

Université de Lille 1 — Sciences et Technologies de Lille
U.F.R. d'Informatique, Electronique, Electrotechnique et Automatique
Laboratoire d'Automatique I³D

Numéro d'ordre : XXXX

THÈSE

pour obtenir le grade de
Docteur de l'Université de Lille 1
Discipline : Automatique et Informatique Industrielle

Présentée et soutenue publiquement par

Rong YANG

le 10 décembre 2002

Localisation latérale d'un véhicule sur une route structurée par analyse de séquences d'images de rétrovision

Christian VASSEUR	Président de Jury	Professeur, USTL
Didier AUBERT	Rapporteur	Chargé de Recherches, HDR, INRETS
Jean DEVARS	Rapporteur	Professeur, Université de Paris VI
Claude LAURGEAU	Examineur	Professeur, Ecole des Mines de Paris
Hoang Giang N'GUYEN	Examineur	Ingénieur, RENAULT
François CABESTAING	Co-directeur de recherche	Maître de Conférences, USTL
Jack-Gérard POSTAIRE	Co-directeur de recherche	Professeur, USTL

Remerciements

Le travail présenté dans ce mémoire a été réalisé au Laboratoire d'Automatique I3D de l'Université des Sciences et Technologies de Lille, dans le cadre de l'opération scientifique « Scènes Dynamiques ».

J'exprime toute ma gratitude à Monsieur le Professeur Christian VASSEUR pour m'avoir accueilli au sein de son laboratoire. Je le remercie d'avoir bien voulu accepter de présider mon jury de thèse.

Je remercie Monsieur le Professeur Jean DEVARS, responsable du groupe de recherche PARC, laboratoire LIS de l'Université de Paris VI, d'avoir accepté de juger mon travail en tant que rapporteur.

Que soit également remercié Monsieur Didier AUBERT, Chargé de Recherches au laboratoire LIVIC de l'INRETS, habilité à diriger des recherches, pour avoir rédigé un rapport sur ma thèse.

J'adresse mes vifs remerciements à Monsieur le Professeur Claude LAURGEAU pour l'intérêt qu'il a porté à mes travaux. Je lui suis très reconnaissante d'avoir bien voulu participer à mon jury.

Je tiens naturellement à remercier Mr Hoang N'GUYEN qui a été l'initiateur de ce projet de recherche à l'époque où il travaillait encore à la direction de la Recherche de RENAULT. Je suis très honorée qu'il ait accepté de participer à ce jury malgré sa nouvelle orientation professionnelle.

C'est en grande partie grâce à Monsieur le Professeur Jack-Gérard POSTAIRE que cette étude a abouti. Ses conseils, ses constants encouragements et sa grande disponibilité m'ont permis de mener à bien ce travail. Qu'il trouve en ces quelques mots l'expression de mes remerciements les plus sincères.

Je tiens à remercier Monsieur François CABESTAING, Maître de Conférences à l'Université des Sciences et Technologies de Lille, pour l'aide et les encouragements

qu'il m'a apportés durant mes travaux et lors de la rédaction de ce mémoire.

Je remercie enfin toute l'équipe de chercheurs de l'équipe Scènes Dynamiques du Laboratoire I3D pour leur présence amicale et le soutien qu'ils m'ont apporté durant les années que j'ai passées au P2.

Ces travaux de recherche ont été menés dans le cadre d'une convention passée entre le laboratoire d'Automatique I3D et la Direction de la Recherche de RENAULT (N° 97 2 90 0052 signée le 14 octobre 1998). Cette étude a également bénéficié d'un soutien financier apporté par le programme de recherche PREDIT 2.

Introduction

I.1 L'insécurité routière

En matière de sécurité, tout oppose la circulation routière aux autres modes de déplacement, tels que les transports aériens, fluviaux, maritimes ou ferroviaires. Ce qui différencie le plus la route des autres moyens de transport en termes de sécurité des biens et des personnes, c'est que le risque d'accident sur la route est un risque diffus, comme le sont les risques d'intoxication alimentaire ou de contagion liés aux maladies infectieuses, alors que les risques liés aux autres catégories de moyens de transport font partie des risques rares, assimilés à des situations exceptionnelles liées aux activités industrielles ou aux caprices de la nature.

Il est d'ailleurs intéressant de remarquer que l'on parle d'accidents de la route, mais de catastrophes aériennes ou maritimes. Si l'opinion s'en remet aux pouvoirs publics pour nous prémunir contre ces risques rares allant même jusqu'à les accuser de laxisme ou d'incompétence dans certains cas, la majorité de nos concitoyens vit l'insécurité routière comme une fatalité, se réfugiant volontiers derrière le sentiment que « cela n'arrive qu'aux autres », sous-entendu aux mauvais conducteurs.

Pourtant, le bilan des accidents de la route est objectivement insupportable et quantitativement beaucoup plus effrayant que celui des catastrophes liées aux autres modes de transport. En Europe, on dénombre en moyenne 150 morts par jour, quatre fois plus de blessés graves, souvent handicapés à vie, et 9 fois plus de blessés légers. Prendrions-nous volontiers l'avion s'il fallait déplorer chaque jour une catastrophe aérienne majeure sur notre continent ?

Cette acceptation consensuelle du risque routier diffus explique le comportement des conducteurs qui s'approprient la route sans contraintes sévères, avec, en France, une spécificité liée à une « incivilité » chronique. Alors que l'aviation civile a atteint un

niveau sécuritaire remarquable dès les années 70, ce n'est qu'au cours des années 80 qu'ont émergé les premiers grands programmes de recherche et développement destinés à améliorer la sécurité routière. Aujourd'hui, laboratoires de recherche publics et entreprises s'associent pour rendre la route plus sûre, en tirant parti des nouvelles technologies de l'information et de la communication.

I.2 Les grands programmes de recherche

Un bilan au niveau mondial montre que sept pays industrialisés se démarquent par une participation active à la transformation du paysage routier, aux premiers rangs desquels figurent les U.S.A et le Japon. Il est intéressant de relever la participation des pouvoirs publics à ces programmes qui montre, qu'en France, l'état et la Communauté Européenne sont les principaux instigateurs de ces travaux, alors qu'à l'opposé, au Japon, l'effort financier est principalement supporté par les entreprises.

Période	Org.	Nom	Description du programme
1962-	USA	NCHRP	National Cooperative Highway Research Program
1985-1994	Europe	PROMETHEUS	Program for an European Traffic with Highest Efficiency and Unprecedented Safety
1986-	USA	PATH	Partners for Advanced Transit and Highways : ATMIS, AVCSS
1987-1990	Japon	ARTS	Advanced Road Transportation Systems, Communications route/véhicules
1989-1991	Europe	DRIVE	PCRD 2, Dedicated Road Infrastructure for Vehicle Safety in Europe
1990-1994	France	PREDIT	Programme de Recherche et d'Innovation dans les Transports terrestres
1991-1995	Japon	ASV I	Advanced Safety Vehicle, Détection d'obstacles et vigilance
1991-	Japon	SSVS	Super Smart Vehicle System, Conduite automatisée
1992-	USA	TCRP	Transit Cooperative Research Program
1991-1993	Europe	ATT - DRIVE II	PCRD 3, Advanced Transport Telematics, 2 nd DRIVE
1994-1998	Europe	TELEMATICS	PCRD 4, Télématique dans les transports : UDC, SAVE, AC-ASSIST
1996-2000	Japon	ASV II	Advanced Safety Vehicle II, Détection d'obstacles et vigilance
1996-2000	France	PREDIT II	2 ^{ème} Programme de Recherche et d'Innovation dans les Transports terrestres
1998-2002	Europe	IST KA1	PCRD 5, Information Society Technologies, Key Action 1 : CARSENSE, ADASE II
2002-	France	PREDIT III	3 ^{ème} Programme de Recherche et d'Innovation dans les Transports terrestres

TAB. I.1 : Les principaux programmes de recherche dans les transports routiers

Les grands programmes américains, dont quelques-uns sont répertoriés dans le tableau I.1, concernent principalement, pour des raisons culturelles évidentes, la conduite sur autoroute. Les recherches portent essentiellement sur une approche de type « autoroute automatisée », où les systèmes de communication inter-véhicules et véhicules-environnement, ainsi que les systèmes de guidage automatique occupent

une place prépondérante. L'objectif est souvent d'assister le conducteur en le déchargeant de certaines tâches.

On distingue ainsi différents niveaux d'automatisation de la conduite qui vont des contrôles latéral et longitudinal au régulateur de vitesse adaptatif où un véhicule instrumenté suit, en respectant une distance de sécurité qui dépend des conditions de circulation, le véhicule qui le précède. Les systèmes de régulation développés par les laboratoires, avec une mention spéciale pour l'Institut de Robotique de Carnegie Mellon, et les constructeurs, dont General Motors est certainement le plus dynamique dans ce domaine, trouvent leur plus ambitieuse application dans le concept de conduite en convoi, sorte de train de véhicules « attachés » les uns aux autres par des liens immatériels afin d'apporter une réponse à la congestion des autoroutes. Dans ce type de scénario, la gestion de la circulation se rapproche de celle des transports guidés.

Au Japon, les objectifs de la recherche sont plus ciblés sur l'équipement du véhicule que sur l'aménagement de l'infrastructure routière (cf. tableau I.1). Ils visent plutôt l'aide au conducteur, en le tenant bien informé sur l'état de son véhicule, sur celui du réseau routier et sur les conditions de circulation sur son parcours. Ces travaux, pilotés par les constructeurs automobiles, concernent des objectifs à plus court terme que ceux poursuivis dans le cadre des programmes américains.

Face à ces deux principaux pôles de recherche, l'Europe a mis en place une stratégie communautaire en lançant de grands programmes très ambitieux (cf. tableau I.1), tel PROMETHEUS qui regroupait tous les constructeurs automobiles européens et plus de cent laboratoires de recherche publics et avait pour objectifs d'améliorer entre autres : le confort des véhicules, la fluidité du trafic, la consommation d'énergie, l'influence sur l'environnement, la capacité à éviter les accidents. Tous les programmes communautaires de recherche et développement successifs ont intégré au moins un axe dédié exclusivement à l'amélioration de la sécurité dans les transports.

Parallèlement à ces programmes communautaires, chaque état poursuit sa politique de recherche. En France, plusieurs ministères et organismes d'état regroupent leurs aides dans le cadre du PREDIT (Programme de REcherche et d'Innovation dans les Transports terrestres) dont l'une des principales missions a été et sera encore de

favoriser l'élaboration de nouvelles fonctions sécuritaires grâce à une approche globale du système « véhicule - conducteur - infrastructure ».

I.3 Localisation d'un véhicule sur la route

Ce bref inventaire, non exhaustif, des actions structurantes et fédératrices montre qu'une grande part des efforts porte sur l'innovation technologique au niveau des véhicules. Les résultats de ces recherches pré-compétitives reposent en grande partie sur les moyens de calcul et de communication installés à bord des véhicules. Aujourd'hui, la puissance de calcul embarquée sur une voiture de tourisme haut de gamme est sensiblement équivalente à celle dont disposaient les avions AIRBUS dans les années 80. Ces possibilités d'acquisition d'informations proprioceptives et extéroceptives, de traitement de ces données en temps réel et de dialogue inter-véhicules et véhicule-infrastructure ont ouvert la porte au développement de nombreuses fonctions d'*aide* et d'*assistance* à la conduite.

Dans l'*assistance* à la conduite, l'électronique et l'informatique embarquées assurent la conduite de la voiture à la place du conducteur, alors que dans l'*aide* à la conduite, il ne s'agit pas de reprendre le volant des mains du conducteur, mais surtout de le tenir informé et de lui délivrer des messages destinés à maintenir un haut niveau de sécurité.

Toutefois, quel que soit le degré d'automatisation auquel les progrès ou mutations technologiques conduiront la circulation routière, qu'il s'agisse de contrôler la trajectoire d'un véhicule, ou qu'il s'agisse de vérifier si le conducteur respecte une trajectoire qui lui permet d'évoluer sans risque, l'une des fonctions principales d'un système d'aide ou d'assistance à la conduite consistera toujours à déterminer la position d'un véhicule sur la chaussée. Meilleure sera cette localisation, plus sûre sera la conduite du véhicule au sein de la circulation routière.

Ce mémoire de thèse détaille une méthode de localisation d'un véhicule sur une route. L'objectif principal est de mesurer la position latérale du véhicule instrumenté par rapport aux voies de circulation délimitées sur la chaussée par les marquages au sol. Naturellement, de nombreuses équipes de recherche se sont penchées sur cette problématique, profitant des progrès technologiques récents en matière d'informa-

tique et d'électronique embarquées. Toutefois, nous proposons une approche originale, dans laquelle l'information permettant la mesure de la position latérale est captée par des caméras vidéo situées à l'arrière du véhicule.

Cette stratégie de prise de vue, que nous appelons *rétrovision*, peut sembler étrange au premier abord puisqu'elle ne simule pas le comportement d'un conducteur humain. A part les cascadeurs, très peu de conducteurs peuvent maintenir un véhicule dans les voies de circulation en regardant uniquement dans leur rétroviseur ! Pourtant, lorsque le but est uniquement de déterminer la position latérale du véhicule, nous montrons que la technique de rétrovision permet d'obtenir une mesure très précise tout en nécessitant une faible puissance de calcul. Un deuxième avantage de cette méthode est qu'elle permet de construire de façon itérative un modèle géométrique de la route que le véhicule a empruntée [C52, C49, C50, C51, B1, A43, A42].

I.4 Organisation du mémoire

Dans le premier chapitre, nous présentons de façon très générale les différentes techniques qui ont été utilisées depuis quelques années afin d'améliorer la sécurité routière. Les améliorations portent principalement sur trois points, à savoir l'infrastructure routière, les habitudes de conduite et la sécurité intrinsèque des véhicules. Nous décrivons plus en détail le dernier point, qui est le plus proche de nos préoccupations, en nous concentrant sur les approches relevant de la sécurité active. Nous montrons en particulier que la perception de l'environnement du véhicule est un aspect critique dans toutes les méthodes récentes de conduite assistée.

Dans le deuxième chapitre, nous présentons le contexte scientifique dans lequel s'inscrit notre travail, à savoir la localisation d'un véhicule sur une chaussée en utilisant les outils de la vision artificielle. Bien que cet aspect de la perception de l'environnement du véhicule soit extrêmement spécifique, les approches décrites dans la littérature sont nombreuses et très variées. Nous débutons ce chapitre par une présentation des principaux véhicules expérimentaux qui ont permis de valider ces travaux. Nous présentons ensuite un état de l'art en fonction de deux aspects interdépendants, à savoir l'algorithme de vision utilisé pour segmenter les images de la chaussée et le modèle utilisé pour décrire cette dernière.

Le troisième chapitre présente le principe de l'ego-localisation par rétrovision qui consiste à utiliser des images de la scène située à l'arrière du véhicule. Nous justifions tout d'abord l'intérêt de cette méthode par rapport aux techniques plus standard d'*antévision*, c'est à dire de vision vers l'avant, puis présentons le modèle de chaussée que nous avons utilisé dans notre application. Ce modèle géométrique explicite est constitué d'un ensemble de points décrivant les lignes blanches du marquage au sol. Nous décrivons ensuite les transformations géométriques permettant de faire correspondre le modèle de la chaussée avec les images. Enfin, nous montrons qu'on peut localiser le véhicule et reconstituer simultanément un modèle approché de la chaussée en recherchant la solution d'un problème inverse par maximisation d'une fonction d'évaluation.

Le quatrième chapitre est consacré à la description précise de cette fonction d'évaluation. Nous présentons tout d'abord le terme d'adéquation aux données qui sert à vérifier que le modèle décrit précisément la portion de route visible dans les images de rétrovision. Ensuite, nous montrons qu'en ajoutant deux termes de régularisation à cette fonction, on résout simultanément le problème de mise à jour du modèle et celui de la localisation du véhicule sur la chaussée. Le premier terme assure la régularité latérale du modèle en imposant une contrainte sur la largeur des voies de circulation le deuxième garantit la régularité longitudinale du modèle. Nous présentons enfin la méthode que nous avons utilisée pour maximiser la fonction d'évaluation décrite auparavant.

Dans le dernier chapitre, nous présentons quelques données expérimentales qui prouvent l'efficacité de notre méthode d'ego-localisation par rétrovision. L'intérêt de cette technique est évalué grâce à des simulations, seule procédure permettant de mesurer la précision des résultats par rapport à la véritable position du véhicule instrumenté. Grâce à ces différents exemples, nous montrons les avantages et les limitations de notre approche. Le dernier chapitre conclut sur cette méthode et propose quelques perspectives de recherche qui pourraient être abordées pour améliorer le procédé.

Les références bibliographiques sont indiquées dans le texte en utilisant les conventions suivantes : [Lnn] désigne un ouvrage ou un chapitre d'ouvrage, [Ann] un article de revue, [Pnn] le recueil des actes d'une conférence, [Cnn] le texte d'une communication dans une conférence, [Tnn] une thèse de Doctorat ou un PhD, [@nn] un lien internet, [Bnn] un brevet,

[Rnn] un rapport interne ou de fin de contrat et [Dnn] un document qui n'entre pas dans les catégories précédentes.

Les entrées bibliographiques complètes citées dans ce mémoire sont accessibles en ligne, accompagnées dans certains cas du document au format PDF, à l'URL :

<http://www-i3d.univ-lille1.fr/~fc/biblio>

Chapitre 1

Perception de l'environnement et amélioration de la sécurité dans les transports terrestres

1.1 Introduction

La baisse des coûts de fabrication des systèmes informatiques et la diminution constante de leur taille a permis de les incorporer dans la plupart des appareils que nous utilisons chaque jour. Cela permet d'en simplifier considérablement l'utilisation ou de leur adjoindre de nouvelles fonctions qui n'étaient pas envisageables auparavant. Les véhicules automobiles ont naturellement bénéficié de ces améliorations, au niveau du confort du conducteur et des passagers, mais surtout au niveau de la sécurité.

L'ajout sur les véhicules automobiles de nouveaux capteurs associés à des chaînes de traitement des données, a permis de sécuriser la plupart des actions de conduite. Ces systèmes assistent le conducteur lorsqu'il est confronté à une situation comportant un danger. On peut citer par exemple l'ABS, qui permet de diminuer la distance de freinage, ou encore l'ESP, qui assure une meilleure tenue de route au véhicule en cas d'écart de trajectoire.

L'utilisation de ces nouvelles technologies dans les systèmes de transport a été principalement étudiée dans le cadre de nombreux programmes de recherche, nationaux, européens ou internationaux. Ces programmes fonctionnent sur la base d'une collaboration entre des laboratoires de recherche et des industriels fabriquant ou exploitant les moyens de transport. Des aspects très variés de la sécurité ont été étudiés lors de ces projets, mais c'est sans aucun doute l'amélioration des performances propres des véhicules qui a été l'objectif principal des études récentes.

Dans ce chapitre, nous précisons tout d'abord ce qu'on entend par *amélioration de la sécurité* des moyens de transport, en nous focalisant sur le domaine des transports terrestres automobiles. Nous voyons ensuite quelles sont les principales technologies qui permettraient d'améliorer la sécurité routière, en insistant sur l'amélioration de la sécurité active. Nous abordons enfin les aspects liés à la perception de l'environnement du véhicule, qui permet à un système automatique d'analyser la situation de conduite d'une façon similaire à celle utilisée par un conducteur humain.

1.2 Amélioration de la sécurité routière

Par sécurité, on entend avant tout la préservation de l'intégrité physique des utilisateurs des moyens de transport, mais également la protection des matériels (véhicules, infrastructures). Avec l'augmentation constante du trafic routier, il est statistiquement normal de constater également une augmentation du nombre d'accidents de la circulation. Cet état de fait a été considéré comme logique et inéluctable par les pouvoirs publics jusqu'au début des années 1970. C'est à cette époque qu'a été mise en place une réelle politique d'amélioration de la sécurité routière.

La plupart des systèmes modernes de transport en commun de passagers (trains, métros, bateaux ou avions) comportent des systèmes d'aide à la conduite, allant dans certains cas jusqu'à assurer une conduite entièrement automatique. En général, ces véhicules de transport en commun empruntent des voies de circulation réservées à leur usage propre (voies ferrées, couloirs aériens), ce qui limite les possibilités d'entrer en collision avec d'autres véhicules similaires. D'autre part, le surcoût lié à l'ajout sur le véhicule d'un système automatique améliorant la sécurité est en général négligeable comparé au coût global de ce dernier.

Par contre, ces deux considérations ne sont plus valables dans le cas des véhicules automobiles circulant sur les routes. A l'heure actuelle, les camions et les voitures particulières se partagent les mêmes voies de circulation, et la principale cause d'accidents graves reste la collision entre deux ou plusieurs véhicules. Il y a quelques années, la sécurité routière reposait presque exclusivement sur le conducteur qui se doit de respecter au mieux le code de la route. Par la suite, la sécurité a été renforcée grâce à l'amélioration des infrastructures routières. Dans les prochaines années,

l'amélioration de la sécurité reposera également sur l'ajout de nouvelles fonctionnalités aux véhicules.

Les causes menant à l'apparition d'un accident de la route sont multiples, et parfois très difficiles à identifier et à expliquer. De nombreuses études ont été menées sur le problème de l'identification des causes d'accident, qui ont abouti à l'émergence d'une nouvelle thématique de recherche : l'accidentologie. On sait qu'il est primordial de tenter d'éliminer simultanément toutes les causes afin d'espérer parvenir à une diminution du nombre d'accidents. En pratique, on peut agir sur trois facteurs afin d'améliorer la sécurité : l'infrastructure routière, la conduite et le véhicule.

1.2.1 Amélioration de l'infrastructure

C'est sans doute sur ce premier point qu'ont porté les principaux efforts depuis que les pouvoirs publics mettent en oeuvre une politique de sécurité routière. Des voies de circulation exclusivement réservées aux véhicules automobiles ont été construites, comme les autoroutes ou les boulevards périphériques dans toutes les grandes villes. Par exemple, le réseau autoroutier Français est passé de 170 km en 1960 à plus de 11000 km en 2000 [6], comme on peut le voir sur la figure 1.1. C'est d'ailleurs à la construction de nouvelles voies dites « à caractère autoroutier » que sont consacrés plus de 55% des finances dédiées à l'amélioration et à l'entretien du réseau routier Français.

De façon plus ponctuelle, il est possible de déterminer les « points noirs » du réseau routier, c'est à dire les points où se concentrent les accidents les plus graves, en analysant les résultats des études d'accidentologie. Ces points noirs sont éliminés par des modifications parfois minimes de l'infrastructure routière. Par exemple, un giratoire ou une chicane à l'entrée d'une petite agglomération oblige les automobilistes à ralentir et évite ainsi les nombreux accidents liés à une vitesse excessive [7].

1.2.2 Amélioration de la conduite

Toutes les études montrent que le comportement ou la défaillance du conducteur du véhicule est très souvent la cause directe de l'accident de la route. Cependant, la conduite est le point critique de la sécurité routière sur lequel il s'avère le plus difficile

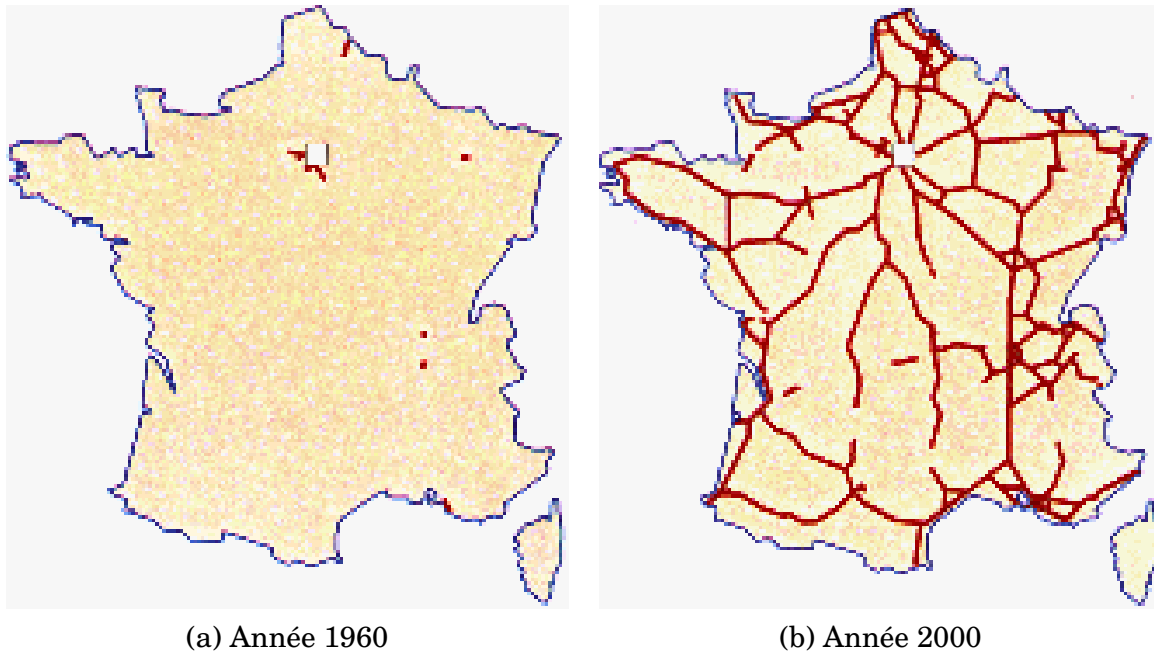


FIG. 1.1 : Evolution du réseau autoroutier Français

d'agir, sinon impossible du fait de l'intervention du facteur humain. Les deux moyens d'action retenus par les pouvoirs publics sont la prévention par l'information et la formation, et naturellement la répression.

Les techniques de prévention des accidents par le biais de la formation et de l'information des conducteurs sont en fait les plus anciennes. L'obtention d'un permis de conduire, qui a été créé le 14 août 1893 dans la ville de Paris par le préfet Louis Lépine, reste le meilleur moyen de former tous les conducteurs en les sensibilisant aux dangers de la circulation routière. Le permis à points, qui date quant à lui de 1992, a instauré une mise à niveau des conducteurs ayant commis des infractions par le biais de stages.

Les campagnes d'information par voie de presse ou par le biais de spots audiovisuels diffusés par les médias de grande écoute constituent une autre technique visant à sensibiliser le conducteur. Dans certains pays, comme le Royaume Uni, les autorités en charge de la sécurité routière n'ont pas hésité dans le cadre de ces campagnes à diffuser des images réelles d'accidents afin de frapper au maximum la sensibilité des conducteurs. Toutefois, aucune étude n'a pu montrer la réelle efficacité de ces campagnes.

Par contre, la technique considérée comme la plus efficace est la répression, qui

consiste à verbaliser les conducteurs contrevenants. Chacun est conscient du risque qu'il prend lorsqu'il commet une infraction même bénigne et pour la plupart des conducteurs, la peur du gendarme suffit à compenser les pulsions qui les pousseraient à adopter une conduite à risque. On peut toutefois douter de l'efficacité de certaines mesures, comme celle qui consiste à utiliser des gendarmes en cartons disposés sur le bord de la route afin de faire ralentir les conducteurs.

Enfin, il reste un problème qu'il est nécessaire d'aborder lorsqu'on parle du conducteur, et auquel aucun expert n'a trouvé de solution. Il s'agit de la « conduite à risque constant », plus savamment qualifiée « d'homéostasie du risque ». Cela signifie qu'une personne qui circule sur une infrastructure sûre, au volant d'une voiture récente disposant de systèmes sophistiqués améliorant sa sécurité intrinsèque, n'adopte pas le même comportement que si elle était dans une situation de conduite moins rassurante. Par exemple, les conducteurs disposant d'un véhicule équipé d'un système de freinage ABS ont tendance à freiner plus tardivement que les autres parce qu'ils font confiance à leur véhicule.

1.2.3 Amélioration des véhicules

La diminution de l'insécurité routière passe enfin par l'amélioration des véhicules automobiles, tant au niveau de leur conception que de leur entretien. L'entretien, qui reste à la charge du propriétaire ou du conducteur, permet de garantir que les performances du véhicule restent suffisantes pour que sa conduite soit sûre. Depuis janvier 1995, l'instauration d'un contrôle technique obligatoire a permis de relever de façon incontestable le niveau de sécurité lié à l'état du véhicule.

D'autre part, les constructeurs automobiles ont pris conscience depuis très longtemps que les performances d'un véhicule en termes de sécurité, constituaient un argument de vente efficace. On décrit en général les systèmes visant à améliorer la sécurité d'un véhicule en les classant dans deux catégories distinctes. Les systèmes de « sécurité passive » ont comme objectif, lorsqu'un accident se produit, de limiter la gravité des blessures subies par les passagers. A l'opposé, les systèmes de « sécurité active » permettent d'éviter l'accident grâce à des actions préventives.

Les systèmes de sécurité passive ont été les premiers à être effectivement installés

sur les véhicules de série. En France, comme dans la plupart des autres pays, l'installation par le constructeur de certains dispositifs a été rendue obligatoire par la loi. Par exemple, le port de la ceinture de sécurité pour les passagers des places avant d'un véhicule a été rendu obligatoire dès l'année 1973 [7].

Cette mesure à elle seule a permis d'infléchir la courbe du nombre d'accidents mortels par an, qui suivait jusqu'alors l'augmentation constante du nombre de véhicules en circulation. De nos jours, l'amélioration de la sécurité est devenue une préoccupation majeure des constructeurs de véhicules automobiles, qui intègrent ces systèmes sans qu'ils soient rendus obligatoires par la loi.

Les dispositifs de sécurité intégrés constituent en général un ensemble redondant, plusieurs actions de protection étant menées de façon simultanée lors d'un accident. Les différents éléments sont gérés de façon centralisée par un calculateur qui détecte qu'un accident se produit en analysant les chocs subis par le véhicule. Le système de sécurité agit dès qu'un choc violent est détecté, souvent par l'intermédiaire d'un déclenchement pyrotechnique.

Parmi ces dispositifs, on trouve l'airbag ou « coussin gonflable de retenue supplémentaire », qui agit en complément de la ceinture de sécurité. Le coussin est gonflé très rapidement dès qu'un accident est détecté, afin d'amortir le choc subi par les passagers du véhicule. On peut également citer les systèmes de pré-tension des ceintures de sécurité, dont l'objectif est de maintenir le passager plaqué contre son siège lors d'un l'accident.

Les effets du choc causé par un accident peuvent également être minimisés en utilisant des structures mécaniques adaptées lors de la conception de la caisse du véhicule. Ces structures sont conçues afin d'absorber l'énergie mécanique du choc en se déformant de façon préférentielle, par exemple en compressant le moteur tout en préservant la structure de l'habitacle. Les propriétés des structures mécaniques sont développées et validées grâce aux nouvelles techniques de simulation numérique qui permettent de se dispenser en grande partie des onéreuses opérations de crash-test.

1.2.4 Conclusion

Les solutions évoquées dans les paragraphes précédents sont mises en oeuvre depuis très longtemps et malgré tout des milliers de personnes continuent de mourir chaque année sur les routes. Il faudra donc utiliser de nouvelles techniques pour espérer améliorer encore la sécurité routière, et beaucoup d'experts misent sur les méthodes relevant de la sécurité active. Dans la suite de ce chapitre, nous décrivons de façon générale le principe de la sécurité active, en insistant sur le problème de la perception de l'environnement du véhicule.

1.3 Sécurité active

Un système relève de la sécurité active lorsque son objectif est de diminuer les risques d'occurrence d'un accident en éliminant les causes potentielles ou en réagissant lorsqu'une situation dangereuse est détectée. De nombreuses techniques ont été proposées et testées, dont le principe est en général assez simple, mais dont la mise en oeuvre reste souvent problématique. En effet, une méthode parfaitement efficace devrait théoriquement prendre en compte toutes les causes potentielles d'accident et les éliminer simultanément.

La technique la plus ancienne de prévention des accidents est naturellement la signalisation routière, dont l'objectif est d'informer le conducteur des risques liés à une particularité de l'infrastructure routière : virage dangereux, intersection, etc. La signalisation routière n'est en fait qu'un cas particulier de système de sécurité active communément désigné par le qualificatif « interaction infrastructure-véhicule ». Dans ces systèmes, la route communique à l'ensemble véhicule-conducteur des informations permettant d'anticiper les risques.

Une autre approche qui repose presque entièrement sur la communication d'informations est qualifiée d'« interaction véhicule-véhicule ». Dans ce cas, les informations sont transmises par un véhicule à ses voisins afin de les tenir au courant d'un état donné ou d'une action imminente. Par exemple, les clignotants permettent de prévenir d'un changement de direction et les feux stop d'une diminution de la vitesse consécutive à un freinage.

Enfin, le moyen le plus efficace d'éliminer les accidents est encore l'anticipation du risque qui est réalisée par le conducteur du véhicule. Lorsque ce dernier est attentif et vigilant, il peut prévoir les situations dangereuses et modifier en conséquence sa conduite. Nous qualifierons cette dernière méthode de « sécurité active autonome », dans laquelle l'ensemble véhicule-conducteur est en lui-même responsable de son évolution sans intervention des autres véhicules ou de l'infrastructure.

Par la suite, nous décrivons plus précisément certaines techniques relevant de la sécurité active pouvant être mises en oeuvre sur un véhicule. Nous mettons naturellement l'accent sur les principes qui peuvent être intégrés dans un système automatique qui interagit avec le conducteur humain. Nous présentons tout d'abord les méthodes coopératives, qui reposent sur une communication d'informations entre le ou les véhicules et l'infrastructure. Nous décrivons ensuite les principales fonctions assurées par les systèmes autonomes qui n'impliquent qu'un seul véhicule. Enfin, nous présentons différentes méthodes qui visent à surveiller le conducteur afin de vérifier qu'il reste vigilant et donc apte à anticiper le risque d'accident.

1.3.1 Sécurité active coopérative

Des techniques de communication unidirectionnelle à courte portée ont été expérimentées afin de compléter la signalisation routière standard destinée aux seuls conducteurs humains. Les données transmises par des émetteurs fixés sur l'infrastructure sont captées par le véhicule lorsqu'il arrive à proximité d'un émetteur [4]. En général, les informations sont envoyées par des balises émettant dans l'infrarouge ou dans la gamme des micro-ondes. Ces techniques sont connues sous le nom de DSRC (Dedicated Short Range Communication) et sont bien adaptées à la transmission d'informations statiques, liées par exemple à la géométrie de la route.

Pour des données dynamiques, il est souvent plus intéressant d'utiliser des techniques de transmission à longue portée, qui permettent d'informer un plus grand nombre de véhicules. Le moyen de communication unidirectionnelle à plus longue portée qui est actuellement le plus utilisé est la radio, principalement dans la bande de fréquences FM. Des informations numériques peuvent être superposées au signal audio transmis par une station de radio, comme par exemple dans le cas du RDS

(Radio Data System).

Le dispositif RDS permet d'envoyer des données numériques à la cadence de 1187 bits par seconde. D'autres techniques utilisant la bande FM ont été expérimentées, en particulier le système SWIFT (System for Wireless Infotainment Forwarding and Teledistribution) qui a été développé dans le cadre d'un projet EUREKA de l'Union Européenne [A32]. Ce procédé permet de diffuser des informations numériques avec un débit maximal de 38 kbits par seconde.

Ces débits de transmission sont suffisants pour certaines applications, comme le changement automatique de fréquence de réception durant le trajet ou l'affichage du nom des émetteurs radio, mais ils restent trop faibles pour permettre l'envoi de données liées à la prévention d'accidents. De grandes améliorations sont attendues des techniques de communication numériques. Les normes DAB (Digital Audio Broadcasting) et DVB (Digital Video Broadcasting) permettront dans un avenir proche de diffuser des informations à haut débit, soit en utilisant des émetteurs terrestres (DAB-T, DVB-T) soit des satellites de communication (DAB-S, DVB-S). Comme dans le cas du RDS, des données additionnelles seront transmises avec le signal audio ou vidéo principal.

En définitive, on constate que de nombreuses études traitant de la sécurité active coopérative ont abordé le problème de la transmission des informations, mais que très peu ont défini les informations qui doivent être transmises ! Très souvent, les données proposées correspondent simplement à des mesures réalisées sur le véhicule émetteur ou à des indications sur les actions menées par son conducteur. La collecte et le tri des informations pertinentes avant transmission reste un problème crucial, qui a pour l'instant été abordé de façon plus directe par les études sur la sécurité active autonome.

1.3.2 Sécurité active autonome

Dans la sécurité active autonome, un conducteur évite un accident en appliquant intuitivement une séquence d'opérations qui enchaîne la perception de la situation de conduite, la prise de décision, et, enfin, la réaction. A l'heure actuelle, certaines de ces opérations commencent à être mises en oeuvre par des systèmes automatiques

qui assurent les différentes fonctions permettant de prévenir un accident, à savoir la perception, l'analyse et l'action. On parle alors de « véhicule intelligent », en ce sens qu'il peut réaliser certaines actions habituellement assurées par le conducteur.

Les tâches qui doivent être assurées par le système sont parfaitement identifiées et ont déjà été testées sur des véhicules expérimentaux [5]. Un système automatique assure le contrôle longitudinal (AICC : Autonomous Intelligent Cruise Control) en réglant la vitesse du véhicule afin de maintenir une distance de sécurité avec le véhicule précédent. Il prend également en charge le contrôle de la position latérale du véhicule, afin de suivre précisément les voies de circulation en conduite normale, de permettre le dépassement d'autres véhicules ou encore d'éviter un obstacle situé sur la chaussée.

L'introduction de ces fonctions automatiques tend à décharger le conducteur de certaines tâches, allant jusqu'à prendre en charge totalement le pilotage du véhicule dans le cas de la conduite automatique. Pour l'instant, dans de nombreux pays dont la France, l'intervention d'un système à la place d'un conducteur n'est pas possible pour des raisons légales. En cas d'accident, qui serait responsable : le conducteur qui n'avait plus complètement le contrôle du véhicule ou le constructeur qui a installé le système automatique ?

Lorsque le système ne prend en charge que les fonctions de perception et de communication, on parle de conduite assistée. Dans ce cas, le conducteur reste responsable de ses actions et l'influence du système automatique sur la conduite reste limitée. Même si les contraintes légales sont plus légères dans ce cas, l'intégration de nouveaux systèmes de sécurité active sur les véhicules automobiles est un processus très long, qui peut prendre plusieurs années.

On peut par exemple citer le cas de l'ABS (Antilock Breaking System) qui permet d'éviter le dérapage du véhicule lors d'un freinage d'urgence. Les premiers essais du procédé ont été réalisés durant les années 1950 chez Lincoln, un véhicule expérimental ayant été équipé en 1954. Il a fallu attendre 1971 pour que le système, fabriqué par Bendix, soit disponible en option sur les véhicules haut de gamme de Chrysler. Finalement, en 2000, uniquement 60% des véhicules neufs commercialisés en France sont équipés d'un système de freinage ABS. Trente ans se sont écoulés entre la démon-

tration de la pertinence du procédé et son installation systématique sur les véhicules de série !

1.3.3 Surveillance du conducteur

Sur le plan légal, le conducteur doit rester le seul responsable du pilotage du véhicule, bien qu'il soit identifié comme la cause première de nombreux accidents de la route. Si on analyse ce problème en tant qu'automaticien, la seule solution consiste à laisser le conducteur intervenir dans la chaîne de contrôle-commande, mais à surveiller son « bon fonctionnement ». Les techniques de perception et de décision mises en oeuvre dans le système automatique restent similaires, mais c'est l'action qui est différente.

La diminution de la vigilance du conducteur, ou son endormissement, ont été identifiées comme les deux causes principales de diminution de ses performances. Dans les deux cas, le conducteur n'assure plus correctement les tâches complexes qui permettent d'éviter les accidents, en particulier la surveillance visuelle de l'environnement du véhicule ou encore la reconnaissance rapide d'une situation potentiellement dangereuse. Dans certains cas, le conducteur est conscient de son état et il reste volontairement au volant de son véhicule, mais bien souvent il ne prend pas conscience du risque encouru. C'est dans ce deuxième cas qu'un système de surveillance prend tout son intérêt.

Une première technique consiste à surveiller l'activité oculaire du conducteur, en suivant la direction du regard ou en analysant le rythme de fermeture des paupières. On peut par exemple définir un indice de vigilance en mesurant le pourcentage de temps de fermeture des paupières [R2, A23], ou encore vérifier que le conducteur explore la totalité du champ visuel situé à l'avant du véhicule en vérifiant que l'axe du regard se déplace suffisamment [A15].

