'aide du processus de décision complet.

5.4.3 Détection des pixels de pluie

Dans le paragraphe précédent, nous avons proposé et évalué un procédé de détection de la présence de pluie. Dans ce paragraphe, nous proposons de détecter les pixels de pluie en utilisant le HOS.

Une fois que de la pluie a été détectée dans la scène, le calcul et la modélisation du HOS constituent une méthode adaptée et efficace pour segmenter les pixels de pluie dans les images. À partir de l'estimation de la mixture Gaussienne-uniforme, nous calculons les probabilités suivantes :

$$P(\theta_i|pluie) = \frac{\mathcal{N}(\theta_i|\mu,\sigma)}{\Pi\mathcal{N}(\theta_i|\mu,\sigma) + (1-\Pi)\mathcal{U}_{[0,\pi]}(\theta_i)} \tag{5.28}$$

$$P(\theta_i|bruit) = \frac{\mathcal{U}_{[0,\pi]}}{\Pi\mathcal{N}(\theta_i|\mu,\sigma) + (1-\Pi)\mathcal{U}_{[0,\pi]}(\theta_i)} \tag{5.29}$$

Puis, si $\frac{P(pluie|\theta_i)}{P(bruit|\theta_i)} > S_b$, le blob B_i est classé comme traînée de pluie. Ce rapport est exprimé en fonction de (5.28) et (5.29) à l'aide des règles de Bayes.

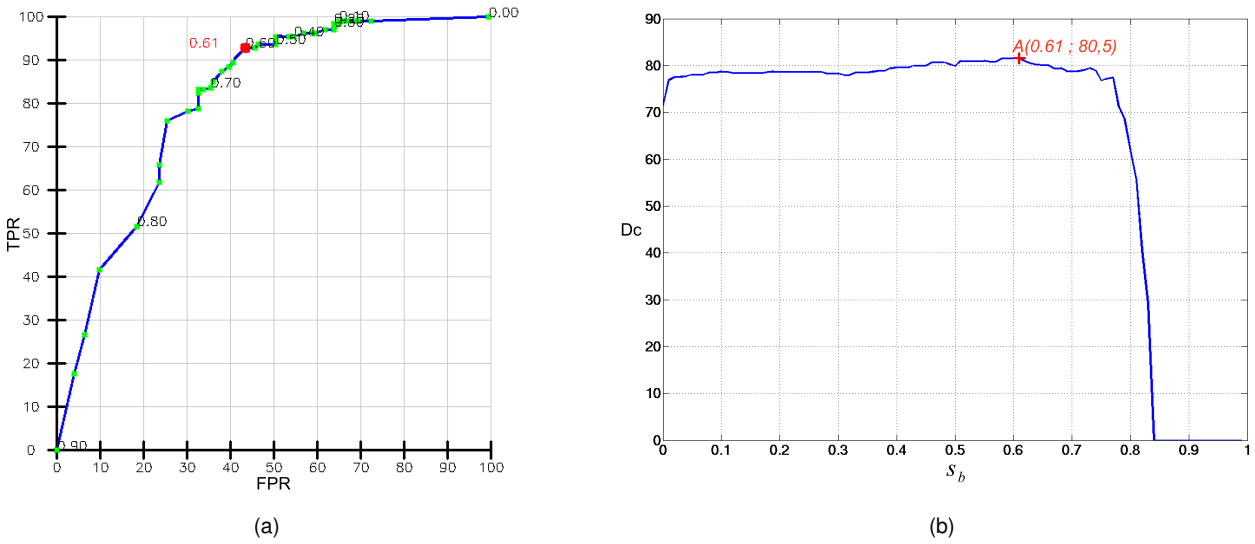


FIGURE 5.18 – Evaluation quantitative de la détection des pixels de pluie sur images réelles : (a) courbe ROC curve, $TPR = f(FPR)$. (b) Précision en fonction du seuil de Bayes S_b.

Pour valider cette approche, nous avons segmenté manuellement 33 images. Cette segmentation a été réalisée par dix personnes différentes, ce qui nous a permis de construire une vérité et de tracer une courbe ROC (Figure 5.18a) et une courbe de Dice (Figure 5.18b) en fonction du seuil de Bayes S_b. Le seuil optimal est égal à $S_b = 0,61$ avec $D_c = 80,5\%$ (point A sur la Figure 5.18b), $TPR = 93,0\%$ et $FPR = 41,1\%$). La courbe de Dice a une allure plate quand S_b varie de 0,1 à 0,7. L'influence de S_b est donc limitée. Nous fixons donc un seuil de $S_b = 0,6$. La méthode complète, de l'acquisition d'image à la détection des pixels de pluie, est illustrée sur différentes conditions météorologiques sur la Figure 5.19. La Figure 5.19a montre la détection de grêle et la détection des pixels de grêle. La Figure 5.19b montre une séquence de pluie. La Figure 5.19c montre la détection de neige.

5.4.4 Estimation de l'intensité de la pluie

Dans les paragraphes précédents, nous avons montré que le HOS peut être utilisé pour estimer l'orientation de la pluie et classer les pixels de pluie. Dans ce paragraphe, nous montrons que le HOS offre un bon estimateur de l'intensité de la pluie.

Généralement, l'intensité de la pluie est estimée à l'aide d'augets [268] ou de capteurs optiques [228]. En se fondant sur les effets visuels de la pluie, Garg et Nayar [219] ont développé une jauge de pluie par caméra. Dans ce but, ils observent la taille et le nombre de gouttes dans un petit volume de pluie dans le temps. Pour éviter le recouvrement des gouttes, ils utilisent une caméra focalisée très proche. Dans notre cas, la caméra est focalisée à l'infini et possède des réglages automatiques. Contrairement à Garg et Nayar [219], il n'est pas possible d'estimer précisément l'intensité de la pluie. Néanmoins, nous sommes en mesure d'estimer une intensité relative en comptant le nombre de pixels de pluie qui ont été détectés. Cette approche est plus ou moins celle proposée par Garg et Nayar [219]. Cependant, nous pensons qu'il n'est pas nécessaire de détecter les pixels de pluie pour avoir une idée de l'intensité de la pluie. En effet, le HOS fournit une bonne approximation de l'intensité de la pluie R, comme suit :

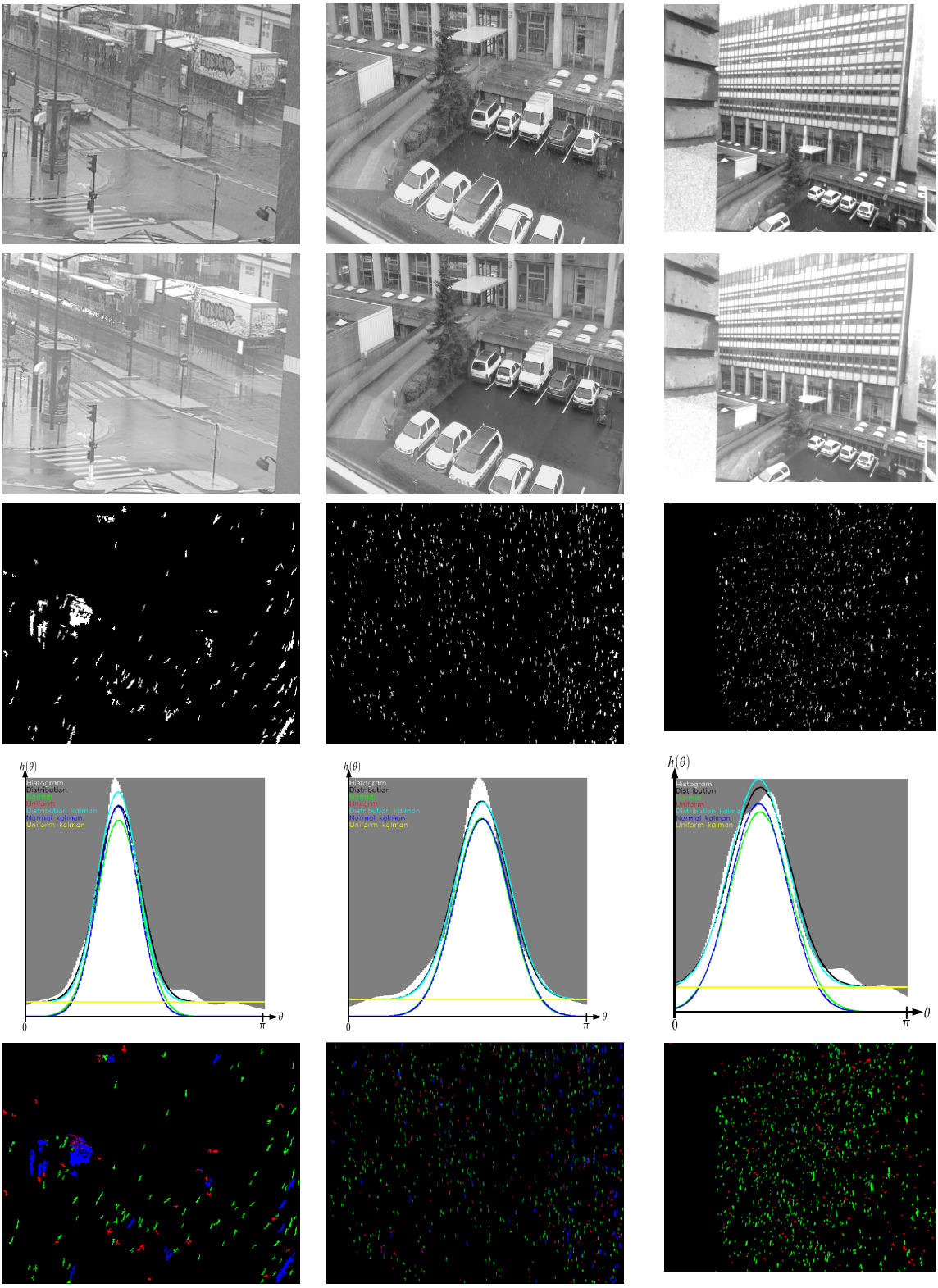
$$R \approx \mathcal{S}\Pi \tag{5.30}$$

où $\mathcal{S}$ désigne la surface du HOS avant sa normalisation et Π la surface de distribution Gaussienne dans le HOS.

Nous avons effectué des expériences pour vérifier notre estimateur de l'intensité de la pluie. Dans ce but, nous avons acquis différentes vidéos durant un orage important qui a duré une demi-journée dans la région de Paris le 14 juillet 2010. Nous avons récupéré les données de la station météorologique la plus proche, située approximativement à 4 km de l'endroit où les vidéos ont été acquises. Nous avons estimé R sur différentes vidéos acquises à différents moments de la journée (10h37 - pluie légère, 11h45 - pluie forte, 13h06 pluie moyenne, 14 :58 - absence de pluie). R est tracé en fonction du temps sur la quatrième ligne de la Figure 5.20. Sur la première ligne, nous montrons l'image correspondant au point rouge du graphe. Sur la deuxième ligne, nous montrons les pixels de pluie détectés. Sur la troisième ligne, nous montrons le HOS correspondant. R est cohérent avec les données météorologiques à l'exception de la troisième colonne. En effet, l'intensité de pluie estimée est très faible. Cela est dû au fort vent qui change l'orientation de la pluie. Le filtre de Kalman ne converge pas correctement et la mixture est mal estimée. L'intensité est donc également mal estimée.

5.5 Fusion de données

Dans les paragraphes précédents, nous avons présenté des méthodes de détection de la présence de brouillard ou de pluie à l'aide d'une simple caméra de vidéo-surveillance. Dans cette section, nous pro-



(a) (b) (c)

FIGURE 5.19 – Première ligne : image originale. Deuxième ligne : image d'arrière-plan. Troisième ligne : image d'avant-plan. Quatrième ligne : HOS avec les différentes courbes ajustées. Cinquième ligne : pixels de pluie segmentés avec le seuil $S_b = 0.6$ (les pixels de pluie sont en vert, les pixels de bruit sont en rouge, et les objets filtrés par le filtre sur la taille). (a) est la séquence de grêle ; (b) la pluie ; (c) la neige.

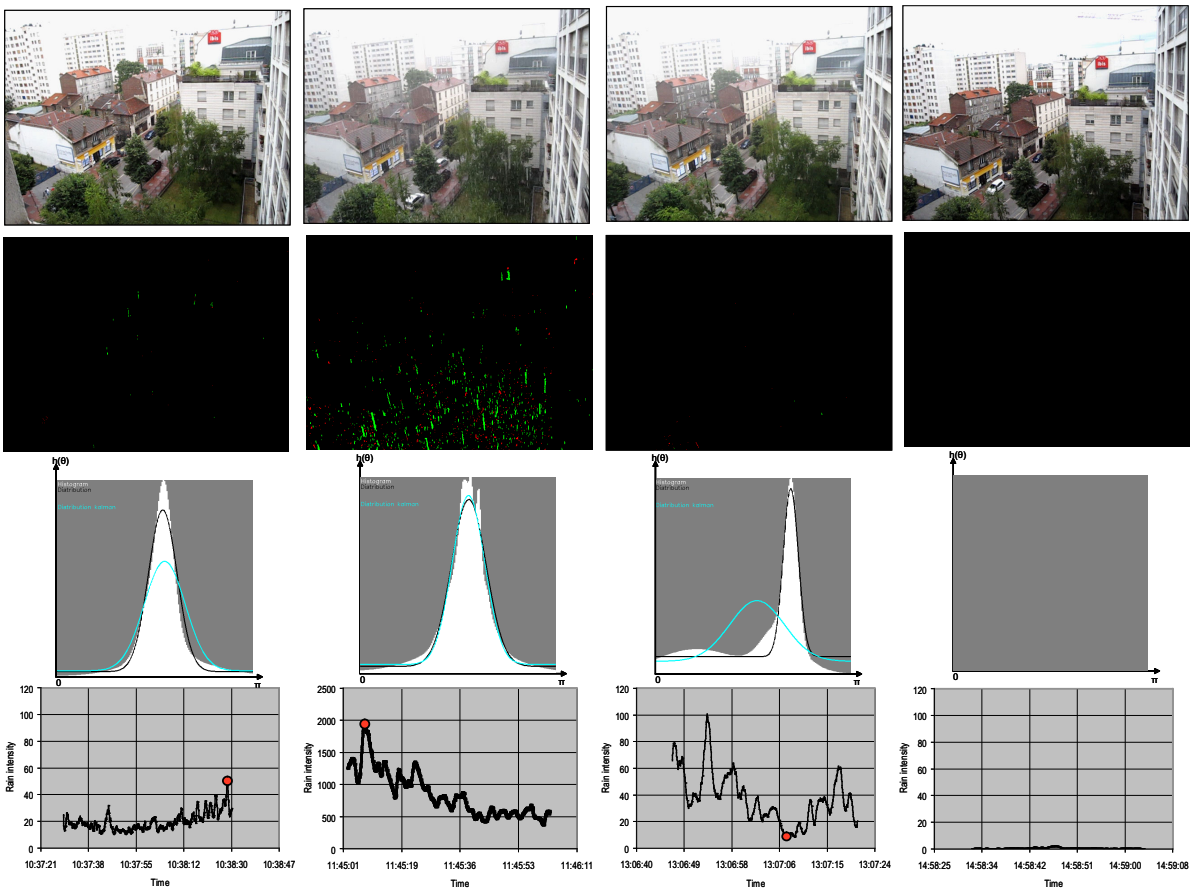


FIGURE 5.20 – Illustration de la capacité de notre méthode à estimer l'intensité de la pluie sur des séquences vidéos capturées le 14 juillet 2010. Première ligne : image correspondant au point rouge de graphe situé en dessous. Deuxième ligne : pixels de pluie détectés. Troisième ligne : HOS correspondant. Quatrième ligne : densité estimée en fonction du temps.

posons une méthode de fusion de données traitant de l'incertitude sur la détection et la caractérisation du brouillard sur une section routière. Des données issues de capteurs bord de voies (caméra ou diffusiomètres) ou de capteurs embarqués sont utilisées (feux anti-brouillard, caméra) sont utilisées [57]. Nous traitons uniquement le cas du brouillard. Chaque capteur fixe ou mobile est ainsi caractérisé par :

$$\left\langle V^j, \varepsilon^j \right\rangle \text{ avec } j \in [1, \ldots, m] \tag{5.31}$$

où V^j est la distance de visibilité estimée par le j^{ième} capteur, ε^j l'incertitude associée (les mesures du capteur sont contaminées avec du bruit) et m est le nombre de capteurs. A l'instant t, nous souhaitons estimer la visibilité globale V_t^g d'une zone étudiée et ε_t^g l'incertitude globale sur l'estimation de la visibilité après fusion de données. Dans la suite, les différentes sources de données sont caractérisées. Un schéma de fusion à deux niveaux est ensuite proposé.

5.5.1 Sources de données

5.5.1.1 Capteurs bords de voies

Les capteurs bord de voies à même de détecter la présence de brouillard et d'en estimer la densité comprennent les caméras, dont la méthode présentée précédemment et les visibilimètres routiers dont le

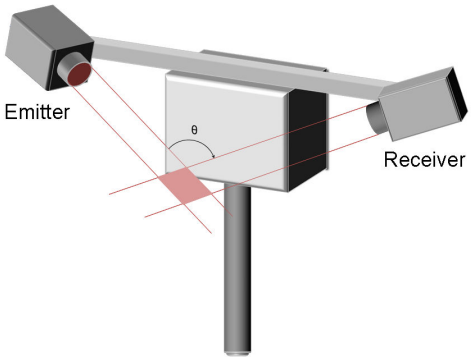


FIGURE 5.21 – Schéma de principe d'un visibilimètre routier.

but est également d'estimer le coefficient d'extinction de l'atmosphère β. D'après [203], la précision de ces capteurs est d'environ 80-90 % sur leur domaine de fonctionnement. Malheureusement, leur faible volume de mesure les rend sensible aux hétérogénéités du brouillard (voir Figure 5.21). Enfin, les données météorologiques, comme la vitesse du vent et le taux d'humidité peuvent également être utilisées pour confirmer la présence de brouillard observée par satellite [224]. De telles données peuvent servir à invalider d'éventuelles fausses détections par caméra.

5.5.1.2 Capteurs embarqués

Nous avons présenté dans le chapitre 4 nos systèmes détectant et caractérisant le brouillard par caméra embarquée. Les principes sont les mêmes qu'avec une caméra fixe mais la précision des systèmes est différente. Sur les aides à la conduite, la caméra est mobile si bien qu'aucune segmentation de l'espace roulable ne peut être réalisée a priori. Deuxièmement, la taille angulaire des pixels est plus grande sur les caméras automobiles, ce qui résulte en une précision inférieure. En effet, la résolution classique d'une caméra automobile est généralement de 640×480 et la hauteur de fixation est d'environ 1,5 mètre.

L'état des feux anti-brouillard avant peut également constituer un indicateur de présence de brouillard dans le voisinage du véhicule. Les feux anti-brouillard avant sont conçus pour accroître l'éclairage de la surface de la route en cas de faible visibilité due au brouillard, à la pluie et à la neige [212, 285]. Ils sont utilisés à la place ou en complément des feux de croisement pour réduire la rétrodiffusion et l'éblouissement du conducteur. D'après [293], l'usage des feux anti-brouillard avant, de jour, augmente avec la détérioration des conditions météorologiques, son taux d'usage atteignant les 50 % en cas de brouillard relativement dense. Cela permet de penser que de jour les conducteurs adaptent l'usage de leurs feux en fonction des conditions météorologiques, ce qui n'est plus vrai de nuit. Ainsi, l'état des feux anti-brouillard avant peut être considéré comme un capteur de brouillard de jour. Dans ce but, nous traquons le statut des feux anti-brouillard. Après n enregistrements, la probabilité de présence de brouillard peut s'estimer par :

$$P(K = k) = P_k = C_k^n p^k q^{n-k} = C_k^n p^k (1-p)^{n-k}, k = 0, 1, \ldots, n. \tag{5.32}$$

où k désigne le nombre de feux anti-brouillard allumé parmi n possibles. En se fondant sur [293], $p = 0,5$ permet d'estimer la probabilité de brouillard dense sur la zone étudiée. Malheureusement, ce n'est pas possible d'estimer correctement la distance de visibilité à partir de telles données.

5.5.2 Fusion de données au niveau de l'unité de bord de voies

En cas de présence de brouillard, nous pouvons estimer différents descripteurs de la visibilité comme V_{met} et V_{mob}. Comme ces distances sont proches en théorie, nous pouvons les fusionner pour réduire la variance des mesures et obtenir un seul descripteur de la visibilité V_t à l'instant t :

$$V_t = \frac{\frac{V_{met_t}}{\Sigma_{V_{met_t}}} + \frac{V_{mob_t}}{\Sigma_{V_{mob_t}}}}{\frac{1}{\Sigma_{V_{met_t}}} + \frac{1}{\Sigma_{V_{mob_t}}}} = \frac{6\lambda(v_i - v_h) + 9\lambda(v_c - v_h)}{4(v_i - v_h)^2 + 9(v_c - v_h)^2} \tag{5.33}$$

$\Sigma_{V_{met}}$ et $\Sigma_{V_{mob}}$ désignent les variances respectivement de V_{met} et V_{mob}. Celle-ci peut être approchée de la manière suivant en supposant que les mesures ne sont pas corrélées :

$$\Sigma_{V_{met}} \approx \mathcal{V}_I \sum \left[\frac{\partial V_{met}}{\partial \lambda, v_i, v_h}\right]^2 = \frac{9\mathcal{V}_I}{4(v_i - v_h)^2} \tag{5.34}$$

$$\Sigma_{V_{mob}} \approx \mathcal{V}_I \sum \left[\frac{\partial V_{mob}}{\partial \lambda, v_c, v_h}\right]^2 = \frac{\mathcal{V}_I}{(v_c - v_h)^2} \tag{5.35}$$

où $\mathcal{V}_I$ est la variance d'un pixel causé par la quantification des images, que l'on suppose être une variable Gaussienne d'écart-type $\frac{1}{2}$. La variance Σ_t de V_t est alors :

$$\Sigma_t = \frac{9\mathcal{V}_I}{4(v_i - v_h)^2 + 9(v_c - v_h)^2} \tag{5.36}$$

Finalement, pour filtrer les mesures, une moyenne temporelle des mesures est effectuée. Un simple filtre de Kalman linéaire [312] permet de calculer une régression itérative pondérée. Comme les variations de visibilité ne peuvent être prédites, le modèle d'évolution le plus simple est adopté et un bruit de processus Q est introduit pour oublier progressivement les mesures passées :

$$\hat{V}_t^- = \hat{V}_{t-1} \tag{5.37}$$

$$P_t^- = P_{t-1} + Q \tag{5.38}$$

En utilisant (5.36), le correcteur du filtre est le suivant :

$$K_t = \frac{P_t^-}{(P_t^- + \Sigma_t)} \tag{5.39}$$

$$\hat{V}_t = \hat{V}_{t-1} + K_t(V_t - \hat{V}_{t-1}) \tag{5.40}$$

$$P_t = (1 - K_t)P_t^- \tag{5.41}$$

où Σ_t désigne la variance de V_t. Le seul paramètre à régler est Q. Ce filtre a été appliquée à la séquence vidéo Maïa (voir Figure 5.13). Les mesures brutes et les résultats obtenus sont tracés sur la Figure 5.22. Puisque (5.33) prend en compte la variance des mesures, V est proche de V_{mob} pendant la période d'initialisation. Puis, lorsque le système est initialisé, la variance est équilibrée si bien que V est entre V_{mob} et V_{met}. Le filtre de Kalman lisse les données. Comme on peut le voir, les mesures finales sont très stables et ce seulement après 15 secondes ce qui inclut la construction de l'espace roulable en présence d'un trafic modéré.

5.5.3 Fusion de données au niveau de la section routière

Nous considérons désormais p capteurs distribués spatialement qui peuvent être fixes (capteur RSU) ou mobiles (capteurs OBU). Chaque capteur a sa propre incertitude. Ainsi, à chaque emplacement non

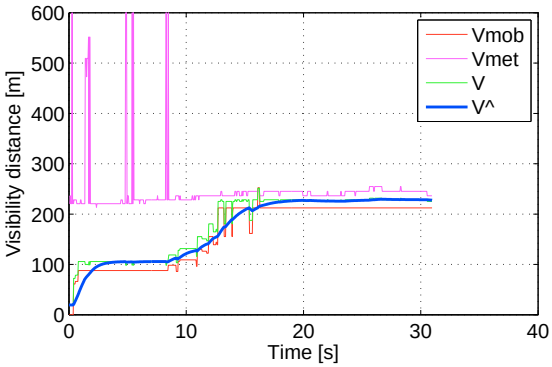


FIGURE 5.22 – Estimation des différentes distances de visibilité sur le début de la séquence vidéo Maïa : V_{met}, V_{mob}, V. $\hat{V}$ est le résultat final obtenu après application du filtre de Kalman ($Q = 10^{-4}$). Réglage de la MoG : $T = 7$; $\frac{1}{\gamma_1} = 200$.

équipé de capteur, l'estimation de la visibilité dépend des sources de données environnantes. Puisque le brouillard est local, l'incertitude s'accroît avec la distance aux sources de données. Nous exprimons donc la distance de visibilité comme le barycentre des sorties des différents capteurs, où les poids dépendent de l'incertitude intrinsèque des capteurs et de la distance entre celui-ci et le point considéré :

$$V^g \propto \frac{\sum_{j=1}^{p} \frac{V_j}{\varepsilon^j(d)}}{\sum_{j=1}^{p} \frac{1}{\varepsilon^j(d)}} \tag{5.42}$$

et l'incertitude s'exprime par :

$$\varepsilon^g \propto \left(\sum_{j=1}^{p} \frac{1}{\varepsilon^j(d)} \right)^{-1}. \tag{5.43}$$

L'expression de la dépendance à la distance est très importante. L'influence des sources proches doit être forte, alors que l'influence des sources éloignées doit être réduite. Pour cela, nous utilisons la densité de probabilité introduite dans [304] sous le nom de "Smooth Exponential Family"

$$\varepsilon^j(d) = \varepsilon^j_{\alpha,s}(d) = \underbrace{\varepsilon^j}_{\text{incertitude du } j^{\text{ème}} \text{capteur}} + \frac{1}{S_{\alpha,s}} \tag{5.44}$$

où $S_{\alpha,s} = \frac{1}{s} e^{-\frac{1}{2}\phi_\alpha((\frac{d}{s})^2)}$. ϕ_α désigne la fonction robuste $\phi_\alpha(u) = \frac{1}{\alpha}((1+u)^\alpha - 1)$ où $u = \left(\frac{d}{s}\right)^2$. s est un facteur d'échelle. L'influence des sources de données distantes se règle à travers le paramètre α.

Dans la réalité, le réseau est équipé de capteurs fixes. Les véhicules peuvent être équipés de capteurs et d'autres sont seulement équipés de feux anti-brouillard. En se fondant sur (5.32) et (5.44), nous proposons d'exprimer la visibilité en un point du réseau par l'expression suivante :

$$V^g_t = \lambda \cdot \frac{\sum_{j=1}^{p} \frac{V_j}{\varepsilon^j_{\alpha,s}(d)}}{\sum_{j=1}^{p} \frac{1}{\varepsilon^j_{\alpha,s}(d)}} + (1-\lambda) \cdot V^g_{t-1} \tag{5.45}$$

et l'incertitude est la suivante :

$$\begin{cases} \varepsilon^g_t = \beta \cdot \left(\sum_{j=1}^{p} \frac{1}{\varepsilon^j_{\alpha,s}(d)} \right)^{-1} + \gamma \cdot \frac{1}{P_k} + \eta \cdot \varepsilon^g_{t-1} \\ \text{avec} \\ \beta + \gamma + \eta = 1. \end{cases} \tag{5.46}$$

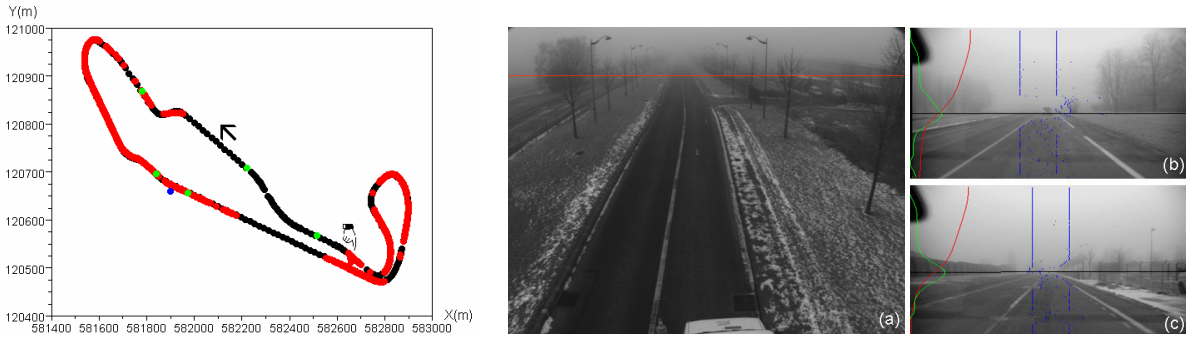


FIGURE 5.23 – Gauche : Scénario expérimental sur la piste de Versailles Satory. Droite : Extraits de séquence vidéos utilisés pour estimer la visibilité sur la piste : (a) caméra RSU $V_{met} \approx 120$ m ; (b)(c) caméra OBU : $V_{met} \approx 71$ m and $V_{met} \approx 125$ m.

Type de données	Temps [min]	Latitude [m]	Longitude [m]	V_{met} [m]
RSU	0.00.000	581 900	120 660	120
OBU	0.21.627	582 515	120 568	125
OBU	0.45.829	582 222	120 708	83
OBU	1.13.405	581 779	120 869	71
OBU	2.14.454	581 839	120 697	71
OBU	2.32.673	581 974	120 657	125

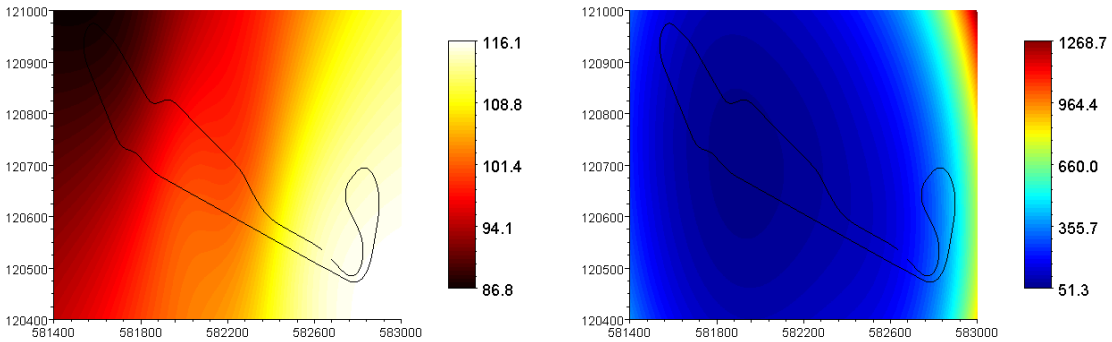
TABLE 5.8 – Données utilisées pour l'évaluation expérimentale de la fusion de données.

