



**HAL**  
open science

# Estimation précise des trajectoires de véhicule par un système optique

Yann Goyat

► **To cite this version:**

Yann Goyat. Estimation précise des trajectoires de véhicule par un système optique. Automatique / Robotique. Université Blaise Pascal - Clermont-Ferrand II, 2008. Français. NNT : . tel-00399848

**HAL Id: tel-00399848**

**<https://theses.hal.science/tel-00399848>**

Submitted on 2 Jul 2009

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

N° d'ordre : 1900  
EDSPIC : 428

**UNIVERSITÉ BLAISE PASCAL - CLERMONT II**

*École Doctorale*  
*Sciences Pour l'Ingénieur de Clermont-Ferrand*

Thèse présentée par :  
**Yann GOYAT**

Formation Doctorale VIRO :  
VIsion et RObotique

en vue de l'obtention du grade de

**DOCTEUR D'UNIVERSITÉ**

spécialité: Vision et Robotique

# Estimation précise des trajectoires de véhicule par un système optique

Soutenue publiquement le : 15 Décembre 2008 devant le jury :

Monsieur Didier AUBERT	Président du Jury
Monsieur Laurent TRASSOUDAINÉ	Directeur de thèse
Monsieur Majdi KHOUDEIR	Directeur de thèse
Monsieur Vincent CHARVILLAT	Rapporteur
Monsieur Philippe BONNIFAIT	Rapporteur
Monsieur Thierry CHATEAU	Examineur
Monsieur Philippe LEPERT	Examineur
Monsieur Patrick IMBO	Examineur







# Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier Thierry Chateau qui a accepté de m'encadrer malgré les sollicitations de toutes sortes qu'il doit affronter au quotidien. Il a su partager ses compétences et m'a permis d'élargir mes connaissances au domaine scientifique passionnant qu'est le suivi d'objets. Sa réactivité, ses conseils éclairés, sa grande disponibilité et sa bonne humeur ont été pour moi un soutien immense et un exemple d'encadrement à suivre.

Je remercie Laurent Trassoudaine et Majdi Koudeir, mes co-directeurs de thèse, pour leur disponibilité malgré l'éloignement, leur implication dans la réussite de ces travaux, leurs conseils administratifs et leurs encouragements tout au long de cette thèse.

J'exprime toute ma gratitude aux membres du jury qui malgré un emploi du temps serré, m'ont fait l'honneur d'accepter de prendre part à ce jury et surtout de lire et d'expertiser mon travail. Je remercie Monsieur Didier Aubert, Directeur de recherche au LIVIC, qui a accepté la présidence du jury. Merci à Monsieur Patrick Imbo, Ingénieur d'études chez CS-SI pour avoir accepté d'être le représentant industriel du jury. Merci à Monsieur Philippe Bonnifait, Professeur à l'UTC et à Monsieur Vincent Charvillat, Maître de conférences (HDR) à l'ENSEEIH, qui ont accepté d'être rapporteurs de ce travail, et qui l'ont fait avec une ardeur et une minutie qui sont pour moi une grande fierté.

Un grand merci aux collègues du LASMEA. A Jean-Thierry Lapresté pour ses conseils éclairés en mathématiques et en Matlab. A François Bardet pour son expérience et son intérêt commun pour les trajectoires de véhicules. A Laurent Malaterre pour ses compétences pour les nouvelles technologies et pour tous ses bons conseils qui ont permis d'aboutir à un produit fini (l'OdT), cher à mon esprit pragmatique.

Un grand merci également aux collègues du LCPC. A Fabien Menant, Alain Riouall, Olivier Pitard et Florian Auder pour leur énergie et leur implication au développement, à l'amélioration et à l'instrumentation de l'OdT sur des sites parfois très contraignants. Merci surtout pour leur confiance.

Je n'oublie pas de remercier Philippe Lepert, qui a toujours eu sa porte ouverte

pour m'aider dans cette aventure. Par sa grande rigueur et ses capacités organisationnelles exemplaires, il a su me préserver des différentes activités trop éloignées du sujet de la thèse. Ses encouragements aux moments stratégiques ont été très importants pour la réussite de ce projet.

Enfin, un énorme merci à katia, le plus grand soutien de ma vie au cours de ces trois dernières années et bien au-delà... Une pensée chaleureuse pour mes deux loulous : Mathis et Damian né durant les trois dernières années d'études de son papa.

---

# Résumé

La métrologie du trafic et des trajectoires des véhicules évolue fortement depuis dix ans. Cette croissance est principalement liée aux demandes de services de plus en plus nombreuses des usagers et à un bilan d'accidents corporels toujours très insatisfaisant ( 4 838 tués, 106 709 blessés dont 39 754 blessés hospitalisés en 2007).

L'objectif des travaux de cette thèse était de proposer un système de mesure pour mieux comprendre les relations entre l'accidentologie et les caractéristiques de l'infrastructure. Un système de cette nature permettrait d'apporter des réponses pertinentes à de nombreuses questions encore en suspens, telles que :

- la route est-elle bien utilisée par les conducteurs,
- les informations proposées par la signalisation et le tracé sont-elles bien comprises,
- le site induit-il des comportements dangereux : si oui, pourquoi,
- quels sont les mécanismes d'accidents ou de presque accidents . . .

Un cahier des charges a donc été établi, en accord avec des experts en sécurité routière, pour répondre à ce besoin.

Après un état de l'art des systèmes "bord de voie" et des méthodes existantes, il s'est avéré que de nombreux systèmes sont commercialisés pour la mesure de trafic. Quelques systèmes optiques permettent aussi la mesure de trajectoires, avec l'objectif d'une part de détecter les incidents et d'autre part d'améliorer la fiabilité de mesure par l'étude d'une zone (moyenne) plutôt que d'un seul point. Toutefois, aucun de ces dispositifs ne répond au cahier des charges, notamment en terme de précision de mesure. Il a donc été décidé de réaliser intégralement (matériel et logiciel) un nouvel outil de mesure, appelé Observatoire De Trajectoire (ODT), combinant les deux capteurs du marché qui permettent une mesure en "champ large" : la caméra et le laser.

Le domaine scientifique le plus exploré étant le suivi d'objets, une bibliographie a donc été effectuée pour identifier les méthodes les plus appropriées pour notre problématique. Le choix s'est positionné sur les méthodes probabilistes et particulièrement sur deux techniques bien connues que sont le filtre à particules et

le "Markov Chain Monte Carlo" (MCMC).

La contribution principale de la thèse porte sur le développement de **deux méthodes opérationnelles** pour l'estimation précise des trajectoires de véhicules à partir d'une combinaison d'images vidéo et de mesures télémétriques. Ces méthodes de suivi s'appuient sur une nouvelle méthode de soustraction fond/forme, sur la combinaison d'un modèle cinématique et d'un modèle d'observations et enfin sur une technique originale de fusion de capteurs, utilisant un processus de ré-échantillonnage de filtre à particules. L'avantage de la première méthode, dite "séquentielle", est de pouvoir estimer toutes les trajectoires des véhicules légers. Elle permet donc de récupérer une grande quantité d'informations (5 paramètres par point mesuré), proportionnelle au temps passé pour son analyse. La seconde méthode, dite "globale", permet une plus grande réactivité et une analyse plus fine, grâce à une réduction considérablement des paramètres de suivi. Néanmoins, elle a l'inconvénient de ne pas pouvoir suivre les trajectoires "atypiques". Cette caractéristique peut, en revanche, être utilisée comme critère de classification de trajectoires.

Enfin, les différentes étapes de ces méthodes ont été validées à l'aide de nombreuses trajectoires étalons. Ces trajectoires étalons étant suivies et mesurées par un véhicule équipé d'un GPS précis au *cm* près, à différentes vitesses. Les deux méthodes ont ensuite été comparées entre elles et avec ces mêmes vérités terrains.

**Mots-clés :** Vision artificielle, Suivi, Filtre à particule, MCMC, Fusion de capteurs, Sécurité routière, Trajectographie.

---

# Abstract

Vehicle traffic and trajectory metrology has evolved significantly over the past ten years. The expansion in this field primarily stems from service demands being expressed by a growing number of road users, coupled with continually disturbing reports released on accidents involving bodily injury (for the year 2007, 4 838 killed, 106 709 injured of whom 39 754 required hospitalization). The objective of the research presented in this document has been to propose a measurement system that provides for a better understanding of the relations existing between accident occurrence rates and infrastructure characteristics. A system of this type would yield relevant responses to many questions that have heretofore gone unanswered, namely:

- Are roads being appropriately used by drivers?,
- Is the information contained in road signs and the road alignment well understood?,
- Does the traffic site induce hazardous behavior, and if so why?,
- What mechanisms are involved in producing accidents or near accidents?

...

A number of specifications have been drawn up, in collaboration with road safety experts, to guide this study and address these issues. Subsequent to a state-of-the-art assessment of "roadside" systems and existing methods, it is observed that a good number of traffic measurement systems are now available on the market. Several optical systems are also being marketed for measuring trajectories, in pursuit of a dual objective: detecting incidents and improving measurement reliability by examining a zone (that extends over a medium-sized area) rather than a single point. None of these measurement approaches however actually satisfies the study specifications, especially in terms of measurement precision. It was thus decided to develop from scratch (i.e. both hardware and software) a new measurement tool, referred to as ODT (French acronym for Trajectory Observation Station), a device that assembles sensors available on the market to allow for "wide-field" measurements. We opted for cameras, in conjunction with a 1D scanning laser range finder.

The scientific field more explored being the objects tracking, a bibliography was thus carried out to identify the most suitable methods for our problems. The choice positioned on the probabilistic methods and particularly on two well-known techniques which are the particle filter and the "Markov Chain Monte Carlo" (MCMC).

The main applications-related contribution of this work focuses on developing **two methods** for accurately estimating vehicle trajectories based on a combination of video images and range finder (telemeter) measurements. These applications rely upon several methodological contributions. We propose an original background subtraction algorithm that enables extracting the vehicles present on an image, while our other original proposal entails a sensor fusion technique to be included in the particle filter re-sampling process.

The advantage of the first method, known as " sequential ", is to be able to estimate all the trajectories of the cars. It thus makes it possible to recover a great quantity of information (5 parameters per measured point), proportional to the acquisition frequency of the sensors. The second method, qualified as " globale ", allows in a finer analysis, thanks to a reduction considerably of the tracking parameters. Nevertheless, it has the disadvantage of not being able to track the " atypical " trajectories. This characteristic can, on the other hand, being used like criterion of classification of trajectories.

Finally, the various stages involved in these methods have been validated by a broad array of reference trajectories, which were tracked and measured by a vehicle equipped with a GPS accurate to within a cm over a range of speeds. The two methods were then compared between them and with these same truths grounds.

**Keywords:** Artificial vision, Tracking, Particle filter, MCMC, Sensor fusion, Road safety, Trajectory

---

# Table des matières

<b>Introduction</b>	<b>1</b>
0.1 Contexte . . . . .	1
0.2 Objectifs de la thèse . . . . .	2
0.3 Cadre et contributions . . . . .	3
0.4 Terminologie . . . . .	4
0.5 Organisation du mémoire . . . . .	5
0.6 Publications . . . . .	6
<b>1 L'observatoire de trajectoires</b>	<b>9</b>
1.1 Cahier des charges fonctionnel . . . . .	9
1.2 État de l'art des systèmes de mesure de trafic . . . . .	10
1.2.1 L'offre française . . . . .	11
1.2.2 L'offre internationale . . . . .	16
1.3 Historique des "VIPS" (Vision Image Processing System) . . . . .	21
1.4 Choix du système . . . . .	23
1.4.1 Le système vidéo . . . . .	24
1.4.2 Le système laser . . . . .	30
<b>2 État de l'art sur les méthodes de suivi</b>	<b>35</b>
2.1 Méthodes non-probabilistes . . . . .	41
2.1.1 Approche analytique . . . . .	41
2.1.2 Approche par optimisation . . . . .	41
2.2 Méthodes probabilistes . . . . .	43
2.2.1 Approche par estimation Bayésienne non récursive . . . . .	43
2.2.2 Approche par estimation Bayésienne récursive . . . . .	44
2.2.3 Filtrage Particulaire SIR . . . . .	47
2.2.4 Le suivi multi-objets . . . . .	49
2.3 Choix de la méthodologie . . . . .	50

---

<b>3</b>	<b>Les méthodes de suivi développées</b>	<b>51</b>
3.1	Estimation récursive de trajectoire par un filtre à particules (méthode séquentielle) . . . . .	51
3.1.1	Vecteur d'état . . . . .	53
3.1.2	Modèle de prédiction . . . . .	55
3.2	Estimation de trajectoire par MCMC (méthode globale) . . . . .	56
3.2.1	Principe de la méthode . . . . .	57
3.2.2	Paramétrisation d'une trajectoire . . . . .	58
3.2.3	MCMC . . . . .	59
3.2.4	Propositions . . . . .	62
3.3	Fonctions d'observation . . . . .	63
3.3.1	Soustraction fond/forme . . . . .	64
3.3.2	Initialisation du filtre . . . . .	68
3.3.3	Fonctions de vraisemblance . . . . .	70
3.4	Echantillonnage multi-sources pour la méthode séquentielle . . . . .	76
3.5	Fonction d'observation appliquée à la méthode globale . . . . .	82
3.5.1	Construction d'un jeu discret de positions de véhicule . . . . .	83
3.5.2	Calcul de $p(\mathbf{z}_t   \mathbf{x}_t)$ . . . . .	83
3.6	Conclusion . . . . .	83
<b>4</b>	<b>Expérimentations</b>	<b>85</b>
4.1	Le logiciel d'observation de trajectoires . . . . .	85
4.1.1	Calibrage du système . . . . .	86
4.1.2	Paramètre d'initialisation du traitement . . . . .	93
4.1.3	Segmentation spatiale . . . . .	95
4.2	Argumentaire expérimental de la méthode proposée . . . . .	97
4.2.1	Méthode utilisée pour quantifier l'erreur . . . . .	97
4.2.2	Descripteurs . . . . .	99
4.2.3	Stratégie de suivi . . . . .	102
4.3	Résultats métrologiques des méthodes . . . . .	111
<b>5</b>	<b>Déploiement en situation réelle</b>	<b>115</b>
5.1	Instrumentation d'un site . . . . .	115
5.2	Résultats obtenus . . . . .	116
5.2.1	Analyse des vitesses . . . . .	117
5.2.2	Analyse des positions . . . . .	119

---

---

<b>Conclusion et perspectives</b>	<b>123</b>
<b>Annexes</b>	<b>125</b>
<b>I Le simulateur</b>	<b>127</b>
I.1 Référentiel et définition des paramètres . . . . .	127
I.1.1 Référentiel . . . . .	127
I.1.2 Définition des paramètres de simulation . . . . .	129
I.2 Le simulateur . . . . .	133
I.2.1 Application pour les caméras seules . . . . .	133
I.2.2 Application complémentaire pour l'ajout du télémètre . . .	134
I.3 Exemple d'utilisation du simulateur . . . . .	134
<b>II Le logiciel : extraction du véhicule</b>	<b>139</b>
II.1 Suppression des ombres . . . . .	140
II.1.1 Méthode d'Otsu : . . . . .	141
II.2 Suppression des véhicules croiseurs . . . . .	142
II.3 Traitement des pare-brises . . . . .	144
II.3.1 Dilatation . . . . .	145
II.3.2 Erosion . . . . .	147
II.3.3 Comblement des vides . . . . .	149
<b>III Le logiciel : traitement des informations télémétriques</b>	<b>151</b>
III.1 Fonctionnement du télémètre . . . . .	151
III.2 Traitement des fichiers Télémètre . . . . .	153
III.3 Distinction Fond / Forme . . . . .	154
III.4 Détection d'un véhicule . . . . .	155
III.5 Découpage du véhicule . . . . .	156
III.6 Suivi des véhicules . . . . .	160
III.7 Calcul de la vitesse . . . . .	160
III.8 Résultats . . . . .	161
<b>Bibliographie</b>	<b>163</b>

---



# Table des figures

1.1	Définition des sept modalités de position latérale exigées dans le Tableau 1.1. . . . .	11
1.2	Les boucles électromagnétiques sont ici collées sur la chaussée. Pour plus de résistance, il est nécessaire de raboter le revêtement pour y intégrer la bobine. . . . .	12
1.3	Les tubes pneumatiques sont tendus de part et d'autre de la voie grâce à des clous enfoncés dans la chaussée. . . . .	13
1.4	Les plaques magnétiques sont fixées au milieu de la voie à analyser.	13
1.5	Les deux systèmes radar les plus couramment utilisés sur le réseau routier français (SFERIEL et MAGSYS). . . . .	14
1.6	Le système FRAO est développé par le Centre d'Etudes Techniques de l'Équipement de Metz. . . . .	14
1.7	Dispositifs laser mis en place dans le tunnel de Fréjus pour la mesure de trafic, vitesse et temps inter véhiculaire. . . . .	15
1.8	Vue d'une caméra utilisée pour la gestion du trafic sur une autoroute.	16
1.9	Barrière photoélectrique triple utilisée en Allemagne pour la mesure de vitesse. . . . .	17
1.10	La société NOPTEL teste les possibilités de combinaison de deux capteurs complémentaires pour la mesure de vitesse (radar et laser).	17
1.11	Système optique de reconnaissance de plaque d'immatriculation et exemples d'images enregistrées utilisées pour la reconnaissance de caractères. . . . .	18
1.12	Les deux systèmes non intrusifs de la société TIRTL sont placés sur la chaussée en vis-à-vis pour une mesure précise de la vitesse.	18
1.13	Le système d'analyse d'objet est capable de distinguer automatiquement les personnes, les véhicules et les autres objets. . . . .	19
1.14	Les couleurs des trajectoires définissent les comportements des véhicules : Normal en vert, Alerte en orange and Alarme en rouge.	19

1.15	Le dispositif reconstruit le profil 3D du véhicule pendant tout le temps du passage devant le scanner. Ces informations permettent alors de fournir sa vitesse, sa direction et sa forme. . . . .	19
1.16	Représentation simplifiée d'une matrice CCD de caméra (modèle sténopé). . . . .	25
1.17	Le diagramme montre la relation entre la longueur d'une voiture (4,60 mètres) vue dans l'image et sa distance par rapport à la caméra. Plusieurs couples caméra/objectif sont ici traités. . . . .	26
1.18	La visualisation de cette image brute donne l'aspect d'une image noir et blanc puisque c'est la luminance qui est seulement traduite. Cependant on remarque un léger effet de trame qui, selon la couleur des objets filmés, trahit cette condition de filtre de Bayer. . . .	26
1.19	Le détail de l'image reconstituée montre des contours moins nets qu'une image qui serait prise en codage complet RVB dès le capteur.	27
1.20	Copie d'un écran du simulateur. Le simulateur prend en entrée les données de trois caméras et de trois optiques associées. En sortie, le logiciel simule le passage d'un véhicule dans les trois images en informant image par image la précision estimée. . . . .	28
1.21	Photo de la caméra choisie pour équiper l'observatoire de trajectoire optique. . . . .	29
1.22	Principe de fonctionnement de l'iris automatique par analyse d'image.	29
1.23	Photos du chaînage des trois caméras dans leur bulle étanche. . . .	30
1.24	Le diagramme illustre le nombre d'échos mesurés pour une seule voiture roulant de $-50m + 50m$ devant le télémètre, selon une trajectoire circulaire ( $rayon = 150m$ ). Les variations appliquées portent sur la résolution du télémètre. . . . .	32
1.25	Schéma de principe du système. Les composants internes au PC d'acquisition sont entourés en jaune. . . . .	33
2.1	La détection des visages utilise l'algorithme Viola-Jones et est issue des travaux de Yann Rodriguez and Sébastien Marcel [61]. . .	36
2.2	Illustration du résultat de la localisation d'un véhicule effectuant un parcours en zone urbaine (vue de dessus). Les carrés noirs représentent les positions de passage du véhicule. Les points bleus sont les amers naturels 3D utilisés pour la localisation (extrait de [62]). . . . .	36
2.3	Le téléphone équipé d'une caméra miniature enregistre l'œil de la personne, puis la compare avec une base de données, pour enfin l'identifier. . . . .	37

2.4	Les numéros affichés sur ces deux images représentent la labellisation proposée par la méthode. Ici, la numérotation est stable car les quatre objets restent dans la scène. . . . .	37
2.5	De haut en bas, le diagramme résume les observations disponibles selon les cas : hors ligne, en ligne, et en ligne retardé. . . . .	38
2.6	Les quatre parties essentielles à la réalisation d'un suivi d'objet sont : le vecteur d'état, le modèle d'évolution, la fonction d'observation et le moteur de suivi. . . . .	39
2.7	Exemple d'analyse de suivi. . . . .	40
2.8	représentation du réseau Bayésien pour une simple image. La dépendance entre les variables aléatoires $\mathbf{X}$ et $\mathbf{Z}$ est représentée par une flèche. . . . .	45
2.9	représentation du <i>DBN</i> pour un problème de suivi visuel. Pour une séquence d'images $t = 1, \dots, T$ , les caractéristiques de l'objet au temps $t$ sont données par $\mathbf{X}_t$ et les observations correspondantes par $\mathbf{Z}_t$ . $\mathbf{X}_t$ dépend des caractéristiques précédentes $\mathbf{X}_{t-1}$ . . . . .	45
2.10	représentation schématique des différentes étapes de calcul par la méthode paramétrique. . . . .	46
2.11	représentation schématique des différentes étapes de calcul par la méthode stochastique. . . . .	46
2.12	Propagation des particules par l'algorithme SIR . . . . .	49
3.1	Synoptique du chapitre . . . . .	52
3.2	Synoptique de la méthode proposée . . . . .	53
3.3	Le modèle bicyclette synthétise le déplacement d'un véhicule 4 roues, à travers le déplacement d'un véhicule 2 roues dont les centres sont reliés de manière rigide à un axe de longueur $L$ . La théorie d'Ackerman permet d'estimer l'angle de braquage d'un véhicule roulant à faible vitesse. . . . .	55
3.4	Illustration de la réduction de la paramétrisation offerte par la méthode globale. Avec la méthode séquentielle, on additionne le nombre de paramètres, mesure après mesure. Avec la méthode globale, la trajectoire est modélisée par une fonction composée d'un nombre constant de paramètres. . . . .	57
3.5	représentation graphique des paramètres de la sigmoïde. . . . .	59
3.6	Exemple d'une séquence vidéo et d'un vecteur d'état initial donnés. La méthode utilise une méthode probabiliste ( <b>MCMC</b> ) pour identifier la trajectoire optimale. Le zoom illustre les phases de proposition et d'acceptation de la méthode. . . . .	61

---

3.7	progression de l'exploration par <b>MCMC</b> . . . . .	62
3.8	Le pixel du haut est considéré comme appartenant au fond, car sa densité de probabilité dépasse le seuil du <b>VM</b> pour les trois composantes couleurs. Le pixel du bas est considéré comme appartenant à la forme, car sa densité de probabilité reste en dessous du seuil du <b>VM</b> courant pour les trois composantes couleurs. . . .	66
3.9	A gauche, points connus du marquage central en bleu; les deux points les plus proches de la position initiale du véhicule sont en jaunes. A droite, vecteur direction estimée. . . . .	69
3.10	Illustration de la méthode de recherche du centre de l'amas des points "formes" : chaque pixel de l'ensemble des points "formes" possède une probabilité d'appartenance au centre de l'amas. La figure de droite est une image de la probabilité d'appartenir au centre de l'amas ; plus la couleur du pixel s'approche du rouge, plus le poids associé est élevé. . . . .	70
3.11	Exemple de modèle géométrique tridimensionnel simple utilisé pour un véhicule. Il est ici composé de deux cubes. Le repère associé au cube et le repère associé à la scène sont liés par une translation pure. . . . .	71
3.12	Le calcul de la vraisemblance du modèle <i>3D</i> est effectué pour chaque capteur, dans leur propre référentiel. . . . .	71
3.13	Illustration du calcul de la vraisemblance vision. Le modèle <i>3D</i> du véhicule (en vert) est reprojété dans l'image issue de l'extraction fond-forme. Cette projection est approximée par son enveloppe convexe (en rouge sur l'image du bas). Le calcul de la vraisemblance s'effectue dans une image intégrale par ligne de rapport de log vraisemblance. . . . .	73
3.14	Descriptif des trois référentiels et leurs interactions. . . . .	74
3.15	représentation des échos télémètres simulés sur la coupe du cube <i>3D</i> , dans le référentiel télémètre. . . . .	75
3.16	Illustration du calcul de distance entre les échos simulés sur le modèle <i>3D</i> du cube (en vert) et les échos réels (en rouge). . . . .	76