Une autre technique consiste à surveiller la trajectoire suivie par le véhicule [A29]. En effet, en cas de diminution de la vigilance, on constate que le conducteur contrôle la direction du véhicule de façon moins régulière, en rattrapant la trajectoire idéale par de brusques à-coups. D'autre part, en cas d'endormissement du conducteur, la surveillance de trajectoire permet également de signaler rapidement une sortie de

voie. Nous reviendrons plus précisément sur ce problème dans la suite de ce mémoire, puisque la technique qui fait l'objet de cette thèse permet de mesurer la position latérale d'un véhicule sur la route.

1.3.4 Conclusion

Dans toutes les techniques évoquées précédemment, on constate que l'aide apportée au conducteur dans la domaine de la sécurité active implique l'utilisation d'une chaîne de traitements incluant la perception, la décision et éventuellement l'action. Pour l'instant, l'intervention directe d'un système sur le processus de pilotage reste très expérimentale, mais en revanche l'intervention indirecte par le biais de l'envoi d'informations pertinentes au conducteur peut être envisagée.

A court terme, l'apport principal des nouvelles technologies dans ce domaine résidera certainement dans la perception de l'environnement du véhicule, afin de combler les faiblesses ou les défaillances du conducteur. Dans la suite de ce chapitre, nous décrivons les différents capteurs et techniques de traitement qui permettent à un système automatique intégré dans un véhicule de percevoir l'environnement de ce dernier.

1.4 Perception de l'environnement du véhicule

La perception de l'état du véhicule et de son environnement est la première étape utilisée dans les procédés complexes que nous avons décrits auparavant. De ce fait, l'efficacité globale d'un système d'aide à la conduite dépend principalement de la qualité de la perception. Les systèmes de perception de l'environnement utilisent des techniques issues de domaines très variés des sciences de l'ingénieur. La chaîne de perception débute habituellement par un capteur qui fournit des données brutes, en général en nombre très important. Il s'agit ensuite de pré-traiter ces données afin d'en extraire l'information utile sans en diminuer la qualité. Enfin, les informations sont enrichies en utilisant des connaissances *a priori* comme dans tout système expert.

Dans cette partie, nous commençons par présenter différents capteurs extéroceptifs, c'est-à-dire permettant d'obtenir des données sur l'environnement et sur la situation du véhicule dans cet environnement. Nous ne décrivons pas les capteurs proprio-

ceptifs qui permettent de mesurer l'état propre du véhicule indépendamment de tout contexte, comme les tachymètres ou les accéléromètres [A4]. Nous faisons la distinction entre les capteurs actifs, qui nécessitent l'émission d'un signal, et les capteurs passifs. Enfin, nous voyons comment les techniques de fusion de données permettent de prendre en compte plusieurs sources d'informations afin de reconstituer une carte de l'environnement.

1.4.1 Capteurs actifs

Dans un capteur actif, on trouve tout d'abord un émetteur qui envoie un faisceau d'ondes vers la zone de l'environnement qui doit être perçue. Les éléments présents dans l'environnement renvoient une partie de ces ondes, par réflexion ou par diffusion, vers le capteur qui intègre également un récepteur adapté. Ce principe de fonctionnement est schématisé sur la figure 1.2. Le type d'onde utilisé dépend de la technologie du capteur actif, ondes mécaniques pour les sonars, ondes électromagnétiques pour les radars et lidars.

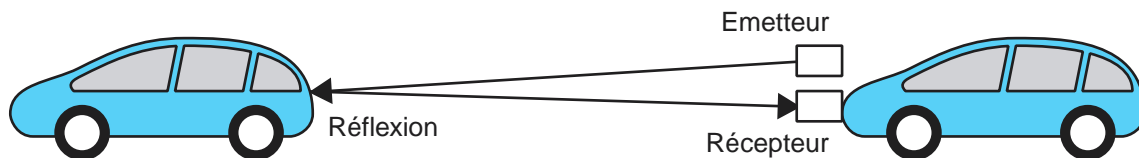


FIG. 1.2 : Principe de fonctionnement d'un capteur actif

La mesure obtenue est la distance qui sépare le capteur de la surface qui a renvoyé une partie des ondes. Cette distance est déduite de la mesure de l'intervalle de temps séparant l'émission du faisceau de la réception de son écho. Les performances d'un capteur actif sont évaluées selon différents critères. La portée du capteur est la distance maximale à laquelle une cible peut être détectée. Elle dépend des puissances utilisées par l'émetteur et du taux d'absorption et de diffusion du milieu de propagation. La résolution est l'angle minimal qui doit séparer deux cibles pour que le capteur soit capable de les distinguer.

Les sonars émettent des ultrasons à l'aide d'un haut parleur et reçoivent les réflexions grâce à un microphone. La plupart des éléments de l'environnement d'un

véhicule sont acoustiquement réfléchissants, donc théoriquement visibles pour un sonar. De plus, un sonar est peu coûteux et mécaniquement robuste. Par contre, comme l'atmosphère est un très mauvais support de propagation des ondes sonores, la portée d'un sonar est très faible et les mesures obtenues sont souvent imprécises. En général, le sonar est utilisé comme capteur d'appoint pour assurer la redondance des mesures de faibles distances [A25].

Par contre le radar est un capteur actif très bien adapté aux problèmes rencontrés dans la perception de l'environnement routier. Les ondes électromagnétiques utilisées, situées dans la gamme des longueurs d'ondes centimétriques et plus rarement millimétriques, se propagent très bien dans l'atmosphère. Les autres véhicules circulant sur la route sont parfaitement détectés, puisque les métaux sont d'excellents réflecteurs d'ondes électromagnétiques. Des radars de faibles dimensions, spécifiquement conçus pour la détection d'obstacles à l'avant des véhicules, sont disponibles en tant qu'options sur certains véhicules haut de gamme.

Enfin, les lidars fonctionnent selon un principe identique, en exploitant les réflexions d'un faisceau lumineux, en général un laser. Le lidar permet de détecter à peu près tous les éléments présents dans l'environnement du véhicule, avec une précision très élevée. Par contre, son principal défaut est la dégradation de ses performances en cas de mauvaises conditions météorologiques. En effet, le faisceau laser, dont la longueur d'onde est située dans la gamme du rayonnement visible ou proche infrarouge, est très rapidement diffusé par les gouttelettes d'eau en cas de brouillard ou de pluie [A27].

Tous les capteurs actifs ont un défaut en commun : lorsque plusieurs capteurs identiques fonctionnent dans le même environnement, un récepteur peut recevoir des échos des faisceaux émis par les autres capteurs. Cet inconvénient est éliminé dans le cas de la technologie radar en émettant des signaux constitués de séquences codées plutôt que des impulsions. Lorsque le code est choisi de façon correcte, en général il s'agit d'une séquence pseudo-aléatoire, le récepteur peut identifier les échos qui sont issus de son propre signal en utilisant une corrélation.

1.4.2 Capteurs passifs

Comme on peut le voir sur la figure 1.3, un capteur passif ne comporte qu'un élément récepteur. Les ondes reçues proviennent alors des éléments de l'environnement qui peuvent se comporter soit comme une source dans le cas du rayonnement infrarouge lointain ou thermique, soit comme un réflecteur d'une ou plusieurs sources naturelles dans le cas du rayonnement visible ou proche infrarouge. On comprend aisément que l'élaboration d'une mesure est beaucoup plus complexe dans cette situation, puisque les caractéristiques des sources d'ondes ne sont en aucun cas contrôlables et qu'elles sont d'ailleurs souvent inconnues.

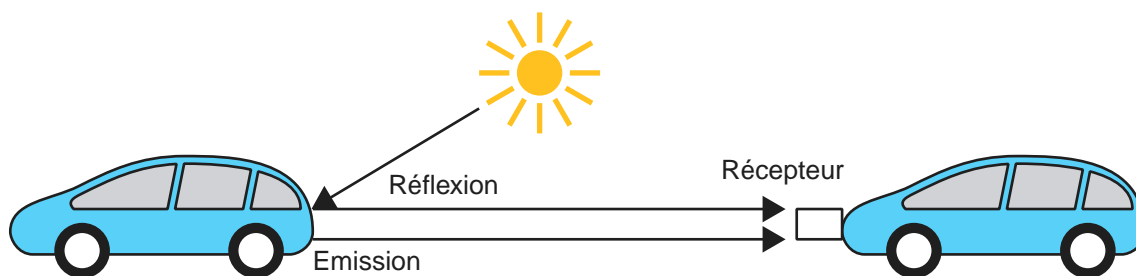


FIG. 1.3 : Principe de fonctionnement d'un capteur passif

Si ce sont les éléments de la scène qui constituent les sources des ondes reçues par le capteur, comme c'est en partie le cas dans le domaine des ondes millimétriques et de l'infrarouge thermique, l'information fournie par le capteur est une mesure de la puissance de la source. Contrairement aux radars et lidars qui permettent de vérifier la présence d'un élément réflecteur et d'en déterminer la distance par mesure d'un temps de vol, on ne dispose ici que d'une information indiquant la présence d'une source dans l'axe de perception du capteur. Les détecteurs passifs fonctionnant dans ces gammes de longueurs d'ondes en sont encore à un stade très expérimental, et n'ont réellement été validés que sur des applications militaires.

Le problème se complique encore lorsque les ondes reçues par le capteur passif sont issues de réflexions sur la surface des éléments de l'environnement ou d'ondes provenant d'une ou plusieurs sources externes. Dans ce cas, qui correspond à ce qui se produit quand on capte la lumière visible, on ne connaît ni les caractéristiques des sources, ni les propriétés de réflexion des surfaces. On ne peut donc pas accéder de façon simple à ces deux informations en utilisant l'unique donnée fournie par un

capteur photosensible, à savoir la puissance de l'onde lumineuse reçue.

En pratique, afin d'enrichir l'information fournie par ce type de capteur passif, on compense la pauvreté par la quantité en multipliant le nombre de capteurs individuels et en les organisant selon un réseau géométrique bien défini en ligne ou en matrice. L'ensemble des intensités mesurées par les capteurs individuels constitue une image qui est traitée *a posteriori* par des procédures complexes afin d'en extraire le maximum d'informations concernant la scène observée. Les techniques utilisées pour extraire l'information d'une image feront l'objet du deuxième chapitre de cette thèse.

1.4.3 Fusion de données

Comme on peut le comprendre au vu de la figure 1.4, les informations fournies par tous les capteurs installés sur un véhicule sont de natures très variées [3, 4]. Une donnée peut correspondre à une simple mesure comme la vitesse du véhicule ou à une indication beaucoup plus abstraite comme la « présence d'un obstacle » à l'avant du véhicule. Afin de reconstituer une description à la fois globale et précise de l'environnement du véhicule, il faut utiliser la totalité de ces informations et en modifier la structure. C'est ce qu'on entend par « fusion de données ».

Lors de la fusion des données, on utilise naturellement les informations issues de tous les capteurs, mais également d'autres connaissances *a priori* sur le système de perception, comme la précision attendue des mesures, leurs intervalles de validité, etc. Les techniques de fusion de données permettent ainsi d'enrichir l'information, en simplifiant sa représentation et en fiabilisant son contenu. On passe ainsi progressivement d'une représentation en termes de signaux à une représentation par des symboles qui peuvent être combinés pour obtenir une description symbolique des éléments présents dans la scène observée.

A chaque niveau de description, différents outils peuvent être utilisés pour enrichir l'information. Au niveau signal, les techniques permettent de résoudre les problèmes liés au décalage spatial et/ou temporel des données et à l'imprécision ou l'incertitude des mesures [R1]. Lorsqu'on aboutit à une description par des primitives, des outils découlant de l'intelligence artificielle permettent de combiner les informa-

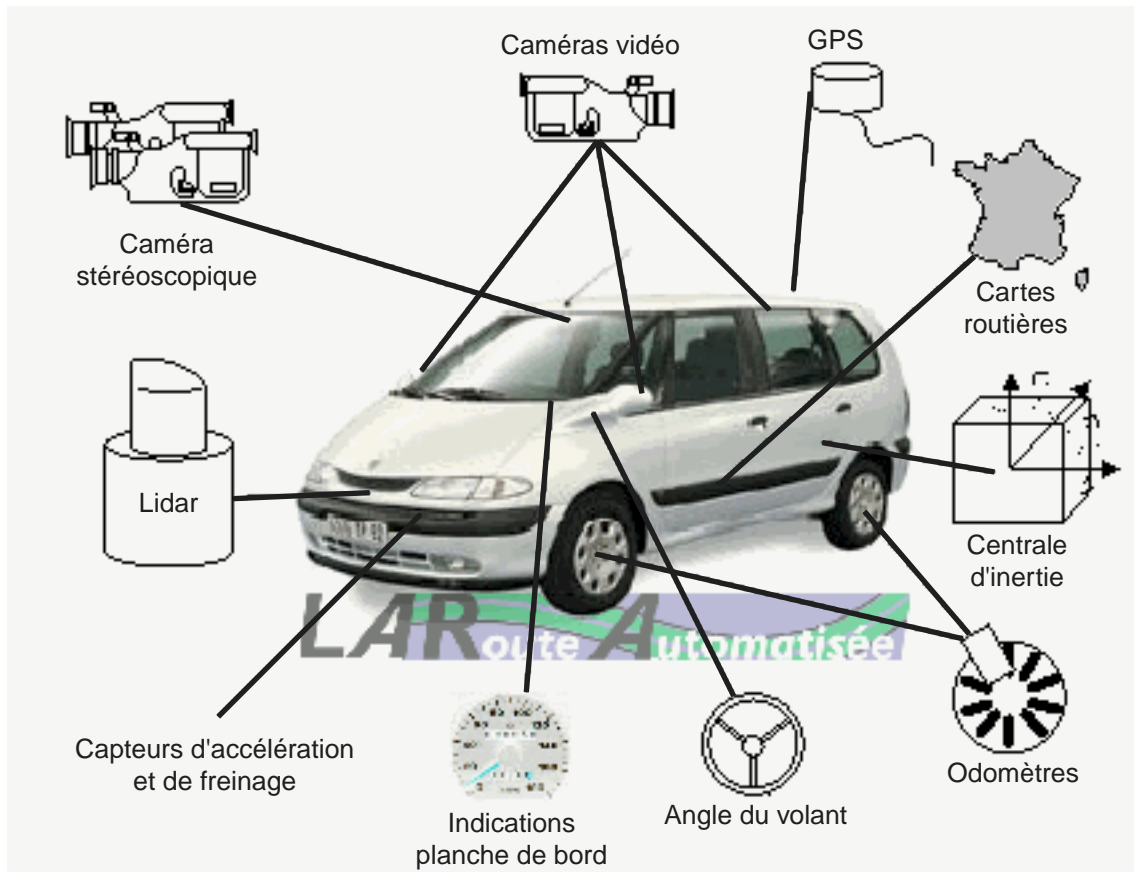


FIG. 1.4 : Différents capteurs installés sur un véhicule intelligent, d'après le site web "la route automatisée" [3]

tions logiques ou numériques. Enfin, au niveau symbolique, les données sont comparées avec un modèle de scène défini en général par un expert humain afin de prendre des décisions.

Au niveau signal, les techniques de recalage des données ont comme objectif d'exprimer toutes les mesures dans un même référentiel spatio-temporel. Le recalage spatial est nécessaire puisque chaque capteur mesure les positions des éléments de l'environnement dans son propre référentiel. Le recalage temporel, ou resynchronisation des données, est nécessaire lorsque les capteurs n'utilisent pas tous la même cadence d'acquisition, ce qui est le cas dans la majorité des applications. La resynchronisation des données nécessite en général l'implantation de techniques complexes de filtrage afin de ne pas diminuer la précision des mesures.

Plusieurs techniques permettent de prendre en compte l'imprécision des mesures. La méthode la plus ancienne, mais qui est toujours largement utilisée, consiste en

une modélisation probabiliste du procédé de perception, la mesure devenant une réalisation d'un processus aléatoire. L'imprécision est alors expliquée par la présence d'un « bruit », le plus souvent ajouté à une mesure « idéale ». Une autre technique, à la fois plus récente et mieux adaptée à la fusion de données, consiste à considérer la mesure comme un nombre flou. Ce nombre flou, qui regroupe les informations liées à la valeur de la mesure et à son incertitude, est utilisé dans des calculs relevant de la théorie des possibilités ou de la théorie de la croyance.

1.5 Conclusion

Dans ce premier chapitre, nous avons présenté très rapidement le cadre dans lequel s'inscrit ce travail de thèse, à savoir l'amélioration de la sécurité dans les transports terrestres automobiles. Nous avons principalement porté notre attention sur les aspects liés à l'amélioration de la sécurité active, qui consiste à limiter les risques d'accident en prenant des mesures préventives. Les approches récentes impliquent à la fois des systèmes automatiques et le conducteur dans la tâche de conduite du véhicule : l'ordinateur pallie les défauts de perception ou l'inattention du conducteur, mais ce dernier doit prendre au moment opportun les décisions critiques qui permettent d'éviter un accident.

Nous avons constaté que l'efficacité des futurs systèmes de sécurité active reposera presque intégralement sur la qualité de la perception de l'environnement du véhicule. Parmi tous les capteurs utilisés sur un véhicule instrumenté, ce sont certainement les caméras qui fournissent l'information la plus riche. En revanche, l'interprétation systématique des images d'un environnement routier reste un problème très complexe. D'immenses progrès restent nécessaires avant qu'un système automatique de perception n'atteigne les mêmes performances en ce domaine qu'un conducteur humain. Dans le chapitre suivant, nous montrons qu'il existe pourtant un champ d'applications dans lesquelles la vision artificielle peut apporter une aide précieuse dans le cadre de la conduite assistée : il s'agit en particulier du problème de la mesure de la position latérale du véhicule par rapport aux voies de circulation.

Chapitre 2

Ego-localisation d'un véhicule sur une route par vision artificielle

2.1 Introduction

Parmi ses cinq sens, le conducteur utilise principalement la vision pour percevoir l'environnement dans lequel évolue son véhicule. A l'origine, c'est sans doute pour cette raison que les chercheurs se sont orientés sur l'utilisation de caméras dans les véhicules intelligents. Il est toujours tentant d'essayer de reproduire sur un système automatique les fonctions assurées naturellement par l'être humain même si cela n'est pas forcément la solution optimale. D'autre part, depuis quelques années, l'amélioration des performances des caméras a été accompagnée d'une diminution impressionnante de leur coût. Cela a incité de plus en plus d'équipes de recherche, tant dans le domaine universitaire que chez les constructeurs, à améliorer les performances des systèmes de vision embarqués dans les véhicules.

Un premier champ d'application de la vision artificielle dans le cadre de la sécurité active est la détection d'obstacles à l'avant du véhicule. Deux techniques principales sont utilisées à cette fin qui consistent, soit à mesurer la vitesse relative des objets détectés dans les images [A26, C7, C8], soit à déterminer leur distance par triangulation à l'aide d'une technique de stéréovision [A5, C2, C3, C9, A12]. On peut également regrouper dans cette catégorie les méthodes visant à mesurer la distance séparant le véhicule instrumenté de celui qui le devance afin de réguler la vitesse ou de changer de voie de circulation [T4, A6]. Pour l'instant, les radars anti-collision ont des performances dans ce domaine qui restent bien supérieures à celles des caméras.

Un système de vision embarqué dans un véhicule peut également détecter et iden-

tifier la signalisation routière qu'il s'agisse de panneaux indicateurs qui constituent la signalisation verticale ou des marquages au sol qui constituent la signalisation horizontale. Les dimensions et la géométrie des éléments de signalisation routière étant parfaitement normalisées, on peut utiliser cette connaissance *a priori* afin de les localiser. Pour la détection de la signalisation verticale on exploite le fait que les panneaux sont des figures géométriques parfaites ce qui permet de les différencier aisément des objets naturels présents dans la scène [C17, A18]. Les marquages au sol sont quant à eux détectés en exploitant le contraste qui les différencie de la surface de la chaussée.

C'est ce dernier champ d'applications qui fait l'objet de cette thèse. La détection des marquages clairs peints sur la surface de la route est une des méthodes permettant à un système embarqué dans un véhicule de déterminer la position de ce dernier sur la chaussée. Ce chapitre présente l'état de l'art en matière de localisation d'un véhicule sur la route grâce à un système de vision artificielle. Pour bien cerner le domaine d'application, nous commençons par une présentation rapide des principaux véhicules expérimentaux développés ces dernières années afin de valider les techniques de conduite assistée ou entièrement automatique. Pour chaque véhicule nous présentons le système de perception de l'environnement, les modes de conduite pris en charge et la plate-forme informatique sur laquelle les calculs sont réalisés.

Ensuite, nous décrivons plus précisément les méthodes de segmentation des images routières utilisées dans ces véhicules expérimentaux afin de définir la géométrie de la chaussée. Nous présentons ces méthodes en les regroupant dans trois catégories principales selon qu'elles segmentent l'image en primitives de type contour, en primitives de type région ou qu'elles incluent une transformation globale de l'image. Enfin, nous décrivons les principaux modèles utilisés dans la littérature pour définir la surface de la chaussée ou les voies de circulation. Nous présentons quatre catégories de modèles qui permettent de représenter la route soit dans l'espace 3D soit dans le plan des images et qui décrivent les bords de la route en utilisant soit des équations analytiques soit des descriptions géométriques explicites. Nous décrivons en parallèle les méthodes d'actualisation du modèle et l'utilisation qui en est faite pour localiser le véhicule sur la chaussée.

2.2 Principaux véhicules expérimentaux

Dans cette partie, nous présentons plusieurs véhicules expérimentaux qui ont permis de vérifier la pertinence des techniques de perception de l'environnement routier par un système de vision artificielle. Naturellement, cet inventaire n'est pas exhaustif puisque de nombreux véhicules expérimentaux sont développés par les constructeurs automobiles soumis aux contraintes du secret industriel. Par exemple, il est très difficile d'obtenir des informations concrètes sur les procédés qui ont été mis en oeuvre dans les véhicules conçus par les constructeurs Japonais dans le cadre de l'ambitieux programme ASV-2 (Advanced Safety Vehicle, 2).

Nous présentons deux des véhicules expérimentaux développés en France, l'un parce qu'il a été le premier du genre mis au point dans notre pays, l'autre puisqu'il constitue la plate-forme d'expérimentation la plus avancée disponible actuellement dans l'hexagone. Ensuite, nous présentons la famille des véhicules NAVLAB qui ont définitivement associé l'Université de Carnegie Mellon (CMU) aux termes « véhicule intelligent ». Enfin, nous présentons les véhicules expérimentaux ARGO et VaMP développés respectivement en Italie et en Allemagne.

2.2.1 Prolab II, Pro-Art France

Ce véhicule expérimental, conçu sur la base d'une Peugeot 605, a été l'aboutissement des travaux menés par le groupe Pro-Art France. Ce groupe de travail réunissait neuf partenaires, laboratoires de recherche et constructeurs automobiles français, dans le cadre du vaste projet Eureka PROMETHEUS (Programme for a European Traffic with Highest Efficiency and Unprecedented Safety). Les performances de Prolab II ont été démontrées sur circuit lors de la réunion plénière de clôture du projet PROMETHEUS (Board Member Meeting à Paris en octobre 1994). Le véhicule Prolab II a malheureusement été détruit à l'issue du projet. Comme on peut le voir sur la figure 2.1, de nombreux capteurs étaient installés sur Prolab II pour percevoir la route située à l'avant du véhicule mais également l'environnement situé sur les côtés et à l'arrière.

Vers l'avant, une première caméra couplée à un télémètre laser permettait de détecter les obstacles situés sur la chaussée [A41]. Une autre caméra, installée près du

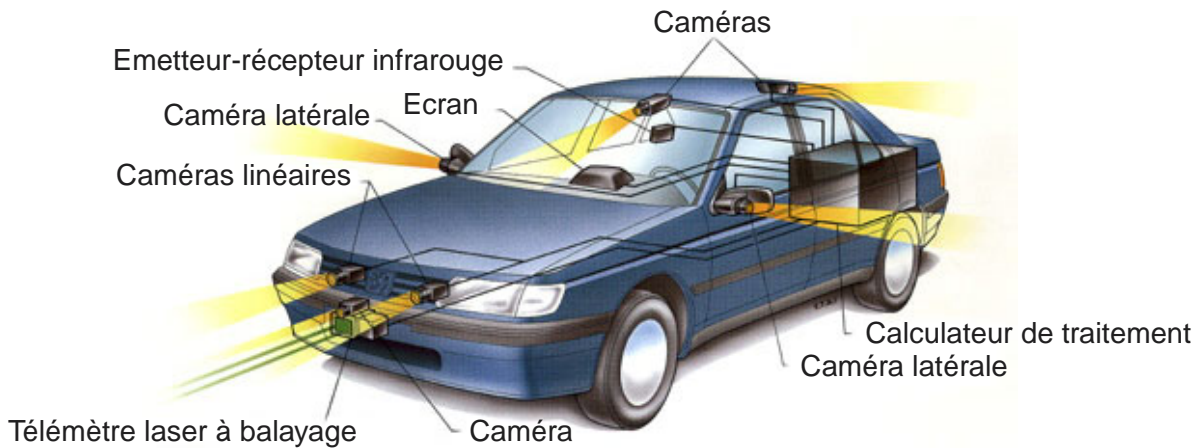


FIG. 2.1 : Le véhicule expérimental Prolab II

rétroviseur, analysait la structure de la chaussée en identifiant la signalisation horizontale et les bords de route [C6, C1]. Un système stéréoscopique, intégrant deux caméras linéaires, assurait la détection d'obstacles à longue distance [L4, A31]. Deux caméras, situées de part et d'autre du véhicule près des rétroviseurs extérieurs, observaient les côtés du véhicule lorsque ce dernier était arrêté à une intersection. Enfin, une caméra dirigée vers l'arrière repérait les autres véhicules afin d'avertir le conducteur d'un éventuel danger lors d'un changement de voie de circulation.

Les traitements étaient réalisés sur plusieurs plate-formes matérielles, ordinateurs compatibles PC et racks VME intégrant des cartes spécialisées. Le système d'assistance à la conduite intégrait trois couches chargées respectivement de la perception de l'environnement, de la prise de décision et de la communication avec le conducteur [A30]. Trois modes de fonctionnement ont été évalués sur Prolab II. Dans le mode alarme, le système informait le conducteur uniquement lorsqu'il avait identifié une situation de conduite dangereuse. Dans le mode conseil, le véhicule fournissait des informations permettant au conducteur d'entreprendre de façon plus sûre certaines actions, comme par exemple changer de voie. Enfin, dans le mode conduite assistée le système informait le conducteur sur la conduite à adopter dans une situation particulière [C25].

2.2.2 Centre de Robotique, Ecole des Mines de Paris

Le centre de CAO et de robotique de l'Ecole des Mines de Paris, dirigé par le Professeur Claude Laurgeau, dispose depuis quelques années d'un véhicule instrumenté conçu sur la base d'une Renault Espace (cf. figure 2.2). Ce véhicule permet de tester les différents algorithmes de perception de l'environnement et de guidage latéral développés dans ce laboratoire. Il a été présenté dans la session consacrée aux démonstrations lors du symposium véhicules intelligents en 2002 [P9].



FIG. 2.2 : Le véhicule expérimental de l'Ecole des Mines de Paris

Le véhicule est équipé de nombreux capteurs proprioceptifs, tachymètre, accéléromètres et gyroscope, d'un système GPS et d'une caméra vidéo installée en haut du pare-brise près du rétroviseur intérieur. Plus récemment, des caméras ont également été installées sur les rétroviseurs extérieurs et sur la lunette arrière. Tous les capteurs sont reliés à un PC industriel fonctionnant sous Windows NT qui assure l'acquisition et le stockage en temps-réel de toutes les informations. Les données sont datées avec une précision de l'ordre de la milliseconde lors de leur acquisition ce qui facilite la mise en correspondance des informations lors de la phase de fusion de données [4].

Le PC de traitement est relié au bus CAN qui interconnecte tous les éléments du véhicule qu'il s'agisse des capteurs ou des actionneurs. La position latérale du véhicule peut être contrôlée par le PC par l'intermédiaire d'un asservissement de l'orientation du volant piloté par un moteur à courant continu. Diverses informations, en particulier les résultats des traitements, sont affichés sur des écrans reliés également au bus CAN.

2.2.3 NAVLAB, Université de Carnegie-Mellon

NAVLAB est un vaste programme de recherche dirigé par le Professeur Chuck Thorpe à l'Institut de Robotique de l'Université de Carnegie-Mellon [2]. A ce jour, dix véhicules instrumentés ont été conçus dans le cadre de ce projet, le onzième étant en cours de développement (cf. figure 2.3). On peut considérer que toutes les techniques relevant de la conduite automatique ou assistée ont été évaluées sur au moins un de ces prototypes qu'il s'agisse de perception de l'environnement, de planification de trajectoire ou même de conduite automatique dans un trafic dense. Nous présentons uniquement quelques unes des expérimentations dans lesquelles la perception est un point clé de l'étude.



(a) NAVLAB 8



(b) NAVLAB 11

FIG. 2.3 : Deux des véhicules expérimentaux NAVLAB

Les premières expérimentations sur le véhicule NAVLAB 1 ont eu comme objectif de comparer différentes approches de reconstruction du profil de la route à partir des images fournies par une ou plusieurs caméras [A38]. Le système SCARF (Supervised Classification Applied to Road Following) utilise une méthode de classification Bayésienne pour mettre en évidence, dans une image couleur, les pixels correspondant à la chaussée [A9]. Le système YARF (Yet Another Road Follower) modélise par des arcs concentriques les lignes du marquage au sol détectées par l'algorithme Lane-Lok [C30, C22]. Dans le système ALVINN (Autonomous Land Vehicle In an Neural Network) la consigne de direction est élaborée par un réseau de neurones artificiels dont l'apprentissage est réalisé en analysant le comportement du conducteur.

La conduite automatique de nuit a fait l'objet d'une expérimentation spécifique

sur le véhicule NAVLAB 2 [C41]. La stratégie adoptée dans le système RACCOON (Real-time Autonomous Car Chaser Operating Optimally at Night) est légèrement différente de celle qui consiste à suivre les feux de position du véhicule situé à l'avant. La trajectoire empruntée par le véhicule précédent est reconstituée point par point et sert de guide pour le véhicule automatique, ce qui lui évite de couper les virages en franchissant parfois la ligne centrale séparant les deux sens de circulation.

Sur le véhicule expérimental NAVLAB 5, Dean Pomerleau a expérimenté le système RALPH (Rapidly Adapting Lateral Position Handler) qui assure le contrôle de la direction, le contrôle longitudinal restant à la charge du conducteur. La direction à suivre est obtenue à partir de la courbure de la chaussée et de la position latérale du véhicule qui sont déterminées par analyse des images de la route [C20]. NAVLAB 5 a traversé les Etats-Unis de Pittsburgh à San Diego, soit plus de 5000 kilomètres en 9 jours, en utilisant le système RALPH [C21].

La conduite automatique en zone urbaine, où le trafic est souvent très dense, est un problème qui a été peu abordé étant donné sa complexité. Dans cette situation de conduite, il s'agit de percevoir l'infrastructure routière, de détecter les autres véhicules qui peuvent circuler dans plusieurs directions mais surtout de repérer rapidement les piétons et deux roues qui changent constamment de trajectoire. La conduite assistée en zone urbaine est l'objectif du véhicule expérimental NAVLAB 10 qui est un autobus sur lequel ont été installés un radar, un lidar et un système de vision stéréoscopique [C42].

2.2.4 ARGO, Université de Parme

ARGO, développé par l'équipe du Professeur Alberto Broggi au « Dipartimento di Ingegneria dell'Informazione » de l'Université de Parme, est un véhicule expérimental qui intègre tous les éléments permettant sa conduite automatique (*cf.* figure 2.4). Du premier au 6 juin 1998, ce véhicule a roulé en mode automatique pendant environ 2000 kilomètres sur le réseau autoroutier italien, côtoyant les véhicules standard dans diverses conditions de trafic et sous différentes conditions météorologiques [A6, @1]. ARGO utilise uniquement des capteurs passifs, principalement des caméras et des odomètres, dont les données sont traitées afin de fournir des infor-

mations permettant la conduite automatique du véhicule.



FIG. 2.4 : Le véhicule expérimental ARGO

Dans ARGO, le sous-système GOLD (Generic Obstacle and Lane Detection) assure la perception de l'environnement du véhicule grâce à deux caméras installées derrière le pare-brise du véhicule [A5]. Le dispositif stéréoscopique est très simple, le calibrage étant réalisé uniquement par logiciel. En outre, le choix des concepteurs s'est porté sur des caméras disponibles pour le grand public dont le coût reste très raisonnable.

Les traitements sont réalisés sur un PC standard, incluant un processeur pentium MMX cadencé à 200 MHz, l'équipe de Broggi ayant abandonné pour ARGO l'option consistant à utiliser du hardware spécifique pour les tâches de vision artificielle [C9]. Les images fournies par les deux caméras sont traitées afin d'extraire la position des lignes blanches du marquage au sol ainsi que les autres véhicules pouvant constituer un obstacle. Le traitement de base appliqué sur les images consiste à inverser la projection perspective par une simple correspondance entre les coordonnées 2D et 3D pour une route supposée plane [C3].

Les résultats des traitements sont envoyés sur plusieurs dispositifs de sortie, soit pour piloter automatiquement le véhicule, soit pour informer le conducteur. Un dispositif audio prévient le conducteur d'une situation potentiellement dangereuse en cas de conduite assistée. Un moniteur et une série de voyants permettent à un opérateur de vérifier le bon fonctionnement en cas de conduite automatique. La conduite automatique est assurée par une commande de l'angle du volant. Pour l'instant l'accélération et le freinage restent à la charge du conducteur.

2.2.5 VaMP, Université de Munich

Ce véhicule expérimental (*cf.* figure 2.5), conçu sur la base d'une Mercedes 500 SEL, est le dernier d'une série de prototypes développés par l'équipe du Professeur Ernst Dickmanns. Dickmanns a été l'un des premiers chercheurs à s'intéresser au problème de la conduite automatique d'un véhicule [C15] et il a largement contribué à la réussite du projet Eureka PROMETHEUS en Allemagne [C5].



FIG. 2.5 : Le véhicule expérimental VaMP

L'environnement du véhicule est perçu par un radar mesurant la distance et la vitesse relative des objets dans un secteur angulaire de quatre degrés et d'un ensemble de caméras fixées sur une platine motorisée. La dernière version du véhicule VaMP dispose d'un système appelé EMS-Vision (Expectation-based Multi-focal Saccadic Vision) qui est une caméra fovéale MarVEye combinant trois capteurs [C33]. Ce nouveau système combine un capteur grand angle pour la vision proche, un capteur couleur pour la vision moyenne distance et un capteur monochrome fournissant une résolution de 5 centimètres à 300 mètres [C19].

Le traitement des images est réalisé sur l'un des trois ordinateurs PC embarqués dans le véhicule, les deux autres servant respectivement à la commande du véhicule et à la gestion des autres capteurs. La détection des lignes blanches du marquage au sol est réalisée sur des fenêtres de faibles dimensions dont les positions dans l'image sont constamment mises à jour grâce à une prédiction [A11]. La détection des obstacles potentiels et des autres véhicules situés à l'avant débute par une analyse des échos radar. Ensuite, les cibles détectées par le radar sont validées par le système de vision et éventuellement suivies dans la séquence d'images.

VaMP inclut un mode de conduite HACC (Hybrid Automatic Cruise Control) qui consiste en un contrôle automatique de l'allure du véhicule, le contrôle latéral restant sous la responsabilité du conducteur. La consigne de vitesse est respectée tant qu'aucun obstacle n'est détecté devant le véhicule. Dans le cas contraire l'allure est adaptée afin de maintenir une distance de sécurité. D'autres modes de conduite sont également expérimentés sur ce véhicule, comme le contrôle latéral automatique, le changement de direction à une intersection ou l'arrêt en présence d'un obstacle fixe [C14].

2.2.6 UTA II, Daimler-Benz

Le véhicule expérimental UTA II (Urban Traffic Assistant) a été réalisé sur la base d'une Mercedes Classe E par le département de recherche « Perception de l'environnement » de Daimler-Benz, dirigé par le Docteur Uwe Franke. Les expérimentations réalisées avec ce véhicule ont comme objectif de démontrer l'efficacité d'un copilote automatique dans le cas de la conduite urbaine [A12].

Les obstacles situés à l'avant du véhicule sont détectés par un système de stéréovision qui traite, afin de reconstituer une carte 3D de l'environnement, les images issues de deux caméras installées près du rétroviseur intérieur [C16]. Une troisième caméra, dont le champ de vision est plus large et qui fournit des images en couleurs, est utilisée afin de détecter la signalisation routière. Les panneaux sont repérés dans l'image grâce à leur forme géométrique et les feux tricolores grâce aux informations de chrominance extraites des images [A12]. Le déplacement des objets dans l'image est également analysé afin de détecter le plus tôt possible les piétons ou d'autres véhicules arrivant dans une autre direction [A13].

La conduite automatique envisagée est le mode « Stop & Go » qui consiste à suivre le véhicule précédent dans la même voie de circulation. Ce mode de conduite, qui est activé sur demande du conducteur, reste opérationnel tant qu'un véhicule est détecté sur la même voie de circulation et que la signalisation repérée dans les images autorise le déplacement du véhicule. Sur le véhicule UTA II, les traitements sont réalisés sur trois ordinateurs PC bi-processeur dont les Pentium 3 sont cadencés à 700 MHz. Les résultats des traitements sont affichés sur un écran destiné au chercheur qui expérimente l'algorithme de vision.

2.3 Détection de la chaussée par vision artificielle

Grâce à certains des véhicules expérimentaux décrits auparavant les chercheurs ont pu évaluer les deux techniques complémentaires intervenant dans la conduite automatique d'un véhicule. Le premier aspect est le contrôle du déplacement dans le sens longitudinal qui est assuré en réglant la vitesse comme le fait le conducteur en accélérant ou en freinant. D'autre part, le système automatique doit également contrôler le déplacement latéral du véhicule en pilotant la direction comme le fait le conducteur en tournant le volant. Les deux aspects font intervenir des techniques de perception assez différentes bien que les capteurs soient parfois identiques.

Pour le contrôle longitudinal il s'agit de détecter d'autres véhicules circulant sur la chaussée, de déterminer les distances auxquelles ils se situent et leurs vitesses relatives. Par contre, pour le guidage latéral, le système de perception doit déterminer la position du véhicule par rapport aux voies de circulation et analyser la géométrie de la chaussée située à l'avant de ce dernier. Nous nous intéressons plus particulièrement aux méthodes qui relèvent de la deuxième catégorie et présentons un état de l'art en la matière dans la suite de ce chapitre.

Nous avons choisi de présenter les méthodes en les classant dans trois catégories distinctes en fonction du traitement qui est appliqué aux images. Nous décrivons d'abord les techniques qui déterminent la position des marquages au sol en analysant les contours présents dans les images. Ensuite, nous présentons les approches dans lesquelles l'image routière est segmentée en plusieurs régions distinctes, l'une d'entre elles devant correspondre à la chaussée. Enfin, nous décrivons les méthodes dans lesquelles l'image est traitée de façon globale par une transformation permettant de mettre en évidence le marquage au sol.

2.3.1 Approche contours

Dans les méthodes relevant de cette approche, la route est localisée en utilisant des primitives de type contour extraites des images durant une phase de pré-traitement. Ce procédé est particulièrement efficace dans le cas de routes structurées, sur lesquelles les voies de circulation sont clairement délimitées par des marquages au sol très contrastés [C4, C27]. Néanmoins, quelques auteurs ont utilisé une approche

contour pour localiser le bord de la chaussée dans le cas d'une route non structurée [C28, A24].

Dans le cas des images à niveau de gris, qui quantifie la luminosité de la scène et non sa couleur, les contours sont habituellement détectés en appliquant à l'image un simple opérateur différentiel. Ce dernier permet d'estimer une dérivée directionnelle de la fonction niveau de gris ou encore le module de son gradient. Les contours sont ensuite marqués dans cette nouvelle image en recherchant des maximums locaux qui correspondent à des variations brutales de la luminosité dans l'image initiale. Le signe de la dérivée, qui indique si on est en présence d'une transition d'une zone lumineuse vers une zone foncée ou l'inverse, peut également être utilisé pour aider à la reconnaissance des lignes du marquage au sol [C34]. La teinte et la saturation, qui s'ajoutent à la luminosité pour caractériser un pixel dans une image couleur, peuvent également être exploitées pour déterminer la position des bords de route [C54].