Enfin, un seuil ε^* sur l'incertitude peut être utilisé pour filtrer les mesures les moins vraisemblables. La valeur de ce seuil est à choisir en fonction de la criticité de l'application. Un exemple de résultat est présenté en Figure 5.24.

5.5.4 Evaluation expérimentale

Pour évaluer le modèle de fusion, nous avons enregistré des données réelles pendant un tour de la piste de Versailles (3,6 km) pendant un épisode de brouillard. La piste est représentée sur la Figure 5.23 Gauche. Le point de départ est représenté par le symbole représentant une petite main et la direction de déplacement par une flèche. La RSU est située au niveau du point bleu et est équipée de la caméra spécifiée précédemment. Une voiture équipée d'un GPS différentiel et d'une caméra est utilisée pour les enregistrements. Ce véhicule détecte du brouillard au niveau des points noirs et n'en détecte pas au niveau des points rouges. Nous avons sélectionné cinq images prises au niveau des points verts pour estimer la visibilité. Certaines d'entre elles sont présentées sur la Figure 5.23 Droite. Le jeu de données a été enregistré sur un horizon temporel de cinq minutes. Les visibilité estimées sont données dans le Tableau 5.8. En supposant que la densité de brouillard reste constante pendant ce laps de temps, le taux d'images où du brouillard est détecté peut s'assimiler au statut des feux anti-brouillard et permet de mettre en œuvre (5.32).

Nous avons fixé les paramètres de la fusion de données comme suit. Le scénario est statique, si bien que $\lambda = 1$ et $\eta = 0$. Nous affectons le même poids au statut de feux et aux mesures pour calculer l'incertitude : $\beta = 0,5$ et $\gamma = 0,5$. Enfin, les paramètres de la fonction robuste $S_{\alpha,s}$ sont choisis ainsi : $\alpha = 0,5$ and $s = 200$. Le réglage de ces paramètres est lié à la phénoménologie du brouillard et



(a) (b)

FIGURE 5.24 – Résultats : (a) carte de la distance de visibilité météorologique interpolée sur la zone de la piste d'essai de Versailles Satory ; (b) Carte d'incertitude interpolée sur cette même zone.

aux incertitudes spatiales afférentes. Nous avons calculé la carte de visibilité de même que l'incertitude associée. Les résultats sont présentés en Figure 5.24. L'interpolation des données est lisse. Elle permet d'indiquer que la densité du brouillard est élevée au nord-ouest de la piste d'essai et plus faible au sud-est. Cela est confirmé visuellement sur la vidéo acquise dans le véhicule. Grâce à l'utilisation de la fonction robuste, aucun pic local n'est à remarquer. L'incertitude est très faible autour des points de mesure, en particulier autour de la RSU. Nous estimons que l'incertitude sur l'ensemble de la zone est réduite de 10 % grâce à l'utilisation de la caméra RSU.

5.6 Applications

Les systèmes coopératifs ont pour ambition d'aider voire de substituer le gestionnaire pour alerter ou conseiller les usagers de la route en cas de danger par de la signalisation dynamique de bord de voies ou embarquée. La différence avec les systèmes actuels est que l'activation de ces dispositifs pourrait être décidé localement (par exemple au niveau d'une RSU), voire par les véhicules eux-mêmes, sans que le centre de gestion du trafic n'intervienne. Dans ce paragraphe, nous donnons un aperçu des applications possibles de la détection et de la caractérisation des conditions de visibilité.

5.6.1 Signalisation dynamique

La plus simple des applications réside dans l'allumage de plots lumineux au sol à base de DELs en cas de visibilité réduite. D'une part, cela permet de guider l'usager pour le maintenir dans sa voie de circulation, voire de l'affecter dynamiquement dans une voie particulière (voir Figure 5.25a). En positionnant les plots sur les barrières de sécurité, cela permet également d'avertir les usagers en cas de danger, par exemple en les faisant clignoter de manière synchronisée. On pense notamment à la signalisation de la queue d'un bouchon sur autoroute. Nous travaillons avec le CETE Méditerranée et la DIR Méditerranée pour installer un système d'allumage automatique de plots lumineux sur la RN 85 au niveau de la fameuse descente de Laffrey, où le brouillard est omniprésent [193].

(a) (b) (c)

FIGURE 5.25 – Dispositifs de signalisation dynamique possiblement utilisables pour alerter en cas de visibilité réduite : (a) plots lumineux [http ://www.cryzal.fr/] ; (b) panneau à message variable (PMV) ; (c) le PMV embarqué dans le véhicule lui-même.

5.6.2 Alerte en cas de danger

En cas de visibilité réduite, une alerte aux usagers localisée peut-être déclenchée. Selon la classe de visibilité (1, 2, 3 ou 4), différentes recommandations peuvent être formulées. Différentes propositions sont détaillées dans [105]. Cela peut aller de l'alerte en amont de la zone au moyen d'un Panneau à Message Variable (Figure 5.25b) jusqu'à la recommandation individuelle de vitesse. Celle-ci fait l'objet du paragraphe suivant.

5.6.3 Alerte en cas de vitesse excessive

L'alerte en vitesse vise à alerter les conducteurs lorsque leur vitesse n'est pas en adéquation avec la situation. La plupart des applications sont fondées sur le seul véhicule : le calcul et la décision sont réalisées sur la base des seules connaissances acquises par les systèmes embarqués du véhicule. Cette approche présente plusieurs inconvénients : la carte n'est, peut-être, pas à jour et les limitations de vitesse probablement périmées, les événements trafics et météorologiques ne sont pas gérés. Dans le meilleur des cas, ils seront pris en compte quand ils seront dans le champ de vue des capteurs du véhicule. Nous avons proposé une alerte en vitesse fondée sur une connaissance fine de l'infrastructure. Les capteurs bord de voies sont utilisés pour déterminer les conditions météorologiques. De cette façon, le gestionnaire du réseau, seul habilité à prescrire des limitations de vitesse, est capable de fixer une limitation de vitesse adaptée à la situation.

5.6.3.1 Calcul d'un profil de vitesse

Le problème de la recommandation de vitesse est double. Premièrement, nous devons définir une vitesse adaptée au franchissement de la zone de visibilité réduite. Deuxièmement, le conducteur doit être averti avant l'arrivée sur la difficulté de façon à adapter sa vitesse en toute sécurité. Nous devons donc définir un profil de vitesse.

Une définition d'une vitesse de sécurité Dans le cadre d'un scénario autoroutier, le pire évènement à considérer est celui de l'apparition d'un obstacle fixe à la distance de visibilité. Une fois l'obstacle apparu, le conducteur, après un temps de réaction T_r, freine avec une forte décélération γ. La distance

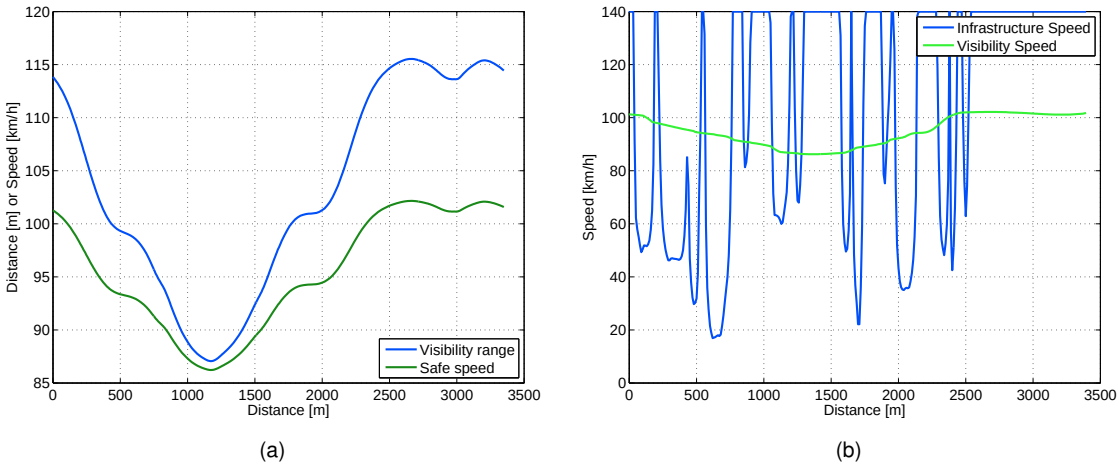


FIGURE 5.26 – Calcul d'une vitesse de sécurité : (a) calcul d'une vitesse sûre et à partir de l'estimation de la distance de visibilité effectuée précédemment ; (b) Vitesse de sécurité combinant vitesse sûre et vitesse liée à la visibilité.

d'arrêt, D_{stop} s'exprime par :

$$D_{stop} = V_0 T_r + \frac{V_0^2}{2\gamma} \tag{5.47}$$

où V_0 désigne la vitesse initiale du véhicule quand l'obstacle apparaît. Cependant, cette équation, usuellement employée pour évaluer la distance d'arrêt, peut être remise en cause en présence de brouillard souvent associée à une route humide et donc à une adhérence réduite. Cette équation est la version simplifiée de :

$$D_{stop} = V_0 T_r + \int_{t_{V=V_0}}^{t_{V=0}} V_0 - \gamma(t) t dt \tag{5.48}$$

La décélération du véhicule est principalement générée à l'interface pneumatique chaussée. La force est générée par la différence entre la vitesse du véhicule et la vitesse du pneu τ. La première question qui se pose en cas de fort freinage est la présence ou non d'un ABS (*AntiBlockierSystem*) qui régule de façon optimale l'action de freinage. Si le véhicule n'est pas équipé, le freinage augmente jusqu'à blocage du pneu ce qui en réduit considérablement l'efficacité. La plupart des véhicules récents sont désormais équipés d'ABS. En outre, les constructeurs Européens ont décidé en 2004 d'en équiper les nouveaux véhicules et il deviendra obligatoire en 2011. Nous faisons donc l'hypothèse que le véhicule est équipé. La deuxième hypothèse est celle d'une décélération constante dans le temps. Burckhardt [244] décrit l'adhérence mobilisée μ pendant un freinage par :

$$\mu = \left[c_1 \left(1 - e^{-c_2 \tau}\right) - c_3 \tau\right] e^{-c_4 \tau V} \left(1 - c_5 F_z^2\right) \tag{5.49}$$

où F_z est la force normale. Ainsi, même avec un glissement longitudinal τ constant et une force normale constante, l'adhérence mobilisée dépend de la vitesse du véhicule. Durant un freinage fort, l'adhérence mobilisée s'accroît dans le temps. C'est une hypothèse conservatrice de considérer la décélération constante, en-dessous de la décélération maximale admissible. Dans la suite, nous utiliserons (5.47) pour décrire la distance d'arrêt. De façon à éviter la collision, cette distance d'arrêt doit être inférieure, ou à la limite, égale à la distance de visibilité D_{vis}. La vitesse maximale est donc :

$$V_{vis} = -T_r \gamma + \sqrt{T_r^2 \gamma^2 + 2\gamma D_{vis}} \tag{5.50}$$

La Figure 5.26a présente la valeur de la vitesse sûre pour la distance de visibilité estimée précédemment sur la piste de Satory (voir Figure 5.24). Le temps de réaction est fixé à 1,2 seconde et la décélération maximale à 0,5 g. Sur une route secondaire Française, la vitesse légale est de 90 km/h. La portion de route entre les positions 800 m et 1600 m présente donc une vitesse sûre inférieure à la vitesse légale.

Définition d'un profil de vitesse de sécurité De façon à définir un profil de vitesse pour atteindre la vitesse définie précédemment, nous devons prendre en compte plusieurs paramètres relatifs à la surface de la route, à la dynamique du véhicule et aux capacités du conducteur. La profil de vitesse de sécurité est calculé en utilisant les équations définies dans [220]. Cependant, le procédé est modifié de façon à prendre en compte la distance de visibilité et la vitesse associée. Premièrement, la condition limite est calculée à partir de la condition sur la distance de visibilité (V_{vis} dans (5.50)) et la condition dynamique suivante :

$$V_{dyn}^2 = \frac{g}{\rho_r}\left[\left(1 - \frac{H^v}{L_f^v}\right)\mu_{lat}\sqrt{1 - \frac{\theta_r}{\mu_{lon}}} - \phi_r\right] \tag{5.51}$$

où ρ_r désigne la courbure de la route à l'endroit considéré, θ_r est la pente de la route et ϕ_r le dévers. μ_{lat} et μ_{lon} désignent l'adhérence mobilisée souhaitée, respectivement latérale et longitudinale. H^v et L_f^v désignent la hauteur du centre de gravité et sa distance par rapport à l'axe des roues avant. Pour un véhicule léger moyen, le rapport est d'environ $0,5$.

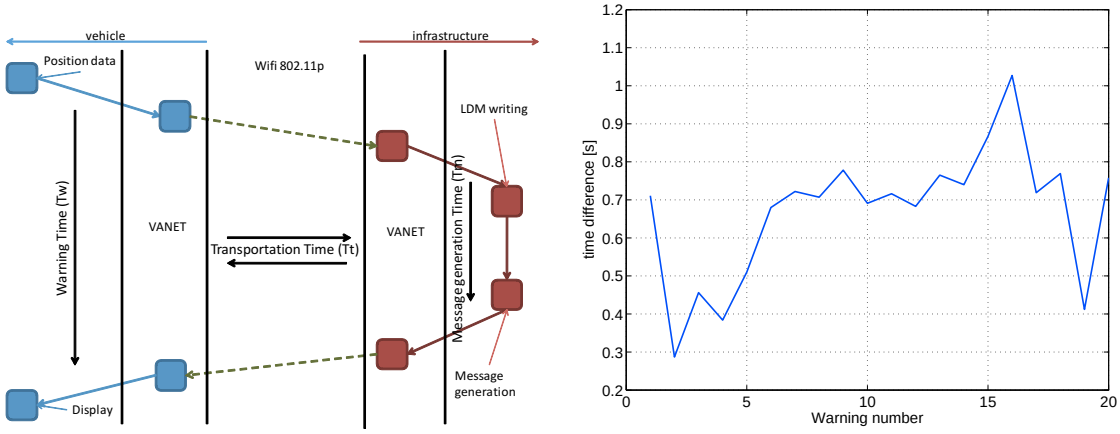
Le profil de vitesse et le profil de décélération associé sont évalués sous la forme différentielle suivante

$$1 = \left[\frac{1}{\mu_{lat}}\frac{\frac{\rho_r V^2}{g} + \phi_r}{1 + \frac{H^v}{L_f^v}\left(\frac{V}{g}\frac{dV}{ds} - \theta\right)}\right]^2 + \left[\frac{1}{\mu_{lat}}\left(\frac{V}{g}\frac{dV}{ds} - \theta_r\right)\right]^2 \tag{5.52}$$

Ainsi, le profil de vitesse de sécurité prend en compte la distance de visibilité, la géométrie de la route, l'adhérence et le comportment du conducteur. Sur la Figure 5.26b le résultat est défini comme le minimum entre entre les deux vitesses évaluées. Toute les données peuvent être fournées par la cartographie numérique, les capteurs sur l'infrastructure et les paramètres de conduite appris en ligne ou renseignés par le conducteur directement.

5.6.3.2 Evaluation expérimentale

Pour évaluer le système, deux véhicules ont été équipés par le LIVIC avec les outils et logiciels développés pendant le projet SAFESPOT par différents partenaires. La Figure. 5.25c montre le véhicule équipé pour les expérimentations. Le véhicule se contente d'émettre sa position et sa vitesse ("beaconing"). Celle-ci est analysée par la RSU qui lui renvoie des messages. L'IHM dans le véhicule affiche ces messages au conducteur en fonctions de règles de priorité. Le système complet, du beaconing à la réception de l'alerte générée par l'infrastructure en cas de vitesse excessive, a été démontré lors du Cooperative Mobility Showcase 2010 à Amsterdam. Entre l'émission de la position et l'affichage du message de l'infrastructure sur l'écran du véhicule, plusieurs systèmes peuvent introduire de la latence, comme cela est montré sur la la Figure 5.27a. Sur la base des enregistrements effectués, le temps d'alerte moyen est présenté en Figure 5.27b est de 0,6691 s (minimum 0,2870 s, maximum 1,027 s).



(a) (b)

FIGURE 5.27 – Résultats expérimentaux du système coopératif d'alerte en vitesse fondé sur l'infrastructure : (a) description des différents temps de latence mesurés pendant l'expérimentation ; (b) temps d'alerte i.e. temps entre l'émission de la position et la vitesse du véhicule et sa réception du message par la RSU.

5.7 Bilan et perspectives

5.7.1 Bilan : une nouvelle façon d'exploiter les routes et les caméras

La présence d'une distance de visibilité réduite sur un réseau routier (épais brouillard, pluie forte, etc.) affecte la sécurité et déclenche de fait une réduction des limites de vitesse légales. Dans cet article, en se fondant sur une norme de météorologie routière [166], nous avons présenté un système de détection et de caractérisation par caméra de conditions météorologiques critiques pour la sécurité routière. Ce système prend place dans une unité de bord de voie coopérative. A la différence des méthodes existantes issues de la littérature, le système proposé estime la distance de visibilité mais détecte également que la réduction de la visibilité est causée par le brouillard ou la pluie. Il nécessite uniquement un calibrage précis de la caméra sans phase d'apprentissage préalable. Contrairement aux méthodes précédentes, le système tient compte de la structure de la scène 3-D et filtre les objets en mouvement dans la région d'intérêt par l'utilisation d'une méthode de soustraction d'arrière-plan. L'étude de la sensibilité des méthodes sous-jacentes conduit à une spécification des caractéristiques de la caméra requise pour le système. Le calibrage du système est étudié et les différents composants du système sont évalués expérimentalement à l'aide de séquences vidéos acquises en présence de différentes conditions météorologiques.

Deuxièmement, une architecture de fusion de données coopérative appliquée aux données de visibilité météorologique est proposé. Il vise à fusionner les sorties du système précédent et des véhicules traceurs se trouvant dans le voisinage de l'unité de bord de voies à l'aide des communications véhicules infrastructure. Il permet de construire une vue unifiée de la visibilité météorologique sur une section routière et de l'incertitude associée. Différentes applications sont ainsi rendues possibles comme la signalisation dynamique, l'alerte en cas de danger et l'alerte en cas de vitesse excessive. L'utilisation des systèmes coopératifs permet d'entrevoir une nouvelle façon d'exploiter les routes avec davantage d'intelligence en bord de voies et moins d'action de la part du gestionnaire routier.

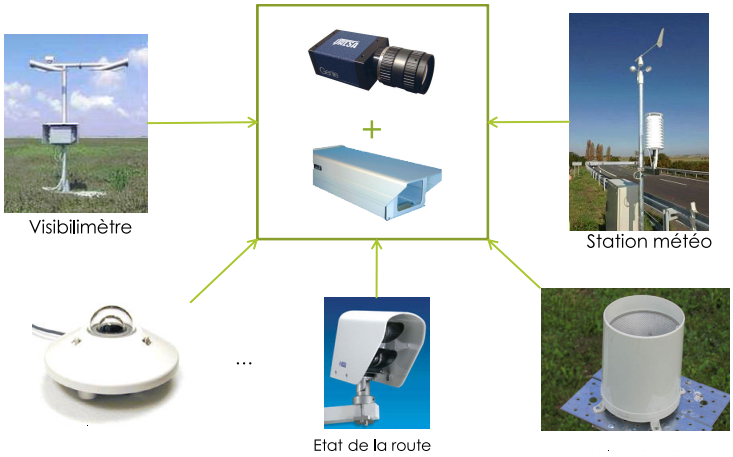


FIGURE 5.28 – Schéma de principe du capteur environnemental multifonction CAM^2 pour la surveillance du trafic, de l'état des routes, de l'environnement et des conditions de visibilité.

5.7.2 Perspective : une intégration des systèmes

5.7.2.1 Le projet CAM^2

Le but de ce projet est le développement d'un capteur environnemental multifonction CAM^2 pour la surveillance du trafic, de l'état des routes, de l'environnement et des conditions de visibilité (voir Figure 5.28). Le cœur du capteur est constitué d'un caisson intégrant une caméra permettant d'effectuer des analyses d'image en temps réel et un ensemble de micro-capteurs dédiés. Ce capteur intelligent - caractérisé par un haut niveau d'intégration et des coûts réduits par rapport aux systèmes existants - permettra une surveillance augmentée des conditions de trafic, participant à une vision intégrée de l'exploitation des réseaux routiers à faible impact sur les coûts d'installation et de maintenance des infrastructures.

CAM^2 vise à identifier les limites (fonctionnelles, performance, coûts) des capteurs existants et à les repousser en rendant opérationnelles les technologies prometteuses entrevues dans ce chapitre : détection de conditions réduites de visibilité critiques pour la sécurité, observation des conditions de visibilité atmosphérique pour la météo et la qualité de l'air (voir chapitre suivant), détection et quantification des précipitations météorologiques, mesure des conditions d'éclairage pour contrôler l'intensité de la signalisation dynamique, estimation des conditions de surface de la route, observation du trafic, etc.

Pour déployer le CAM^2, nous voyons trois étapes progressives :

1. La diffusion sous forme logicielle pour une utilisation au sein d'une unité de bord de voies, d'un centre de trafic ou d'un observatoire de trajectoires (OdT). C'est l'objet du projet CAM^2 financé par l'Institut Carnot auquel l'IFSTTAR est associé.
2. La diffusion du logiciel d'analyse d'images et du caisson multifonction apte à intégrer des caméras existantes avec des capacités de calcul déportées.
3. La diffusion de l'ensemble autonome avec des capacités de calcul intégrées.

5.7.2.2 L'acquisition HDR calibrée radiométriquement

Communément, les systèmes de vidéo surveillance se fondent sur des méthodes de modélisation du fond de la scène, où chaque image est comparée à une référence ou un modèle de fond pour identifier

les objets en mouvement. A cause des changements d'illumination ou des changements à «long terme» dans la scène, il est nécessaire d'estimer constamment ce modèle de fond. Généralement, la variation temporelle de chaque pixel est modélisée par une distribution d'intensité ou couleur probable relative et la présence d'objets mobiles est déduite par une simple mesure de l'écart de la valeur du pixel courant à cette distribution. C'est le cas de la Mixture de Gaussiennes utilisée jusqu'à présent dans nos travaux. Cette approche est défaillante en cas de fortes variations d'illumination car le modèle de fond n'est plus valide à cause de l'éblouissement du capteur par exemple. En outre, lors de ces périodes de changement brutaux ou d'éblouissement, les capteurs aujourd'hui utilisés tendent à avoir une réponse rapide et inadaptée aux algorithmes de traitement d'image du fait de leurs systèmes intégrés de contrôle du temps d'exposition.

Pour résoudre ces problèmes, nous souhaitons construire une carte haute dynamique des propriétés radiométriques de l'environnement. Pour cela, nous proposons de croiser deux techniques. Une première technique vise à construire des images à grande dynamique en fusionnant les images acquises par une même caméra, dont on connaît la réponse radiométrique, à différents temps d'exposition, autour d'un optimum estimé à chaque acquisition. Nous avons développé un premier prototype à l'aide de la caméra GENIE M 1400 [80]. Une deuxième technique récente consiste à observer sur une longue durée une scène et à en estimer les propriétés radiométriques grâce aux variations d'éclairement, comme proposé par Sunkavalli dans [298]. Grâce à cette carte haute dynamique du fond, la soustraction d'image devrait être plus performante en présence de forts changements d'illuminations car celle-ci sera réalisée sur une plage de dynamique plus grande. L'extraction d'objets mobiles en sera d'autant améliorée.

5.7.2.3 Impliquer l'infrastructure dans les transports automatisés de demain

De nombreux projets ont permis des avancées remarquables sur l'autonomie des navettes urbaines. Malheureusement, il n'est pas possible de les voir se déployer sur route ouverte à cause d'une sécurité encore insuffisante et d'une sûreté de fonctionnement difficile voire impossible à prouver. Pour permettre un jour un tel déploiement, la coopération avec l'infrastructure est une voie possible pour l'amélioration de la sécurité du système. On pense notamment à un réseau de caméras situées à des points névralgiques pour apporter de la redondance dans la localisation des véhicules autonomes mais aussi pour vérifier aux alentours de ces mobiles que rien n'est dangereux pour les usagers. Ce cas de figure illustre bien le problème de la redondance et montre les sous-systèmes qu'il conviendra de traiter : systèmes embarqués, systèmes fixes et systèmes de communication. Outre les acquis du projet SAFESPOT, le CAM^2 associé à une acquisition HDR calibrée radiométriquement peut jouer un rôle essentiel.

Chapitre 6

Les systèmes interactifs

Dans le chapitre 4, nous avons présenté le développement d'une nouvelle génération de capteurs extéroceptifs embarqués pour l'aide à la conduite. Dans le chapitre 5, nous avons présenté le développement d'une solution bord de voies qui à travers l'observation des conditions de visibilité par caméra fixe permet le guidage ou l'alerte des usagers en cas de difficultés conjoncturelles de conduite.

Les données recueillies par les capteurs fixes ou embarqués dans les véhicules ont des applications autres que la sécurité immédiate des usagers. Dans le cadre de communications généralisées, nous montrons dans ce chapitre que celles-ci peuvent alimenter le centre de trafic pour en opérer une gestion active, le centre de maintenance pour améliorer la sécurité des réseaux routiers et le centre météorologique pour améliorer l'observation météorologique et à terme rendre possible la prévision du brouillard à l'échelle des réseaux routiers. Dans le chapitre 2, ces applications désignent ce que nous avons appelé les systèmes interactifs.

6.1 Le centre de trafic

Les réseaux autoroutiers, conçus et construits à partir des années 1940, se sont progressivement congestionnés du fait d'une augmentation progressive du trafic. Pour tenter de réduire la congestion, des techniques de gestion du trafic sont apparues, comme l'information trafic (objet d'un stage [118]), la régulation d'accès, les voies dédiées ou encore la détection automatique d'incidents. Ils sont encore aujourd'hui les principaux outils des gestionnaires de réseaux structurants. Le problème de ces outils est qu'ils répondent à la congestion du trafic plutôt que d'essayer dynamiquement de prévenir la congestion. Cela explique l'apparition plus récente de systèmes de gestion active du trafic. Une majorité des congestions non-récurrentes est causée par des incidents et des accidents de la circulation. L'un des objectifs des systèmes de gestion active du trafic est de réduire le nombre d'accidents de la circulation. Cela réduit la congestion causée par les incidents et a un impact non négligeable sur l'amélioration de la sécurité. Les stratégies identifiées comme étant les plus prometteuses sont : la régulation des vitesses, l'usage temporaire de la bande d'arrêt d'urgence, l'alerte en cas de bouchon, la mise en braguette dynamique, la gestion de trafic au droit des chantiers, l'interdiction temporaire de doubler, le routage dynamique, l'allocation dynamique de voies ou encore le contrôle sanction automatisé.

Toutes ces stratégies se fondent sur la connaissance en temps réelle de la capacité des voies. Celle-ci évolue selon les conditions météorologiques et l'état de la chaussée. Dans ce cadre, l'utilisation des véhicules traceurs en liaison avec le centre de trafic permet de connaître en temps réel et de manière fine

l'état du réseau et d'adopter la meilleure stratégie de gestion du trafic.

6.1.1 Éléments de théorie du trafic

L'écoulement du trafic peut se décrire à trois niveaux différents [198]. Le premier niveau, le plus fin, consiste à décrire la trajectoire de chaque véhicule, en modélisant par exemple ses interactions avec les véhicules qui l'environnent. Un niveau plus agrégé consiste à décrire le trafic sous forme de distributions statistiques. Ce type de description, lourd à manipuler dès qu'il est nécessaire de combiner plusieurs distributions, est indispensable à l'étude de phénomènes tels que les files d'attente, où le caractère aléatoire du trafic peut avoir une importance prépondérante. Le niveau le plus agrégé consiste à utiliser uniquement des variables globales, qui sont donc des valeurs moyennes, pour caractériser l'écoulement du trafic. C'est de loin la façon la plus commune de le faire et c'est à ce niveau que se définissent les variables caractérisant l'écoulement du trafic.

6.1.1.1 Les variables

La caractérisation d'un flot de trafic repose essentiellement sur trois variables : le débit, la concentration (ou densité) et la vitesse. Le débit, souvent noté q, représente le nombre de véhicules écoulés en un point par unité de temps. Les unités de temps les plus répandues sont l'heure et la journée.

La deuxième variable utilisée est la concentration, souvent notée k ou parfois ρ, qui désigne le nombre de véhicules présents sur une unité de longueur à un instant donné. Contrairement au débit, qui est facilement mesurable, la concentration est très difficile à mesurer faute de capteurs englobant une grande portion d'espace. Ceci conduit à utiliser une variable plus facilement mesurable car quasi ponctuelle : le taux d'occupation τ, qui désigne la proportion du temps pendant laquelle une portion de chaussée est occupée par des véhicules.

La troisième variable qui caractérise le trafic est sa vitesse moyenne, ou vitesse de flot. La moyenne utilisée est une moyenne spatiale, c'est à dire la moyenne arithmétique des vitesses de l'ensemble des véhicules présents à un instant donné sur une portion de chaussée. On démontre que c'est également la moyenne harmonique des vitesses mesurées en un point pendant une période de temps. La vitesse de flot est notée v. La raison pour laquelle c'est la moyenne spatiale et non une moyenne arithmétique temporelle qui est utilisée est la propriété qu'a cette vitesse d'être égale au rapport entre débit et concentration, soit :

$$q = \rho v \tag{6.1}$$

6.1.1.2 Le diagramme fondamental

Sur une portion de chaussée donnée, il est clair que plus la concentration est forte, c'est à dire la circulation dense, plus la vitesse du flot est faible. Il est clair également que vitesse du flot et concentration sont toutes deux bornées : lorsque la concentration tend vers zéro, la vitesse du flot tend vers une valeur maximale v_f appelée parfois vitesse libre. De même, lorsque le blocage est total, et que la vitesse du flot tend vers zéro, la concentration est bornée par une valeur ρ_{max}. Tout ceci permet de postuler qu'il existe entre vitesse et concentration une relation linéaire ayant l'allure de la Figure 6.1a et qui s'exprime par :

$$v = v_f \left(1 - \frac{\rho}{\rho_{max}}\right) \tag{6.2}$$

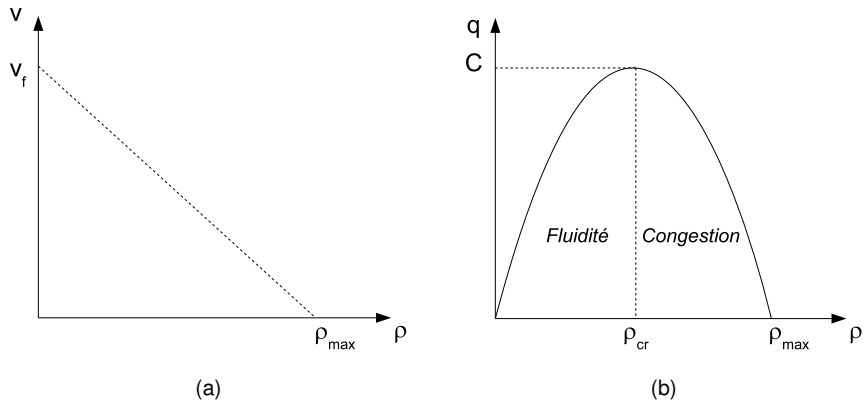


FIGURE 6.1 – Éléments de théorie du trafic : (a) relation vitesse concentration ; (b) diagrammme fondamental débit-concentration.