---

3.17	illustration du fonctionnement du tirage d'une particule par la méthode d'échantillonnage multi-sources, dans le cas de 3 capteurs. L'entrée de l'échantillonneur est composé d'un jeu de particules. A chaque particule sont associés les poids issus de l'observation de chaque capteur (3 poids illustrés par des couleurs différentes). La première phase consiste à effectuer un tirage d'importance d'une particule selon chaque source (donc 3 particules). Un poids global est ensuite calculé pour chacune de ces particules, en effectuant les produits des rapports de vraisemblances (poids). Ces poids sont enfin utilisés dans un second tirage par importance, pour sélectionner la particule finale. . . . .	77
3.18	Illustration du fonctionnement de la méthode d'échantillonnage multi-sources, pour 2 scénarii différents (1 par colonne). Sur la colonne de gauche, de haut en bas : les deux premières courbes représentent la réponse de la source (observation). La courbe suivante représente le résultat d'un échantillonnage d'importance basé sur un poids qui est le produit des poids des deux sources. L'avant dernière courbe représente le résultat d'un échantillonnage d'importance basé sur un poids qui est la somme des poids des deux sources. La dernière courbe représente le résultat de l'échantillonnage multi-sources proposé . . . . .	80
3.19	La méthode d'échantillonnage multi-sources conserve les trois modes, mesurés différemment par les capteurs, même lorsqu'un capteur est aveugle. . . . .	81
3.20	Illustration de la fonction de vraisemblance: un jeu de positions discrétisés du véhicule dans la séquence vidéo est généré selon la trajectoire proposée. Un modèle 3D du véhicule est alors projeté dans chaque image et comparé à la cartographie fond/forme et aux échos réels de la séquence vidéo. . . . .	82
4.1	Synoptique du chapitre . . . . .	85
4.2	Procédure de définition du référentiel absolu. Chaque balise, dont les coordonnées GPS sont connues, est visible dans les images et coupée par le plan laser. . . . .	87
4.3	Modèle sténopé. . . . .	88
4.4	Projection dans le plan image. . . . .	89
4.5	Représentation de l'échantillonnage de la caméra. . . . .	90
4.6	Résultat de la correction de la distorsion. . . . .	92
4.7	Copie d'écran du logiciel SAVe Virage. . . . .	93

---

4.8	Copie d'écran du logiciel. Onglet Détection et suivi. . . . .	94
4.9	Copie d'écran du logiciel. Onglet Chaussée et véhicule . . . . .	95
4.10	Copie d'écran du logiciel. Onglet Filtres . . . . .	96
4.11	Copie d'écran du logiciel. Onglet Télémètre. . . . .	97
4.12	Copie d'écran du logiciel. Choix de la scène de mesure. . . . .	98
4.13	Image brute avec les trajectoires et les cubes en cours. . . . .	99
4.14	Le code des couleurs est : violet : partie du véhicule en cours de détection + zones de détections; rouge : cube modélisant le véhicule; vert : parties du véhicule utilisées lors du traitement; jaune : ombre du véhicule; croix bleu : échos réels du télémètre; croix orange : échos "virtuels" calculés à partir du cube; bleu : véhicule croiseur (si le filtre est activé); blanc : marquage central. . . . .	100
4.15	Différence surfacique entre la trajectoire calculée exprimée dans le référentiel GPS et la trajectoire du véhicule étalon (zoom de l'image gauche). . . . .	100
4.16	Images du suivi sans filtre. A gauche, cas de la luminosité variable. Au centre et à droite, cas de croisements de véhicules. . . . .	103
4.17	Images du suivi ( <i>FP</i> ) avec filtre. A gauche, cas de la luminosité variable. Au centre et à droite, cas de croisements de véhicules. . . . .	104
4.18	Erreurs mesurées en fonction de la vitesse de braquage de la roue avant. Une stabilisation apparaît vers 20deg/s. . . . .	106
4.19	Images de suivi d'un véhicule pour lequel un conducteur effectue de fort coup de volant ( $\pm 150$ ). . . . .	106
4.20	Exemple de profils d'accélération longitudinale de plusieurs conducteurs sur un virage test. . . . .	107
4.21	En rouge les poids vision ; en bleu, les poids télémètre. . . . .	110
4.22	En rouge le % de points tolérables par la méthode globale. En vert le % de points tolérables par la méthode séquentielle. . . . .	112
4.23	Exemple de suivi issu de la campagne de tests réalisée. Le modèle correspondant à la localisation du véhicule est reprojété sur l'image courante. Pour la colonne de gauche, la méthode exploite uniquement les données issues du capteur vision. Pour la colonne du milieu, la méthode exploite uniquement des données télémétriques. Les croix vertes correspondent aux tirs laser simulés, reprojétés dans l'image. Les croix rouges correspondent aux données laser réelles reprojétées dans l'image. Pour la colonne de droite, la méthode utilisée exploite les deux capteurs. . . . .	113
5.1	Représentation des champs de vue des différents capteurs. . . . .	116

5.2	Implantation de l'ODT sur un site routier. . . . .	117
5.3	Distribution des vitesses enregistrées en un point de mesure. Comparaison avec la vitesse légale. . . . .	118
5.4	Vitesses pratiquées en un point de mesure en fonction de l'horaire et du trafic lors d'une journée d'expérimentation. . . . .	118
5.5	La colonne de gauche illustre le suivi d'une trajectoire normale ; les imagerie du bas montrent une stabilité de la fonction d'observation tout au long de la trajectoire. La colonne de droite illustre le suivi d'une trajectoire "atypique" (ici un zig-zag) ; les imagerie du bas montrent une chute de la fonction d'observation lorsque le véhicule braque fortement. . . . .	120
5.6	Faisceau de trajectoires de véhicules estimé par le système, dans un virage réel. Plus la couleur s'approche du violet, plus la surface de la route a été sollicitée. . . . .	121
5.7	Ce faisceau de trajectoires ne comporte que 100 trajectoires, afin de faciliter la lisibilité du comportement des usagers sur le site test.	121
5.8	En haut à gauche, le véhicule "longe" le marquage central; en haut à droite, le véhicule est "très à gauche" ; en bas à gauche, le véhicule "coupe" le marquage central ; en bas à droite, le véhicule est "bien à droite". . . . .	122
I.1	Position du repère absolu du simulateur. . . . .	128
I.2	Représentations du référentiel absolu. . . . .	128
I.3	Représentation du référentiel caméra. . . . .	129
I.4	Illustration des variables des fonctions "voie" et "dynamique du véhicule" du simulateur. . . . .	130
I.5	Copie d'écran du simulateur de l'application dédiée aux deux capteurs. . . . .	134
I.6	Dans l'image de gauche, les points bleus, verts et rouges représentent respectivement les résultats de la visualisation des véhicules arrivant de face, de côté et d'arrière. Dans l'image de droite, les angles de vision en horizontal ( $\alpha_h$ ) et vertical ( $\alpha_v$ ) sont calculées à partir des paramètres caméras donnés au départ de la simulation. L'affichage de dessus en 2D permet d'apprécier une vue globale de ces angles par rapport à l'implantation des instruments par rapport à la route. . . . .	135
I.7	Copie d'écran de la première fenêtre de sélection du simulateur. Choix des paramètres des caméras et de la chaussée. . . . .	135

I.8	Copie d'écran de la deuxième fenêtre de sélection du simulateur. Choix du modèle dynamique du véhicule. . . . .	136
I.9	Copie d'écran de la troisième fenêtre de sélection du simulateur. Choix du catalogue de véhicule. . . . .	136
I.10	Copie d'écran de la quatrième fenêtre de sélection du simulateur. Choix des paramètres du télémètre. . . . .	137
I.11	Copie d'écran de la dernière fenêtre de sélection du simulateur. Choix du modèle de véhicule. . . . .	137
I.12	Copie d'écran du simulateur activé. . . . .	138
II.1	Extraction de la forme brute d'un véhicule. A gauche, l'image enregistrée par la caméra. A droite, l'image a été traitée par le VM ; les points appartenant à la forme sont en vert, le fond est en noir. . . . .	140
II.2	Décomposition des éléments d'une scène. La scène est constituée de l'environnement lié à la route (fixe), du véhicule (mobile) et de son ombre (mobile également). . . . .	140
II.3	Suppression des ombres. L'algorithme d'Otsu appliqué au véhi- cule de l'image de gauche permet de supprimer efficacement l'ombre portée sur le sol. Les points conservés sont en vert, l'ombre est gri- sée. On remarque toutefois que des éléments ont été à tort identi- fiés comme de l'ombre (pare-brise, roues ...) . . . . .	142
II.4	décomposition de la forme en formes continues. Chaque forme continue extraite de la forme brute apparaît sur l'image de droite avec une couleur différente . . . . .	143
II.5	détermination de la position d'un point par rapport à la voie. Le point rouge est le point de l'image étudié. Les deux points bleus correspondent aux points du marquage central situés à proximité de ce point. Sur l'image de gauche, le point est sur la voie de droite. Sur l'image de droite, le point est sur la voie de gauche. . .	144
II.6	Les points en bleu représentent les formes mobiles situées sur la voie de gauche et supprimées de la forme détectée. Les points en verts délimitent la forme conservée. . . . .	144
II.7	carte binaire utilisée dans le filtrage. Les points de l'image sont centrés sur la carte binaire. . . . .	146
II.8	Dilatation de la forme. . . . .	147
II.9	Dilatation de la forme brute. Image avant (à gauche) et après (à droite) l'étape de dilatation. . . . .	147
II.10	Erosion de la forme. . . . .	148

---

II.11 Erosion de la forme brute. Image avant (à gauche) et après (à droite) l'étape d'érosion. . . . .	148
II.12 comblement des vides de la forme brute. Image avant (à gauche) et après (à droite) l'étape de comblement des vides. . . . .	150
III.1 Fonctionnement du télémètre sur site encombré. Les tirs télémètre (en rouge) sont soit interceptés par la présence d'un obstacle (en bleu), soit limités par le champ d'observation. . . . .	152
III.2 Cartographie des échos télémétriques d'une scène. Les points situés sur l'arc-de-cercle centré sur le télémètre délimitent la portée du champ de vision du télémètre. En réalité, le télémètre effectue un double balayage : un tir / degré dans le sens trigonométrique puis un tir / degré dans le sens horaire en décalant de 0,5 par rapport aux points précédemment enregistrés. Cependant, le décalage temporel causé par l'aller-retour du faisceau laser entraîne une perte de précision peu appréciable dans les calculs qui suivent. En effet, les échos enregistrés sur un obstacle mobile (un véhicule par exemple) se trouvent décalés sur la même image : cet effet de flou temporel est résolu en ne prenant en compte qu'un seul des deux balayages. . . . .	152
III.3 Algorithme de l'outil "Télémètre". . . . .	154
III.4 Suppression des échos télémètre indésirables. A gauche, Cartographie "brute" des échos d'une image télémètre : Les échos appartenant au véhicule sont visibles, ainsi que les échos correspondant aux obstacles immobiles et à la portée limite. A droite, les échos appartenant au bruit de l'image ont été supprimés : seul le véhicule est conservé. . . . .	155
III.5 Distinction entre échos appartenant à un véhicule et bruit. . . . .	156
III.6 A gauche, Peugeot 406 atteinte par des tirs télémètre. A droite, dimensions de la Peugeot 406 . . . . .	157
III.7 Evolution de la disposition des échos au cours de la trajectoire. Exemple des côtés touchés sur un véhicule circulant sur la voie de droite. 1 : partie avant seulement. 2 : partie avant et côté droit. 3 : côté droit. 4 : partie arrière et côté droit. 5 : partie arrière. . . . .	157

---

---

III.8	Découpage d'un véhicule identifié en segments. A gauche, un point est suffisamment éloigné de la droite de référence : le véhicule est découpé en deux segments. A droite, la disposition des échos est quasiment linéaire : le véhicule reste modélisé par un seul segment. Ces segments permettent également de prévoir la direction du véhicule : le cap correspond au vecteur orthogonal délimitant les faces avant et arrière du véhicule ou au vecteur parallèle aux faces latérales. . . . .	158
III.9	Estimation de la vitesse du véhicule Les points (verticaux) du véhicule à l'instant $t$ (en rouge) sont reliés aux points du véhicule à l'instant $t - 1$ (en bleu) par des segments jaunes. . . . .	161
III.10	Aperçu de l'interface de l'outil "Télémètre" implémenté en C/C++ . . . . .	162
III.11	Comparaison entre résultats attendus et résultats obtenus à l'aide du logiciel. . . . .	163

---

# Liste des tableaux

1	Mortalité estimée due à un accident de la route, par région, en 2004.	1
1.1	Exigences fonctionnelles pour le système (de jour).	10
1.2	Synthèse des systèmes existants pour la métrologie du trafic et des trajectoires.	20
1.3	Synthèse sur les précisions des systèmes de mesure de paramètres cinématiques.	20
1.4	Détail des caractéristiques focales et des caméras (de la légende du graphique ci-dessous).	25
3.1	Algorithme du filtrage particulaire (CONDENSATION)	54
3.2	Limites basse et haute des paramètres du vecteur d'état. Ces valeurs sont choisies en fonction de la géométrie du virage. Par exemple, ici, la plage de variation de la vitesse est positive car la mesure est effectuée dans la partie sortante du virage, où les véhicules sont en phase d'accélération.	60
4.1	Précision (cm) pour la caméra de droite (erreur moyenne et écart-type entre la trajectoire estimée et celle mesurée par un GPS cinématique). L'apport du modèle 3D est très significatif.	101
4.2	Précision (cm) pour la caméra de droite (erreur et écart-type entre la trajectoire estimée et celle mesurée par un GPS cinématique). L'intérêt du deuxième parallélogramme superposé n'est pas probant. Par contre, l'algorithme de suivi réagit mieux à un sous-dimensionnement du modèle de véhicule qu'à un sur-dimensionnement.	102
4.3	Précision de la méthode séquentielle en fonction du nombre de particules. Les erreurs ont été calculées par la "méthode continue".	107
4.4	Moyenne des écarts pour deux véhicules étalons différents avec tous les échos et avec peu d'échos.	108
4.5	Écart-type des écarts pour deux véhicules différents avec tous les échos et avec peu d'échos.	109

---

4.6	Moyenne des erreurs pour les différentes expérimentations. . . . .	109
4.7	Écart-type de l'erreur sur vingt suivis d'une même voiture. . . . .	109
4.8	Moyenne et écart-type de l'erreur sur vingt suivis d'une même voiture. . . . .	110
4.9	Précision (cm) pour la caméra de sortie de virage (erreur et écart- type entre la trajectoire estimée et celle mesurée par un GPS ciné- matique). . . . .	111
4.10	Comparaison en terme de position et de cap entre les deux méthodes.	112
5.1	Tendance proposée en fonction des vitesses mesurées. . . . .	119
5.2	Position des véhicules dans la voie. . . . .	122
I.1	Variables pour configurer la voie de circulation. . . . .	130
I.2	Variables pour configurer la dynamique du véhicule. . . . .	131
I.3	Variables pour configurer le repère de la caméra. . . . .	131
I.4	Variables pour configurer les caméras. . . . .	132
I.5	Variables pour configurer le repère télémètre. . . . .	132
I.6	Variables pour configurer le télémètre. . . . .	133

---

# Introduction

## 0.1 Contexte

Cette thèse se situe dans un contexte préoccupant d'insécurité routière : 1,2 millions de personnes sont décédées et 50 millions ont été blessées rien qu'en 2002, dans le monde. Si cette situation ne s'améliore pas, d'ici 2020, les accidents de la route seront la première cause de mortalité dans le monde !

Pour illustrer ces propos, un document est paru en 2004 [1], listant le bilan ahurissant pays par pays. Quelques chiffres sont présentés dans le Tableau 1 ci-dessous :

Région	Mortalité
Toute	<b>1183492</b>
Afrique	<b>190190</b>
Amérique	<b>133783</b>
Asie du Sud-Est	<b>296141</b>
Europe	<b>127129</b>
Est Méditerranéen	<b>132207</b>
Ouest Pacifique	<b>304042</b>

TAB. 1 – Mortalité estimée due à un accident de la route, par région, en 2004.

Selon une étude du LAB<sup>1</sup>, il apparaît qu'une meilleure gestion des difficultés en virage permettrait d'éviter 12 % des accidents mortels des véhicules légers et utilitaires en France. Si on se base sur l'année 2002, ce pourcentage correspondrait à environ 869 décès (à six jours) évités. On voit là un enjeu énorme en terme de vies humaines qu'on peut potentiellement préservées, mais aussi en terme de coût socio-économique pour la société : un mort coûte à la collectivité un million d'euros et un blessé grave 150 000 euros...

---

<sup>1</sup>Laboratoire d'Accidentologie, de Biomécanique et d'études du comportement humain

## 0.2 Objectifs de la thèse

Si on excepte les collisions dues à une distance de freinage trop longue (liées aux vitesses excessives ou à des inter-distances trop courtes), les accidents surviennent le plus souvent parce que le - ou l'un des - véhicule(s) en cause a pris une trajectoire <sup>2</sup> inadéquate compte-tenu du tracé de la route. Ceci peut résulter d'une erreur de conduite ne trouvant pas son origine dans l'infrastructure elle-même. Dans ce cas, le gestionnaire ne peut entreprendre aucune mesure corrective (autre que de minimiser les conséquences de la perte de trajectoire en aménageant les abords de la route). On reconnaîtra cette pathologie au fait qu'elle survient de façon aléatoire.

Dans certains cas, la "perte de trajectoire" trouve, en partie au moins, son origine dans l'infrastructure, soit que la configuration de la route induise un comportement inadapté et dangereux de la part des conducteurs, soit que, même dans le cas d'une conduite normale à la vitesse préconisée pour l'itinéraire, le tracé amène les véhicules - ou certains d'entre eux -, à la limite de leur capacité de contrôle. Dans ce cas, la zone concernée va, en principe, se caractériser par une récurrence d'accidents présentant des analogies. Le gestionnaire peut alors, et doit, intervenir sur son infrastructure pour la rendre plus sûre.

Les sections réputées accidentogènes sont souvent des courbes mal dessinées, des carrefours, des ronds points, ou des zones d'échange de trafic entre axes très importants et très chargés. Les véhicules impliqués dans des accidents sont tout autant des véhicules légers que des poids lourds ou des deux-roues. Sur une section accidentogène, l'intervention la plus efficace sera conçue en analysant de façon détaillée les accidents survenus, mais également les "presque accidents", c'est à dire les situations dans lesquelles un véhicule a frôlé l'accident mais a pu l'éviter in extremis et a ensuite continué sa route. La difficulté rencontrée pour analyser ces situations tient à ce qu'elles ne sont pas observées : on observe les conséquences de l'accident, on ne connaît même pas l'existence des presque accidents.

L'objectif de la thèse est de contribuer à l'amélioration de cette situation. La solution choisie a été de développer un **Observatoire De Trajectoires (ODT)**, restant à demeure sur le bord de la chaussée, pour aider les gestionnaires à trouver des pistes d'actions pour sécuriser leur réseau.

---

<sup>2</sup>Dans ce document, le terme trajectoire représente la trace et la cinématique effectuées par le véhicule.

---

### 0.3 Cadre et contributions

Cette thèse a été effectuée au sein du **LCPC** (Laboratoire Central des **P**onts et **C**haussées), du **LASMEA** (**L**aboratoire des **S**ciences et **M**atériaux pour l'**E**lectrique et l'**A**utomatique) de l'Université de Clermont-Ferrand et du **SIC** (**S**ignal **I**mage **C**ommunication) de l'Université de Poitiers. Le LCPC consacre une part importante de ces recherches à l'impact des caractéristiques routières sur l'accidentologie. L'axe vision artificielle du LASMEA, animé par Mr Chateau, est dédié à la perception d'objet et à leur suivi. Le thème images couleur dynamiques et statiques du SIC, animé par Mr Khoudeir, a, quant à lui, pour objectifs de développer des modèles pour traiter et analyser les images numériques à travers les échelles et à travers le temps et de les reproduire sur différents supports.

Ces travaux ont été réalisés, pour une part, dans le cadre du projet RADARR (Recherche des Attributs pour le Diagnostic Avancé des Ruptures de la Route) de l'action concertée du PREDIT SARI (Surveillance Automatisée des Routes pour l'Information des conducteurs et des gestionnaires) lancé en 2004. Ce projet a pour ambition de contribuer à réduire significativement les accidents liés à des sorties de route ou des pertes de contrôle de véhicule, en informant mieux les conducteurs des difficultés de conduite auxquelles ils doivent faire face. (<http://www.sari-prd.fr>). Pour cela, l'étude approfondie des trajectoires de véhicules paraissait un préalable essentiel.

Les trajectoires des véhicules contiennent de nombreuses informations qui peuvent être rassemblées en deux groupes principaux. Le premier concerne les phénomènes microscopiques tels que les distances inter véhiculaires, la surface de la route réellement empruntée, le faisceau des vitesses et le trafic ; ces données sont très recherchées pour mieux comprendre le comportement général des usagers face à des modifications d'infrastructure (signalisation, revêtement de chaussée, ...). Le second doit permettre de classer ces trajectoires en deux catégories : la première représente les comportements "normaux", caractérisés par les trajectoires les plus communes mesurées sur chacun des sites; la seconde rassemble les comportements "atypiques" caractérisés par des variations brutales d'un ou plusieurs paramètres cinématiques du véhicule. Une fois les comportements "atypiques" répertoriées, leur exploitation a le double objectif de permettre une quantification d'un indicateur de risque pouvant compléter les données d'accidentologie souvent très rares et peu fiables, et de pouvoir simuler ces trajectoires à risque, complétant les travaux sur la prévision d'accident.

Les systèmes de mesure actuels (boucles, tubes pneumatiques, ...) ne sont pas suffisants pour étudier les trajectoires de façon détaillée, et notamment pour détecter les changements de voie, ou encore mesurer en continu les trajectoires des

---

véhicules. Une alternative pour quantifier les comportements des véhicules est d'utiliser des systèmes de mesure embarqués. Les véhicules d'essai qui en sont équipés peuvent mesurer, sur de longues distances et avec une grande précision, leurs trajectoires avec de nombreux détails concernant les commandes, les efforts subis par le véhicule, . . . Cependant, sur un itinéraire donné, le résultat ne concernera qu'une seule trajectoire effectuée par un seul conducteur (et parfois quelques informations supplémentaires sur les véhicules suivis et suiveurs). Les expérimentations ne pourront alors porter que sur un petit panel de conducteurs (avec une conduite plus ou moins naturelle), avec tout ce que cela comportent comme biais dans les interprétations finales. Enfin, ce type d'instrument ne peut pas tout mesurer, notamment les comportements des véhicules en situation d'accidents ou de presque accidents.

L'utilisation de capteurs optiques disposés en bord de voie présente une approche complémentaire à ces différents outils, puisqu'elle permet de mesurer en continu, sur une section, toutes les trajectoires des véhicules légers, évitant ainsi de biaiser les résultats. Bien que déjà utilisées dans de nombreuses applications routières, les méthodes basées sur l'utilisation de capteurs optiques se limitaient jusqu'ici à la détection et au comptage de véhicules. Le développement de ces méthodes avait nécessité des recherches sur l'identification et le suivi robuste des véhicules, mais n'avait pas pu approfondir la précision de la mesure, faute de temps.

Cette thèse s'inscrit donc dans l'estimation précise de trajectoires individuelles (analyse microscopique), de jour comme de nuit, et pour tout type de conditions météorologiques (hors brouillard). Pour atteindre cet objectif, il a été nécessaire, d'une part, d'utiliser différents capteurs et de proposer une méthode innovante pour les fusionner, et d'autre part, de développer une nouvelle modélisation du comportement des véhicules en virage. Cette modélisation est une combinaison d'un modèle cinématique simple et d'un modèle d'observation adaptée aux capteurs choisis. En outre, deux techniques d'analyse, "en ligne" et "hors ligne", ont été testées, la seconde permettant notamment de diminuer significativement les bases de données de trajectoires. Enfin, de nombreuses expérimentations, difficiles à obtenir pour ce genre de recherche, ont permis de valider ces différentes méthodes, à plusieurs stades de leur réalisation.

## 0.4 Terminologie

La procédure de mesure de l'ODT peut être décomposée en trois étapes essentielles : le calibrage, l'extraction de l'objet d'intérêt et l'estimation "robuste"

---

de la trajectoire de cet objet dans l'espace et dans le temps. Ces étapes peuvent elles-mêmes être décomposés en sous étapes, représentant les **grands principes** couramment utilisés dans la littérature spécialisée. Le dernier terme hiérarchique utilisé dans ce mémoire est la **méthode**, qui est souvent intitulée au nom de son inventeur (CANNY, KALMAN, ...).

Pour une meilleure compréhension de ce mémoire, il est important de souligner que les **problématiques** engendrées pour la mesure des trajectoires par un système optique sont bien connues et peuvent être classées selon quatre ensembles :

- les cibles suivies (véhicules), qui varient en tailles, en formes, et en couleurs,
- les conditions météorologiques, qui sont très changeantes, modifiant d'autant la scène de visualisation. Par exemple, l'ombre des véhicules projetée sur le sol, qui dépend de la position du soleil au moment de la prise de vue, est très perturbatrice pour isoler des objets mobiles,
- les phénomènes d'occultations provoqués par les autres véhicules ou par l'environnement ambiant,
- les problèmes liés au capteur (flou, imprécision du calibrage, ...).

## 0.5 Organisation du mémoire

Le mémoire s'articule autour des différents points qu'il nous a semblé utile d'analyser en vue d'une complète adaptation d'un système optique à la mesure de trajectoire de véhicules. Ceci nous a conduit à étudier différents domaines de la vision par ordinateur et du traitement d'images : nous avons, à chaque fois que cela a été possible, fait une analyse de l'existant, reliée aux enjeux et problèmes qui nous intéressent et la manière de les résoudre.