Afin de diminuer le temps de calcul, qui peut être assez important lorsqu'on traite simultanément plusieurs images de la chaussée, quelques auteurs restreignent le traitement de détection de contours à des parties bien spécifiques de l'image. Certains proposent de traiter uniquement quelques lignes sélectionnées judicieusement dans l'image [C34, A2], d'autres recherchent les contours dans des fenêtres rectangulaires de petite taille dont les positions sont déterminées en utilisant les données extraites des images précédentes [C24, C22].

Dans le cas des marquages au sol les contours détectés peuvent être appariés afin d'augmenter la fiabilité de la détection. En effet, le profil de niveau de gris de l'image comporte deux transitions brutales au niveau d'un marquage au sol, l'une du noir vers le blanc et l'autre du blanc vers le noir. Dans sa méthode des « pics et vallées », Lailler utilise un ensemble de règles basées sur des relations géométriques ou des heuristiques qui lui permettent de différencier très efficacement les contours créés par les lignes blanches du marquage au sol des autres contours de l'image [C34, T3].

Les méthodes reposant sur une opération de corrélation entre l'image et un gabarit adapté peuvent également être considérées comme visant à détecter des contours [A3]. Le traitement consiste à rechercher les maximums locaux de la corrélation entre le profil de niveau de gris d'une ligne de l'image et une fonction représentant le profil

attendu [C29]. Le profil attendu est la soustraction de deux fonctions échelon d'amplitudes opposées et dont les origines diffèrent d'une largeur égale à celle du marquage au sol. Cette largeur est variable en fonction de la ligne traitée dans l'image du fait de l'effet de perspective.

2.3.2 Approche régions

Les méthodes entrant dans cette catégorie s'appliquent principalement dans le cas de chaussées non structurées. En effet, l'absence de marquage au sol fait que seules les deux limites extérieures de la chaussée peuvent correspondre à un contour dans l'image. En outre, même s'il apparaît dans les images, ce contour peut être très difficile à mettre en évidence lorsque les bords de la chaussée sont peu marqués. Par exemple, une route de campagne est un environnement incompatible avec les approches contour puisque les plus grandes variations du niveau de gris de l'image apparaissent généralement dans les zones situées en dehors de la chaussée. Dans l'approche régions, l'image est décomposée en plusieurs zones homogènes dont l'une au moins doit correspondre à la chaussée. Les méthodes peuvent être présentées en fonction du critère retenu pour différencier les pixels appartenant aux régions ou selon la technique utilisée pour délimiter ces régions.

Un premier groupe de méthodes utilise les outils de la classification automatique de données pour regrouper les pixels de l'image dans différentes classes. Dans ce cas, les attributs qui permettent la classification sont définis pour chaque pixel indépendamment de sa position. Ils doivent donc être suffisamment discriminants pour que les classes correspondent approximativement aux régions recherchées. Les conditions d'éclairage de la route étant très variables, le niveau de gris du pixel ne peut constituer à lui seul un attribut suffisamment discriminant. Il faut lui ajouter d'autres informations comme la couleur ou la texture [C38, C53].

Turk a été l'un des premiers à proposer une méthode de classification pour détecter la chaussée dans une image [A39]. Il utilise une méthode classique de classification supervisée consistant à séparer l'espace des attributs en deux sous-espaces grâce à un plan. Les attributs caractéristiques d'un pixel sont dans ce cas ses trois composantes colorimétriques rouge, verte et bleue. A la même époque, Kuan a utilisé les mêmes

attributs avec une méthode de classification par analyse discriminante [A19].

Les composantes couleur sont également employées comme attributs par Crisman mais la méthode de classification SCARF qu'il décrit est plus précise [A9]. Il suppose que les classes sont des distributions Gaussiennes dont il estime les paramètres par une méthode itérative Bayésienne. Rasmussen utilise la même technique de classification mais sur des attributs beaucoup plus discriminants comme l'histogramme couleur calculé sur un voisinage de chaque pixel [C38].

Beucher utilise une toute autre approche pour segmenter l'image en régions uniformes [C1, C10]. Il exploite une transformation morphologique de l'image connue sous le nom de « ligne de partage des eaux ». Cette transformation est précédée d'un filtrage temporel de la séquence d'images visant à reconstruire la continuité du marquage au sol s'il est présent sur la route. Si les voies sont matérialisées, l'algorithme fournit un marqueur de la voie sur laquelle le véhicule se déplace, sinon la chaussée complète est segmentée.

2.3.3 Approches par transformation de l'image

Nous avons regroupé dans cette catégorie les méthodes qui intègrent une transformation globale de l'image. Dans certains cas cette transformation est un pré-traitement qui sera suivi par une détection de la chaussée selon un procédé déjà décrit dans les catégories précédentes [C2, C3]. Dans d'autres cas, la transformation globale permet de mettre en évidence la chaussée dans l'image initiale à partir d'éléments caractéristiques repérés dans l'espace transformé [A17, C37, T1].

Bertozzi et Broggi transforment l'image par modification des coordonnées des pixels afin de corriger autant que possible l'effet de perspective [A5]. L'image transformée est similaire à une vue aérienne de la route (bird's eye view). Les paramètres de la transformation de coordonnées IPM (Inverse Perspective Mapping) sont établis à partir du modèle de la chaussée reconstitué grâce aux images précédentes de la séquence. Une transformation similaire avait été utilisée à des fins de visualisation par Wershofen [C47]. Nous avons utilisé le même procédé pour corriger les images en vue d'estimer précisément la vitesse relative des autres véhicules détectés sur les voies [C49].

Kreucher and Lakshmanan ont décrit une méthode baptisée LANA (Lane-finding in ANother domAin) qui intègre une transformation espace-fréquence permettant de s'affranchir des problèmes liés aux variations de l'éclairage de la scène [A17]. Ils extraient les caractéristiques fréquentielles de l'image grâce à une transformation en cosinus discrète (DCT). Les hautes fréquences spatiales, dont l'amplitude et la phase sont directement reliées à l'orientation des contours de l'image initiale, sont aisément analysées dans l'espace transformé. Busch et Debes utilisent également des critères fréquentiels, calculés sur la base d'ondelettes, pour estimer la distance de visibilité par temps de brouillard [A7].

La transformée de Hough a également été appliquée au problème de la détection des marquages au sol [C37, T1]. Cette transformée permet de mettre en évidence, dans l'image, des ensembles de points situés sur une courbe paramétrique, en général une droite. Les coordonnées d'un point dans l'espace transformé sont les paramètres de la courbe tracée dans l'espace initial alors que son amplitude est proportionnelle au nombre de pixels situés sur cette courbe. La détection des points d'amplitude maximale dans l'espace transformé permet donc de localiser les courbes paramétriques dans l'image. Le principal intérêt de cette méthode réside dans son excellente insensibilité au bruit qui dégrade parfois l'image.

2.4 Modélisation de la chaussée

On peut également examiner les approches publiées dans la littérature sous l'angle du modèle utilisé pour décrire la chaussée [A3]. Ce modèle intervient à plusieurs niveaux dans le processus de segmentation des images. En premier lieu, il peut être utilisé afin d'enrichir la description de la scène routière en rajoutant la troisième dimension qui est absente des images. D'autre part, les temps de calcul peuvent être diminués lorsqu'un modèle est utilisé pour restreindre la zone de l'image dans laquelle sont recherchés des éléments visuels caractéristiques. Enfin, dans les méthodes utilisant l'aspect dynamique de la séquence d'images, l'introduction de connaissances *a priori* par l'intermédiaire d'un modèle constamment mis à jour permet de diminuer le taux de fausses détections.

Selon Kluge et Thorpe, trois qualificatifs décrivent les hypothèses menant à la défi-

inition d'un modèle de chaussée [C29]. Les hypothèses sont *subconscientes* lorsqu'elles dérivent de propriétés de la route qui ne sont pas mises en doute par le programmeur, comme le fait qu'elle ne bouge pas ou que l'asphalte ne change pas de couleur. Une hypothèse est *implicite* si elle définit une caractéristique du modèle lui permettant de décrire uniquement les routes qui vérifient cette hypothèse. Par exemple, un modèle implicite qui représente la chaussée par l'intermédiaire de courbes correspondant aux marquages au sol permet de décrire une autoroute mais pas une intersection de deux routes. Enfin, une hypothèse est qualifiée d'*explicite* si le logiciel peut utiliser la propriété correspondante dans certaines situations mais pas dans d'autres.

Dans la majorité des cas, la modélisation est abordée sous l'hypothèse implicite d'une route plane. Rares sont les approches qui autorisent des déplacements sur des routes présentant un profil tri-dimensionnel. De nombreux travaux font appel à un modèle implicite où la chaussée est décrite sous la forme de segments de droite, d'arcs de cercle, de paraboles ou autres clothoïdes. D'autres approches intègrent des hypothèses explicites et décrivent la route point à point par les coordonnées des limites des voies de circulation. Ces méthodes se prêtent en général mieux à la description de chaussées peu régulières.

Pour présenter les différents modèles décrits dans la littérature nous les classons dans quatre catégories. Nous distinguons les approches qui décrivent les éléments présents dans la scène routière, qui est par nature tri-dimensionnelle, de celles qui décrivent le contenu des images. D'autre part, nous présentons séparément les modèles qui décrivent la chaussée à l'aide de courbes paramétriques et ceux qui décrivent les éléments caractéristiques d'une route de façon explicite par exemple à l'aide de formes géométriques.

2.4.1 Modèles paramétriques dans l'espace 3D

Les routes sont dessinées par les ingénieurs des ponts et chaussées en respectant des règles très précises qui tiennent compte à la fois du relief rencontré, des obstacles naturels à éviter et des contraintes imposées sur la courbure par la vitesse des véhicules. Une route est constituée d'une succession de segments possédant chacun des caractéristiques géométriques fixées. Plusieurs types de courbes sont utilisées pour

définir le bord de la chaussée dans chaque segment. Il peut s'agir de droites ou d'arcs de cercle dans les segments où la courbure reste constante ou de courbes plus complexes, comme les clothoïdes [A34], pour les segments de transition. Naturellement, les modèles les plus précis permettant de représenter la route dans un système de vision artificielle reposent sur les mêmes courbes paramétriques que celles utilisées par les ingénieurs qui ont dessiné ces routes.

Dans ces modèles paramétriques en trois dimensions, les portions rectilignes de la chaussée ne sont pas décrites directement par un segment de droite mais en considérant que la droite est un cas limite de cercle [A24]. Pour contourner les problèmes liés à l'utilisation d'une équation implicite d'un arc de cercle [A8, A17] ou d'une équation explicite faisant intervenir une racine carrée, Kluge utilise un arc de parabole qui est selon lui une approximation satisfaisante [C30]. Behringer quant à lui décrit le bord de la route grâce à une succession d'arcs de cercle tangents deux à deux au niveau des points d'intersection [C4].

Pour les segments de transition, dans lesquels le rayon de courbure varie de façon progressive, les bords de la route sont décrits par des arcs de clothoïdes [C26]. Ces courbes sont également utilisées pour décrire la trajectoire du véhicule dans un virage [C39]. L'arc de clothoïde peut être défini de façon explicite par des équations paramétriques [C35, C48, C33, C36, C40] définissant les coordonnées des points de la courbe. Dans d'autres cas, la variation de courbure de la route est prise en compte dans des équations différentielles, ce qui correspond à une équation implicite de clothoïde [A11].

Pour tous ces modèles, les quelques paramètres caractéristiques des courbes sont estimés à partir d'informations extraites des images. Habituellement, ces paramètres sont mis à jour en exploitant l'aspect dynamique du problème, les informations étant extraites d'une séquence d'images. Cette approche qui fait intervenir le temps en plus des trois dimensions spatiales est qualifiée de 4D [A11, C45, C18]. Le procédé le plus souvent utilisé pour mettre à jour le modèle est le filtrage de Kalman [A16] qui intègre une étape de prédiction des nouvelles valeurs suivie d'une étape de correction des valeurs prédites grâce aux données extraites des images.

2.4.2 Modèles paramétriques dans l'image

Les modèles correspondant à cette catégorie permettent de décrire la chaussée directement dans le plan image. L'expression analytique ne définit plus une courbe appartenant au plan de la chaussée dans l'espace 3D mais un contour de l'image qui correspondent au bord de la route. La courbe utilisée comme modèle dans le plan image ne correspond pas obligatoirement à la projection perspective d'un modèle analytique couramment utilisé pour décrire un bord de route en 3D. Très souvent, le modèle est choisi de telle sorte que ses paramètres puisse être déterminés par une simple méthode de régression.

Le modèle géométrique le plus simple qui puisse être utilisé pour représenter un contour dans l'image est la ligne droite [A10]. Puisque la projection perspective conserve l'alignement des points, ce modèle ne permet théoriquement de décrire que des portions de route également rectilignes, ce qui est très restrictif. Le choix d'un modèle rectiligne est néanmoins largement justifié dans le cas d'une chaussée non structurée puisque l'information extraite des images est alors très imprécise [C11]. Ce modèle se justifie également quand il s'agit de déterminer la direction approximative du point de fuite de la perspective [A22] ou en cas d'occultation partielle des bords de la chaussée par d'autres véhicules [C43].

Afin de tenir compte de la courbure éventuelle de la route, il faut introduire au moins un paramètre supplémentaire dans le modèle. Un arc de parabole, définissant explicitement l'une des coordonnées image en fonction de l'autre par l'intermédiaire d'un polynôme du second degré, permet de représenter assez précisément toutes les configurations de virages [A33, C24, C22]. Néanmoins, c'est le modèle hyperbolique qui est le plus souvent utilisé pour décrire le bord de route puisqu'il correspond à la projection d'un arc de cercle dans le plan image [C28, C27, T2]. Dans ce modèle, l'un des axes de l'hyperbole est défini par la ligne d'horizon apparaissant dans l'image.

2.4.3 Modèles explicites dans l'espace 3D

Les modèles non-paramétriques, où la route est décrite point par point grâce aux coordonnées des limites des voies de circulation, se prêtent en général mieux à la description de chaussées peu régulières [A3]. Dans de très nombreuses applications

de la vision artificielle, comme la reconnaissance d'objets, l'estimation de position et d'orientation ou encore l'asservissement visuel, l'environnement du système est décrit par un ensemble de polygones. Ce modèle explicite est déterminé en faisant correspondre les arêtes des polygones avec les contours rectilignes détectés dans les images [A35, A36, A28].

Un modèle explicite, contrairement aux modèles basés sur des équations analytiques simples, est défini par un nombre très important de paramètres. Par exemple, si un objet est représenté par des facettes polygonales, il faut utiliser 4 paramètres par facette pour conserver tous les degrés de liberté. De ce fait, cette technique de modélisation est très souple et permet de représenter fidèlement la plupart des objets apparaissant dans une scène. Par contre, la détermination de tous les paramètres à partir des informations et des mesures extraites des images est un aspect critique de cette approche.

DeMenthon et Kanatani ont été les premiers à proposer un modèle explicite décrivant la surface de la chaussée comme un ruban défini de façon discrète par une succession de segments de droite de largeur constante [C13, A20]. Cette approche permet d'appréhender la plupart des configurations de chaussées, hormis les intersections. Kay et Thorpe ont amélioré ce modèle en ajoutant un degré de liberté qui leur permet de prendre en compte le dévers de la route [C32, C31]. La mise à jour du modèle, qui nécessite d'extraire des images les bords de la chaussée, reste cependant problématique.

2.4.4 Modèles explicites dans l'image

En utilisant cette approche on élimine du modèle un certain nombre de degrés de liberté, donc de paramètres, puisqu'on diminue la dimension spatiale des données modélisées. Les paramètres peuvent ainsi être estimés plus précisément, les positions des éléments caractéristiques repérés dans les images étant définies sans ambiguïté contrairement aux positions réelles des objets dans l'espace tri-dimensionnel. Plusieurs modèles explicites ont été proposés afin de décrire la route. La plupart reposent sur des points positionnés dans les images, soit sur les bords de la chaussée, soit sur les lignes du marquage au sol.

Aufrère décrit la chaussée en utilisant les positions des bords gauche et droit de la route dans plusieurs lignes de l'image [A1]. Ces limites étant détectées sur n lignes de l'image, le modèle proposé comporte $4n$ paramètres qui correspondent aux $2n$ positions des points caractéristiques et aux variances des $2n$ séries de valeurs constituées par les positions d'un même point dans les images successives de la séquence. Ce deuxième paramètre permet de contraindre l'évolution temporelle d'un point, selon la ligne sur laquelle il est situé, en fonction des variations de position constatées durant la séquence.

D'autres contraintes peuvent également être imposées aux points définissant le modèle afin de garantir la régularité de ce dernier. Kang décrit les bords de la chaussée par un modèle de type contour actif [C23]. La bonne correspondance entre les images et le modèle est recherchée en maximisant une fonctionnelle d'énergie selon le principe proposé initialement par Kass [A21]. D'une façon similaire, Wang définit les limites des voies de circulation par des points contrôlant une spline qu'il fait coïncider avec les contours détectés dans l'image [C46]. Il accélère la convergence de la procédure itérative de mise en correspondance grâce à une analyse à plusieurs niveaux de résolution.

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit l'essentiel des travaux de recherche traitant de la localisation d'un véhicule sur la chaussée grâce aux informations extraites d'une ou plusieurs séquences d'images. Nous avons présenté les principaux véhicules expérimentaux qui permettent aux chercheurs travaillant dans ce domaine de valider leurs algorithmes. Nous avons également décrit les différentes méthodes de segmentation permettant de mettre en évidence les voies de circulation ou la chaussée dans une image routière. Enfin, nous avons présenté les principaux modèles qui permettent de représenter la chaussée à l'aide de portions de courbes paramétriques ou d'éléments géométriques définis de façon explicite.

Dans toutes les méthodes présentées, que les images soient issues d'une ou de plusieurs caméras, que le modèle soit paramétrique ou explicite, les auteurs utilisent les images de la route à l'avant du véhicule instrumenté. En effet, conduits par un mimé-

tisme anthropomorphique, les chercheurs placent les caméras à l'avant des véhicules. Cette stratégie est parfaitement justifiée dans le cadre de la détection d'obstacles frontaux. Pourtant, nous allons montrer dans le chapitre suivant de ce mémoire les avantages que l'on peut tirer d'une vision arrière, ou rétrovision, dans le contexte de la détermination de la position latérale et de l'angle de cap d'un véhicule.

Chapitre 3

Ego-localisation d'un véhicule sur une route par rétrovision

3.1 Introduction

La méthode proposée est fondée sur une mise en correspondance entre les images de la route et un modèle de cette dernière. L'originalité de cette approche réside dans l'observation de la scène située à l'arrière du véhicule équipé de caméras. Nous qualifions ce procédé de *rétrovision*, par opposition à l'*antévision* qui consiste à observer la scène située vers l'avant.

Dans ce chapitre, nous présentons tout d'abord les avantages de la technique de rétrovision par rapport aux méthodes plus classiques faisant intervenir des images de la scène à l'avant du véhicule. Ensuite, nous décrivons le modèle non paramétrique de la route qui est utilisé dans la mise en correspondance avec les images, ainsi que la technique de projection des points de ce modèle dans les images de rétrovision. Nous montrons que l'ego-localisation du véhicule sur la route peut être envisagée sous la forme d'un problème inverse, dont la solution est recherchée par une méthode d'optimisation.

3.2 Avantages de la rétrovision

Dans cette partie, nous montrons qu'un modèle local de la route peut être aisément construit de façon itérative lorsqu'on utilise des images issues d'une ou plusieurs caméras de rétrovision comme source d'informations.

3.2.1 Méthode d'ego-localisation

La méthode d'ego-localisation que nous proposons est inspirée de celle décrite par Talluri et Aggarwal dans [A35, A36], qui utilisent des images de l'environnement d'un robot afin de le localiser. En fait, cette technique de mise en correspondance entre un modèle décrivant une scène et des images de cette scène est très largement utilisée dans le domaine de la robotique mobile. Cette approche suppose habituellement qu'on dispose d'un modèle relativement précis de l'environnement dans lequel évolue le robot qu'il n'y a pas lieu de mettre à jour.

Lorsqu'on applique ce principe au problème de l'ego-localisation d'un véhicule automobile sur une route, on ne peut plus supposer que le modèle est défini *a priori*, puisque l'environnement dans lequel évolue le véhicule n'est pas connu de façon précise. Il faut concevoir une méthode comportant un procédé de mise à jour du modèle qui le fait évoluer continuellement afin qu'il représente le plus fidèlement possible la portion visible de la chaussée.

Sur le synoptique de la figure 3.1, nous avons représenté les différents éléments intervenant dans notre méthode d'ego-localisation d'un véhicule. Ce synoptique décrit le système selon un formalisme cher aux automaticiens : entrées, variables internes et sorties.

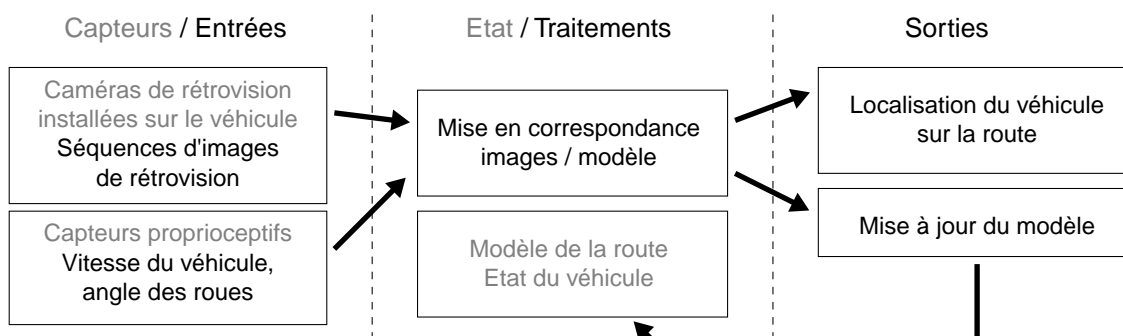


FIG. 3.1 : Méthode d'ego-localisation

Dans la première colonne, on trouve les entrées requises par le système, à savoir une ou plusieurs images de rétrovision acquises par des caméras synchronisées, ainsi que des mesures issues d'autres capteurs proprioceptifs, comme la vitesse du véhicule ou encore l'angle des roues. Nous supposons que toutes ces mesures sont synchroni-

sées avec les acquisitions d'images.

La deuxième colonne schématise les traitements et le modèle de la route dont les paramètres peuvent être considérés comme un ensemble de variables internes du procédé. Les sorties du système sont constituées par la localisation du véhicule par rapport aux voies de circulation ainsi que par les données nécessaires à la mise à jour du modèle entre deux images successives.

Le traitement principal consiste à mettre en correspondance les images de la route acquises selon différents angles de vue avec un modèle non paramétrique de cette route. La mise en correspondance est effectuée en projetant les éléments géométriques du modèle dans les différentes images de la scène ainsi modélisée. Cette projection est réalisée en faisant intervenir plusieurs degrés de liberté qui correspondent aux sorties recherchées, notamment la position du véhicule sur la voie et les éléments qui permettront de mettre à jour le modèle.

Quand la correspondance entre les images et le modèle est obtenue en jouant sur les degrés de liberté, leurs valeurs fournissent les sorties souhaitées. Elles sont utilisées pour mettre à jour le modèle en y adjoignant de nouveaux éléments. Le modèle ainsi mis à jour permettra de traiter les nouvelles images. La meilleure correspondance entre les images et le modèle, ainsi que la régularité de dernier, sont obtenues en maximisant une fonction d'évaluation. Les paramètres de cette fonction sont les inconnues du problème, à savoir la position du véhicule et les nouveaux éléments du modèle. La description précise de cette fonction d'évaluation fera l'objet du chapitre suivant de ce manuscrit.

3.2.2 Rétrovision et précision des mesures

Dans la plupart des applications de la vision artificielle à la localisation des véhicules et à la détection d'obstacles, la caméra est installée à l'avant du véhicule afin d'observer la zone située dans le champ de vision du conducteur. Naturellement, lorsqu'il s'agit de détecter un obstacle éventuel situé sur la chaussée, cette configuration est la seule qui puisse être envisagée. Par contre, si on souhaite utiliser les images afin de localiser le véhicule par rapport aux voies de circulation, nous allons montrer que cette configuration de la caméra n'est pas la plus adaptée.

La figure 3.2 présente les propriétés des images successives acquises par une caméra d'antévision standard. Dans cette configuration, la caméra observe la scène située à l'avant. Lorsque le véhicule se déplace selon la direction de l'axe optique de la caméra, le mouvement apparent dans les images se produit du point de fuite de la perspective vers les bords de l'image. Par la suite, nous qualifions de *nouvelles* les régions d'une image qui n'étaient pas visibles dans l'image précédente, ou qui étaient visibles avec une faible résolution.

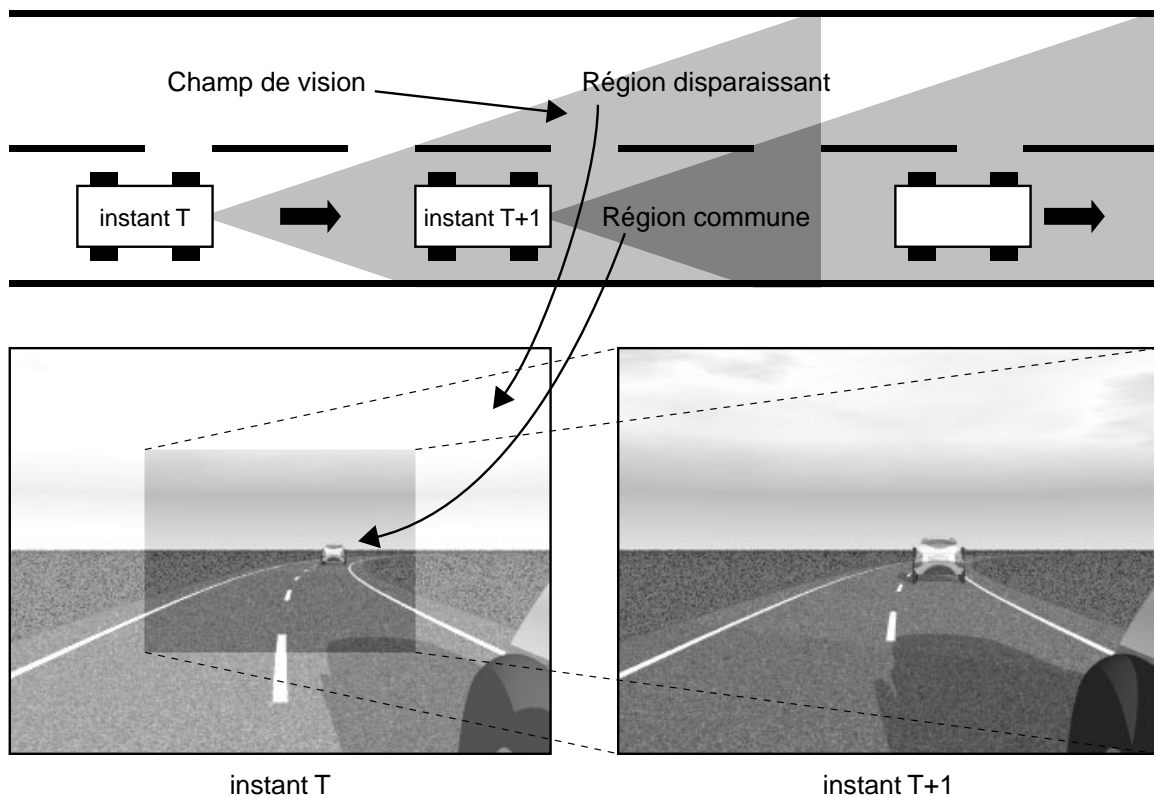


FIG. 3.2 : Configuration antévision

En comparant une image de la séquence avec l'image qui la précède, on observe que les régions nouvelles apparaissent à proximité du point de fuite de la perspective alors qu'une partie de la scène disparaît sur les bords. En fait, la nouvelle image correspond à la partie centrale de l'image précédente, avec cependant une résolution plus élevée. Dans cette nouvelle image, les régions nouvelles correspondent à la scène située à une distance importante du véhicule. Les mesures déduites de l'analyse de cette région de l'image seront en conséquence assez peu précises [C18].

Par contre, comme on peut le voir sur la figure 3.3, quand la caméra est diri-

gée vers l'arrière du véhicule, le mouvement apparent des objets se produit du bords des images vers le point de fuite de la perspective. Une image de la séquence est constituée d'une région centrale qui correspond à l'image précédente avec une résolution plus faible, à laquelle vient s'ajouter une région nouvelle située sur les bords. Dans cette région nouvelle, la résolution est maximale, puisque l'image correspond à la zone de l'environnement la plus proche du véhicule. De ce fait, lorsqu'on extrait des mesures de la région nouvelle apparue dans l'image, on bénéficie d'une précision maximale.

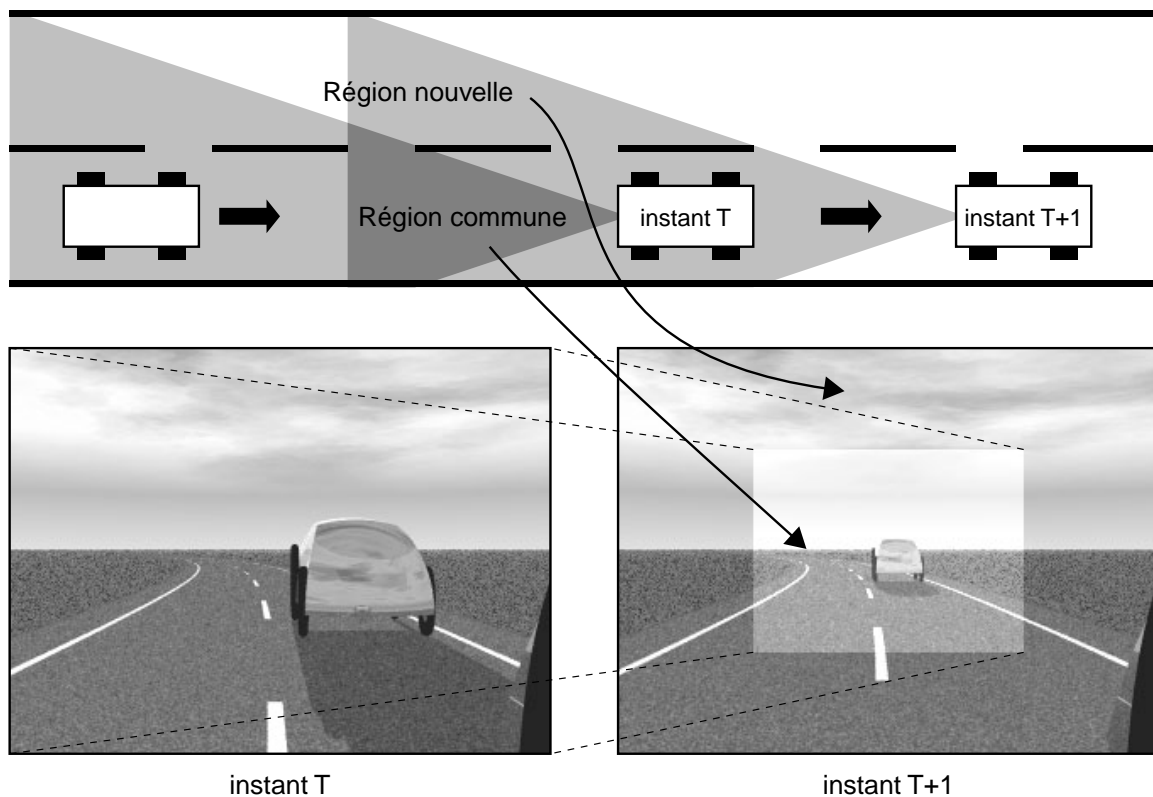


FIG. 3.3 : Configuration rétrovision

En résumé, lorsqu'on extrait les mesures qui permettent d'actualiser la perception de l'environnement en utilisant les régions nouvellement apparues dans les images acquises, une stratégie de type rétrovision permet d'obtenir une précision bien meilleure que les techniques classiques d'antévision.

3.2.3 Rétrovision et modélisation de la route

Lorsque les mesures extraites de chaque nouvelle image d'une séquence sont utilisées pour mettre à jour un modèle de la scène observée, la précision des mesures est naturellement un critère primordial qui influe largement sur l'efficacité globale de la méthode. Cette technique de mise à jour d'un modèle est très largement utilisée dans les applications de la vision artificielle à l'amélioration de la sécurité routière, puisqu'elle permet de faire intervenir des connaissances *a priori* sur la scène observée dans une nouvelle image en tirant profit d'un apprentissage réalisé sur les images précédentes.

Dans notre application, nous utilisons les images pour mettre constamment à jour un modèle de la route sur laquelle circule le véhicule instrumenté, modèle qui est ensuite utilisé pour localiser le véhicule par rapport aux voies de circulation. Notre modèle décrit la zone de la route située à l'arrière du véhicule, sur laquelle il a déjà circulé. Cette zone de la route est observée par une ou plusieurs caméras de rétrovision. Puisque nous utilisons une technique de rétrovision, le modèle utilisé pour décrire la route visible dans une image de la séquence peut être intégralement utilisé pour décrire la partie de la route observée dans la région centrale des images suivantes.

La mise à jour du modèle permettant de décrire la route observée dans une nouvelle image doit intégrer deux procédures. Tout d'abord, puisque le véhicule s'est déplacé durant l'intervalle de temps qui a séparé deux acquisitions successives, il faut déterminer sa nouvelle position sur la route. Celle-ci est estimée en mettant en correspondance le modèle précédent de la route avec la région centrale des nouvelles images. D'autre part, il faut mettre à jour le modèle de la route en lui ajoutant des éléments pour décrire la portion située à proximité du véhicule et qui est apparue dans la nouvelle image.

3.3 Modèle non-paramétrique de la route

Le modèle de route que nous utilisons permet de représenter fidèlement la portion visible de la chaussée (lignes droites, virages, pentes). Il est suffisamment simple pour

que les calculs mis en oeuvre soient très rapides afin de satisfaire les contraintes liées à une intégration dans un système temps-réel. D'autre part, ce modèle est facilement mis à jour entre deux images successives de la séquence de rétrovision.

La surface de la route doit être décrite par un modèle en trois dimensions, qui permet de prendre en compte les variations d'altitude dans un paysage vallonné et le dévers apporté à la chaussée afin de compenser la force centrifuge auquel le véhicule est soumis dans les virages. Dans cette partie, nous décrivons d'abord le modèle général en trois dimensions qui permet de traiter toutes les géométries de chaussée. Nous présentons ensuite le modèle discret équivalent.

3.3.1 Modèle général 3D de la route

Dans la description qui suit, nous supposons que la route comporte N_l lignes blanches qui délimitent $N_l - 1$ voies de circulation de largeur L_v . Les coordonnées des points sont définies dans le repère orthonormé direct $R = (O, \vec{x}, \vec{y}, \vec{z})$.

Nous considérons que la route peut être représentée par une surface réglée générée par un segment de droite Δ , de longueur constante $L = (N_l - 1) \cdot L_v$ égale à la largeur de la chaussée, se déplaçant le long d'une courbe, comme le montre la figure 3.4. En remplaçant ce segment de droite par une portion de courbe, on pourrait aisément modéliser des chaussées au profil bombé.

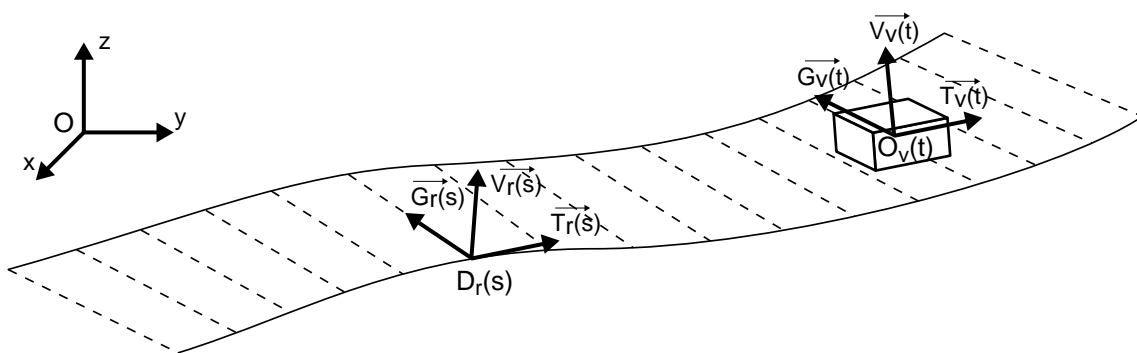


FIG. 3.4 : Surface bidimensionnelle représentant la route

Nous notons $D_r(s) = (x_d(s) \ y_d(s) \ z_d(s))^T$ le point délimitant le bord droit de la chaussée, défini en fonction de l'abscisse curviligne s . Nous désignons par $\vec{V}_r(s)$ le vecteur unitaire normal à la surface de la route au point d'abscisse $D_r(s)$. La tangente

à la route au point $D_r(s)$ étant définie par le vecteur $\frac{dD_r(s)}{ds}$, nous notons $\vec{T}_r(s)$ le vecteur unitaire $\frac{dD_r(s)}{ds} / \|\frac{dD_r(s)}{ds}\|$. En ajoutant un troisième vecteur unitaire $\vec{G}_r(s)$ aux deux précédents, on définit un repère direct $R_r(s) = (D_r(s), \vec{T}_r(s), \vec{G}_r(s), \vec{V}_r(s))$ en chaque point $D_r(s)$ d'abscisse curviligne s , que nous désignons par *repère route*.

En utilisant ces notations, la route est le lieu géométrique des segments $\Delta(s) = [D_r(s), G_r(s)]$ décrit en faisant varier s , avec $G_r(s) = (0 \ L \ 0)^T$ dans le repère $R_r(s)$. Un point P situé sur la route peut être repéré par deux coordonnées, qualifiées de longitudinale et de latérale. La coordonnée longitudinale s est l'abscisse curviligne définissant le segment de route dans lequel est situé le point. La coordonnée latérale d est l'unique coordonnée non nulle du point dans le repère $R_r(s)$ correspondant. L'unicité de ces deux coordonnées est garantie lorsque le rayon de courbure de la route est supérieur à sa largeur, ce qui est toujours le cas en pratique.

En utilisant cette représentation, on définit la $l^{\text{ème}}$ ligne blanche du marquage au sol comme le lieu géométrique des points de la route dont la coordonnée latérale d est constante et égale à $(l-1) \cdot L_v$. D'autre part, la position à l'instant t d'un véhicule sur la route peut être repérée par uniquement deux coordonnées $(s_v(t), d_v(t))$, en supposant naturellement que ce véhicule est constamment en contact avec la chaussée !

3.3.2 Modèle discret 3D de la route

Dans le cas discret, nous modélisons la route par un ensemble de points représentant les lignes blanches du marquage au sol [A20]. Le modèle discret est obtenu à partir du modèle général décrit au paragraphe précédent en faisant intervenir la position du véhicule sur la route. En effet, dans notre application, nous avons besoin d'un modèle *local* de la route, valable à proximité du véhicule, et non d'un modèle *global* se rapportant à une référence fixe. Un modèle discret distinct est donc défini pour chaque position du véhicule sur la route, grâce à un ensemble de points situés sur les lignes blanches visibles à l'arrière du véhicule.

Les images de la route sont acquises à des instants précis par N_c caméras synchronisées. Pour un signal CCIR standard, la cadence d'acquisition des images est fixe, la période d'acquisition τ valant 40ms. Nous déterminons la position du véhicule uniquement aux instants d'acquisition des images, soit $t = k \cdot \tau$, avec k entier. Les positions

successives du véhicule, déterminées par l'ensemble des couples $(s_v(k.\tau), d_v(k.\tau))$, permettent de définir un ensemble de segments $\Delta(s_v(k.\tau))$ générateurs de la surface de la route aux instants d'acquisition des images.

Pour simplifier les notations dans la suite du mémoire, nous utilisons l'indice k pour identifier les paramètres qui dépendent soit de l'instant $t = k.\tau$, soit de la position longitudinale $s_v(k.\tau)$ du véhicule sur la route à cet instant. Par exemple, $d_{v,k}$ désigne la position latérale $d_v(k.\tau)$ du véhicule, et Δ_k désigne le segment générateur de la route $\Delta(s_v(k.\tau))$. Nous continuons cependant à utiliser les notations en fonction du temps t ou en fonction de la position longitudinale s lorsque les relations décrites ne se limitent pas au seul instant $t = k.\tau$.