En utilisant (6.1), la relation vitesse concentration (6.2) peut s'écrire :

$$q = \rho v_f \left(1 - \frac{\rho}{\rho_{max}}\right) \tag{6.3}$$

Cette relation, parabolique, présente l'allure de la Figure 6.1b. Elle est appelée diagramme de Greenshield, du nom de l'un des précurseurs de la théorie du trafic qui l'a proposée dès 1935 [222]. Ce diagramme permet de comprendre les principales caractéristiques de l'écoulement du trafic. On y voit clairement que le débit est borné lui aussi par une valeur maximale C, dite capacité. Cette valeur de débit correspond à une valeur de concentration particulière appelée concentration critique ρ_{cr}.

Sur le diagramme de Greenshield, cette valeur est égale à la moitié de la concentration maximale, mais dans la réalité elle est souvent inférieure. Cette valeur critique délimite deux domaines où l'écoulement du trafic est bien différent :

- Lorsque $\rho < \rho_{cr}$, la circulation est dite fluide. Dans ce cas, une augmentation du débit se traduit par une augmentation de la concentration, mais tout le débit qui se présente peut s'écouler : l'écoulement est gouverné par la demande.
- Lorsque $\rho > \rho_{cr}$, le trafic est dit saturé ou congestionné. Dans ce cas, une augmentation de la concentration se traduit par une chute du débit. L'écoulement est gouverné par l'offre, c'est à dire par les capacités d'écoulement de l'infrastructure et non par la demande.

On montre également que fluidité et congestion correspondent à des modes différents de propagation de l'information. En fluidité, cette propagation se fait dans le sens du flot (une pointe de trafic se dirige vers l'aval), alors qu'en congestion elle se fait dans le sens inverse (une file d'attente ou un embouteillage remontent vers l'amont).

6.1.1.3 L'équation de conservation

Seule équation que la théorie du trafic partage avec d'autres types d'écoulement, l'équation de conservation exprime simplement la conservation des véhicules : sur une portion de voie de longueur Δx, la variation du nombre de véhicules pendant un temps Δt est égale à la différence entre le nombre de véhicules entrés et le nombre de véhicules sortis :

$$[\rho(t + \Delta t) - \rho(t)]\, \Delta x = (q_j - q_{j+1})\Delta t \tag{6.4}$$

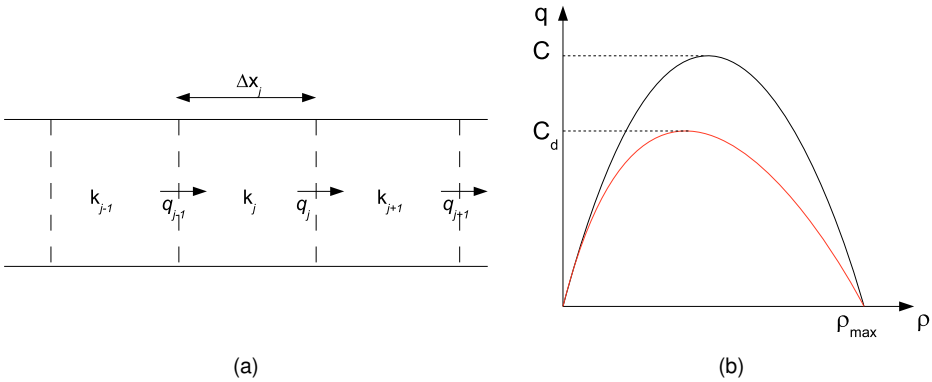


FIGURE 6.2 – Éléments de théorie du trafic : (a) discrétisation spatiale de la route pour la résolution de l'équation fondamentale du trafic ; (b) effet empirique de conditions météorologiques dégradées sur le diagramme fondamental.

où q_j et q_{j+1} sont les débits entrant en x et sortant en $x + \Delta x$ (cf. Figure 6.2a). Exprimée en supposant que q et ρ soient des fonctions continues de l'espace x et du temps t, cette équation devient :

$$\frac{\partial q(x,t)}{\partial x} + \frac{\partial \rho(x,t)}{\partial t} = 0 \tag{6.5}$$

Cette équation différentielle n'est pas intégrable directement, mais elle est facilement discrétisable et est utilisée dans tous les outils de simulation du trafic. De ces éléments de théorie du trafic se construit la théorie hydrodynamique du trafic qui permet d'analyser la formation des congestions en temps réel.

6.1.2 Effet d'une météo dégradée sur l'écoulement du trafic

Quand des conditions météorologiques défavorables (pluie, brouillard) font leur apparition sur un réseau routier, la capacité C de celui-ci est réduite. En effet, les conducteurs adaptent leur conduite, parfois insuffisamment, aux conditions météorologiques. Cela se traduit au niveau microscopique par une augmentation des interdistances et une réduction des vitesses. Cela se traduit au niveau macroscopique par une modification du diagramme fondamental selon la Figure 6.2b qui voit sa capacité réduite à C_d. Dans l'optique d'une gestion active du trafic, cela oblige le gestionnaire à prendre en compte la présence de conditions météorologiques dégradées. Dans cette optique, des travaux récents cherchent à lier l'intensité des précipitations avec la baisse de la capacité autoroutière [178, 179]. Dans le cas de ces travaux, le lien est observé empiriquement à l'aide de données de trafic collectées pendant des épisodes pluvieux. L'usage des simulateurs de conduites, à condition qu'ils soient validés pour cet usage, peut également permettre d'étudier le comportement des usagers en présence de brouillard par exemple et d'en déduire une modification de la capacité du réseau étudié.

6.1.3 Le projet REACT

Le projet REACT, financé par la commission européenne, visait à optimiser la sécurité routière et la fluidité du trafic. Il s'appuyait sur des capacités embarquées à bord de véhicules, et des ressources centralisées s'organisant autour de modèles d'analyse et de prédiction du trafic. L'expérimentation finale s'est déroulée fin 2006 à Munich, ville disposant d'un centre de gestion du trafic particulièrement moderne.

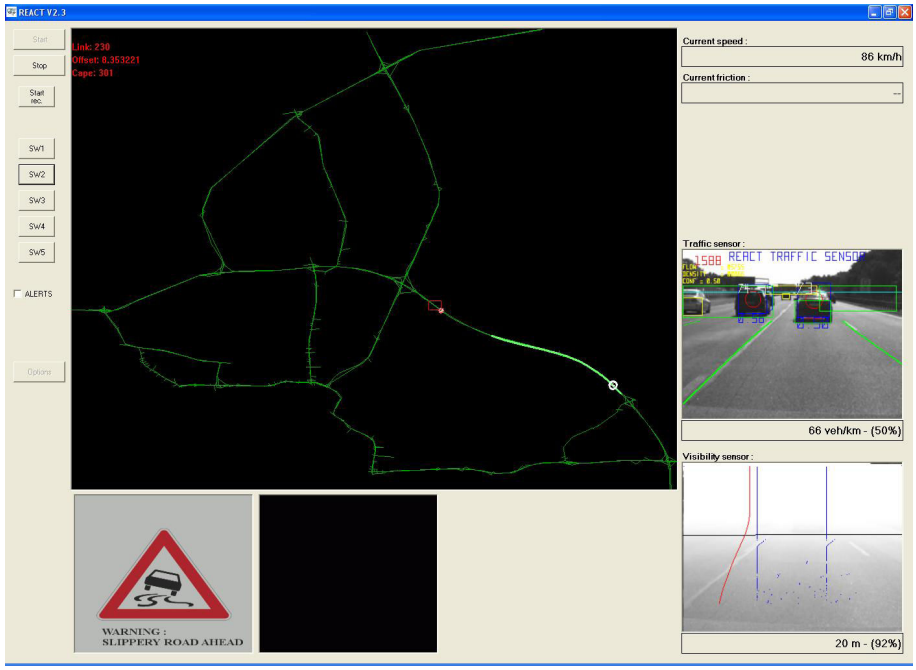


FIGURE 6.3 – Expérience lors du projet REACT. On voit la carte (simplifiée) de la zone contrôlée, les données des capteurs dont le capteur de visibilité, et l'alerte à la chaussée glissante.

Sur invitation de l'École des Mines de Paris, nous avons indirectement participé à ce projet Européen à travers l'encadrement de la thèse de Clément Boussard partiellement financée par ce projet. Celui-ci a développé une méthode d'estimation de la visibilité par caméra déjà présentée dans le chapitre 4. Cet outil était un des trois outils embarqués à bord des véhicules traceurs utilisés dans le projet pour estimer en temps réel les conditions de circulation et prédire la capacité résiduelle des voies en mettant à jour le diagramme fondamental de chaque section (cf. Figure 6.2). L'estimation de la vitesse et de l'interdistance du flot constituait un deuxième outil. L'estimation des conditions d'adhérence constituait le troisième outil. On peut voir sur la Figure 6.3, une illustration de l'expérimentation finale du projet REACT. On y voit la carte (simplifiée) de la zone contrôlée, les données des capteurs dont le capteur de visibilité, et l'alerte à la chaussée glissante.

Les travaux engagés dans ce projet ont permis par la suite à l'École des Mines de Paris de participer au projet intégré COOPERS, qui a constitué avec CVIS et SAFESPOT les trois projets phares du sixième Programme Cadre de Recherche et Développement en matière de développement des systèmes coopératifs.

6.1.4 Synthèse

Les outils de gestion active du trafic ont besoin de pouvoir estimer à tout instant la capacité des réseaux routiers à absorber la demande de trafic. Or celle-ci est fortement conditionnée par les conditions météorologiques, comme le montre les travaux de l'action COST TU702. L'utilisation de véhicules traceurs en communication constante avec les centre de trafic permet d'avoir une image en temps réel du trafic et des conditions météorologiques (adhérence, visibilité) comme l'ont montré les expérimentations du projet Européen REACT. Ce projet a également montré la nécessité d'une nouvelle génération de modèles de trafic qui puissent assimiler de telles données aux propriétés statistiques différentes. C'est l'objet du réseau d'excellence NEARCTIS sur la gestion coopérative du trafic piloté par l'IFSTTAR.

6.2 Le centre de maintenance

Il existe une relation bien établie entre la vitesse pratiquée sur un réseau et le nombre et la gravité des accidents [276, 214], c'est-à-dire le niveau de risque routier, défini comme étant le produit de la probabilité d'occurrence d'un accident et de sa gravité.

Depuis le lancement en 2002 du programme de contrôle sanction automatisé, l'accidentologie française a beaucoup évolué [190]. Même si le nombre d'accidents impliquant des véhicules seuls a considérablement diminué entre 2002 et 2006, la gravité de ce type d'accidents reste supérieure à la moyenne et continue à augmenter, en particulier en présence d'une route mouillée ou de brouillard. Ce type d'accident se produit généralement sur les réseaux routiers secondaires où les caractéristiques de la route (sa géométrie et son adhérence) sont plus exigeantes à l'égard de la dynamique du véhicule. Par conséquent, le niveau de risque sur les réseaux routiers secondaires n'a pas été réduit et on y dénombre un tiers des accident mortels.

Améliorer la sécurité de ce type de réseau routier nécessite une meilleure gestion des vitesses, qui aille au-delà de l'identification des points noirs [271] et du contrôle sanction automatisé. Les procédures d'inspection et d'audit (ISRI) sont de bonnes solutions, mais elles sont limitées (au moins en Europe) aux routes principales. L'adaptation intelligente de la vitesse (ISA) peut être une solution pertinente pour résoudre ce problème. Cependant, en raison de la taille gigantesque de ces réseaux, il n'est pas raisonnable de vouloir équiper l'ensemble des routes avec des panneaux à message variable. L'utilisation de systèmes ISA embarqués dans les véhicules est une meilleure option. En outre, cette solution permet de personnaliser la vitesse de conseil en cas de conditions météorologiques dégradées, ce qui améliore encore l'efficacité de ce type de système [191].

Comme le montre [309], le calcul de vitesses de conseil par conditions météorologiques défavorables est le fruit d'une interaction complexe entre le conducteur, le véhicule et l'infrastructure routière. En particulier, les paramètres tels que l'adhérence et la visibilité sont des variables macroscopiques, qui jouent un rôle essentiel dans le calcul. Malheureusement, étant donné le nombre et la diversité des paramètres intervenant dans le calcul de la vitesse, les systèmes autonomes d'assistance au conducteur ont des difficultés à résoudre ce problème en raison d'un manque d'informations dynamiques relatives à l'environnement en amont du véhicule. Les systèmes les plus pertinents sont en mesure d'avertir le conducteur en cas de dépassement de la vitesse limite légale [213], d'une vitesse d'approche en virage ou d'une interdistance inappropriées [163]. La mise en œuvre de systèmes ISA dynamiques est beaucoup plus complexe car ceux-ci nécessitent des informations dynamiques.

Le projet DIVAS, Dialogue Infrastructure Véhicules pour Améliorer la Sécurité [63, 32], a développé un système d'assistance au conducteur, qui recommande une vitesse de sécurité aux conducteurs le long d'un itinéraire routier, en s'appuyant largement sur les communications infrastructure véhicules. En particulier, le système prend en compte les caractéristiques géométriques et mécaniques de la route et leur évolution temporelle, ainsi que la présence de conditions météorologiques défavorables comme la pluie et le brouillard qui réduisent considérablement la marge de sécurité des conducteurs. Le système DIVAS est un système interactif car il exploite les données recueillies par les centres de gestion de l'entretien des routes, mais agit comme un système coopératif pour avertir le conducteur en cas de vitesse inappropriée. DIVAS est typiquement un système VII (cf. chapitre 2).

En comparaison, les autres projets sur les systèmes coopératifs sont plus centrés sur les aspects télécommunications, collecte de données trafic et gestion du trafic. DIVAS pour sa part traite de la mainte-

nance et de l'exploitation routière sur les réseaux secondaires, en particulier les méthodes de gestion et de traitement de données sous-jacentes. Celles-ci sont au cœur de la crédibilité d'un tel système complexe et constitue le principal sujet de cette section, qui est organisé comme suit. L'architecture du système et les technologies qui sous-tendent le projet sont d'abord présentés. Ensuite, les processus de gestion des données dans chaque sous-système sont détaillées et évaluées expérimentalement : modèle de vieillissement de l'adhérence, prédiction de l'adhérence et calcul de la vitesse recommandée. Enfin, des résultats expérimentaux sont présentés qui illustrent la faisabilité du concept.

6.2.1 Intégration Véhicule Infrastructure : Le système DIVAS

La Figure 6.4 présente le schéma de principe du système DIVAS. Cette architecture haut niveau est guidée par la nature et la dynamique temporelle des données traitées.

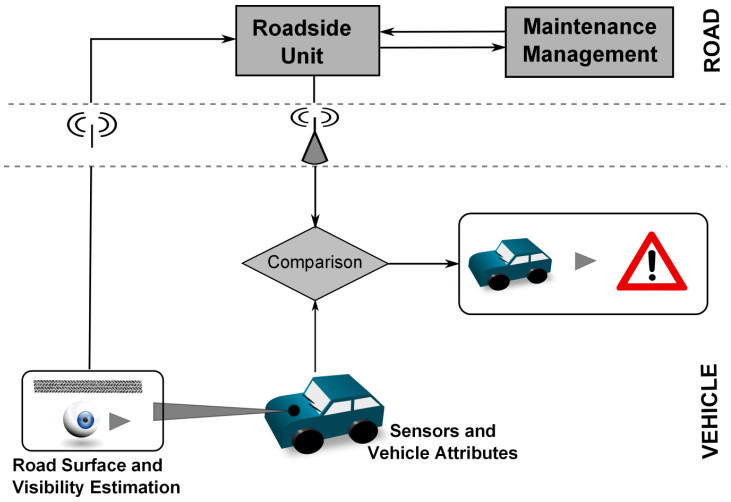


FIGURE 6.4 – Schéma de principe du système DIVAS.

Le premier composant du système est le serveur de bases de données pour la maintenance (MDB) qui stocke et met à jour de façon continue les caractéristiques routières collectées par les gestionnaires routiers et leurs sous-traitants. Physiquement, ce serveur est localisé dans le centre de gestion de la maintenance et généralement, la façon dont les données sont stockées relève de la politique de maintenance du gestionnaire. Le deuxième composant est le serveur opérationnel qui contient les données statiques et dynamiques collectées par les véhicules traceurs. Les autres termes utilisés sont unité de bord de voies (RSU) et le terme en voie de normalisation est "ITS Station". Nous allons plutôt parlé de RSU même si ce serveur n'est pas nécessairement physiquement sur le bord de la route. Contrairement au serveur de maintenance, les données dans la RSU doivent être stockées d'une façon facilement interprétable par les véhicules, ce qui signifie que les données doivent être map-matchées. Le troisième composant est le véhicule lui-même, qui reçoit les données de la part de la RSU et les combine avec les données issues de ses propres capteurs de façon à calculer la recommandation de vitesse finale. L'unité embarquée (OBU) renvoie également ses données à la RSU qui met à jour son état. Régulièrement, la RSU met à jour le serveur de maintenance à l'aide de données d'exploitation. Dans cette architecture, la RSU agit comme une interface entre les véhicules et le serveur de maintenance, c'est-à-dire entre l'interface homme machine et le gestionnaire routier, comme cela est présenté sur la Figure 6.5.

Pour mettre en œuvre un tel système, au moins trois technologies sont nécessaires. Les communications sans fil sont obligatoires, puisqu'elles permettent l'échange dynamique d'information entre les

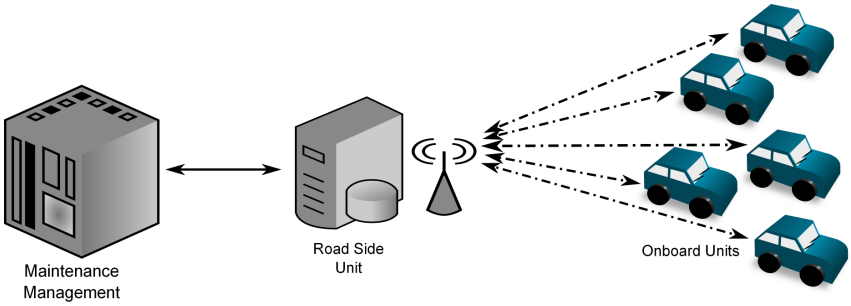


FIGURE 6.5 – Dans le systèmes DIVAS, la RSU est une interface entre les véhicules et le serveur de maintenance.

véhicules et la RSU. Beaucoup de normes sont apparues récemment et s'appuient sur les communications infrarouges, les communications cellulaires (par exemple 3G) ou les communications de type wifi-wimax. Le projet DIVAS n'a pas contribué à ce niveau mais a utilisé de façon transparente différents médias de communication (en l'occurrence wifi et 3G). Ensuite, la localisation des véhicules est également indispensable de façon à pouvoir localiser la position du véhicule sur une carte. Enfin, une carte locale dynamique est nécessaire de façon à stocker les données statiques et dynamiques collectées par les capteurs du véhicule [168]. Les fonctions des différents sous-systèmes sont maintenant détaillées.

6.2.2 Gestion des données dans le centre de maintenance

6.2.2.1 Gestion de la maintenance

Une large proportion des interventions de maintenance sont décidées pour des raisons de sécurité. Typiquement, l'adhérence décroît sous un seuil prescrit, les marquages deviennent insuffisamment visible de nuit sous la pluie, l'uni est détérioré et le risque d'aquaplanage devient élevé. Par conséquent, les questions de sécurité routière impactent de plus en plus les politiques de maintenance des routes. La plupart des gestionnaires utilisent des systèmes de gestion de la maintenance, en particulier des systèmes de gestion de maintenance de chaussées (PMS), de façon à définir et mettre en œuvre leur politique d'entretien : choix des stratégies, planification des chantiers, organisation des chantiers, etc.

Cependant, une organisation rationnelle des actions d'entretien implique souvent des délais (parfois très longs) entre l'apparition du défaut et du risque et la réalisation des travaux de réparation. La responsabilité des gestionnaires est au moins d'informer les usagers à propos du risque et de les conseiller sur leur vitesse pour franchir les sections endommagées. Les systèmes VII constituent une solution innovante et une option efficace pour fournir aux usagers des informations de sécurité (par exemple une vitesse) fondée sur les données acquises localement par les véhicules en temps réel combinées avec les données pertinentes issues de la base de données de maintenance.

Il faut également noté que les PMS sont habituellement alimentés avec des données historiques, des données d'état et des données d'exploitation. Après un traitement adapté, ces données sont stockées dans des bases spécialisées. Ensuite, elles sont combinées à l'aide d'algorithmes complexes pour simuler différentes options d'entretien et évaluer leur coût bénéfice à court et long termes. Grâce à ces simulations, qui requièrent des calculs lourds, les PMS fournissent aux gestionnaires routiers un support efficace [186]. Ici également, les systèmes VII ouvrent une voie intéressante pour l'acquisition de sources de données complémentaires, qui pourraient aider à avoir une vue continue et détaillée de l'état de la route.

6.2.2.2 Collecte de données et stockage dans le PMS

Les données routières sont usuellement divisées en trois catégories : données historiques, données d'état et données d'exploitation. Les données historiques concernent la composition et la nature de la route : au-delà de sa géométrie (courbures, pentes, largeur, position des ponts, des murs, etc.) elle décrit la structure initiale ainsi que les travaux de maintenance et de réhabilitation effectués depuis sur ces structures (composition des matériaux et épaisseur des chaussées). Toutes ces données, qui sont issues de fichiers de travaux, restent inchangées et valides pendant de longues durées de temps (plus d'une décennie).

Les données d'état offrent au gestionnaire une vue à jour de l'état de leur réseau et de sa capacité à offrir au long terme (durabilité), les fonctions attendues : régularité et fiabilité des temps de parcours, sécurité, confort, etc. Ces données sont collectées tous les deux, trois ou quatre ans pendant des campagnes d'auscultation. Les données d'état concernent typiquement les fissures, l'adhérence normalisée, l'orniérage, l'uni. Ces données sont obtenues par des véhicules d'auscultation sur des intervalles spécifiques (tous les un, cinq ou dix mètres) selon les technologies de mesure. Un traitement spécifique - généralement statistique - est ensuite appliqué aux données brutes pour produire un ensemble de valeurs qui caractérisent les sections de chaussées.

Les données d'exploitation font référence au type de trafic et à son volume, aux conditions météorologiques (température, pluie, neige, brouillard) et à toute autre information qui caractérise les conditions d'exploitation. Ces données sont principalement recueillies par des systèmes bord de voies permanents ou temporaires, comme des boucles magnétiques, des caméras, des stations météorologiques. A nouveau, un traitement statistique de ces données produit des variables caractéristiques sur le trafic (trafic journalier moyen) et sur la météorologie (températures minimale, moyenne et maximale sur la région). Ces informations très agrégées sont adaptées à la prise de décision d'entretien à moyen et long termes. Elles ne visent pas à prendre des décisions réactives d'entretien ou à alerter les usagers.

Ces données sont stockées dans les bases de données du PMS (MDB). Le réseau est divisé en sections, généralement de longueurs égales (50, 100, 200 mètres voire plus) et des caractéristiques d'état leurs sont attribuées. Par exemple, la profondeur moyenne d'orniérage est obtenue en moyennant les données brutes mesurées sur cette section. La même chose est faite pour l'adhérence et l'uni moyen. De même, les données historiques et d'exploitation sont attribuées aux sections. Toutes ces informations sont mises à jour régulièrement (données d'exploitation) ou à chaque fois que des travaux sont réalisés (données historiques) ou lors de chaque campagne de mesures (données d'état) sur le réseau. Il faut noter que cette situation idéale ou théorique souffre de nombreux inconvénients, en particulier le processus de mise à jour : les services routiers locaux, qui gèrent la réalisation des travaux ne fournissent pas toujours à leur centre les données correctes et complètes sur les travaux réalisés. Les données d'état son souvent trop espacées dans le temps pour refléter correctement l'état réel de la chaussée. Pendant trois ou quatre ans, le niveau d'adhérence, l'orniérage, ou l'uni peuvent avoir changé de façon significative.

6.2.2.3 Modèles de vieillissement des paramètres d'état

De plus en plus souvent, les opérateurs adoptent une politique d'entretien prédictive. Le choix des stratégies d'entretien ne peut pas se faire uniquement sur la base d'une analyse coût bénéfice à court terme. L'optimisation de la politique d'entretien doit impliquer une analyse coût bénéfice sur le cycle de vie entier de la chaussée. Comme chaque section possède une durée de vie différente, l'analyse est réalisée sur de longues périodes temporelles (dix à quinze ans). Cette analyse requière des modèles de

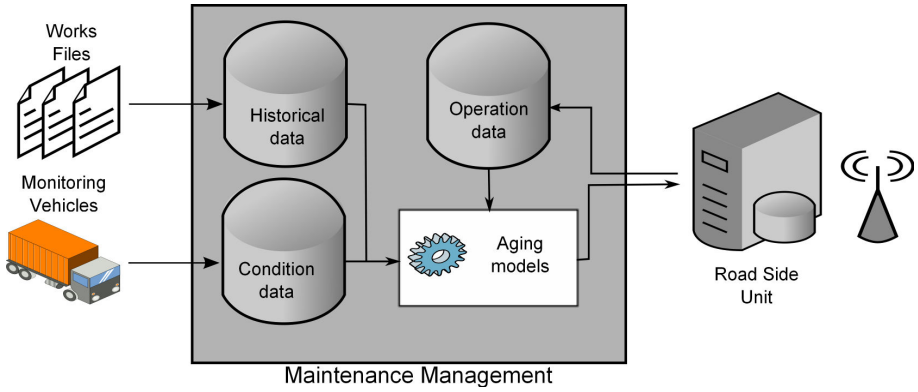


FIGURE 6.6 – Illustration de la gestion coopérative à l'œuvre dans le centre de gestion de la maintenance : les données d'état sont collectées par les véhicules d'auscultation et les fichiers de travaux, les données d'exploitation sont collectées à partir des RSU. Ces données sont utilisées pour alimenter des modèles de vieillissement et fournir en retour des caractéristiques à jour à la RSU.

vieillissement pour tous les paramètres d'état de façon à prédire l'évolution de ces données sur la période d'analyse. Les modèles peuvent être réalisés pour la plupart des paramètres d'état, comme l'adhérence, l'orniérage, l'uni. Typiquement, ces modèles décrivent l'évolution la plus probable d'un paramètre en fonction du temps ou du trafic cumulé. Cette évolution peut dépendre de différentes variables explicatives. Par exemple, la réduction d'adhérence dans le temps est régie par l'agressivité du trafic (nombre et type de véhicules), la texture et les propriétés mécaniques des granulats qui composent la couche de roulement.

Deux procédés peuvent être mis en œuvre pour identifier les modèles : 1) l'analyse statistique de données mesurées dans le passé sur des sections réelles et 2) les tests accélérés en laboratoire. La méthode statistique peut être appliquée quand un grand nombre de mesures sont disponibles sur une longue période de temps pour un ensemble important de chaussées couvrant le spectre de variation des différentes variables explicatives. Différentes méthodes peuvent être utilisées pour traiter les données, de la simple régression linéaire ou non-linéaire à l'analyse des données de survie au moyen de modèles d'ajustement non linéaires [258, 243]. Le test accéléré est généralement appliqué aux nouveaux types ou formulations (tant que l'adhérence est impactée) sur lesquels aucune données n'est encore disponible [242]. Des échantillons peuvent être préparés en laboratoire ou carottés sur site pendant des travaux.

Il faut noter que des paramètres ne peuvent pas bénéficier pour l'instant de tels procédures. La rétroréflexion des marquages, par exemple, ne dépend pas exclusivement du trafic. Elle dépend du trafic circulant réellement sur les marquages, ce qui est un phénomène aléatoire [291, 23]. De fait, seules des estimations très grossières peuvent être obtenues pour ce paramètre pour l'instant. La gestion coopérative de la maintenance est illustrée sur la Figure 6.6.

6.2.3 Gestion des données dans l'unité de bord de voies

Les données collectées par les capteurs du véhicule circulent sur le bus du véhicule et sont transférés aux systèmes qui traitent, affichent ou utilisent celles-ci. Une OBU peut être connectée au bus du véhicule pour acquérir, stocker et traiter certaines données, avant de les transmettre à la RSU. A la réception de ces données, la RSU effectue des traitements complémentaires :

- Vérification de la validité et de la fiabilité des données ;
- Comparaison / combinaison avec les données stockées dans la MDB ;

– Production de l'information appropriée pour mettre à jour et fournir aux véhicules des données utiles aux calcul d'une vitesse de conseil.

Outre la collecte des données produites par les véhicules traceurs, la RSU acquière les données des capteurs de bords de voies, à l'image de ce que nous avons décrit au Chapitre 5.

6.2.3.1 Vérification des données

La température de l'air, l'intensité de la pluie, la densité du brouillard, l'uni sont indépendants des véhicules qui mesurent ces paramètres. De fait, une simple procédure pour évaluer la fiabilité d'un paramètre consiste à comparer les valeurs reçues de la part des différents véhicules passant au même endroit pendant un court laps de temps. Un deuxième niveau de validation peut s'obtenir en évaluant le consistence interne entre certaines de ces données, envoyées possiblement par différents véhicules. Par exemple, les vitesses de glissement doivent être plus basses, au même endroit, quand il pleut comparativement à quand il ne pleut pas. Si un certain nombre de véhicules sont bloquées dans un bouchon, la vitesse d'un véhicule ne peut être significativement plus élevée qu'un autre. Un troisième niveau de validation consiste à comparer les données reçues de la part des véhicules avec les données stockées dans la MDB. Par exemple, des marquages récents doivent être en bon état. Une chaussée récente ne doit pas présenter d'uni dégradé.

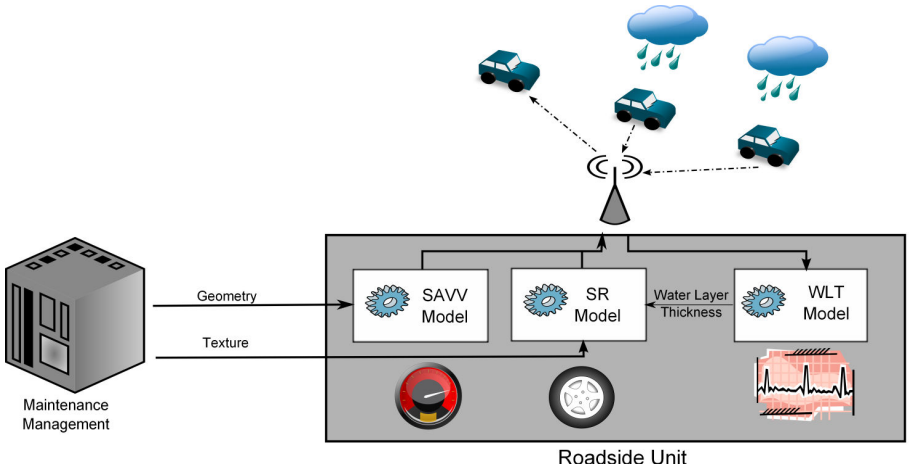


FIGURE 6.7 – Illustration des différentes fonctions assurées par la RSU dans le projet DIVAS : estimation de l'épaisseur d'eau sur la chaussée fondée sur la détection de la pluie par les véhicules traceurs (modèle WLT), prédiction de l'adhérence mobilisable (modèle SR) et calcul de la vitesse de référence (par exemple le modèle SAVV) et transmission aux véhicules à portée de communication.