Dans le **premier chapitre**, nous présentons les applications existantes sur le marché pour la mesure de trafic et pour le suivi de trajectoire. Ce chapitre argumente le choix des deux capteurs complémentaires que sont la caméra et le télémètre laser pour composer l'ODT. Ce choix a aussi été contraint par les objectifs du projet de recherche RADARR puisqu'un cahier des charges fonctionnel du dispositif a été réalisé [20], préconisant notamment ces exigences métrologiques.

Le **deuxième chapitre** dresse un panorama des **grands principes** et des **méthodes** existantes pour le suivi d'objets mobiles. On justifiera alors le choix des méthodes utilisées, argumentant par rapport aux technologies employées et aux objectifs à atteindre.

Nous développons, dans le **troisième chapitre**, le cœur du travail de thèse que

---

sont les méthodes de suivi de trajectoires de véhicules. Nous présentons d'abord une méthode séquentielle de suivi d'objets ayant l'avantage de traiter toutes les trajectoires, mêmes si celles-ci présentent des caractéristiques cinématiques anormales. La moins-value de cette méthode est le nombre et la fluctuation des paramètres significatifs pour reconstruire la trajectoire (peu lissée). Nous complétons donc cette méthode par une technique globale qui permet de classer les trajectoires selon un nombre de paramètres réduits et d'isoler plus facilement les trajectoires "atypiques". Pour cela, nous utilisons le défaut de cette méthode (de ne pas pouvoir suivre un véhicule dont les caractéristiques cinématiques sont trop éloignées du comportement usuel) pour établir une classification instantanée des presque accidents. Enfin, nous décrivons la méthode d'observation identiques aux deux méthodes développées.

Le **quatrième chapitre** est consacré à la validation des méthodes. Les étapes importantes des algorithmes retenus sont toutes illustrées par des résultats expérimentaux commentés et analysés. Pour cela, plusieurs vérités terrains fournies par un véhicule équipé d'un GPS RTK de précision centimétrique, circulant devant le dispositif de mesure, sont exploitées. Un logiciel a été réalisé et les procédures conditionnant fortement les résultats que sont l'initialisation, la segmentation temporelle et le calibrage, sont présentées.

Le déploiement de l'ODT développé, sur sites accidentogènes, est détaillé dans le **cinquième chapitre**. Ce système a été installé sur différents sites accidentogènes dans le cadre du projet RADARR, et nous présentons, pour un virage, les possibilités offertes par ce genre d'outil.

Nous résumons, dans une **conclusion générale**, les méthodes et stratégies retenues et nous essayons de dégager la réelle pertinence et les apports de la vision artificielle au problème de la mesure de trajectoire in situ. Nous tentons de définir ce qui relève de l'applicable et nous soulignons les domaines de validité de notre ODT. Nous donnons enfin les perspectives scientifiques et technologiques ouvertes par ce travail.

## 0.6 Publications

Les travaux de recherche présentés dans ce manuscrit et publiés dans différentes conférences et revues listées ci-dessous, sont le fruit d'une collaboration étroite avec d'autres chercheurs, sans qui rien n'aurait été possible. Je tiens, tout particulièrement, à remercier mon conseiller d'étude Thierry Chateau qui m'a guidé tout au long de ces trois années de thèse.

1. *Métriologie des trajectoires de véhicules par un système optique*. Y. Goyat,
-

- 
- T. Chateau, L. Trassoudaine, dans les proceedings de la conférence CIFA (Conférence Internationale Francophone d'Automatique), 2008.
2. *Tracking of vehicle trajectory by combining a camera and a laser rangefinder*. Y. Goyat, T. Chateau, L. Trassoudaine, dans la revue Machine Vision and Applications, 2008.
  3. *Trajectory measurement of vehicles: a new observation*. Y. Goyat, T. Chateau, L. Trassoudaine, L. Malaterre, A. Riouall, dans la revue Advances in Transportation Studies, 2008.
  4. *Un nouvel observatoire de trajectoires*. Y. Goyat, T. Chateau, L. Trassoudaine, L. Malaterre, F. Menant, dans la revue Recherche Transport Sécurité, pp. 73-88, volume 98, 2008.
  5. *Estimation précise de la trajectoire d'un véhicule par fusion de capteurs vision télémètre laser*. Y. Goyat, T. Chateau, L. Trassoudaine, L. Malaterre, dans les proceedings de la conférence RFIA (Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle), 2008.
  6. *Trajectory measurement of vehicles: a new observation*. Y. Goyat, T. Chateau, L. Trassoudaine, L. Malaterre, A. Riouall, dans les proceedings de la conférence RSS (Road Safety and Simulation), 2007.
  7. *Trajectographie des véhicules en vision monoculaire*. Y. Goyat, T. Chateau, L. Trassoudaine, L. Malaterre, dans les proceedings de la conférence GRETSI, 2007.
  8. *Estimation précise de la trajectoire d'un véhicule par vision monoculaire*. Y. Goyat, T. Chateau, L. Trassoudaine, L. Malaterre, dans les proceedings de la conférence ORASIS, 2007.
  9. *Vehicle Trajectories Evaluation by Static Video Sensors*. Y. Goyat, T. Chateau, L. Trassoudaine, L. Malaterre, dans les proceedings de la conférence IEEE ITSC (Intelligent Transportation Systems Conference), 2006.
-



# Chapitre 1

## L'observatoire de trajectoires

Comme présenté précédemment, l'objectif de la thèse est de proposer un système de mesure de trajectoires de véhicules, pour notamment aider les gestionnaires à mieux appréhender leur réseau routier. Dans ce but, le système doit répondre à plusieurs exigences fonctionnelles, répertoriées dans la première partie de ce chapitre. La deuxième partie liste les systèmes de mesure disponibles "sur étagère" orientant nos choix technologiques. Ayant plus largement accès au marché français, nous avons pris le parti de séparer les réalisations en France et à l'international. La troisième partie recense l'historique des travaux relatifs à la métrologie de trafic routier. La dernière partie dresse le bilan entre la demande du projet et l'offre proposée, pour enfin argumenter notre choix définitif des matériels.

### 1.1 Cahier des charges fonctionnel

Une trajectoire est une fonction continue qui à tout instant  $t$  associe la position d'un point de l'objet à suivre. On peut envisager que le véhicule soit assimilé à un point matériel positionné au centre géométrique du véhicule réel. La première exigence du système est donc d'estimer la position du centre des véhicules, de la façon la plus continue possible, sur toute une section donnée.

Pour avoir un panorama exhaustif des comportements des usagers, la deuxième exigence est que ce système soit positionné sur le bord de la route et qu'il puisse fonctionner 24h/24. Le système étant fixe pendant toute la durée des mesures, il permet aussi une plus grande fiabilité métrologique. Cette exigence sous entend que le système soit déplaçable aisément et rapidement d'une section à l'autre, c'est-à-dire qu'il réponde aux deux points suivants :

- installation et désinstallation adaptées pour deux agents, en une demie journée maximum,
- aucune intervention destructive sur l'infrastructure.

Une fois tous les passages de véhicules enregistrés pendant une durée jugée représentative du trafic courant, la troisième exigence est de pouvoir transformer ces données brutes en trajectoires (en temps différé). Les données brutes sont conservées et doivent permettre de vérifier visuellement, à tout moment, les comportements des conducteurs.

Le système s'intéressera, dans un premier temps, aux véhicules légers (VL), puisqu'ils sont majoritaires sur tout le réseau routier. La dernière exigence est qu'il puisse mesurer simultanément les trajectoires de plusieurs VL.

Enfin, en accord avec un groupe d'experts en sécurité routière, des critères quantitatifs ont été définis pour répondre à ce nouveau besoin. Les performances demandées sont synthétisées dans le Tableau 1.1 :

Paramètre	Exigence
longueur de suivi	au moins 100 mètres
position longitudinale ( $X$ )	$5m$
vitesse longitudinale ( $dX/dt$ )	$\pm 5km/h$
position transversale ( $Y$ )	90 % de bonne classification (cf. fig. 1.1) $\simeq \pm 20cm$ .
position du véhicule dans le flot	90 % de bonne classification (4 modalités: 1er, 2ième ...)
type de véhicule	90 % de bonne classification (2 classes : VL ou PL)
véhicule croiseur	90 % de bonne détection

TAB. 1.1 – Exigences fonctionnelles pour le système (de jour).

La première démarche a donc été de vérifier que le système décrit dans ce cahier des charges n'était pas déjà réalisé, même à l'état de prototype. Les deux sections suivantes font un état des lieux des méthodes et systèmes existants.

## 1.2 État de l'art des systèmes de mesure de trafic

La métrologie du trafic routier évolue fortement depuis dix ans. Cette croissance est principalement liée aux demandes de services de plus en plus nombreuses des usagers. Elle est permise par l'amélioration des technologies de communication.

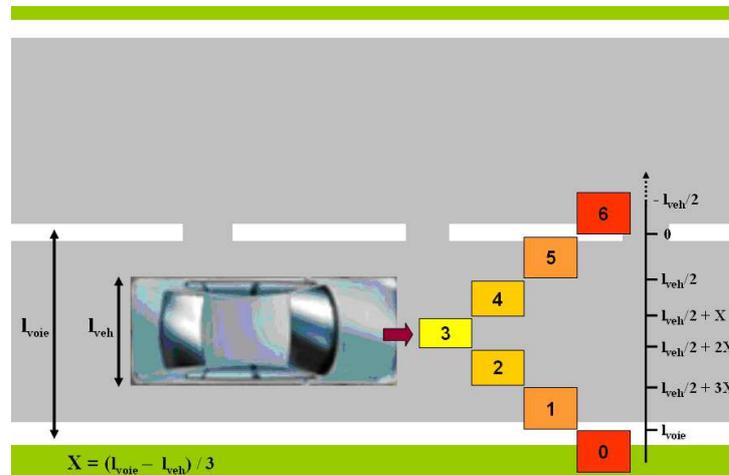


FIG. 1.1 – Définition des sept modalités de position latérale exigées dans le Tableau 1.1.

En France, une quinzaine de constructeurs et/ou distributeurs se partagent ce marché en pleine expansion. Un panel impressionnant de technologies est utilisé pour mesurer cette information que ce soit de manière intrusive<sup>1</sup> ou non. Nous avons recensé huit types de capteurs différents pour les seules mesures de débit et de vitesse (laser, radar ...). Le marché a visé, en priorité, la mesure globale des comportements des usagers de la route et n'a pas encore pu se focaliser sur les informations issues des trajectoires individuelles, excepté pour la détection d'incident. En effet, les industriels proposent principalement des produits pour détecter le passage des véhicules en un point donné du réseau.

### 1.2.1 L'offre française

Cette offre est listée selon la technologie du produit industrialisé. Seule une application est encore au stade du prototype (FRAO); ce dernier étant depuis longtemps dans le circuit et ayant été souvent comparé aux autres dispositifs, il nous a semblé intéressant de le présenter. La liste est divisée en deux catégories, la première traite des systèmes ponctuels et la seconde des systèmes traitant une zone de mesure.

<sup>1</sup>Intrusive : basée sur des techniques demandant une intervention irréversible (ou destructive) sur l'infrastructure.

### 1.2.1.1 Systèmes ponctuels

- Les boucles électromagnétiques : ce système intrusif (cf. figure 1.2) est constitué d'un fil conducteur enroulé sur trois spires pour créer une bobine. Le courant induit au passage d'une masse métallique permet la détection du véhicule. La géométrie d'installation est réglementée par un guide du SETRA [52]. Ce système permet une mesure ponctuelle sans contrainte météorologique. Quatre industriels se partagent le marché de la vente des stations de comptage : STERELA, SIAT, ELSI et THALES.



FIG. 1.2 – Les boucles électromagnétiques sont ici collées sur la chaussée. Pour plus de résistance, il est nécessaire de raboter le revêtement pour y intégrer la bobine.

Une nouvelle application de cette technologie est en cours d'industrialisation pour la mesure de position latérale dans la voie. Le principe consiste à utiliser deux bobines décalées latéralement. L'analyse des signaux permet alors de positionner le véhicule par rapport aux boucles. La société Thalès est la seule à expérimenter cette solution.

- Les tubes pneumatiques : Ces tubes creux en caoutchouc tendus au travers de la voie (cf. figure 1.3) permettent de mesurer la pression aux passages des essieux des véhicules et d'en déduire la vitesse. Leur utilisation est temporaire puisque la précision de mesure se dégrade rapidement. Cinq industriels proposent ce produit : STERELA, SIAT, SFERIEL, RUSTIN et VERNERET.
-



FIG. 1.3 – Les tubes pneumatiques sont tendus de part et d'autre de la voie grâce à des clous enfoncés dans la chaussée.

- Les plaques magnétiques : ces capteurs (cf. figure 1.4) se fixent au milieu de la voie par quatre tirefonds et utilisent la masse métallique des véhicules pour les compter. La taille des véhicules étant variable, la mesure de vitesse n'est pas très précise. Deux industriels proposent ce produit : STERELA et MAGSYS.



FIG. 1.4 – Les plaques magnétiques sont fixées au milieu de la voie à analyser.

- Les radars Doppler : Le dispositif (cf. figure 1.5) installé en bord de voie, en hauteur, émet des ondes électromagnétiques. Ces ondes se réfléchissent sur les cibles mobiles (véhicule) et une comparaison des fréquences du signal émis et du signal reçu est effectuée permettant la détection de la vitesse et le sens de mouvement.
-

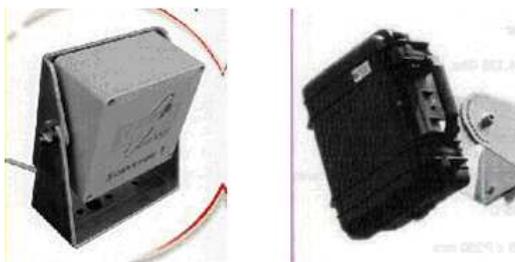


FIG. 1.5 – Les deux systèmes radar les plus couramment utilisés sur le réseau routier français (SFERIEL et MAGSYS).

La précision de ce genre de système est sensible à la configuration d'installation (sujet récent de polémique pour les radars CSA) et aux masquages des véhicules.

- Les technologies innovantes Ultrason et Infrarouge : La figure 1.6 montre un système prototype, appelé FRAO, composé d'une barrière infrarouge pour la mesure de vitesse et d'un capteur ultrason pour mesurer la position latérale du véhicule sur la chaussée.



FIG. 1.6 – Le système FRAO est développé par le Centre d'Etudes Techniques de l'Équipement de Metz.

Une industrialisation de ce système permettrait de le rendre plus fiable dans les conditions de mesure in-situ.

D'autres produits utilisant les technologies US et IR commencent à être utilisés (peu coûteux) sur notre réseau pour la mesure agrégée. Nous avons peu de retour sur expérience, mais il apparaît clairement que ces technologies ne sont pas adaptées à la mesure individuelle. Les sociétés NEAVIA, SIAT et SIGNATURE sont positionnées sur ce créneau.

### 1.2.1.2 Systèmes traitant une zone

- Le laser : Le principe consiste à balayer un plan de l'espace sur 180° avec un laser. Les rayons se réfléchissent sur les objets et sont enregistrés par l'appareil. Le temps de vol des échos est alors converti en distance à l'obstacle. Chaque balayage produit une cartographie 2D des objets présents dans le champ de vue du télémètre laser. Cette technologie est le plus souvent utilisée sous les ponts ou tunnels (cf. figure 1.7) pour balayer toute la longueur des véhicules. Son caractère onéreux en limite l'utilisation à la mesure de trafic et en particulier au contrôle des distances entre véhicules.

Ces systèmes sont installés dans le Tunnel du Mont-Blanc, mais ils ne sont



FIG. 1.7 – Dispositifs laser mis en place dans le tunnel de Fréjus pour la mesure de trafic, vitesse et temps inter véhiculaire.

pas utilisés actuellement comme preuve d'infractions par la gendarmerie. Ils servent simplement d'appui à la constatation de l'infraction en complément de la mesure à l'œil fondée sur les repères visuels placés sur la chaussée. Seule la société SICK fournit ce genre de système.

- La vidéo : La mesure du trafic se fait par le traitement et l'analyse des images enregistrées par une caméra perchée en haut d'un mat (cf. figure 1.8). Le principe repose sur le suivi vidéo des mouvements. Le retour visuel immédiat émis par les systèmes de détection vidéo garantit son bon fonctionnement : sur un moniteur, l'opérateur se trouvant dans le centre de contrôle du trafic est en mesure de vérifier si le détecteur fonctionne correctement ou non. La combinaison des données brutes (images) et traitées est un avantage considérable dans le domaine de la Détection Automatique d'Incidents (DAI).

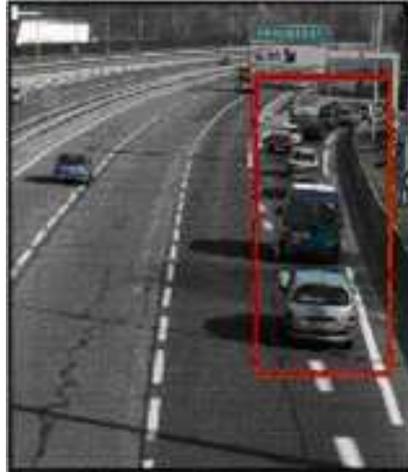


FIG. 1.8 – Vue d'une caméra utilisée pour la gestion du trafic sur une autoroute. Un système expérimental est installé sur l'autoroute A10 au Nord d'Orléans. Trois caméras, situées sous un pont au-dessus des trois voies, enregistrent le passage de chaque véhicule avec un degré de précision de l'ordre de quelques centièmes de seconde. À chaque non respect de la distance de sécurité réglementaire, l'information "Trop près" est présentée à l'utilisateur sur un panneau à messages variables. Il n'y a donc pour l'instant pas d'activation de sanctions. Plusieurs sociétés investissent sur cette nouvelle technologie : TRAFICON (leader mondial), CITILOG, SIAT, MAGSYS et FLEXIROAD.

## 1.2.2 L'offre internationale

Les produits similaires sont présents sur le marché mondial. Seules les sociétés diffèrent, on pourrait citer par exemple SMART SYSTEMS pour la vidéo, LASERTECH pour la mesure de vitesse par tirs lasers. Cette partie fait l'état de produits innovants, pas ou très peu utilisés en France. Les technologies sont les mêmes que celles listées précédemment.

### 1.2.2.1 Systèmes ponctuels

Les barrières photoélectriques sont utilisées dans certaines régions d'Allemagne. En dehors des systèmes plus anciens disposant chacun de 3 capteurs à gauche et à droite de la voie (cf. figure 1.9), il existe un système moderne qui se contente d'un seul module de mesure. Ces appareils ne sont fournis en Allemagne que par la société ESO.



FIG. 1.9 – Barrière photoélectrique triple utilisée en Allemagne pour la mesure de vitesse.

### 1.2.2.2 Systèmes traitant une zone

- Combinaison d'un laser et d'un radar : Ce système est en phase de validation et la société NOPTEL propose d'utiliser un laser en complément d'un radar pour être sûr de mesurer la vitesse de chaque véhicule même s'ils sont ensemble dans le champ de vue du radar. La mesure de vitesse est meilleure avec le radar car les échos laser sont dépendants de la géométrie des véhicules. Ce nouveau produit (cf. figure 1.10) pourrait permettre une mesure ponctuelle très fiable du comptage et de la vitesse.

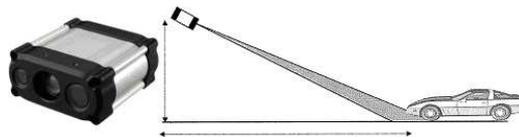


FIG. 1.10 – La société NOPTEL teste les possibilités de combinaison de deux capteurs complémentaires pour la mesure de vitesse (radar et laser).

- Détection et suivi de plaque d'immatriculation : Deux sociétés ont pris le pari de suivre les véhicules grâce à leur immatriculation (cf. figure 1.11). La technologie utilisée est alors la vidéo couplée à un flash. La propriété de rétro réflexion des plaques d'immatriculation est intéressante pour la mesure. Une fois l'immatriculation identifiée par des algorithmes de reconnaissance de caractères, celle-ci est enregistrée dans une base de données temporelle. Un dispositif identique installé plus en aval permet de suivre le véhicule sur un grand linéaire. Les sociétés sont : PIPS TECHNOLOGIE et DERWENT SYSTEMS.

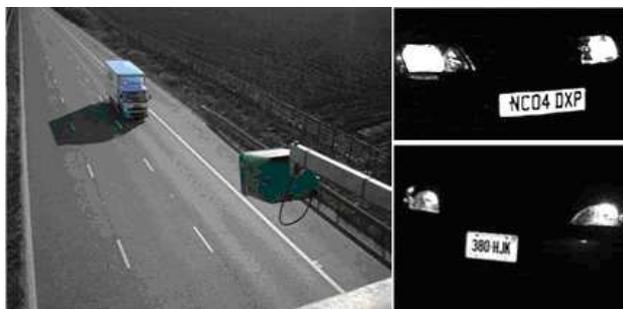


FIG. 1.11 – Système optique de reconnaissance de plaque d'immatriculation et exemples d'images enregistrées utilisées pour la reconnaissance de caractères.

- Mesure de trafic par InfraRouge : Comme illustré sur la figure 1.12, l'émetteur posé sur le bord de la chaussée envoie deux faisceaux IR pour détecter les passages des véhicules et le récepteur situé sur l'autre bord détecte les perturbations dues aux pneumatiques permettant ainsi leur classification. La mesure est très précise mais le point critique est l'alignement de l'émetteur avec le récepteur.

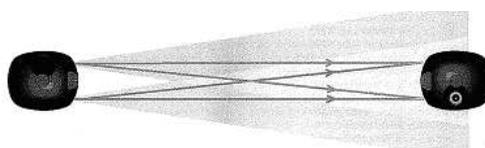


FIG. 1.12 – Les deux systèmes non intrusifs de la société TIRTL sont placés sur la chaussée en vis-à-vis pour une mesure précise de la vitesse.

- Détection de trajectoires : L'analyse d'objets dans la vidéo est en pleine expansion, notamment pour la sécurité des entreprises. BOSCH SECURITY SYSTEMS a déployé des algorithmes dans un logiciel appelé " Intelligent Video Motion Detection (IVMD) ", illustré sur la figure 1.13 pour la détection de mouvements suspects (animaux, véhicule à l'arrêt ...) utilisable en environnement routier. Le dispositif se veut le plus simple possible d'installation et ne requière donc pas de calibrage. En contre-partie, le suivi n'est pas très précis. La société KRIA propose deux systèmes pour suivre les véhicules et identifier les comportements dangereux. La figure 1.14 illustre le premier système qui utilise la vision.

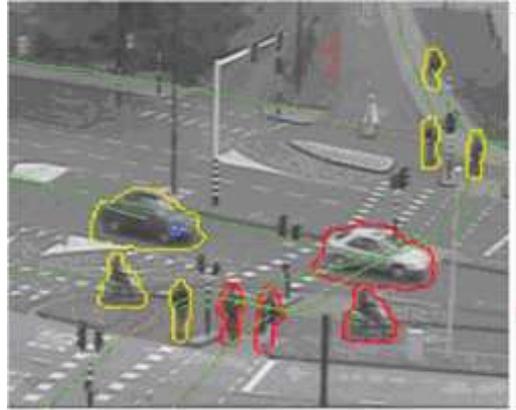


FIG. 1.13 – Le système d'analyse d'objet est capable de distinguer automatiquement les personnes, les véhicules et les autres objets. Le second système utilise un scanner 3D (cf. figure 1.15). Pour la même raison que précédemment, aucune phase de calibrage rigoureuse n'est prévue pour ces produits car l'information recherchée est globale.



FIG. 1.14 – Les couleurs des trajectoires définissent les comportements des véhicules : Normal en vert, Alerte en orange and Alarme en rouge.

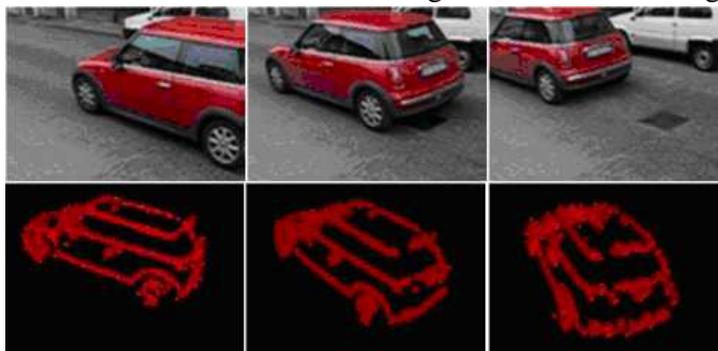


FIG. 1.15 – Le dispositif reconstruit le profile 3D du véhicule pendant tout le temps du passage devant le scanner. Ces informations permettent alors de fournir sa vitesse, sa direction et sa forme.

A la lueur de cet état de l'art, les deux tableaux 1.2 et 1.3 récapitulent les possibilités offertes par toute cette panoplie d'outils divers et variés.

FOV <sup>2</sup>	Système	Paramètres mesurés
<i>Ponctuel</i>	Boucle	vitesse, type, comptage
	Tube pneumatique	vitesse, type <sup>3</sup> , comptage
	Plaque magnétique	vitesse, type, comptage
	Radar	vitesse, type, comptage
	IR	vitesse, type, comptage
	Barrière photoélectrique	vitesse, type, comptage
	FRAO (prototype)	vitesse, type, comptage, position, <i>tiv</i>
<i>Champ large</i>	Laser	vitesse, type, comptage, <i>tiv</i> <sup>4</sup>
	Vidéo	vitesse, type, comptage, DAI, plaque d'immatriculation

TAB. 1.2 – Synthèse des systèmes existants pour la métrologie du trafic et des trajectoires.