Pour représenter chaque ligne blanche, nous utilisons un ensemble de N_p points. Nous notons $M_k(l, p)$ un point du modèle local de la route à l'instant $k.\tau$. Le paramètre l , qui correspond au numéro de ligne, varie de 0 à $N_l - 1$ et le paramètre p , qui correspond au numéro de point sur la ligne, varie de 0 à $N_p - 1$. Le modèle discret de la route comporte donc $N_l \times N_p$ points définis par les intersections des lignes du marquage au sol avec les segments de droite décrivant la surface de la route pour les positions précédentes du véhicule aux instants d'acquisition des images (cf. figure 3.5). Plus précisément, le point $M_k(l, p)$, $l = 0 \cdots N_l - 1$, $p = 0 \cdots N_p - 1$, du modèle à l'instant $k.\tau$ est l'intersection de la ligne blanche de coordonnée latérale $l.L_v$, $l = 0 \cdots N_l - 1$, avec le segment générateur Δ_{k-p} , $p = 0 \cdots N_p - 1$.

Les points du modèle décrivant la route visible à l'instant $t = (k - 1).\tau$ sont conservés afin de décrire la route visible à l'instant $t = k.\tau$. Cette stratégie simplifie la mise à jour puisque $N_l \times (N_p - 1)$ points sont communs à deux modèles successifs $M_{k-1}(l, p)$ et $M_k(l, p)$:

$$M_k(l, p) = M_{k-1}(l, p - 1), \quad l = 0 \cdots N_l - 1, \quad p = 1 \cdots N_p - 1 \quad . \quad (3.1)$$

Pour actualiser le modèle, il suffit de retirer les N_l points les plus « anciens », $M_{k-1}(l, N_p - 1)$, $l = 0 \cdots N_l - 1$, qui sont les plus éloignés du véhicule, et d'ajouter N_l nouveaux points, $M_k(l, 0)$, $l = 0 \cdots N_l - 1$, au niveau de la nouvelle position du véhicule. En pratique, les points $M_k(l, p)$ sont définis par leurs coordonnées dans un repère lié au véhicule, ce qui nécessite un changement de coordonnées. Les transformations de

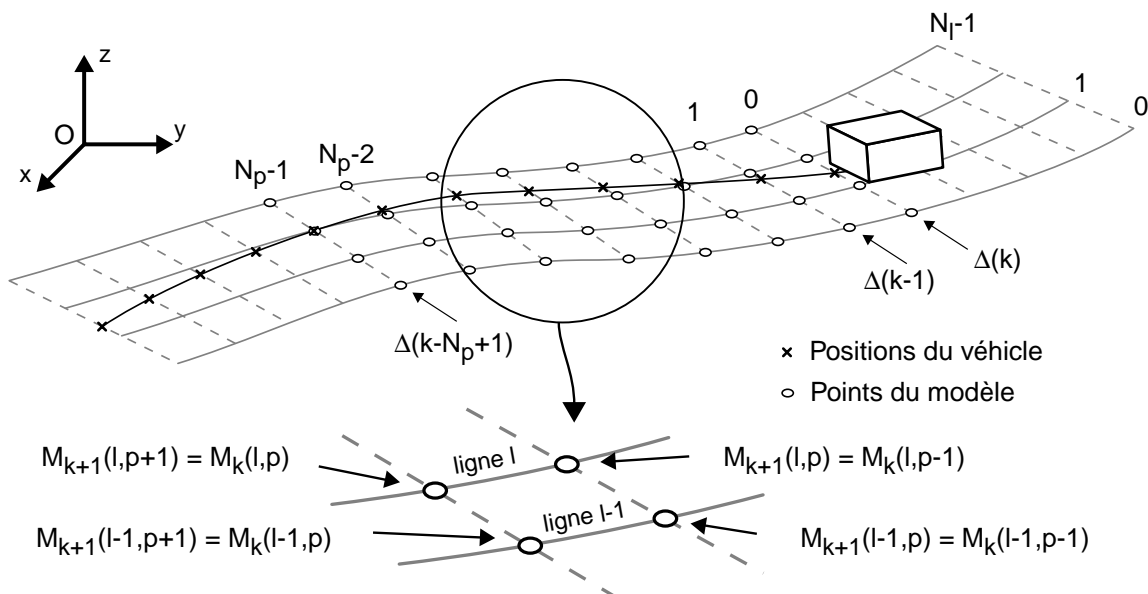


FIG. 3.5 : Modèle discret local de la route

coordonnées entre les différents repères sont décrites en détail par la suite.

3.4 Transformations géométriques

Dans cette partie, nous décrivons les transformations de coordonnées intervenant dans les calculs lors des changements de repère. Les transformations géométriques sont des combinaisons de rotations, de translations et de projections sur les plans image des caméras.

3.4.1 Formalisme utilisé

Afin de définir une transformation géométrique affine, regroupant en une seule opération les rotations, les translations, et les projections perspectives, nous utilisons une matrice 4×4 [L2, L3]. Dans ce formalisme de calcul, un point d'un espace affine 3D repéré par ses trois coordonnées (x, y, z) est représenté par un vecteur de la forme $(x' \ y' \ z' \ w)^T$, avec :

$$x' = w.x, \ y' = w.y \ \text{et} \ z' = w.z \ , \quad (3.2)$$

le coefficient w étant qualifié de *poinds* du point.

Une matrice décrivant une transformation est de la forme :

$$\begin{pmatrix} a_{xx} & a_{xy} & a_{xz} & t_x \\ a_{yx} & a_{yy} & a_{yz} & t_y \\ a_{zx} & a_{zy} & a_{zz} & t_z \\ n_x & n_y & n_z & 1 \end{pmatrix} \quad (3.3)$$

dans laquelle les termes a définissent la partie vectorielle de la transformation (rotation, homothétie, symétrie, ...), les termes t caractérisent la translation affine et les termes n définissent une transformation non affine comme la projection perspective.

Les différentes transformations élémentaires sont définies par les matrices présentées dans le tableau 3.1. Dans ce tableau T désigne une translation de vecteur $(t_x \ t_y \ t_z)^T$, H_k une homothétie de facteur k , $R_{\alpha x}$ une rotation d'angle α autour de l'axe \vec{x} (idem pour les axes \vec{y} et \vec{z}) et P_{fz} une projection perspective de distance focale f selon l'axe optique z .

$$\begin{aligned} T &= \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & t_x \\ 0 & 1 & 0 & t_y \\ 0 & 0 & 1 & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} & H_k &= \begin{pmatrix} k & 0 & 0 & 0 \\ 0 & k & 0 & 0 \\ 0 & 0 & k & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \\ R_{\alpha x} &= \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \alpha & -\sin \alpha & 0 \\ 0 & \sin \alpha & \cos \alpha & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} & R_{\alpha y} &= \begin{pmatrix} \cos \alpha & 0 & \sin \alpha & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ -\sin \alpha & 0 & \cos \alpha & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \\ R_{\alpha z} &= \begin{pmatrix} \cos \alpha & -\sin \alpha & 0 & 0 \\ \sin \alpha & \cos \alpha & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} & P_{fz} &= \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1/f & 1 \end{pmatrix} \end{aligned}$$

TAB. 3.1 : Transformations élémentaires

La transformation résultant de l'application de transformations successives à un point est caractérisée par une matrice égale au produit des matrices des transformations élémentaires. Nous notons $R_{\alpha x, \beta y, \gamma z}$ la matrice de rotation équivalente à l'application d'une rotation d'angle α autour de l'axe x , puis d'une rotation d'angle β autour de l'axe y et enfin d'une rotation d'angle γ autour de l'axe z . Cette matrice est donnée

par :

$$R_{\alpha_x, \beta_y, \gamma_z} = R_{\gamma_z} \cdot R_{\beta_y} \cdot R_{\alpha_x} \quad . \quad (3.4)$$

3.4.2 Passage du repère fixe R au repère véhicule $R_v(t)$

Le repère route $R_r(s)$ est défini à partir du repère fixe R par la position du point générateur $D_r(s) = (x_d(s) \ y_d(s) \ z_d(s))^T$ délimitant le bord droit de la chaussée et par l'orientation des trois vecteurs $\vec{T}_r(s)$, $\vec{G}_r(s)$ et $\vec{V}_r(s)$. Le premier vecteur directeur $\vec{T}_r(s)$ définit l'orientation de la tangente à la génératrice de la route au point $D_r(s)$. Le deuxième vecteur $\vec{G}_r(s)$ définit la direction menant au bord gauche de la route $G_r(s)$ en partant du bord droit $D_r(s)$. Le dernier vecteur $\vec{V}_r(s)$ définit la normale à la surface de la route.

Les trois vecteurs définissant le repère $R_r(s)$ peuvent être obtenus à partir des vecteurs fixes du repère R par application de trois rotations élémentaires, d'angles respectifs $\alpha_r(s)$, $\alpha_t(s)$ et $\alpha_l(s)$. La première rotation, d'angle $\alpha_r(s)$, est réalisée autour de l'axe \vec{x} et définit l'inclinaison latérale de la route. La deuxième rotation, d'angle $\alpha_t(s)$, est réalisée selon l'axe \vec{y} et définit l'inclinaison longitudinale de la route. Enfin, une rotation d'angle $\alpha_l(s)$ autour de l'axe \vec{z} définit l'azimuth de la route.

La transformation du repère fixe R vers le repère route $R_r(s)$ est ainsi équivalente à une rotation de matrice $R_{\alpha_l(s)x, \alpha_t(s)y, \alpha_r(s)z}$, suivie d'une translation de vecteur $\overrightarrow{OD_r(s)}$. La matrice de passage $P_{R \rightarrow R_r(s)}$, qui permet d'exprimer les nouvelles coordonnées (x_r, y_r, z_r, w_r) d'un point dans le repère $R_r(s)$ à partir de ses coordonnées (x, y, z, t) dans le repère R est obtenue en inversant la matrice décrivant la transformation précédente. Elle est donnée par :

$$P_{R \rightarrow R_r(s)} = \left(\left(\begin{array}{cccc} 1 & 0 & 0 & x_d(s) \\ 0 & 1 & 0 & y_d(s) \\ 0 & 0 & 1 & z_d(s) \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{array} \right) \cdot R_{\alpha_r(s)x, \alpha_t(s)y, \alpha_l(s)z} \right)^{-1}$$

$$= R_{-\alpha_l(s)z, -\alpha_t(s)y, -\alpha_r(s)x} \cdot \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & -x_d(s) \\ 0 & 1 & 0 & -y_d(s) \\ 0 & 0 & 1 & -z_d(s) \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}. \quad (3.5)$$

D'autre part, à l'instant t , le véhicule est repéré sur la route par ses coordonnées longitudinale $s_v(t)$ et latérale $d_v(t)$. Le point $O_v(t)$ de coordonnées $(0, d_v(t), 0)$ dans le repère route $R_r(s_v(t))$ est choisi comme centre du repère $R_v(t)$ lié au véhicule. Ce repère est également défini par les trois vecteurs $\vec{T}_v(t)$, $\vec{G}_v(t)$ et $\vec{V}_v(t)$ qui sont orientés respectivement vers l'avant, la gauche et la verticale du véhicule. En général, on décrit la position angulaire d'un véhicule sur la chaussée par l'intermédiaire de trois angles, à savoir le lacet, le tangage et le roulis. Ces trois angles sont notés respectivement $\theta_l(t)$, $\theta_t(t)$ et $\theta_r(t)$.

Le repère $R_v(t)$ est alors obtenu à partir du repère $R_r(s_v(t))$ par application d'une rotation $R_{\theta_r, \theta_t, \theta_l}$ suivie d'une translation de vecteur $\overrightarrow{G(s_v(t))O_v(t)}$. La matrice de passage $P_{R_r(s_v(t)) \rightarrow R_v(t)}$ est donnée par :

$$P_{R_r(s_v(t)) \rightarrow R_v(t)} = R_{-\theta_l(t)z, -\theta_t(t)y, -\theta_r(t)x} \cdot \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & -d_v(t) \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}. \quad (3.6)$$

3.4.3 Passage du repère véhicule $R_v(t)$ à un repère caméra

Dans notre application, plusieurs caméras sont fixées sur le véhicule, orientées vers l'arrière afin d'obtenir des images de rétrovision. Nous définissons un repère R_c^n lié à la caméra numéro n , positionné au centre optique O_c^n de la caméra et orienté par les trois vecteurs \vec{x}_c^n , \vec{y}_c^n et \vec{z}_c^n . Le vecteur \vec{z}_c^n définit l'axe optique de la caméra, les deux autres l'orientation du plan image.

Les caméras étant fixées sur le véhicule, les coordonnées (x_c^n, y_c^n, z_c^n) du centre optique O_c^n de la caméra numéro n et l'orientation de cette dernière sont connues *a priori* dans le repère véhicule $R_v(t)$. La transformation de repère est donc une rotation constante suivie d'une translation également constante. Nous notons β_l^n , β_t^n et β_r^n

les trois angles définissant l'orientation de la caméra. La matrice de passage $P_{R_v(t) \rightarrow R_c^n}$ du repère véhicule $R_v(t)$ au repère R_c^n de la caméra numéro n est donnée par :

$$P_{R_v(t) \rightarrow R_c^n} = R_{-\beta_t^z, -\beta_t^y, -\beta_t^x} \cdot \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & -x_c^n \\ 0 & 1 & 0 & -y_c^n \\ 0 & 0 & 1 & -z_c^n \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}. \quad (3.7)$$

3.4.4 Projection dans le plan image

Un point P de la scène réelle, dont les coordonnées (x, y, z, w) sont exprimées dans le repère caméra R_c^n , se projette en un point P' du plan image, de coordonnées (x_i^n, y_i^n) dans le repère image R_i^n . Pour obtenir le point P' , il faut appliquer successivement une projection perspective de distance focale f^n selon l'axe optique de la caméra défini par le vecteur \vec{z}_c^n , puis un changement d'échelle permettant de tenir compte de la résolution du capteur d'image et du changement d'orientation de l'axe vertical, et enfin une translation permettant de placer l'origine du repère en haut à gauche de l'image. Le repère lié à l'image obtenue par la caméra numéro n est noté R_i^n .

Nous notons N_x^n le nombre de colonnes de l'image numéro n et N_y^n son nombre de lignes. Le capteur d'image est une surface rectangulaire de dimensions L_x^n sur L_y^n . Dans ces conditions, les résolutions horizontale et verticale sont définies par les rapports N_x^n/L_x^n et N_y^n/L_y^n . Ces deux résolutions définissent les coefficients de changement d'échelle utilisés dans la transformation, la résolution selon l'axe vertical de l'image étant affectée d'un signe négatif pour tenir compte de l'orientation conventionnelle du haut vers le bas d'un repère image. Enfin, la translation permettant de recentrer l'image est définie par le vecteur $(N_x^n/2 \quad -N_y^n/2)^T$. La matrice de transformation $T_{R_c^n \rightarrow R_i^n}$ est donc donnée par :

$$T_{R_c^n \rightarrow R_i^n} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & N_x^n/2 \\ 0 & 1 & 0 & -N_y^n/2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} N_x^n/L_x^n & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -N_y^n/L_y^n & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1/f^n & 1 \end{pmatrix}. \quad (3.8)$$

3.4.5 Conclusion

La matrice de transformation globale permettant de définir les coordonnées (x_i^n, y_i^n) d'un point dans le plan image de la caméra numéro n à partir de ses coordonnées (x, y, z) dans le repère fixe R est obtenue par le produit des trois matrices de passage définies précédemment et de la matrice de transformation de la projection. Le changement de coordonnées se réalise de la façon suivante :

$$\begin{aligned}
 (x \ y \ z)^T &\rightarrow (x \ y \ z \ 1)^T, \\
 (x_i^m \ y_i^m \ z_i^m \ w_i^m)^T &= T_{R_c^n \rightarrow R_i^n} \cdot P_{R_v(t) \rightarrow R_c^n} \cdot P_{R_r(s_v(t)) \rightarrow R_v(t)} \cdot P_{R \rightarrow R_r(s_v(t))} \cdot (x \ y \ z \ 1)^T \\
 (x_i^m \ y_i^m \ z_i^m \ w_i^m)^T &\rightarrow (x_i^n, y_i^n) = (x_i^m / w_i^m, y_i^m / w_i^m)
 \end{aligned} \tag{3.9}$$

3.5 Ego-localisation en tant que problème inverse

Dans cette partie, nous montrons que l'ego-localisation du véhicule sur la route, ainsi que la construction itérative d'un modèle local de la route peuvent être ramenés à la résolution d'un problème inverse.

3.5.1 Formulation du problème

L'équation générale (3.9), obtenue par application successive des transformations géométriques, permet de définir pour chaque caméra une fonction F^n qui associe à un point réel de coordonnées (x, y, z) dans le repère fixe R le point de coordonnées (x_i^n, y_i^n) dans le plan image. Cette fonction repose sur un nombre important de paramètres, certains étant constants, d'autres dépendant de la géométrie de la route et de la trajectoire du véhicule. Les paramètres constants sont les suivants :

1. Les paramètres liés à la position des caméras sur le véhicule : position du centre optique (x_c^n, y_c^n, z_c^n) , orientation de l'axe optique et du plan image β_l^n, β_t^n et β_r^n .
2. Les paramètres liés à l'optique et aux capteurs d'images des caméras : distance focale f_n , taille du capteur matriciel $L_x^n \times L_y^n$, taille de l'image $N_x^n \times N_y^n$.

Les paramètres variables dans cette fonction F^n sont liés à la géométrie de la route et au comportement du véhicule. Il s'agit de :

1. La position longitudinale et latérale du véhicule sur la route : $(s_v(t), d_v(t))$.
2. L'orientation locale de la ligne génératrice de la surface de la route : $\alpha_l(s_v(t))$, $\alpha_t(s_v(t))$ et $\alpha_r(s_v(t))$.
3. La position du bord droit de la route $D_r(s_v(t)) = (x_d(s_v(t)) \ y_d(s_v(t)) \ z_d(s_v(t)))^T$, déduite de la position longitudinale $s(t)$ du véhicule.
4. L'orientation du véhicule par rapport à la route : angles de lacet $\theta_l(t)$, de tangage $\theta_t(t)$ et de roulis $\theta_r(t)$.

On peut utiliser les fonctions de transformation F^n afin de projeter un point $M_k(l, p)$ du modèle sur les images issues des différentes caméras. Dans ce cas, un point projeté sur une image est situé sur la ligne de marquage au sol qu'il représente. Cette propriété est vérifiée lorsque tous les paramètres des fonctions de transformation sont connus et que le modèle est correct.

En pratique, on ne connaît ni le modèle géométrique de la route, ni les paramètres variables intervenant dans les transformations. Dans ces conditions, le modèle et les paramètres variables intervenant dans les fonctions F^n deviennent des inconnues que l'on cherche à identifier. Ceci correspond à ce qu'il est convenu d'appeler un problème inverse dans le sens où nous cherchons à déterminer les inconnues du problème afin de satisfaire une contrainte, en l'occurrence la bonne correspondance du modèle avec les lignes blanches apparaissant dans les images.

3.5.2 Résolution du problème inverse

Afin de résoudre le problème inverse formulé dans le paragraphe précédent, il faut avant tout diminuer le nombre des inconnues. Pour cela, on fait intervenir des relations issues d'une étude cinématique ou dynamique du déplacement du véhicule sur la route. Ce principe est utilisé par tous les auteurs qui ont étudié le comportement des véhicules en appliquant un modèle autorégressif, comme Dickmanns ou Mysliwetz [A11, C45, C18].

Dans ces méthodes, les paramètres décrivant la géométrie de la route et ceux définissant la position du véhicule sont regroupés sous la forme d'un vecteur qui représente l'état du système. Ce vecteur d'état est mis à jour de façon itérative en utilisant les mesures issues de différents capteurs proprioceptifs placés sur le véhicule ainsi

que les informations fournies par le système de vision. Cette mise à jour débute par une prédiction de la nouvelle valeur du vecteur d'état qui se fonde sur les états précédents. Vient ensuite une phase de correction qui utilise les mesures afin d'ajuster le vecteur d'état.

Individuellement, chaque valeur mesurée a une influence plus ou moins importante sur chaque composante du vecteur d'état. Dans notre cas, on constate en particulier que la position longitudinale du véhicule ne peut pas être corrigée de façon efficace par des mesures extraites des images. On conçoit facilement qu'en utilisant les lignes blanches comme indice visuel pour les mesures, on ne peut pas obtenir d'information fiable sur la position longitudinale du véhicule dans le cas d'une portion de route rectiligne. Cela peut s'expliquer très simplement à partir du formalisme du filtre de Kalman [A16], en observant la matrice de gain du correcteur.

Contrairement aux autres approches décrites dans la littérature, nous n'extrayons pas de mesures explicites des images. Il n'est donc pas possible de corriger le vecteur d'état de façon standard. C'est à ce niveau qu'intervient le modèle discret de la route que nous avons présenté précédemment. Si on connaît la position dans la scène de l'ensemble des points constituant le modèle et également celle de leurs projections dans le plan image de chaque caméra, on peut corriger les valeurs prédites des inconnues intervenant dans les fonctions de projection F^n en minimisant un critère de mise en correspondance. Cette approche est similaire aux techniques utilisées pour réaliser des asservissements visuels, dans lesquelles la mesure des erreurs est directement effectuée dans les images.

La recherche d'une correspondance maximale entre le modèle projeté et les images est réalisée en maximisant une fonction globale, qualifiée de *fonction d'évaluation*. Cette fonction, dont les variables sont les inconnues recherchées, est construite afin que son maximum apparaisse pour une mise en correspondance optimale entre les images et le modèle. Le chapitre suivant de cette thèse est consacré à la présentation de la fonction d'évaluation que nous avons utilisée.

3.5.3 Définition du vecteur d'état

A l'instant $t = k \cdot \tau$ correspondant à l'acquisition de nouvelles images de la route, il faut mettre à jour le modèle $M_{k-1}(l, p)$ en lui ajoutant les nouveaux points $M_k(l, 0)$, $l = 0 \cdots N_l - 1$, afin de constituer le nouveau modèle $M_k(l, p)$. Il faut également déterminer la nouvelle position du véhicule sur la route, ainsi que son orientation. On doit ainsi déterminer six inconnues pour le véhicule et $3 \cdot N_l$ inconnues pour les nouveaux points du modèle. Interviennent également des contraintes d'alignement des points, qui font que la plupart des inconnues citées précédemment sont corrélées.

Les six premières composantes du vecteur d'état sont les coordonnées cartésiennes $o_{x,k}$, $o_{y,k}$ et $o_{z,k}$ de la position $O_{v,k}$ du véhicule dans le repère fixe R et les angles $\alpha_{r,k}$, $\alpha_{t,k}$ et $\alpha_{l,k}$ définissant l'orientation du repère route $R_{r,k}$ pour cette nouvelle position du véhicule.

Ces six valeurs permettent tout d'abord de définir la droite portant le segment générateur Δ_k , qui passe par le point $O_{v,k}$ et dont la direction est donnée par le vecteur $\vec{G}_{r,k}$ du repère route. Puisque les nouveaux points ajoutés au modèle doivent appartenir à cette droite, N_l inconnues supplémentaires suffisent pour les définir. Ces composantes du vecteur d'état, notées $m_{l,k}$, $l = 0 \cdots N_l - 1$, permettent de localiser les nouveaux points $M_k(l, 0)$ du modèle à partir de la position $O_{v,k}$ du véhicule en utilisant la relation :

$$\overrightarrow{O_{v,k}M_k(l, 0)} = m_{l,k} \cdot \vec{G}_{r,k}, \quad \text{pour } l = 0 \cdots N_l - 1. \quad (3.10)$$

Il faut souligner que la position latérale $d_{v,k}$ du véhicule sur la route est égale à l'opposé de $m_{0,k}$ qui définit la position du bord droit de la route sur la droite portant le segment générateur Δ_k .

Afin de déterminer l'orientation du véhicule par rapport à la route, on doit ajouter au vecteur d'état les trois angles $\theta_{r,k}$ pour le roulis, $\theta_{t,k}$ pour le tangage et $\theta_{l,k}$ pour le lacet. En résumé, toutes les inconnues qui doivent être déterminées lors de la prise en compte d'un nouvel ensemble d'images sont déterminées à partir du vecteur d'état de l'équation (3.11) qui regroupe $N_l + 9$ paramètres.

$$x_k = (o_{x,k} \ o_{y,k} \ o_{z,k} \ \alpha_{r,k} \ \alpha_{t,k} \ \alpha_{l,k} \ \theta_{r,k} \ \theta_{t,k} \ \theta_{l,k} \ m_{l,k}, \ l = 0 \cdots N_l - 1)^T. \quad (3.11)$$

3.5.4 Simplification proposée pour une route plane

Afin de valider le principe d'ego-localisation par rétrovision, nous avons choisi de simplifier le problème présenté auparavant. En effet, la vérification du procédé complet aurait nécessité l'utilisation d'un véhicule instrumenté, équipé de plusieurs caméras synchronisées et de différents capteurs proprioceptifs. Ne disposant pas d'un véhicule de ce genre, nous avons validé la méthode en utilisant des séquences d'images de synthèse. Le principal avantage lié à l'utilisation d'images de synthèse réside dans le fait qu'on dispose de cette manière d'une connaissance parfaite des paramètres utilisés pour créer les images, et qu'on peut ainsi vérifier la qualité des résultats.

La création d'un modèle géométrique de la route et d'un modèle cinématique du déplacement d'un véhicule dans un logiciel de synthèse d'images constitue un travail fastidieux si on souhaite obtenir un rendu réaliste des images. Nous n'avons pas jugé opportun de pousser le réalisme jusqu'à implanter un modèle dynamique complet du véhicule. Ainsi, nous ne pouvons pas disposer d'informations similaires à celles fournies par des capteurs proprioceptifs tels les accéléromètres.

Nous avons décidé de simplifier le modèle de route et celui du comportement du véhicule, en éliminant plusieurs degrés de liberté. Le modèle simplifié est obtenu en considérant que la route est plane, ce qui est une bonne approximation dans le cas d'une autoroute, et que le véhicule reste horizontal par rapport à la route. Cette simplification permet de limiter le nombre de variables intervenant dans la fonction d'évaluation qui mesure la qualité de la mise en correspondance. Les techniques décrites dans la suite de ce mémoire restent cependant totalement compatibles avec le modèle général en trois dimensions décrit auparavant.

Dans le cas d'une route plane, tous les éléments du modèle liés à la route, à savoir le segment générateur Δ_k et les points du modèle $M_k(l, p)$, appartiennent au plan d'équation $z = 0$ dans le repère R . Pour toute abscisse curviligne s , le vecteur $\vec{V}_r(s)$ du repère $R_r(s)$ lié à la route est alors confondu avec le vecteur \vec{z} du repère fixe R . Puisque nous supposons également que le véhicule reste horizontal, le passage du repère fixe R au repère véhicule $R_{v,k}$ se résume à une rotation d'un angle $\alpha_{l,k} + \theta_{l,k}$ autour de l'axe \vec{z} , suivi d'une translation de vecteur $\overrightarrow{OO_{v,k}}$.

Dans ces conditions, quelques valeurs disparaissent du vecteur d'état général dé-

crit pour le cas tridimensionnel : $o_{z,k}$ la coordonnée verticale du véhicule, $\alpha_{r,k}$ et $\alpha_{t,k}$ les angles de roulis et de tangage de la route, $\theta_{r,k}$ et $\theta_{t,k}$ les angles de roulis et de tangage du véhicule. Le vecteur d'état comporte alors les $N_l + 4$ inconnues suivantes :

$$x_k = (o_{x,k} \ o_{y,k} \ \alpha_{l,k} \ \theta_{l,k} \ m_{l,k}, \ l = 0 \cdots N_l - 1)^T . \quad (3.12)$$

A chaque nouvel ensemble d'images, la prédiction du nouveau vecteur d'état x_{k+1} à partir du vecteur courant x_k est réalisée en exploitant les relations géométriques et cinématiques schématisées sur la figure 3.6. La nouvelle position $(o_{x,k+1} \ o_{y,k+1})$ du véhicule est prédite en utilisant l'ancienne position, les angles de lacet ainsi que la vitesse du véhicule fournie par le tachymètre. Les nouveaux angles de lacet $\theta_{l,k+1}$ et $\alpha_{l,k+1}$ sont estimés par un prédicteur du premier ordre à partir de leurs deux valeurs précédentes. Enfin, les positions $m_{l,k+1}$, $l = 0 \cdots N_l - 1$, des nouveaux points du modèle sur le segment de droite générateur de la route sont prédites en utilisant un modèle analytique. Nous décrivons ce point en détail dans le chapitre suivant.

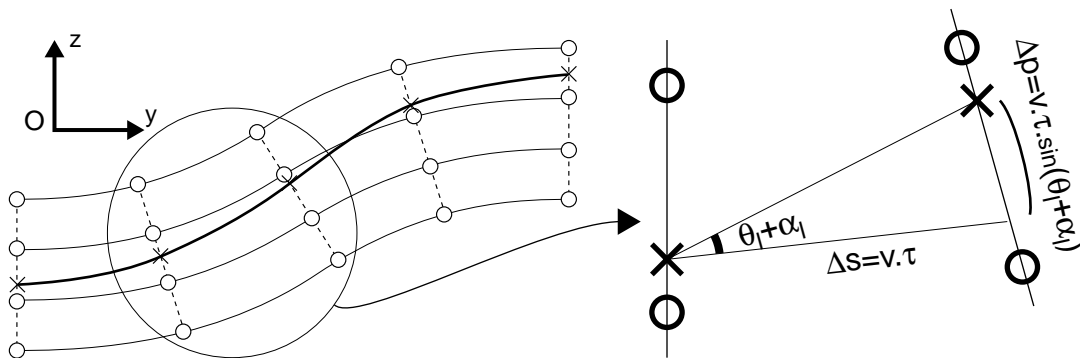


FIG. 3.6 : Relations entre les inconnues du modèle 2D

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le modèle de la route que nous utilisons dans notre application. Nous avons également décrit les transformations géométriques permettant de passer d'un repère fixe aux repères liés aux images issues des caméras de rétrovision. Le modèle de la route, initialement tridimensionnel, a été simplifié afin de permettre la résolution du problème inverse dans le cas particulier d'une route

plane. Dans le chapitre suivant, nous décrivons précisément la méthode itérative permettant de localiser le véhicule tout en mettant à jour un modèle local de la route.

Chapitre 4

Fonction d'évaluation

4.1 Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons vu qu'il est possible de localiser le véhicule sur la route en cherchant à mettre en correspondance le modèle local de la route et plusieurs images de rétrovision. Nous avons vu que l'ego-localisation du véhicule peut être envisagée en tant que problème inverse dont la solution est recherchée en déterminant l'extremum d'une fonction, qualifiée de *fonction d'évaluation*.

Lorsque de nouvelles images de la scène sont disponibles, le système doit assurer deux tâches *a priori* distinctes. Tout d'abord, il doit estimer la nouvelle position du véhicule afin de réutiliser au mieux le modèle de la route déjà disponible. D'autre part, il doit mettre à jour le modèle en ajoutant de nouveaux points. Dans ce chapitre, nous présentons une méthode dans laquelle ces deux tâches sont accomplies simultanément.

Nous décrivons tout d'abord une mesure de la qualité de la correspondance entre le modèle et les images de la route qui est le terme principal intervenant dans la fonction d'évaluation permettant de résoudre le problème inverse. Ensuite, nous montrons qu'il est possible de mettre à jour simultanément le modèle en faisant intervenir des termes de régularisation dans la fonction d'évaluation. Enfin, nous décrivons succinctement la technique utilisée pour déterminer l'extremum de cette fonction.

4.2 Correspondance modèle / images

Si on suppose que les inconnues du problème ont été correctement identifiées, à savoir les paramètres variables des fonctions de projection F^n et les coordonnées des

points $M_k(l, p)$ du modèle, la projection dans une image d'un point du modèle doit être située exactement sur la ligne blanche du marquage au sol qu'il représente. Cette condition doit être satisfaite pour tous les points projetés dans toutes les images. Nous montrons par la suite comment cette constatation permet de définir simplement une fonction, notée $E_a(k)$, dont les paramètres sont toutes les inconnues du problème à l'instant $t = k.\tau$, qui permet de mesurer la qualité de la solution lors de la résolution du problème inverse.

4.2.1 Expression simple de la fonction $E_a(k)$

Nous notons $I^n(P_i)$ le niveau de gris de l'image fournie par la caméra numéro n pour le point P_i de coordonnées (x_i, y_i) . Nous utilisons le terme point, et non le terme pixel, car nous supposons que le niveau de gris est une fonction des deux variables continues x_i et y_i , ceci afin d'éliminer les problèmes liés à la discrétisation spatiale des images. En pratique, le niveau de gris n'étant défini que pour des valeurs entières des coordonnées, on estime le niveau de gris d'un point P_i en appliquant une interpolation bilinéaire ou bicubique sur les niveaux de gris des pixels voisins de ce point. Nous désignons par I_{max} la valeur maximale du niveau de gris, qui dépend habituellement de la précision de la numérisation de l'image. Par exemple, pour une numérisation sur 8 bits, I_{max} vaut normalement 255.

Nous définissons également la fonction indicatrice $\delta^n(P_i)$ qui, en prenant ses valeurs dans le couple $\{0, 1\}$, permet de vérifier que le point P_i du plan image est situé dans le rectangle correspondant à la zone active du capteur d'image :

$$\delta^n(P_i) = \begin{cases} 1 & \text{si } 0 \leq x_i < L_x^n \text{ et } 0 \leq y_i < L_y^n \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} . \quad (4.1)$$

On rappelle que L_x^n et L_y^n désignent les dimensions horizontales et verticales de la zone active du capteur de la caméra numéro n .

Pour construire la fonction d'évaluation, nous supposons que la réflectance d'une ligne blanche est plus élevée que celle de l'asphalte de la chaussée [C44]. En conséquence, si on admet que l'éclairage de la scène est plus ou moins uniforme, l'éclairage reçu par le capteur d'image pour un point correspondant à un marquage au sol

sera plus important que pour un point situé autre part sur la chaussée. Enfin, si le niveau de gris de l'image est une fonction croissante de l'éclairement intégré par le capteur durant la période d'exposition, il prend une valeur plus importante pour une ligne blanche que pour le reste de la chaussée. Cette propriété du niveau de gris des images de la route est représentée sur la figure 4.1.

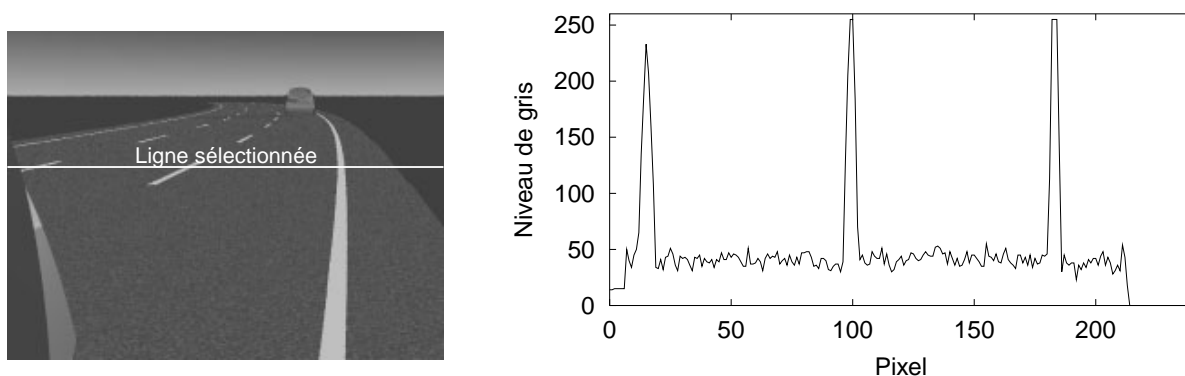


FIG. 4.1 : Propriété de la fonction niveau de gris de la route

Pour évaluer la qualité de la correspondance entre le modèle et l'image fournie par la caméra numéro n , nous projetons tous les points du modèle dans le plan de cette image, puis nous additionnons les valeurs du niveau de gris de tous les points projetés. D'après l'hypothèse énoncée précédemment cette somme prend une valeur maximale lorsque tous les points du modèle sont projetés sur les lignes blanches. En pratique, il ne faut tenir compte que des points qui se projettent dans le rectangle correspondant au capteur d'image, le niveau de gris n'étant pas défini en dehors de cette zone.

La fonction $E_a(k)$ doit permettre de vérifier que les points du modèle se projettent effectivement sur des lignes blanches dans *toutes* les images de la scène. Pour définir une première version très simple de cette fonction, il suffit d'additionner les sommes des niveaux de gris des points projetés dans toutes les images. Plus précisément, si on élimine les points projetés en dehors de la zone active de l'image n en faisant intervenir la fonction indicatrice δ^n , on peut définir la fonction $E_a(k)$ par l'expression suivante :

$$E_a(k) = \frac{\sum_{n=0}^{N_c-1} \sum_{l=0}^{N_l-1} \sum_{p=0}^{N_p-1} \delta^n(F_n(M_k(l, p))) \cdot I_n(F_n(M_k(l, p)))}{I_{max} \cdot \sum_{n=0}^{N_c-1} \sum_{l=0}^{N_l-1} \sum_{p=0}^{N_p-1} \delta^n(F_n(M_k(l, p)))}. \quad (4.2)$$

Le numérateur de cette expression prend une valeur maximale lorsque tous les points du modèle sont projetés sur des lignes blanches dans toutes les images. Le dénominateur est le nombre total de points projetés visibles dans les images qui permet de normaliser la fonction $E_a(k)$ afin que sa valeur soit toujours comprise entre 0 et 1. L'intérêt de cette normalisation sera précisé ultérieurement.

4.2.2 Amélioration de la fonction $E_a(k)$

Comme on peut le voir sur la figure 4.2, la projection dans l'image d'une ligne blanche de largeur constante sur la chaussée n'est pas une ligne de largeur constante. Ceci s'explique par la non linéarité de la projection perspective, qui fait que la taille d'une région de l'image correspondant à un objet dépend des dimensions de cet objet, mais également de sa distance à la caméra. Dans le cas d'une ligne blanche, dont la largeur est normalisée, on peut considérer que la largeur de la ligne visible dans l'image dépend uniquement de la distance entre la caméra et cette ligne.

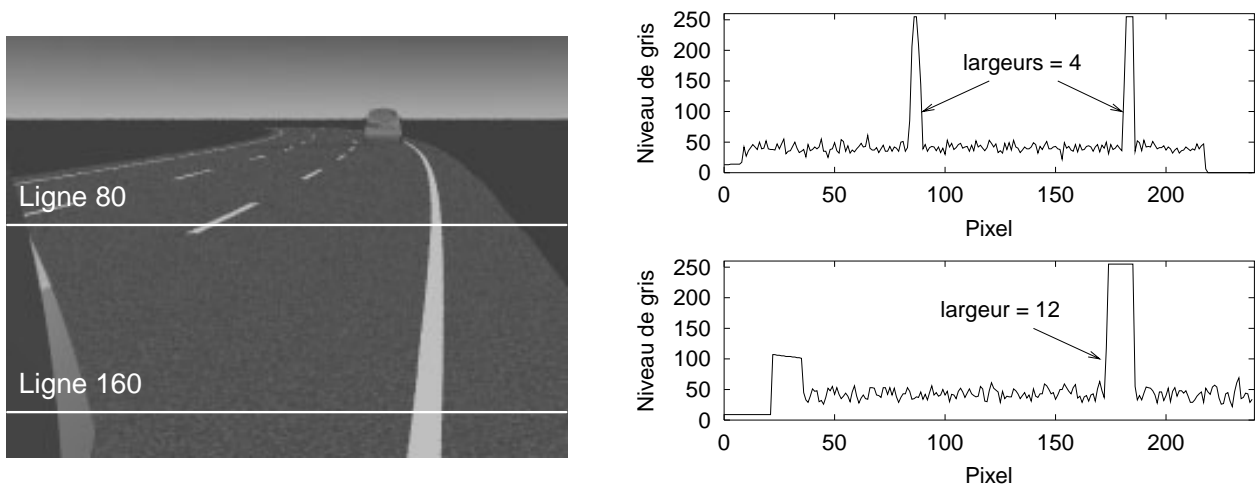


FIG. 4.2 : Largeur variable de l'image d'une ligne blanche

Lorsqu'un point 3D est situé à proximité de la caméra, une faible variation d'une de ses coordonnées peut entraîner une variation importante des coordonnées de sa projection dans l'image. Dans notre cas, cette sensibilité va se manifester principalement pour les points du modèle situés à proximité du véhicule. En d'autres termes, il ne suffit pas de vérifier qu'un point proche se projette *sur* une ligne blanche, il faut mesurer la *position* de sa projection *dans* la ligne blanche.