6.2.3.2 Analyse de données

Différents algorithmes peuvent être utilisés pour comparer / combiner les données de la RSU et de la MDB de façon à améliorer la sécurité routière.

Dans la plupart des cas, les données d'exploitation peuvent être efficacement substituées par des données en provenance de la RSU. Les conditions météorologiques changent rapidement dans le temps et dans l'espace. Les données météorologiques (température, intensité de la pluie, densité du brouillard) produites par la RSU sont spécifiques à un lieu donné du réseau, à un instant donné, ce qui nécessite un

référencement spatio-temporel précis. Grâce à ces données, la visibilité atmosphérique peut être calculée sur la plupart des sections du réseau, et envoyée à chaque véhicule en fonction de leur position. La distance de visibilité géométrique est une valeur statique [195], dérivée de données historiques stockées dans la MDB, qui peut être combinée avec la visibilité atmosphérique pour fournir une entrée au modèle de calcul de vitesse de recommandation dans les véhicules.

Une autre donnée est l'adhérence, qui varie dans l'espace (selon la texture de la chaussée) et dans le temps (avec les conditions météorologiques). Pour ces raisons, les valeurs normalisées d'adhérence stockées dans la MDB (par exemple l'adhérence minimale sous pluie forte) ne sont pas directement applicables en toutes conditions pour conseiller les conducteurs sur une vitesse adaptée. Ces valeurs sont trop conservatives pour être crédibles. Les systèmes coopératifs offrent une solution innovante et efficace à ce problème. Sur les sections avec trafic, l'historique de pluie peut être enregistré dans la RSU. Un modèle d'estimation de l'épaisseur d'eau (WLT) sur la chaussée pendant et après les épisodes pluvieux a été développé. Un second modèle, combinant cette WLT et la texture de la chaussée (issue de la MDB), calcule l'adhérence mobilisable (SR) appropriée pour estimer une recommandation de vitesse dans le véhicule [241].

Pour recommander une vitesse dans le véhicule, le gestionnaire routier, qui est le seul responsable pour fixer des limites de vitesse, doit fournir une vitesse de référence aux véhicules empruntant son réseau. La vitesse de référence la plus simple est la vitesse limite légale. Cependant, les limites de vitesse légales ne sont pas nécessairement corrélées au niveau de risque car les limitations de vitesse sont également utilisés pour uniformiser les comportements des conducteurs sans réelle considération de risque (50 km/h en ville par exemple)+. C'est typiquement le cas en milieu urbain. Il est préférable d'utiliser des modèles d'interaction véhicules infrastructure conducteurs qui permettent une prédiction des comportements en conditions nominales, c'est-à-dire quand la route est sèche et la visibilité est bonne. Dans le système DIVAS, le modèle SAVV [220] est utilisé pour calculer des vitesses de référence, de même que le profil de vitesse V_{85} estimé sur les véhicules isolés [259, 48]. Le modèle SAVV a besoin de la géométrie de la route et un modèle simple de conducteur. La géométrie de la route est fournie par la MDB alors que le modèle de conducteur est appris en étudiant les trajectoires pratiquées par les conducteurs en utilisant notamment un observatoire de trajectoires précis [221]. La coexistence des modèles WLT, SR et SAVV dans la RSU est schématisée sur la Figure 6.7.

6.2.3.3 Circulation des données

Les (simples) exemples précédents de traitement de donnés qui peuvent être réalisés dans la RSU illustrent comment, en combinant des données de la MDB (visibilité géométrique, texture de chaussée) avec les données issues des capteurs des véhicules, des informations appropriées sur la visibilité et l'adhérence peuvent être élaborées et envoyées aux véhicules pour construire une recommandation de vitesse pertinente.

Certaines informations peuvent également être utilisées pour enrichir et mettre à jour le contenu de la MDB. Les systèmes coopératifs ouvrent une perspective prometteuse dans cette direction. Deux exemples peuvent illustrer cette application. Les véhicules pourraient, grâce à leurs capteurs de suspension dynamique, fournir des informations en continue (dans l'espace et le temps) sur l'uni de la chaussée. Bien que les mesures individuelles seraient certainement imprécises, leur densité pourrait offrir un outil statistique permettant d'apprécier l'évolution de l'uni entre deux campagnes de mesure, qui, de leur côté, fournissent des mesures absolues.

6.2.4 Collecte et gestion des données en embarqué

Les véhicules d'aujourd'hui collectent en permanence des données pour leur propre usage. Les systèmes de positionnement, comme GPS et demain Galiléo, sont installés sur les véhicules récents et fournissent la position du véhicule sur le réseau routier. La vitesse du véhicule est mesurée en permanence et affichée au conducteur. La température externe est mesurée et affiche au conducteur. L'intensité de la pluie est utilisée pour actionner les essuie-glaces. L'éclairage ambient est la principale donnée pour éteindre ou allumer les feux automatiquement. Les capteurs de déplacement et d'accélération renseignent les contrôleurs de suspension dynamique. Quand les systèmes ABS et/ou ESP sont actionnés, ils estiment indirectement l'adhérence mobilisable. Dans un futur proche, les capteurs de brouillard adapteront le fonctionnement des feux. Les détecteurs de marquages permettront aux véhicules de rester dans leur voie de circulation.

Ces données seront disponibles partout et tout le temps, en particulier là où le trafic est dense, c'est-à-dire là où c'est le plus utile. En outre, chaque donnée sera représentative de l'état d'un lieu précis à un instant précis. Cela signifie que ces données peuvent être utilisées pour identifier des phénomènes locaux transitoires, comme la congestion, la pluie, le brouillard, de même que l'évolution en continue de processus plus lents, comme la réduction d'adhérence, la détérioration des marquages, etc.

Grâce au déploiement des systèmes communiquants, ces données pourraient potentiellement être transférées en quasi temps-réel des véhicules aux RSU. Ces données seront très utiles aux gestionnaires routiers, car leur permettant d'améliorer la sécurité de leurs réseaux.

6.2.4.1 Calcul d'une vitesse recommandée

En particulier, une recommandation de vitesse peut être calculée en combinant les sorties des capteurs des véhicules, l'adhérence et la vitesse de référence communiquées par la RSU ou stockées sur une carte numérique embarquée. La méthode proposée est originale dans le sens où elle module la vitesse de référence pratiquée par beau temps et non à partir de modèles entièrement paramétriques. Une autre nouveauté tient à l'utilisation d'un modèle de risque, le risque étant défini par la combinaison d'une probabilité et d'une sévérité d'accident. Sachant que les accidents à basse vitesse et ceux à grande vitesse ne sont pas aussi dangereux, la méthode tient compte de la sévérité potentielle d'un accident à travers un scénario générique d'accident et des abaques reliant la vitesse à l'instant du crash et la sévérité de la blessure. La différence de vitesse est déterminée de façon à ce que le risque global soit le même en conditions adverses qu'en conditions idéales [37]. Les différentes composantes et fonctions supportées par l'OBU sont schématisées sur la Figure 6.8.

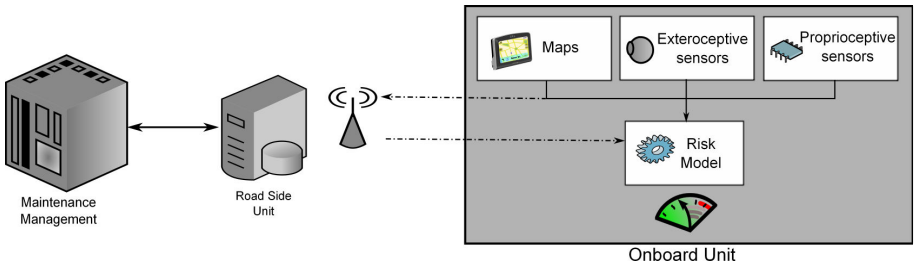


FIGURE 6.8 – Illustration des différents composants et fonctions supportées par l'OBU dans le système DIVAS, en particulier la fonction de risque qui calcule la recommandation de vitesse au conducteur.

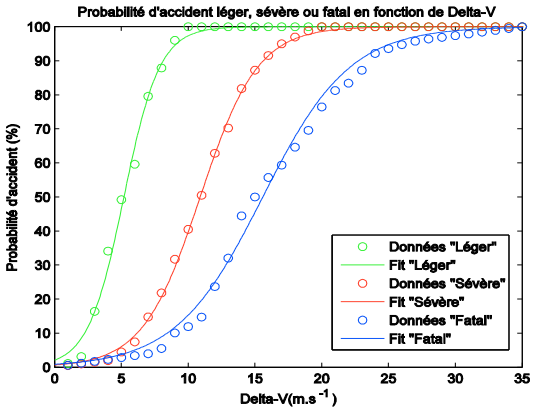


FIGURE 6.9 – Probabilité d'accident léger, sévère ou fatal en fonction de Delta-V et données issues de Richards [283]

Les approches existantes telles que celles de Varhelyi [309] et Jimenez [237] se focalisent sur la possibilité pour le conducteur de s'arrêter complètement avant de percuter un obstacle. Cette stratégie a trois défauts majeurs. Premièrement, un obstacle peut se trouver n'importe où sur la route ou, lors de situation d'urgences, le conducteur peut sortir de la voie et percuter un obstacle plus proche. Le deuxième défaut est qu'elle peut être qualifiée de trop prudente ou d'approche «zéro risque» car elle cherche à prévenir tout contact avec un obstacle potentiel. Troisièmement, en adaptant une approche trop prudente, les vitesses proposées peuvent être très faibles. La conséquence est une baisse d'efficacité du système si les conducteurs ne suivent pas les recommandations [182].

Nous avons défini un scénario générique simple : lors d'une situation d'urgence, le conducteur entreprend une manœuvre de freinage d'urgence et peut-être amené à percuter un obstacle rigide fixe. Nous considérons une équiprobabilité de choc contre cet obstacle rigide fixe en avant du véhicule. Si nous considérons des chocs à différentes distances, nous pouvons pour chacun d'eux introduire une notion de gravité connaissant la vitesse à l'instant du choc. Nous considérons que le véhicule est complètement stoppé lors du choc contre cet obstacle rigide fixe, le delta-V est alors égal à la vitesse à l'instant du choc. Celui-ci est un bon indicateur du risque du point de vue des occupants du véhicule. Nous utilisons ainsi les statistiques issues de l'étude de Richards [283] liant la gravité des accidents en fonction du delta-V pour des impacts frontaux (cf. Figure 6.9). La méthode est maintenant détaillée.

Intégration du risque En combinant les profils complets de freinage d'urgence et les courbes de probabilité de blessures de [283], nous pouvons estimer la probabilité de blessure légère, sévère ou fatale en fonction de la distance. Les Figures 6.10ab illustrent comment la probabilité de blessure fatale est calculée à partir d'un profil de freinage d'urgence complet en conditions d'adhérence dégradée. Nous pouvons également prendre en compte des conditions de visibilité dégradée comme illustré sur les Figures 6.10cd sur route sèche en présence de brouillard (visibilité de 60 mètres). Dans ces conditions, le profil de freinage d'urgence est le même (route sèche). Nous considérons alors que la présence de brouillard impacte le risque au-delà de la distance de visibilité.

Modulation du risque à chaque instant Nous modulons ensuite la vitesse initiale du conducteur en conditions dégradées d'adhérence ou de visibilité de telle sorte que l'exposition totale à une probabilité de blessure en conditions dégradées soit égale à l'exposition totale à une probabilité de blessure en conditions de référence. Nous considérons que le profil de V85 est une vitesse de référence le long d'un

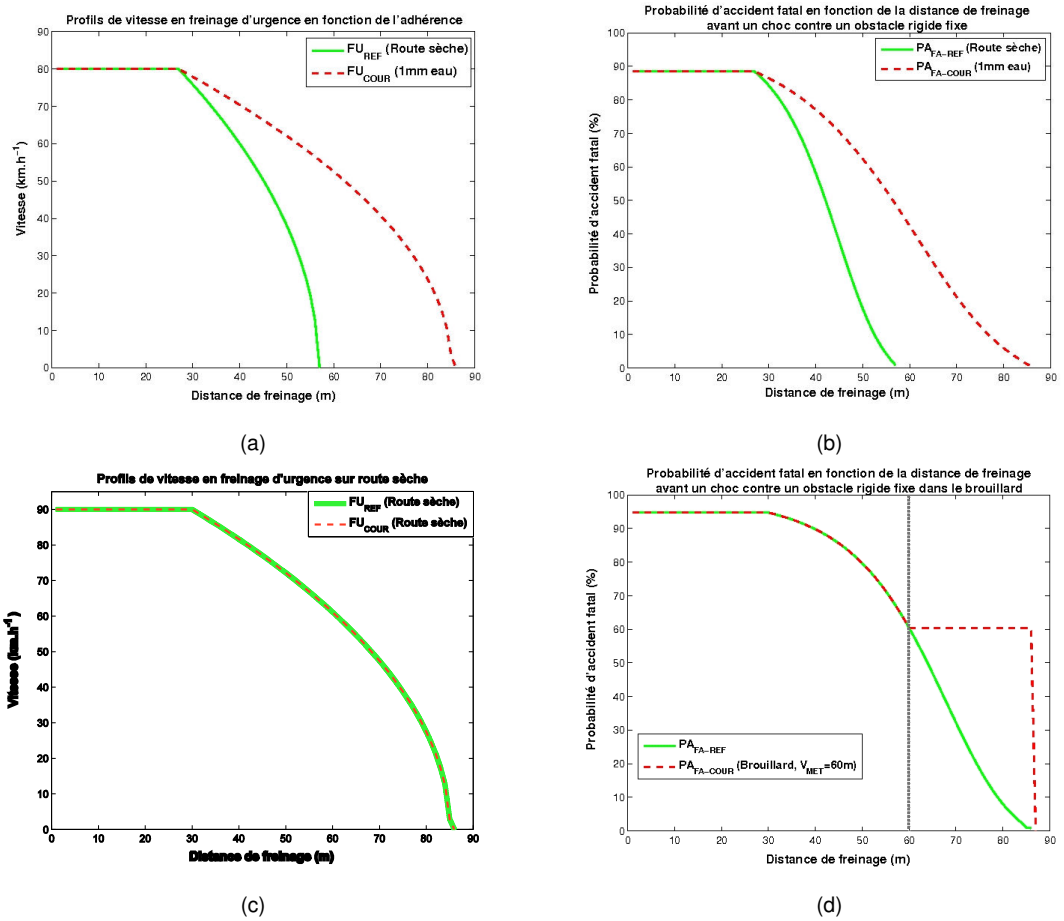
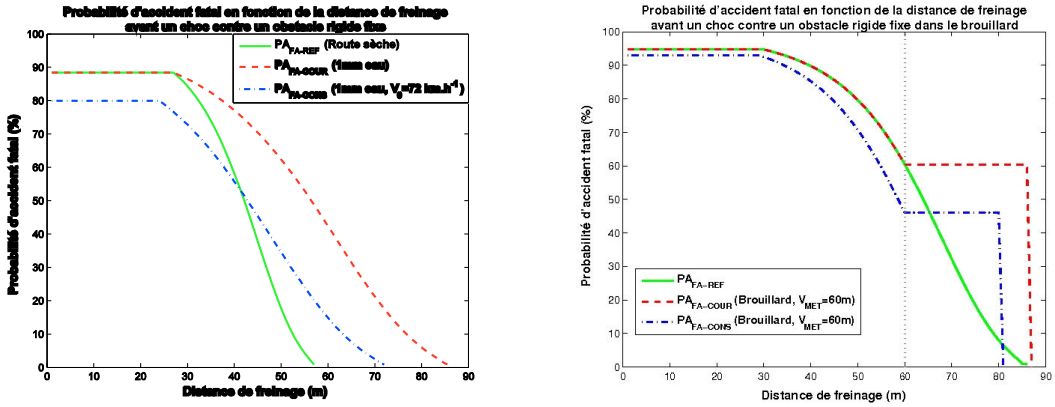


FIGURE 6.10 – (a) Profils de freinage d'urgence en un point du trajet en conditions de référence (route sèche) et en situation courante (route mouillée, 1mm de hauteur d'eau). (b) Courbes de probabilité d'accident fatal correspondantes lors d'un choc contre un obstacle rigide fixe. (c) Profil de freinage d'urgence en un point du trajet en conditions de référence (route sèche) et en situation courante dans un brouillard avec 60m de visibilité (même freinage). (d) Courbes de probabilité d'accident fatal correspondante lors d'un choc contre un obstacle rigide fixe.

trajet en conditions idéales de circulation (route sèche, bonne visibilité atmosphérique) pour un véhicule non contraint (écart aux véhicules suivant et précédent supérieur à 5 secondes) [48]. Cette stratégie est illustrée sur la Figure 6.11.

Nous y présentons en trait vert la probabilité de blessure fatale en conditions de référence pour un conducteur roulant en ce point du trajet à V85 sur route sèche sur cette section de la route. En premier lieu, nous comparons l'intégrale de probabilité de blessure dans la situation courante (ligne pointillée rouge) avec la vitesse courante dans la situation courante (ici 1 mm de hauteur d'eau à gauche et dans le brouillard avec 60 mètres de visibilité à droite). On notera sur la Figure 6.11a que comme la situation courante se passe sous la pluie les distances de freinage sont rallongées, et même avec la vitesse de conseil la distance de freinage reste plus longue que dans les conditions de référence (72 mètres contre 58 mètres). De même on notera sur la Figure 6.11b qu'en conditions de brouillard avec une distance de visibilité de 60 mètres nous proposons tout de même une vitesse telle que la distance de freinage est supérieure à la visibilité disponible.

Dans les deux cas nous avons cherché à équilibrer l'exposition au risque en condition de référence et en conditions dégradées. Des stratégies telles que la stratégie «zéro risque» de Varhelyi ou de Jimenez auraient conduit à des vitesses initiales bien plus faibles permettant de s'arrêter en 58 et 60 mètres.



(a) (b)

FIGURE 6.11 – Probabilité d'accident fatal lors d'un freinage d'urgence en fonction de la vitesse initiale et de la distance du choc contre un obstacle rigide fixe avec une vitesse initiale égale à la V85 (courbes rouge et verte) suite à une modulation de la vitesse initiale (bleu) : en condition dégradée (a) d'adhérence et (b) de visibilité.

Modulation du risque le long d'un trajet Cette stratégie illustrée ici en un point de la route peut être étendue à l'ensemble d'un trajet. A chaque instant la vitesse de conseil est calculée en temps réel à bord du véhicule en tenant compte des conditions détectées dans l'environnement afin de maintenir le niveau de risque. La vitesse de conseil peut être calculée en tenant compte simultanément d'une dégradation d'adhérence et de visibilité. Nous présentons sur la Figure 6.12 les résultats en termes de vitesse de conseil le long d'un trajet. Les vitesses de conseil ainsi calculées (en pointillés bleus) sont comparées à V85 sur route sèche (en vert) ainsi qu'à la vitesse de conseil calculée en utilisant une stratégie «zéro-risque» (en gris).

6.2.5 Mise en œuvre et résultats

Dans la section précédente, le système DIVAS a été présenté, en particulier les modèles de fusion de données. Dans cette section, la mise en œuvre du système est présentée, de même que les tests réalisés à Nantes sur la piste de l'Ifsttar pour prouver la faisabilité technique du concept.

6.2.5.1 Description du site de test

Pour tester et prouver la faisabilité du système DIVAS, différents tests ont été menés. Les tests les plus ambitieux ont eu lieu sur la piste de l'Ifsttar à Nantes. La piste a été équipée de cinq points d'accès wifi autonomes en énergie grâce à des panneaux solaires. La station météorologique qui équipe le site a été rendue communicante pour intégrer le réseau ad-hoc. Une RSU a été mise en place pour surveiller la piste. Les caractéristiques de la piste ont été relevées par le véhicule VANI du CETE de Lyon. Ces données ont été map-matchées et introduites dans la RSU et l'OBU.

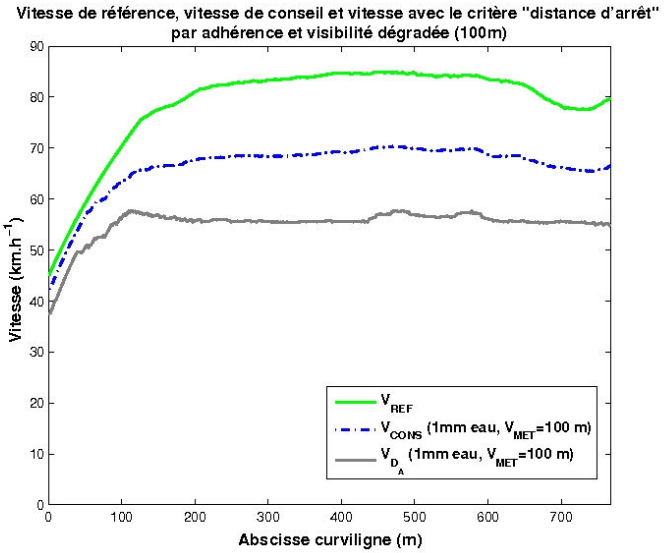


FIGURE 6.12 – Vitesse de référence, vitesse de conseil et vitesse avec le critère «distance d'arrêt» par adhérence et visibilité dégradée (100 mètres).

6.2.5.2 Équipement des véhicules

Pour démontrer l'intérêt des communications V2I, deux types d'OBU ont été implantés. Le premier est une OBU simple constituée d'un PC Netbook et d'une unité GPS. Ce type d'OBU n'a pas accès aux capteurs du véhicule et est représentative de dispositifs de navigation nomades. Le second type d'OBU est une OBU experte. Celle-ci intègre les différents capteurs du véhicule : caméra, odomètres, etc. Ce type d'OBU est capable de collecter des informations extéroceptives telles que la pluie et le brouillard. Elle est représentative d'un système de navigation intégré. Les deux types d'OBU ont été développés par des équipes provenant de deux instituts de recherche (en l'occurrence INRIA et LCPC) différents en se fondant sur des formats de donnés ouverts, ce qui leur a permis d'échanger des données de façon satisfaisante. Cinq véhicules ont été équipés, y compris un car de transport public. Nous avons montré leur interopérabilité et leur capacité à rouler et communiquer ensemble en peloton.

6.2.5.3 Scénarios de test

Pour démontrer l'efficacité du système DIVAS, nous avons conçu quatre scénarios expérimentaux qui font usage des différents sous-systèmes :

– Le premier scénario consiste à proposer au conducteur une recommandation de vitesse en virage

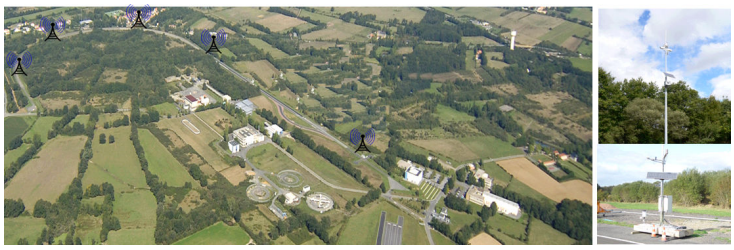


FIGURE 6.13 – Pour prouver la faisabilité du concept DIVAS, la piste de l'Ifsttar à Nantes a été équipée avec des points d'accès sans fil et la station météorologique qui équipait la piste est devenue communicante.

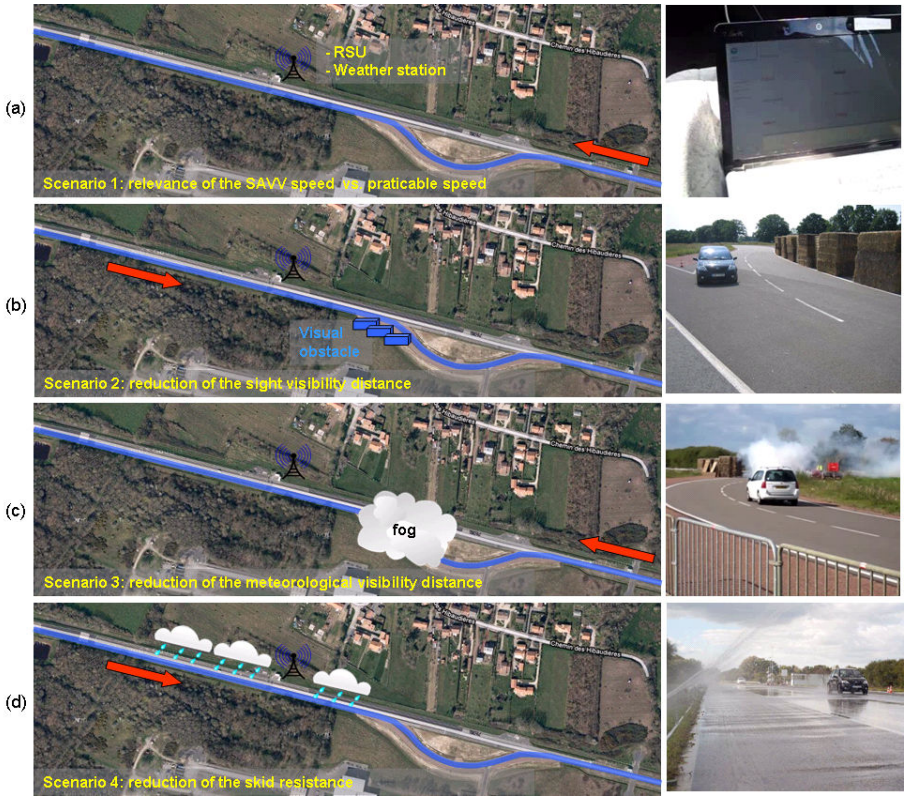


FIGURE 6.14 – Illustration des différents scénarios de test : (a) pertinence de la vitesse SAVV versus la vitesse praticable ; (b) réduction de la distance de visibilité géométrique ; (c) réduction de la distance de visibilité météorologique ; (d) réduction de l'adhérence.

en présence de beau temps sur route sèche. Ce scénario utilise la RSU qui communique au véhicule la vitesse calculée par le modèle SAVV [220].

- Le second scénario consiste à réduire la distance de visibilité géométrique à l'aide d'obstacles visuels en entrée de virage. Ces données de visibilité géométrique peuvent être calculées en se fondant sur des données 3D collectées par des véhicules d'auscultation dédiés, en suivant la méthode proposée dans [195].
- Le troisième scénario consiste à réduire la distance de visibilité atmosphérique à l'aide d'une machine à brouillard. La présence du brouillard est détectée et la distance de visibilité météorologique est estimée par caméra. L'information est ensuite transmise à la RSU qui diffuse l'information aux OBU simples.
- Le quatrième scénario consiste à réduire l'adhérence de la chaussée. La présence de pluie est détectée par une OBU experte. L'information est transmise à la RSU qui estime l'épaisseur d'eau et l'adhérence. Cette adhérence est ensuite transmise aux différentes OBUs qui calculent la recommandation de vitesse finale.

Comme on peut le constater, ces quatres scénarios font usage des différents sous-systèmes DIVAS. Ils sont illustrés sur la Figure 6.14. Sur la partie gauche de la figure, le scénario est rappelé et une image de la démonstration est présentée sur la partie droite. Finalement sur la Figure 6.15, la recommandation de vitesse issue du système est présentée.

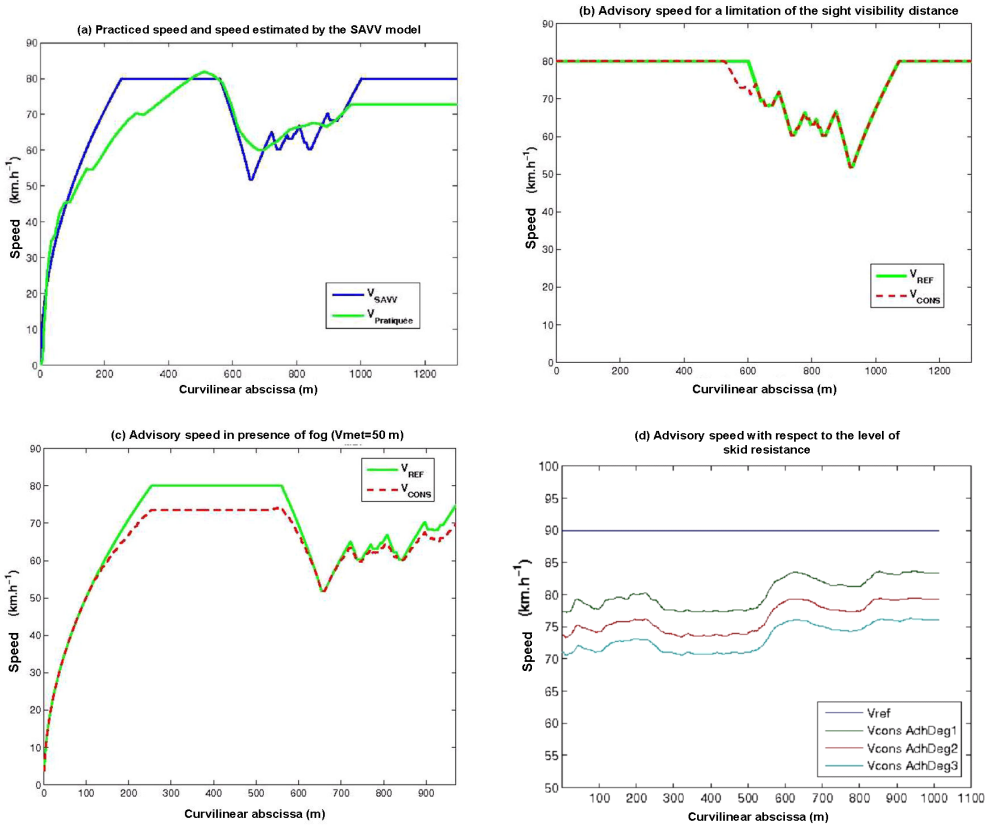


FIGURE 6.15 – Recommandation de vitesse fournie par le système DIVAS sur les différents scénarios expérimentaux.