FOV	Système	Cinématique	Précision max.
<i>Ponctuel</i>	Boucle	vitesse	±3%
	Tube pneumatique	vitesse	±5%
	Plaque magnétique	vitesse	±8%
	Radar	vitesse	±1%
	IR	vitesse	±5%
	Barrière photoélectrique	vitesse	±5%
	FRAO (hors virage)	vitesse, position, <i>tiv</i>	±4%, ±20cm, ±0.03sec
<i>Champ large</i>	Laser	vitesse, <i>tiv</i>	±1%, ±0.01sec
	Vidéo	vitesse	±10%

TAB. 1.3 – Synthèse sur les précisions des systèmes de mesure de paramètres cinématiques.

Nous venons de parcourir la panoplie des systèmes commercialisés pour la métrologie du trafic. La section 1.3 va maintenant présenter un historique des systèmes développés pour la métrologie des trajectoires. Une des approches les plus

<sup>2</sup>"Field Of View"

<sup>3</sup>VL, PL, ...

<sup>4</sup>temps intervéhiculaire

développées, présentée dans la section 1.3, a été le suivi des véhicules par traitement d'image vidéo, pouvant produire aussi bien des informations traditionnelles du trafic tels que le débit et la vitesse, que de nouveaux paramètres tels que les changements de voie et les trajectoires des véhicules. Les recherches sur ces systèmes non intrusifs ont été encouragées par le coût élevé des systèmes destructifs (génie civil) associé à la nécessaire fermeture des voies de circulation pour leur installation.

### **1.3 Historique des "VIPS" (Vision Image Processing System)**

Les systèmes à "champ large" permettent de mesurer les trajectoires des véhicules sur toute une section, plutôt qu'en un seul point. Ils permettent de mesurer la densité réelle des véhicules présents dans la scène de mesure au lieu d'avoir simplement un taux d'occupation en un point de la route. En outre, en faisant la moyenne des trajectoires dans l'espace et le temps, les paramètres traditionnels du trafic sont plus stables que les mesures correspondantes effectuées avec des capteurs ponctuels. Les informations supplémentaires issues de l'analyse des trajectoires de véhicule peuvent conduire à une meilleure détection d'incident, à la fois par la détection de véhicules arrêtés dans le champ de vue de la caméra et en identifiant les manoeuvres de changement de voie ou d'accélération/décélération, indicatifs d'incidents au-delà du champ de vue de la caméra. Les données issues des trajectoires peuvent aussi être utilisées pour automatiser des études de circulation, telles que l'examen des comportements des véhicule dans les sections de fusion ou de séparation de voies. Le système de mesure peut produire des données sur les véhicules individuels (par exemple la distance intervéhiculaire, la vitesse, l'accélération), qui vont conduire à une meilleure modélisation des flux de trafic et une meilleure compréhension du comportement des conducteurs. Enfin, des recherches ont montré qu'il est possible d'en extraire des signatures de véhicule et d'en faire le suivi station par station [71].

Pour être un outil efficace de surveillance du trafic, que ce soit en imitant les boucles ou les autres systèmes de suivi de véhicules, un système de traitement d'image vidéo (VIPS) doit répondre à plusieurs exigences :

1. Extraction automatique de chaque véhicule dans son environnement,
2. Détection de tout type de véhicules - moto, car, bus, camion, . . . ,
3. Fonctionnement dans des conditions très variables de circulation - trafic fluide, bouchon, vitesses différentes par voie de circulation,

4. Fonctionnement selon une grande diversité de conditions lumineuses - soleil, nuageux, crépuscule, nuit, pluie, . . . ,

Les premiers VIPS commercialisés étaient des systèmes imitant les boucles électromagnétiques (ou les tubes pneumatiques), sans possibilité de suivi de véhicule. Les produits suivants sont des exemples de ces systèmes industrialisés : AUTOSCOPE, CCATS, TAS, IMPACTS and TrafficCam ([31], [4], [45], [46] et [32]). Typiquement, l'utilisateur spécifiait plusieurs zones d'intérêt dans les images vidéo et le système cherchait les changements d'intensité lumineuse dans ces zones pour indiquer la présence ou non d'un véhicule. Les coûts de calcul étaient très faibles et les algorithmes pouvaient fonctionner en temps réel sur des PC basés sur des processeurs Intel 386. Les premiers avantages proposés par ces systèmes étaient la facilité de placer/déplacer les zones de détection et le fait qu'il n'y avait pas à intervenir sur la chaussée. La deuxième génération de ces systèmes permettait en plus d'étudier plusieurs zones en même temps (par exemple IMPACTS) mais ne permettaient pas de suivre les véhicules.

A la fin des années 90 une troisième génération de capteurs a été développées pour suivre les véhicules. On peut citer CMS Mobilizer, Eliop EVA, PEEK VideoTrak, Nestor TrafficVision, et Sumitomo IDET ([45] et [54]). La plupart de ces systèmes utilisent des méthodes de suivi basées sur le mouvement des points caractéristiques de véhicules (coins, lignes . . . ) dans les images. Ces techniques gèrent assez mal les recouvrements : si une cible (incluant son ombre) occulte une autre cible, elles sont fusionnées en une seule.

Des évaluations des VIPS commercialisés ont recensé des problèmes récurrents. Les verrous à lever concernaient les bouchons, les trafics denses, les zones d'occultations, les vibrations de la caméra dues au vent, les transitions de luminosité, et les ombres ([31], [4], [45], [46] et [54]). Fort du besoin de surveiller le trafic routier dans toutes ces situations, des recherches ont été poursuivies pour encore améliorer le suivi des véhicules. Par exemple, Chao et al. [68] ont développé un algorithme pour différencier les véhicules de leurs ombres. A une échelle plus grande, le FHWA (Federal Highway Administration, l'administration routière américaine) a sponsorisé des recherches coordonnées par le "Jet Propulsion Laboratory" (JPL, filiale de la NASA) sur les technologies avancées, à champ large, de détection de trafic ([39] et [16]). Cinq VIPS ont été financés dans ce cadre, dont trois produits industriels (AUTOSCOPE, CMS Mobilizer, et Nestor TrafficVision). Les deux autres systèmes ont été développés par des laboratoires universitaires : Autocolor ([3] et [55]), qui utilise des descripteurs couleurs pour identifier et suivre les véhicules; et Roadwatch [15], une extension de systèmes industrialisés, prenant en compte les derniers développements algorithmiques pour

---

pallier aux problèmes cités précédemment.

Compte tenu du retour d'expérience sur les systèmes existants et des informations sur les nouveaux capteurs issues des constructeurs, les seules technologies permettant d'étudier toute une zone de mesure, donc en "champ large", sont la vidéo et le laser à balayage. De plus en plus de systèmes vidéo sont installés sur les routes pour la gestion du trafic routier. Les algorithmes qui équipent ces systèmes ([42], [43], [59], [78]) ont été développés pour donner des informations globales sur un grand linéaire et en ligne droite (comptages, répartition sur les différentes voies ...). La précision de ces informations est donc relativement faible et ne convient pas pour l'analyse fine des trajectoires en virage. Il existe par ailleurs une littérature abondante sur le suivi des petits déplacements, principalement ceux des piétons [26]. Leurs trajectoires n'étant pas fortement contraintes (on parle de déplacements aléatoires), les estimations faites sont de précision relativement faible.

Le bilan de cet état de l'art est qu'aucune méthode, ni système connu, ne répond aux exigences fortes du cahier des charges du projet (cf. section 1.1), en particulier pour la mesure de position latérale sur la chaussée ( $\pm 20cm$  sur toute la mesure). Pour atteindre l'objectif de mesure de trajectoires précises, permettant de mieux comprendre les relations entre l'accidentologie et les caractéristiques d'infrastructure, il a donc été nécessaire de développer intégralement (matériel et logiciel) un nouvel appareil de mesure : l'Observatoire De Trajectoires.

## 1.4 Choix du système

Les données les plus riches pour l'analyse de trajectoire étant situées au centre des virages, il a été décidé de donner un poids particulier à cette zone de mesure. Le télémètre est un capteur très stable, fonctionnant 24h/24, mais qui ne fournit des échos représentatifs d'un véhicule que sur des portées inférieures à 30 mètres (sur chaussée plane). La caméra, quant à elle, permet de visualiser les véhicules sur des distances plus grandes. Néanmoins, plus l'objet est proche de la caméra, plus il prend une place importante dans l'image et donc plus son suivi est précis. Ce capteur ne permet pas la mesure de nuit sans apport d'éclairage. Ces différentes caractéristiques nous ont orientées vers une combinaison de trois caméras et d'un télémètre à balayage laser. Ces trois caméras indépendantes sectionnent la mesure selon les configurations : véhicules vus de face, de côté et d'arrière, optimisant ainsi la prise d'informations pertinentes.

La description détaillée de ce nouveau système de mesure, combinant les deux capteurs complémentaires vision et laser, est présentée ci-dessous.

---

### 1.4.1 Le système vidéo

De nombreux standards d'images numériques et analogiques existent. Pour ce projet, le standard retenu est numérique et répond aux spécifications des normes IEEE1394 de communication de données et IIDC 1.3 de transfert vidéo. Ce type de caméra présente le double avantage d'être connectable à un grand nombre de matériels sans adjonction de cartes spécifiques et d'accepter une topologie libre. Aussi, cette interface permet de transférer des images au rythme de 60, 30, 15, 7.5 ou 3.75 images par seconde (ou fps *frames per second*).

#### 1.4.1.1 Principe de fonctionnement

Une caméra associe un capteur d'images et un élément de mise au point (objectif) pour capturer les événements visibles. Le capteur est caractérisé par :

- la résolution de l'image en pixels ( $u$  en largeur et  $v$  en hauteur),
- la réponse du pixel en fonction des longueurs d'ondes incidentes,
- la taille du pixel.

L'objectif, quant à lui, permet de maîtriser l'angle de vue, la quantité de lumière en fonction de l'iris, mais surtout de régler la netteté sur le plan de mesure. Suivant les différentes contraintes d'installation, l'objectif doit donc être spécifié par :

- sa focale,
- son ouverture,
- sa vitesse de prise d'informations, définie par l'obturateur électronique (shutter).

La caméra est caractérisée de manière plus synthétique (cf. figure 1.16) par ses angles de champ  $\alpha_u$  et  $\alpha_v$  qui sont fonctions de la taille du capteur et de la distance focale. Le point principal  $pp$  (pixel) se situe au centre de l'image. Le graphique de la figure 1.17 illustre la correspondance entre la dimension de l'objet dans l'image et sa distance par rapport à la caméra, pour différentes configurations. Le tableau 1.4 récapitule les différentes configurations de caméras testées en 640x480.

#### 1.4.1.2 Le codage Bayer

C'est un codage qui est effectué pixel par pixel directement par le capteur de la caméra (cf. figure 1.18). Chaque pixel a une valeur pour la couleur rouge, verte ou bleu selon un arrangement particulier appelé *pattern*. On retrouve l'information de couleur selon un algorithme qui, en consultant les valeurs des pixels voisins, permet de retrouver les composantes RVB du pixel concerné. Dans l'exemple du

---

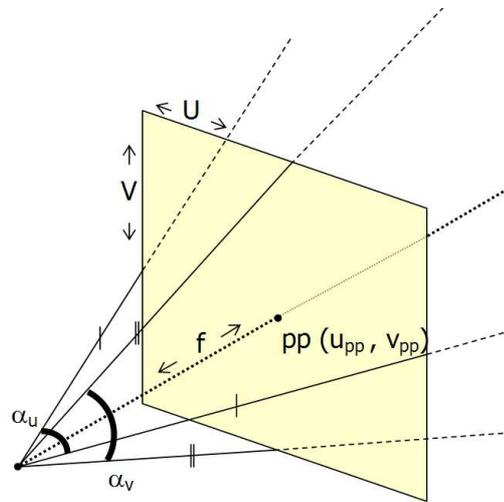


FIG. 1.16 – Représentation simplifiée d’une matrice CCD de caméra (modèle sténopé).

Légende	Caméra	Optique (mm)
$F_{33\_1}$	Marlin F33C	12
$F_{33\_2}$	Marlin F33C	8
$F_{33\_3}$	Marlin F33C	6
$F_{33\_4}$	Marlin F33C	4.5
$F_{80\_9}$	Marlin F80C	12
$F_{80\_10}$	Marlin F80C	8
$F_{80\_11}$	Marlin F80C	6
$F_{80\_12}$	Marlin F80C	4.5
$XCD\_V50\_5$	SONY XCD-V50	12
$XCD\_V50\_6$	SONY XCD-V50	8
$XCD\_V50\_7$	SONY XCD-V50	6
$XCD\_V50\_8$	SONY XCD-V50	4.5

TAB. 1.4 – Détail des caractéristiques focales et des caméras (de la légende du graphique ci-dessous).

passage de la figure 1.18 à la figure 1.19, on voit que pour reconstituer la couleur du pixel en haut à gauche et marqué avec un G vert, nous allons composer avec ses plus proches voisins R (proche de 0 car en noir sur la figure) et B (maximal car blanc sur la figure 1.18).

L’objectif de l’ODT étant d’enregistrer un grand nombre de véhicules, il a été décidé de trancher en faveur de ce codage Bayer qui permet l’optimisation de la

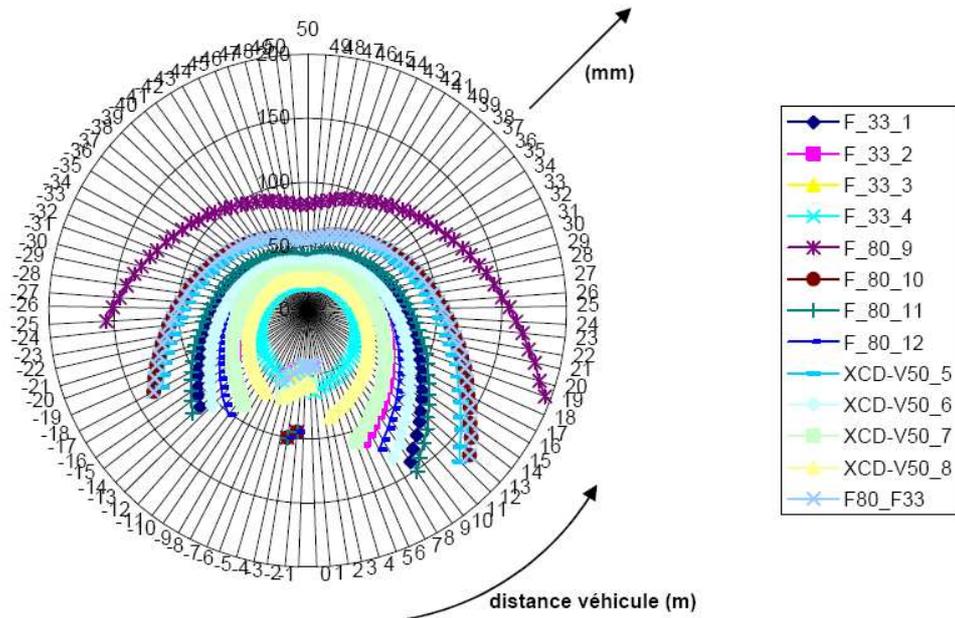


FIG. 1.17 – Le diagramme montre la relation entre la longueur d'une voiture (4,60 mètres) vue dans l'image et sa distance par rapport à la caméra. Plusieurs couples caméra/objectif sont ici traités.

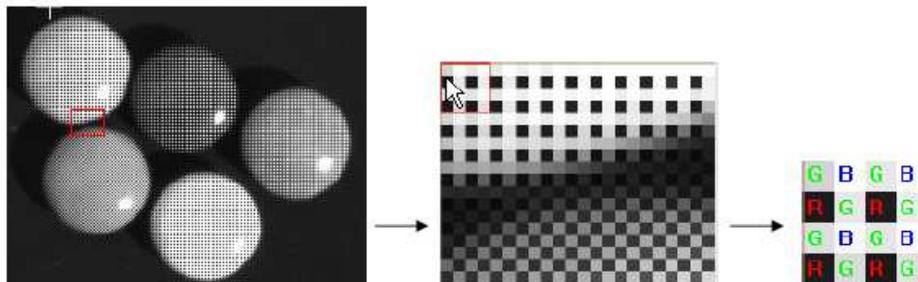


FIG. 1.18 – La visualisation de cette image brute donne l'aspect d'une image noir et blanc puisque c'est la luminance qui est seulement traduite. Cependant on remarque un léger effet de trame qui, selon la couleur des objets filmés, trahit cette condition de filtre de Bayer.

vitesse de transmission de l'image de la caméra vers l'unité centrale, au prix d'une perte minimale de qualité d'image (cf. figure 1.19). En effet, grâce à ce codage le débit devient trois fois moins élevé qu'une image prise en RVB.

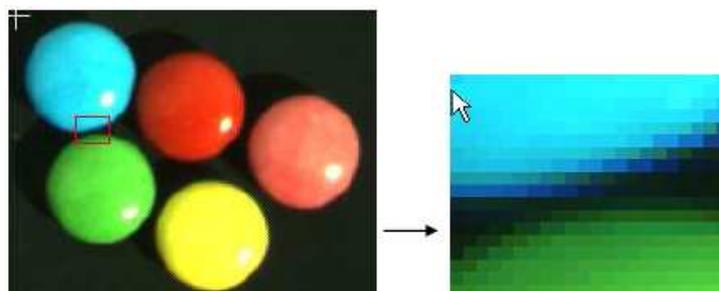


FIG. 1.19 – Le détail de l’image reconstituée montre des contours moins nets qu’une image qui serait prise en codage complet RVB dès le capteur.

#### 1.4.1.3 Résultat de la simulation

Un logiciel de simulation (décrit en Annexe I) a été développé d’une part pour visualiser les images selon l’ensemble capteur/objectif choisi et d’autre part pour calculer la précision des capteurs tout au long de la scène de mesure. La simulation (cf. figure 1.20) consiste à se rapprocher des conditions finales d’utilisation et à faire défiler un modèle de voiture dans un virage. Trois graphiques représentent les trois vues vidéo (de face, de côté et d’arrière) paramétrées selon le type de caméra, leur orientation et leur optique. Le résultat de l’analyse fournit, en fonction de la position de la voiture définie par son abscisse curviligne : la taille de la voiture, la précision du pixel dans la largeur de la voiture et la précision du pixel dans la longueur de la voiture.

Enfin, une deuxième série de simulations a été menée pour comparer chaque caméra en fonction de l’éloignement du mat les supportant, par rapport à la route.

#### 1.4.1.4 Choix de la caméra et de l’objectif

De nombreux fabricants proposent des caméras numériques IEEE1394 compatibles IIDC. Parmi ceux-ci citons Sony et AVT (Allied Vision Technologies). Notre expérience sur ces caméras nous a fait préférer les caméras AVT Marlin F033, F080 et F131 ou une nouvelle gamme Sony XCD-V50 couleur. Les deux premières AVT sont déclinées en couleurs et N&B et la troisième seulement en N&B.

Après l’étude que nous avons relatée dans la section précédente, la caméra SONY XCD-V50CR a été choisie (cf. figure 1.21). Cette caméra est numérique

---

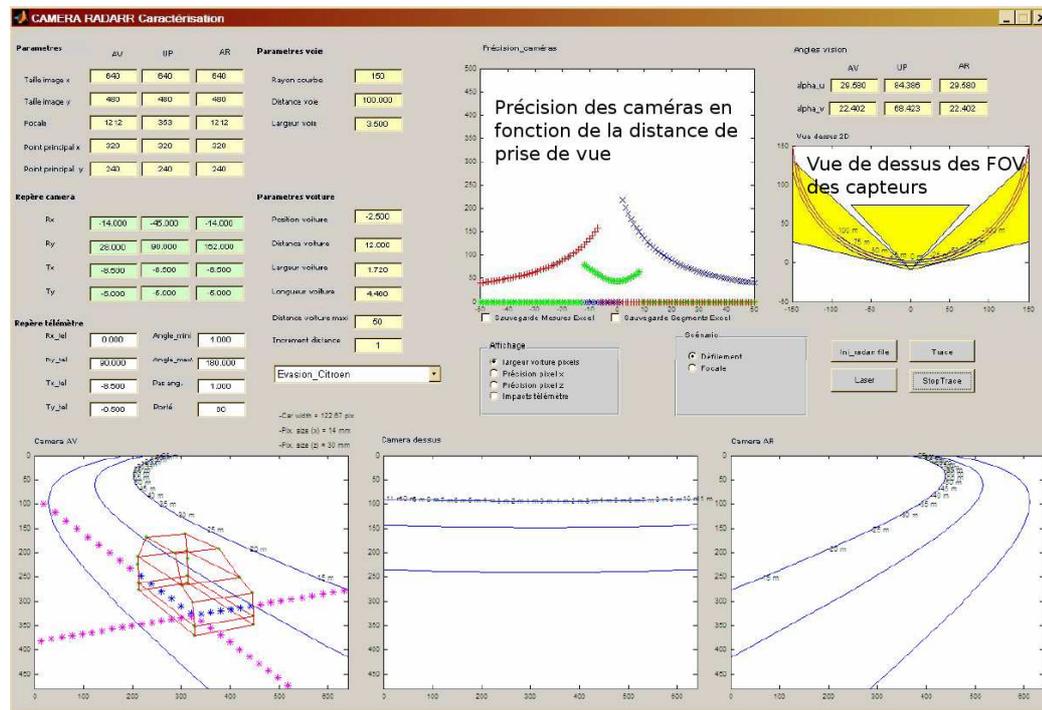


FIG. 1.20 – Copie d'un écran du simulateur. Le simulateur prend en entrée les données de trois caméras et de trois optiques associées. En sortie, le logiciel simule le passage d'un véhicule dans les trois images en informant image par image la précision estimée.

sur bus IEEE1394b à  $800\text{Mbits/s}$  et est équipée d'un capteur  $640 \times 480$  pixels sur un capteur  $1/3$  de pouce progressive scan en monture  $C$ . Le capteur est codé Bayer : il favorise ainsi le débit et permet la reconstruction de la couleur plus en aval dans le process. Elle est d'autre part compatible avec la convention de gestion de caméras par logiciel IIDC 1.31. Sa fréquence d'acquisition des images peut être sélectionnée entre 15, 30 et 60 images par seconde. D'autre part, le bus IEEE1394 dans sa version b permet le chaînage de ses composants. Ceci présente l'avantage d'alléger la configuration en ne reliant qu'avec un câble l'unité centrale et les trois caméras.

Les objectifs sont de focales  $4.5\text{mm}$  pour la caméra centrale (vue de côté) et  $8\text{mm}$  pour les deux caméras latérales (vue de face et de l'arrière).

Les premiers essais sur site ont très vite révélé l'impact des variations de luminosité sur l'analyse de l'image en *post traitement*. Les caméras choisies ne sont pas équipées d'un objectif à contrôle d'iris. Le contrôle par ouverture électronique ou shutter n'est pas judicieux puisqu'il agit sur le temps d'exposition de l'image et



FIG. 1.21 – Photo de la caméra choisie pour équiper l’observatoire de trajectoire optique.

les images deviennent floues pour peu que le véhicule filmé se déplace rapidement et que les conditions lumineuses soient faibles (donc temps d’exposition qui demande à être plus long). Nous avons opté pour la conception et le développement d’un ensemble prototype électronique et logiciel pour notre application (cf. figure 1.22). Le principe est de détecter la quantité de lumière par analyse de l’image. La régulation ainsi individualisée par caméra permet de gérer l’obscurcissement d’une partie de la scène (passage d’un nuage, rotation de l’ombre portée par un relief).

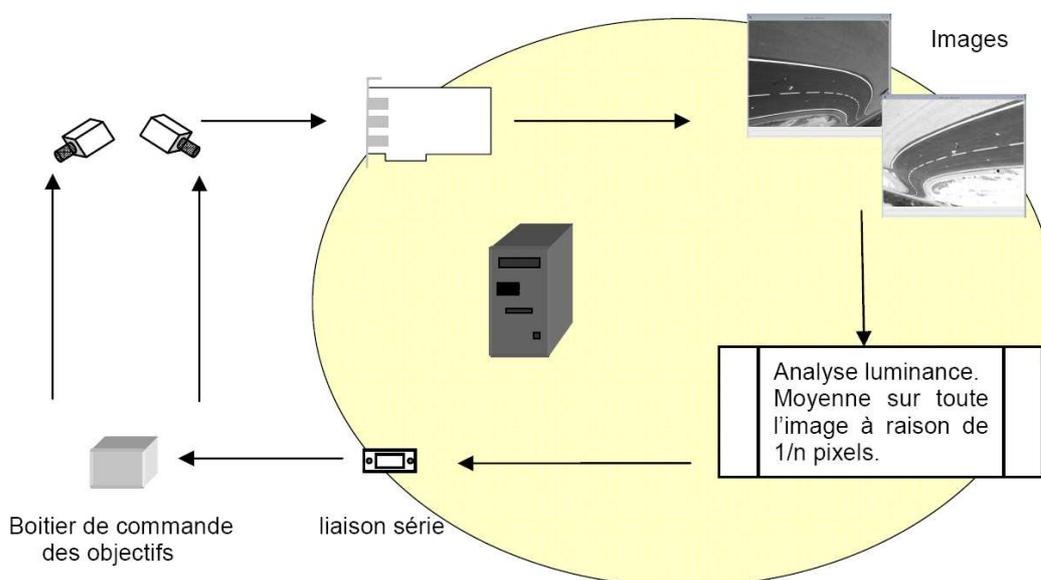


FIG. 1.22 – Principe de fonctionnement de l’iris automatique par analyse d’image.