La fonction $E_a(k)$ définie par l'équation (4.2) permet de vérifier que les points du modèle se projettent sur des lignes blanches, mais elle ne fait pas intervenir les positions des points dans les lignes. Pour tenir compte de ces positions, nous avons choisi de vérifier que la projection s'effectue sur le *milieu* des lignes blanches. De cette façon, nous ne modifions pas la technique de résolution du problème inverse, qui est de rechercher un maximum de $E_a(k)$, mais simplement l'expression de la fonction $E_a(k)$.

Pour faire apparaître un maximum local de la fonction $E_a(k)$ lorsqu'un point se projette au milieu d'une ligne blanche, nous modifions le profil de niveau de gris de l'image. Le profil de niveau de gris $I_{y_i}^n(x_i)$ est la restriction à une seule dimension de la fonction niveau de gris, le long de la ligne horizontale de l'image définie par l'ordonnée y_i du point projeté. Pour modifier le profil, la technique la plus simple consiste à appliquer une opération de convolution linéaire à l'image, calculée sur un segment horizontal centré sur le point projeté :

$$J^n(P_i) = \int_{x_i - W_y}^{x_i + W_y} w_y(x_i - x) \cdot I_{y_i}^n(x) \cdot dx \quad (4.3)$$

L'étendue $2 \cdot W_y$ de la convolution dépend de la largeur de la ligne blanche projetée dans l'image. Cette étendue peut être aisément tabulée, puisqu'elle ne dépend que de la distance entre la portion de ligne blanche et le centre optique de la caméra. La fonction de pondération $w_y(x)$ est choisie de telle sorte que le nouveau profil de niveau de gris soit « lisse » et présente un maximum pour le milieu de la ligne blanche. Le profil est « lisse » si la fonction $J^n(P_i)$ est dérivable au milieu de la ligne blanche, ce qui permet d'obtenir une convergence régulière lors de la recherche d'un maximum de la fonction d'évaluation.

Il suffit de choisir une fonction de pondération $w_y(x)$ continue pour assurer la dérivabilité du profil modifié, maximale en zéro et paire, afin de garantir la présence d'un maximum au milieu des lignes blanches. Nous avons testé plusieurs fonctions de pondération $w_y(x)$ durant les expérimentations, et constaté que son choix n'est pas critique. A titre d'exemple, la figure 4.3 présente le nouveau profil de niveau de gris obtenu avec une fonction de pondération triangulaire.

Un exemple d'image traitée par l'opération de convolution avec cette fonction de pondération triangulaire est présenté sur la figure 4.4. Nous avons également repré-

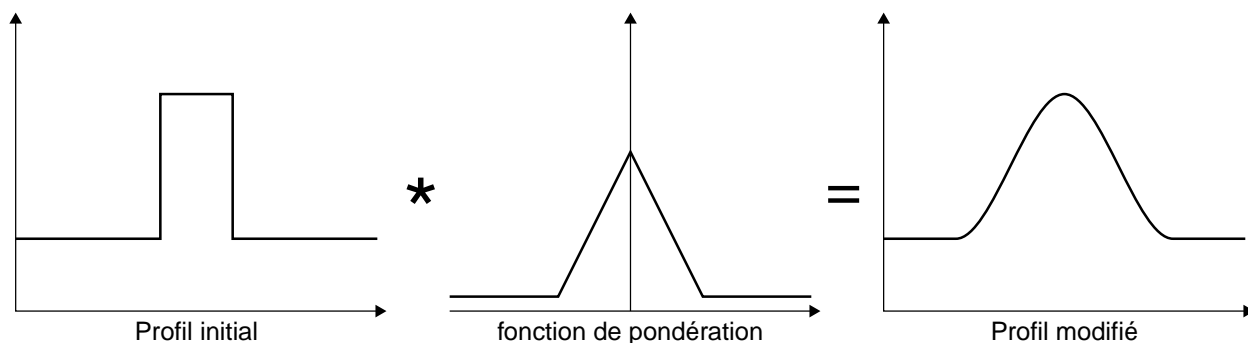


FIG. 4.3 : Modification du profil de niveau de gris par convolution

senté les profils des niveaux de gris des deux lignes qui avaient été sélectionnées dans l'image initiale de la figure 4.2. Pour chaque ligne, l'étendue de la fonction de pondération triangulaire a été choisie égale à la largeur de la ligne blanche. On constate aisément que le profil de niveau de gris dans l'image modifiée présente un maximum unique pour chaque ligne blanche. Visuellement, le pré-traitement apparaît comme un effet de flou de plus en plus important à mesure qu'on se rapproche de la caméra.

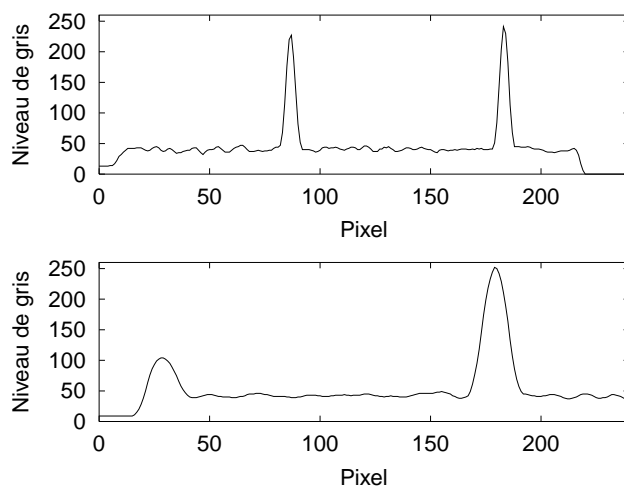
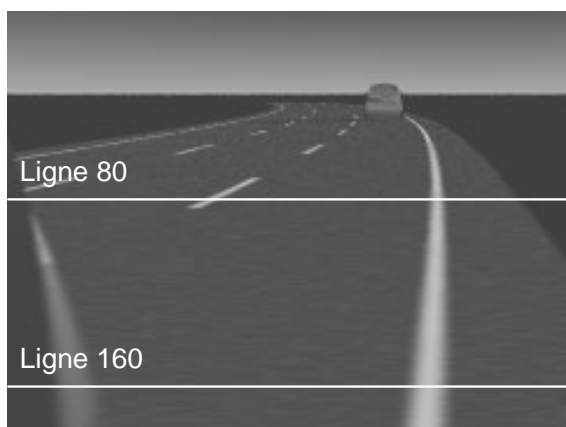


FIG. 4.4 : Profils de niveau de gris dans l'image convoluée

4.2.3 Variations de la fonction $E_a(k)$

Parmi toutes les inconnues regroupées dans le vecteur d'état du système, nous considérons que dans le cas d'une route plane, les deux inconnues principales sont la position et l'orientation du véhicule, c'est à dire $d_{v,k} = -m_{0,k}$ et $\theta_{l,k}$. L'objectif principal de la méthode étant de localiser le véhicule sur la chaussée, il nous faut vérifier que ces deux inconnues principales sont correctement identifiées en maximisant la fonc-

tion $E_a(k)$. Pour ce faire, en utilisant un modèle de la route connu précisément à l'instant k et des images de synthèse de cette route, nous avons représenté les variations de la fonction $E_a(k)$ en fonction de ces deux inconnues principales. Cette expérimentation nous permet de vérifier que la fonction proposée présente un maximum pour les valeurs correctes des deux inconnues et d'étudier ses variations au voisinage du maximum.

Nous avons utilisé des images de synthèse d'une route à trois voies de circulation, de largeurs identiques égales à 3 mètres, qui sont délimitées par quatre lignes blanches de largeurs égales à 14 centimètres. Dans le modèle, chaque ligne blanche est décrite par 10 points espacés d'un mètre dans le sens longitudinal. La scène virtuelle est observée par deux caméras de rétrovision, situées de chaque côté du véhicule. Deux images de synthèse utilisées pour évaluer la fonction $E_a(k)$ sont présentées sur la figure 4.5.

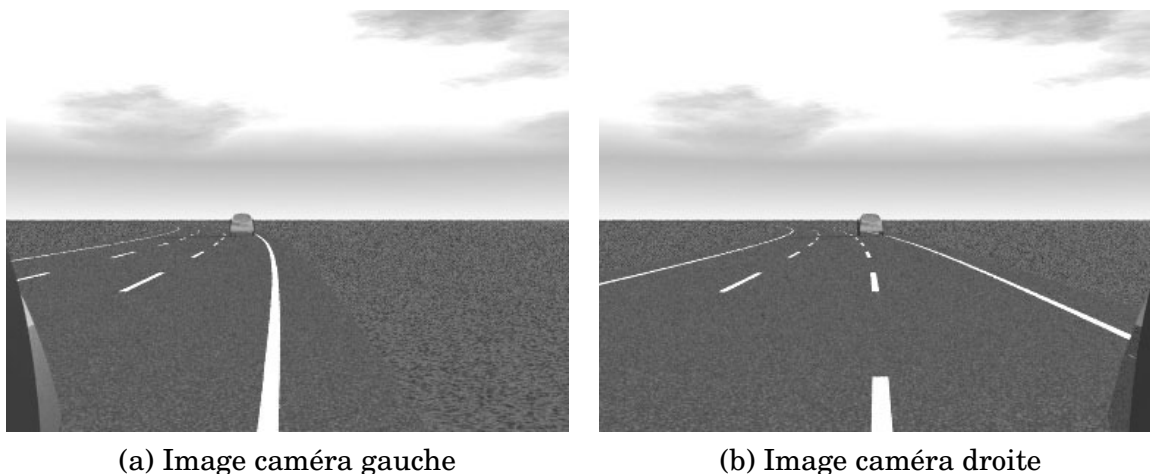


FIG. 4.5 : Images de synthèse d'une route à trois voies

La figure 4.6 présente les variations de $E_a(k)$ en fonction des deux inconnues principales. En théorie, avec la configuration géométrique utilisée pour synthétiser les images, le maximum de $E_a(k)$ devrait correspondre à $d_{v,k} = 1.47m$ et $\alpha_{l,k} = 0.451^\circ$. En pratique, sur la surface représentant la fonction $E_a(k)$, on constate la présence d'un plateau qui reflète les très faibles variations de la fonction au voisinage de son maximum. La présence de ce plateau perturbe la plupart des méthodes numériques de recherche du maximum qui ne convergent pas ou fournissent un résultat très éloigné de la valeur attendue.

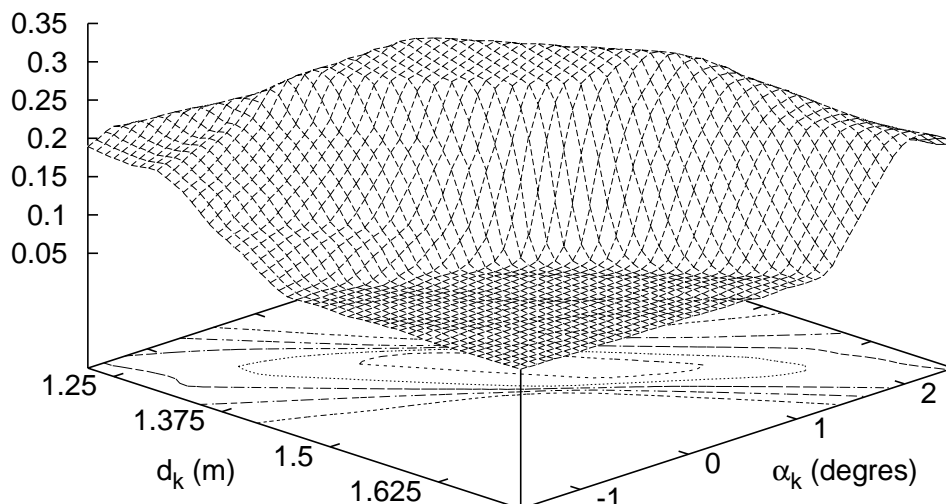


FIG. 4.6 : $E_a(k)$ en fonction des deux inconnues principales

Ce problème est éliminé lorsqu'on utilise des images pré-traitées par une opération de convolution. Pour faciliter la visualisation, nous avons représenté sur la figure 4.7 les restrictions à une seule variable de la fonction $E_a(k)$. Pour les deux courbes, l'angle $\alpha_{l,k}$ est fixé à sa valeur théorique de 0.451° alors que la position $d_{v,k}$ varie.

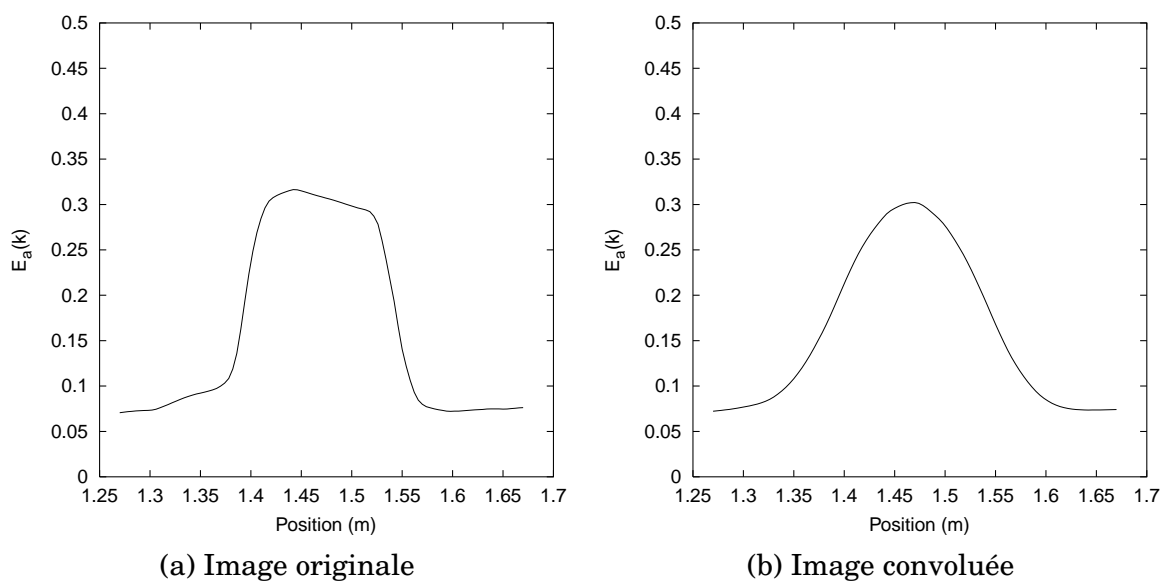


FIG. 4.7 : Restriction de $E_a(k)$ à la seule position $d_{v,k}$, pour $\alpha_{l,k} = 0.541^\circ$

La figure 4.7(a) correspond à la fonction $E_a(k)$ évaluée sur les images initiales, alors que la figure 4.7(b) représente cette fonction évaluée sur les images traitées par une convolution. On constate aisément que le maximum est plus facilement localisable sur la fonction résultant des images pré-traitées. La figure 4.8 présente les

variations de $E_a(k)$ en fonction des deux variables $d_{v,k}$ et $\alpha_{l,k}$ lorsqu'on utilise des images pré-traitées.

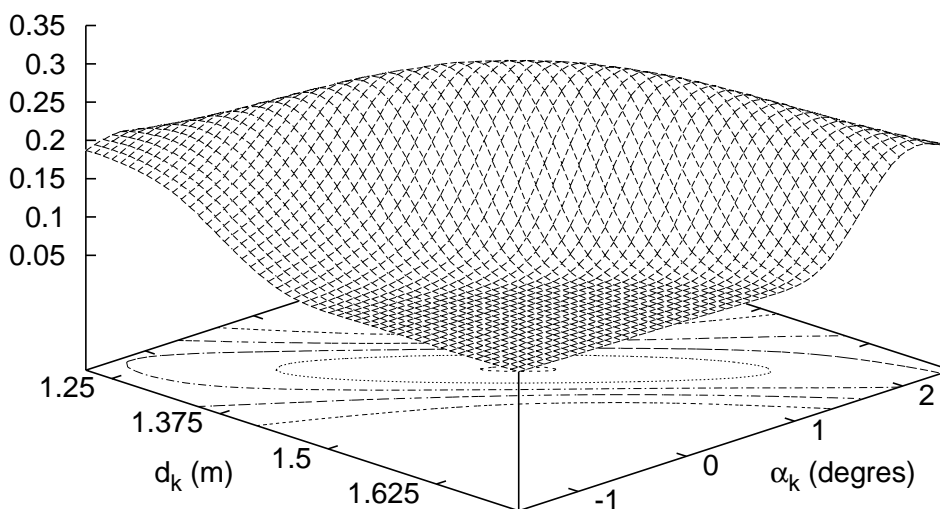


FIG. 4.8 : $E_a(k)$ pour l'image convoluée

Nous avons également calculé les courbes d'iso-valeurs de $E_a(k)$, avec et sans le pré-traitement appliqué aux images. Ces courbes d'iso-valeurs sont représentées sur la figure 4.9. On constate que les courbes d'iso-valeurs de la fonction améliorée sont de forme elliptique, ce qui garantit une bonne convergence des méthodes de recherche du maximum, comme nous le verrons par la suite.

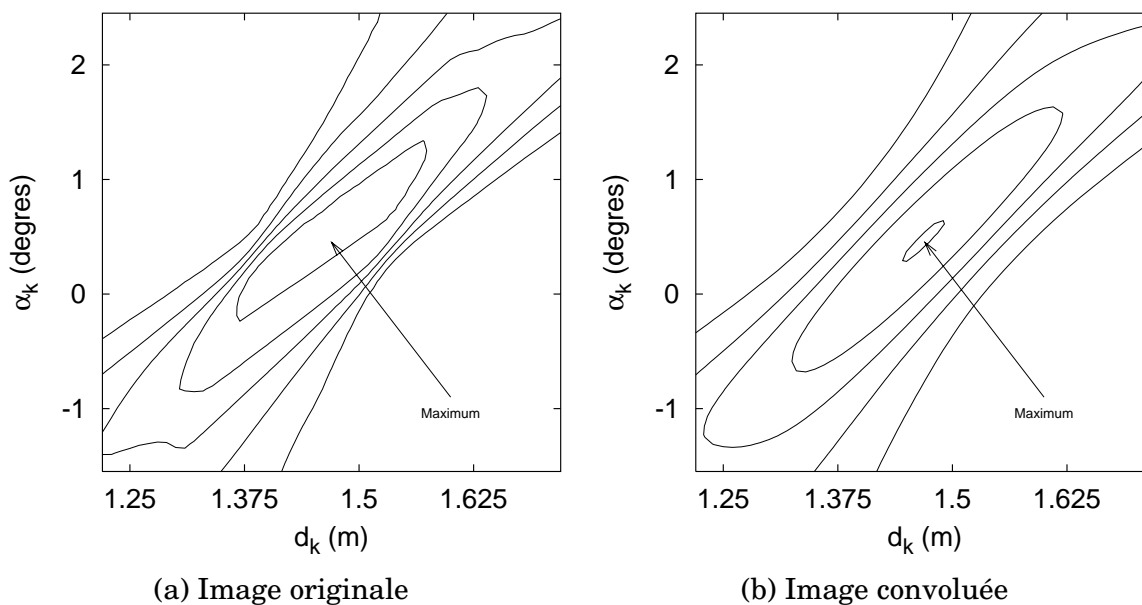


FIG. 4.9 : Courbes d'iso-valeurs de $E_a(k)$

4.3 Mise à jour du modèle

Dans cette partie, nous montrons qu'il est possible de combiner la phase de localisation du véhicule par rapport à la route avec celle de mise à jour du modèle. Plus précisément, nous montrons comment formaliser le problème afin qu'il puisse être résolu en recherchant le maximum d'une fonction unique incluant plusieurs termes.

4.3.1 Résolution conjointe des deux problèmes

La fonction $E_a(k)$ définie précédemment permet de rechercher la meilleure correspondance entre un modèle connu *a priori* et différentes images de la route. Le maximum de cette fonction est atteint lorsque la position estimée du véhicule sur la chaussée correspond à la valeur réelle. Cela permet de résoudre une partie du problème, mais il reste à mettre à jour le modèle lorsqu'on passe à un nouvel ensemble d'images de rétrovision.

La mise à jour du modèle peut naturellement être traitée de façon indépendante, en utilisant une simple méthode de prédiction ou des méthodes plus précises comme le filtrage de Kalman. Le traitement global associé à cette stratégie comporte ainsi deux étapes distinctes exécutées successivement. Le principal inconvénient de cette approche est que modèle mis à jour durant la première étape ne peut plus être remis en question lors de l'étape d'estimation de la position du véhicule. Cette approche séquentielle se heurte inévitablement à des problèmes de convergence lorsque les caractéristiques géométriques de la chaussée changent de façon significative entre deux ensembles successifs d'images, puisque la phase de « prédiction » est dissociée de la phase de « vérification ».

Nous préférons utiliser une méthode dans laquelle la mise à jour du modèle et la mise en correspondance avec les images sont réalisées simultanément. Pour cela, nous ramenons le problème de mise à jour du modèle de la route à la maximisation d'une fonction objectif. Cette fonction, dont les paramètres sont indirectement les coordonnées des nouveaux points ajoutés au modèle, doit atteindre une valeur maximale lorsque le nouveau modèle respecte plusieurs critères de régularité. Cette fonction, combinée à $E_a(k)$, est ensuite maximisée afin de déterminer simultanément le nouveau modèle de la route et la nouvelle position du véhicule. Ce principe est

schématisé sur la figure 4.10.

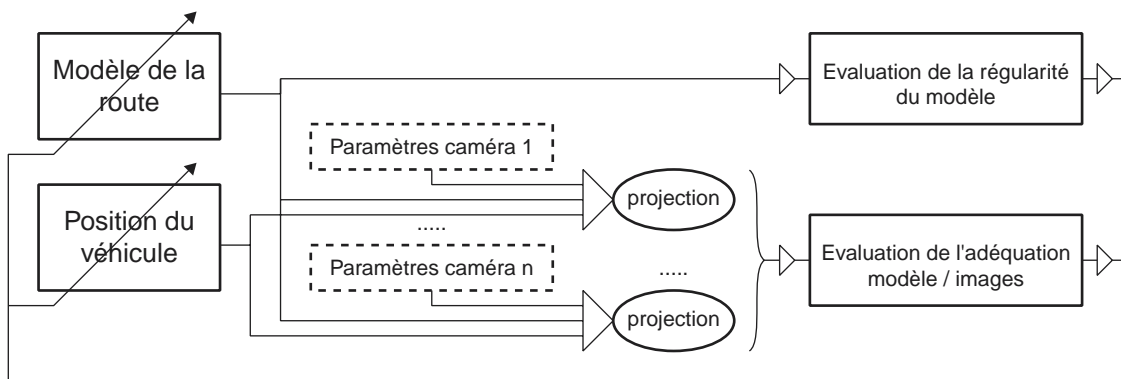


FIG. 4.10 : Résolution conjointe des deux problèmes

Notre approche est similaire aux techniques variationnelles dans lesquelles la solution du problème est recherchée en faisant intervenir plusieurs critères, certains permettant de garantir la *régularité* de la solution, d'autres vérifiant l'*adéquation* de la solution aux données extraites des images. La plus connue des utilisations des techniques variationnelles dans le domaine de l'analyse des images est sans nul doute le modèle de *contours actifs*, introduit initialement par Kass, Witkin et Terzopoulos [A21, A37, A40].

4.3.2 Fonction de mise à jour du modèle

Cette fonction doit permettre de déterminer les points qu'il faut ajouter au modèle afin de décrire au mieux la portion de la chaussée visible sur les nouvelles images. Les nouveaux points doivent satisfaire une contrainte géométrique, à savoir le fait d'être alignés sur un segment de droite définissant la surface de la chaussée. Ensuite, il faut que deux points associés à deux lignes blanches adjacentes soient espacés d'une distance correspondant approximativement à la largeur des voies de circulation. Enfin, il faut que chaque nouveau point associé à une ligne blanche permette de prolonger le modèle de cette dernière de façon « régulière ».

La première contrainte, à savoir l'alignement des nouveaux points, doit être respectée de façon stricte. Il est donc nécessaire de la prendre en compte directement lors de la formulation du problème, afin que toutes les solutions possibles la respectent systématiquement. Cette contrainte a été prise en compte lors de la définition du vecteur d'état (*cf.* paragraphe 3.5.3), puisque chaque nouveau point est repéré par une

seule coordonnée sur une droite unique portant tous les points. Le point définissant la nouvelle position du véhicule sur la chaussée appartient également à cette droite dont l'orientation est définie par deux coordonnées de son vecteur unitaire.

Par contre, les deux autres critères ne sont pas nécessairement respectés de façon stricte par les nouveaux points ajoutés au modèle. Le respect de chaque critère est quantifié grâce à une fonction d'évaluation spécifique qui prend une valeur maximale lorsque ce dernier est parfaitement vérifié. Nous avons ainsi défini deux termes d'évaluation de la régularité du modèle : $E_l(k)$ et $E_p(k)$. Le premier, qualifié de terme d'espacement, permet de vérifier que les nouveaux points du modèle sont séparés d'une distance égale à la largeur d'une voie. Le deuxième, qualifié de terme de prédiction, vérifie que les lignes blanches du marquage au sol sont modélisées par des courbes régulières.

4.3.3 Terme d'espacement $E_l(k)$

Le premier terme d'évaluation de la régularité permet de vérifier que les points ajoutés au modèle, qui devront se projeter au milieu des lignes blanches du marquage au sol, sont séparés deux à deux d'une distance proche de la largeur théorique L_v d'une voie de circulation. $E_l(k)$ est calculé selon l'expression :

$$E_l(k) = \frac{\sum_{p=0}^{N_p-1} \sum_{l=0}^{N_l-2} W_{\lambda_l}(M_k(l, p), M_k(l+1, p))}{N_p \cdot (N_l - 1)}, \quad (4.4)$$

dans laquelle la fonction $W_{\lambda_l}(P, P')$ atteint une valeur maximale, égale à un, lorsque les deux points P et P' sont espacés d'une distance L_v . On peut par exemple utiliser la fonction suivante :

$$W_{\lambda_l}(P, P') = \frac{1}{1 + \lambda_l \cdot (\|\overrightarrow{PP'}\| - L_v)^2}.$$

Le coefficient de pénalisation λ_l permet d'ajuster les variations de $W(P, P')$ aux alentours de son maximum [A40, A37].

On constate aisément que le terme d'espacement $E_l(k)$ défini par l'équation (4.4), prend une valeur maximale égale à un lorsque tous les points du modèle représentant deux lignes blanches adjacentes sont séparés d'une distance L_v .

4.3.4 Terme de prédiction $E_p(k)$

Dans la plupart des approches utilisant une description implicite de la route, les lignes blanches définissant les voies de circulation sont modélisées par des courbes régulières dépendant d'un nombre limité de paramètres. Il peut s'agir de segments de droite, de splines ou d'arcs de clothoïdes. Dans notre méthode, le modèle explicite utilisé pour décrire la surface de la chaussée est beaucoup plus flexible, puisqu'il permet théoriquement de décrire toutes les configurations correspondant à des successions de virages et de lignes droites. Pourtant, cette flexibilité devient un inconvénient lors de la mise à jour du modèle, puisque les nouveaux points peuvent être ajoutés selon une infinité de configurations acceptables. Pour pallier cet inconvénient, nous utilisons une description implicite des lignes du marquage au sol dans l'expression du critère de régularité.

Pour ce faire, nous utilisons tout d'abord une méthode de régression afin d'ajuster une courbe paramétrique $C_l = \{(x_l(s), y_l(s), z_l(s))^T \mid s\}$ sur les N_p points du modèle représentant la ligne blanche numéro l à l'instant $(k-1)\tau$. Le point du modèle « régulier » $\hat{M}_{k-1}(l, p)$ approchant au mieux le point $M_{k-1}(l, p)$ selon cette représentation implicite est défini pour une valeur du paramètre s égale à son indice, soit : $\hat{M}_{k-1}(l, p) = (x_l(p), y_l(p), z_l(p))^T$, $p = 0 \dots N_p - 1$. Pour les exemples présentés dans le chapitre suivant de ce mémoire, nous avons utilisé une régression linéaire du premier ordre.

On passe ensuite à l'instant $k\tau$ en conservant les $N_p - 1$ points du modèle M_{k-1} qui continueront à décrire la ligne blanche, comme nous l'avons indiqué dans l'équation (3.1). Une position initiale $M_k^*(l)$ du point $M_k(l, 0)$, ajouté au modèle afin de prolonger la ligne numéro l , est prédite en utilisant la courbe C_l :

$$M_k^*(l) = (x_l(-1), y_l(-1), z_l(-1))^T .$$

Pour les valeurs entières du paramètre s comprises entre 0 et $N_p - 1$, la courbe C_l décrit l'ensemble des points du modèle régulier $\hat{M}_{k-1}(l, p)$, ce qui explique le choix de la valeur -1 attribuée au paramètre s pour obtenir une prédiction.

Enfin, durant les itérations permettant l'ajustement du modèle et le calcul de la

position du véhicule, nous utilisons le terme de prédiction $E_p(k)$ afin de maintenir les points $M_k(l, 0)$ en cours d'ajustement à proximité du point $M_k^*(l)$ prédit initialement. Plus précisément, le terme de prédiction $E_p(k)$ est défini par l'expression :

$$E_p(k) = \frac{\sum_{i=0}^{N_l-1} W_{\lambda_p}(M_k(l, N_p), M_k^*(l))}{N_l}, \quad (4.5)$$

dans laquelle la fonction $W_{\lambda_p}(P, P')$ passe par un maximum égal à un lorsque les deux points P et P' sont confondus. On peut par exemple utiliser la fonction suivante :

$$W_{\lambda_p}(P, P') = \frac{1}{1 + \lambda_p \cdot \|\overrightarrow{PP'}\|^2},$$

dans laquelle le coefficient λ_p permet d'ajuster les variations à proximité du maximum.

On vérifie aisément que le terme de prédiction $E_p(k)$ prend une valeur maximale égale à un lorsque les points ajoutés au modèle sont confondus avec les points prédits à partir du modèle précédent. Ce terme permet en définitive de garantir la régularité du nouveau modèle dans le sens longitudinal, en conformité avec la description implicite réalisée par les courbes paramétriques C_l , $l = 0 \dots N_l - 1$, ajustées sur les points du modèle précédent.

4.4 Technique de résolution

Nous avons présenté les différents éléments intervenant dans le principe d'ego-localisation, à savoir le modèle discret de la route et la fonction d'évaluation dans laquelle réside l'originalité de notre approche. En pratique, nous avons implanté ce procédé d'ego-localisation du véhicule sous la forme d'un algorithme qui comporte trois étapes.

La première étape est exécutée une seule fois au lancement du processus. Elle permet de définir un modèle initial de la route grâce à une analyse du premier ensemble d'images de rétrovision. Ensuite, à chaque instant d'échantillonnage, le traitement consiste en deux opérations : une prédiction d'un nouveau modèle suivie d'une mise à jour de ce dernier grâce à une fonction d'évaluation.

Lors de la description du terme de prédiction, nous avons présenté la deuxième étape de l'algorithme, à savoir la prédiction d'un nouveau modèle de la route pour chaque nouvel ensemble d'images. Il reste donc à présenter la phase d'initialisation, ainsi que la technique utilisée pour maximiser la fonction d'évaluation.

4.4.1 Initialisation

Afin d'initialiser le processus, on doit constituer un modèle initial qui décrit approximativement la chaussée visible dans le premier ensemble d'images. Pour ce faire, nous détectons les lignes blanches dans chaque image en utilisant la méthode des « pics et vallées » de Lailler décrite dans le chapitre 2. Ensuite, on ajuste sur ces lignes un modèle géométrique implicite à l'aide d'une régression. Enfin, on définit sur chaque ligne un ensemble de points régulièrement espacés qui constituent le modèle explicite initial.

La méthode de Lailler débute par une recherche des maximums et minimums locaux du profil de niveau de gris de plusieurs lignes sélectionnées dans chaque image de la chaussée. Ensuite, en utilisant des règles de sélection portant sur l'amplitude, la position et l'ordre de ces extremums, on détecte les lignes blanches en les distinguant des autres éléments de la scène dont le niveau de gris est également élevé. Nous obtenons à l'issue de ce traitement un ensemble de points situés au milieu de chaque ligne blanche pour différentes lignes des images de rétrovision.

La position dans l'espace 3D des points détectés dans les images est déterminée de façon approchée par une transformation inverse de la projection perspective, déterminée sans équivoque si on suppose que la route est plane. Tous les points issus des différentes images sont triés selon des critères de proximité et d'alignement afin d'être regroupés en plusieurs ensembles correspondant chacun à une ligne blanche distincte.

On ajuste ensuite un modèle géométrique constitué d'une série de cercles concentriques sur ces ensembles de points. Les rayons de ces cercles diffèrent deux à deux d'une valeur égale à la largeur théorique d'une voie de circulation. Ce modèle a été choisi pour sa simplicité et parce qu'il permet de représenter la plupart des configurations de chaussée. La précision du modèle implicite n'est pas un critère de choix

puisque ce modèle n'intervient que durant la phase d'initialisation du processus.

Pour ajuster les cercles, on minimise la somme des distances au carré entre les points d'un ensemble et le cercle qui modélise la ligne blanche correspondante, comme le montre la figure 4.11(a). Enfin, on obtient les points qui constituent le modèle explicite initial de la route en déterminant les intersections des cercles concentriques et d'un ensemble de rayons régulièrement espacés (cf. figure 4.11(b)). Ces points respectent naturellement les conditions d'espacement et de co-linéarité que nous avons imposées dans la définition du modèle explicite.

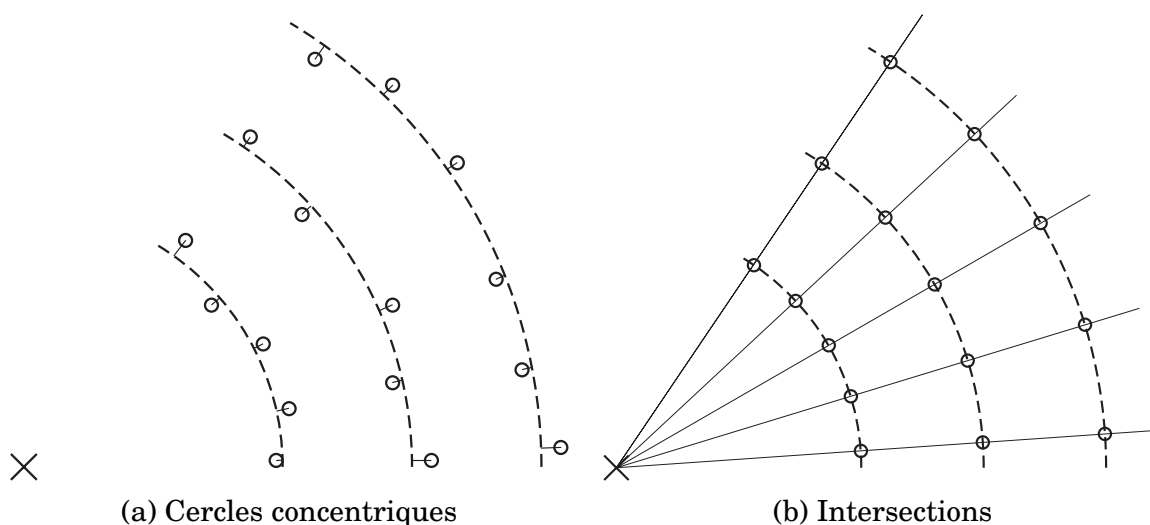


FIG. 4.11 : Définition du modèle explicite initial

4.4.2 Pondération des termes

La technique de résolution du problème inverse que nous utilisons s'apparente aux méthodes d'optimisation multi-objectif. En effet, la solution de ce problème doit maximiser autant que possible *tous* les termes définis auparavant, à savoir la régularité du modèle et l'adéquation de ce dernier aux images. Nous transformons, comme il est courant de le faire, ce problème multi-objectif en un problème à objectif unique en combinant linéairement les trois termes afin de constituer une seule fonction $E(k)$ d'évaluation de la qualité d'une solution :

$$\mathbf{E}(k) = \alpha_l \cdot \mathbf{E}_l(k) + \alpha_p \cdot \mathbf{E}_p(k) + \alpha_a \cdot \mathbf{E}_a(k) . \quad (4.6)$$

Les coefficients α_l , α_p et α_a permettent de régler l'influence de chacun des termes

dans le processus de recherche d'une solution. Naturellement, comme dans toutes les autres applications utilisant cette technique de résolution, le réglage des coefficients de pondération pose un réel problème. Il est très complexe, sinon impossible, de déterminer à l'avance quelle est l'influence de chaque terme sur la qualité de la solution obtenue, ou sur la convergence. Nous verrons dans le chapitre consacré aux expérimentations comment le choix des coefficients de pondération peut avoir des conséquences sur la convergence.

Néanmoins, on peut limiter fortement l'influence de certains paramètres sur la convergence, comme le nombre de points du modèle ou le nombre de lignes du marquage au sol. Il suffit de normaliser à une valeur constante, par exemple à 1, tous les termes de la fonction d'évaluation. De cette façon, les variations de chaque terme sont dues uniquement aux variations des inconnues du vecteur d'état du système.

4.4.3 Maximisation de la fonction d'évaluation

La solution est ensuite recherchée en maximisant la fonction $E(k)$ par rapport aux variables que constituent les inconnues du problème. De nombreuses techniques permettent de rechercher l'extremum d'une fonction de plusieurs variables [L5, L1]. Les méthodes stochastiques, comme les algorithmes génétiques ou le recuit simulé, sont bien adaptées quand on recherche un extremum *absolu* d'une fonction objectif. Dans notre cas, il s'agit de rechercher un maximum *local* de la fonction objectif et nous disposons, grâce à la prédiction, d'une excellente estimation initiale de la position du maximum recherché. Les techniques de maximisation qui utilisent le gradient de la fonction objectif sont parfaitement adaptées à cette situation.

Dans une méthode d'optimisation basée sur le gradient, l'extremum local d'une fonction objectif E , situé au point x de l'espace des solutions, est recherché de façon itérative. A partir d'une estimation initiale x_0 , une relation de récurrence permet de construire une suite d'estimations x_n convergeant vers l'extremum local $x = x_\infty$. Plus précisément, la nouvelle estimation x_n de l'extremum local est déterminée en fonction des estimations précédentes x_i , $0 \leq i < n$, et des gradients $\vec{\nabla} E(x_i)$, $0 \leq i < n$, de la fonction E en ces points. Dans la plupart des méthodes, la nouvelle estimation x_n est déterminée à partir de l'estimation précédente x_{n-1} en franchissant un pas η_n dans

une direction \vec{d}_n de l'espace des solutions :

$$x_n = x_{n-1} + \eta_n \cdot \vec{d}_n . \quad (4.7)$$

Les techniques décrites dans la littérature diffèrent principalement par la façon de déterminer le pas η_n et la direction \vec{d}_n à chaque itération. Différents critères permettent de choisir une méthode, en particulier la rapidité de la convergence ou la complexité algorithmique. La méthode la plus simple, appelée descente du gradient, consiste à fixer le pas η_n de façon arbitraire et à prendre \vec{d}_n dans la direction du gradient. La complexité algorithmique est minimale, mais la convergence est médiocre. À l'opposé, la méthode de Newton nécessite le calcul de l'inverse de la matrice Hessienne de la fonction E à chaque itération. La convergence est excellente mais la complexité algorithmique très élevée.

Dans notre cas, la fonction dont on recherche le maximum est régulière et ses surfaces d'iso-valeurs ont des formes hyper-ellipsoïdales au voisinage de l'extremum local. En effet, pour les termes de régularité de la solution $E_l(k)$ et $E_p(k)$, la continuité dans toutes les directions de l'espace permet d'affirmer qu'ils possèdent cette propriété [L1]. D'autre part, nous avons vérifié expérimentalement que le terme d'adéquation aux images $E_a(k)$ possède également cette propriété, en observant sur de nombreux exemples les lignes d'iso-niveaux en fonction des inconnues principales (cf. figure 4.9).