6.2.5.4 Synthèse

Dans le paragraphe précédent, nous avons montré que le système DIVAS était capable de fournir une vitesse de conseil. L'architecture intégrée du système et le transfert de données ont été développés en fonction de la nature des données impliquées dans les processus de gestion et de fusion dans les différents sous-systèmes. Le Tableau 6.1 donne un aperçu synthétique des différents types de données, qui ont été considérées dans le système DIVAS, ainsi que le sous-système où elles sont produites et utilisées. La première colonne décrit le type de données vis-à-vis de son évolution temporelle (statique, semi-statique, dynamique) et la façon dont elles sont acquises (véhicule ou dispositif d'auscultation, modèle, capteur). La deuxième colonne décrit la donnée elle-même. Les colonnes quatre à sept détaillent le sous-système (MDB, RSU, OBU, IHM) où les données considérées sont utilisées ou produites. Ce tableau peut aider à la spécification d'un système VII traitant de la sécurité pour ce qui a trait à la contribution de l'infrastructure. Le point important à se rappeler est qu'une seule valeur, la vitesse de conseil, peut potentiellement être affichée au conducteur et dépend de l'ensemble des autres paramètres.

6.2.6 Discussion

Le système DIVAS a proposé une architecture de système interactif entre le centre de maintenance et l'IHM du conducteur. Des texts expérimentaux ont démontrés que le système était faisable du point de vue technologique. Pour assurer le déploiement d'un tel système, différents points durs restent encore à

Nature	Paramètre	MDB	RSU	OBU	HMI	Référence
Données réelles collectées par les véhicules ou dispositifs d'auscultation	Pente	×	×	×		MOGEO MLPC™
	Courbure	×	×	×		
	Dévers	×	×	×		
	Uni longitudinal	×				MLPL™
	Uni transversal	×				TUS MLPC™
	Microtexture	×				SCRIM WDM™
	Macrotexture	×				RUGOLASER ™
	Réflexion de la chaussée	×				COLUROUTE MLPC™
	Rétroréflexion des marquages	×				ECODYN MLPC™
	Distance de visibilité géométrique	×				[195]
	Trajectoires	×				[221]
	Profil de V_{85}	×				[48]
Données semi-statiques estimées par des modèles	Adhérence normalisée		×			[242]
	Retroréflexion		×			[23]
	Vitesse de référence		×			[220]
Données dynamiques mesurées par des capteurs	Pluie		×	×		[200]
	Brouillard diurne			×		[13]
	Brouillard nocturne			×		[33]
	Température		×	×		-
	Vent		×	×		-
	Trafic		×	×		-
Données dynamiques estimées par des modèles de fusion	Distance de visibilité		×	×		[51]
	Adhérence mobilisable		×			[241]
	Vitesse de conseil				×	[37]

TABLE 6.1 – Vue d'ensemble des types de données et des modèles impliqués dans les différents sous-systèmes de DIVAS.

traiter.

Premièrement, l'acceptabilité d'un tel système par les conducteurs est primordiale. Cela a trait à la façon dont la recommandation de vitesse est calculée et présentée au conducteur. Si un tel système était déployé, ce point ferait la différence entre les différents constructeurs automobiles (IHM entre autres). Cependant, pour que cela puisse se faire, les différentes parties doivent se mettre d'accord sur le type et le format des données à échanger et à combiner. Dans DIVAS, nous avons réalisé, avec le LRPC de Saint-Brieuc (CETE de l'Ouest) et l'Université Rennes 2, une étude de pré-acceptabilité du système auprès de conducteurs de cars [88] de la compagnie VEOLIA. Le point clé du déploiement est la multiplication des systèmes d'information (consommation, respect des horaires, sécurité) dans les véhicules qui doivent être cohérents entre eux et idéalement posséder une IHM unique.

Deuxièmement, les bases de données maintenues par les opérateurs routiers doivent être complètes. La collecte et la maintenance de ces bases est une tâche compliquée pour les opérateurs routiers en charge des réseaux secondaires. Pour résoudre ce problème, nous pensons que cette tâche pourrait être réalisée par des sous-traitants (publics ou privés). Pour cela, des procédures qualifiées de gestion de données sont nécessaires. C'est un requis fort qui en retour permettra aux opérateurs de pouvoir s'assurer en cas de défaillance du système. De telles procédures qualifiées vont devenir inévitable en Europe grâce aux directives récentes (INSPIRE et sécurité des infrastructures) adoptées en 2007 et 2008.

Troisièmement, le déploiement des systèmes coopératifs n'est pas encore garanti. En effet, déployer des infrastructures de communication V2I associées à de nombreuses RSU est très cher. Nous ne sommes

pas convaincus qu'un tel scénario soit réaliste, tout du moins dans un premier temps. Nous sommes davantage convaincus par l'usage de communications cellulaires reliées à des systèmes centraux. Plus tard, ces systèmes centraux ne seront plus capables de gérer toutes les données. Le besoin des RSU se fera alors sentir. Leur rôle consistera à simplifier la tâche des centres en ayant recours à des descripteurs agrégés. Une première réponse vers le déploiement de systèmes coopératifs est la directive ITS qui a été adoptée par la Commission Européenne en 2010.

6.3 Le centre météorologique

En présence de brouillard, de brume ou de pollution de l'air, la visibilité atmosphérique est réduite. Cela constitue un problème de sécurité, de mobilité et santé publique pour les autorités publiques à travers le monde.

Outre les problèmes de sécurité routière abordés dans les parties précédentes, une visibilité réduite est aussi synonyme de retard et de perturbation dans les transports aériens, maritimes et terrestres. Sur autoroute, des carambolages massifs créent des congestions non récurrentes qui forcent parfois l'opérateur à fermer la route momentanément. De tels évènements sont fréquents à la une des journaux. Dans le domaine aérien, l'aéroport de Heathrow avait été fermé pendant trois jours à la période de Noël en 2006. De tels évènements ont des conséquences économiques importantes [280]. D'après Perry [281], le brouillard sur les routes de Grande-Bretagne en 1974 a coûté 120 millions de £ (coût actualisé). Ce chiffre inclut le coût des traitements médicaux, des dommages aux biens et aux véhicules, le coût administratif de la police, des services et des assurances, mais n'inclut pas le coût des retards subis par les personnes non impliquées directement dans les accidents.

Une visibilité dégradée est également symptomatique de problèmes environnementaux car c'est la preuve d'une pollution de l'air [234]. En outre, il a été montré que la visibilité réduite était corrélée, en milieu urbain, à la mortalité [307]. D'après Thach [307], la visibilité est un indicateur utile pour l'évaluation des problèmes de santé causés par des polluants de l'air et une approche valide pour l'évaluation de l'impact de la pollution de l'air sur la santé publique.

Une capacité à mesurer précisément la visibilité atmosphérique permet de contribuer à la résolution de ces problèmes. Les infrastructures critiques au niveau de la sécurité, comme les aéroports, sont généralement instrumentées pour mesurer la visibilité à l'aide de dispositifs coûteux et par là même rares. Le coût est la raison principale pour laquelle les stations météorologiques routières ne sont que rarement équipées de visibilimètres. Dans ce contexte, l'utilisation des caméras routières existantes distribuées le long des infrastructures est intéressante, car ce sont des capteurs bas coûts déjà déployés pour d'autres raisons, comme la surveillance du trafic [236]. En outre, introduire de nouvelles fonctionnalités dans des caméras routières les rend multi-fonctions et donc plus rentables, ce qui facilite encore davantage leur déploiement le long des routes.

On trouve dans la littérature des tentatives de mesure de la visibilité à l'aide de caméras ou de webcams. Cependant, la gamme de visibilité diffère selon l'application visée, si bien qu'il n'existe pas d'approche générique pour traiter le problème par caméra. Pour la sécurité routière, la gamme 0-400 m est habituellement choisie (cf. chapitre 5). Pour la météorologie et la sécurité aérienne, c'est plutôt la gamme 0-1000 m. Pour la qualité de l'air, ce sont des distances plus élevées, typiquement 1-5 km. Dans ce qui suit, nous nous préoccupons de la gamme 0-10 km.

On trouve deux familles de méthodes dans la littérature. La première vise à détecter la distance maximale à laquelle une cible donnée peut être détectée. Les méthodes diffèrent selon la nature de la cible et la façon d'estimer la distance. Dans le domaine des véhicules intelligents et la surveillance du trafic, un objet noir à l'horizon est généralement choisi et on suppose une route plane. Dans le chapitre 5, nous avons proposé une telle méthode qui non seulement estime la visibilité mais aussi détecte l'origine de la baisse de visibilité. Un calibrage géométrique précis de la caméra par rapport à la scène est nécessaire pour calibrer et opérer en continue ces méthodes, que l'on peut qualifier d'approches directes.

La deuxième famille de méthodes cherche à corréler le contraste dans la scène avec la portée optique météorologique estimée par des capteurs de référence [226]. Aucun calibrage précis n'est nécessaire. Inversement, une phase d'apprentissage est nécessaire pour estimer la fonction qui lie le contraste dans la scène à la portée optique météorologique. Usuellement, un simple gradient fondée sur un filtre de Sobel ou un filtre passe-haut fréquentiel sont utilisés pour calculer le contraste [254, 225, 314]. [262] a démontré que les résultats obtenus par les deux approches étaient très similaires. [254] a proposé par ailleurs un filtre homomorphique et une ondelette de Haar en complément du filtre passe-haut pour réduire les effets d'un éclairage non-uniforme. Une fois le contraste calculé, une régression linéaire est effectuée pour estimer la fonction de correspondance [226, 314, 254]. Nous qualifions ces méthodes de méthodes guidées par les données.

Nous avons contribué à ce domaine en proposant une méthode incluant les contributions suivantes :
- Un descripteur de la visibilité robuste au changement d'éclairage [54],
- Une méthode de segmentation des surfaces lambertiennes,
- Une méthode guidée par les données avec un ajustement de données non linéaire qui permet d'englober un large spectre d'applications [54],
- Une méthode guidée par les modèles qui généralise la loi de Koschmieder à des scènes 3D [3],
- Un observatoire de la visibilité et une base de données en ligne MATILDA pour évaluer et comparer les méthodes entre elles.

6.3.1 Contraste de cibles Lambertiennes

En supposant une réponse de caméra linéaire, l'intensité I d'un point situé à une distance d dans une scène extérieure est à nouveau donnée par la loi de Koschmieder :

$$I = Re^{-\beta d} + A_\infty(1 - e^{-\beta d}) \tag{6.6}$$

où R est l'intensité intrinsèque du pixel. Deux points situés approximativement à la même distance $d_1 \approx d_2 = d$ possédant deux intensités différentes dans l'image forment une cible distante dont le contraste normalisé peut s'écrire comme :

$$C = \frac{I_2 - I_1}{A_\infty} = \left[\frac{R_2 - R_1}{A_\infty}\right] e^{-\beta d} = C_0 e^{-\beta d} \tag{6.7}$$

Dans cette équation, le contraste C d'une cible à la distance d depend de la visibilité météorologique $V = \frac{3}{\beta}$ et de son contraste intrinsèque C_0. Si nous supposons désormais que la cible est Lambertienne, la luminance L de chaque point i de la cible est :

$$L \approx I = \rho_i \frac{E}{\pi} \tag{6.8}$$

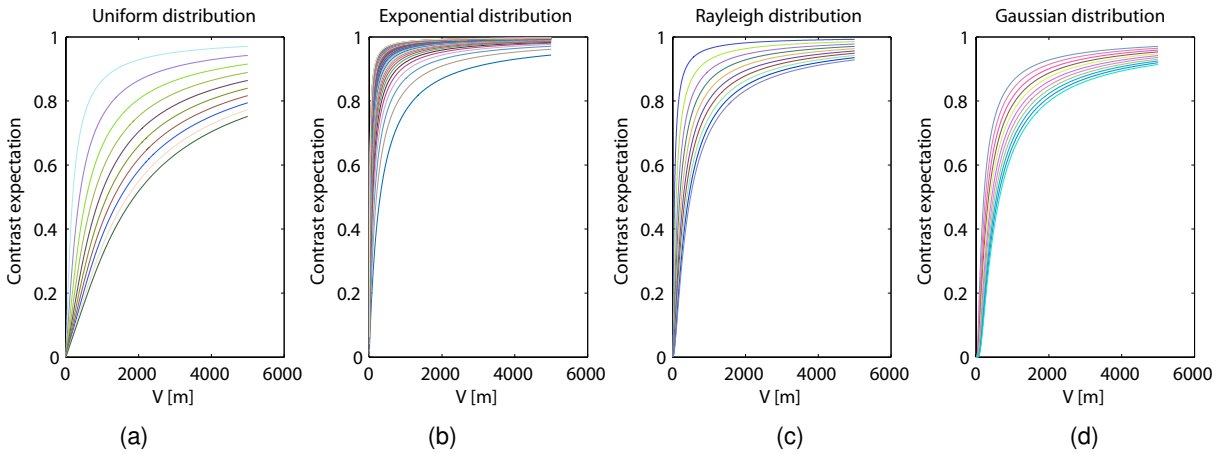


FIGURE 6.16 – Courbes représentatives de différents modèles d'espérance du contraste en supposant : (a) une distribution uniforme ($d_{max} \in [100; 1000]$) ; (b) une distribution exponentielle ($\nu \in [0,01; 0,1]$) ; (c) une distribution de Rayleigh ($\sigma \in [10; 100]$) ; (d) une distribution Gaussienne ($\sigma = 10$ et $\mu \in [50; 150]$).

où E désigne l'éclairement globale et ρ_i désigne l'albedo au point i. En outre, une hypothèse classique consiste à poser $L_\infty = \frac{E}{\pi}$ si bien que (6.7) peut s'écrire :

$$C = (\rho_2 - \rho_1)e^{-\beta d} \approx (\rho_2 - \rho_1)e^{-\frac{3d}{V}} = \Delta\rho e^{-\frac{3d}{V}} \tag{6.9}$$

Par conséquent, le contraste d'une cible Lambertienne distante dans l'image ne dépend que de ses propriétés physiques, de sa distance à la caméra et de la visibilité météorologique. Il ne dépend plus de l'éclairage. Le contraste de ces surfaces est donc robuste à des changements d'éclairage dans la scène. Pour pouvoir estimer à la fois des courtes visibilités et des grandes visibilités, nous devons nous appuyer sur toute l'information disponible dans la scène. Dans ce cas, l'estimateur du contraste dans la scène le plus fiable est la moyenne des contrastes pris sur les surfaces Lambertiennes, ce qui s'écrit :

$$m = \sum \Delta\rho e^{-\frac{3d}{V}} \tag{6.10}$$

En traçant cet estimateur du contraste calculé sur des images où on dispose d'une vérité terrain, nous pouvons associer une valeur de contraste pour chaque valeur de visibilité météorologique et ainsi identifier une fonction de transfert entre le contraste dans les images et la visibilité météorologique. Il reste à choisir une fonction pertinente et à l'ajuster avec les valeurs de m pour déterminer la façon dont la visibilité météorologique varie avec le contraste dans la scène. Nous avons proposé plusieurs façons d'y parvenir. Celles-ci sont détaillées dans ce qui suit.

6.3.2 L'approche guidée par les données

L'approche guidée par les données consiste à ajuster les données expérimentales avec une fonction choisie empiriquement. Dans notre cas, nous avons choisi la fonction logarithmique empirique suivante :

$$m \approx A + B \log V \tag{6.11}$$

Les paramètres A et B sont déterminés en minimisant l'erreur quadratique χ^2 entre les mesures de référence V_{met} et la visibilité estimée par la fonction $\tilde{V}$:

$$\chi^2 = \sum \left[V_{met} - \tilde{V}(m, A, B) \right] \tag{6.12}$$

Cependant, les faibles visibilités sont généralement sous-représentées dans les données expérimentales collectées par rapport aux données de bonne visibilité, ce qui conduit, après ajustement, à des erreurs relatives élevées pour les faibles visibilités. Par conséquent, nous pondérons dans notre ajustement les données en donnant plus de confiance aux faibles visibilités, comme cela est fait dans l'équation suivante où l'inverse de la précision de mesure $\sigma_{V_{met}}$ est utilisée comme pondération :

$$\chi^2 = \sum \frac{1}{\sigma_{V_{met}}} \left[V_{met} - \tilde{V}(m, A, B) \right] \tag{6.13}$$

L'erreur d'un visibilimètre correspond typiquement à 10 % de sa mesure [203]. Nous avons retenu cette valeur dans nos calculs.

6.3.3 L'approche guidée par les modèles

L'approche guidée par les données a comme principale inconvénient de dépendre du jeu de données collectées. Si l'on peut disposer d'un modèle *a priori* à ajuster aux données, cela permet de réduire la sensibilité aux données et de faciliter l'usage de la technique. C'est l'objet de cette section.

6.3.3.1 Principle

Considérons une scène extérieure où des cibles Lambertiennes sont distribuées de façon continue à des distances croissantes de la caméra. Désignons par ϕ la fonction de densité de probabilité d'observer un contraste C dans la scène :

$$\mathbb{P}(C < X \leq C + \mathrm{d}C) = \phi(C)\mathrm{d}C \tag{6.14}$$

L'espérance du contraste m dans l'image s'exprime par :

$$m = \mathbb{E}[C] = \int_0^1 C\phi(C)\mathrm{d}C \tag{6.15}$$

D'après (6.9), C est une variable aléatoire qui dépend de deux variables aléatoires d et $\Delta\rho$. Ces deux variables sont supposées indépendantes, ce qui permet de réécrire (6.15) comme suit :

$$m = \mathbb{E}\Big[\Delta\rho\Big]\mathbb{E}\Big[e^{-\frac{3d}{V}}\Big] = \overline{\Delta\rho} \int_0^{+\infty} \psi(d) e^{-\frac{3d}{V}} \mathrm{d}d \tag{6.16}$$

où $\overline{\Delta\rho}$ désigne la différence d'albedo entre objets proches dans la scène et ψ désigne la fonction de densité de probabilité de l'existence d'un objet à la distance d dans la scène. Pour calculer m, une expression réaliste de la densité des objets ψ est nécessaire.

6.3.3.2 Espérance du contraste

Le choix d'une distribution adaptée ψ permet le calcul de l'espérance du contraste (6.16), qui est alors une fonction de la distance de visibilité météorologique. Plusieurs solutions sont possibles selon le degré de connaissance que l'on possède sur la scène étudiée.

Approche probabiliste Si l'on ne possède aucune connaissance sur la scène, la solution consiste à supposer une distribution uniforme de cibles entre 0 et $d_{\max}$, ce qui conduit à la solution mathématique de (6.16) suivante [3] :

$$m_u = \frac{V\overline{\Delta\rho}}{3d_{\max}}\left[1 - \exp\Big(-\frac{3d_{\max}}{V}\Big)\right] \tag{6.17}$$

Cette solution est utile quand la scène n'est pas connue *a priori*. C'est celle qui a la plus grande probabilité de fournir des résultats corrects d'où le nom d'approche probabiliste. Cependant, cela peut limiter en pratique l'applicabilité de la méthode à une scène quelconque, car l'hypothèse d'une distribution uniforme a aussi beaucoup de chances d'être fausse. Néanmoins, nous verrons dans la partie évaluation que l'intérêt pratique de cette distribution reste important.

Approche fondée sur des distributions usuelles Dans [308], des distributions de profondeurs dans des scènes naturelles ou construites par l'homme sont considérées comme Gaussiennes. Dans le cas général, le problème a été très peu étudié. Pour contourner ce problème, une solution est d'estimer la distribution réelle et de résoudre m pour cette distribution. Examinons d'abord si des solutions mathématiques existent pour les distributions statistiques usuelles autres qu'uniforme.

En supposant une distribution Gaussienne de paramètres μ et σ, la densité de cibles est donnée par :

$$\psi_G(d) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}\exp\left[-\frac{1}{2}\Big(\frac{d-\mu}{\sigma}\Big)^2\right] \tag{6.18}$$

(6.16) possède une solution analytique m_g, qui s'exprime comme suit :

$$m_G(V) = \frac{\overline{\Delta\rho}}{2}\exp\left(\frac{9\sigma^2}{2V^2} - \frac{3\mu}{V}\right)\mathrm{erfc}\left[\frac{1}{\sigma\sqrt{2}}\left(\frac{3\sigma^2}{V} - \mu\right)\right] \tag{6.19}$$

où erfc désigne la fonction d'erreur complémentaire :

$$\mathrm{erfc}(z) = \frac{2}{\sqrt{\pi}}\int_z^\infty \exp(-\zeta^2)\mathrm{d}\zeta \tag{6.20}$$

De la même façon, en supposant une distribution de Rayleigh de paramètre σ :

$$\psi_R(d) = \frac{d}{\sigma^2}\exp\left(\frac{-d^2}{2\sigma^2}\right) \tag{6.21}$$

$$m_R(V) = 1 - \frac{3\sigma\overline{\Delta\rho}}{V}\exp\left(\frac{9\sigma^2}{2V^2}\right)\sqrt{\frac{\pi}{2}}\mathrm{erfc}\left(\frac{3\sigma}{V\sqrt{2}}\right) \tag{6.22}$$

Finalement, en supposant une distribution exponentielle de paramètre ν :

$$\psi_e(d) = \nu\exp\big(-\nu d\big) \tag{6.23}$$

$$m_e(V) = \frac{\nu\overline{\Delta\rho}}{\nu + \frac{3}{V}} \tag{6.24}$$

D'autres types de distributions peuvent être testés, comme la distribution log-normale. Cependant, les solutions mathématiques ne sont pas aisément manipulables, mis à part les cas exponentiel et uniforme.

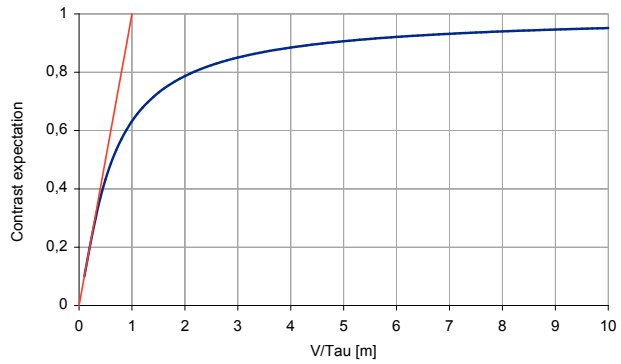


FIGURE 6.17 – Analogie entre la charge/décharge d'un condensateur et la forme de l'espérance du contraste (courbe bleu) en fonction de la visibilité météorologique. La courbe rouge désigne la tangente à l'origine.

6.3.3.3 Inversion du modèle et estimation de l'erreur

Les différents modèles sont tous des fonctions croissantes de V et partagent les mêmes limites en zéro et l'infini :

$$\lim_{V \longrightarrow 0} m = 0 \qquad \lim_{V \longrightarrow \infty} m = 1 \tag{6.25}$$

Ce sont des limites physiques que les approches guidées par les données ne respectent pas nécessairement. Les modèles d'espérance du contraste présentées dans la section précédente sont tracées en fonction de la visibilité météorologique V sur la Figure 6.16. Comme on peut le constater, ces modèles partagent tous grossièrement la même forme.

Dans [3], nous avons montrer que la solution dans le cas uniforme est inversible :

$$V(m_u) = \frac{3 m_u d_{\max}}{1 + m_u W\left(\frac{e^{-1/m_u}}{m_u}\right)} \tag{6.26}$$

où W désigne la fonction de Lambert, qui est une fonction définie par les solutions de l'équation $W(x)e^{W(x)} = x$ [201]. Etant donné la complexité de l'équation, il est assez difficle de calculer les dérivées partielles du modèle et d'exprimer des bornes sur l'erreur du modèle. Dans le cas des distributions Gaussienne et Rayleigh, il est également possible de trouver des solutions analytiques, mais ne sont pas détaillés par souci de clarté du document. Heureusement dans le cas exponentiel, une solution plus simple existe :

$$V(m_e, \nu) = \frac{3 m_e}{\nu(1 - m_e)} \tag{6.27}$$

Sur ce modèle, les dérivées partielles de V par rapport à m et ν (6.28) peuvent être facilement obtenues et des bornes sur l'erreur (6.29) peuvent être construites :

$$\mathrm{d}V = \frac{\partial V(m_e, \nu)}{\partial m_e} \mathrm{d}m_e + \frac{\partial V(m_e, \nu)}{\partial \nu} \mathrm{d}\nu \tag{6.28}$$

$$\Delta V \leq \frac{3 \Delta m_e}{\nu (1 - m_e)^2} + \frac{3 m_e \Delta \nu}{\nu^2 (1 - m_e)} \tag{6.29}$$

A ce niveau, nous pouvons faire une analogie entre la charge/décharge d'un condensateur et la variation du contraste dans la scène en fonction de la visibilité météorologique. En supposant une distribution

uniforme, (6.17) peut s'exprimer ainsi :

$$m_u = \overline{\Delta\rho}\frac{V}{\tau}\left[1 - \exp\left(-\frac{\tau}{V}\right)\right] \tag{6.30}$$

où $\tau = 3d_{max}$. Quand $V = \tau$, nous avons $m_u = 1 - e^{-1} \approx 0,63$. C'est la même constante qui est habituellement choisie pour caractériser le temps de charge d'un condensateur. La Figure 6.17 montre la courbe représentative de la fonction (6.30) en fonction du rapport $\frac{V}{\tau}$. Plus la capacité du système est petite, plus vite la courbe tend vers 1. Nous définissons ainsi un indicateur τ de la qualité du système qui est la distance de visibilité météorologique à laquelle 63 % de la capacité est atteinte.

Dans le cas général, la capacité du système est déterminée par la distribution des distances dans la scène, leur texture et la qualité de la caméra (MTF, résolution) ainsi que de la réponse du filtre de traitement d'image (par exemple le filtre de Sobel).

6.3.3.4 Estimation de la distribution des cibles

Le calcul de m et V dépend de la distribution ψ. Ainsi, une tâche importante consiste à deviner quelle distribution est la mieux adaptée à une scène donnée. En suivant la méthode proposée dans [275], la structure 3D de la scène peut être approchée à l'aide de prises de vue de la scène acquises dans deux brouillards différents grâce à la loi de Koschmieder :

$$(\beta_2 - \beta_1)d = -\log\left[\frac{A_{\infty_2} - I_2}{A_{\infty_1} - I_1}\right] - \log\frac{A_{\infty_1}}{A_{\infty_2}} \tag{6.31}$$

A l'aide de cette méthode, il est possible d'estimer grossièrement une profondeur pour chaque pixel de l'image. En se fondant sur [275], nous utilisons quelques repères de profondeur connue et ajustons les intensités de ciel A_{∞_1} et A_{∞_2} pour améliorer la précision globale de la carte de profondeur.

Deuxièmement, à cause du bruit du capteur, un simple calcul de profondeur est insuffisant. L'emploi de techniques de vote permet d'obtenir des données fiables à partir de plusieurs sources incertaines [251]. En vision par ordinateur, ce procédé est souvent utilisé pour déduire des informations globales à partir d'informations locales, comme la transformée de Hough [208], la transformée de symétrie radiale [260], ou encore la transformée v-disparité [249]. D'une façon similaire, la distribution des cibles Lambertiennes peut s'estimer à l'aide d'une approche Parzen [278].

Pour cela, un histogramme cumulatif des distances $h(d)$ est calculé pour $d \in [0, d_{max}]$ à l'aide d'un paramètre de lissage. Celui-ci est lié à la confiance u_i sur l'estimation de la distance associée à chaque pixel. Pour chaque pixel, une distribution Gaussienne $\mathcal{N}(d|d_i, u_i)$ de moyenne d_i et d'écart-type u_i est cumulée. Outre l'approche Parzen, nous utilisons également un paramètre de poids w_i qui rend compte de la contribution de chaque donnée à l'histogramme. Cet histogramme s'exprime par :

$$h(d) = \sum_{i=1}^{P} w_i \mathcal{N}_i(d|d_i, u_i) \tag{6.32}$$

où P désigne le nombre total de pixels. La confiance u est obtenue en calculant la sensibilité de (6.31) à ses différents paramètres :

$$u \propto \sum\left[\frac{\partial d}{\partial(A_{\infty_{1,2}}, I_{1,2})}\,\mathrm{d}(A_{\infty_{1,2}}, I_{1,2})\right]^2 \tag{6.33}$$

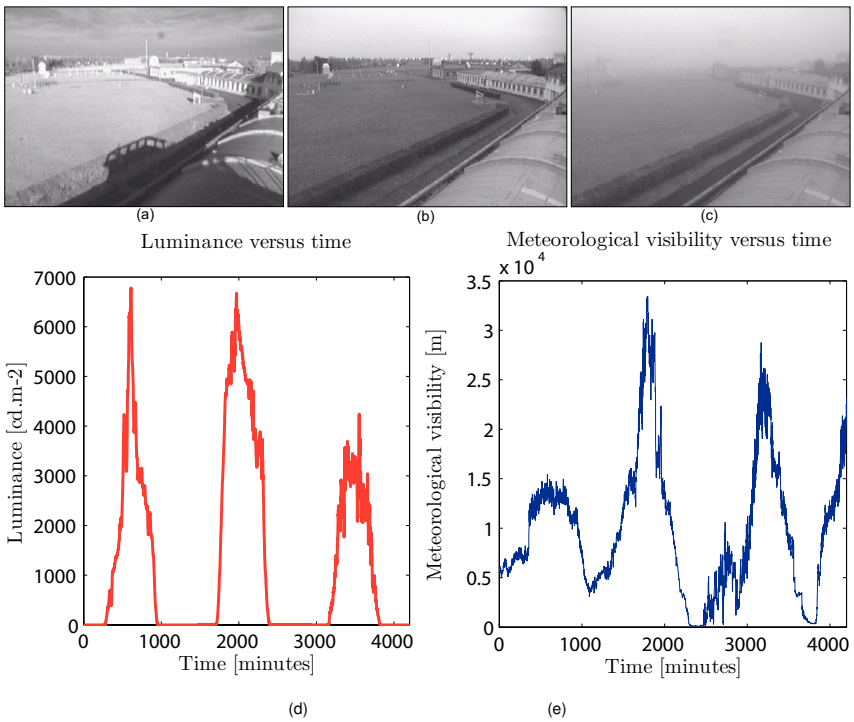


FIGURE 6.18 – Extraits de la campagne d'acquisition 2008-2009 : (a) image avec présence d'ombres ; (b) temps couvert ; (c) temps de brouillard ; (d) données d'éclairage globale mesurée pendant deux jours et (e) données de distance de visibilité météorologique.

En supposant $\mathrm{d}A_{\infty_1} \approx \mathrm{d}A_{\infty_2} \approx \mathrm{d}I_1 \approx \mathrm{d}I_2 = \mathrm{d}I$, (6.33) devient :

$$u \propto \frac{f_1 + f_2}{(\beta_2 - \beta_1)^2} \mathrm{d}I^2 \tag{6.34}$$

où f_i est donné par :

$$f_{i=1,2} = \frac{1}{{A_{\infty_i}}^2} + 2\left[\frac{1}{(A_{\infty_i} - I_i)^2} + \frac{1}{A_{\infty_i}(A_{\infty_i} - I_i)}\right] \tag{6.35}$$

Dans la section 6.3.4.4, nous appliquons cette méthode à des données réelles. En particulier, nous choisissons le poids adapté w_i. Ayant estimé h, la distribution adaptée peut être déterminée empiriquement ou à l'aide de tests statistiques. Si la distribution possède des modes, un modèle de mixture peut également être utilisé pour ajuster h.