Les caméras sont hébergées sur un support à fixer sur un mât, comme illustré dans l’image de la figure 1.23, et protégé des intempéries par une bulle en matériau transparent (en matériau PMMA) et, *a priori*, sans déformations grâce à un

système de thermoformage sous vide d'air et sans moulage (fourni par la société AOT).



FIG. 1.23 – Photos du chaînage des trois caméras dans leur bulle étanche.

Les caméras identifiées, il restait à choisir le télémètre laser destiné à compléter le système optique.

## 1.4.2 Le système laser

Il existe trois grands types de télémètres laser:

- ponctuels,
- $2D$ ,
- plusieurs plans  $2D$  (ou  $3D$ ).

Dans le cas qui nous préoccupe la mesure ponctuelle est sans intérêt puisqu'il faut balayer au moins un plan (large portion de virage à scruter). L'utilisation d'un télémètre balayant plusieurs plans s'est avéré très coûteuse pour un apport non significatif.

### 1.4.2.1 Principe de fonctionnement

La mesure d'un télémètre laser plan retourne les coordonnées polaires de l'écho. Le principe de mesure de distance généralement employé est le temps de vol à l'objet. La portée du laser est théoriquement limitée par la puissance du faisceau, cependant elle est "bridée" pour limiter le bruit de mesure.

Quelques chiffres pour caractériser un tir laser de télémètre :

- vitesse de la lumière :  $c = 3000000m/s$ ,

- temps de vol A/R d'un faisceau sur une cible située à un mètre :  $t_v = 2 \times 1 / c = 666ns$ ,
- temps de mesure pour  $180^\circ$  et une résolution de  $1^\circ$  par mesure :  $t_m = \text{angle de mesure} \times \text{pas du tir} \times t_v = 180 \times 1 \times 666ns = 0.12ms$ ,
- la vitesse de rotation nécessaire de l'ensemble moteur et détecteur :  $v = 1 / ((\text{angle tour complet} / \text{angle de mesure}) \times t_m) = 1 / ((360 / 180) \times 0.12ms)$ .  
 $v = 4166tr/s$  ou environ  $250000tr/mn$ .

Cet exemple montre que le tir laser a suffisamment le temps de mener à bien sa détection car les moteurs ont une vitesse de rotation 100 fois inférieure à cette cadence.

La portée est sujette au caractère réfléchissant de la cible : plus elle est mate, moins elle va réfléchir le rayon incident et plus sa portée de détection sera faible ; l'orientation de la cible par rapport au faisceau émit a aussi une importance et si elle est perpendiculaire, elle renvoie un maximum de signal. En fonction des caractéristiques technologiques de chaque télémètre du marché, les paramètres métrologiques suivants peuvent fortement varier :

- angle ouverture : de  $360^\circ$  à quelques degrés,
- pas de résolution : 1, 0.5, 0.25 et 0.125,
- portée : de  $20m$  à plus de  $1000m$ ,
- précision angulaire : de l'ordre de  $0.05^\circ$ ,
- précision en distance : autour du  $cm$ ,
- fréquence des mesures,
- vitesses de transmission.

Le choix a donc été discuté autour de ces sept paramètres, compte tenu de notre problématique.

### 1.4.2.2 Simulation

L'idée est ici de simuler le nombre de points qui impactent une voiture dans un scénario de défilement. Le logiciel de simulation est le même que pour l'estimation en précision de la vision et décrit en Annexe I. Sur la figure 1.24, nous constatons que la mesure fournit beaucoup d'échos sur la longueur du véhicule lorsqu'il est proche du télémètre. Le nombre d'échos est moindre lorsque le faisceau coupe perpendiculairement la largeur du véhicule car, compte tenu de la configuration du télémètre au centre du virage, cette mesure se réalise plus loin dans le champ du télémètre. Le nombre de rayons laser qui impactent le véhicule double à chaque fois qu'on divise par deux le pas de balayage. En outre, le principe du télémètre laser plan implique une rotation de la tête laser (ou du miroir)

---

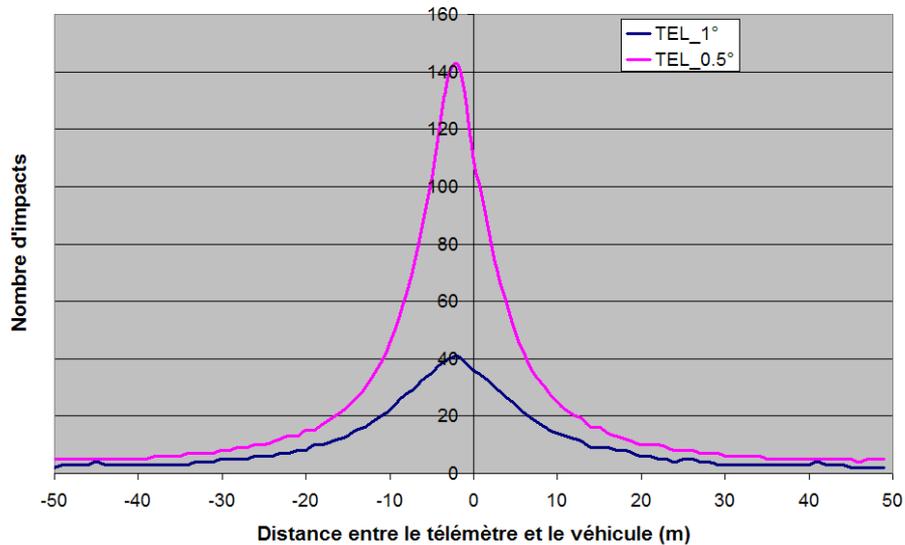


FIG. 1.24 – Le diagramme illustre le nombre d'échos mesurés pour une seule voiture roulant de  $-50m + 50m$  devant le télémètre, selon une trajectoire circulaire ( $rayon = 150m$ ). Les variations appliquées portent sur la résolution du télémètre.

et une mesure séquentielle des points sur 360. Une cible en mouvement et qui défile devant le télémètre (mouvement non radial par rapport au télémètre) va être représentée avec une distorsion amplifiée avec sa vitesse.

### 1.4.2.3 Choix du télémètre

Le choix s'est porté sur le télémètre SICK LMS221 qui est un laser plan de classe 1 aux propriétés d'étanchéité de classe IP67. Il présente une caractéristique de portée de  $80m$  pour une précision sur la distance de  $\pm 35mm$  maximum. Nous avons modifié l'oscillateur de la carte RS422 pour porter le débit de transmission à  $500kbauds$  ce qui nous permet d'acquérir une image plan télémètre composée de 360 points pour  $180^\circ$  de champ de mesure, avec un échantillonnage tous les  $0.5^\circ$ , en  $26ms$ .

### 1.4.2.4 Configuration matérielle de l'ODT

La configuration matérielle adoptée pour le projet RADARR et pour les travaux de thèse est schématisée dans la figure 1.25.

Les composants externes au PC sont :

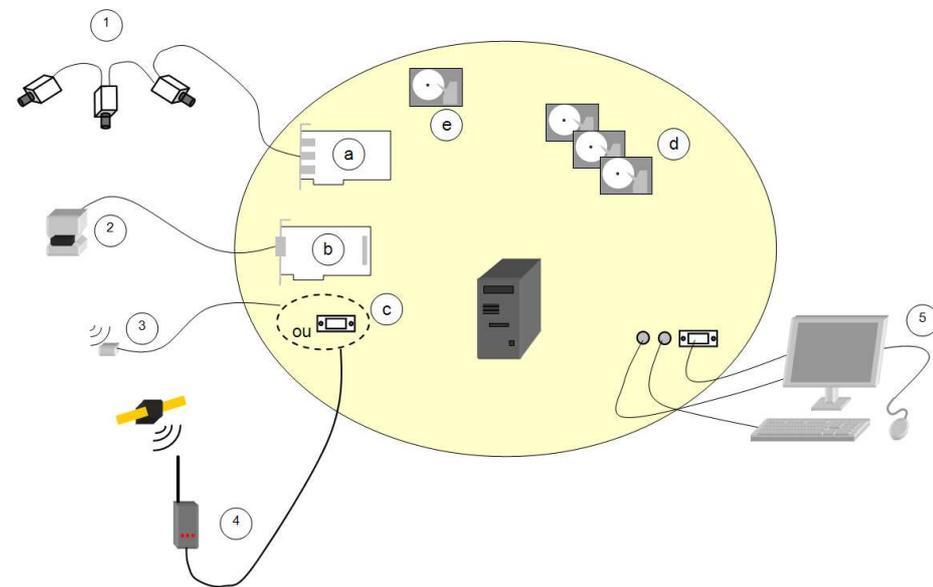


FIG. 1.25 – Schéma de principe du système. Les composants internes au PC d'acquisition sont entourés en jaune.

1. Trois caméras FireWire Sony XCD-V50CR chaînées ou câblées individuellement vers une carte PCI FireWire 800Mbits/s LaCie.
2. Un télémètre laser plan Sick LMS221 en liaison RS422.
3. Un module DCF-77 Gude Analog und Digitalsysteme GmbH en liaison RS232. L'horloge est référencée sur l'horloge atomique DCF-77 basée à Francfort émise sur fréquence radio.
4. Un système de synchronisation temporelle par la trame PPS du GPS. Ce système développé par l'INRETS MA est plus précis que le système DCF-77 initialement prévu et surtout s'affranchit des perturbations géologiques.
5. Un PC d'acquisition KVM MAXDATA.

Les composants internes au PC sont :

- a. Une carte PCI 32bits FireWire 800Mbits/s LaCie,
- b. Une carte PCI 32 ou 64bits RS422 avec 2 ports Quatech DSC200/300 modifiés pour un fonctionnement à 500kbits/s,
- c. Un port RS232 d'origine carte mère MAXDATA,
- d. Trois disques durs Seagate 400Go SATA 7200tr/mn 8Mo de cache pour les enregistrements,
- e. Un disque dur Seagate 160Go SATA 7200tr/mn 8Mo de cache pour l'hébergement de l'OS.

A ce stade, l'ODT permet d'enregistrer de manière autonome les véhicules légers. Le dispositif est installé sur le bord de la chaussée, à un endroit stratégique du virage. Les fichiers sont créés au fur et à mesure des passages des véhicules. Le nombre de jours de mesure est fonction de la taille des supports d'enregistrement interchangeables.

Les fichiers enregistrés vont ensuite être traités pour estimer de manière précise les trajectoires pratiquées. Pour cette étape, le domaine scientifique exploré est le *suivi d'objet* et le chapitre suivant en fait un état de l'art.

---

## Chapitre 2

# État de l'art sur les méthodes de suivi

Le suivi d'objet peut être défini comme étant le processus permettant de détecter, de localiser, d'identifier - et de déterminer la configuration dynamique de - un ou plusieurs objets mobiles (potentiellement déformables) dans chaque scène de mesure, enregistrée par différents capteurs. Ces quatre actions cachées derrière le vocable "suivi d'objet" ont chacune une mission propre. Plusieurs définitions en sont possibles. On en propose les suivantes :

- La **détection** d'un objet est le fait de savoir si un objet **X** est présent ou non dans la scène. Une sous-partie de cette action, appelée "catégorisation", consiste à rechercher si une instance d'une classe d'objet est présente dans la scène. Un exemple classique est la détection de visage dans une image vidéo comme illustrée dans la figure 2.1.
- Pour le processus de **localisation**, on se demande où est l'objet **X** dans la scène, en faisant l'hypothèse que l'objet est présent. Une phase de calibrage préalable peut être effectuée pour positionner l'objet dans un référentiel donné (cf. figure 2.2).



FIG. 2.1 – La détection des visages utilise l'algorithme Viola-Jones et est issue des travaux de Yann Rodriguez and Sébastien Marcel [61].

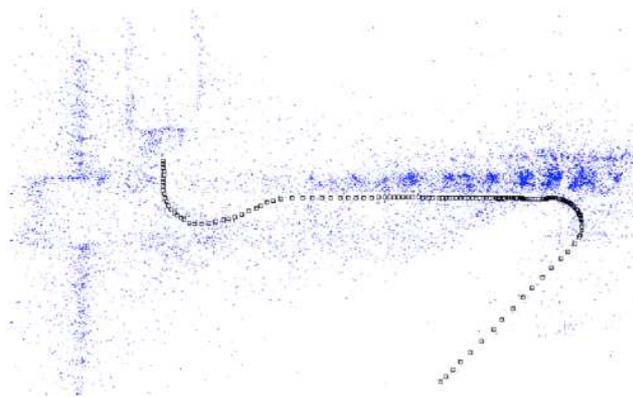


FIG. 2.2 – Illustration du résultat de la localisation d'un véhicule effectuant un parcours en zone urbaine (vue de dessus). Les carrés noirs représentent les positions de passage du véhicule. Les points bleus sont les amers naturels 3D utilisés pour la localisation (extrait de [62]).

- L'**identification** ou encore la reconnaissance d'objet revient à faire une classification des objets. En d'autre terme, on tente de répondre à la question : l'objet décrit par cette image est-il l'objet **X** à suivre? Ce processus est utilisé, par exemple, pour reconnaître les caractères (Reconnaissance Optique de Caractère : ROC) et enregistrer automatiquement les documents sous forme papier, en données numériques. Une autre application est la reconnaissance d'iris pour vérifier l'identité des personnes (passeport biométrique). La figure 2.3 montre un nouvel outil de détection d'iris implanté dans un téléphone portable.



FIG. 2.3 – Le téléphone équipé d'une caméra miniature enregistre l'œil de la personne, puis la compare avec une base de données, pour enfin l'identifier.

- La dernière action qui consiste à **déterminer la configuration dynamique** d'un objet est toujours employée sous le terme "suivi" (tracking en anglais). Finalement, elle répond à la question : étant donnée une configuration dynamique initiale d'un objet, une fonction d'observation, une fonction d'évolution et une séquence d'observation, quelles sont les configurations dynamiques de l'objet associées à la séquence d'observation? Un exemple de suivi est la labellisation des personnes apparaissant et disparaissant dans le champ de vue d'une caméra de vidéo surveillance (cf. figure 2.4).



FIG. 2.4 – Les numéros affichés sur ces deux images représentent la labellisation proposée par la méthode. Ici, la numérotation est stable car les quatre objets restent dans la scène.

Le suivi peut être soit en ligne (ou causal) : seules les informations passées et présentes sont disponibles pour le traitement; soit hors ligne (ou non causal) : toutes les informations sont utilisables. Le suivi en temps réel est le terme consacré au suivi en ligne pour lequel le calcul est effectué dès que l'information est disponible et le résultat est fourni avant que l'image suivante arrive. Pour les applications robustes, il est nécessaire que le traitement se fasse en temps réel. Les méthodes hors ligne ne peuvent donc être interactives, mais ont l'avantage d'être plus robuste car elles peuvent accéder à la totalité des informations issues des capteurs. En acceptant un petit temps de retard, les méthodes en ligne peuvent se comporter comme les méthodes hors ligne, en minimisant la quantité d'informations accessibles. Le diagramme de la figure 2.5 illustre comment les informations sont utilisées selon les trois cas : hors ligne (offline), en ligne (online) et en ligne retardé (delayed-online).

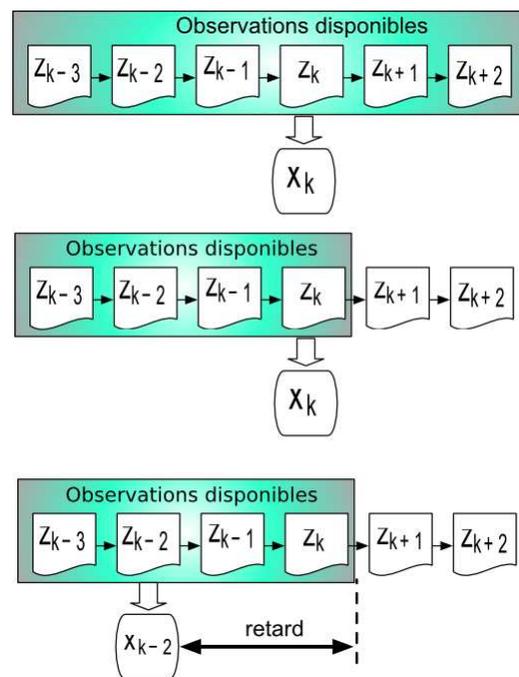


FIG. 2.5 – De haut en bas, le diagramme résume les observations disponibles selon les cas : hors ligne, en ligne, et en ligne retardé.

Enfin, pour conclure avec cette définition du suivi, la figure 2.6 schématise les quatre parties essentielles à la réalisation du suivi d'un objet : le vecteur d'état, le modèle d'évolution, la fonction d'observation et le moteur de suivi. Le vecteur d'état représente les paramètres de l'objet à suivre. Le modèle d'évolution permet de prendre en compte les *a priori* de la dynamique des objets pour prédire la

configuration dynamique courante, à partir de la précédente. C'est par exemple le cas du modèle bicyclette pour simuler l'évolution d'une voiture. La fonction d'observation permet de faire le lien entre les mesures et les vecteurs d'état. Enfin, le moteur de suivi orchestre ces trois parties selon l'objectif à atteindre. Ce dernier, doit être capable de prendre en compte les incertitudes associées à chacune de ces trois parties.

Quand on porte cette dernière réflexion à notre application, les premières pistes de réponses peuvent être illustrées selon la figure 2.7.

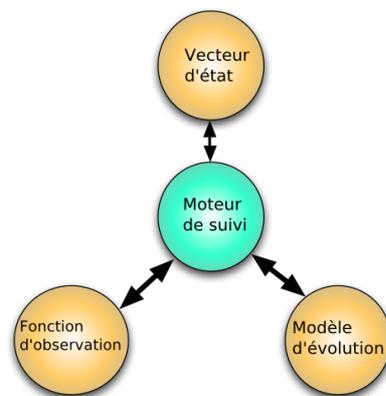


FIG. 2.6 – Les quatre parties essentielles à la réalisation d'un suivi d'objet sont : le vecteur d'état, le modèle d'évolution, la fonction d'observation et le moteur de suivi.

La figure 2.7 montre que la structure du vecteur d'état est conditionnée par les descripteurs choisis pour l'objet et l'environnement dans lequel nous savons qu'il évolue. Elle rappelle aussi les pré-requis pour traiter les objets, qui peuvent être listés comme suit :

- l'objet à suivre. Quel est sa géométrie ( $2D$ ,  $3D$ )? Quelle est son apparence (texture, couleur, ...)? Quelle est sa dynamique (nombre de degrés de liberté, non holonomie, vitesse constante, ...)?
- l'environnement. Quel est le terrain d'évolution de l'objet (route, air, ...)? Quelles sont les interactions possibles? Quelles sont les conditions d'éclairage? ...
- les capteurs. Quel est leur champ de vue? Quelles sont leurs précisions? ...

La stratégie va donc consister à chercher une estimation du vecteur d'état qui explique au mieux les observations. L'espace de recherche sera d'autant plus grand que la taille du vecteur est importante. Dans ce domaine, les recherches sont

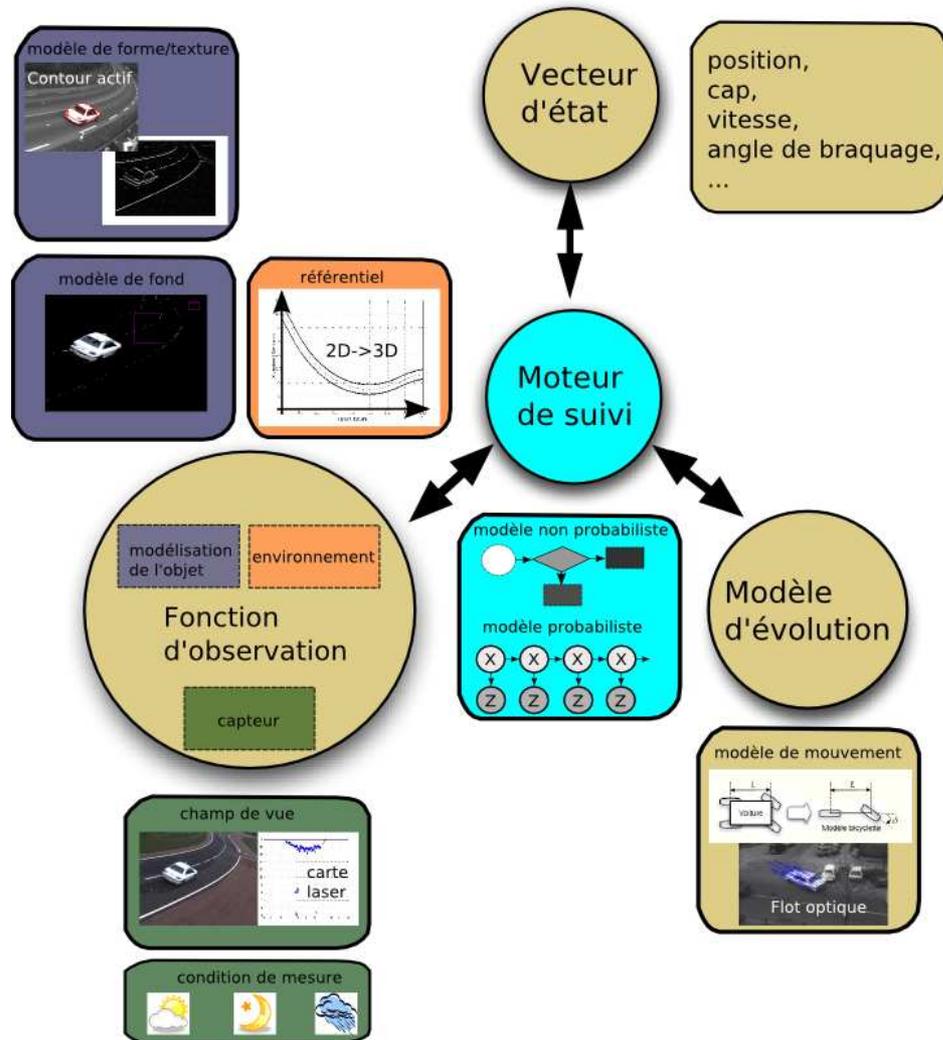


FIG. 2.7 – Exemple d'analyse de suivi.

souvent focalisées sur trois problématiques :

- la dimension élevée. Par exemple, pour le suivi du corps humain, la dimension du vecteur d'état peut atteindre plusieurs dizaines de paramètres,
- l'espace de dimension hétérogène. Les objets à suivre sont de dimension à la fois continue et discrète (exemple : la position de chaque doigt de la main [44]),
- la taille variable du vecteur d'état selon les objets. C'est le cas pour le suivi multi-cibles, très étudié par la communauté scientifique. Ce point est développé dans la section 2.2.4.

Pour réduire ces problèmes, deux grandes familles de méthodes ont été proposées dans la littérature. La première consiste à modéliser le suivi comme une fonction qui lie l'état aux observations. La deuxième consiste à voir le vecteur d'état comme une variable aléatoire cachée, et à rechercher sa distribution de probabilité conditionnée par l'historique des mesures. Elle regroupe donc les méthodes probabilistes. Les sections suivantes vont dresser un état des lieux de ces méthodes.

## 2.1 Méthodes non-probabilistes

Les méthodes non probabilistes cherchent à lier les observations d'un objet et son état par une fonction. Elles peuvent être séparées en deux approches distinctes, avec d'une part les approches analytiques, et d'autre part les approches par optimisation.

### 2.1.1 Approche analytique

Les méthodes analytiques sont de la forme  $\mathbf{X}_t = f(\mathbf{Z}_{0:t})$ , avec  $\mathbf{X}_t$  représentant l'état de l'objet, à l'instant  $t$  et  $\mathbf{Z}_{0:t}$  représentant les mesures successives entre 0 et l'instant  $t$ . Cette méthode a donc l'avantage de fournir directement l'état quand la mesure est effectuée. Dans cette approche, deux groupes peuvent encore être séparés, avec d'un côté les méthodes paramétriques, et de l'autre côté les méthodes non paramétriques.

Les méthodes paramétriques sont souvent issues d'un apprentissage et on peut citer Coates et al. [70] et leur AAM (Active Appearance Models) dont les travaux ont consisté à corrélérer les variations de niveaux de gris à une variation de mouvement, dans des zones de l'images. Récemment, Chateau et al. ont étendu ces techniques d'apprentissage à des régressions non linéaires, pour estimer, en temps réel, le déplacement d'un motif planaire dans une séquence d'images [69]. Une autre méthode paramétrique bien connue est l'ESM (Efficient Second-order Method) [8]. Elle est inspirée des travaux de Hager [28]. Son principe est d'estimer le déplacement des objets dans l'image par rapport à la dérivée du niveau de gris de chaque pixel.