Cette caractéristique des surfaces d'iso-valeurs garantit une excellente convergence des méthodes de gradient conjugué. Ces techniques, qui réalisent un bon compromis entre la complexité algorithmique et la rapidité de convergence, calculent la direction \vec{d}_n en utilisant les directions des gradients $\vec{\nabla} E(x_i)$, $0 \leq i < n$, pour les estimations précédentes de la solution. Nous utilisons la méthode de Fletcher et Reeves [A14], dans laquelle la direction \vec{d}_n est déterminée en utilisant la relation de récurrence :

$$\vec{d}_n = \vec{\nabla} E(x_{n-1}) - \frac{\vec{\nabla} E(x_{n-1})^T \cdot \vec{\nabla} E(x_{n-1})}{\vec{\nabla} E(x_{n-2})^T \cdot \vec{\nabla} E(x_{n-2})} \cdot \vec{d}_{n-1} . \quad (4.8)$$

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons décrit la méthode de mise en correspondance entre les images de rétrovision et le modèle explicite de route décrit précédemment. Nous avons montré qu'on peut rechercher la solution du problème global, à savoir la mise à jour du modèle et sa mise en correspondance avec les images, en maximisant une fonction d'évaluation comportant plusieurs termes. Un terme d'adéquation aux données évalue la bonne correspondance entre le modèle et les images de la chaussée. Deux termes de régularité permettent d'imposer des contraintes géométriques sur le modèle dans le sens longitudinal (terme de prédiction) et latéral (terme d'espace-ment).

Notre méthode, qui utilise uniquement le niveau de gris des images au voisinage des projections des points du modèle, ne comporte donc pas de phase de segmentation. Cela permet d'éliminer les erreurs de détection ou de localisation des marquages au sol qui apparaissent inévitablement dans toutes les techniques basées sur l'exploitation d'images segmentées. Cependant, l'ajustement des différents coefficients intervenant dans la fonction d'évaluation est un problème crucial que nous n'avons pas réussi à résoudre de façon générale. La difficulté consiste à garantir que le maximum de la fonction reste localisé aux alentours d'une « bonne » solution et que la convergence vers cette solution est assurée.

Chapitre 5

Expérimentations

5.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons quelques résultats concrets permettant de valider la méthode d'ego-localisation d'un véhicule par rétrovision que nous avons décrite. Comme nous l'avons déjà précisé dans le troisième chapitre, toutes les expérimentations ont été menées sur la base de séquences d'images synthétiques. Naturellement, ces quelques simulations ne sauraient se substituer aux expérimentations en conditions réelles qui devront avoir lieu ultérieurement. Pour mener à bien ces essais en situation réelle, il nous faudra disposer d'un véhicule équipé d'au moins deux caméras de rétrovision synchronisées et d'un tachymètre.

En contrepartie, les images de synthèse permettent de simuler des situations de conduite qu'il serait difficile de reconstituer dans le cadre d'une expérimentation réelle. Par exemple, on sait que la plupart des algorithmes de vision sont perturbés par la présence d'ombres ou de reflets dans les images. Obtenir un reflet à un endroit spécifique d'une image durant une expérimentation peut s'avérer très complexe, sinon impossible vu le nombre de facteurs qu'il faut contrôler simultanément. Par contre, c'est extrêmement simple dans le cas d'une séquence d'images de synthèse puisqu'il suffit de positionner judicieusement dans la scène une source lumineuse qui va créer le reflet.

Dans le cas particulier de l'ego-localisation d'un véhicule par analyse d'images, la simulation à partir d'une scène synthétique présente un deuxième avantage. Puisque les images sont calculées à partir d'un modèle géométrique de la scène qu'on visualise, on connaît les dimensions exactes de tous les objets visibles dans les images. On

peut ainsi comparer le modèle de la chaussée reconstitué avec celui qui a servi à synthétiser les images. On dispose de cette manière d'une « réalité terrain » qui serait difficilement accessible dans le cadre d'une expérimentation réelle.

Nous débutons ce chapitre par une présentation des résultats de localisation et de reconstruction du modèle de la chaussée dans une situation de conduite idéale, les images étant bien contrastées et le marquage au sol parfaitement visible. Par la suite, nous vérifions l'efficacité de la méthode sur des images qui correspondent à des situations de conduite moins favorables, à savoir la conduite de nuit et la conduite par temps de brouillard. Nous évaluons enfin l'influence des coefficients de pondération des termes de la fonction d'évaluation sur la convergence de l'algorithme qui recherche son maximum.

5.2 Situation idéale

Dans cette première simulation, nous présentons les résultats obtenus à l'aide de la méthode d'ego-localisation par rétrovision dans une situation idéale. Nous décrivons tout d'abord la configuration et les techniques qui nous ont permis de synthétiser les séquences d'images de stéréovision. Ensuite, nous présentons les résultats de l'analyse de ces séquences d'images synthétiques, à savoir la reconstruction du modèle de la chaussée et la mesure de la position latérale du véhicule à partir des images.

5.2.1 Séquences d'images synthétiques

Pour synthétiser les images de la scène routière, nous utilisons le logiciel POV-Ray (Persistence Of Vision). Ce logiciel exploite la technique bien connue du lancer de rayon (ray tracing) pour calculer le rendu d'une scène artificielle décrite par un ensemble de surfaces et de sources lumineuses. Avec POV-Ray, les objets peuvent être constitués d'un assemblage de polygones ou de combinaisons de surfaces gauches qui permettent d'obtenir un rendu très réaliste. Chaque élément de surface est caractérisé par des propriétés optiques standard comme sa couleur, sa réflectance ou encore sa luminosité lorsqu'il se comporte comme une source de lumière.

La scène que nous décrivons dans POV-Ray comporte une chaussée constituée de segments polygonaux contenus dans un plan. Un segment de chaussée est lui-même constitué d'une alternance de bandes grises et blanches correspondant respectivement à l'asphalte et à la peinture du marquage au sol, comme on peut le voir sur la figure 5.1(a). La chaussée est construite en assemblant une succession de segments le long d'une courbe génératrice (cf. figure 5.1(b)). Ce principe est le même que celui qui définit le modèle explicite que nous utilisons afin de décrire le contenu des images. Le marquage au sol discontinu est créé en utilisant judicieusement des segments dotés ou non de lignes blanches centrales.

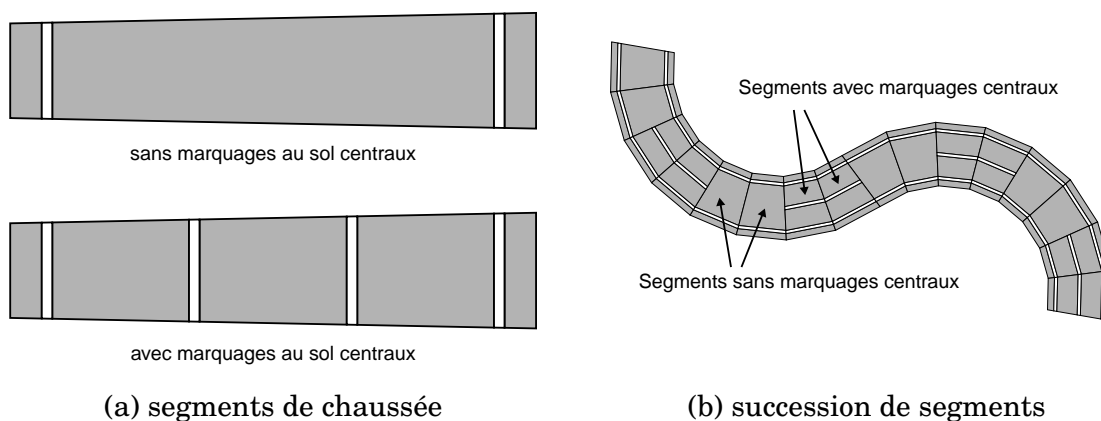
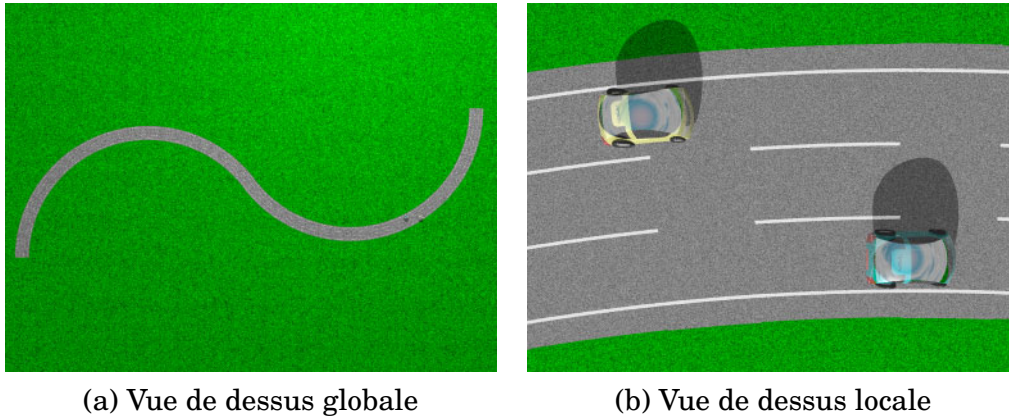


FIG. 5.1 : Synthèse de la chaussée par segments

Dans la séquence synthétisée pour cet exemple, la chaussée comporte trois voies de circulation séparées par des lignes blanches discontinues. La largeur d'une voie est égale à 3 mètres, celle d'une ligne blanche du marquage au sol est de 14 centimètres. Deux lignes blanches continues délimitent les bords de la chaussée. La portion de route comporte deux virages, le premier étant orienté vers la droite et le second vers la gauche, comme on peut le voir sur la vue de dessus de la figure 5.2(a). Ces deux virages ont des rayons de courbure de 100 mètres.

Deux véhicules se déplacent sur cette portion de route, comme le montre la vue de dessus locale de la figure 5.2(b). Le véhicule équipé des caméras de rétrovision circule sur la voie de gauche au début de la séquence, il passe ensuite progressivement sur la voie centrale puis il revient sur la voie de gauche. Il avance à une vitesse constante de 90 kilomètres à l'heure, ce qui correspond à un déplacement d'un mètre



(a) Vue de dessus globale

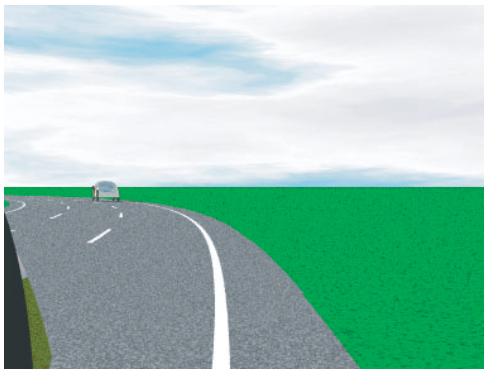
(b) Vue de dessus locale

FIG. 5.2 : Vues de dessus de la scène routière synthétique

entre deux images successives acquises à la cadence vidéo de 25 images par seconde. Le deuxième véhicule passe progressivement de la voie de gauche à la voie centrale durant la séquence. Il roule à une vitesse constante de 99 kilomètres à l'heure. Les positions initiales sur la chaussée ont été déterminées de telle sorte que le deuxième véhicule dépasse le véhicule équipé des caméras vers la fin de la séquence.

Deux caméras de rétrovision sont installées de part et d'autre du véhicule virtuel. Leurs axes optiques sont parallèles et séparés d'un entraxe de trois mètres. Elles sont disposées au niveau des rétroviseurs extérieurs à une hauteur de un mètre par rapport à la chaussée. Les images, qui comportent 288 lignes de 384 pixels, sont obtenues en simulant des caméras disposant de capteurs d'un demi pouce et dotées d'objectifs de distance focale égale à 15 mm. La séquence comporte 400 couples d'images dont quelques unes sont présentées sur la figure 5.3.

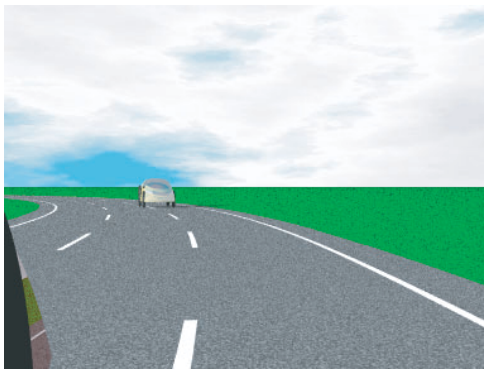
Cette configuration comportant deux véhicules a été choisie afin de vérifier le comportement de la méthode d'ego-localisation en présence des ombres créées sur la chaussée. En outre, dans certaines images, le deuxième véhicule occulte une partie du marquage au sol. Les ombres sont clairement visibles sur la vue de dessus de la figure 5.2(b) et sur la plupart des images de la figure 5.3. On constate également qu'une grande partie des marquages au sol est occultée dans les images des figures 5.3(g) et 5.3(h). En réglant la position de la source lumineuse principale qui simule le soleil, on peut également faire apparaître des reflets brillants sur les surfaces très réfléchissantes des carrosseries des véhicules.



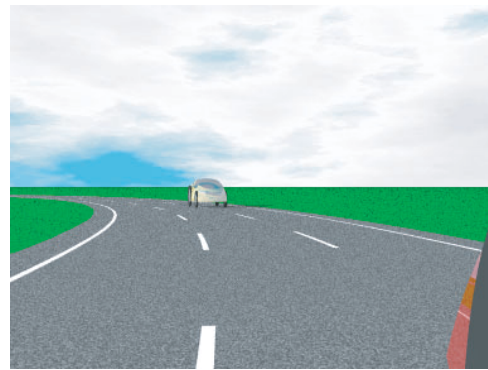
(a) caméra gauche, image 11



(b) caméra droite, image 11



(c) caméra gauche, image 160



(d) caméra droite, image 160



(e) caméra gauche, image 240



(f) caméra droite, image 240



(g) caméra gauche, image 380



(h) caméra droite, image 380

FIG. 5.3 : Images de la séquence synthétique de rétrovision

5.2.2 Résultats du traitement

Pour reconstituer la géométrie de la chaussée à partir de cette séquence d'images synthétiques, nous utilisons un modèle discret de la chaussée comportant 4 lignes de 10 points. Ce modèle est initialisé sur le premier couple d'images de la séquence en utilisant la technique des pics et vallées décrite dans le paragraphe 4.4.1. Pour chaque couple d'images, 4 nouveaux points sont ajoutés au modèle en utilisant une prédiction du premier ordre. La technique consiste à déterminer la droite qui passe au plus près de tous les points décrivant une ligne du marquage au sol, puis à ajouter au modèle un point situé sur cette droite.

Pour chaque nouveau couple d'images, nous prédisons également les autres composantes du vecteur d'état en utilisant une méthode du premier ordre. Le maximum de la fonction d'évaluation est ensuite recherché à partir de cette estimation initiale en suivant la direction du gradient conjugué. Dans cette première expérimentation, les coefficients de pondération des termes de la fonction d'évaluation ont été fixés manuellement afin d'obtenir une bonne reconstruction de la chaussée. Pour ce faire, les valeurs des trois coefficients α_l , α_p et α_a ont été fixées respectivement à 0.01, 0.1 et 0.89.

Sur les images de la figure 5.4, nous avons représenté les projections dans les plans image des points du modèle local de la chaussée. On constate que les points se projettent correctement sur le milieu des lignes blanches du marquage au sol quand ces dernières sont présentes. Certains points se projettent sur une zone de l'image correspondant à une interruption de la ligne blanche ou à une partie du deuxième véhicule circulant sur la chaussée. On constate alors l'efficacité des termes de régularisation qui permettent de placer malgré tout les points du modèle dans le prolongement des lignes du marquage au sol.

La figure 5.5 présente le résultat de la reconstruction du modèle de la chaussée et la trajectoire du véhicule estimée à partir des images synthétiques. Les quatre lignes du marquage au sol sont obtenues en replaçant dans un même repère tous les points des modèles locaux successifs. La trajectoire du véhicule est reconstruite en reportant sur chaque segment générateur de la chaussée l'estimation de la position latérale du véhicule.

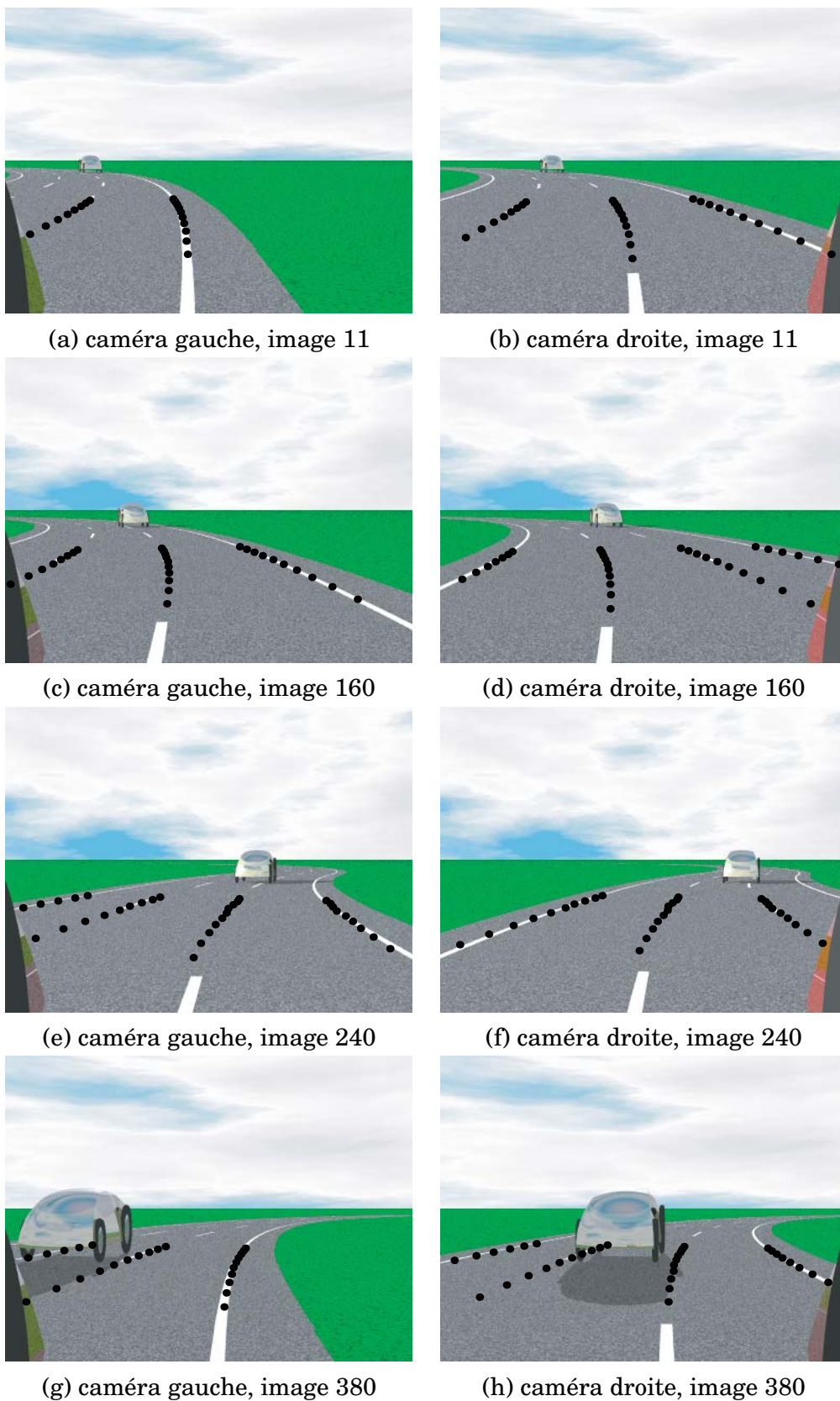


FIG. 5.4 : Projection du modèle de la chaussée dans les images de la séquence

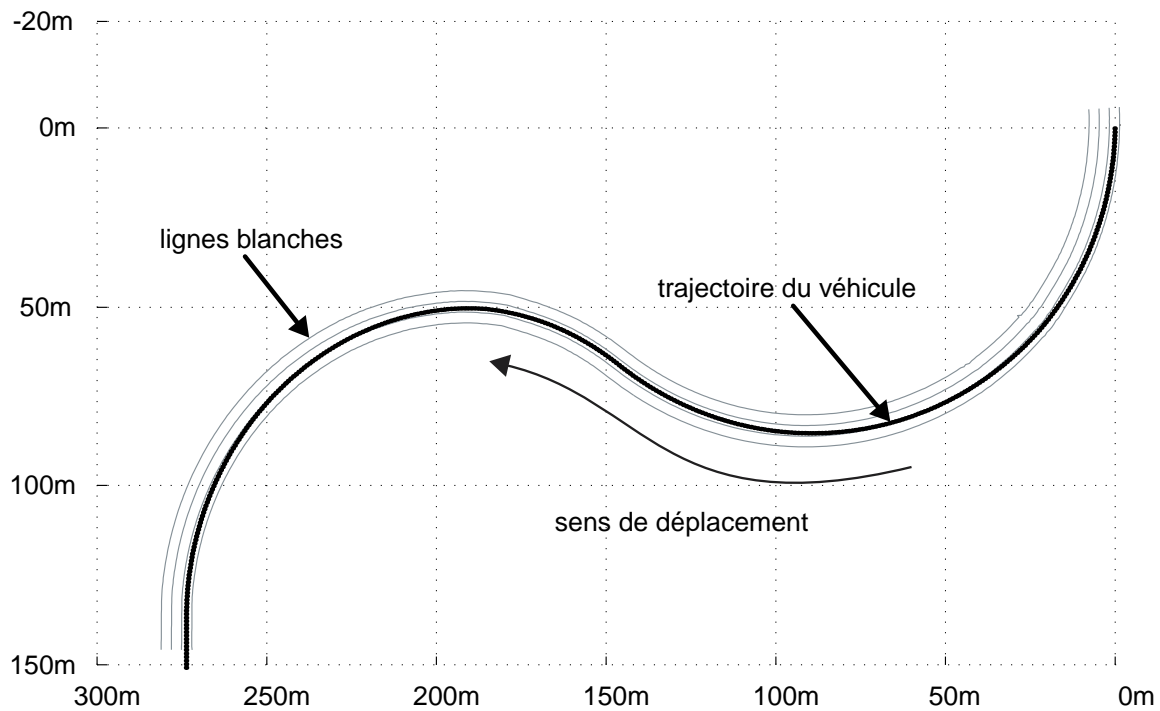


FIG. 5.5 : Modèle de chaussée reconstruite et trajectoire du véhicule

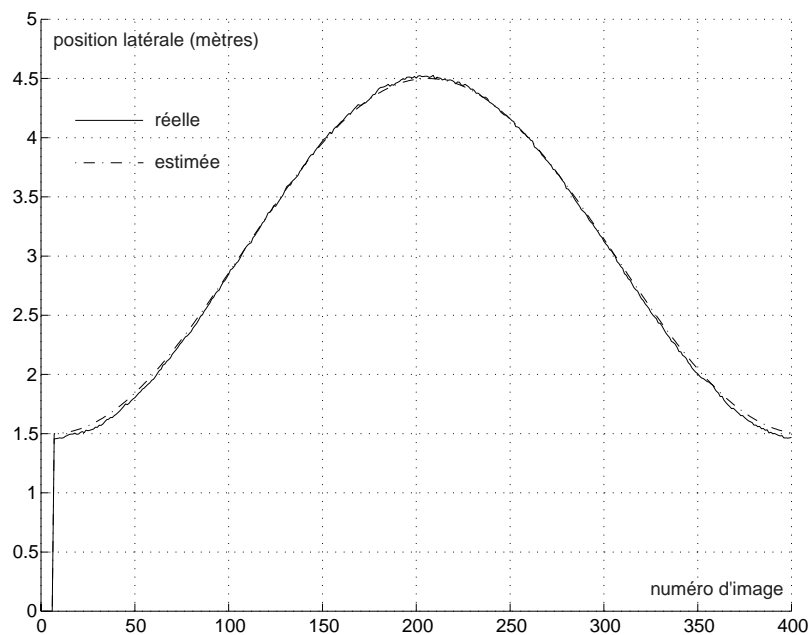


FIG. 5.6 : Comparaison des positions latérales réelle et estimée

Enfin, les courbes présentées sur la figure 5.6 permettent d'estimer la précision obtenue sur la position latérale du véhicule. La courbe en trait mixte fin représente l'évolution durant la séquence d'images de la position latérale exacte du véhicule par rapport au milieu de la ligne du marquage au sol délimitant le bord gauche de la

chaussée. Cette courbe représente en fait la sinusoïde utilisée dans POV-Ray pour générer une variation graduelle de la position latérale du véhicule. La courbe en trait plein représente la position latérale estimée à partir des images de la séquence. On constate que la position estimée est très proche de la position latérale réelle.

5.2.3 Commentaires sur les résultats

Le modèle global de la chaussée est reconstruit de façon itérative par adjonction de nouveaux points pour chaque couple d'images de rétrovision. Par conséquent, les erreurs de modélisation apparaissant à chaque itération se cumulent, ce qui entraîne une imprécision assez importante du modèle quand on arrive à la fin de la séquence d'images. Sur l'exemple précédent, l'erreur entre les positions finale exacte et estimée du véhicule est d'environ 32 mètres. La distance entre les positions initiale et finale exactes étant de 336 mètres, la valeur relative de l'erreur de position globale est de 9.5% pour les 400 images de la séquence. Dans une application dont l'objectif serait de reconstruire précisément le modèle de la chaussée, il conviendrait de corriger cette erreur cumulée par l'intermédiaire d'autres mesures de position absolue plus précises, fournies par exemple par un système GPS.

Par contre, la position latérale du véhicule est estimée à l'aide des informations contenues dans le modèle local de la chaussée. Les erreurs ne se cumulant pas, cette estimation de la position latérale est très précise. Sur la séquence précédente, l'erreur maximale de position est d'environ 10 centimètres, ce qui correspond à une erreur relative de 3.5% par rapport à la largeur d'une voie de circulation. Nous allons voir que cette erreur est plus faible dans le cas d'une chaussée dont le rayon de courbure est plus important.

Dans la scène synthétique utilisée, les deux virages ont des rayons de courbure de 100 mètres. Cette forte courbure entraîne des erreurs de prédiction non négligeables lorsqu'on utilise un modèle implicite du premier ordre pour ajouter les nouveaux points au modèle. Ces erreurs de prédiction sont normalement rectifiées par les itérations de recherche du maximum de la fonction d'évaluation. Parfois, cette correction est peu efficace quand le marquage au sol n'apparaît pas distinctement dans le couple d'images de rétrovision, parce qu'il est partiellement occulté ou que les lignes

sont discontinues. Ce phénomène apparaît clairement sur les images (e) et (f) de la figure 5.4, où on constate que les points projetés dans les images ne sont pas situés exactement dans le prolongement des lignes blanches.

Le phénomène est naturellement moins sensible quand on exploite les images d'une scène dans laquelle le rayon de courbure est plus important. Sur une chaussée de type autoroutier, le rayon de courbure des voies de circulation est rarement inférieur à 500 mètres. Pour évaluer l'influence du rayon de courbure de la chaussée sur la précision de l'estimation de la position latérale, nous avons synthétisé une autre séquence d'images pour une scène comportant un seul virage dont le rayon de courbure est de 500 mètres. Quelques images de cette séquence sont présentées sur la figure 5.7.

Sur la figure 5.8, nous avons représenté les projections dans chacune des images des points du modèle reconstruit. Dans les images où le marquage au sol est peu apparent, par exemple sur les figures (c), (d), (e) et (f), on constate que les projections des points sont cette fois situées dans le prolongement des lignes du marquage au sol. La rayon de courbure étant plus important, l'erreur de prédiction plus faible est facilement corrigée par les itérations de maximisation de la fonction d'évaluation.

La figure 5.9 présente le modèle global de la route reconstruit à partir des 200 premières images de la scène. L'erreur sur la position absolue du véhicule est de 4 mètres pour une distance totale de 199 mètres entre les positions initiale et finale exactes. L'erreur relative est maintenant de 2%.

L'erreur commise sur la position latérale du véhicule est déterminée en comparant les positions latérales exacte et estimée du véhicule. Les courbes décrivant les variations de ces deux valeurs sont présentées sur la figure 5.10. Dans ce nouvel exemple, l'erreur maximale est ramenée à 4 centimètres, ce qui correspond à une valeur relative de 1.3% de la largeur d'une voie de circulation.

5.3 Situations plus complexes

Dans cette partie, nous présentons les résultats obtenus par la méthode d'ego-localisation sur des images plus difficiles à interpréter. Nous observons l'influence sur la qualité des mesures d'une dégradation importante du contraste des images,

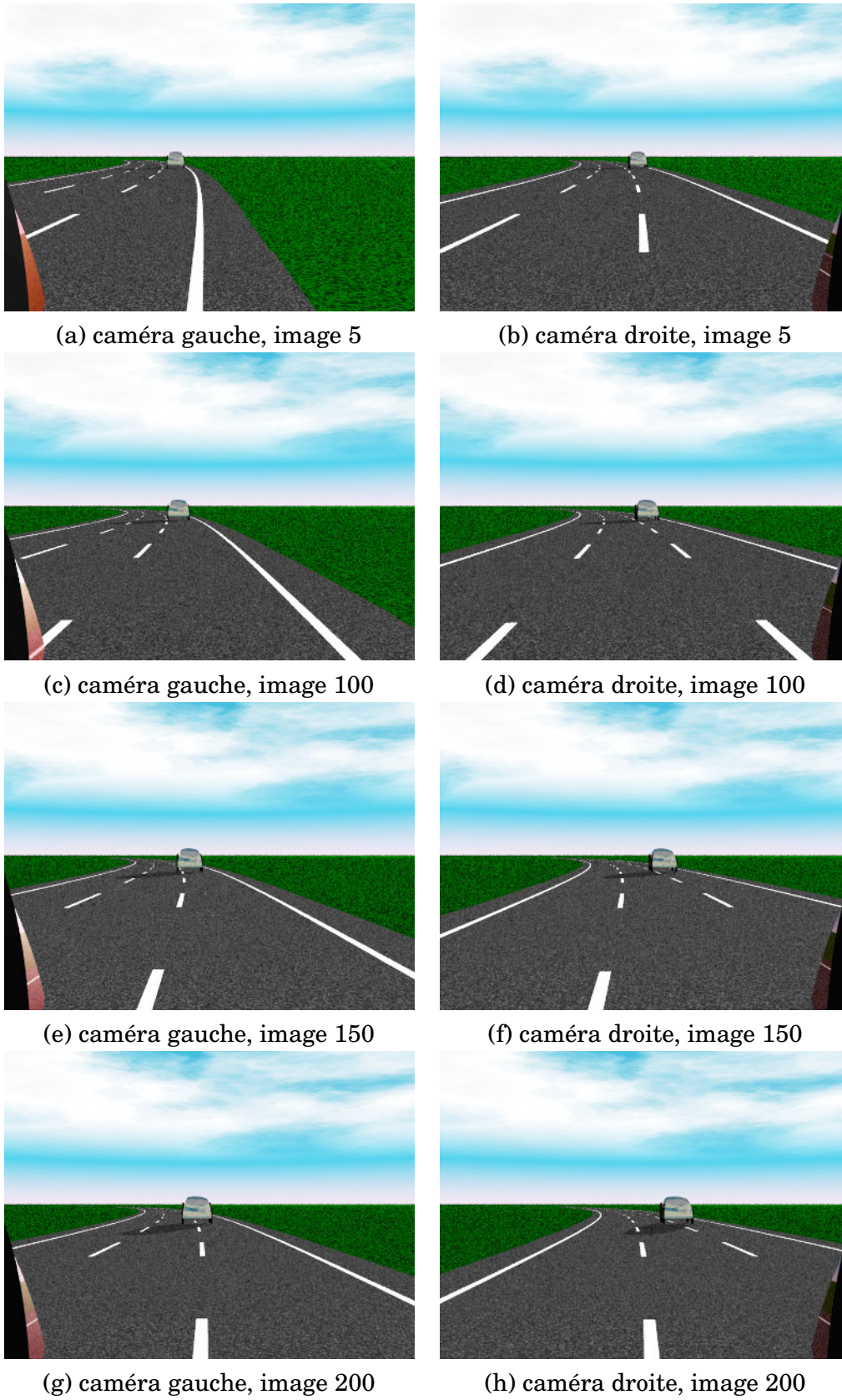


FIG. 5.7 : Images de la séquence synthétique pour un rayon de courbure de 500 mètres

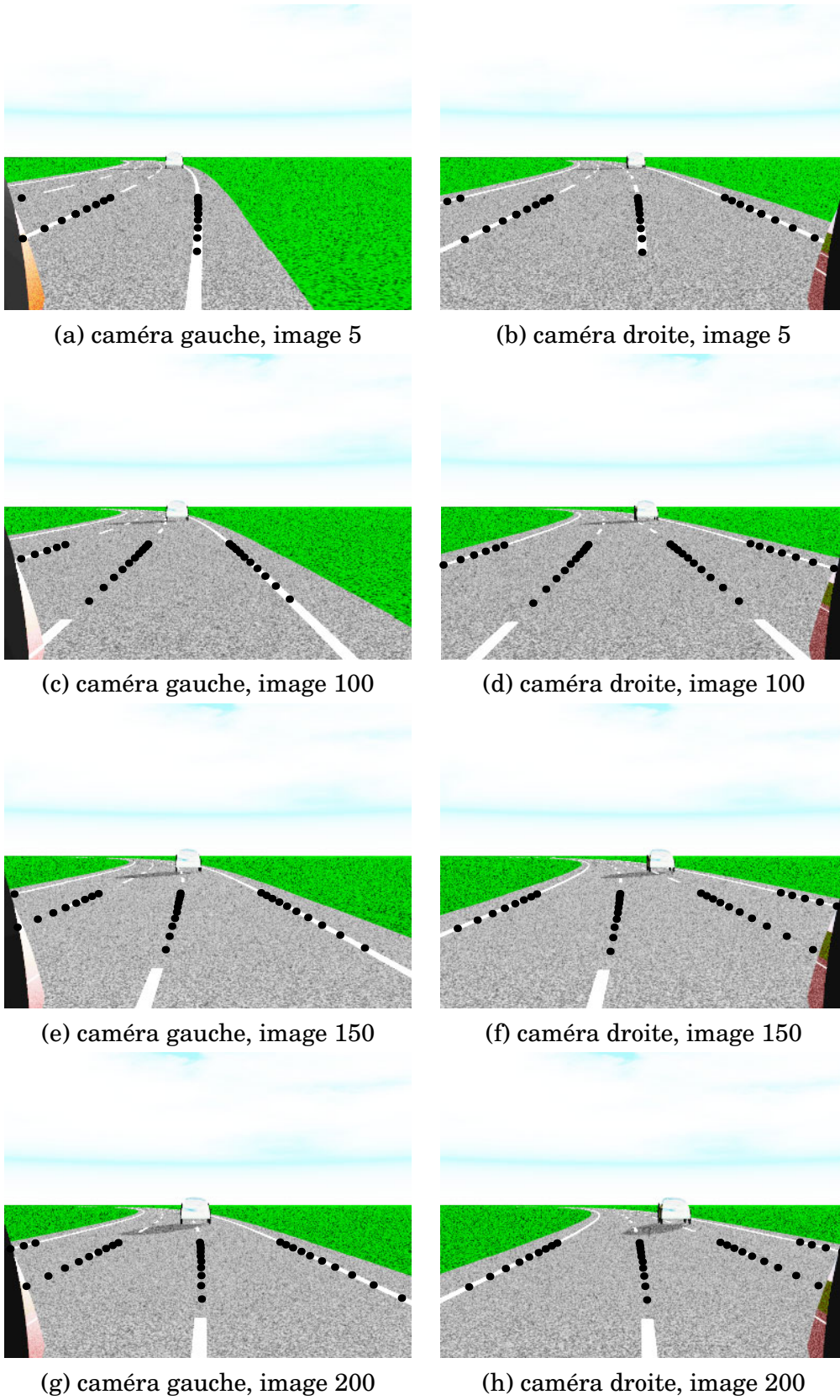


FIG. 5.8 : Projection du modèle de la chaussée dans les images de la figure 5.7

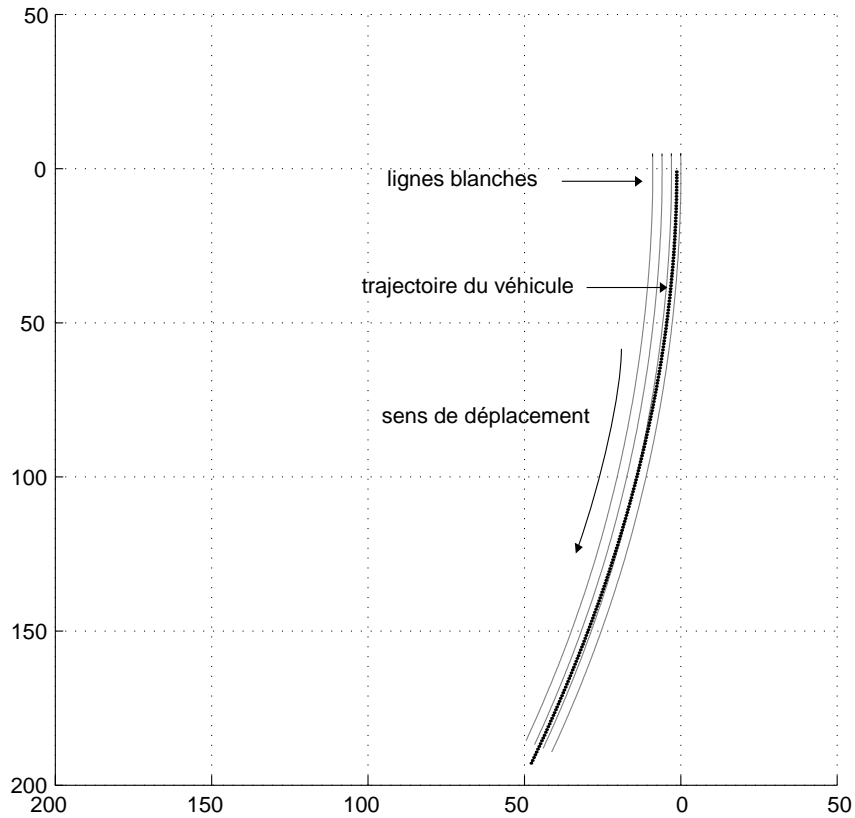


FIG. 5.9 : Modèle de chaussée reconstruit et trajectoire du véhicule (rayon de courbure : 500 mètres)

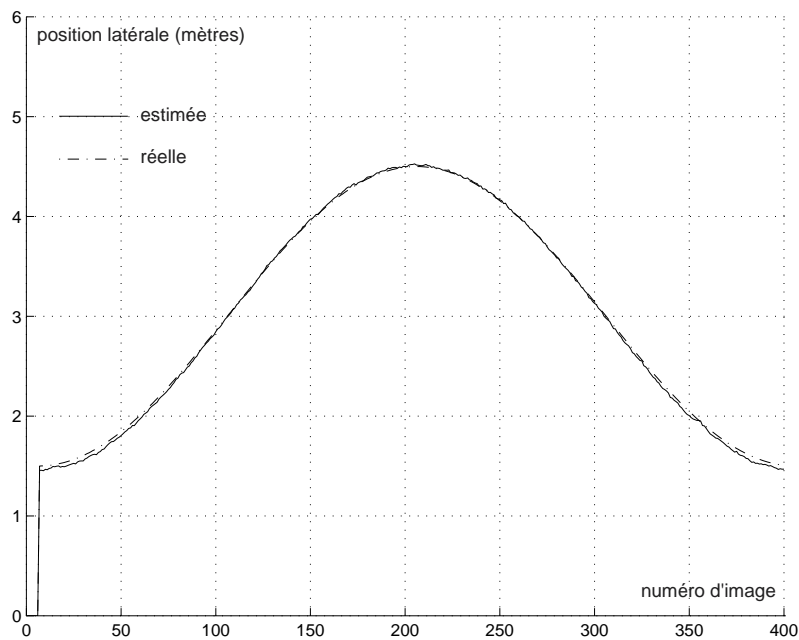


FIG. 5.10 : Positions latérales réelle et estimée (rayon de courbure : 500 mètres)

comme cela se produit par temps de brouillard ou durant la nuit.