6.3.4 Validation expérimentale

6.3.4.1 Données expérimentales

Le site de Météo France à Trappes est équipé d'un transmissiomètre de référence (Degreane Horizon TI8510). Il sert à calibrer différents diffusiomètres (Degreane Horizon DF320) utilisés pour observer la visibilité météorologique sur le territoire français. Nos données proviennent de l'un d'entre eux. Ils sont couplés à un luminancemètre (Degreane Horizon LU320) qui mesure l'éclairement reçu par le luminancemètre dans une direction précise. Nous avons ajouté une caméra qui acquière une image du site toutes les dix minutes. Cette caméra est une caméra 8 bits CCD (résolution (640×480, hauteur 8,3 m, tangage 9.8^o, focale 8,3 mm, taille du pixel $t_{pix} = 9\ \mu m$). C'est une caméra bas coût représentative d'une caméra

classique routière.

Deux évènements brouillard ont été collectés fin février 2009. Le brouillard s'est formé en fin de nuit et a duré quelques heures après le lever du soleil. Durant les mêmes jours, il y a eu des périodes ensoleillées. Les données acquises sont présentées sur la Figure 6.18. La visibilité météorologique varie de 100 m à 35 000 m et la luminance varie de 0 à 6 000 cd.m^{-2}. Cette base de données, baptisée MATILDA, composée de 150 images acquises toutes les dix minutes a été mise en ligne sur le site internet du LCPC.

6.3.4.2 Sélection des surfaces Lambertiennes

Pour estimer m et donc V, la méthode proposée nécessite la sélection des surfaces Lambertiennes. Pour cela, le coefficient de Pearson, noté $P^L_{i,j}$, est calculé entre l'intensité des pixels dans une série temporelle d'images où la position du soleil change et la valeur de la luminance de fond estimée par le luminancemètre. Plus $P^L_{i,j}$ est proche de 1, plus la probabilité est forte que le pixel appartienne à une surface Lambertienne. Pour la base MATILDA, la carte de surface Lambertienne est présentée en Figure.6.19a.

6.3.4.3 Estimateur du contraste

Ayant localisé les surfaces Lambertiennes, les gradients dans la scène sont estimés en calculant le module du gradient de Sobel. Pour chaque pixel, le gradient $\nabla_{i,j}$ est normalisé par l'intensité du fond A_∞. Comme la caméra possède un gain automatique, l'intensité du fond A_∞ est généralement égale à $2^8 - 1$, si bien que cette étape peut être sautée. Chaque gradient est ensuite pondéré par $P^L_{i,j}$, la probabilité que le pixel (i, j) appartienne à une surface Lambertienne. Par conséquent, seules les zones de l'image pertinentes sont utilisées pour estimer la visibilité et la scène n'a pas besoin d'être entièrement Lambertienne. Finalement, le contraste estimé dans la scène $\tilde{m}$ s'exprime par :

$$\tilde{m} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} \Delta\rho_{i,j} \exp\left(-\frac{3d_{i,j}}{V}\right) P^L_{i,j} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} \frac{\nabla_{i,j}}{A_\infty} \tag{6.36}$$

où $\Delta\rho_{i,j}$ est le contraste intrinsèque d'un pixel (6.9) et N désigne le nombre de pixels de l'image.

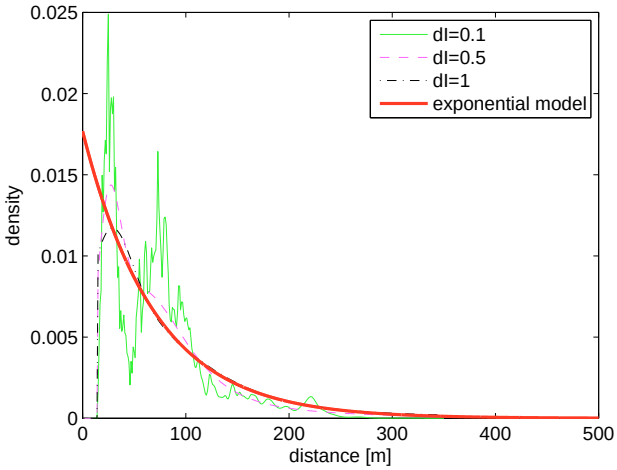
6.3.4.4 Sélection de la distribution adaptée

Dans la section 6.3.3.4, nous avons proposée une méthode pour estimer la distribution ψ d'une scène. Nous l'appliquons ici à la base MATILDA. Ayant à disposition un estimateur du contraste, nous sommes en mesure de choisir un poids adapté. En se fondant sur (6.36), la contribution d'une donnée à l'histogramme est son gradient pondéré $\nabla_{i,j} P^L_{i,j}$ calculé par beau temps, ce qui conduit à le choisir comme poids w_i, voir (6.32). La confiance u_i sur la profondeur de chaque pixel est donnée par (6.34) et est contrôlée par la valeur de $\mathrm{d}I$ choisie empiriquement. La distribution estimée est présentée sur la Figure 6.19b en vert ($\mathrm{d}I = 0,1$), en mauve ($\mathrm{d}I = 0,25$) et en noir ($\mathrm{d}I = 1$). La distribution exponentielle s'ajuste bien avec les données et est donc choisie pour modéliser les données de l'histogramme, car c'est la plus simple à inverser. Elle est tracée en rouge. Sur cette courbe, nous estimons $d_{max} \approx 325$ m. Nous nous attendons donc à une capacité τ d'environ 1000 m.

6.3.4.5 Résultats et discussions

La distribution exponentielle (6.24) est ajustée aux données à l'aide d'une technique non-linéaire robuste ($R^2 = 0,91$), en l'occurrence l'algorithme de Levenberg-Marquardt. Nous avons également

(a)



(b)

FIGURE 6.19 – (a) Carte des surfaces Lambertiennes sur le site de test : plus le pixel est rouge, plus la probabilité est grande que la surface soit Lambertienne. (b) Histogramme des contrastes pondérés en fonction de leur profondeur. La distribution estimée est en vert ($\mathrm{d}I = 0,1$), en mauve ($\mathrm{d}I = 0,25$) et en noir ($\mathrm{d}I = 1$). Le modèle exponentiel ajusté est tracé en rouge.

des bornes d'erreurs qui comprennent 99 % des données. Les courbes sont tracées sur la Figure 6.20a. Nous estimons une capacité de la scène de $\tau \approx 950$m$\approx 3d_{max}$ comme attendu. Nous avons inversé le modèle et estimé la distance de visibilité météorologique en nous fondant sur l'espérance du contraste m.

Les erreurs relatives moyennes sont comparées dans le Tableau 6.2. Puisque les applications sont différentes selon la gamme de distance de visibilité, l'erreur relative est calculée en fonction des gammes souhaitées : sécurité routière, observation météorologique et qualité de l'air. Les meilleurs résultats sont obtenus pour l'approche guidée par les données. En comparaison, l'erreur reste faible avec les approches guidées par les modèles pour les applications critiques et s'accroît pour les grandes distances de visibilité. Sur le site de test, l'utilisation du modèle exponentiel permet de réduire l'erreur par rapport à l'utilisation du modèle uniforme. Les approches guidées par les modèles requièrent des données de visibilité pour leur calibrage et leur mise en œuvre. Les approches guidées par les modèles nécessitent moins de données. Les distributions exponentielle et uniforme ne nécessitent qu'un seule paramètre d_{max} que l'on peut deviner à l'aide de deux images par conditions météorologiques différentes. Les données de visibilité ne sont plus nécessaires, ce qui est un progrès important vers des méthodes génériques sans

Application	**Brouillard routier**	**Brouillard météo**	**Brume**	**Qualité de l'air**	
Gamme [m]	0-400	0-1000	0-5000	0-10000	0-15000
Nombre de données	13	19	45	70	150
Log pondéré [54]	10,4%	22,5%	23,4%	29,9%	41,9%
Distribution uniforme [3]	12,6%	18,1%	29,7%	∞	∞
Distribution exponentielle [2]	10,0%	16,2%	29%	60%	373%
Exponentielle + ajustement [2]	9,7%	11,2%	33%	50%	63,5%

TABLE 6.2 – Erreurs moyennes relatives sur l'estimation de la visibilité en fonction de l'application envisagée.

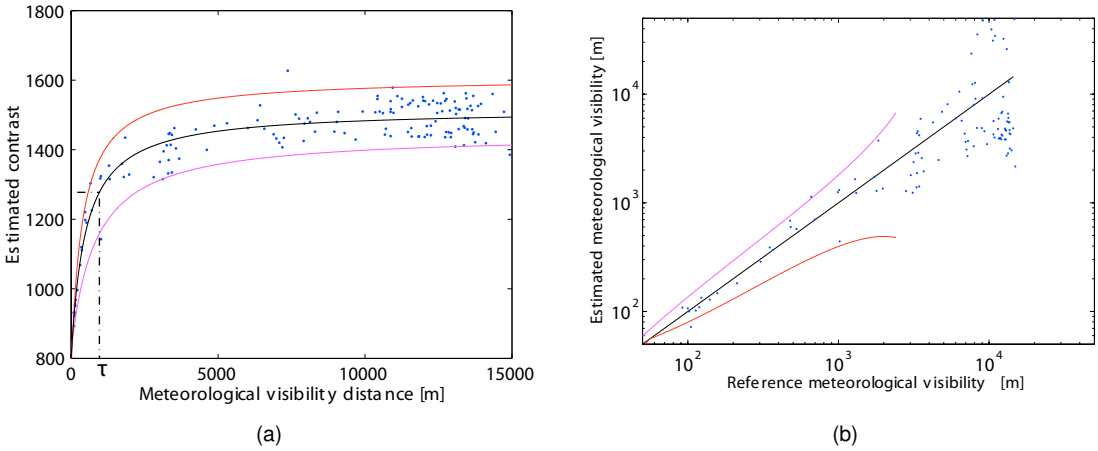


FIGURE 6.20 – Ajustement du modèle : (a) ajustement de données avec le modèle exponentiel en noir. La borne supérieure est en rouge et la borde inférieure en magenta. (b) Tracé de la distance de visibilité estimée en fonction de la visibilité de référence.

phase d'apprentissage.

Dans les résultats précédents, toutes les données ont été utilisées pour ajuster les modèles. C'est le principe sous-jacent l'approche guidée par les données. Inversement, cette approche ne doit être suivie pour l'approche guidée par les modèles, car le modèle n'est peut-être pas valide pour toutes les gammes de visibilité. D'après nos résultats, nous sommes sûrs que le modèle est valide dans la gamme 0-τ, c'est-à-dire 0-1000 m dans notre cas. Nous en déduisons un nouveau procédé d'ajustement de données. Premièrement nous ajustons le modèle exponentiel aux données dans la gamme 0-1000 m à l'aide d'un algorithme robuste. La confiance dans l'ajustement est plus élevé ($R^2 = 0.97$). La courbe ajustée est tracée en Figure 6.21. Deuxièmement, le modèle est extrapolé sur la gamme τ-15000 m. L'erreur relative moyenne est alors calculée entre le modèle ajusté et la vérité terrain. Les résultats sont présentés sur la dernière ligne du Tableau 6.2. Puisque le modèle a été ajusté aux courtes données de visibilité, les résultats sont améliorés pour les courtes visibilités. Pour les plus grandes visibilités, les erreurs sont également réduites, ce qui illustre l'avantage à ajuster le modèle sur le sous-ensemble de données fiables. Avec cette façon d'ajuster le modèle, l'approche guidée par les modèles permet d'obtenir des résultats du même ordre de grandeur que la méthode guidée par les données.

Enfin, d'après les pratiques en matière d'observation météorologique, un appareil est considéré comme correcte si l'erreur est inférieure à 20 % dans 90 % des cas. Nous excluons ainsi 10 % des données, ce qui nous permet d'affirmer que notre méthode permet d'estimer la visibilité jusqu'à 3320 m.

Une perspective importante de ce travail est l'utilisation du Référentiel à Grande Échelle de l'IGN. En calibrant la caméra dans ce référentiel, il est possible de calculer une carte de profondeur de l'environnement qui est superposable aux images de la caméra et ainsi de s'affranchir d'images de brouillard. En effet, il suffit d'en calculer l'histogramme pour déterminer la distribution des profondeurs dans la scène. Sur la Figure 6.22a, on peut voir l'image du site de Trappes, où sont superposées les mires de calibrage. Sur la Figure 6.22b, on peut voir la carte de profondeur résultante. Le calcul de l'histogramme de cette image confirme encore le caractère exponentiel de la distribution des profondeurs dans la scène.

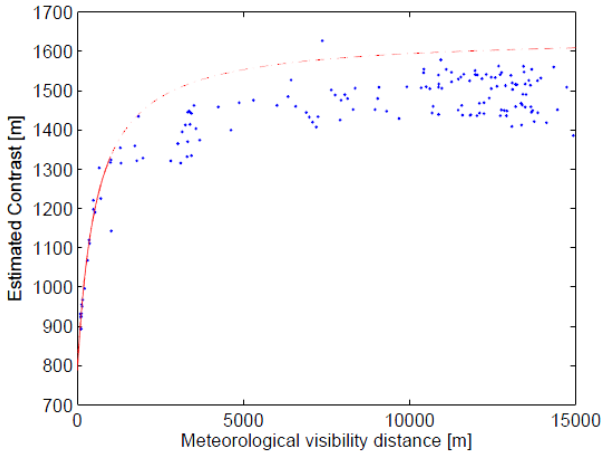


FIGURE 6.21 – Ajustement amélioré du modèle exponentiel sur les données de courte visibilité et extrapolé sur les grandes visibilités. Les données sont en bleu. Le modèle ajusté est en rouge (extrapolé en pointillés).

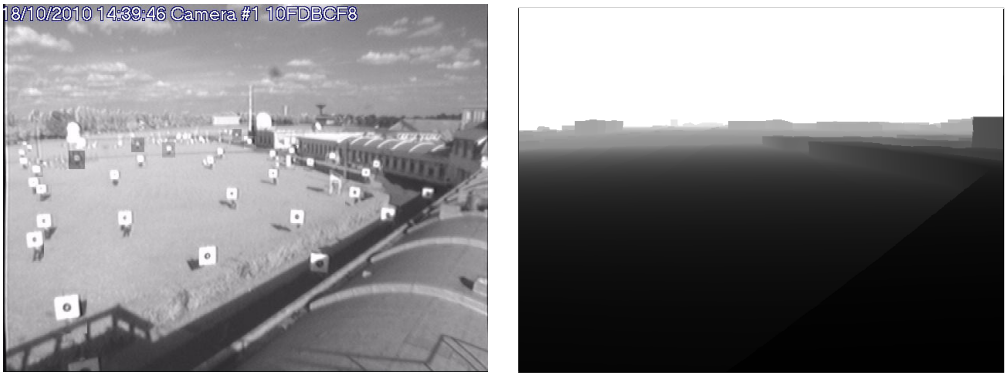
6.3.5 Synthèse

Les méthodes à base de caméra se développent pour estimer la visibilité atmosphérique. Cependant, les méthodes sont soit dédiées à la sécurité routière, soit dédiées à la surveillance de la qualité de l'air. Dans le cadre de la thèse de Raouf Babari, partiellement financée par Météo France, plusieurs obstacles vers une méthode générique ont été levés. Nous proposons tout d'abord un descripteur robuste aux changements d'éclairement. Ensuite, contrairement aux méthodes guidées par les données existantes, nous proposons un ajustement linéaire qui permet d'englober différentes applications. Enfin, une approche guidée par les modèles généralise la loi de Koschmieder à des distributions de distances et permet de s'affranchir partiellement de la phase d'apprentissage. Pour évaluer nos approches, une base de référence collectée sur le site de Trappes de Météo France a été constituée. Dans un proche avenir, ce genre de méthode d'observation météorologique devrait pouvoir produire des données assimilables par des modèles de prévisions météorologiques à grande échelle. Cela devrait permettre de mieux prévoir les épisodes de visibilité dégradées et ainsi permettre aux opérateurs publiques de mieux se préparer à ces évènements, en particulier les gestionnaires routiers.

6.4 Bilan et perspectives

6.4.1 Bilan : une potentialité importante

Les systèmes interactifs, rendus possible par la généralisation des communications entre les véhicules, les bords de voies et les différents centres, ont le potentiel de résoudre de nombreux problèmes d'exploitation routière. Premièrement, l'utilisation de véhicules traceurs pour le recueil de données de trafic permet d'estimer instantanément la capacité du réseau et de gérer de manière pro-active les réseaux routiers en proie à la congestion. Cela permet en outre de s'affranchir de capteurs intégrés dans la chaussée et ainsi de ne pas pénaliser la gestion de trafic en cas de travaux de réfection de la chaussée. Sur les réseaux secondaires, moins touchés par la congestion, les systèmes interactifs rendent possible une vision pro-active de l'entretien routier en alimentant en temps interactif les bases de données du gestionnaire, ainsi que le calcul crédible d'une vitesse à recommander aux conducteurs en cas d'adhérence ou de visibilité réduites. Enfin, l'utilisation des capteurs à base de caméra distribués le long des infrastructures routières permet potentiellement une observation massive de la visibilité météorologique sur



(a) (b)

FIGURE 6.22 – Calibrage interne et externe de la caméra du site de Trappes et génération de carte de profondeur associée à l'aide du RGE : (a) image cumulée des cibles. (b) carte de profondeur générée dans la géométrie du capteur avec distorsion. Cette caméra virtuelle est placée dans le modèle 3D du RGE de l'IGN.

le territoire. Cela permettra à terme une prédiction, au moins à court terme, de l'apparition de brouillard, phénomène meurtrier quand il survient sur autoroute en présence de trafic élevé. Mais les applications d'une observation météorologique par caméra ne se limite pas au domaine routier. Elle pourrait rendre encore plus interactive la navigation sur les outils comme iTowns ou Google Street View en permettant un rendu temps réel des conditions météorologiques. Elle pourrait permettre de mieux prévoir la qualité de service des liaisons optiques atmosphériques (LOA) de télécommunications.

6.4.2 Perspective : le projet DRAVIA

Outre, la poursuite des travaux sur la gestion active du trafic dans le cadre de la Directive ITS à bâtir dans les mois à venir et l'intégration des travaux de thèse de Raouf Babari dans le capteur CAM^2, la poursuite du projet DIVAS nous paraît une perspective porteuse d'enjeux importants. En effet, les politiques d'inspection et d'audit (ISRI en France) ont été normalisées au niveau Européen (Directive sur la sécurité des infrastructures de 2008) et visent à créer une véritable gestion de la sécurité routière mais se restreignent aux routes nationales. Or d'après l'ONISR, l'accidentologie sur réseau secondaire continue à croître en valeur relative. Aujourd'hui, plus d'un tiers de la mortalité routière concerne le réseau secondaire et les accidents s'y produisant sont généralement plus graves que la moyenne, en particulier en présence de pluie et de brouillard. Le levier principal identifié étant une meilleure gestion des vitesses, il faut donc trouver des moyens techniques pour proposer aux usagers de ce réseau des vitesses adaptées aux situations qu'ils rencontrent. Or, ce réseau a des spécificités : un linéaire très important, une géométrie sollicitant davantage la dynamique des véhicules, une plus grande diversité des types de véhicule et une interaction entre usagers plus faible. Il faut penser à des solutions d'exploitation adaptées à ces spécificités.

A ce problème sociétal, le projet DRAVIA (Diagnostic de Réseau Avancé pour des Vitesses Adaptées) apporte une solution fondée sur le dialogue et l'interaction véhicules-infrastructure et conducteurs en conseillant au conducteur une vitesse adaptée, à travers une signalisation de vitesse cohérente et une aide à la conduite s'adaptant au contexte de circulation. Le projet vise en particulier à démontrer à l'échelle d'un réseau routier la faisabilité du déploiement d'une telle aide au déplacement comprise et acceptée par les usagers. Il constitue une suite logique au projet DIVAS qui, pour sa part, a réussi à démontrer la faisabilité technique d'un tel système au niveau d'un itinéraire. Pour y parvenir, le projet

DIVAS, à l'instar des projets SARI (RADARR-IRCAD-VIZIR), a démontré l'importance de la relation étroite entre diagnostic routier et établissement des limites de vitesse, que celles-ci soient statiques ou contextuelles (route mouillée, brouillard, etc.). Le projet DRAVIA fait également suite au projet LAVIA dont l'objectif était d'étudier l'acceptabilité auprès des usagers du rappel de la limitation de vitesse. Le projet DRAVIA constitue donc une rencontre logique entre les projets DIVAS et LAVIA.

Au niveau Européen, le projet DRAVIA est assez unique, le réseau secondaire étant généralement peu abordé, car par nature non transnational. Néanmoins, sur le plan de l'architecture du système, il s'inspirera des projets intégrés SAFESPOT et CVIS. Il saura également tirer partie des projets ROSATTE et EASYWAY en ce qui concerne le déploiement des systèmes coopératifs sur la gestion et la mise en forme du patrimoine routier pour la diffusion vers un tiers (Directive Européenne INSPIRE). Réciproquement, le projet DRAVIA pourra contribuer aux actions supports sur les FOT orientés systèmes coopératifs qui se mettront prochainement en place.

Le projet DRAVIA vise à proposer aux conducteurs empruntant un réseau routier une vitesse adaptée tout au long de celui-ci, ce en conditions normales au moyen de la signalisation de police ou en conditions d'adhérence ou de visibilité dégradées au moyen de son système de navigation. Un tel projet revêt au moins trois caractères ambitieux :

- Faire le lien entre usage et caractéristiques routières est un challenge permanent pour les projets traitant de sécurité routière. Le challenge supplémentaire est ici lié au passage à l'échelle.
- Passer d'un itinéraire à un réseau constitue en soi un caractère ambitieux. En effet, cela signifie le développement de méthodes de diagnostic aisément déployables, notamment de révision des limites de vitesses existantes, ainsi qu'une mise en forme la plus automatique possible de ces données sous forme interprétable par les différentes entités du système.
- Proposer une vitesse acceptable revêt également un caractère ambitieux. Cela signifie d'étudier sur différents sujets l'acceptabilité du système sous ses trois aspects : acceptabilité *a priori*, acceptation et appropriation. Cela va de la conception d'une interface homme machine adaptée, au test sur route ouverte du système sur un panel de sujets.

Chapitre 7

Conclusion et projet de recherche

7.1 Conclusion

Les conditions de visibilité réduite, en particulier le brouillard, posent un problème à la fois aux usagers de la route qui ne perçoivent plus la route de manière adéquate, mais aussi aux capteurs extéroceptifs (en particulier les caméras) qui fonctionnent de manière dégradée. Dans ce document, nous avons présenté une synthèse des contributions de nos cinq premières années de recherche depuis la thèse pour résoudre cette problématique. Ces contributions sont principalement liées à l'utilisation de la vision par ordinateur pour l'analyse de la visibilité routière et à son application aux systèmes de transports intelligents. Elles s'inscrivent dans la lignée de nos travaux de thèse portant sur la détection des conditions de visibilité et l'estimation de la distance de visibilité par vision embarquée. Elles ont été réalisées selon trois axes.

Le premier axe a trait au développement de systèmes embarqués dans les véhicules pour le développement d'aides à la conduite. Il s'agit en premier lieu de caractériser l'atmosphère et de proposer des solutions innovantes pour l'éclairage automobile. Il s'agit ensuite d'utiliser la caractérisation de l'atmosphère pour améliorer la qualité des images, dégradée par les conditions météorologiques défavorables, et ainsi fiabiliser les aides à la conduite qui s'appuient sur les images issues des caméras. Il s'agit enfin de proposer des aides à la conduite avancées dédiées aux conditions de visibilité dégradées, comme le maintien dans la voie ou l'alerte en cas d'obstacle proche.

Le deuxième axe a trait au développement des systèmes coopératifs, en particulier le développement d'une unité de bord de voie communicante. Celle-ci est capable de détecter la présence d'une visibilité atmosphérique critique pour la sécurité (brouillard, pluie forte, neige) et d'assister le cas échéant le conducteur en le guidant par des marquages lumineux, en lui signalant la présence d'une difficulté par panneau à message variable ou encore en l'avertissant en cas de vitesse inadaptée aux conditions météorologiques.

Le troisième axe a trait au développement des systèmes que nous avons qualifiés d'interactifs. Dans le cadre de communications généralisées, nous montrons que les données collectées ou mesurées par des capteurs fixes ou embarqués peuvent alimenter un centre de trafic pour opérer une gestion active du trafic, un centre de maintenance pour améliorer l'entretien et la sécurité des réseaux routiers et un centre météorologique pour améliorer l'observation météorologique et à terme rendre possible la prévision du brouillard à l'échelle des réseaux routiers.

7.2 Retour sur la démarche de recherche

Pouvoir démontrer la fiabilité d'une aide à la conduite ou d'un système de surveillance s'appuyant sur la vision apparaît aujourd'hui comme un objectif hors d'atteinte du fait de la complexité des situations possibles. En outre, au-delà de la complexité des systèmes, l'acceptabilité d'une technologie par les usagers est une question tout aussi complexe qui doit être prise en compte le plus tôt possible dans le processus de conception du système.

Dans cette optique, nous explicitons la démarche générale de recherche qui guide nos travaux. Celle-ci consiste tout d'abord à diagnostiquer le problème abordé pour tâcher d'en identifier l'origine ou la cause, celles-ci pouvant être d'origines multiples. Une fois ce diagnostic établi, plusieurs solutions peuvent être envisagées pour résoudre le problème. Des solutions directes passent par un changement de la règle (doctrine, méthode, etc.). Des actions sont alors nécessaires pour tester cette nouvelle règle à l'aide de sites pilotes. Des solutions indirectes, nécessitant des recherches ou des développements supplémentaires, passent par une phase d'opérationnalisation, c'est-à-dire une phase où l'on cherche à rendre possible ce développement supplémentaire. Cette phase d'opérationnalisation effectuée, on peut tester la solution et faire évoluer la règle. On peut qualifier cette démarche d'itérative ou de systémique.

Voici un exemple d'application de cette démarche se rapportant à nos travaux. Dans la fin des années 1990, le Laboratoire de Psychologie de la Conduite a mené des expérimentations qui ont permis de montrer que les conducteurs surestimaient les interdistances dans le brouillard. Cela a permis de faire évoluer la réglementation automobile en imposant des distances minimales entre les feux arrière anti-brouillard. Mais cela a aussi permis de lancer nos travaux sur les aides à la conduite par conditions atmosphériques dégradées, celles-ci tâchant de pallier cette surestimation des distances par des dispositifs technologiques.

Au bilan, ces processus d'élaboration passent par des expérimentations lourdes ou par des développements technologiques conséquents. Dans un monde où tout devient urgent, cela constitue un frein à l'innovation. Pour réduire les coûts de la recherche et tester des solutions technologiques ou réglementaires dans un laps de temps plus réduit, des outils d'évaluation a priori sont nécessaires. Ils permettent d'éviter les expérimentations et tests grandeurs réelles tant que les solutions ne sont pas matures. Dans

FIGURE 7.1 – Processus d'élaboration de solutions innovantes pour la sécurité routière.

cette logique, le développement des simulateurs de conduite d'une part, et des simulateurs de capteurs (exemple du projet E'MOTIVE) sont une réponse pertinente vers laquelle se tournent de plus en plus nos laboratoires de recherche. En effet, ils permettent de court-circuiter les processus d'élaboration de solutions plus traditionnels évoqués précédemment, comme l'illustre la Figure 7.1. Cette démarche de recherche est à l'origine de la création du LEPSIS (Laboratoire Exploitation Perception Simulateurs Simulations), issu de la fusion de la Divison ESE (Exploitation Signalisation et Éclairage) du LCPC et l'INRETS-MSIS (Modélisations Simulateurs Simulations). Depuis 2009, nous sommes responsable du domaine «aides à l'exploitation des réseaux» qui rassemble les projets traitant de l'opérationnalisation.

7.3 Projet de recherche : perspectives méthodologiques

La recherche finalisée et les applications nécessitent des compétences multiples. Au bilan, à travers le développement d'une application, nous touchons à diverses disciplines du traitement du signal et des images. La Figure 7.2 dresse un panorama des différentes disciplines mises en œuvre pour mettre au point une application. Le développement de l'application à proprement dit suppose une instrumentation, des méthodes de traitement et une intégration avant de pouvoir être utilisé. La validation expérimentale passe par des étapes de recueil de données, d'évaluation des performances, de vérification des composants et de validation auprès des usagers. Comme on l'a dit précédemment, l'utilisation de la simulation est une voie pertinente pour développer et valider les développements successifs. Ce peut être la simulation d'images et de capteurs, la simulation de composants systèmes ou encore la simulation de déplacement. Ainsi, à chaque phase du travail de recherche et de développement d'une application correspond une méthode de simulation et de validation.

Compte tenu des différentes méthodes à maîtriser ou à développer, il n'est pas possible de traiter un grand nombre d'applications. En revanche, les contributions méthodologiques sous-jacentes peuvent être nombreuses. C'est également un bon moyen de collaborer avec d'autres chercheurs en interne à l'unité, en interne au sein du département ou en externe dans le cadre de projets de recherche. Notre champ de recherche est clairement dans la définition, le développement et l'évaluation des méthodes de traitement d'images. Concernant l'instrumentation, nous développons notre expertise technique en nous appuyant sur des collaborations étroites avec le LIVIC. Nous collaborons, également avec le LIVIC, sur les aspects de simulation d'images et de test *Hardware In the Loop* (HIL) [50]. Nous avons effectué différents essais de portage sur puce d'algorithmes de traitement d'images, notamment lors du séjour professionnel de Jacques Ehrlich à EURECOM en 2010 qui portait sur ce sujet. Concernant l'évaluation des systèmes auprès des usagers, nous avons les compétences en interne au LEPSIS à la fois en terme de méthodologie et de simulateurs de déplacement. Toutefois, nous travaillons régulièrement avec le Laboratoire de Psychologie de la Conduite pour la mise au point des protocoles d'essai.

Voici un aperçu non exhaustif des champs disciplinaires que nous avons abordés durant les cinq premières années de recherche après la thèse et que nous comptons continuer à explorer dans la suite de nos travaux.