### 2.1.2 Approche par optimisation

Pour une hypothèse  $\hat{\mathbf{X}}$ , on peut calculer un critère d'attache aux observations  $\varepsilon = (g(\hat{\mathbf{X}}) - \mathbf{Z})$ . Le problème du suivi revient alors à minimiser  $\varepsilon$  et donc à faire

---

une optimisation des paramètres choisis [29]. Notons que les approches par optimisation peuvent être probabilistes. L'argument principal pour l'utilisation de ce genre d'approches est qu'elles présentent de bonnes propriétés de convergence, à un coût de calcul inférieur à bien d'autres approches.

Nombre de systèmes actuels de suivi en temps-réel sont basés sur des méthodes d'optimisation. Une des méthodes les plus connues dans ce domaine et intitulée, "eigentracking", est proposée par Black et Jepson [11]. Le principe est qu'un objet peut être représenté par un petit jeu de primitives (vectorisé), réalisé à partir d'un apprentissage de quelques images représentatives (par SVD<sup>1</sup>). L'étape suivante consiste à comparer les informations issues des images à traiter par rapport à une combinaison linéaire de ces "vecteurs de base". La méthode revient alors à faire une minimisation d'une fonction de coût en utilisant une estimation par les moindres-carrés.

Urtasun and Fua ont proposé un modèle déterministe pour le suivi tridimensionnel du corps humain [73], [74]. Cette fois, au lieu d'avoir des primitives issues "d'images de base" comme dans [11], le corps est représenté par des primitives volumétriques issues d'une Analyse en Composantes Principales (ACP). Grâce à ces primitives, les auteurs sont capables de décrire les mouvements comme étant une combinaison linéaire des "vecteurs propres de mouvement", et d'estimer la pose d'une personne en minimisant une fonction de coût de son modèle 3D et des données issues de caméras stéréo.

Paragios et Deriche ont proposé une méthode de suivi multi-objets en utilisant les contours par une technique intitulée "level sets" [58]. L'avantage de cette technique est que les courbes représentatives des objets mobiles n'ont pas besoin d'être paramétrées, comme pour les contours actifs. Cette méthode a permis de suivre des joueurs de football, des véhicules ou encore des piétons.

Avidan a proposé de fusionner un classificateur SVM (Support Vector Machine) et des données issues du suivi par optique floue dans une méthode qu'il a appelée "Support Vector Tracking (SVT)" [7]. Cette méthode utilise les SVMs pour détecter l'arrière des véhicules, en leur apprenant un millier d'images de véhicules et de non-véhicules. Une fois détectées, les voitures sont suivies en trouvant la région de l'image ayant le plus haut score SVM à travers un processus d'optimisation.

La plus connue des techniques d'optimisation pour le suivi est basée sur l'algorithme "Mean Shift". Cette procédure non paramétrique pour chercher le mode d'une fonction de densité a été présentée d'abord en 1975 par Fukunaga et Hostetler [23]. Le "Mean Shift" a été utilisé par Bradski [13] en 1998, puis par Co-

---

<sup>1</sup>Singular Value Decomposition

---

maniciu et al. [17] en 2000 pour suivre un objet dans une séquence vidéo. Dans [13], le "Mean Shift" est appliqué à un simple modèle colorimétrique de peau pour suivre les visages, et dans [23], il est utilisé avec des distributions colorimétriques plus complexes pour suivre les personnes. Cette méthode cherche, pour une forme donnée, les régions de tailles variables dont la couleur est la plus proche d'un modèle colorimétrique dit de référence. Le principe est de déplacer une imagette de taille variable autour de sa position initiale et de calculer un poids de vraisemblance par rapport au modèle de référence. La nouvelle position est alors définie par la moyenne des poids et le processus est réitéré. Dans [13], cette technique a été utilisée pour adapter de façon continue un modèle colorimétrique de peau. Pour améliorer l'efficacité du "Mean Shift", Leung et Gong ont proposé d'utiliser seulement cinq échantillons aléatoires de l'objet à suivre [47]. L'algorithme a aussi été testé pour le suivi tridimensionnel (en stéréovision) des mains dans le domaine de la réalité virtuelle [41]. Cette méthode a été conçue pour le suivi d'un seul objet. Néanmoins, le suivi de plusieurs objets peut être effectué en faisant tourner plusieurs suivis de type "Mean Shift" en parallèle [41].

## 2.2 Méthodes probabilistes

Dans les sections suivantes, nous présentons les approches probabilistes pour le suivi d'objet. L'approche la plus populaire est *l'estimation Bayésienne récursive*, présentée dans la section 2.2.2. Les filtrages particuliers (**FP**) sont des techniques stochastiques de l'estimation Bayésienne récursive, détaillée dans la section 2.2.3. Mais, dans un premier temps, dans la section 2.2.1, nous avons recensé brièvement quelques approches probabilistes alternatives.

### 2.2.1 Approche par estimation Bayésienne non récursive

Williams, Blake, and Cipolla ont proposé une approche probabiliste non-Bayésienne inspirée des travaux d'Avidan [7]. Cette méthode apprend une fonction de régression de type RVM (Relevant Vector Machine) pour des problèmes de suivi [56].

Dans [5], Elgammal et al. proposent une méthode pour suivre les régions d'intérêt en traitant les valeurs et les positions des éléments caractéristiques de ces régions comme des variables aléatoires.

Demirdjian et al. se sont attaqués au problème du suivi tridimensionnel du corps humain en surmontant le problème classique inhérent aux méthodes Baye-

---

sienne, appelée "streetlight effect" <sup>2</sup> [18]. Leur approche intitulée "Exploring Likelihood Modes" (ELMO) permet d'intégrer les modes des fonctions de probabilité des mouvements du corps à suivre, issus d'un apprentissage des gestes les plus récurrents. Se faisant, leur approche limite le "streetlight effect" car elle ne s'intéresse pas qu'à la région de l'espace d'état proche de l'état précédent, mais aussi aux régions potentiellement sollicitées.

### 2.2.2 Approche par estimation Bayésienne réursive

Cette partie, qui reprend les bases de l'estimation Bayésienne réursive, est fortement inspirée de la thèse de doctorat de Smith [2].

La première étape de cette approche consiste à schématiser le problème selon un "Réseau Bayésien Dynamique" (DBN en anglais). Un DBN est un graphe dont les nœuds représentent les variables aléatoires, et les segments entre les nœuds représentent les dépendances conditionnelles entre les variables [10]. Pour modéliser le problème de suivi, deux types de variables aléatoires sont nécessaires à la structure du graphe. La première représente l'état du système qu'on appelle  $\mathbf{X}$ . L'état d'un objet suivi dans la scène observée est alors décrit par un jeu de paramètres. Ces paramètres peuvent être la position, la vitesse, la taille ... de l'objet. La seconde variable aléatoire représente les observations qu'on appelle  $\mathbf{Z}$ . Le vecteur  $\mathbf{X}$  est alors notre inconnue, et les observations ce qu'on connaît. Pour le suivi à base d'images, les observations sont donc les informations extraites des séquences vidéo (typiquement les formes, les couleurs ...) des objets.

La figure 2.8 montre la relation entre les caractéristiques de l'objet et les observations pour une simple image. Ce que la caméra voit dépend de l'état actuel de l'objet; cette dépendance est représentée par la flèche entre  $\mathbf{X}$  et  $\mathbf{Z}$ .

Pour le suivi, il faut être capable de suivre les caractéristiques de l'objet dans toute une séquence vidéo. Pour modéliser ceci, un *DBN* constitué d'une série d'images et des états correspondants de l'objet, modélisées dans la figure 2.9, peut être construite. Pour lier les modèles "image simple", nous posons l'hypothèse Markovienne du premier ordre supposant que les caractéristiques d'un objet au temps  $t$ , soit  $\mathbf{X}_t$ , dépend de l'état précédent  $\mathbf{X}_{t-1}$ . Ce qui veut dire, qu'à tout moment, l'état de l'objet dépend de son état précédent et d'une perturbation aléatoire. Les observations  $\{\mathbf{Z}_{1:t} = \mathbf{Z}_1, \dots, \mathbf{Z}_t\}$  sont supposées être indépendantes.

Dans l'approche par estimation Bayésienne réursive, l'idée est d'estimer l'état courant du système  $\mathbf{X}_t$  connaissant toutes les observations précédentes et simulta-

---

<sup>2</sup>caricaturant l'action d'une personne recherchant un objet dans la nuit dans une rue éclairée par la seule lumière d'un réverbère

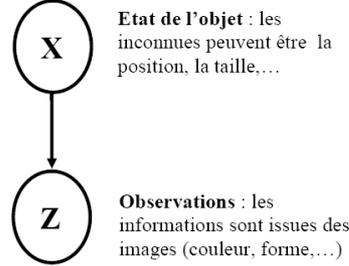


FIG. 2.8 – représentation du réseau Bayésien pour une simple image. La dépendance entre les variables aléatoires  $\mathbf{X}$  et  $\mathbf{Z}$  est représentée par une flèche.

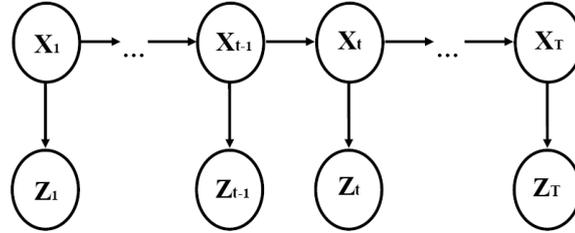


FIG. 2.9 – représentation du *DBN* pour un problème de suivi visuel. Pour une séquence d'images  $t = 1, \dots, T$ , les caractéristiques de l'objet au temps  $t$  sont données par  $\mathbf{X}_t$  et les observations correspondantes par  $\mathbf{Z}_t$ .  $\mathbf{X}_t$  dépend des caractéristiques précédentes  $\mathbf{X}_{t-1}$ .

née, soient  $\mathbf{Z}_{1:t}$ . Il est possible de formaliser cette hypothèse par une distribution de probabilité appelée distribution a posteriori,  $p(\mathbf{X}_t|\mathbf{Z}_{1:t})$  [51]. A travers le théorème de Bayes et le modèle de la figure 2.9, on peut écrire que la distribution a posteriori est :

$$p(\mathbf{X}_t|\mathbf{Z}_{1:t}) = \frac{p(\mathbf{Z}_t|\mathbf{X}_t)p(\mathbf{X}_t|\mathbf{Z}_{1:t-1})}{p(\mathbf{Z}_t|\mathbf{Z}_{1:t-1})} \quad (2.1)$$

Le terme  $p(\mathbf{X}_t|\mathbf{Z}_{1:t-1})$  peut être exprimé via l'équation de Chapman-Kolmogorov suivante [53] :

$$p(\mathbf{X}_t|\mathbf{Z}_{1:t-1}) = \int_{\mathbf{X}_{t-1}} p(\mathbf{X}_t|\mathbf{X}_{t-1})p(\mathbf{X}_{t-1}|\mathbf{Z}_{1:t-1})d\mathbf{X}_{t-1} \quad (2.2)$$

où  $p(\mathbf{X}_t|\mathbf{Z}_{1:t-1})$  est la distribution *a posteriori* issue de l'image précédente et  $p(\mathbf{X}_t|\mathbf{X}_{t-1})$  représente l'évolution de l'état, encore appelée prédiction ou modèle dynamique. En écrivant l'équation 2.2 dans l'équation 2.1, et en remplaçant le

dénominateur  $p(\mathbf{Z}_t|\mathbf{Z}_{1:t-1})$  par une constante,  $C$ , on obtient la distribution Bayésienne récursive :

$$p(\mathbf{X}_t|\mathbf{Z}_{1:t}) = C^{-1} p(\mathbf{Z}_t|\mathbf{X}_t) \times \int_{\mathbf{X}_{t-1}} p(\mathbf{X}_t|\mathbf{X}_{t-1}) p(\mathbf{X}_{t-1}|\mathbf{Z}_{1:t-1}) d\mathbf{X}_{t-1} \quad (2.3)$$

Un filtre Bayésien calcule la distribution *a posteriori* selon l'équation 2.3 lorsque de nouvelles observations arrivent, en appliquant récursivement les deux étapes de prévision et de mise à jour. Cette action est donc effectuée à chaque pas de temps et apporte une solution à la problématique de suivi.

Pour calculer l'intégrale de l'équation 2.3 dans le domaine discret (informatique), il existe deux types de méthode. L'approximation des distributions de probabilité de l'intégrale est faite soit sous une forme paramétrique (Kalman [24] et ses dérivées), soit par un ensemble d'échantillons (technique de Monte-Carlo). Les figures 2.10 et 2.11 illustrent ces deux possibilités.

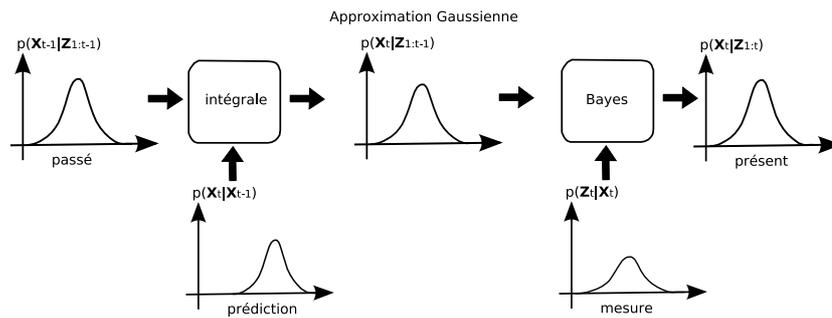


FIG. 2.10 – représentation schématique des différentes étapes de calcul par la méthode paramétrique.

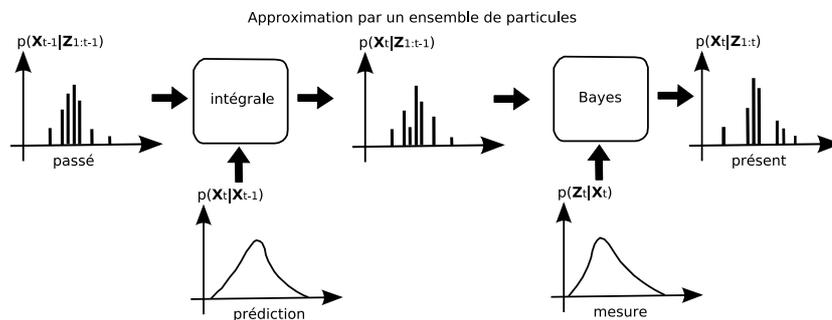


FIG. 2.11 – représentation schématique des différentes étapes de calcul par la méthode stochastique.

Pour le cas où le vecteur d'état comporte plusieurs paramètres, la méthode stochastique est souvent très pratique. C'est pourquoi Blake et Isard [33] ont proposé une approximation de la distribution *a posteriori*, utilisant la technique du filtre à particules, décrite dans la section suivante. Néanmoins, quelques auteurs ont trouvé le filtre de Kalman très intéressant pour certaines applications de suivi visuel, et on peut citer Beymer et Konolige [9], qui l'ont appliqué au suivi des personnes dans un vestibule de bureau avec des images issues de caméras stéréo.

Une technique de suivi originale a été développée par Reid pour l'industrie aéronautique et automobile, en analysant plusieurs cibles [60]. Cet algorithme appelé "Multiple Hypothesis Tracking" (MHT) fait plusieurs hypothèses sur l'objet à suivre, à chaque pas de temps, et utilise un filtre prédictif. Plusieurs travaux de recherche ont utilisées ce **MHT** : le suivi 3D du corps humain [65], la robotique [38] et le suivi de visages [21]. Grimson et al. l'ont aussi combiné à un filtre linéaire de Kalman pour suivre les piétons et les véhicules. Les éléments descriptifs étaient alors les formes extraites par un algorithme de segmentation de fond [75].

### 2.2.3 Filtrage Particulaire SIR

Les techniques de Monte-Carlo séquentielles sont à la base des filtres à particules (**FP**), permettant d'approcher la distribution du filtre Bayésien de l'équation 2.3. En général, les **FP** utilisent un jeu d'échantillons, chacun associé à un poids,  $\{(\mathbf{X}_t^n, w_t^n), n = 1, \dots, N\}$ , aussi appelés particules, pour faire une approximation de la distribution *a posteriori* (équation 2.3). Une méthode de Monte-Carlo est alors utilisée.  $\chi$  est l'espace des configurations possibles de l'état,  $\mathbf{X}^n \in \chi$  est l'hypothèse de l'état de la particule  $n$ ,  $w_t^n \in [0, 1]$  est le poids associé à l'échantillon  $n$ , et  $N$  est le nombre d'échantillons. Notons que la somme des poids des échantillons est égale à un, soit  $\sum_n w_t^n = 1$ . Le filtrage particulaire suppose que la distribution *a posteriori* de l'étape précédente  $p(\mathbf{X}_{t-1} | \mathbf{Z}_{t-1})$  peut être approximée par un jeu de  $N$  particules  $(\mathbf{X}_{t-1}^n, w_{t-1}^n)_{n=1}^N$  comme suit :

$$p(\mathbf{X}_{t-1} | \mathbf{Z}_{t-1}) \approx \sum_{n=1}^N w_{t-1}^n \delta(\mathbf{X}_{t-1} - \mathbf{X}_{t-1}^n), \quad (2.4)$$

où  $\delta$  est la fonction de Dirac. Si on substitue l'équation 2.4 à l'équation 2.3, après quelques simplifications, la distribution de l'équation 2.3 au temps  $t$  peut aussi s'écrire :

$$p(\mathbf{X}_t | \mathbf{Z}_{1:t}) \approx C^{-1} p(\mathbf{Z}_t | \mathbf{X}_t) \sum_n w_{t-1}^n p(\mathbf{X}_t | \mathbf{X}_{t-1}^n) \delta(\mathbf{X}_{t-1} - \mathbf{X}_{t-1}^n) \quad (2.5)$$

Dans l'étape de mise à jour, chaque échantillon  $\mathbf{X}_t^n$  se voit donc affecté un poids fourni par la fonction d'observation employée (likelihood). La fonction d'observation peut alors s'écrire :

$$p(\mathbf{Z}_t | \mathbf{X}_t^n) \propto w_t^n \quad (2.6)$$

La valeur du suivi à l'instant  $t$  peut donc être estimée grâce à la probabilité de chaque particule d'être représentative de la mesure (l'objet à suivre). Cette probabilité est le poids normalisé de la particule, après évolution, selon la méthode d'observation choisie.

Plusieurs types de filtre à particules **FP** existent. Handschin and Mayne ont proposé un filtre à particules, basé sur un échantillonnage aléatoire, encore appelé "Sequential Importance Sampling" (**SIS**) [30]. Mais, ce **FP SIS** s'applique mal aux problèmes récurrents à cause du *problème de dégénérescence*, terme employé pour expliquer le fait qu'au bout de quelques itérations, un des échantillons domine les autres. Dans [63], Rubin a proposé d'ajouter une étape de *rééchantillonnage* pour résoudre ce problème et a donc appelé cette nouvelle technique "Sequential Importance Resampling" (**SIR**). L'opération de rééchantillonnage, qui fait l'intérêt du **SIR**, consiste à remplacer les échantillons de poids forts, par de nombreux échantillons, et les échantillons de poids faibles, par peu d'échantillons, tous de poids identiques. A chaque itération, on attire des échantillons des régions de faible densité de probabilité, vers les régions de forte densité de probabilité. La force de cet algorithme est ainsi de rendre l'échantillonnage adaptatif. La figure 2.12 illustre le processus en dimension 1.

En 1996, Isard et Black appliquent ce filtre **SIR** à la problématique de suivi visuel et proposent la méthode dite "des contours actifs" pour identifier les objets à suivre [33]. Depuis, de nombreuses recherches ont profité de cette découverte et la littérature sur ce type de suivi est impressionnante ([34], [37], [40], [12], [35], [49], [27], [57], [14], [64], [77]). Des extensions de cette méthode ont été proposées ensuite par MacCormick et Isard [50] en partitionnant l'espace des recherches (optimisation du temps de calcul en diminuant le nombre de particules nécessaires) et par Khan et al. [79] en donnant la possibilité de suivre un nombre variable d'objets grâce à leur méthode Markov Chain Monte Carlo (**MCMC**). Les méthodes **SIR** et **MCMC** vont être développées plus en détail dans le chapitre suivant.

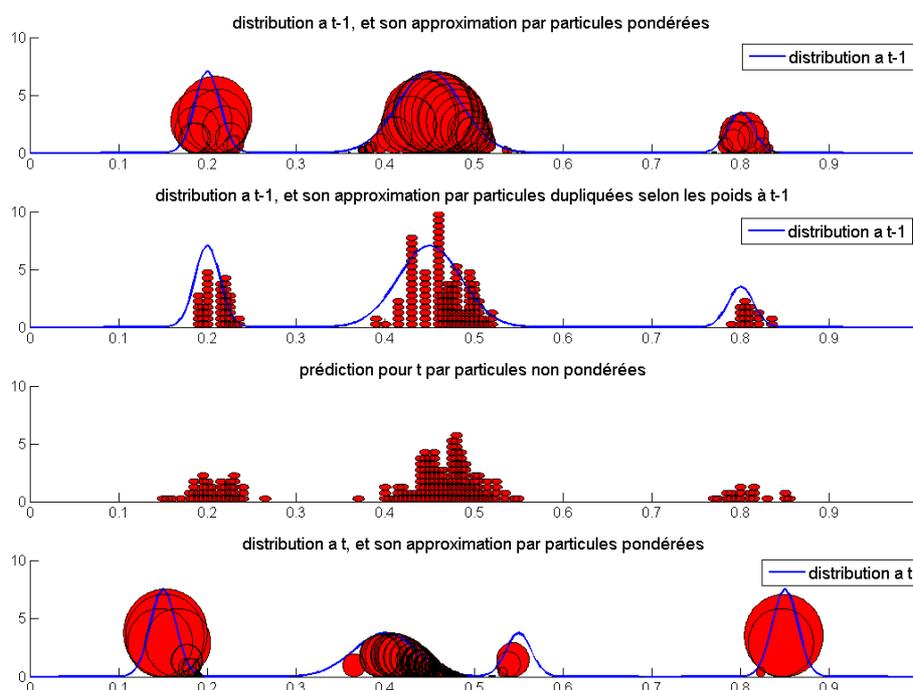


FIG. 2.12 – Propagation des particules par l'algorithme SIR

### 2.2.4 Le suivi multi-objets

Pour suivre simultanément plusieurs objets grâce au **FP**, deux options ont été proposées. Dans la première, la configuration de chaque objet est représentée dans un espace "état joint" contenant tous les objets; on peut citer les travaux d'Isard et MacCormick et leur BraMBLe [35] ou encore ceux de Zhao et Nevatia utilisant la technique du **MCMC** [80]. La seconde option consiste à définir un espace "état objet" par objet et de les suivre individuellement (par exemple en utilisant plusieurs filtres à particules en parallèle). Smith [66] propose une extension de cette dernière, en faisant des propositions aléatoires sur le nombre d'objets présents dans la scène de mesure. Cette méthode appelée RJMCMC (Reversible Jump Monte Carlo Markov Chain) tire son nom du fait qu'à tout moment il est possible de rajouter ou de retirer un objet dans la scène.

La première option est plus élégante mais a l'inconvénient majeur d'être très coûteuse en temps de calcul. Si le coût de calcul  $C$  de recherche d'un seul objet  $i$  est proportionnel à la taille de l'espace des recherches,  $C \propto \chi_i$ , et s'il y a  $m$  objets

à suivre, le coût devient alors  $C^m$ . En comparaison, la recherche de  $m$  objets indépendants coûtent seulement  $mC$ . Motivés par cet argument, certains chercheurs ont préférés la seconde approche : Fortmann et al [72] avec leur technique "Joint Probabilistic Data Association Filter" (JPDAF), Reid et le *MHT* [60] . . . .

## 2.3 Choix de la méthodologie

Nous venons de voir les différentes méthodes de suivi existantes. Pour filtrer et optimiser le suivi de chaque objet, une des solutions est d'utiliser leur comportement précédent pour poser l'hypothèse d'une trajectoire courante (*prédiction*) et ainsi la comparer aux mesures des capteurs (*observation*).

La question est maintenant de savoir quelle méthode Bayésienne est la mieux adaptée à notre cas de figure. Pour y répondre, revenons à l'objectif de ce travail et posons nous les questions : qu'est-ce qu'on veut suivre? Quelles sont nos connaissances *a priori*?

La figure 2.7 page 40 permet de nous aider à répondre à ces questions. Les paramètres nécessaires pour décrire l'objet sont sa forme (modèle 3D), sa dynamique (modèle bicyclette) et son modèle d'apparence (modèle de fond). L'environnement d'étude peut être décrit grâce à la géométrie et aux caractéristiques de la route. Enfin, les capteurs conditionnent les conditions d'éclairage acceptables et la scène de mesure.

Les méthodes probabilistes permettant de traiter tous ces *a priori* de façon naturelle, nous avons opté pour cette solution algorithmique.

Le développement de méthodes adaptées à notre problématique fait l'objet des chapitres suivants (3 et 4).

---

# Chapitre 3

## Les méthodes de suivi développées

Les chapitres précédents ont permis de justifier les choix des matériels et d'axes méthodologiques pour le suivi précis des véhicules en virage. Le présent chapitre est au cœur du travail effectué dans le cadre de la thèse puisqu'il va détailler les deux méthodes développées pour l'estimation précise de toutes les trajectoires des véhicules légers, pour tout type de conditions météorologiques (hors brouillard).