5.3.1 Temps de brouillard

Par temps de brouillard, l'air est chargé de fines gouttelettes d'eau qui diffusent les rayons lumineux qui les rencontrent. Cela entraîne l'apparition d'un phénomène de flou dans les images, les limites des objets devenant plus difficile à distinguer. Cet effet de flou, qu'il ne faut pas confondre avec le flou de défocalisation d'un système optique, est d'autant plus prononcé que l'objet considéré est loin de la caméra. En effet, plus un objet est éloigné de la caméra, plus un rayon lumineux issu de sa surface risque de traverser une gouttelette d'eau et d'être diffusé. Le fond de la scène, situé à une grande distance, apparaît dans l'image comme une zone d'intensité uniforme.

Différentes méthodes plus ou moins complexes peuvent être utilisées afin de simuler dans des images synthétiques l'effet de flou créé par du brouillard. Dans POV-Ray, nous avons utilisé la technique la plus simple qui consiste à modifier la saturation et l'intensité du rayon lumineux qui atteint la caméra en fonction de la distance qu'il a parcouru depuis sa dernière réflexion sur une surface. Les rayons issus d'un élément de surface distant de la caméra prennent ainsi la « couleur » du brouillard plutôt que celle de l'objet initial. Le rendu obtenu par cette méthode est très réaliste, comme on peut le voir sur la figure 5.11.

Le faible contraste, bien visible sur les images de la figure 5.11, a une influence déterminante sur le terme d'adéquation à l'image. Ce terme, qui dépend des variations du niveau de gris des pixels correspondant aux projections dans l'image des points du modèle, présente un maximum peu marqué lorsque l'image est faiblement contrastée. Cela est clairement visible sur la figure 5.12, où nous avons tracé à des fins de comparaison l'évolution du terme d'adéquation $E_a(k)$, considéré comme une fonction de la seule position $d_{v,k}$ du véhicule, pour une ligne d'une image standard (a) et pour la même ligne dans l'image synthétisée en simulant du brouillard (b). Les fonctions présentent un maximum pour la même position, mais dans l'image de brouillard ce maximum sera plus difficile à mettre en évidence car il est moins prononcé.

Quand on utilise les mêmes paramètres que pour les séquences standard, le processus itératif de maximisation de la fonction d'évaluation diverge au bout de quelques images, comme on peut le voir sur les résultats de la figure 5.13.

Pour obtenir une convergence de la méthode, il faut diminuer le nombre de points

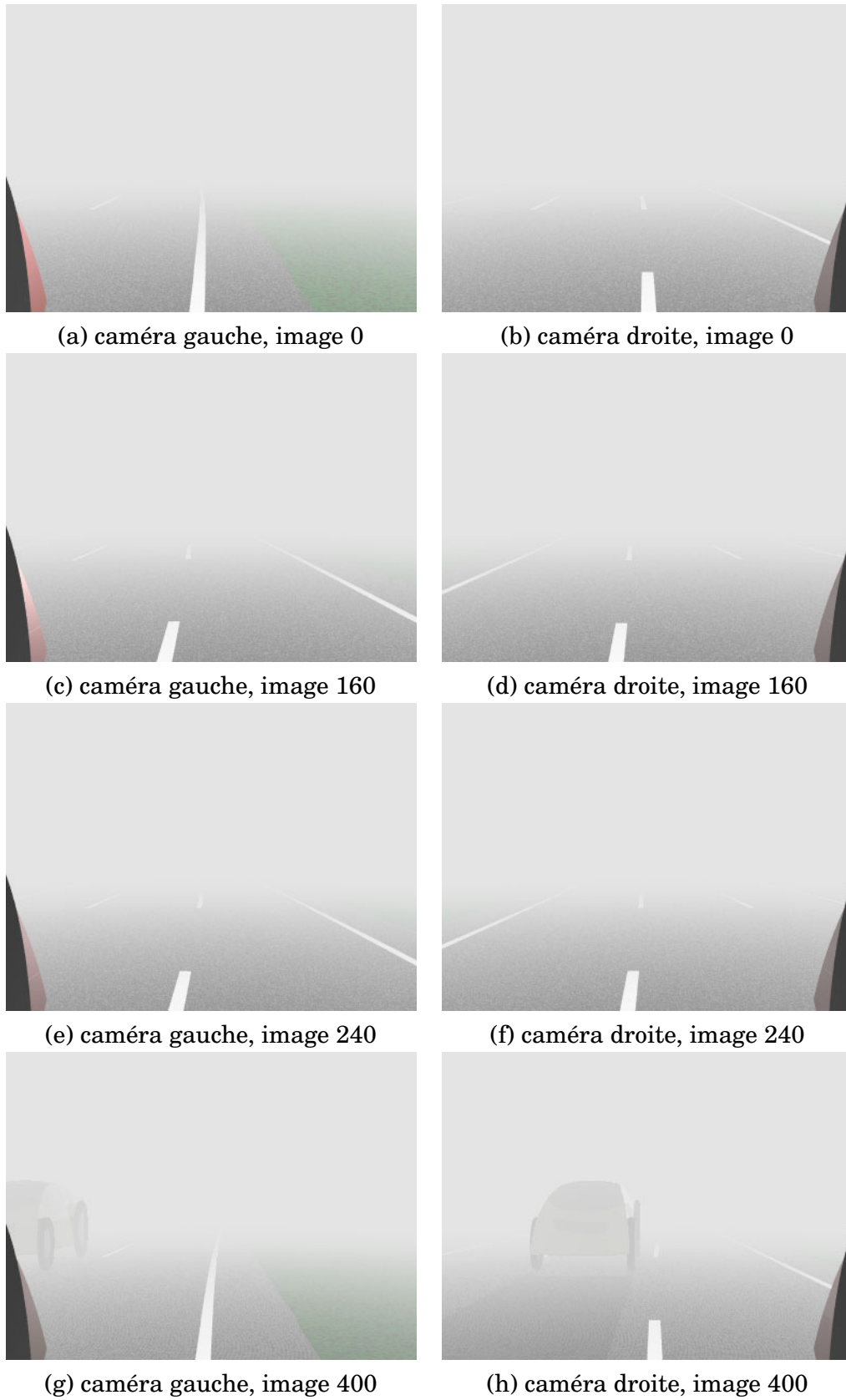


FIG. 5.11 : Images de la séquence synthétique simulant un temps de brouillard

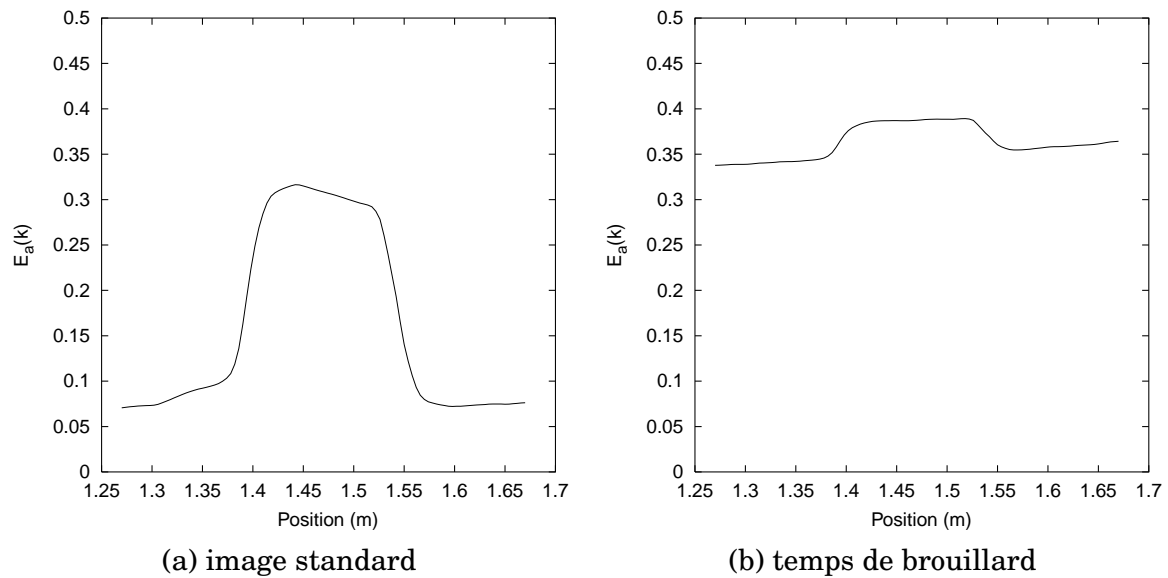


FIG. 5.12 : Variations du terme d'adéquation $E_a(k)$ en fonction de la position latérale $d_{v,k}$

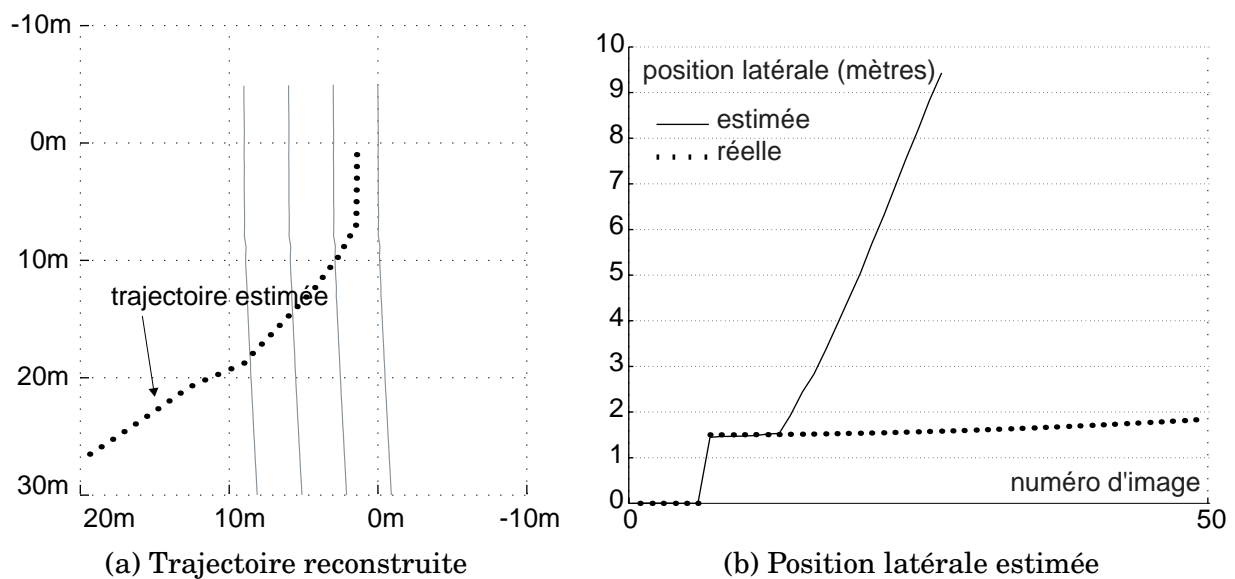


FIG. 5.13 : Divergence de la procédure de modélisation de la chaussée

utilisés dans le modèle pour décrire une ligne blanche du marquage au sol. En effet, à cause du brouillard, le contraste d'une région de l'image est d'autant plus faible qu'elle correspond à une zone de la chaussée éloignée du véhicule. Il est inutile de tenter de décrire la structure de la chaussée en utilisant les informations extraites de ces zones peu contrastées. Pour les images de la séquence présentée sur la figure 5.11, nous avons pu obtenir une bonne stabilité de la méthode en décrivant les lignes blanches à

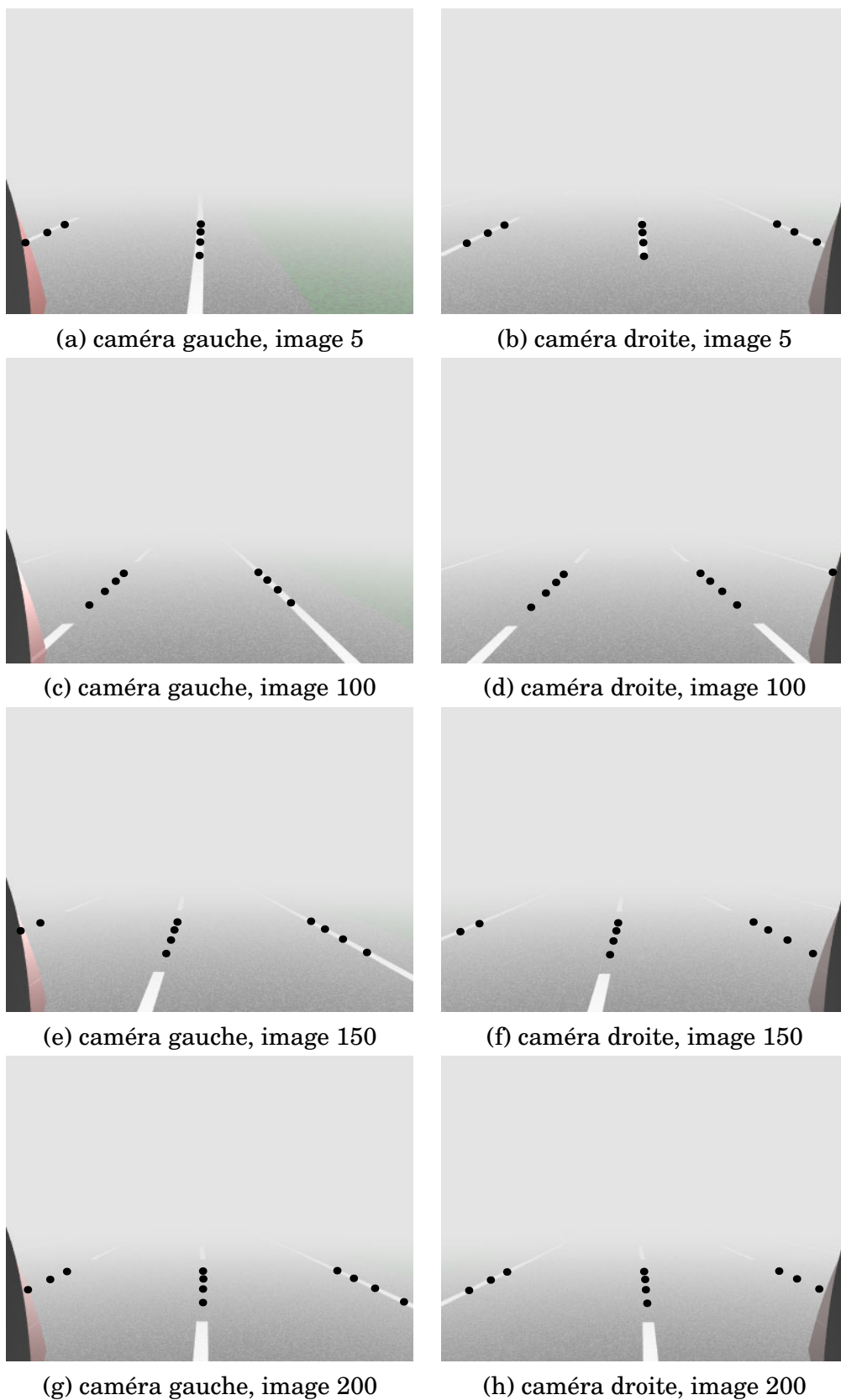


FIG. 5.14 : Projection du modèle dans les images par temps de brouillard

l'aide d'uniquement 4 points au lieu de 10, comme dans les simulations précédentes avec une bonne visibilité. Les projections dans les images des points du modèle reconstitué sont présentées sur la figure 5.14.

La figure 5.15 présente le modèle global reconstruit à l'aide des 200 premières images de la séquence simulant un temps de brouillard. En comparant cette reconstruction avec celle présentée sur la figure 5.9, on constate que la courbure de la chaussée est largement sous-estimée. Les quelques points représentant chaque ligne blanche dans le modèle local de la chaussée ne permettent pas de décrire précisément la courbure de cette dernière. L'erreur globale de position est d'environ 10% de la distance séparant les deux extrémités de la trajectoire. Le comportement de la procédure est proche de celui d'un conducteur. En effet, par temps de brouillard, un conducteur qui ne peut observer que la zone de la chaussée située à proximité de son véhicule ne peut pas non plus estimer à l'avance la courbure des voies de circulation.

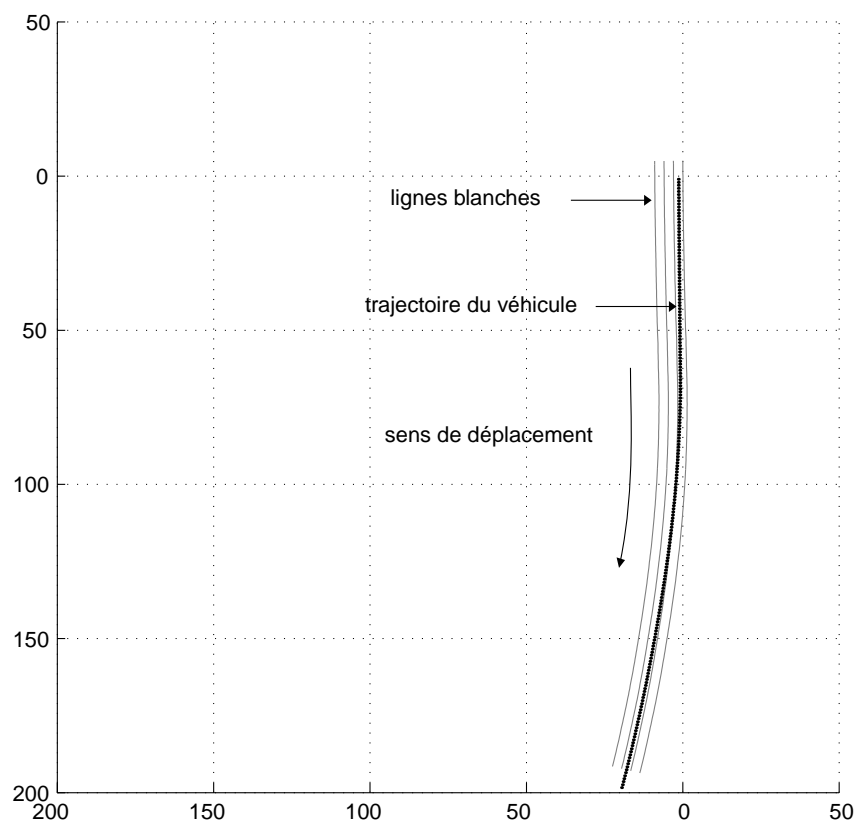


FIG. 5.15 : Modèle de chaussée reconstruit par temps de brouillard

Par contre, la position latérale du véhicule par rapport au bord de la chaussée est estimée avec une précision équivalente à celle obtenue lorsque la visibilité est bonne.

Sur la figure 5.16, nous représentons les courbes décrivant les positions latérales exacte et estimée du véhicule pour les 400 images de la séquence. Il est difficile de distinguer une différence entre ces courbes et celles de la figure 5.10. L'erreur maximale de est de 10 cm, ce qui correspond à 3% de la largeur d'une voie.

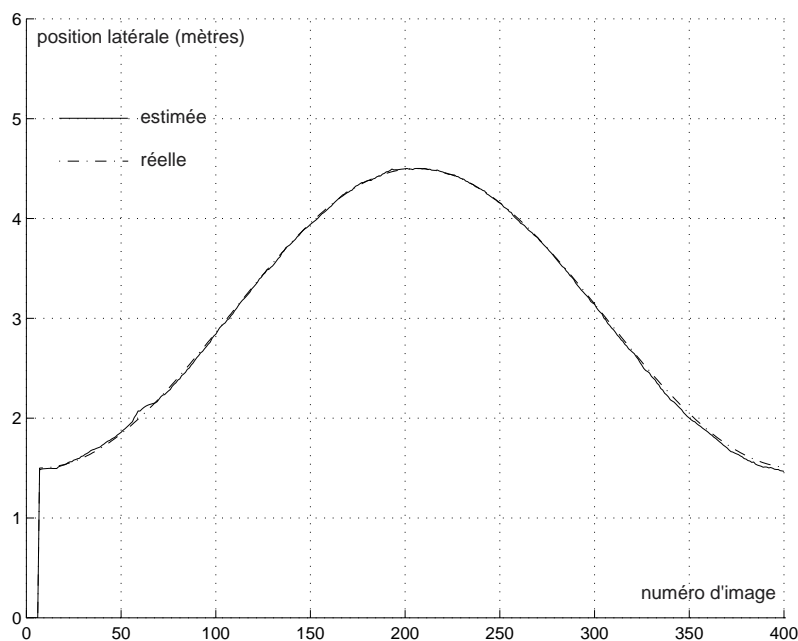


FIG. 5.16 : Positions latérales réelle et estimée par temps de brouillard

5.3.2 Rétrovision de nuit

Dans cette autre expérimentation, nous essayons la méthode d'ego-localisation sur une séquence d'images de rétrovision synthétisées à partir d'une scène simulant la conduite de nuit. En théorie, le contraste des images d'une scène nocturne est identique à celui des images de la même scène de jour puisque seule la luminosité globale de la scène est modifiée. En pratique, la luminosité ambiante naturelle étant trop faible durant la nuit, on a recours à des éclairages artificiels installés sur les véhicules et sur l'infrastructure routière. De ce fait, il est très difficile de synthétiser des images réalistes d'une scène routière sans faire de suppositions concernant ces sources de lumière.

Nous nous sommes placés dans un cas très défavorable en supposant que la seule source d'éclairage illuminant la chaussée située derrière le véhicule est constituée par les feux arrière de ce dernier. Les images synthétisées dans cette situation étant très

sombres, nous n'avons pas jugé utile de les présenter sur une figure dont la clarté serait limitée par la faible dynamique de niveaux de gris pouvant être représentée sur un support papier. La chaussée décrite dans la scène synthétique est identique à celle utilisée pour les séquences précédentes.

On peut se rendre compte des difficultés rencontrées lors de l'utilisation de ces images grâce à la figure 5.17 qui permet de comparer les variations du terme d'adéquation $E_a(k)$, fonction de la position $d_{v,k}$ du véhicule, pour une ligne d'une image avec une bonne visibilité (a) et pour la même ligne dans l'image synthétisée en simulant la conduite nocturne (b). Comme dans le cas du brouillard, les fonctions présentent un maximum pour la même position latérale du véhicule. Néanmoins, ce maximum sera plus difficile à mettre en évidence dans les images acquises de nuit.

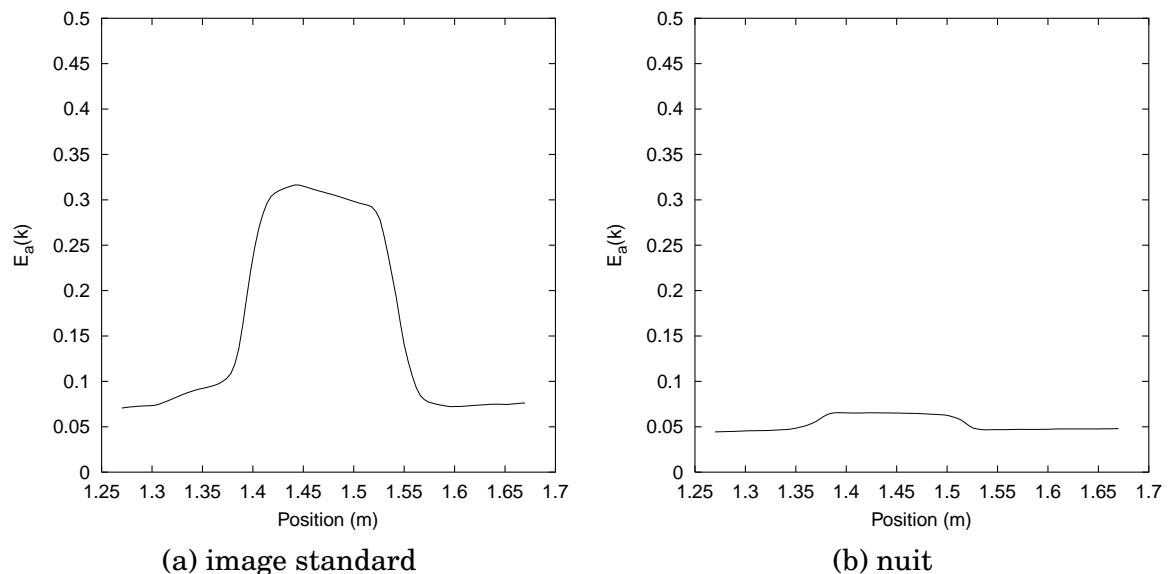


FIG. 5.17 : Variations du terme d'adéquation $E_a(k)$ en fonction de la position latérale $d_{v,k}$

Si on utilise 10 points pour représenter chaque ligne du marquage au sol, la méthode itérative de recherche du maximum de la fonction d'évaluation diverge après avoir traité quelques images de la séquence. Avec ce nombre élevé de points dans le modèle, le maximum local de la fonction $E_a(k)$ est très difficile à détecter. En effet, la valeur atteinte par $E_a(k)$ pour ce maximum est très proche des valeurs pour les positions voisines vu la faible luminosité des images. D'autre part, la contribution dans le terme $E_a(k)$ des points du modèle situés à une distance importante du véhicule

est négligeable puisque le maximum de niveau de gris sur la ligne correspondante de l'image est atteint pour un seul pixel.

Nous avons obtenu la convergence de la méthode itérative pour toutes les images de la séquence en limitant à 7 le nombre de points décrivant une ligne dans le modèle. Les projections des points du modèle reconstitué dans certaines images de la séquence d'images de synthèse sont représentées sur la figure 5.18. Pour améliorer la lisibilité de cette figure, les images sont représentées en négatif. On constate que le modèle décrit fidèlement la portion du marquage au sol situé à proximité du véhicule.

Le modèle global reconstruit à partir des 200 premières images de rétrovision est présenté sur la figure 5.19. Le nombre limité de points ne permet pas d'obtenir une reconstruction aussi précise que pour les images diurnes. Comme dans le cas du brouillard, la courbure de la chaussée est sous-estimée. L'erreur globale de position correspond à environ 7% de la longueur de la trajectoire exacte suivie par le véhicule durant les 200 images.

La position latérale du véhicule est estimée avec une précision similaire à celle obtenue sur des images diurnes. La figure 5.20 présente les variations des positions latérales estimée et exacte du véhicule. L'erreur maximale de position est également d'environ 10 cm, soit 3% de la largeur d'une voie.

5.3.3 Conclusion

La simulation de situations de conduite correspondant à des conditions particulières d'éclairage de la scène nous ont permis de mettre en évidence des propriétés intéressantes de notre approche. La précision de la reconstruction d'un modèle global de la chaussée est directement liée au nombre de points décrivant chaque ligne blanche dans le modèle local de cette dernière. Le nombre de points est déterminé afin qu'il permette d'assurer la convergence de la recherche itérative d'un maximum de la fonction d'évaluation.

Par contre, la précision de l'estimation de la position latérale du véhicule ne dépend pas du nombre de points intervenant dans le modèle local décrivant la chaussée. En pratique, la position latérale peut être déterminée de façon efficace en utilisant un modèle comportant uniquement quelques points représentant le marquage au sol si-

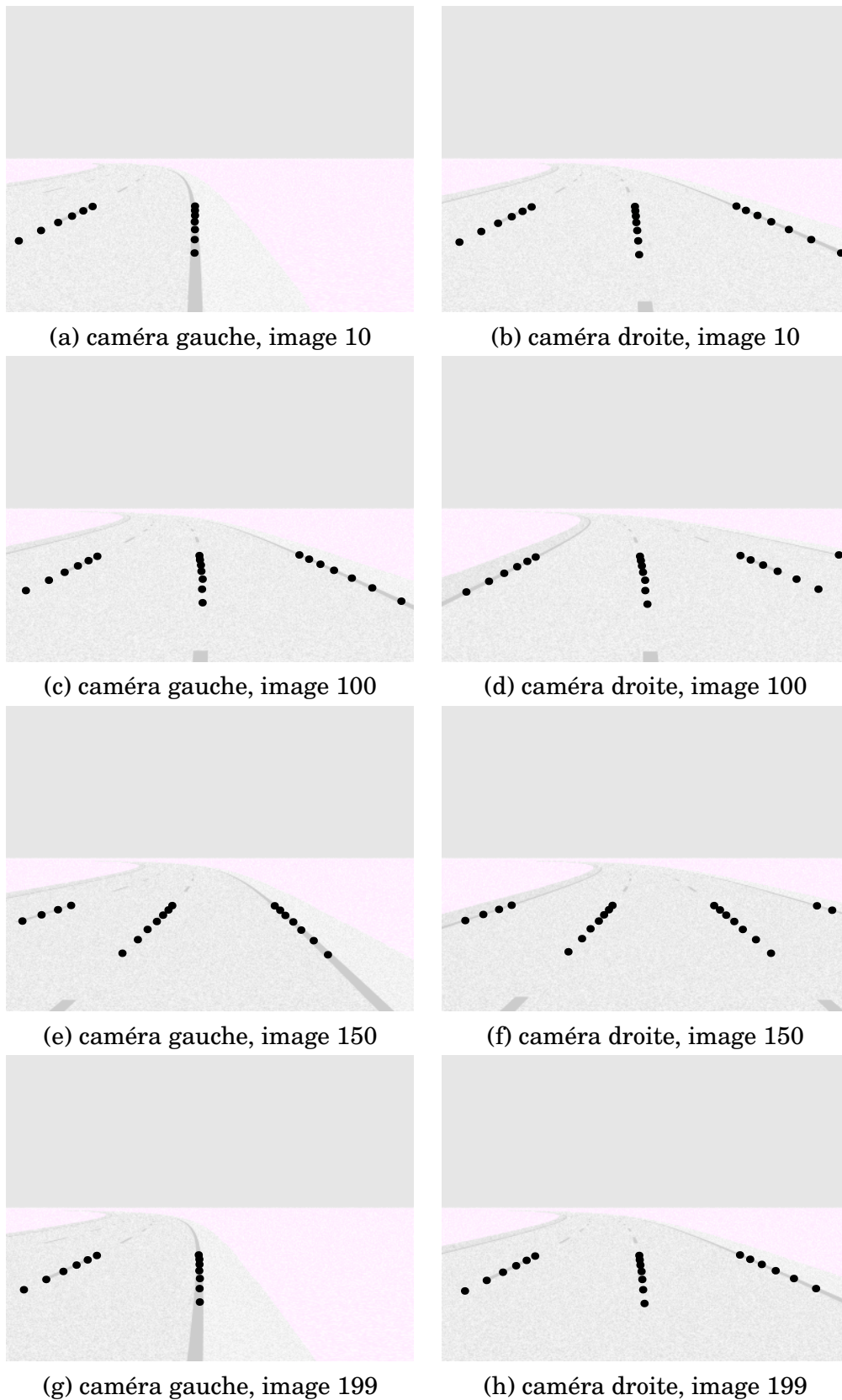


FIG. 5.18 : Projection du modèle dans les images en conduite nocturne

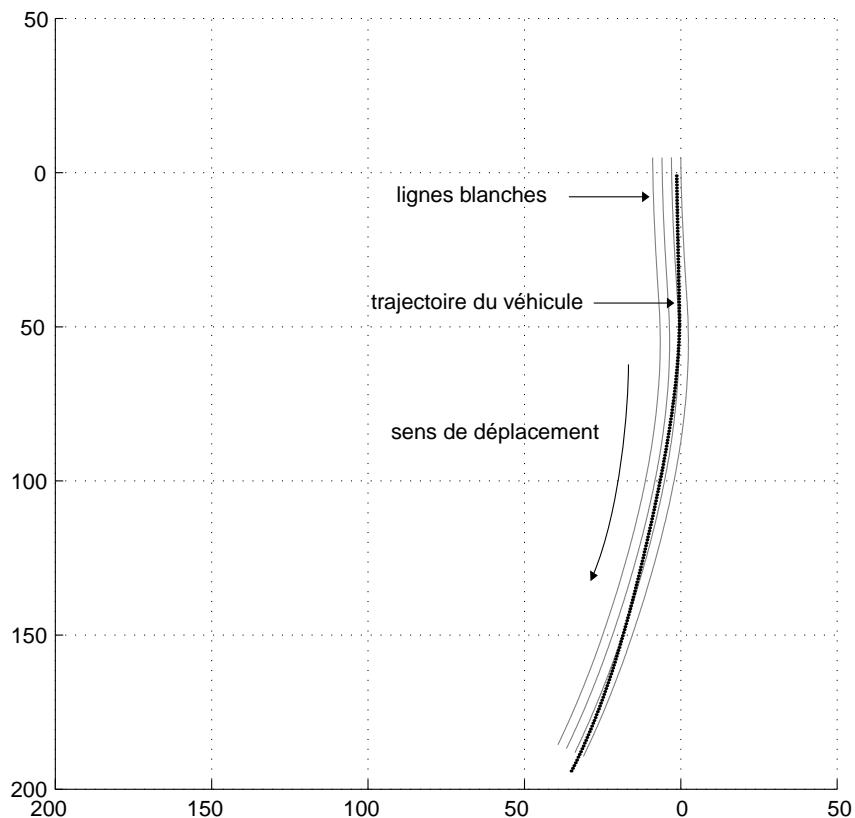


FIG. 5.19 : Modèle de chaussée reconstruit en conduite nocturne

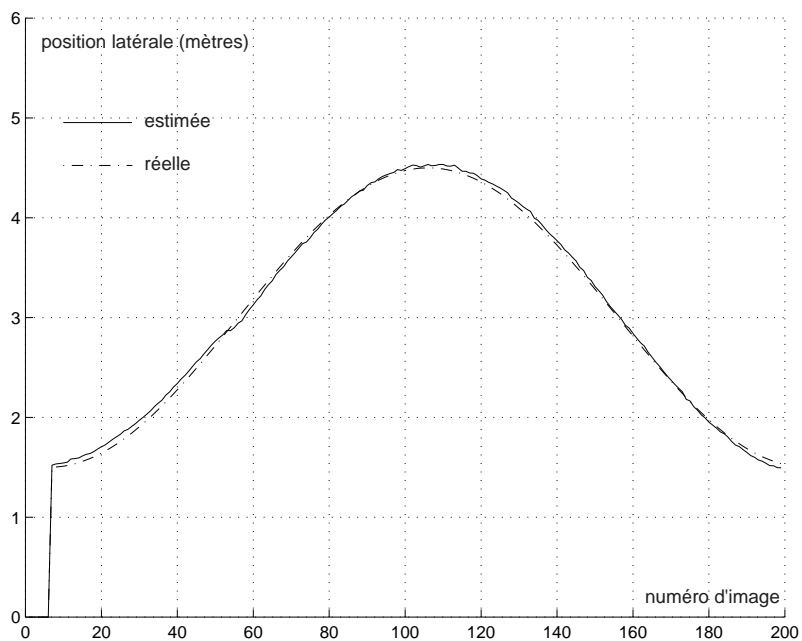


FIG. 5.20 : Positions latérales réelle et estimée en conduite nocturne

tué à proximité du véhicule.

5.4 Convergence du processus itératif

Comme nous l'avons précisé dans le chapitre consacré à la présentation de la fonction d'évaluation, il n'existe pas de méthode générale permettant de régler de façon systématique les coefficients pondérant les trois termes. Dans la plupart des approches faisant intervenir une technique d'optimisation multi-objectifs, le réglage des coefficients est réalisé en suivant une heuristique déterminée en analysant la convergence du processus itératif de recherche de la solution.

Dans toutes les simulations présentées auparavant, les valeurs des coefficients α_l , α_p et α_a ont été fixées respectivement à 0.01, 0.1 et 0.89. Cette pondération, qui favorise nettement le terme $E_a(k)$ d'adéquation à l'image, a permis d'obtenir la convergence de l'algorithme itératif de gradient conjugué. Il est normal de privilégier le terme d'adéquation aux données qui est le seul qui permette d'extraire l'information des images. En pratique, les deux autres termes assurent uniquement la convergence vers une solution acceptable lorsque les images ne contiennent pas suffisamment d'informations.

Le terme d'espacement $E_l(k)$, qui permet de vérifier que la largeur d'une voie de circulation décrite par le modèle reste proche d'une largeur nominale, est celui qui influe de façon prépondérante sur la convergence du processus. Lors des essais, nous avons constaté qu'en affectant au coefficient de pondération α_l associé à ce terme une valeur supérieure à 0.1, on aboutissait dans la plupart des cas à une divergence du processus. Le décrochage se produit dès que quelques points du modèle ne sont plus prédits dans la continuité des lignes du marquage au sol en cas de disparition ou d'occultation de ces dernières.

Nous avons également constaté que le coefficient α_p , associé au terme de prédiction $E_p(k)$, et le nombre N_p de points décrivant une ligne dans le modèle doivent être ajustés simultanément. En effet, ces deux paramètres règlent principalement la prise en compte durant le processus itératif du modèle implicite permettant la prédiction des points. Sur la base des exemples présentés auparavant, nous avons constaté que le nombre N_p de points décrivant une ligne blanche doit être ajusté en fonction de la distance de « visibilité » du marquage au sol dans les images. D'autre part, lorsqu'on décrit les lignes blanches à l'aide d'un petit nombre de points, la prédiction est moins précise et il convient de diminuer la valeur affectée au coefficient α_p .

5.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté plusieurs expérimentations prouvant l'efficacité de la méthode d'ego-localisation d'un véhicule par rétrovision. Les images servant de base à ces expérimentations ont été obtenues par synthèse à partir d'un modèle géométrique d'une chaussée structurée. Plusieurs situations de conduite ont été simulées, notamment la conduite par temps de brouillard et la conduite de nuit.

Pour chacun des exemples, nous avons évalué la qualité et la précision du modèle reconstruit en comparant ce dernier aux données exactes ayant permis de synthétiser les images. Nous avons vérifié que la précision de la reconstruction dépend directement de la visibilité du marquage au sol dans les images. Par contre, nous avons constaté que la mesure de la position latérale reste précise dans toutes les situations de conduite.

Conclusion générale et perspectives

C.6 Conclusion générale

Dans cette thèse, nous avons présenté une méthode originale d'ego-localisation d'un véhicule, c'est à dire d'estimation de sa position latérale par rapport aux voies de circulation matérialisées sur une chaussée. Pour situer le cadre dans lequel s'inscrit notre application, nous avons, après un exposé très général des enjeux en matière d'amélioration de la sécurité routière, présenté des applications récentes de la vision artificielle à l'amélioration de la sécurité active. Nous avons décrit en parallèle quelques approches permettant de localiser un véhicule sur la chaussée par des moyens proprioceptifs. Dans cette optique, à l'opposé des démarches habituelles, nous avons montré pourquoi la rétrovision constitue une nouvelle voie de recherche qui permet d'envisager une ego-localisation de meilleure qualité que celle obtenue par antévision.

Les différentes étapes de notre démarche ont été détaillées, en insistant sur le potentiel d'exploitation d'un modèle 3D explicite de la route se prêtant particulièrement bien à une mise à jour itérative. La problématique de l'ego-localisation a été abordée sous l'angle d'un problème inverse ramené à l'optimisation d'une fonctionnelle évaluant simultanément la qualité de l'adéquation images-modèle et la régularité du modèle. La validation de l'approche a été conduite sur des images de synthèse car il est impossible d'avoir accès à une « réalité terrain » en ce qui concerne la connaissance précise de l'angle de lacet et de la position latérale d'un véhicule réel évoluant sur une route.

C.7 Perspectives

A court terme, afin de poursuivre le travail présenté dans cette thèse, il conviendrait de valider la technique de reconstruction du modèle de la chaussée et d'ego-localisation du véhicule dans l'hypothèse initiale d'une chaussée tri-dimensionnelle. Pour ce faire, il faudrait généraliser toutes les procédures programmées dans notre logiciel actuel afin d'intégrer les degrés de liberté supplémentaires apparaissant dans le modèle 3D. Pour l'instant, nous avons développé une représentation tri-dimensionnelle de la scène routière qui a été utilisée avec succès afin de synthétiser des images grâce au logiciel POV-Ray.

La procédure utilisée pour synthétiser la scène 3D est la suivante. Le paysage est construit à partir d'une image dont le niveau de gris définit l'altitude de chaque élément du relief, similaire à celle présentée sur la figure C.1(a). Cette image est calculée par interpolation à partir d'un certain nombre de points de contrôle dont l'altitude est fixée *a priori*. Ensuite, une technique exploitant un contour actif permet de déterminer à partir de cette image une ligne continue qui sera utilisée comme génératrice de la route (*cf.* figure C.1(b)).