Capteur et vision bas niveau Tout d'abord, nous nous intéressons à l'instrumentation caméra et aux capteurs de vision. Nous souhaitons explorer l'usage de nouveaux types de caméra, comme les caméras CMOS logarithmiques ou les caméras à double capteur CCD. Nous nous intéressons à la comparaisons des capteurs de vision entre eux. Pour cela, nous nous intéressons aux informations bas niveaux qui peuvent en être extraites. En deuxième lieu, nous comptons poursuivre nos travaux sur les contours visibles. Des pistes intéressantes consistent à explorer d'autres modèles de vision que la CSF et à s'inté-

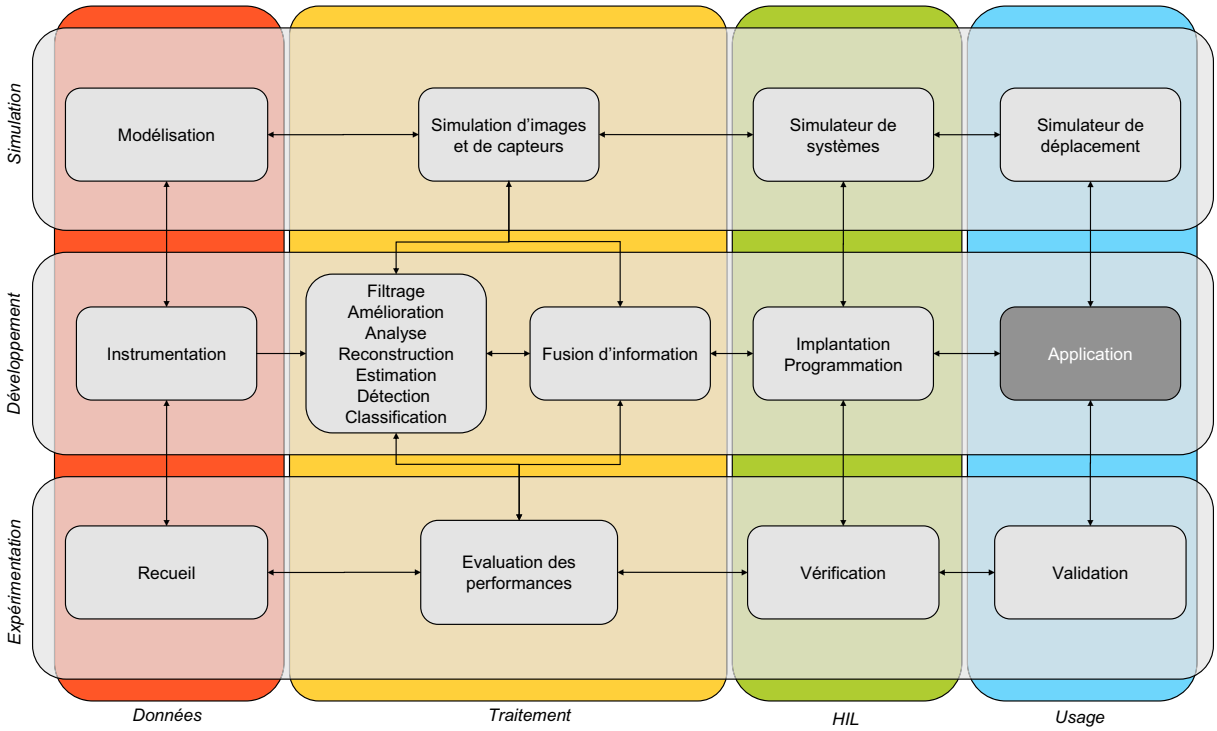


FIGURE 7.2 – Vue d'ensemble de l'ensemble des méthodes à mettre en oeuvre pour développer une application fondée sur le traitement d'images.

resser par exemple aux modèles de saillance visuelle et d'apparence colorée, qui modélisent des aspects différents du système visuel. Nous avons réalisé des travaux dans ce sens dans [5] et avons montré que des descripteurs de qualité d'images fondés sur différents modèles de vision de natures différentes étaient indépendants.

Méthodes photométriques en vision par ordinateur Nous nous intéressons de très près aux méthodes photométriques en vision par ordinateur. Ainsi, la détermination des conditions d'éclairage et des conditions météorologiques est au cœur de nos travaux. Nous comptons poursuivre ces travaux en travaillant sur la reconnaissance de surfaces mouillées et spéculaires. Pour cela, nous nous appuierons sur l'utilisation de modèles d'éclairage plus complexes et de modèles de réflexion de type BRDF. Nous comptons utiliser des telles méthodes photométriques pour estimer des modèles d'arrière plan plus robustes, autoriser le ré-éclairage de scènes extérieures complexes et construire des images à haute dynamique.

Filtrage, amélioration et restauration d'images En travaillant sur la restauration du contraste dans les images dégradées par le brouillard, nous avons pris goût aux problématiques des méthodes inverses, du filtrage et de l'amélioration visuelle des images. Dans nos perspectives, nous comptons poursuivre nos développements sur l'égalisation d'histogramme locale adaptative, travailler sur les filtres homomorphiques permettant de compenser la présence d'un éclairage global inhomogène et poursuivre le développement de métriques en qualité d'images. Parmi les métriques que nous souhaiterions développer figure le temps de réaction face à un stimulus visuel. Une telle métrique serait utile notamment dans le cas du FVES, présenté en perspective du Chapitre 4.

Reconstruction 3-D Nous avons goûté à de multiples reprises à des travaux de reconstruction 3-D. Ainsi, nous avons publié en stéréovision et notamment proposé une méthode robuste de propagation de disparité. Nous avons travaillé sur une méthode de recalage homographique. Nous avons utilisé le brouillard comme indicateur de profondeur dans les images. Dans la suite de nos travaux, nous comptons explorer de nouvelles techniques de reconstruction 3-D. D'ores et déjà, nous avons commencé à explorer l'usage de cartographie 3-D préexistantes que ce soit pour les aides à la conduite [34] ou la vidéo-surveillance. Le flot optique est également une perspective très intéressante, les méthodes étant devenues suffisamment rapides. Enfin, la combinaison de ces différentes approches est également pertinente, chaque approche ayant ses propres inconvénients et avantages.

Modélisation et simulation physiquement réalistes Pour pouvoir évaluer l'impact de conditions adverses d'éclairage et de météorologie, l'utilisation de la simulation physiquement réaliste est très utile, comme nous l'ont montré les résultats obtenus avec le logiciel PROF-LCPC. Nous entrevoyons différentes perspectives dans ce domaine. Une première perspective consiste à améliorer les outils existants de rendu en accélérant les calculs à l'aide d'un moteur de lancer de rayons implanté sur GPU (par exemple NVIDIA OptiX). Une autre perspective consiste à modéliser et à simuler d'autres phénomènes physiques comme la pluie et la route mouillée. Nous mettrions ici à profit le goniomètre du LEPSIS dédié à la mesure des BRDF. L'enjeu est aujourd'hui de parvenir à contrôler le degré de mouillage de l'échantillon pendant la mesure. Un rapprochement avec le laboratoire Xlim de l'Université de Poitiers sur ce point serait certainement opportun. Le développement des méthodes de simulation physiquement réalistes est complémentaire des simulateurs de capteur temps réel comme SiVIC.

Evaluation des méthodes en vision par ordinateur L'évaluation expérimentale des méthodes en vision par ordinateur constitue le nerf de la guerre. En complément de la simulation, il faut sans cesse recueillir des bases de données d'images pour tester les méthodes de manière intensive. Il serait intéressant de pouvoir proposer des méthodologies standards de validation nécessitant un minimum de d'images. Nous avions commencé à réfléchir à de tels procédés pour le test de méthodes de détection de piétons par vision [107]. L'utilisation d'un One Class SVM permettant de délimiter les frontières d'un ensemble d'images de test apparaissait alors comme une voie séduisante. Nous souhaiterions reprendre et approfondir cette idée.

Fusion d'information La fusion d'informations permet de reconstruire de l'information manquante ou de fiabiliser l'information à disposition. Dans notre cas, nous avons exploré la fusion multi-capteurs (GPS, odomètres, carte 3D, caméras) pendant la thèse de Clément Boussard et le post-doctorat de Rachid Belaroussi. Nous avons exploré la fusion multi-source de données de visibilité météorologique fixe et embarquée dans le cadre du projet SAFESPOT. Dans l'avenir, nous avons plusieurs perspectives de natures différentes. D'une part, nous souhaitons explorer d'autres combinaisons de capteurs, comme la fusion d'images multispectrales ou encore la fusion satellite-sol pour le nowcasting du brouillard. D'autre, part, nous souhaiterions nous initier à la théorie des croyances, plus adaptée au problème de fusion de données incertaines que la simple fusion bayesienne que nous avons expérimentée jusqu'à présent. Pour cela, l'utilisation des bases de données spatio-temporelles, comme nous avons pu le découvrir dans le projet SAFESPOT, est d'un grand intérêt, car elle permet de s'affranchir des problèmes hardware et d'abstraire le problème.

Méthodes statistiques et traitement du signal Dans nos travaux, nous avons développé des variantes de méthodes d'estimation statistique, comme l'algorithme espérance-maximisation ou encore la méthode de Parzen. Ainsi, nous souhaiterions pouvoir prouver le bien-fondé de nos variantes et ainsi les

proposer à la communauté en tant que tel. Ensuite, dans nos travaux sur le brouillard diurne, nous devons détecter les points d'inflexion d'un signal et de sa dérivée. Ce procédé n'est pas simple à implanter. Nous souhaiterions approfondir nos méthodes en la matière. Nous pensons aux méthodes développées par le projet ALIEN de l'INRIA, que Clément Boussard avait déjà utilisées pendant sa thèse.

Instrumentation et mesure L'instrumentation et le recueil de données expérimentales synchronisées à distance sont des problèmes complexes. Nous le constatons tous les jours sur les différents sites que nous équipons. Bien qu'il s'agisse plutôt d'un problème technique que d'un problème scientifique, nous souhaiterions développer une réelle expertise sur le sujet. Une solution consisterait par exemple à développer un système autonome de recueil d'images et de données météorologiques interrogeable à distance. Il faudrait notamment s'inspirer de nos collègues Nantais de l'IFSTTAR qui ont développé plusieurs générations de tels systèmes pour le recueil de données trajectographiques.

Programmation et intégration Enfin, les méthodes de développement et de programmation sont des problèmes importants en traitement du signal et des images. Bien qu'utilisant Matlab de temps à autre, nous utilisons de préférence la plate-forme RT-Maps pour programmer nos algorithmes car elle autorise le multi-threading et permet de répartir la charge de calcul entre les différents cœurs de la machine. Nous avons recours à la librairie OpenCV dont l'usage se répand. Dans l'avenir, nous comptons explorer plusieurs solutions technologiques. D'une part, nous souhaiterions porter nos algorithmes sur GPU, ce qui devrait être possible grâce au support de OpenCV de façon native par NVIDIA CUDA. D'autre part, avec la multiplication des cœurs sur les machines, les outils de programmation parallèle devraient être accessibles au plus grand nombre. Il ne faudra donc pas s'en priver. Enfin, le portage sur puce électronique est certainement la voie royale pour développer des caméras intelligentes. Cependant, à travers les tests que nous avons pu effectuer, cette solution requière encore une expertise certaine en la matière.

7.4 Projet de recherche : orientations applicatives

7.4.1 Perspectives à court terme

Différentes perspectives de recherche à court terme ont été dressées tout au long du mémoire. Elles correspondent à des projets en cours, à des projets soumis ou à des projets en attente d'un appel à projet opportun. Ainsi, nous avons proposé de développer une aide à la conduite dédiée au brouillard. Un tel système recouvre l'ensemble de nos travaux dans ce domaine, à savoir éclairage adaptatif, perception humaine, restauration du contraste, détection d'obstacles. Dans le domaine de la vidéo-surveillance, nous souhaitons développer le capteur CAM^2. Celui-ci est un capteur environnemental multifonction pour la surveillance du trafic, de l'état des routes, de l'environnement et des conditions de visibilité. Le cœur du capteur est constitué d'un caisson intégrant une caméra permettant d'effectuer des analyses d'image en temps réel et un ensemble de micro-capteurs dédiés. Nous serions également très intéressé par savoir si les données issues de tels capteurs sont assimilables par des modèles de nowcasting voire de prévision météorologique. Toujours dans le domaine de la vidéo-surveillance, nous souhaiterions développer une nouvelle façon de construire des modèles d'arrière plan, ce en utilisant les propriétés radiométriques des objets dans la scène. Associés à une carte de référence de disparité, nous pourrions disposer d'une méthode de surveillance plus robuste, à même de surveiller les trajectoires de navettes automatisées urbaines en milieu ouvert. Enfin, dans la lignée du projet DIVAS, nous proposons de prolonger le projet par une étape supplémentaire consistant à valider les modèles de calcul de vitesse recommandée à l'échelle des réseaux et à tester ces recommandations auprès d'une flotte de conducteurs, à l'image de ce qui a été fait

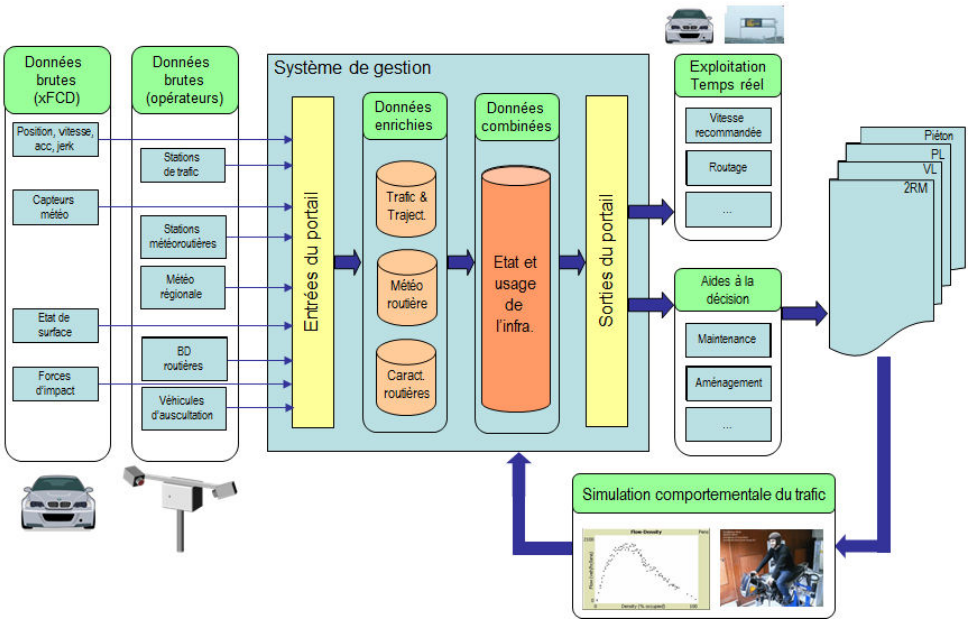


FIGURE 7.3 – Vision synthétique de la problématique d'exploitation de la route traitée au sein du LEPSIS.

dans le projet LAVIA.

7.4.2 Perspectives à moyen terme

A moyen terme, nous souhaitons généraliser notre démarche à d'autres conditions dégradées de visibilité, comme l'éblouissement, la route mouillée, le pare-brise mouillé, sale, embué, givré. Comme pour le brouillard, il s'agit, à l'aide d'une simple caméra embarquée, de pouvoir détecter, caractériser et atténuer l'effet de ces phénomènes à la fois dangereux pour le conducteur et source de dysfonctionnement pour les systèmes de perception embarqués dans les véhicules. A partir de l'infrastructure, la détection de fumées ou de feux est un sujet qui nous paraît également digne d'intérêt. En effet, de telles détections sont aujourd'hui possibles en tunnel uniquement. Il s'agit désormais de pouvoir détecter ces phénomènes en milieu ouvert, et ce très tôt de façon à stopper le trafic avant qu'ils ne deviennent critiques. Les accidents liés à des fumées d'incendie ou d'usine ne sont malheureusement pas rares. Conjugués à la présence de brouillard, ils peuvent être extrêmement mortels, comme ce fut le cas à Coulommiers sur l'A10 en novembre 2002. Enfin, avec le réchauffement climatique et des périodes de sécheresse plus fréquentes, l'érosion des terres agricoles en bordure de routes peut avoir comme conséquence la formation de nuages de poussière qui peuvent potentiellement réduire la visibilité. Un tel phénomène s'est produit en Allemagne sur l'A19 en avril 2011 provoquant un carambolage massif. Là-aussi la détection précoce du phénomène aurait peut-être pu prévenir un tel accident.

Une fois que l'on dispose d'outils (fixes ou embarqués) de caractérisation des conditions de visibilité, que l'on dispose d'aides à la conduite coopératives ou de dispositifs de signalisation sur l'infrastructure, il reste à disposer de modèles de trafic adaptés pour les mettre à profit. Cela consiste ainsi à passer d'une gestion du trafic fondée sur des modèles macroscopiques à une gestion de trafic fondée sur des modèles de trafic comportemental. Comme on l'a vu précédemment, pour mener à bien ses objectifs et proposer des stratégies d'exploitation ou d'aménagement, le gestionnaire doit connaître voire prédire l'état de son

réseau et l'usage qui en est fait par les différentes catégories d'usagers qui y circulent. Pour cela, il s'appuie sur des données issues des capteurs équipant l'infrastructure, sur les caractéristiques du trafic et sur les données fournies par les capteurs embarqués dans les véhicules. Il s'agit ensuite de traiter, de mettre en forme et à disposition cet ensemble de données pour les besoins des gestionnaires et des usagers. Ces données «qualifiées» ont pour vocation à être utilisées directement par les intéressés ou retravaillées par des tiers dans le but de proposer de nouveaux services prenant mieux en compte les comportements des usagers du réseau. En complément de l'observation directe du trafic et des trajectoires, les simulateurs de déplacement peuvent être utilisés pour comprendre et prévoir le comportement des usagers et étudier les principaux paramètres d'influence dans diverses situations de conduite.

Pour cela, il existe deux points durs. Le premier consiste à disposer d'outils de simulation des déplacements validés. Les travaux menés au LEPSIS dans le cadre du projet VERONESE, en coopération avec d'autres unités de l'IFSTTAR, vont dans ce sens car ils cherchent à développer une plate-forme de simulation de déplacement capable d'accueillir différents types de modèles (macroscopiques, microscopiques et nanoscopiques), fondée sur un modèle scalable de réseau routier alimenté par les données de l'IGN et d'héberger un ou plusieurs simulateurs de déplacement. Le deuxième point dur consiste à disposer des capteurs capables de renseigner les règles sous-jacentes aux trajectoires pratiquées par les usagers. Cela peut se faire par le développement de nouveaux systèmes mais également par la fusion de différents capteurs existants fixes ou embarqués. Cette vision de l'exploitation de la route, centrée à la fois sur les métiers du gestionnaire et les besoins des usagers, est au cœur des activités que nous animons au sein du LEPSIS. Elle est schématisée sur la Figure 7.3.

7.4.3 Perspectives à long terme

Le projet de «Route de 5ème Génération» marque la volonté de rendre indissociables les différentes composantes du système de transport routier. Il cherche à construire des démonstrateurs permettant de tester et de valider les développements et de constituer par là-même des vitrines permanentes pour les chercheurs et les professionnels de la route. Ce peut être une piste d'essai associée à des moyens expérimentaux conséquents pour la reproduction de scénarios précis. C'est le cas de ce que nous avions proposé dans le cadre du projet INFRASURE [94] ou encore du projet VERTEX, déposé à l'appel à projets EQUIPEX 2010. Ce peut être une section de route ouverte à la circulation équipée en moyens de recueils de données. C'est ce que nous tentons de faire au col de La Fageolle ou dans la descente de Laffrey pour ce qui concerne la vidéo-surveillance du brouillard. La constitution de tels moyens expérimentaux permettrait de franchir un cap décisif dans le déploiement des systèmes et à terme de renouveler les besoins de recherche dans les laboratoires.

La création en 2010 du Département Infrastructures et Mobilité, rassemblant les unités Franciliennes LIVIC et LEPSIS et les unités Nantaises traitant de la route, est en cohérence avec cette volonté de rapprocher les concepteurs et les utilisateurs de la route. Le projet de R5G est naturellement un projet transversal et fédérateur du Département. Au bilan, notre formation initiale d'ingénieur en aménagement et développement durables conjuguée à notre parcours de jeune chercheur en STIC nous offre aujourd'hui une vision assez transversale des enjeux de recherche au sein du LCPC et de l'INRETS, aujourd'hui IFSTTAR (Institut Français des Sciences et Technologies des Transports de l'Aménagement et des Réseaux). A la demande de Mme Hélène Jacquot-Guimbal (directrice de l'IFSTTAR), nous sommes aujourd'hui chef du projet «Route de 5ème Génération».

Annexe A

Le modèle LIP

A.1 Motivation et idée initiales

Au tout début de la recherche qui a amené au modèle LIP [238], le but était de structurer l'espace des images en étendant l'addition de Minkowski $\oplus$ [288] des formes planaires aux fonctions à niveaux de gris. Serra et ses collègues français de l'École des Mines de Paris ont développé cette extension, donnant naissance à ce qu'on appelle la morphologie mathématique en niveaux de gris [288]. Néanmoins, les opérations basiques relatives à cette approche s'appliquent à une paire hétérogène constituée d'une fonction à niveaux de gris et ce qu'on appelle un élément structurant [288].

Dans l'approche mathématique du modèle LIP, il était initialement prévu de définir l'opération d'addition sur des paires de fonctions à niveaux de gris homogènes et répondant à deux conditions principales : cette addition doit être la transposition dans un contexte mathématique rigoureux d'une réalité physique et doit avoir suffisamment de propriétés pour générer une structure prometteuse sur l'espace des fonctions à niveaux de gris.

A.2 Cadre physique

Le cadre physique auquel s'adresse particulièrement le modèle LIP est celui des images transmises, car les connexions physiques entre le modèle et le processus de formation des images transmises sont particulièrement fortes.

Dans le cas d'un signal transmis, quand un milieu est situé entre une source de lumière et un capteur, l'affaiblissement de la lumière incidente quand elle progresse à travers le milieu n'est pas linéaire, même si ce milieu est homogène. Dans ce cas, l'intensité lumineuse résultante est proportionnelle à une exponentielle de l'épaisseur du milieu, pondérée par un coefficient prenant en compte l'opacité de celui-ci.

A.3 Notions basiques et fonctions à niveaux de gris

Dans le modèle LIP, une image à niveaux de gris est représentée par un mapping qui fait référence à une fonction à niveaux de gris. Une telle fonction est définie sur un support spatial non vide noté D, inclus dans le plan Euclidien $\mathbb{R}^2$, appelé support spatial, et à valeurs dans l'intervalle $[0, M[$, où M est une constante strictement positive. Cette constante M est un facteur d'échelle qui dépend du contexte. Les fonction à niveaux de gris sont notées $f, g \ldots$ et leurs valeurs en (x, y) sont appelées niveaux de gris. L'intervalle de valeur $[0, M[$ est appelé échelle de niveaux de gris. Dans ce qui suit, une fonction

à niveaux de gris sera fréquemment appelé image à niveaux de gris ou image, ce qui signifie que l'on confond l'image et sa représentation mathématique.

Dans le contexte physique des images transmises, une fonction à niveaux de gris est considérée comme un filtre d'intensité et est définie comme suit :

$$f(x,y) = M\left(1 - \frac{I_t(x,y)}{I_i(x,y)}\right) \tag{A.1}$$

où I_i et I_t désignent respectivement les fonctions d'intensités incidentes et transmises (cf. figure A.1). En fait, d'après l'équation (A.1), une fonction à niveaux de gris représente la fonction d'opacité du milieu étudié. Dès lors, le rapport des fonctions d'intensite $\frac{I_t}{I_i}$ est égal à la fonction de transmittance de ce milieu, noté T_f.

$$T_f(x,y) = \frac{I_t(x,y)}{I_i(x,y)} \tag{A.2}$$

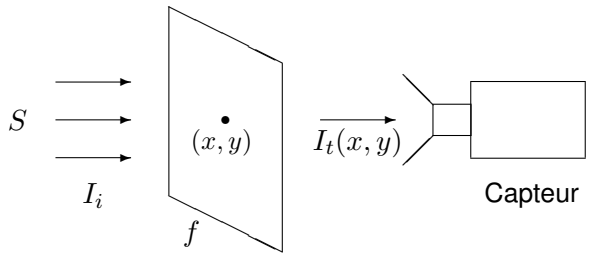


FIGURE A.1 – *Une fonction à niveaux de gris est considérée comme un filtre d'intensité*

A partir de là, une fonction à niveaux de gris est reliée à la fonction de transmittance de la manière suivante :

$$f = M(1 - T_f) \tag{A.3}$$

La notion de transmittance est dans les situations où un flux entrant (photons,...) généré par une source S passe à travers un milieu transparent. En fait, le rapport $\frac{I_t}{I_i}$ évalue en chaque point (x,y) la probabilité pour une particule incidente de passer à travers (x,y). Ceci correspond exactement à la définition de transmittance.

Il est important, à ce point, de noter que les limites de l'échelle de gris sont définies de manière non classique : 0 et M représentent respectivement la valeur du blanc et du noir, contrairement à la convention usuelle. En d'autres termes, 0 et M correspondent à l'absolu transparence et à l'opacité totale. On suppose de plus que l'opacité totale ne peut être atteinte.

A.4 Les opérations vectorielles et la structure de cône vectoriel

A.4.1 Addition LIP

Un milieu peut être considéré comme étant constitué d'une séquence élémentaires successives. Observée par lumière transmise, chaque tranche apparaît comme un filtre d'intensité qui peut être identifié à la transmittance correspondante ou de manière équivalente à la fonction à niveaux de gris associée grâce aux équations (A.2) et (A.3).

Ainsi, deux tranches différentes seront notées f et g, et leur somme, qui est la fonction à niveaux de gris résultant de leur superposition est alors notée $f \triangle\!\!\!\!+ g$, où le symbole $\triangle\!\!\!\!+$ désigne l'addition LIP recherchée. Par conséquent, l'addition de deux fonctions à niveaux de gris peut être vu comme l'association de deux filtres d'intensité. Cette notation est justifiée, comme il a été dit précédemment, par le fait que la superposition ne correspond pas à l'addition classique, et par la similarité avec l'addition de Minkowski.

Dans cette première approche, le phénomène de diffusion dû à l'épaisseur du milieu ou à ses hétérogénéités est négligé. On ne perd cependant pas en généralité. En outre, cela ne réduit pas le spectre d'application du modèle LIP puisque que la diffusion et les autres phénomènes du second ordre sont également pris en compte.

Ainsi la somme $f \triangle\!\!\!\!+ g$ de deux fonctions à niveaux de gris s'exprime à partir de la loi de superposition des transmittances, qui affirme que la transmittance de deux filtres d'intensité superposés, notée $T_{f \triangle\!\!\!\!+ g}$, est égale aux produits des transmittances, notées T_f et T_g, c'est à dire :

$$T_{f \triangle\!\!\!\!+ g} = T_f(x, y) \times T_g(x, y) \tag{A.4}$$

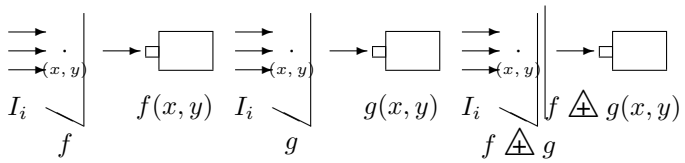


FIGURE A.2 – *Addition de deux fonctions à niveaux de gris*

En utilisant l'équation (A.3), la transmittance $T_{f \triangle\!\!\!\!+ g}$ est alors donnée par :

$$T_{f \triangle\!\!\!\!+ g} = 1 - \frac{f \triangle\!\!\!\!+ g}{M} \tag{A.5}$$

En appliquant l'équation (A.4) et la définition de T_f et T_g donnée par l'équation (A.3), on obtient :

$$T_{f \triangle\!\!\!\!+ g} = T_f T_g = \left(1 - \frac{f}{M}\right)\left(1 - \frac{g}{M}\right) \tag{A.6}$$

Finalement, en développant l'équation (A.6) et en identifiant les termes par rapport à l'équation (A.5), on en déduit l'expression de la fonction à niveau de gris somme $f \triangle\!\!\!\!+ g$:

$$f \triangle\!\!\!\!+ g = f + g - \frac{fg}{M} \tag{A.7}$$

A.4.2 Construction de la multiplication scalaire LIP

En partant de la définition de l'addition, la multiplication scalaire LIP, notée $\triangle\!\!\!\!\times$, a été construite.

Tout d'abord, la connaissance de la somme $f \triangle\!\!\!\!+ g$ permet le calcul de la somme $f \triangle\!\!\!\!+ f$, soit $2 \triangle\!\!\!\!\times$. L'équation (A.7) donne :

$$2 \triangle\!\!\!\!\times f = 2f - \frac{f^2}{M} = M - M\left(1 - \frac{f}{M}\right)^2 \tag{A.8}$$

La prochaine étape est d'exprimer $n \triangle f$ pour $n \in \mathbb{N}_+$. En itérant l'équation (A.8), on obtient directement :

$$n \triangle f = M - M\left(1 - \frac{f}{M}\right)^n \tag{A.9}$$

Cette relation est physiquement en accord avec la loi sur les transmittances exprimée dans l'équation (A.4) qui affirme que $T_{n \triangle f} = (T_f)^n$.

Maintenant, pour chaque entier positif $m \in \mathbb{N}^*$, la fonction à niveaux de gris g=$\frac{1}{m} \triangle f$ est définie comme la fonction satisfaisant l'égalité $m \triangle g = f$. On se ramène facilement à une expression similaire à l'équation (A.9) :

$$\frac{1}{m} \triangle f = M - M\left(1 - \frac{f}{M}\right)^{\frac{1}{m}} \tag{A.10}$$

Puis, à partir des expressions de $n \triangle f$ et $\frac{1}{m} \triangle f$, il est possible d'en déduire la valeur de $\frac{p}{q} \triangle f$ où $p \in \mathbb{N}$ et $q \in \mathbb{N}^*$. Finalement, la valeur de $\alpha \triangle f$, pour $\alpha \in \mathbb{R}^*$ est définie de la manière suivante :

$$\begin{aligned}
\alpha \triangle f &= \left(\lim_{n \to +\infty} \frac{p_n}{q_n}\right) \triangle f \\
&= \lim_{n \to +\infty} \left(\frac{p_n}{q_n}\right) \triangle f \\
&= \lim_{n \to +\infty} \left[M - M\left(1 - \frac{f}{M}\right)^{\frac{p_n}{q_n}}\right] \\
&= M - M\left(1 - \frac{f}{M}\right)^{\alpha}
\end{aligned}$$

avec $\alpha = \lim_{n \to +\infty} \frac{p_n}{q_n}$ et en utilisant la continuité de la fonction exponentielle.

A.4.3 La structure de cône vectoriel

L'ensemble des fonctions à niveaux de gris définies sur le support spatial D et à valeurs dans $[0, M[$ est noté $I(D, M)$ ou simplement I. L'addition de deux fonctions f et g, notée $f \triangle\!\!\!+ g$, et la multiplication de f par un réel positif, notée $\alpha \triangle f$, sont définies de la manière suivante :

$$f \triangle\!\!\!+ g = f + g - \frac{fg}{M} \tag{A.11}$$

et

$$\alpha \triangle f = M - M\left(1 - \frac{f}{M}\right)^{\alpha} \tag{A.12}$$

Muni de ces opérations, I devient un cône vectoriel positif, c'est-à-dire un espace vectoriel dont la multiplication scalaire est restreinte aux scalaires positifs.

De plus, il a été prouvé que I est un espace ordonné qui respecte la loi d'ordre naturel, notée $\geq$. Ainsi, pour deux fonctions à niveaux de gris, f et g, leur différence définit une nouvelle fonction, notée $f \triangle\!\!\!- g$, de la manière suivante :

$$f \triangle g = M \frac{f - g}{M - g} \tag{A.13}$$

La construction d'un cône vectoriel positif ordonné sur l'ensemble I des fonctions à niveaux de gris est le premier pas dans le développement de la théorie du modèle LIP.

Bibliographie

[161] Les systèmes de transports intelligents pour la sécurité et la mobilité durable sur les réseaux routiers. In *Le courrier de la COFHUAT*, number 24. Juin 2010.