La première méthode qu'on appellera "séquentielle" traite les images une à une (en ligne) et est présentée en section 3.1. La seconde méthode, détaillée en section 3.2, est dite "globale" (hors ligne) car elle analyse une séquence d'images dans toute sa globalité. Ces deux méthodes utilisent une même fonction d'observation, originale, qui est présentée en section 3.3. Elles peuvent s'étendre au traitement d'observations provenant de plusieurs sources (dans notre cas, les caméras et le laser), au prix d'un complément de traitement, détaillé en section 3.4 pour la méthode séquentielle et en section 3.5 pour la méthode globale (MCMC). Le synoptique général de ce chapitre est présenté à la figure 3.1.

### 3.1 Estimation récursive de trajectoire par un filtre à particules (méthode séquentielle)

Le cœur de la méthode proposée (voir figure 3.2) est composé d'un filtre séquentiel, formalisé de manière stochastique (filtre à particules). L'état du véhicule est représenté par un modèle cinématique dit bicyclette. La fonction de prédiction fait l'hypothèse d'une vitesse et d'un angle au volant constants. Comme nous verrons plus tard (cf. 3.3), un modèle géométrique 3D du véhicule, projeté dans l'image, est confronté aux données images décrites par une carte probabiliste d'ap-

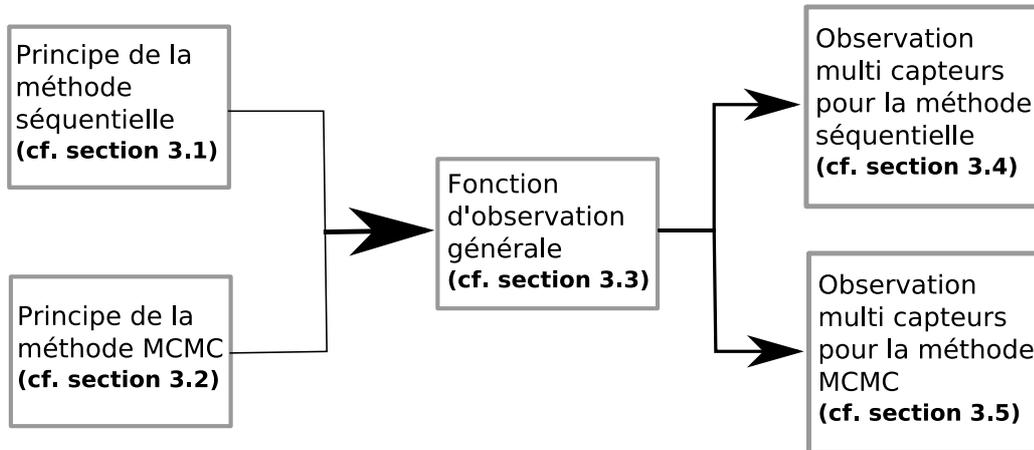


FIG. 3.1 – Synoptique du chapitre

partenance à l’objet à suivre. Cette fonction d’observation intègre une fonction de vraisemblance traduisant la cohérence des données télémétriques par rapport à l’hypothèse. Le filtre produit, à chaque itération, une estimation de l’état du véhicule (position, orientation, vitesse, angle au volant).

La trajectoire du véhicule est estimée de façon séquentielle par un filtre non linéaire. La résolution de ce dernier s’effectue par une méthode courante en traitement d’images : un filtre à particules. Dans notre cas, une particule est un état du véhicule, représenté par un cube  $3D$ , issu d’un tirage de variables aléatoires tenant compte de son état précédent. Le filtrage particulaire [6, 48] est basé sur l’estimation de la densité de probabilité *a posteriori*  $p(\mathbf{X}_t | \mathbf{Z}_{0:t})$  de l’état  $\mathbf{X}_t$  conditionné par l’historique des mesures  $\mathbf{Z}_{0:t}$ , à l’instant  $t$ , pour un ensemble de  $N$  particules pondérées  $\{(\mathbf{X}_t^n, \pi_t^n)\}_{n=1}^N$  avec des poids associés. L’algorithme du filtre à particules, aussi nommé CONDENSATION est rappelé dans la Table 3.1.

La mise en oeuvre d’un filtre à particules nécessite la définition d’un vecteur d’état qui définit les caractéristiques cinématiques de l’objet à suivre, et de deux modèles : (1) un modèle d’évolution qui définit l’état d’un objet à un instant donné en fonction de l’état à l’instant précédent ; (2) un modèle d’observation qui définit une mesure entre une hypothèse sur l’état et les observations. La suite de ce chapitre détaille le vecteur d’état et le modèle d’évolution. Le modèle d’observation est détaillé dans la section 3.3.

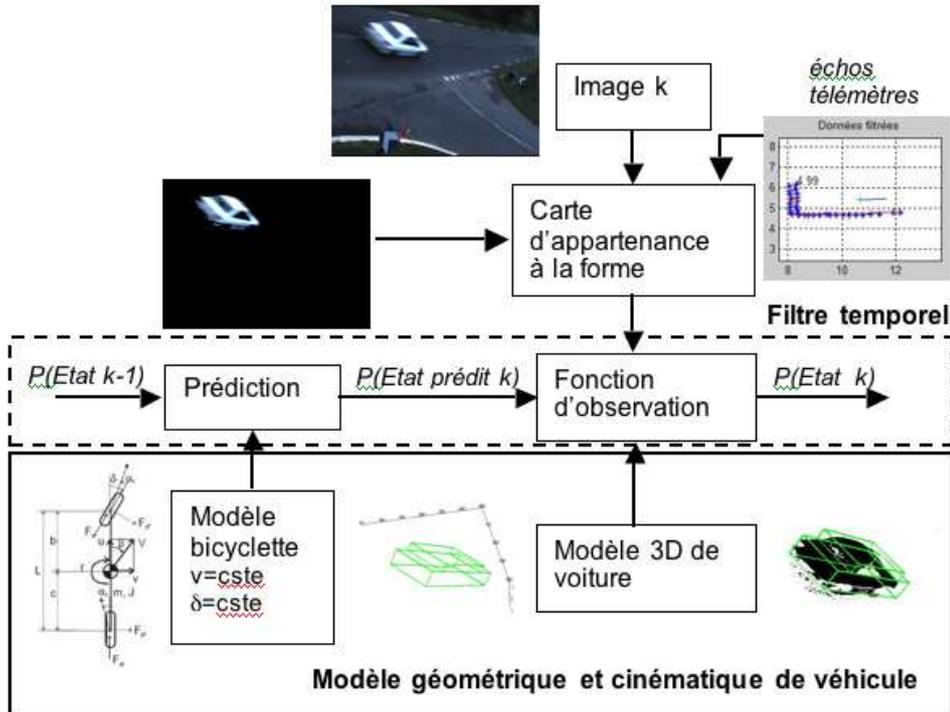


FIG. 3.2 – Synoptique de la méthode proposée

### 3.1.1 Vecteur d'état

Le vecteur d'état définissant les caractéristiques de la trajectoire à suivre doit intégrer les contraintes liées à la cinématique du véhicule. Nous proposons d'utiliser un modèle de type bicyclette et de rendre compte de nombreuses propriétés du comportement et de la stabilité. Les hypothèses de ce modèle sont les suivantes:

- pas de transfert de charge, ni latéral, ni longitudinal,
- pas de mouvement de roulis ou de tangage,
- pneus en régime linéaire,
- vitesse d'avance  $V$  constante,
- pas d'effets aérodynamiques,
- contrôle en position,
- pas d'effet de souplesse de la suspension et du châssis.

1. **initialisation des particules**  $\{(\mathbf{X}_0^n, \pi_0^n)\}_{n=1}^N$  **selon la première distribution**  $\mathbf{X}_0$
2. **pour**  $t > 0$ 
  - (a) **ré-échantillonnage de**  $\{(\mathbf{X}_{t-1}^n, \pi_{t-1}^n)\}_{n=1}^N$  **en**  $\{(\mathbf{X}'_{t-1}{}^n, 1/N)\}_{n=1}^N$ . **Cette opération effectue un tirage avec remise de  $N$  particules du jeu courant. En sortie un nouveau jeu de particules est choisi. La probabilité de sélection multiple d'une particule est ainsi possible. Plus une particule du jeu a un poids élevé, plus elle est susceptible d'être choisie, et inversement pour une particule de poids faible.**
  - (b) **prédiction (détaillée infra), génération de**  $\mathbf{X}_t^n \sim p(\mathbf{X}_t | \mathbf{X}_{t-1} = \mathbf{X}'_{t-1}{}^n)$  **et on obtient**  $\{(\mathbf{X}_t^n, 1/N)\}_{n=1}^N$
  - (c) **mise à jour des poids. Soit**  $\pi_t^n \propto p(\mathbf{Z}_t | \mathbf{X}_t = \mathbf{X}_t^n)$ , **on obtient alors**  $\{(\mathbf{X}_t^n, \pi_t^n)\}_{n=1}^N$  **normalisé selon**  $\sum_{n=1}^N \pi_t^n = 1$
  - (d) **estimation de**  $\hat{\mathbf{X}}_t \doteq \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \pi_t^n \mathbf{X}_t^n$

TAB. 3.1 – Algorithme du filtrage particulaire (CONDENSATION)

Ces hypothèses impliquent que l'accélération transversale du véhicule est à tout moment inférieure à 0,4g (régime linéaire des pneumatiques), que les angles de braquage, de dérive, etc. sont petits, que la chaussée est plane (pas de débattement de suspension), etc. En première approche, on considère que les véhicules circulent sur le virage à faible vitesse. Les forces centrifuges sont donc négligeables et les pneus ne doivent pas développer de forces transversales :

- roulement sans glissement et sans dérive,
- pour que les pneus ne glissent pas latéralement, il faut que le centre instantané de rotation (CIR) de chaque pneu soit au centre du virage.

Soient  $(x, y)$  les coordonnées du centre du véhicule dans le repère "monde", c'est-à-dire dans le repère de la scène observée, les relations cinématiques qui régissent ce modèle peuvent donc s'écrire :

$$\begin{aligned} \dot{x}_t &= v_t \cdot \cos \beta_t \\ \dot{y}_t &= v_t \cdot \sin \beta_t \\ \dot{\beta}_t &= \frac{v_t}{L} \cdot \tan \delta_t \end{aligned} \tag{3.1}$$

avec  $v_t$  la vitesse et  $\delta_t$  l'angle de braquage de la roue avant dans le repère du véhicule.  $x_t$  et  $y_t$  représentent la position du centre de gravité du modèle cinéma-

tique et  $\beta_t$  représente l'orientation du véhicule dans le repère monde <sup>1</sup>.

D'après la théorie d'Ackerman, en comportement à basse vitesse, le CIR est à l'intersection du prolongement de l'axe de la roue arrière et de la perpendiculaire au plan de la roue avant tirée du centre de celle-ci [25]. Le braquage idéal de la roue avant se déduit de la construction illustrée sur la Figure 3.3 et son angle peut alors s'écrire :  $\tan \delta = \frac{L}{R}$ , avec  $L$  désignant l'empattement du véhicule et  $R$  le rayon de virage au centre du véhicule. En faisant l'hypothèse des petits angles :  $\delta = \frac{L}{R}$ .

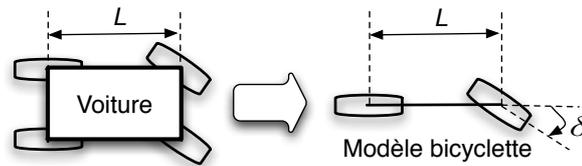


FIG. 3.3 – Le modèle bicyclette synthétise le déplacement d'un véhicule 4 roues, à travers le déplacement d'un véhicule 2 roues dont les centres sont reliés de manière rigide à un axe de longueur  $L$ . La théorie d'Ackerman permet d'estimer l'angle de braquage d'un véhicule roulant à faible vitesse.

Le vecteur d'état du système est alors :

$$X_t \doteq (x_t, y_t, \beta_t, \delta_t, v_t)^t \quad (3.2)$$

avec  $(x_t, y_t)$  représentant la position du centre du véhicule et  $v_t$  la vitesse dans l'axe du véhicule, dans un repère monde plan.

### 3.1.2 Modèle de prédiction

Le modèle cinématique de type bicyclette appliqué une fois à chaque particule évolue donc non linéairement de la manière suivante :

$$\begin{aligned} x_{t+1} &= x_t + T \cdot v_t \cdot \cos(\beta_t) \\ y_{t+1} &= y_t + T \cdot v_t \cdot \sin(\beta_t) \\ \beta_{t+1} &= \beta_t + T \cdot \frac{v_t}{L} \cdot \tan \delta_t \\ \delta_{t+1} &= \delta_t + T \cdot b_{\delta} \\ v_{t+1} &= v_t + T \cdot b_a \end{aligned} \quad (3.3)$$

<sup>1</sup>Le référentiel choisi pour le "monde" est le système géodésique NTF avec la projection en Lambert II étendu.

avec  $b_{\delta} \sim \mathcal{N}(0, \sigma_{\delta})$  et  $b_a \sim \mathcal{N}(0, \sigma_a)$ . Les deux termes  $\delta$  et  $a$  sont distribués de manière aléatoire (selon une Gaussienne). Les termes  $\sigma_{\delta}$  et  $\sigma_a$  représentent respectivement les plages d'écart de vitesse d'angle de braquage de la roue avant et d'accélération, effectués par un véhicule standard, durant une période d'échantillonnage  $T$ .

A ce stade du document, le vecteur d'état et le modèle de prédiction ont été décrits. Le troisième modèle (d'observation), indispensable au **FP**, est détaillé en section 3.3 car il est aussi utilisé par la méthode globale (cf. §3.2). Cette méthode globale se justifie car la méthode séquentielle engrange une trop grande quantité d'informations sur chacun des véhicules suivi : 5 (paramètres du vecteur d'état) x nombre d'images suivies x nombre de véhicules. La méthode séquentielle est donc très intéressante pour avoir une vue d'ensemble des usagers (% de véhicules coupant la ligne centrale, au-dessus de la vitesse réglementaire . . .), mais est difficilement exploitable pour isoler les comportements "atypiques" des autres comportements. Or, ces réactions anormales nous intéressent car elles peuvent être associées à des "presqu'accidents" enrichissant la base de données d'accidents (avérés) pour diagnostiquer si un virage est dangereux ou non.

La deuxième méthode développée va permettre de diminuer la taille de la base de données de trajectoires, tout en améliorant la fidélité des mesures.

## 3.2 Estimation de trajectoire par MCMC (méthode globale)

Cette section décrit une méthode d'estimation de trajectoires basée sur une approche probabiliste. Pour une séquence de mesures et un état initial donnés, la méthode échantillonne la distribution de probabilité de la trajectoire connaissant les mesures, en utilisant un processus aléatoire appelé "Monte Carlo Markov Chain" **MCMC**. Nous positionnons, en premier lieu, le principe de la méthode globale par rapport au filtre temporel présenté dans la section précédente, qui permet de réduire significativement le nombre de paramètres explicatifs de la trajectoire d'un véhicule grâce au générateur proposé en deuxième partie. Ensuite, nous donnons une vue d'ensemble de l'algorithme **MCMC** utilisé pour échantillonner la distribution associée à la trajectoire. La dernière partie explicite la fonction de proposition associée à cet algorithme.

---

### 3.2.1 Principe de la méthode

Le passage de l'approche séquentielle, précédemment traitée, à une approche globale, présente deux avantages majeurs. Le premier est que la méthode globale s'appuie sur la totalité de la séquence des mesures. L'observation est ainsi plus riche que lorsque l'estimation est effectuée mesure après mesure, car elle dispose de la totalité des mesures (non causal). La figure 3.4 illustre le processus. L'idée est d'étaler sur un référentiel commun toutes les images sur lesquelles est présent le véhicule à suivre, et d'y faire passer une courbe paramétrique reliant tous les points, qui à chaque image, caractérisent la position du véhicule.

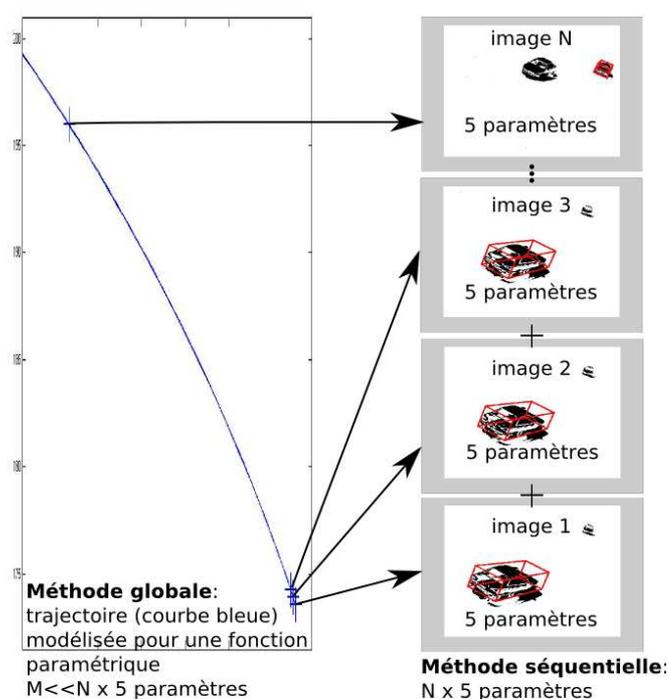


FIG. 3.4 – Illustration de la réduction de la paramétrisation offerte par la méthode globale. Avec la méthode séquentielle, on additionne le nombre de paramètres, mesure après mesure. Avec la méthode globale, la trajectoire est modélisée par une fonction composée d'un nombre constant de paramètres.

Le second avantage de cette méthode est que l'exploration des solutions se limite à la recherche des paramètres de la trajectoire, soient onze paramètres (cf. paragraphe 3.2.2). En effet, dans une approche d'inférence spatio-temporelle, l'espace des solutions potentielles s'accroît de façon exponentielle en fonction du

nombre d'images d'observations. Si on veut estimer la trajectoire d'un véhicule grâce à une séquence de 100 images, la dimension de l'espace des états sera alors de 500 (position, cap, angle de braquage et vitesse). L'utilisation d'une technique de Monte Carlo avec un tel espace est très coûteux en temps de calcul. Pour éviter ce problème, nous proposons un vecteur d'état composé par un nombre constant de paramètres, modélisant l'ensemble d'une trajectoire. Ces paramètres sont définis à partir d'*a priori* pertinents sur le comportement du conducteur, sur la géométrie du virage et sur la cinématique du véhicule. Le générateur de trajectoires, détaillé ci-dessous, permet de faire le lien entre une trajectoire globale et la position du véhicule à chaque instant. Cette méthode diminue drastiquement les dimensions de l'espace d'état (par 50 dans l'exemple ci-dessus). On ne cherche plus à estimer, de manière séquentielle, l'évolution de la configuration du véhicule au cours du temps (filtrage). Le problème est maintenant d'estimer la densité de probabilité stationnaire associée à la trajectoire globale du véhicule.

### 3.2.2 Paramétrisation d'une trajectoire

Les commandes du conducteur sont l'angle de braquage des roues et la vitesse longitudinale (déduite de l'accélération) du véhicule. Chaque caméra traite une portion différente du virage. Les lois de commande pour un véhicule léger peuvent être modélisées par des sigmoïdes, sachant que la vitesse de l'angle de braquage admissible est comprise entre 1.5 et 4 degrés par seconde, et que la gamme d'accélération longitudinale pratiquée par un conducteur "normal" est comprise entre 1  $m.s^{-2}$  et 3  $m.s^{-2}$ . Pour prendre en compte une large proportion de conducteurs et pour s'affranchir de la non linéarité du système (contacts pneumatiques-chaussée ...), nous simulons chacune des commandes de braquage et d'accélération avec une sigmoïde (une pour la phase d'entrée dans le virage, une pour la partie centrale et une dernière pour la phase de sortie).

Les trois phases (entrée, centre et sortie du virage) étant similaires du point de vue de la méthode, seule l'application à la troisième partie de la courbe, soit la phase de sortie du virage, est présentée dans cette section:

$$f_{\delta}(\theta_{\delta}, t) \doteq \frac{\theta_{\delta,2}}{1 + \exp\left[\frac{\theta_{\delta,3}(\theta_{\delta,4} - t)}{|\theta_{\delta,2}|}\right]} + \theta_{\delta,1}; \quad (3.4)$$

dans laquelle les coefficients  $\theta_{\delta,1}$ ,  $\theta_{\delta,2}$ ,  $\theta_{\delta,3}$  et  $\theta_{\delta,4}$  sont définis dans le tableau 3.2.

Le même raisonnement est appliqué au générateur de profils de vitesse  $f_v(\theta_v, t)$ , calculé de manière identique à  $f_{\delta}(\theta_{\delta}, t)$ , en substituant l'index  $\delta$  par l'index  $v$ .

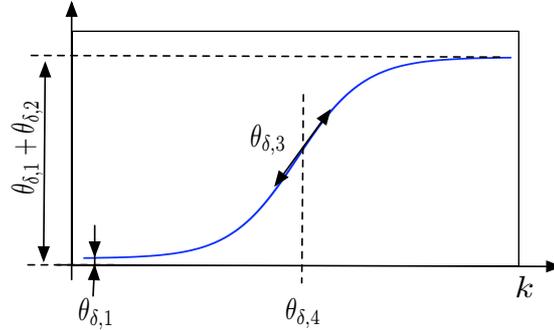


FIG. 3.5 – représentation graphique des paramètres de la sigmoïde.

Pour modéliser le véhicule, le modèle cinématique simple décrit dans la section 3.1.2 est utilisé. Ce modèle nous permet de générer itérativement  $x_t$ ,  $y_t$  et  $\beta_t$ , pour chaque pas de temps  $t$ .

La trajectoire du véhicule est représentée par un vecteur d'état aléatoire  $\mathbf{X} \doteq (x_0, y_0, \beta_0, \theta_\delta, \theta_v)^T$  avec :

- $(x_0, y_0, \beta_0)$  représentant la position initiale et l'orientation du véhicule (dans un référentiel monde).
- $\theta_\delta \doteq (\theta_{\delta,1}, \dots, \theta_{\delta,4})$  sont les paramètres de la fonction sigmoïde  $\delta_k = f_\delta(\theta_\delta, k)$  représentant l'évolution temporelle discrète de l'angle de braquage.
- $\theta_v \doteq (\theta_{v,1}, \dots, \theta_{v,4})$  sont les paramètres de la fonction sigmoïde  $v_k = f_v(\theta_v, k)$  représentant l'évolution temporelle discrète de la vitesse du véhicule.

Le tableau 3.2 montre les valeurs des bornes identifiées pour les paramètres du vecteur d'état. Ces bornes ont été déterminées à dire d'experts.

### 3.2.3 MCMC

Nous voulons estimer  $p(\mathbf{X}|\mathbf{Z})$ , la densité de probabilité du modèle paramétrique  $\mathbf{X}$ , connaissant les données observées  $\mathbf{Z}$ . La technique de Monte-Carlo suppose qu'on peut faire une approximation de la distribution grâce à un jeu de  $N$  échantillons  $\{\mathbf{X}^n\}_{n=1}^N$  de la façon suivante:

$$p(\mathbf{X}|\mathbf{Z}) \approx \sum_{n=1}^N \pi_n \delta(\mathbf{X} - \mathbf{X}^{(n)}), \quad (3.5)$$

où  $\delta$  est une fonction de dirac et  $\pi_n$  représente le poids associé à  $\mathbf{X}^{(n)}$  de manière à avoir  $\sum_{n=1}^N \pi_n = 1$ .

Paramètre	Limite basse <i>Limite haute</i>
$\theta_{v,1}/m.s^{-1}$ (vitesse min.)	vitesse mesurée $-2$ vitesse mesurée $+2$
$\theta_{v,2}/m.s^{-1}$ (plage de variation de la vitesse)	0 4
$\theta_{\delta,1}/^\circ$ (angle de braquage min.)	1 3
$\theta_{\delta,2}/^\circ$ (plage de variation de l'angle de braquage)	$-3$ 3

TAB. 3.2 – Limites basse et haute des paramètres du vecteur d'état. Ces valeurs sont choisies en fonction de la géométrie du virage. Par exemple, ici, la plage de variation de la vitesse est positive car la mesure est effectuée dans la partie sortante du virage, où les véhicules sont en phase d'accélération.

La figure 3.6 représente une illustration de l'exploration par **MCMC**. Ce processus est itératif : d'une trajectoire donnée ( $\mathbf{X}^{(n-1)}$ ), un paramètre est modifié, permettant la proposition d'une nouvelle trajectoire ( $\mathbf{X}^*$ ). Le générateur de trajectoires fournit l'ensemble des positions du véhicule dans chaque capteur, à partir desquelles une vraisemblance (poids), issue des mesures, est calculée. Le principe est alors de comparer ce nouveau poids (proposition) au poids de la trajectoire précédemment choisie, par le calcul du ratio d'acceptation Metropolis-Hasting (présenté ci-dessous). Si ce dernier est supérieur à 1, la proposition est conservée. Sinon, elle est conservée avec une probabilité égale à ce ratio. Le processus s'arrête quand il atteint le nombre d'itérations fixé au départ.