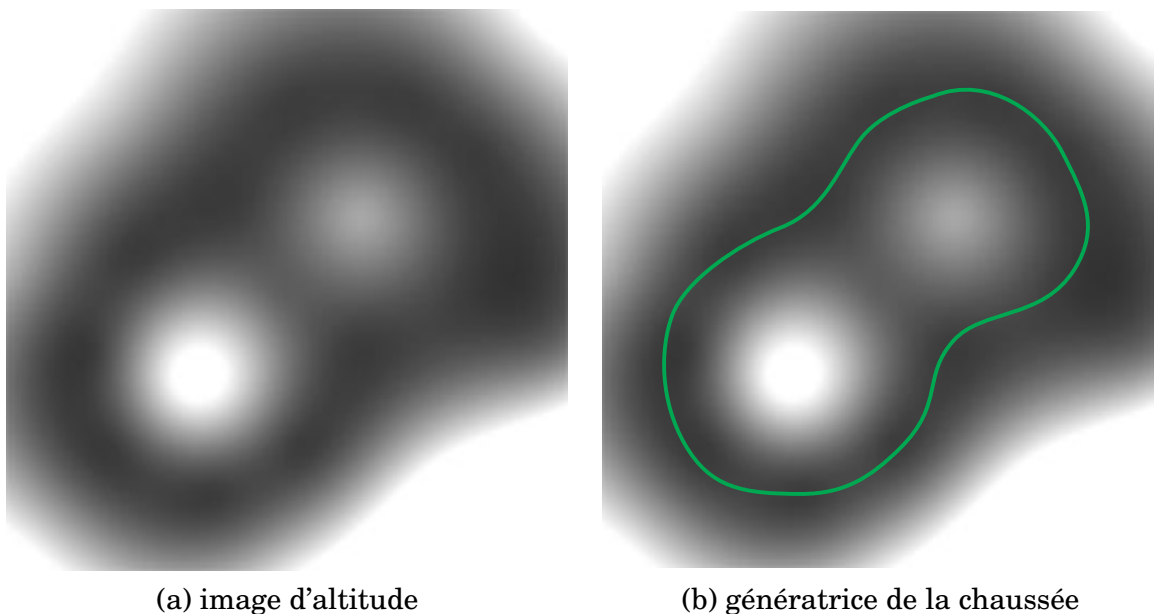


FIG. C.1 : Génération d'une scène routière 3D

Enfin, des segments de chaussée similaires à ceux utilisés pour la synthèse d'une chaussée plane sont disposés le long de cette génératrice en respectant des contraintes

permettant d'obtenir une surface finale suffisamment « lisse » dont le dévers est compatible avec l'accélération centrifuge subie par un véhicule dans les virages. Quelques images d'une séquence synthétisée selon ce principe sont présentées sur la figure C.2.

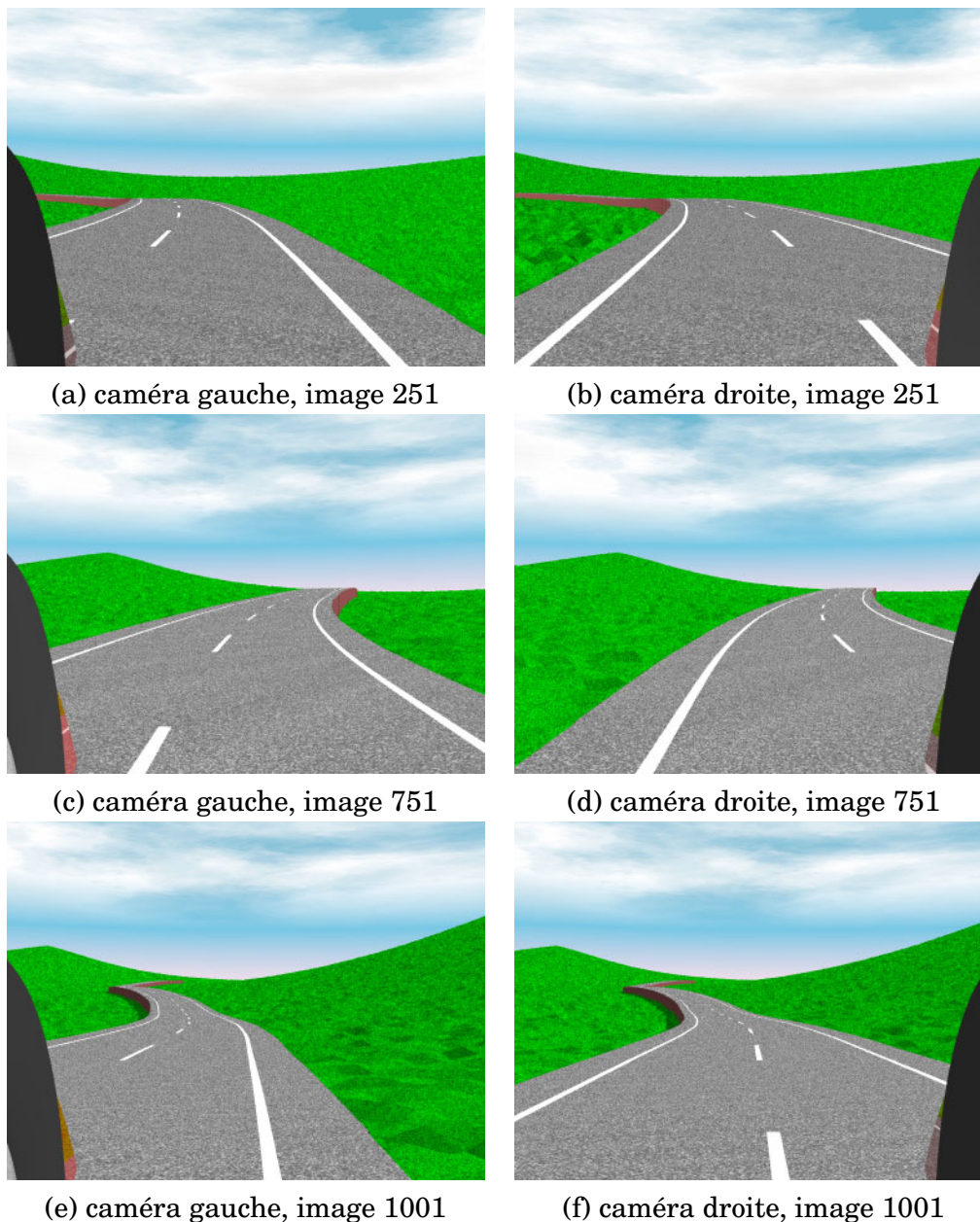


FIG. C.2 : Séquences d'images synthétiques, scène 3D

L'aspect « temps-réel » de l'application n'a pas été abordé, mais le fait que la méthode dispense d'une des phases les plus longues et les plus délicates du traitement de bas niveau des images, à savoir la segmentation pour extraire les marquages au sol, il est raisonnable de penser que des cadences de traitement compatibles avec

les exigences de la circulation soient accessibles avec des matériels informatiques standards. Actuellement, la phase de pré-traitement des images par une opération de corrélation adaptée emploie la majeure partie du temps CPU. Nous envisageons d'implanter cette opération sur un processeur câblé programmable développé au laboratoire [C12] qui réaliserait ce pré-traitement sur un maximum de 6 images de rétrovision à la cadence vidéo, libérant de ce fait le processeur central du PC.

L'utilisation du procédé de rétrovision impose d'installer des caméras supplémentaires sur le véhicule, ce qui peut constituer un inconvénient en termes d'intégration et de coût. La présence de ces caméras se justifie cependant par les possibilités d'adjonction de nombreuses fonctions liées à l'amélioration de la sécurité active, comme le contrôle de la trajectoire ou la surveillance du niveau de vigilance du conducteur, qui ont déjà été évoqués. Mais on pourrait également envisager la détection d'obstacles dans l'angle mort du rétroviseur, ou encore l'aide aux manoeuvres réalisées en marche arrière. En 1998, en collaboration avec Sébastien Ambellouis qui préparait également sa thèse au laboratoire I3D, nous avons réalisé quelques essais de suivi de véhicules dans des images de rétrovision. Le modèle de chaussée reconstruit nous permettait de corriger la géométrie des images afin d'éliminer autant que possible les effets de la perspective [C51]. Les résultats très prometteurs que nous avons obtenus tendent à prouver que cette voie de recherche doit être explorée.

Nous avons tenté d'utiliser notre méthode sur des séquences d'images de rétrovision réelles, acquises lors d'une expérimentation chez RENAULT Véhicules Industriels. L'objectif de ces essais était de déterminer la position de la remorque d'un camion par rapport au tracteur afin de détecter une éventuelle mise en portefeuille lors d'un freinage d'urgence. Quelques images extraites d'une de ces séquences sont présentées sur la figure C.3. Les caméras avaient été calibrées pour permettre une mesure précise de la position de la remorque et non pour visualiser correctement le marquage au sol présent sur la chaussée. Dans de nombreux couples d'images, le marquage au sol est occulté par la remorque du camion, ce qui explique que nous n'ayons pas réussi à faire converger notre méthode d'estimation de la position.

Notre procédé a pu être breveté grâce au soutien apporté par RENAULT, ce qui prouve qu'il présente un intérêt industriel [B1]. Nous attendons beaucoup de notre



(a) caméra gauche, image 0



(b) caméra droite, image 0



(c) caméra gauche, image 700



(d) caméra droite, image 700



(e) caméra gauche, image 1400



(f) caméra droite, image 1400

FIG. C.3 : Séquences d'images réelles de rétrovision acquises à partir d'un camion semi-remorque

partenaire industriel en ce qui concerne la valorisation de ce travail. En particulier, les moyens nécessaires à l'expérimentation en grandeur réelle du procédé ne pourront pas être mis à disposition des chercheurs qui poursuivront ce travail dans notre laboratoire sans le soutien logistique et financier d'un partenaire comme RENAULT.

Table des matières

Introduction	5
I.1 L'insécurité routière	5
I.2 Les grands programmes de recherche	6
I.3 Localisation d'un véhicule sur la route	8
I.4 Organisation du mémoire	9
1 Perception et sécurité	13
1.1 Introduction	13
1.2 Amélioration de la sécurité routière	14
1.2.1 Amélioration de l'infrastructure	15
1.2.2 Amélioration de la conduite	15
1.2.3 Amélioration des véhicules	17
1.2.4 Conclusion	19
1.3 Sécurité active	19
1.3.1 Sécurité active coopérative	20
1.3.2 Sécurité active autonome	21
1.3.3 Surveillance du conducteur	23
1.3.4 Conclusion	24
1.4 Perception de l'environnement du véhicule	24
1.4.1 Capteurs actifs	25
1.4.2 Capteurs passifs	27
1.4.3 Fusion de données	28
1.5 Conclusion	30
2 Ego-localisation par vision artificielle	31
2.1 Introduction	31
2.2 Principaux véhicules expérimentaux	33
2.2.1 Prolab II, Pro-Art France	33
2.2.2 Centre de Robotique, Ecole des Mines de Paris	35
2.2.3 NAVLAB, Université de Carnegie-Mellon	36
2.2.4 ARGO, Université de Parme	37
2.2.5 VaMP, Université de Munich	39
2.2.6 UTA II, Daimler-Benz	40
2.3 Détection de la chaussée par vision artificielle	41
2.3.1 Approche contours	41
2.3.2 Approche régions	43
2.3.3 Approches par transformation de l'image	44
2.4 Modélisation de la chaussée	45

2.4.1	Modèles paramétriques dans l'espace 3D	46
2.4.2	Modèles paramétriques dans l'image	48
2.4.3	Modèles explicites dans l'espace 3D	48
2.4.4	Modèles explicites dans l'image	49
2.5	Conclusion	50
3	Ego-localisation par rétrovision	53
3.1	Introduction	53
3.2	Avantages de la rétrovision	53
3.2.1	Méthode d'ego-localisation	54
3.2.2	Rétrovision et précision des mesures	55
3.2.3	Rétrovision et modélisation de la route	58
3.3	Modèle non-paramétrique de la route	58
3.3.1	Modèle général 3D de la route	59
3.3.2	Modèle discret 3D de la route	60
3.4	Transformations géométriques	62
3.4.1	Formalisme utilisé	62
3.4.2	Passage du repère fixe R au repère véhicule $R_v(t)$	64
3.4.3	Passage du repère véhicule $R_v(t)$ à un repère caméra	65
3.4.4	Projection dans le plan image	66
3.4.5	Conclusion	67
3.5	Ego-localisation en tant que problème inverse	67
3.5.1	Formulation du problème	67
3.5.2	Résolution du problème inverse	68
3.5.3	Définition du vecteur d'état	70
3.5.4	Simplification proposée pour une route plane	71
3.6	Conclusion	72
4	Fonction d'évaluation	75
4.1	Introduction	75
4.2	Correspondance modèle / images	75
4.2.1	Expression simple de la fonction $E_a(k)$	76
4.2.2	Amélioration de la fonction $E_a(k)$	78
4.2.3	Variations de la fonction $E_a(k)$	80
4.3	Mise à jour du modèle	84
4.3.1	Résolution conjointe des deux problèmes	84
4.3.2	Fonction de mise à jour du modèle	85
4.3.3	Terme d'espacement $E_l(k)$	86
4.3.4	Terme de prédiction $E_p(k)$	87
4.4	Technique de résolution	88
4.4.1	Initialisation	89
4.4.2	Pondération des termes	90
4.4.3	Maximisation de la fonction d'évaluation	91
4.5	Conclusion	93

5 Expérimentations	95
5.1 Introduction	95
5.2 Situation idéale	96
5.2.1 Séquences d'images synthétiques	96
5.2.2 Résultats du traitement	100
5.2.3 Commentaires sur les résultats	103
5.3 Situations plus complexes	104
5.3.1 Temps de brouillard	108
5.3.2 Rétrovision de nuit	113
5.3.3 Conclusion	115
5.4 Convergence du processus itératif	118
5.5 Conclusion	119
Conclusion et perspectives	121
C.6 Conclusion générale	121
C.7 Perspectives	122
Table des matières	129
Bibliographie	131

Bibliographie

Livres et chapitres de livres

- [L1] J.-S. Jang, C.-T. Sun et E. Mizutani. *Neuro-Fuzzy and Soft Computing*. Prentice Hall, 1997.
- [L2] E. A. Maxwell. *Methods of Plane Projective Geometry Based on the Use of General Homogeneous Coordinates*. Cambridge University Press, Cambridge, 1946.
- [L3] E. A. Maxwell. *General Homogeneous Coordinate in Space of Three Dimensions*. Cambridge University Press, Cambridge, 1951.
- [L4] Y. Ruichek et J. Postaire. *3D environment reconstruction in front of a car with a stereo vision system using a Hopfield neural network*, Dans *Road Vehicle Automation II*, pages 382–391. J. Wiley, 1997.
- [L5] J. Stoer et Bulirsch. *Introduction to Numerical Analysis*. Springer-Verlag, New York, 1980.

Articles dans des revues

- [A1] R. Aufrère, R. Chapuis et F. Chausse. A dynamic vision algorithm to locate a vehicle on a non-structured road. *International Journal of Robotics Research*, 19(5) :411–423, Mai 2000.
- [A2] R. Aufrère, R. Chapuis et F. Chausse. A model-driven approach for real-time road recognition. *Machine Vision and Applications*, 13(2) :95–107, 2001.
- [A3] D. Aubert et S. Mammar. Contrôle latéral automatique d'un véhicule à l'aide d'une caméra : état de l'art dans le cas du suivi de route. *RTS, Recherche - Transports - Sécurité*, 52 :15–29, Juin 1996.
- [A4] A. Adam, E. Rivlin et H. Rotstein. Fusion of fixation and odometry for vehicle navigation. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A*, 29(6) :593–603, Novembre 1999.
- [A5] M. Bertozzi et A. Broggi. GOLD : a parallel real-time stereo vision system for generic obstacle and lane detection. *IEEE Transactions on Image Processing*, 7(1) :62–81, Janvier 1998.
- [A6] A. Broggi, M. Bertozzi et A. Fascioli. ARGO and the millemiglia in automatico tour. *IEEE Intelligent Systems*, 14(1) :55–64, Janvier 1999.

- [A7] C. Busch et E. Debes. Wavelet transform for analyzing fog visibility. *IEEE Intelligent Systems*, 13(6) :66–71, Novembre 1998.
- [A8] R. Chapuis, A. Potelle, J. L. Brame et F. Chausse. Real-time vehicle trajectory supervision on highway. *International Journal of Robotics Research*, 14(6) :531–542, Décembre 1995.
- [A9] J. D. Crisman et C. E. Thorpe. SCARF : a color vision system that tracks roads and intersections. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 9(1) :49–58, Février 1993.
- [A10] K. H. Chen et W. H. Tsai. Vision-based autonomous land vehicle guidance in outdoor road environments using combined line and road following techniques. *International Journal of Robotics Systems*, 14(10) :711–728, 1997.
- [A11] E. D. Dickmanns et B. D. Mysliwetz. Recursive 3-D road and relative ego-state recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14(2) :199–213, Février 1992.
- [A12] U. Franke, D. Gavrila, S. Gorzig, F. Lindner, F. Puetzold et C. Wohler. Autonomous driving goes downtown. *IEEE Intelligent Systems*, 13(6) :40–48, Novembre 1998.
- [A13] U. Franke et S. Heinrich. Fast obstacle detection for urban traffic situations. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 3(3) :173–181, 2002.
- [A14] R. Fletcher et C. Reeves. Function minimization by conjugate gradients. *Computer Journal*, 7 :149–154, 1964.
- [A15] Q. Ji et X. Yang. Real time visual cues extraction for monitoring driver vigilance. *Lecture Notes in Computer Science : Computer Vision Systems*, 2095 :107, Juin 2001.
- [A16] R. Kalman. A new approach to linear filtering and prediction problems. *Transactions of the ASME - Journal of basic engineering*, pages 35–45, Mars 1960.
- [A17] C. Kreucher et S. Lakshmanan. LANA : a lane extraction algorithm that uses frequency domain features. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 15(2) :343–350, Avril 1999.
- [A18] V. Kumar et E. Manolakos. Unsupervised statistical neural networks for model-based object recognition. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 45(11) :2709–2718, 1997.
- [A19] D. Kuan, G. Phipps et A.-C. Hsueh. Autonomous robotic vehicle road following. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 10(5) :648–658, 1988.
- [A20] K. Kanatani et K. Watanabe. Reconstruction of 3-D road geometry from images for autonomous land vehicles. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 6(1) :127–132, Février 1990.
- [A21] M. Kass, A. Witkin et D. Terzopoulos. Snakes : Active contour models. *International Journal of Computer Vision*, 1(4) :321–331, 1987.

- [A22] S. P. Liou et R. C. Jain. Road following using vanishing points. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 39 :116–130, 1987.
- [A23] I. Masaki. Machine-vision systems for intelligent transportation systems. *IEEE Intelligent Systems*, 13(6) :24–31, Novembre 1998.
- [A24] A. Morgan, E. Dagless, D. Milford et B. Thomas. Road edge tracking for robot road following : a real-time implementation. *Image and Vision Computing*, 8(3) :233–240, 1990.
- [A25] R. R. Murphy. Sensor and information fusion improved vision-based vehicle guidance. *IEEE Intelligent Systems*, 13(6) :49–56, Novembre 1998.
- [A26] D. Nair et J. K. Aggarwal. Moving obstacle detection from a navigating robot. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 14(3) :404–416, Juin 1998.
- [A27] J. Neira, J. D. Tardos, J. Hord et G. Schmidt. Fusing range and intensity images for mobile robot localization. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 15(1) :76–84, Février 1999.
- [A28] A. Ohya, A. Kosaka et A. Kak. Vision-based navigation by a mobile robot with obstacle avoidance using single-camera vision and ultrasonic sensing. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 14(6) :969–978, Décembre 1998.
- [A29] T. Pilutti et A. G. Ulsoy. Identification of driver state for lane-keeping tasks. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A*, 29(5) :486–502, Septembre 1999.
- [A30] M. Rombault. Prolab2 : A driving assistance system. *Journal of Mathematical and Computer Modelling*, 22(4-7) :103–118, 1995.
- [A31] Y. Ruichek, J. G. Postaire et J.-L. Bruyelle. A neural approach for obstacle detection with a linear stereoscopic sensor. *Journal of Mathematical and Computer Modelling*, 27(9-11) :215–228, 1998.
- [A32] P. Scomazzon et R. Andersson. A high bit-rate data broadcasting system using the terrestrial FM radio network - SWIFT eureka 1197 project. *revue technique de l'EBU*, 264 :4–12, Août 1995.
- [A33] H. Schneiderman et M. Nashman. A discriminating feature based tracker for vision-based autonomous driving. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 10(6) :769–775, Décembre 1994.
- [A34] V. S. R. Sasipalli, G. S. Sasipalli et K. Harada. Single spirals in highway design and bounds for their scaling. *IEICE Transactions on Informatics and Systems*, E80-D(11) :1084–1091, Novembre 1997.
- [A35] R. Talluri et J. K. Aggarwal. Image map correspondence for mobile robot self-location using computer graphics. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15(6) :597–601, Juin 1993.
- [A36] R. Talluri et J. K. Aggarwal. Mobile robot self-location using model-image feature correspondence. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 12(1) :63–77, Février 1996.

- [A37] D. Terzopoulos. Regularization of inverse visual problems involving discontinuities. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 8(4) :413–424, Juillet 1986.
- [A38] C. Thorpe, M. H. Hebert, T. Kanade et S. A. Shafer. Toward autonomous driving : the CMU navlab. I. perception. *IEEE Intelligent Systems*, 6(4) :31–42, Août 1991.
- [A39] M. A. Turk, D. G. Morgenthaler, K. D. Gremban et M. Marra. VITS : A vision system for autonomous land vehicle navigation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 10(3) :342–360, Mai 1988.
- [A40] M. Unser, A. Aldroubi et M. Eden. Recursive regularization filters : design, properties, and applications. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 13(3) :272–277, Mars 1991.
- [A41] M. Xie, L. Trassoudaine, J. Alizon et J. Gallice. Road obstacle detection and tracking by an active and intelligent sensing strategy. *Machine Vision and Applications*, 7(3) :165–177, 1994.
- [A42] R. Yang, F. Cabestaing et J.-G. Postaire. Vehicle self-location by retrovision. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, soumis en mai 2002.
- [A43] R. Yang, F. Cabestaing et J.-G. Postaire. Sécurité routière et vision artificielle : Ego-localisation d’un véhicule par rétrovision. *Revue Traitement du Signal*, soumis en décembre 2001, première correction.

Proceedings de conférences

- [P1] *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, IROS'97*, 7-11 Septembre 1997.
- [P2] *Proceedings of the IEEE 1st Conference on Intelligent Transportation Systems, ITSC'97*, Boston, MA, USA, 9-12 Novembre 1997.
- [P3] *Proceedings of the IEEE International Symposium on Intelligent Vehicles, IVS'92*, Detroit, MI, USA, 29-1 Juin 1992.
- [P4] *Proceedings of the IEEE International Symposium on Intelligent Vehicles, IVS'93*, Tokyo, Japan, 14-16 Juillet 1993.
- [P5] *Proceedings of the IEEE International Symposium on Intelligent Vehicles, IVS'94*, Paris, France, 24-26 Octobre 1994.
- [P6] *Proceedings of the IEEE International Symposium on Intelligent Vehicles, IVS'95*, Detroit, MI, USA, 25-26 Septembre 1995.
- [P7] *Proceedings of the IEEE International Symposium on Intelligent Vehicles, IVS'96*, Tokyo, Japan, 19-20 Septembre 1996.
- [P8] *Proceedings of the IEEE International Symposium on Intelligent Vehicles, IVS'98*, Stuttgart, Germany, 28-30 Octobre 1998.
- [P9] *Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium, IVS'2002*, Versailles, France, 17-21 Juin 2002.

Communications

- [C1] S. Beucher et M. Bilodeau. Road segmentation and obstacle detection by a fast watershed transformation. Dans IVS'94 [P5].
- [C2] M. Bertozzi et A. Broggi. Real-time lane and obstacle detection on the GOLD system. Dans IVS'96 [P7], pages 213–218.
- [C3] M. Bertozzi, A. Broggi et A. Fascioli. A stereo vision system for real-time automotive obstacle detection. Dans *Proceedings of the 3rd International Conference on Image Processing, ICIP'96*, page 17P8, Lausanne, Switzerland, 16-19 Septembre 1996.
- [C4] R. Behringer. Detection of discontinuities of road curvature change by GLR. Dans IVS'95 [P6], pages 78–83.
- [C5] R. Behringer, V. V. Holt et D. Dickmanns. Road and relative ego-state recognition. Dans IVS'92 [P3], pages 385–390.
- [C6] G. Baghdassarian, H. Lange, H. Sahli et C. Laugeau. Fast recognition of road markings with use of the model of the scene in each level of processing. Dans *Proceedings of the 16th DAGM Symposium für Mustererkennung, DAGM'94*, Informatik Aktuell, pages 685–696, Wien, Austria, 21-23 Septembre 1994. Springer Verlag.
- [C7] P. Batavia, D. Pomerleau et C. Thorpe. Overtaking vehicle detection using implicit optical flow. Dans ITSC'97 [P2], pages 729–734.
- [C8] P. Batavia, D. Pomerleau et C. Thorpe. Predicting lane position for roadway departure prevention. Dans IVS'98 [P8], pages 19–24.
- [C9] A. Broggi. A massively parallel approach to real-time vision-based road markings detection. Dans IVS'95 [P6], pages 84–89.
- [C10] S. Beucher et X. Yu. Road recognition in complex traffic situations. Dans *Proceedings of the 7th IFAC / IFORS Symposium on Transportation Systems : Theory and Application of Advanced Technology, STS'94*, pages 413–418, Tianjin, China, 24-26 Août 1994.
- [C11] J. D. Crisman et C. E. Thorpe. UNSCARF-a color vision system for the detection of unstructured roads. Dans *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, ICRA'91*, volume 3, pages 2496–2501, Sacramento, CA, USA, 9-11 Avril 1991.
- [C12] F. Cabestaing, R. Yang, J.-L. Bruyelle et J.-G. Postaire. Real-time preprocessing of image sequences : Application to intrusion detection in secured areas. Dans *Proceedings of the International Conference on Quality Control by Artificial Vision, QCAV'99*, pages 101–106, Trois-Rivières, Québec, Canada, 18-21 Mai 1999.
- [C13] D. DeMenthon et L. S. Davis. Reconstruction of a road by local image matches and global 3d optimization. Dans *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, ICRA'90*, pages 1337–1342, Cincinnati, OH, USA, 13-18 Mai 1990.

- [C14] E. Dickmanns. A distributed visual perception system for road vehicle guidance. Dans *Proceedings of the Conference on Intelligent Systems and Applications, ISA'2000*, University of Wollongong, Australia, 12-15 Décembre 2000.
- [C15] E. Dickmanns et A. Zapp. A curvature-based scheme for improving road vehicle guidance by computer vision. Dans *Proceedings of the SPIE, Conference on Mobile Robots*, pages 161–168, Cambridge, MA, USA, 26-31 Octobre 1986. SPIE.
- [C16] U. Franke et I. Kutzbach. Fast stereo based object detection for stop&go traffic. Dans IVS'93 [P4], pages 339–344.
- [C17] D. Gavrilă. Traffic sign recognition revisited. Dans W. Förstner, J. Buhmann, A. Faber et P. Faber, editors, *Proceedings of the 21st DAGM Symposium für Mustererkennung, DAGM'99*, Informatik Aktuell, pages 86–93, Bonn, Germany, 15-17 Septembre 1999. Springer Verlag.
- [C18] V. Garefe et W. Efenberger. A novel approach for the detection of vehicles on freeways by real-time vision. Dans IVS'96 [P7], pages 363–368.
- [C19] R. Gregor, M. Lützel, M. Pellkofer, K.-H. Siedersberger et E. Dickmanns. EMS-vision : A perceptual system for autonomous vehicles. Dans *Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium, IVS'2000*, Dearborn, MI, USA, 3-5 Octobre 2000.
- [C20] T. Jochem, D. Pomerleau, B. Kumar et J. Armstrong. Pans : A portable navigation platform. Dans IVS'95 [P6], pages 107–112.
- [C21] T. M. Jochem, D. A. Pomerleau et C. E. Thorpe. Vision guided lane transition. Dans IVS'95 [P6], pages 30–35.
- [C22] S. Kenue et S. Bajpayee. LANELOK : robust line and curve fitting of lane boundaries. Dans *Proceedings of the SPIE, Conference on Mobile Robots VII*, pages 491–503, Boston, MA, USA, 15-20 Novembre 1992. SPIE.
- [C23] D. Kang, J. Choi et I. Kweon. Finding and tracking road lanes using 'line-snakes'. Dans IVS'96 [P7], pages 189–194.
- [C24] S. Kenue. LANELOK : Detection of lane boundaries and vehicle tracking using image processing techniques. Dans *Proceedings of the SPIE, Conference on Mobile Robots IV*, pages 221–246, Philadelphia, PA, USA, 6-7 Novembre 1989. SPIE.
- [C25] O. A. Khaled, N. L. Fort, M. Hassoun et C. Laugier. Real time decision system for the prolab-ii demonstrator. Dans IVS'94 [P5], pages 485–491.
- [C26] D. Khosla. Accurate estimation of forward path geometry using two-clothoid road model. Dans IVS'2002 [P9].
- [C27] S. Kluge et K. Lakshmanan. A deformable-template approach to lane detection. Dans IVS'95 [P6], pages 54–59.
- [C28] K. Kluge. Extracting road curvature and orientation from image edge points without perceptual grouping into features. Dans IVS'94 [P5], pages 109–114.

- [C29] K. Kluge et C. Thorpe. Explicit models for robot road following. Dans *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, ICRA'89*, pages 1148–1154, Scottsdale, AR, USA, 14-19 Mai 1989.
- [C30] K. Kluge et C. Thorpe. Representation and recovery of road geometry in YARF. Dans IVS'92 [P3], pages 114–119.
- [C31] J. Kay et C. Thorpe. STRIPE : Supervised telerobotics using incremental polygonal earth geometry. Dans *Proceedings of the third International Conference on Intelligent Autonomous System, ICIAS'93*, pages 399–405, Pittsburgh, PA, USA, 15-18 Février 1993.
- [C32] J. Kay et C. Thorpe. An examination of the STRIPE vehicle teleoperation system. Dans IROS'97 [P1], pages 1152–1157.
- [C33] M. Lützel et E. Dickmanns. Road recognition with MarVEye. Dans IVS'98 [P8], pages 341–346.
- [C34] C. Lailier, J.-P. Deparis et J.-G. Postaire. Road reconstruction by image analysis for an autonomous vehicle for protection of mobile working sites. Dans IVS'92 [P3].
- [C35] Q.-T. Luong, J. Weber, D. Koller et J. Malik. An integrated stereo-based approach to automatic vehicle guidance. Dans *Proceedings of the 5th International Conference on Computer Vision, ICCV'95*, pages 52–57, Cambridge, MA, USA, 20-22 Juin 1995.
- [C36] M. Maurer, R. Behringer, F. Thomanek et E. Dickmanns. A compact vision system for road vehicle guidance. Dans *Proceedings of the 13th International Conference on Pattern Recognition, ICPR'96*, Vienna, Austria, 25-29 Août 1996.
- [C37] J. McDonald, J. Franz et R. Shorten. Application of the hough transform to lane detection in motorway driving scenarios. Dans R. Shorten, T. Ward et T. Lysaght, editors, *Proceedings of the Irish Signals and Systems Conference, ISSC'2001*, Maynooth, Ireland, 25-27 Juin 2001.
- [C38] C. Rasmussen. Combining laser range, color, and texture cues for autonomous road following. Dans *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, ICRA'2001*, pages 4320–4325, Seoul, South Korea, 21-26 Mai 2001.
- [C39] A. Scheuer et T. Fraichard. Continuous-curvature path planning for car-like vehicles. Dans IROS'97 [P1], pages 997–1003.
- [C40] B. Southall et C. Taylor. Stochastic road shape estimation. Dans *Proceedings of the 8th International Conference on Computer Vision, ICCV'2001*, Vancouver, BC, 9-12 Juillet 2001.
- [C41] N. Sukthankar. RACCOON : A real-time autonomous car chaser operating optimally. Dans IVS'93 [P4], pages 37–42.
- [C42] C. Thorpe, D. Duggins, J. Gowdy, R. MacLachlan, C. Mertz, M. Siegel, A. Suppe, C. Wang et T. Yata. Driving in traffic : Short-range sensing for urban collision avoidance. Dans G. Gerhart, C. Shoemaker et D. Gage,

- editors, *Proceedings of the SPIE, Conference on Unmanned Ground Vehicle Technology IV*, pages 201–205, Orlando, FL, USA, 1-5 Avril 2002. SPIE.
- [C43] J. P. Tarel, F. Guichard et D. Aubert. Tracking occluded lane-markings for lateral vehicle guidance. Dans *Proceedings of the Third IMACS / IEEE Conference on Circuits, Systems, Communications and Computers, CSCC'99*, pages 154–159, Athens, Greece, 4-8 Juillet 1999.
- [C44] Y. Tamai, T. Hasegawa et S. Ozawa. The ego-lane detection under rainy condition. Dans *Proceedings of the 3rd World Congress on Intelligent Transport Systems, ITS'96*, Orlando, FL, USA, 14-18 Octobre 1996.
- [C45] A. Takahashi et Y. Ninomiya. Model-based lane recognition. Dans *IVS'96 [P7]*, pages 201–206.
- [C46] Y. Wang, D. S. D et E. Teoh. Lane detection using Catmull-Rom spline. Dans *IVS'98 [P8]*, pages 51–57.
- [C47] K. P. Wershofen. Real-time road-scene classification based on a multiple-lane tracker. Dans *Proceedings of the 1992 International Conference on Industrial Electronics, Control, Instrumentation, and Automation, 1992. Power Electronics and Motion Control*, pages 746–751, 9-13 Novembre 1992.
- [C48] J. Weber, D. Koller, Q.-T. Luong et J. Malik. An integrated stereo-based approach to automatic vehicle guidance. Dans *IVS'95 [P6]*.
- [C49] R. Yang, F. Cabestaing et J.-G. Postaire. Détection d'obstacle dans une séquence d'images de rétrovision par analyse du mouvement. Dans *Actes du 16eme Colloque sur le Traitement du Signal et des Images, GRETSI'97*, Grenoble, France, 15-19 Septembre 1997.
- [C50] R. Yang, F. Cabestaing et J.-G. Postaire. A computer vision system using rearview mirror images for collision avoidance. Dans *Proceedings of the EU-China Information and Telecommunication Co-operation Conference*, pages 180–184, Brussels, Belgium, 29-1 Juin 1998.
- [C51] R. Yang, F. Cabestaing et J.-G. Postaire. Development of lateral collision avoidance system from rearview mirror images processing. Dans *Proceedings of the International Computer Symposium, Workshop on Image Processing and Character Recognition, ICS'98*, pages 131–137, N.C.K.U., Tainan, Taiwan, R.O.C., 17-19 Décembre 1998.
- [C52] R. Yang, F. Cabestaing et J.-G. Postaire. Obstacle detection in a sequence of rearview images. Dans *Proceedings of the IEEE International Conference on Information Communication and Signal Processing, ICICS'97*, volume 1, pages 200–204, Singapore, 9-12 Septembre 1999.
- [C53] J. Zhang et H. Nagel. Texture-based segmentation of road images. Dans *IVS'94 [P5]*.
- [C54] L.-X. Zhou, X.-Q. Ye et W.-K. Gu. ALV structural road following system. Dans *Proceedings of the 3rd International Conference on Signal Processing, ICSP'96*, volume 2, pages 906–909, Beijing, China, 14-18 Octobre 1996.

Thèses de Doctorat

- [T1] F. Diebolt. *Reconnaissance de marquages routiers par traitement d'images*. Thèse de l'Université, Université Louis Pasteur de Strasbourg, 5 Décembre 1996.
- [T2] A. Kaske. *Contribution à la détection des bords de route imprécis. Implantation sur le robot ROMANE*. Thèse de l'Université, Institut National Polytechnique de Lorraine, 1997.
- [T3] C. Lailler. *Guidage par Vision Artificielle d'un Véhicule Autonome sur Route Matérialisée par la signalisation horizontale. Application à la Protection des Chantiers Mobiles d'Entretien du Réseau Routier*. Thèse de l'Université, Université des Sciences et Technologies de Lille, 11 Juin 1993.
- [T4] S. Schultz. *A model based codesign application : the design of an autonomous intelligent cruise controller*. PhD thesis, Department of Electrical en Computer Engineering, University of Arizona, USA, 1997.

Liens internet

- [@1] A. Broggi. *The ARGO Project*.
<http://millemgia.ce.unipr.it/ARGO/english/index.html>.
- [@2] C.E. Thorpe. *NAVLAB Project*.
http://www.ri.cmu.edu/labs/lab_28.html.
- [@3] INRETS et INRIA. *La Route Automatisée*.
<http://www.lara.prd.fr>.
- [@4] P. Coulombeau. *M@ps : Un environnement de prototypage d'applications pour l'automobile*.
<http://caor.ensmp.fr/Fr/Recherche/Theme3/MAPS.html>.
- [@5] National Automated Highway System Consortium (NAHSC). *AHS Program*.
<http://ahs.volpe.dot.gov/aboutahs/aboutahs.html>.
- [@6] Ministère de l'Équipement des Transports et du Logement. *Le réseau routier Français*.
<http://www.route.equipement.gouv.fr/>.
- [@7] C. GOT. *La sécurité routière*.
<http://www.securite-routiere.org/>.

Brevets

- [B1] H. N'Guyen, F. Cabestaing, R. Yang et J.-G. Postaire, *Navigation method for vehicle involves images acquisition via a rear camera, modelisation of the road, comparison of the model with the images and determination of the vehicle position*, 06 Juillet 2001.
FR2803417, classification CIB : G08G-001/16.

Rapports techniques

- [R1] M.-J. Aldon, S. Bouaziz, V. Cherfaoui, C. Durieu, D. Jolly, A.-M. Jolly-Desodt, T. Maurin, E. M. Mouaddib, J. Pontois, R. Reynaud, M. Rombaut et L. Trassoudaine. Groupe thématique 6, OT 6.3 véhicules intelligents : La perception et la fusion de données pour véhicules intelligents. Rapport technique, GDR-PRC ISIS, Mai 1998.
- [R2] D. Dinges et R. Grace. PERCLOS : A valid psychophysiological measure of alertness as assessed by psychomotor vigilance. Rapport technique, U.S. Dept. of Transportation Federal Highway Administration, Octobre 1998.

Résumé

La perception de l'environnement des véhicules par des systèmes de vision embarquée constitue une thématique privilégiée des grands programmes de recherche destinés à améliorer la sécurité routière. Dans la plupart des applications de la vision artificielle à la localisation des véhicules, les caméras sont installées à l'avant afin d'observer la zone située dans le champ de vision du conducteur. Nous proposons une approche par rétrovision dans laquelle l'adéquation images-modèle est abordée comme un problème inverse. Cette stratégie, qui permet de s'affranchir de la phase de segmentation des images, s'appuie sur une description par un modèle explicite de la chaussée visible dans les images. Nous décrivons la méthode itérative qui autorise la mise à jour du modèle de la chaussée entre les images successives de la séquence tout en estimant la position latérale du véhicule. Des simulations sur des images de synthèse d'un circuit autoroutier prouvent l'efficacité de la méthode proposée.

Mots clés : vision artificielle ; véhicule intelligent ; sécurité active ; rétrovision ; ego-localisation d'un véhicule ; modèle explicite d'une chaussée ; mise en correspondance modèle/images ; problème inverse

Abstract

The perception of the environment of a vehicle by means of an onboard vision system is the basis of a large set of topics in research programs intended to improve road safety. In most applications of artificial vision for self-location of a vehicle, the cameras are installed in front of it in order to observe the area of the scene corresponding to the driver's field of view. We propose an approach using rear-viewing cameras in which the matching between the images and a model of the road is stated as an inverse problem. When using this retrovision strategy, it is possible to estimate the position of the vehicle without requiring a complex segmentation of the road images. We describe the iterative process which allows the model to be updated between successive images of the sequence and yields an estimation of the lateral position of the vehicle. We demonstrate the efficiency of the proposed method by a simulation on synthetic images of a highway.

Keywords : artificial vision ; intelligent vehicle ; active safety ; retrovision ; vehicle self-location ; explicit road model ; model/images matching ; inverse problem