[162] ACTIF. Aide à la conception de systèmes de transports interopérables en france, http ://www.its-actif.org/, 2011.

[163] E. Adell, A. Várhelyi, and M. dalla Fontana. The effects of a driver assistance system for safe speed and safe distance - a real-life field study. *Transportation Research Part C, Emerging Technologies*, 19 :145–155, 2011.

[164] W. Adrian. Visibility of targets : Model for calculation. *Lighting Research and Technologies*, 21 :181–188, 1989.

[165] AFE. *Recommandations relatives à l'éclairage des voies publiques*. Juin 2002.

[166] AFNOR. Road meteorology - gathering of meteorological and road data - terminology. NF P 99-320, April 1998.

[167] AIPCR. *Manuel de Sécurité Routière*. 2003.

[168] S. Ammoun, F. Nashashibi, and A. Bargeton. Design of a new GIS for ADAS oriented applications. In *IEEE Intelligent Vehicles Symposium, San Diego, California, USA*, pages 712–716, 2010.

[169] R. Aufrère, R. Chapuis, and F. Chausse. A fast and robust vision algorithm to locate a vehicle on a non-structured road. *International Journal of Robotics Research*, 19(5) :411–423, May 2000.

[170] N. Barnes, A. Zelinsky, and L. Fletcher. Real-time speed sign detection using the radial symmetry detector. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 9(2) :322–332, 2008.

[171] Peter Barnum, Srinivasa Narasimhan, and Takeo Kanade. Analysis of rain and snow in frequency space. *International Journal of Computer Vision*, 86(2-3) :256–274, 2010.

[172] C. Bartels. SAFESPOT Local Dynamic Maps - virtual world for safety applications. In *ITS World Congress, Beijing, China*, 2007.

[173] M. Bertozzi, A. Broggi, M. Cellario, A. Fascioli, and M. Porta. Artificial vision in road vehicles. *Proceedings of the IEEE - Special issue on Technology and Tools for Visual Perception*, 90(7) :1258–1271, 2002.

[174] M. Betke and H. Nguyen. Highway scene analysis from a moving vehicle under reduced visibility conditions. In *IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Stuttgart, Germany*, volume 1, pages 131–136, October 1998.

[175] Luzheng Bi, Omer Tsimhoni, and Yili Liu. Using Image-Based Metrics to Model Pedestrian Detection Performance With Night-Vision Systems. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 10(1) :155–164, March 2009.

[176] Zheng Bian, Ri Ni, Amy Guindon, and Georges Andersen. Aging and the detection of collision events in fog. *International Driving Symposium on Human Factors in Driver Assessment, Training and Vehicle Design*, pages 69–75, 2008.

[177] E. Bigorgne and J.-P. Tarel. Backward segmentation and region fitting for geometrical visibility range estimation. In *Asian Conference on Computer Vision, Tokyo, Japan*, November 2007.

[178] R. Billot, N. E. El Faouzi, and F. De Vuyst. Multilevel assessment of the impact of rain on drivers' behavior. *Transportation Research Record : Journal of the Transportation Research Board*, (2107) :134–142, 2009.

[179] R. Billot, N. E. El Faouzi, Sau J., and F. De Vuyst. Integrating the impact of rain into traffic management. *Transportation Research Record : Journal of the Transportation Research Board*, (2169) :141–149, 2010.

[180] H.R. Blackwell. Contrast thresholds of the human eye. *Journal of the Optical Society of America*, 36(11) :624–632, 1946.

[181] J.M. Blosseville, J.M. Hoc, J.C. Riat, D. Wautier, C. Narduzzi, É. Gerbenne, R. Artur, and É. Tournié. A french contribution to the functional analysis of four key active safety functions. In *ITS Wold Congress, Madrid, Spain*, 2003.

[182] J. Blum and A. Eskandarian. Managing effectiveness and acceptability in intelligent speed adaptation systems. In *IEEE Intelligent Transportation Systems Conference, Toronto, Canada*, 2006.

[183] R. Brémond, D. Jeulin, P. Gateau, J. Jarrin, and G. Serpe. Estimation of the transport properties of polymer composites by geodesic propagation. *Journal of Microscopy*, 176(2) :167–177, novembre 1994.

[184] N. Brewer and N. Liu. Using the shape characteristics of rain to identify and remove rain from video. In *Joint IAPR International Workshop SSPR & SPR, Orlando, USA,*, volume 5342/2009 of *Lecture Notes in Compter Science*, pages 451–458. Springer, 2008.

[185] R. Brignolo, L. Andreone, and G. Burzio. The SAFESPOT Integrated Project : Co-operative systems for road safety. In *Transport Research Arena, Göteborg, Sweden*, 2006.

[186] F. Brillet and P. Lepert. Development of a technico-economic optimization model for pavement maintenance works. In *3rd European Conference on Pavement and Asset Management, University of Coimbra, Portugal*, July 2008.

[187] A. Broggi, A. Fascioli, C. G. L. Bianco, and A. Piazzi. Visual perception of obstacles and vehicles for platooning. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 1(3) :164–176, 2000.

[188] C. Bush and E. Debes. Wavelet transform for analyzing fog visibility. *IEEE Intelligent Systems*, 13(6) :66–71, November/December 1998.

[189] F. W. Campbell and J. G. Robson. Application of fourier analysis to the visibility of gratings. *Journal of Physiology*, 197 :551–566, 1968.

[190] L. Carnis. The french automated speed enforcement programme : first results and analysis. In *Proceedings of the Australasian Road Safety Conference Research Policing Education Conference*, 2007.

[191] O. Carsten and F. Tate. Intelligent speed adaptation : accident savings and cost-benefit analysis. *Accident Analysis and Prevention*, 37 :407–416, 2005.

[192] V. Cavallo, M. Colomb, and J. Doré. La surestimation de la distance intervéhiculaire dans le brouillard. *Recherche Transports Sécurité*, 66(1) :81–97, Janvier 2000.

[193] CETE Méditerranée. RN 85 Dispositif de contrôle d'accès de la descente de Laffrey - Note technique concernant la détection de brouillard. Technical report, Juin 2010.

[194] R. Chapuis, R. Aufrère, and F. Chausse. Accurate road following and reconstruction by computer vision. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 3(4) :261–270, December 2002.

[195] P. Charbonnier, J.-P. Tarel, and F. Goulette. On the diagnostic of road pathway visibility. In *Transport Research Arena, Brussels, Belgium*, 2010.

[196] S.-C. Cheung and C. Kamath. Robust techniques for background subtraction in urban traffic video. In *Video Communications and Image Processing, SPIE Electronic Imaging*, pages 881–892, 2004.

[197] CIE. *International Lighting Vocabulary*. Number 17.4. 1987.

[198] S. Cohen. *Ingénierie du trafic routier : éléments de théorie du trafic et applications*. Lavoisier, 1990.

[199] M. Colomb, J. Boreux, and J. Dufour. An innovative artificial fog production device improved in the european project fog. In *Atmospheric Research*, volume 87, pages 242–251, 2008.

[200] A. Cord and D. Aubert. *Projet DIVAS : Dialogue Infrastructure Véhicules pour Améliorer la Sécurité routière*, chapter Détection de la pluie sur le pare-brise, pages 292–307. October 2010.

[201] R. M Corless, G. H. Gonnet, D. E. G. Hare, D. J. Jeffrey, and D. E. Knuth. On the Lambert W function. *Advances in Computational Mathematics*, 5 :329–359, 1996.

[202] A. Crisiminisi, T. Sharp, and A. Blake. GeOS : Geodesic image segmentation. In *European Conference on Computer Vision, Marseille, France*, volume 5302 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 99–112, 2008.

[203] J.D. Crosby. Visibility sensor accuracy : what's realistic ? In *12th Symposium on Meteorological Observations and Instrumentation*, 2003.

[204] N. Dean and A. Raftery. Normal uniform mixture differential gene expression detection for cdna microarrays. *BMC Bioinformatics*, 6(173) :1–14, 2005.

[205] F. Deschênes and D. Ziou. Depth from defocus estimation in spatial domain. *Computer Vision and Image Understanding*, 81(2) :143–165, February 2001.

[206] Yoann Dhome, Nicolas Tronson, Antoine Vacavant, Thierry Chateau, Christophe Gabard, Yann Goyat, and Dominique Gruyer. A benchmark for Background Subtraction Algorithms in Monocular Vision : A Comparative Study. In *IEEE international Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA'10),*, France, July 2010.

[207] M.-T. Do and M. Kane. *Projet DIVAS : Dialogue Infrastructure Véhicules pour Améliorer la Sécurité routière*, chapter Modèle d'évolution de l'adhérence des chaussées, pages 179–189. Hermès Science, October 2010.

[208] R. O. Duda and P. E. Hart. Use of the hough transformation to detect lines and curves in pictures. *Communications of the ACM*, 15 :11–15, 1972.

[209] E. Dumont. Semi-monte-carlo light tracing for the study of road visibility in fog. In *Monte Carlo and Quasi-Monte Carlo Methods 1998*, pages 177–187, Berlin, 1999. Springer-Verlag.

[210] E. Dumont. *Caractérisation, modélisation et simulation des effets visuels du brouillard pour l'usager de la route*. PhD thesis, Université Paris V, Novembre 2002.

[211] E. Dumont and G. Paulmier. *Brouillard et visibilité routière*. Actes de la journée scientifique du 19 novembre 2002, LCPC, Paris, 2003.

[212] ECE R48. Front fog lamp, October 1995.

[213] J. Ehrlich. Towards isa deployment in europe : State of the art, main obstacles and initiatives to go forward. In *Intelligent Speed Adaptation Conference, Sydney, New South Wales, Australia*, pages 22–34, 2009.

[214] R. Elvik and T. Vaa. *The Handbook of Road Safety Measures*. Elsevier, 2004.

[215] A. Fitzgibbon, M. Pilu, and R. Fisher. Direct least-squares fitting of ellipses. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 21(5) :476–480, May 1999.

[216] P. Foucher, P. Charbonnier, and H. Kebbous. Evaluation of a road sign pre-detection system by image analysis. In *International Conference on Computer Vision Theory and Application*, 2009.

[217] U. Franke and C. Rabe. Kalman filter based depth from motion with fast convergence. In *IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Las Vegas, USA*, pages 180–185, June 2005.

[218] R. Gallen. *Assistance à la conduite en conditions atmosphériques dégradées par la prise en compte du risque routier*. PhD thesis, Université Pierre et Marie Curie, 2010.

[219] K. Garg and S. Nayar. Vision and rain. *International Journal of Computer Vision*, 75(1) :3–27, 2007.

[220] S. Glaser and V. Aguilera. Vehicle infrastructure driver speed profile : towards the next generation of curve warning system. In *ITS World Congress*, 2003.

[221] Y. Goyat, T. Chateau, and L. Trassoudaine. Tracking of vehicle trajectory by combining a camera and a laser rangefinder. *Machine Vision Applications*, 21(3) :275–286, 2010.

[222] B. Greenshields. A study of traffic capacity. *Proceedings of the Highway Research Board*, (14) :448–477, 1935.

[223] M.D. Grossberg and S. K. Nayar. Modelling the space of camera response functions. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 26(10) :1272–1282, 2004.

[224] V. Guidard and D. ; Tzanos. Analysis of fog probability from a combination of satellite and ground observation data. *Pure and Applied Geophysics*, 164(6-7) :1207–1220, 2007.

[225] T. Hagiwara, Y. Ota, Y. Kaneda, Y. Nagata, and K. Araki. A method of processing CCTV digital images for poor visibility identification. In *Proc. 85th Transportation Research Board Annual Meeting*, 2006.

[226] R. Hallowell, M. Matthews, and P. Pisano. An automated visibility detection algorithm utilizing camera imagery. In *23rd Conference on IIPS, 87th AMS Annual Meeting, San Antonio, Texas, USA*, January 2007.

[227] H. Hase, K. Miyake, and M. Yoneda. Real-time snowfall noise elimination. In *IEEE International Conference on Image Processing*, volume 2, pages 406–409, 1999.

[228] D. Hauser, P. Amayenc, B. Nutten, and P. Waldteufel. A new optical instrument for simultaneous measurement of raindrop diameter and fall speed distributions. *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 1 :256–269, 1984.

[229] K. He, J. Sun, and X. Tang. Single image haze removal using dark channel prior. In *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Jun 2009.

[230] K. He, J. Sun, and X. Tang. Guided image filtering. In *European Conference on Computer Vision, Hersonissos, Crete, Greece*, pages 1–14, 2010.

[231] Y. He, Wang H., and B. Zhang. Color-based road detection in urban traffic scenes. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 5(4) :309–318, December 2004.

[232] R. Horaud and O. Monga. *Vision par ordinateur, outils fondamentaux*. Editions Hermès, 1995.

[233] Y Hsu. A generalization of Piéron's law to include background intensity and latency distribution. *Journal of Mathematical Psychology*, 49(6) :450–463, December 2005.

[234] N. P. Hyslop. Impaired visibility : the air pollution people see. *Atmospheric Environment,*, 43(1) :182–195, 2009.

[235] L. Ikonen and P. Toivanen. Shortest routes between sets on gray-level surfaces. *Pattern Recognition and Image Analysis*, 15(1) :195–198, 2005.

[236] N. Jacobs, Burgin W., N. Fridrich, A. Abrams, K. Miskell, B. Brswell, A. Richardson, and R. Pless. The global network of outdoor webcams : Properties and apllications. In *ACM International Conference on Advances in Geographic Information Systems*, 2009.

[237] F. Jimenez, F. Aparicio, and J. Paez. Evaluation of in-vehicle dynamic speed assistance in spain : algorithm and driver behaviour. *IET Intelligent Transport Systems*, 2(2) :132–142, 2008.

[238] M. Jourlin and J.-C Pinoli. Logarithmic image processing. *Advances In Imaging and Electron Physics*, 115 :129–196, 2001.

[239] P. KadewTraKuPong and R. Bowden. An improved adaptive background mixture model for real-time tracking with shadow detection. In *2nd European Workshop on Advanced Video-Based Surveillance Systems, Kingston, UK*, 2001.

[240] R. E. Kalman and R. S. Bucy. New results in linear filtering and prediction theory. *Transactions of the ASME - Journal of Basic Engineering*, 83 :95–107, 1961.

[241] M. Kane and M.-T. Do. A contribution of elastohydrodynamic lubrification for estimation of tire-road friction in wet conditions. In *International Conference on Tribology, Parma, Italy*, September 2006.

[242] M. Kane, M.-T. Do, and J.-M. Piau. On the study of polishing of road surface under traffic load. *ASCE Journal of Transportation Engineering*, 136(1) :45–51, January 2010.

[243] H. Khraibani, T. Lorino, P. Lepert, and J.-M. Marion. Nonlinear mixed-effects model for the evaluation and prediction of pavement deterioration. In *Transport Research Arena, Brussels, Belgium*, June 2010.

[244] U. Kiencke and L. Nielsen. *Automotive Control Systems*. Springer, 2000.

[245] R. Kohavi and F. Provost. Glossary of terms. *Machine Learning*, 30 :271–274, 1998.

[246] R. Kohler. A segmentation system based on thresholding. *Graphical Models and Image Processing*, 15 :319–338, 1981.

[247] T. M. Kwon. Atmospheric visibility measurements using video cameras : Relative visibility. Technical report, University of Minnesota Duluth, July 2004.

[248] R. Labayrade and D. Aubert. In-vehicle obstacles detection and characterization by stereovision. In *First International Workshop on In-Vehicle Cognitive Computer Vision Systems, Graz, Austria*, April 2003.

[249] R. Labayrade, D. Aubert, and J.-P Tarel. Real time obstacle detection in stereovision on non flat road geometry through v-disparity representation. In *IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Versailles, France*, June 2002.

[250] A. Lagorio, E. Grosso, and M. Tistarelli. Automatic detection of adverse weather conditions in traffic scenes. In *IEEE International Conference on Advanced Video and Signal based Surveillance*, pages 273–279, 2008.

[251] G. Latif-Shabgahi, J. M. Bass, and S. Bennett. A taxonomy for software voting algorithms used in safety-critical systems. *IEEE Transactions on Reliability*, 53(3) :319 – 328, 2004.

[252] Y. Le Grand. *Optique physiologique*. Masson, Paris., 1972.

[253] M. Lhuillier and L. Quan. Match propagation for image-based modeling and rendering. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(8) :1140–1146, 2002.

[254] J.-J. Liaw, S.-B. Lian, Y.-F. Huang, and R.-C. Chen. Using sharpness image with haar function for urban atmospheric visibility measurement. *Aerosol and Air Quality Research*, 10 :323–330, 2010.

[255] Ji Hyoun Lim, Yili Liu, and Omer Tsimhoni. Investigation of Driver Performance With Systems - Part 2 : Queuing Network Human Performance Modeling. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 11(4) :765–772, 2010.

[256] Ji Hyoun Lim, Omer Tsimhoni, and Yili Liu. Investigation of Driver Performance With Night Vision and Pedestrian Detection Systems - Part I : Empirical Study on Visual Clutter and Glance Behavior. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 11(3) :670–677, September 2010.

[257] A. Livingston and V. Asari. A Visibility Improvement System for Low Vision Drivers by Nonlinear Enhancement of Fused Visible and Infrared Video. *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05) - Workshops*, pages 25–25, 2005.

[258] T. Lorino, P. Lepert, C. Giacobbi, and E. Layerle. Pavement surface characteristics evolution. In *Surf'08, Ljubjana, Slovenia*, May 2008.

[259] G. Louah. The accuracy of a speed profile estimation method combining continuous and spot speed measurements. In *13th Int. Conf. Road Safety on Four Continents, Warsaw, Poland*, 2005.

[260] G. Loy and A. Zelinsky. Fast radial symmetry for detecting points of interest. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 25(8) :959–973, 2003.

[261] T. Luce. Intelligent rear lamps - a breakthrough for safety and comfort. In *Proceedings of the SPIE*, volume 5663, 2005.

[262] C.-H. Luo, C.-Y. Wen, C.-S. Yuan, C.-C. Liaw, J.-L. ans Lo, and S.-H. Chiu. Investigation of urban atmospheric visibility by high-frequency extraction : Model development and field test. *Atmospheric Environment*, 39 :2545–2552, 2005.

[263] K. MacHutchon and A. Ryan. Fog detection and warning, a novel approach to sensor location. In *IEEE African Conference, Cap Town, South Africa*, volume 1, pages 43–50, 1999.

[264] Sascha Mahlke and Diana Rösler. Evaluation of Six Night Vision Enhancement Systems : Qualitative and Quantitative Support for Intelligent Image Processing. *Human Factors*, 49(3) :518–531, 2007.

[265] J.L. Mannos and D.J. Sakrison. The effects of visual fidelity criterion on the encoding of images. *IEEE Transactions on Information Theory*, IT-20(4) :525–536, 1974.

[266] D. Marr and E. Hildreth. Theory of edge detection. *Proc. Roy. Soc. London*, B–207 :187–217, 1980.

[267] J.P. Menu. Physiologie de la vision en conduite automobile : la vision du contraste. *Bulletin de liaison des Laboratoires des Ponts et Chaussées*, (173) :75–80, 1991.

[268] W. E. K. Middleton. *Invention of the Meteorological Instruments*. John Hopkins Press, 1969.

[269] W.E.K. Middleton. *Vision through the atmosphere*. University of Toronto Press, 1968.

[270] T. Mitsunaga and S. Nayar. Radiometric self calibration. In *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1999.

[271] A. Montella. A comparative analysis of hotspot identification methods. *Accident Analysis and Prevention*, 42 :571–581, 2010.

[272] S. G. Narashiman and S. K. Nayar. Interactive deweathering of an image using physical model. In *IEEE Workshop on Color and Photometric Methods in Computer Vision, Nice, France*, 2003.

[273] S. G. Narasimhan and S. K. Nayar. Vision and the atmosphere. *International Journal of Computer Vision*, 48(3) :233–254, 2002.

[274] S. G. Narasimhan and S. K. Nayar. Contrast restoration of weather degraded images. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 25(6) :713–724, 2003.

[275] S. G. Narasimhan and S. K. Nayar. Contrast restoration of weather degraded images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 25(6) :713–724, June 2003.

[276] G. Nilsson. *Traffic Safety Dimensions and the Effect of Speed on Safety*. PhD thesis, Lund University, 2004.

[277] ONISR. Bilan annuel, statistiques et commentaires. Technical report, 1997.

[278] E. Parzen. On estimation of a probability density function and mode. *The Annals of Mathematical Statistics*, 33 :1065–1076, 1962.

[279] L. Patte. Evaluation du risque en relation avec la visibilité - proposition d'indicateurs de risque. In *Prévention des Risques et Aides à la Conduite, Paris*, 2010.

[280] T. Pejovic, V. A. Williams, R. B. Noland, and R. Toumi. Factors affecting the frequency and severity of airport weather delays and the implications of climate change for future delays. *Transportation Research Record : Journal of the Transportation Research Board*, (2139) :97–106., 2009.

[281] A. H. Perry and L. J. Symons. *Highway Meteorology*. University of Wales Swansea, Swansea, Wales, United Kingdom, 1991.

[282] Z. Rahman, D. J. Jobson, and G. W. Woodell. Multiscale retinex for color rendition and dynamic range compression. In *SPIE Conference*, volume 2847, pages 183–191, 1996.

[283] D. Richards and C. Cuerden. The relationship between speed and car driver injury severity. Technical report, Transport Research Laboratory, London, UK, 2009.

[284] RITA. National ITS architecture, http ://www.its.dot.gov/arch/index.htm, 2010.

[285] SAE Standard J583. Front fog lamp, September 2005.

[286] R. Safee-Rad, K. C. Smith, B. Benhabib, and I. Tchoukanov. Application of moment and fourier descriptors to the accurate estimation of elliptical-shape parameters. *Pattern Recognition Letters*, 13 :497–508, 1992.

[287] Y.Y. Schechner, S.G. Narasimhan, and S.K. Nayar. Polarization-based vision through haze. *Applied Optics, Special issue*, 42(3) :511–525, Jan 2003.

[288] J. Serra. *Image Analysis and Mathematical Morphology*. New York : Academic Press, 1982.

[289] SETRA. Comprendre les principaux paramètres de conception géométrique des routes. Technical Report 0607w, 2006. 28 pages.

[290] F. D. Shepard. NCHRP synthesis of highway practice 228, reduced visibility due to fog on the highway. Technical report, TRB National Research Council, 1996.

[291] W. Sitzabee, J. Hummer, and W. Rasdorf. Pavement marking degradation modeling and analysis. *ASCE Journal of Infrastructure Systems*, 15(3) :190–199, 2009.

[292] M. Sivak. The information that drivers use : is it indeed 90% visual ? *Perception*, 26 :1081–1089, 1996.

[293] M. Sivak, M. Flannagan, E. Traube, H. Hashimoto, and S. Kojima. Fog lamps : Frequency of installation and nature of use. *SAE Technical Paper 970657*, 1997.

[294] C. Stauffer and W. Grimson. Learning patterns of activity using real-time tracking. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22(8) :747–757, August 2000.

[295] G.-P Stein, P. Mano, and A. Shashua. A robust method for computing vehicle ego-motion. In *IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Dearborn, MI, USA*, october 2000.

[296] K. Strobl, W. Sepp, S. Fuchs, C. Paredes, and K. Arbter. Dlr callab and dlr calde, institute of robotics and mechatronics, german aerospace center (dlr), oberpfaffenhofen, germany,.

[297] Z. Sun, G. Bebis, and R. Miller. On-road vehicle detection : A review. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 28(5) :694–711, 2006.

[298] K. Sunkavalli, F. Romeiro, W. Matusik, T. Zickler, and H. Pfister. What do color changes reveal about an outdoor scene ? In *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2008.

[299] J. Swets. Measuring the accuracy of diagnostic system. *Science*, 240(4857) :1285–1293, 3 june 1988.

[300] F. Taillade, E. Belin, and E. Dumont. *Projet DIVAS : Dialogue Infrastructure Véhicules pour Améliorer la Sécurité routière*, chapter Modèle analytique de la rétrodiffusion de la lumière dans le brouillard, pages 253–257. October 2010.

[301] F. Taillade, E. Belin, J. Dumoulin, E. Dumont, and F. Christnacher. Dispositifs de vision tout temps - aide à la conduite. In *Prévention des risques et aides à la conduite, Paris, France*, Mai 2010.

[302] R. Tan, N. Pettersson, and L. Petersson. Visibility in bad weather from a single image. In *IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Istanbul, Turkey*, pages 19–24, 2007.

[303] R. T. Tan. Visibility in bad weather from a single image. In *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2008.

[304] J.-P. Tarel, S.-S. Ieng, and P. Charbonnier. Using robust estimation algorithms for tracking explicit curves. In *European Conference on Computer Vision*, 2002.

[305] J.-P. Tarel, S.-S. Ieng, and P. Charbonnier. Accurate and robust image alignment for road profile reconstruction. In *IEEE International Conference on Image Processing, San-Antonio, Texas, USA*, September 2007.

[306] J.-P. Tarel, S.-S. Ieng, and P. Charbonnier. Robust lane marking detection by the half quadratic approach. In *Etudes et Recherches des Laboratoires des Ponts et Chaussées*. 2007.

[307] T. Q. Thach, C. M. Wonga, K.-P. Chana, Y. Chaua, Y. N. Chunga, C. Q. Oub, L. Yanga, and A. J. Hedleya. Daily visibility and mortality : Assessment of health benefits from improved visibility in Hong-Kong. *Environmental Research*, 110(6) :617–623, 2010.

[308] A. Torralba and A. Oliva. Depth estimation from image structure. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(9) :1–13, September 2002.

[309] A. Varhelyi. Dynamic speed adaptation in adverse conditions - A system proposal. *IATSS Research*, 26(2) :52–59, 2002.

[310] T. Veit, J.-P. Tarel, P. Nicolle, and P. Charbonnier. Evaluation of road marking feature extraction. In *IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, pages 174–181, 2008.

[311] B. Wandell. *Foundations of Vision*. Sinauer Associates, 1995.

[312] G. Welch and G. Bishop. An introduction to the Kalman filter. Technical Report TR 95-041, University of North Carolina at Chapell Hill, 2004.

[313] Todd A. Williamson. *A High-Performance Stereo Vision System for Obstacle Detection*. PhD thesis, Carnegie Mellon University, september 1998.

[314] L. Xie, A. Chiu, and S. Newsam. Estimating atmospheric visibility using general-purpose cameras. In G. Bebis, editor, *International Symposium on Visual Computig, Part II*, volume 5359 of *LNCS*, pages 356–367, 2008.

[315] R. Zhang, P.-S. Tsai, J. E. Cryer, and M. Shah. Shape from shading : A survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 21(8) :690–706, August 1999.

[316] X. Zhang, H. Li, Y. Qi, W. Kheng, and T. Khim. Rain removal in video by combining temporal and chromatic properties. In *IEEE International Conference on Multimedia and Expo*, pages 461–464, 2006.

[317] Z. Zhang. A flexible new technique for camera calibration. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22(11) :1330–1334, 2000.

[318] C. Zhao-Zheng, L. Jia, and C. Qi-mei. Real-time video detection of road visibility conditions. In *WRI World Congress on Computer Science and Information Engineering*, pages 472 – 476, 2009.

[319] K. Zuiderveld. *Graphics gems IV*, chapter Contrast limited adaptive histogram equalization, pages 474–485. Academic Press Professional, 1994.

Résumé

Les conditions de visibilité dégradées posent un problème à la fois aux usagers de la route qui ne perçoivent plus la route de manière adéquate, mais aussi aux capteurs extéroceptifs (en particulier les caméras) qui fonctionnent de manière dégradée. La détection et la quantification des conditions de visibilité constituent un enjeu fort de sécurité et de mobilité. Dans ce document, nous avons présenté une synthèse des contributions de nos cinq premières années de recherche depuis la thèse. Ces contributions sont principalement liées à l'utilisation de la vision par ordinateur d'images pour l'analyse de la visibilité routière et son application aux systèmes de transports intelligents. Elles s'inscrivent dans la lignée de nos travaux de thèse, portant sur la détection des conditions de visibilité et l'estimation de la distance de visibilité par vision embarquée. Elles ont été réalisées selon trois axes. Le premier axe a trait au développement de systèmes embarqués dans les véhicules pour le développement d'aides à la conduite. Il s'agit en premier lieu de caractériser l'atmosphère et à proposer des solutions innovantes pour l'éclairage automobile. Il s'agit ensuite d'utiliser la caractérisation de l'atmosphère pour améliorer la qualité des images, dégradée par les conditions météorologiques défavorables, et ainsi fiabiliser les aides à la conduite qui s'appuient sur les images issues des caméras. Il s'agit enfin de proposer des aides à la conduite avancées dédiées aux conditions de visibilité dégradées, comme le maintien dans la voie ou l'alerte en cas d'obstacle proche. Le deuxième axe a trait au développement des systèmes coopératifs, en particulier le développement d'une unité de bord de voie communicante. Celle-ci est capable de détecter la présence d'une visibilité atmosphérique critique pour la sécurité (brouillard, pluie forte, neige) et d'assister le cas échéant le conducteur en le guidant par des marquages dynamiques, en lui signalant la présence d'une difficulté par panneau à message variable ou encore en l'avertissant en cas de vitesse inadaptée aux conditions météorologiques. Le troisième axe a trait au développement des systèmes que nous avons qualifiés d'interactifs. Dans le cadre de communications généralisées, nous montrons que les données collectées ou mesurées par des capteurs fixes ou embarqués peuvent alimenter un centre de trafic pour en opérer une gestion active, un centre de maintenance pour améliorer l'entretien et la sécurité des réseaux routiers et un centre météorologique pour améliorer l'observation météorologique et à terme rendre possible la prévision du brouillard à l'échelle des réseaux routiers. Outre les nombreuses perspectives méthodologiques inhérentes à la recherche finalisée, différentes perspectives applicatives à court et moyen terme ont été dressées tout au long de ce manuscript. Elles concernent les développements d'une caméra multi-fonction embarquée pour las assistances à la conduite, d'un capteur vidéo de trafic multifonction CAM^2, d'une technique de vidéo-surveillance fondée sur l'acquisition HDR et le calibrage radiométrique. En terme de développement applicatif, elles concernent l'utilisation de la vidéo-surveillance pour la surveillance des navettes automatisées urbaines ou encore l'utilisation des communications véhicule infrastructure pour améliorer l'entretien et la sécurité des réseaux secondaires. A plus long terme, la question du déploiement des innovations technologiques est posée, ce à quoi le projet de Route de 5ème Génération, qui marque la volonté de rendre indissociables les différentes composantes du système de transport routier, souhaite apporter une réponse. Enfin, une dernière perspective consiste à passer d'une gestion du trafic fondée sur des modèles macroscopiques à une gestion de trafic fondée sur des modèles de trafic comportemental autorisant ainsi des stratégies plus fines de gestion active du trafic.

Mots-clés: traitement du signal et des images, visibilité routière, risque routier, caméra, systèmes de transports intelligents, assistance à la conduite, vidéo-surveillance, Route de 5ème Génération.