L'échantillonnage de  $p(\mathbf{X}|\mathbf{Z})$  est un problème complexe et de nombreuses méthodes s'y sont confrontées. L'algorithme probabiliste de Metropolis-Hasting permet de faire une approximation d'une distribution stationnaire. A chaque étape, un état  $\mathbf{X}^*$  est proposé selon une densité de propositions  $q(\mathbf{X}^*|\mathbf{X})$ . L'état proposé est alors accepté ou rejeté selon un ratio d'acceptation défini par:

$$\alpha = \min \left( 1, \frac{p(\mathbf{Z}|\mathbf{X}^*)}{p(\mathbf{Z}|\mathbf{X})} \times \frac{q(\mathbf{X}|\mathbf{X}^*)}{q(\mathbf{X}^*|\mathbf{X})} \right) \quad (3.6)$$

avec  $\frac{p(\mathbf{Z}|\mathbf{X}^*)}{p(\mathbf{Z}|\mathbf{X})}$  représentant le rapport des vraisemblances des hypothèses proposées sur les hypothèses précédentes, et  $\frac{q(\mathbf{X}|\mathbf{X}^*)}{q(\mathbf{X}^*|\mathbf{X})}$  étant le rapport de la probabilité

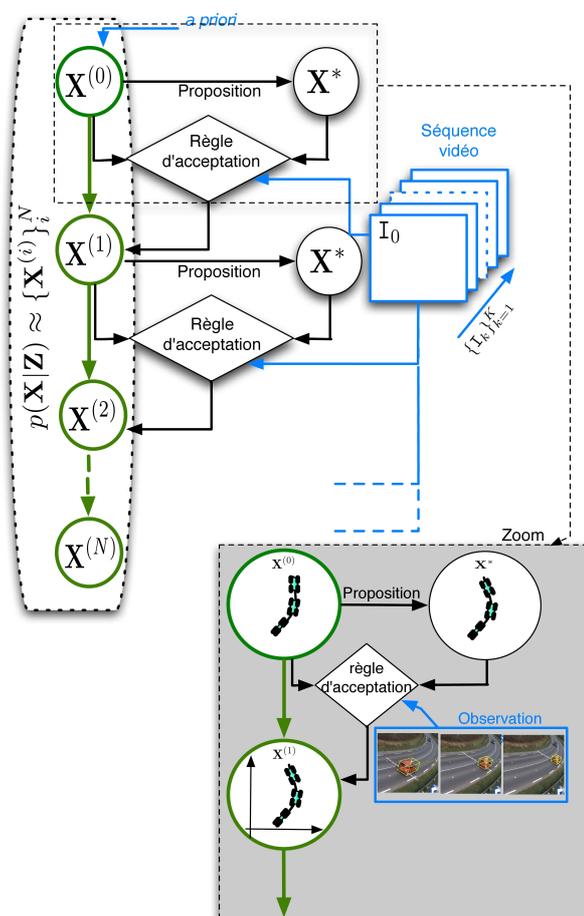


FIG. 3.6 – Exemple d’une séquence vidéo et d’un vecteur d’état initial donné. La méthode utilise une méthode probabiliste (MCMC) pour identifier la trajectoire optimale. Le zoom illustre les phases de proposition et d’acceptation de la méthode.

de proposer  $\mathbf{X}$  sachant  $\mathbf{X}^*$ , sur la probabilité de proposer  $\mathbf{X}^*$  sachant  $\mathbf{X}$ . Ce dernier terme est ajouté pour compenser des densités de propositions non symétriques, afin de ne pas biaiser la distribution finale par une exploration non symétrique. Dans le cas où les densités de propositions sont symétriques (gaussiennes), ce rapport est égal à 1.

L’algorithme de Metropolis-Hasting peut être implémenté pour construire une Chaîne de Markov et ainsi faire une approximation de la distribution  $p(\mathbf{X}|\mathbf{Z})$ . Le résultat de cette combinaison est appelé "Markov Chain Monte Carlo". La progression du processus est illustrée sur la figure 3.7. La figure montre que les  $N_b$

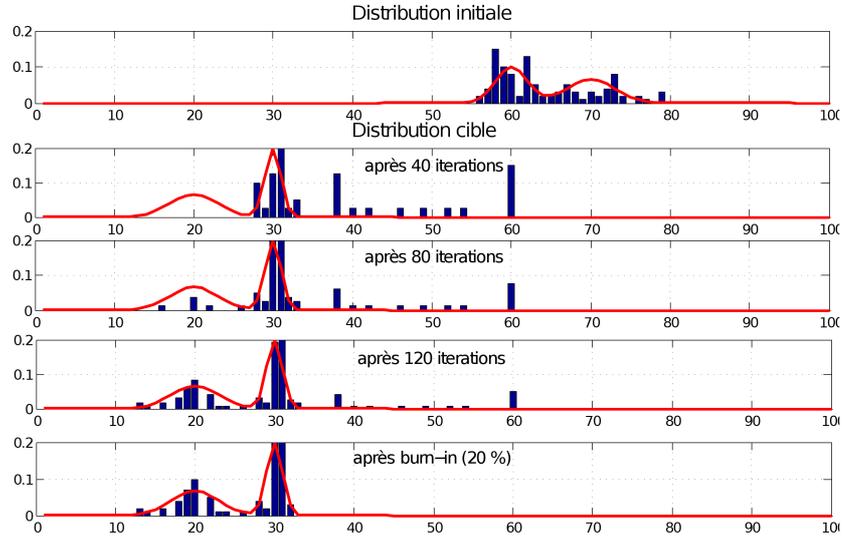


FIG. 3.7 – progression de l’exploration par MCMC

premières itérations (20% par exemple) sont dépendantes du tirage initial (choix de  $\mathbf{X}^{(0)}$ ). Il faut les éliminer de la distribution finale : c’est le *burn-in*.

Une estimation de l’état est fournie par un calcul de probabilité maximum appliqué au jeu de particules:

$$\hat{\mathbf{X}} \doteq \arg \max_{\mathbf{X}^{(n)}} p(\mathbf{Z} | \mathbf{X} = \mathbf{X}^{(n)}), \quad (3.7)$$

### 3.2.4 Propositions

A l’itération  $n$ , le MCMC génère une nouvelle proposition en échantillonnant une distribution de propositions  $q(\mathbf{X}^* | \mathbf{X}^{(n-1)})$  définie par:

$$q(\mathbf{X}^* | \mathbf{X}^{(n-1)}) = \sum_{m \in \{1; \dots; M\}} q'(m) q(\mathbf{X}^* | \mathbf{X}^{(n-1)}, m), \quad (3.8)$$

où  $q'(m)$  est une distribution *a priori* permettant de sélectionner l’index du paramètre de  $\mathbf{X}$  à modifier ( $M$  représente la taille de  $\mathbf{X}$ ). Une distribution de proposition d’un paramètre est alors définie par:

$$q(\mathbf{X}^* | \mathbf{X}, m) \doteq p(X_m^* | X_m^{(n-1)}) \prod_{j \neq m} \delta(X_j^* - X_j^{(n-1)}) \quad (3.9)$$

Ici, seulement le  $m^{\text{ième}}$  composant ( $m$  est sélectionné grâce à la distribution *a priori*  $q'(m)$ ) du vecteur d’état est modifié à l’itération  $n$ ; les autres paramètres

restent inchangés. La distribution  $q'(m)$  est construite en fonction des connaissances *a priori* des conditions initiales (par exemple la position). Le MCMC est récapitulé par l'algorithme 1.

---

**Algorithme 1** Algorithme MCMC
 

---

**Init:** Le premier élément de la chaîne  $\mathbf{X}^0$  et son poids proportionnel à sa probabilité:  $\pi(\mathbf{X}^0) \propto P(\mathbf{Z}|\mathbf{X}^0)$

**Pour**  $n = 1$  to  $N + N_B$  **Faire**

- Choix du paramètre  $m \in \{1, \dots, M\}$  parmi tous les paramètres du vecteur d'état  $\mathbf{X}$  selon la distribution a priori  $q'(m)$ .
- Réalisation d'une proposition  $\mathbf{X}^*$  issue de la distribution  $q(\mathbf{X}^*|\mathbf{X})$  avec  $\mathbf{X} = \mathbf{X}^{n-1}$
- Evaluation de la proposition:  $p(\mathbf{Z}|\mathbf{X}^*)$
- Calcul du ration d'acceptation en utilisant l'algorithme de Metropolis-Hasting:

$$\alpha = \min \left( 1, \frac{p(\mathbf{Z}|\mathbf{X}^*)}{p(\mathbf{Z}|\mathbf{X})} \times \frac{q(\mathbf{X}|\mathbf{X}^*)}{q(\mathbf{X}^*|\mathbf{X})} \right)$$

- Ajout d'un  $n^{\text{ème}}$  élément à la chaîne  $\mathbf{X}^n = \mathbf{X}^*$  avec la probabilité  $\alpha$ , (sinon  $\mathbf{X}^n = \mathbf{X}^{n-1}$ ).

**Fin pour**

**Burn-in:** Suppression des  $N_B$  premiers éléments de la chaîne.

**Sortie:**  $N$ -éléments de la Chaîne de Markov représentatifs des états potentiels:  $\{\mathbf{X}^n\}_{n=N_B+1, \dots, N_B+N}$

---

Des expérimentations ont été menées pour valider cette méthode et la comparer à la méthode séquentielle. Le chapitre 4 donne un panorama exhaustif des domaines de validité de chacune des deux méthodes.

Nous allons maintenant nous intéresser à la fonction d'observation commune aux deux méthodes présentées précédemment. Cette fonction représente la mesure du FP ( $p(\mathbf{Z}_t|\mathbf{X}_t)$ ). Nous avons opté pour une base commune de calcul (modèle 3D de véhicule) pour les deux sources d'informations que sont les images et les balayages laser. Seules les données brutes diffèrent.

### 3.3 Fonctions d'observation

Une fois les informations brutes enregistrées, il faut extraire les données représentatives des objets à suivre, à savoir les pixels "formes" pour les images vidéo

---

et les échos "formes" pour les balayages télémètres; le fond étant la scène de mesure.

Dans la section suivante, nous ne détaillons que la méthode de soustraction fond/forme utilisée pour les images vidéo. La méthode pour extraire les échos télémètres "formes" consiste simplement à faire un maillage du champ de vue du laser et à cumuler le nombre d'échos réitérés au même endroit; finalement un seuillage permet d'identifier les échos "fonds".

### 3.3.1 Soustraction fond/forme

De nombreuses méthodes de suivi d'objets dans une scène statique utilisent une étape d'extraction de fond. Cette dernière consiste, dans un cas binaire, à associer à chaque pixel de l'image une étiquette "Fond/Forme". La plupart des approches impliquent d'estimer en continu un modèle statistique associé à chaque pixel. Une méthode classique consiste à faire la moyenne des images dans le temps, afin de créer une approximation du fond qui est semblable à la scène statique courante, excepté lorsqu'un mouvement se produit. Cette méthode est efficace lorsque, d'une part les objets se déplacent de manière significative et continue, et d'autre part le fond reste bien visible la majorité du temps. Beaucoup de méthodes ont donc été développées pour faire face à cette problématique. La plupart d'entre elles sont statistiques et posent l'hypothèse que chaque pixel peut être modélisé par une variable aléatoire pouvant prendre aussi bien l'état "Fond" que l'état "Forme". [36, 76, 22],... Stauffer et Grimson [67] proposent d'utiliser un modèle paramétrique de mixture de Gaussienne (GMM) pour représenter la densité de probabilité associée à chaque pixel. Cependant, ce modèle paramétrique implique de définir une stratégie de mise à jour temporelle des paramètres pour avoir une bonne estimation de la probabilité.

Nous proposons un modèle non paramétrique, basé sur une modélisation discrète de la densité de probabilité de chaque pixel, qu'on a nommé le *Vu Mètre* (VM). Ce modèle consiste à modéliser la densité de probabilité qu'à *a priori* un pixel d'appartenir au fond.

#### 3.3.1.1 Modèle probabiliste - *Vu Mètre*

Soit  $I_t$  une image au temps  $t$ , et  $\mathbf{y}_t(\mathbf{u}) \doteq \{y_t(i, \mathbf{u})\}_{i=1,2,3}$  la fonction traduisant les niveaux de couleurs (entre 0 et 255) du pixel  $\mathbf{u}$  du capteur CCD selon les trois composantes colorimétriques Rouge, Verte et Bleue. Chaque pixel est une variable aléatoire discrète pouvant prendre un des deux états suivants : (1) le pixel est "Fond" ( $\omega_1$ ), (2) le pixel est "Forme" ( $\omega_2$ ).

---

Le **VM** est une modélisation non paramétrique de la probabilité de vraisemblance que le pixel  $\mathbf{u}$ , caractérisé par  $\mathbf{y}_t(\mathbf{u})$ , soit dans l'état  $\omega_1$  :  $p(\mathbf{y}_t(\mathbf{u})|\omega_1)$ . Cette fonction est discrète et repose sur l'hypothèse simplificatrice que les trois plans couleurs R, V et B sont indépendants. Ces choix se justifient pour deux raisons : (1) les méthodes paramétriques utilisent la plupart de temps une modélisation Gaussienne et (2) la discrétisation de l'espace des paramètres est très coûteuse en temps de calcul si ceux-ci sont considérés comme dépendants les uns des autres. En effet, une discrétisation de  $p(\mathbf{y}_t(\mathbf{u})|\omega_1)$  correspond à  $N^3$  éléments si chaque paramètre de  $\mathbf{y}_t \in \mathbb{R}^3$  est échantillonné selon  $N$  classes. Si les paramètres sont indépendants,  $p(\mathbf{y}_t(\mathbf{u})|\omega_1)$  peut être discrétisée avec seulement  $3.N$  éléments. Ici, l'hypothèse de variables indépendantes n'est pas rigoureuse car les trois composantes couleurs sont liées entre elles. Néanmoins, cette hypothèse est souvent utilisée pour réduire le temps de calcul et la place mémoire.

On subdivise les échelles de niveaux de couleurs en  $N$  classes contigües couvrant la plage  $[0;255]$ . Posons  $\mathbf{b}_t(\mathbf{u}) \doteq \{b_t(i;\mathbf{u})\}_{i=1,\dots,3}$ , avec  $b_t(i;\mathbf{u})$  le numéro de la classe dans laquelle est le pixel  $\mathbf{u}$  pour la couleur  $i$  donnée, au temps  $t$ . La fonction de densité de probabilité  $p(\mathbf{y}_t(\mathbf{u})|\omega_1)$  est alors approximée par :

$$p(\mathbf{y}_t(\mathbf{u})|\omega_1) = \prod_{i=1}^3 p(y_t(i;\mathbf{u})|\omega_1) \quad (3.10)$$

avec

$$p(y_t(i;\mathbf{u})|\omega_1) \approx K \sum_{j=1}^N q_t(i,j;\mathbf{u}) \delta(b_t(i;\mathbf{u}) - j), \quad (3.11)$$

où  $\delta$  représente la fonction de Kronecker et  $K$  une constante normalisant le terme (pour chaque  $i$  et  $\mathbf{u}$ )  $\sum_{j=1}^N q_t(i,j;\mathbf{u})$  à 1. La fonction de poids discrétisée  $q_t(i,j;\mathbf{u})$  représente la probabilité que le pixel  $\mathbf{u}$  appartienne au fond, connaissant sa classe d'intensité  $j$ , dans la couleur  $i$ . Le modèle évolue suivant cette fonction de poids (cf. Figure 3.8).

### 3.3.1.2 Mise à jour temporelle du modèle

$q_{t+1}(i,j;\mathbf{u})$  est mis à jour à chaque image grâce à l'équation suivante :

$$q_{t+1}(i,j;\mathbf{u}) = \frac{1}{1+\alpha} \cdot [q_t(i,j;\mathbf{u}) + \alpha \cdot \delta(b_{t+1}(i;\mathbf{u}) - j)] \quad (3.12)$$

La probabilité qu'un pixel de l'image appartienne au fond est donc déterminée par la valeur du **VM** en ce point.

Chaque classe du **VM** est initialisée à la valeur  $1/N$ . A chaque image, chaque pixel appartient obligatoirement à une classe de chaque couleur. Un poids  $\alpha$  est

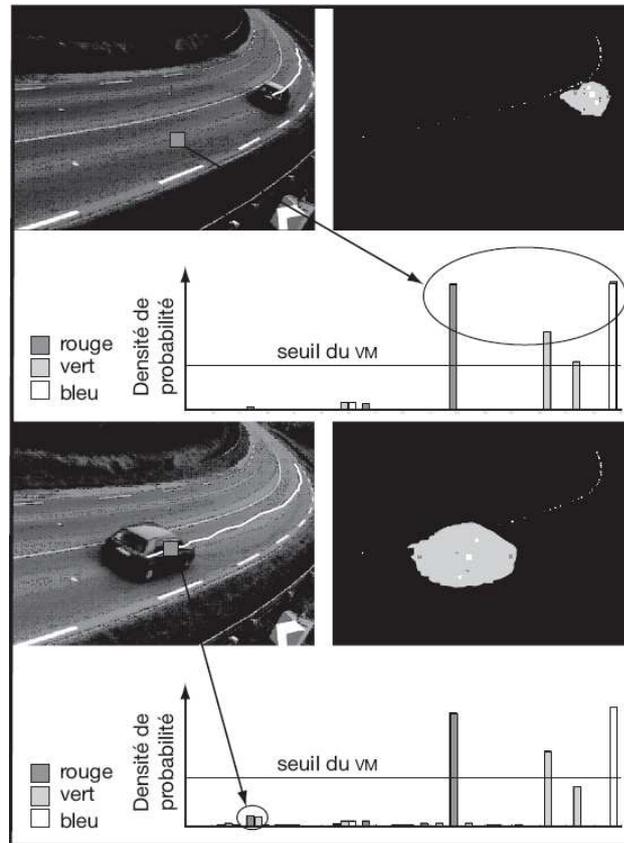


FIG. 3.8 – Le pixel du haut est considéré comme appartenant au fond, car sa densité de probabilité dépasse le seuil du **VM** pour les trois composantes couleurs. Le pixel du bas est considéré comme appartenant à la forme, car sa densité de probabilité reste en dessous du seuil du **VM** courant pour les trois composantes couleurs.

additionné à chacune de ces trois classes, puis l'histogramme est normalisé à 1, en divisant toutes les classes par  $1 + \alpha$ . A la première image, la classe pour laquelle le pixel est identifié prendra donc la valeur  $\frac{1/N+\alpha}{1+\alpha}$ . Prenons arbitrairement l'histogramme Rouge et la classe 2 (nommée  $C_2$ ) comprise, par exemple, entre les niveaux 20 et 39, analysons le processus pour un des pixels. Supposons qu'à la première image, ce pixel a la valeur 30 sur l'échelle  $[0;255]$ . Il est donc dans la classe  $C_2$  qui va évoluer de la façon suivante :  $C_2(1) = \frac{1/N+\alpha}{1+\alpha}$ . A la seconde image, si la valeur du pixel est de 32, il appartient à la même classe, et on a alors :  $C_2(2) = \frac{\frac{1/N+\alpha}{1+\alpha} + \alpha}{1+\alpha}$ , qu'on peut aussi écrire  $C_2(2) = \frac{1/N+\alpha(2+\alpha)}{(1+\alpha)^2}$ ; après la  $n^{\text{ème}}$  image

et si la valeur du pixel est restée dans la même classe, on obtient :

$$C_2(n) = \frac{1/N + \alpha(n + \alpha)}{(1 + \alpha)^n} \quad (3.13)$$

Choisissons  $\alpha \ll 1$ , alors  $\alpha$  est très petit devant  $n$  et  $N$ , tous deux supérieurs à 1. Les simplifications suivantes sont alors possibles:

- $\alpha(n + \alpha) \approx \alpha n$ ,
- $(1 + \alpha) \approx 1$ ,
- l'équation 3.13 peut alors s'écrire :

$$C_2(n) \approx n\alpha + 1/N. \quad (3.14)$$

Le seuil déterminant si un pixel est fond ou forme est fixé, suite à de nombreux essais, à 0.25 par classe d'appartenance de ce pixel. Le principe est alors de choisir  $\alpha$  de manière à ce que durant le passage d'un véhicule sur un pixel, celui-ci ne puisse pas revenir au fond. Par exemple dans le cas où on est sûr que l'objet à suivre met au plus dix images à passer sur chaque pixel, on calcule  $\alpha < 0.25/10 = 0.025$ . Pour que le VM s'adapte rapidement aux changements de luminosité, il a donc été décidé de fixer le seuil à une seconde, soit 25 images et  $\alpha = 0.25/25 = 0.01$  vérifiant la condition précédente.

A la suite de nombreux essais, notre modèle atteint son optimum pour des valeurs de  $n = 25$ ,  $N = 16$  et  $\alpha = 0.01$ , répondant aux hypothèses initiales.

A ce stade, on peut obtenir l'image binaire en affectant la valeur 1 aux pixels de forme et la valeur 0 aux pixels de fond. Une fois que toutes les formes sont extraites du fond pour chaque image, il s'agit d'associer à chaque véhicule les pixels de forme qui lui appartiennent. On l'englobe pour cela dans un rectangle ayant pour côté les dimensions d'un grand véhicule. Cette étape est importante, car c'est elle qui va permettre d'une part de limiter les phénomènes d'occultation pour les véhicules qui se suivent en file indienne, et d'autre part de limiter l'espace de calcul pour définir la carte de poids relatifs aux probabilités d'un pixel d'appartenir à la forme.

Nous avons pris le parti d'utiliser un modèle non paramétrique pour exploiter au maximum l'information colorimétrique des pixels [35]. Ce choix va aussi nous permettre de mieux utiliser les informations pour créer une carte de poids relatifs aux probabilités d'un pixel d'appartenir à une forme.

### 3.3.1.3 Modèle de forme

Le modèle de forme est défini par la vraisemblance d'appartenance à la classe forme :  $p(\mathbf{y}_t(\mathbf{u})|\omega_2)$ . Bien que statistiquement certains pixels (par exemple ceux

---

situés au dessus de la ligne d'horizon) ont une probabilité plus faible d'appartenir à la forme, nous considérons que la vraisemblance d'appartenance au type "forme" ne dépend pas de la position du pixel observé. Il est alors possible de faire une approximation de la fonction de vraisemblance  $p(\mathbf{y}_t(\mathbf{u})|\omega_2)$  par :

$$p(y_t(i; \mathbf{u})|\omega_2) \approx K \sum_{j=1}^N q_t^f(i, j; \mathbf{u}) \delta(b_t(i; \mathbf{u}) - j), \quad (3.15)$$

Les poids  $q_t^f(i, j)$  représentent une discrétisation de la distribution *a priori* de la couleur de l'objet forme à rechercher. Lorsqu'aucune information n'est disponible sur le modèle des "formes", une hypothèse d'équiprobabilité est considérée. Dans le cas présent, les termes  $q_t^f(i, j)$  sont issus d'un histogramme couleur de l'objet à suivre, extrait à la phase d'initialisation (cf. 3.3.2).

#### 3.3.1.4 Carte probabiliste d'appartenance à la forme

Une carte probabiliste d'appartenance à la forme est générée, en associant à chaque pixel  $\mathbf{u}$  la valeur du rapport de log-vraisemblance :

$$l_t(i; \mathbf{u}) \doteq \log(p(y_t(i; \mathbf{u})|\omega_2)) - \log(p(y_t(i; \mathbf{u})|\omega_1)) \quad (3.16)$$

Cette carte permet d'identifier les pixels "formes" et de leur associer une probabilité d'appartenance au véhicule à suivre: c'est notre mesure vision. La mesure télémètre est, elle, directement fournie par le capteur, car on sait isoler les échos réfléchissants par les objets mobiles. La prochaine étape va consister à confronter les mesures de ces deux capteurs au modèle 3D du véhicule. Cette fonction de vraisemblance doit donc être définie pour chaque capteur. Tout d'abord, initialisons la procédure.

### 3.3.2 Initialisation du filtre

L'initialisation du filtre consiste à assigner une valeur aux composantes de chaque particule du filtre, de telle manière que le jeu de particules forme une représentation stochastique de la densité associée à l'état initial. La position du véhicule sur la chaussée est initialisée à partir d'observations issues de la première image. L'angle de braquage est initialisé à partir d'une distribution *a priori* calculée en fonction des caractéristiques du virage étudié. Le cap est initialisé à partir des points du marquage central (cf. figure 3.9), mesurés lors de la phase de calibrage. La vitesse est calculée par le télémètre laser à la position initiale estimée par la vision, les deux capteurs étant synchronisés temporellement.

---

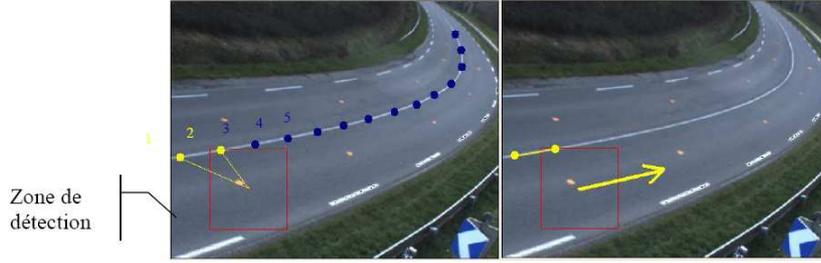


FIG. 3.9 – A gauche, points connus du marquage central en bleu; les deux points les plus proches de la position initiale du véhicule sont en jaunes. A droite, vecteur direction estimé.

La détermination de la distribution *a priori* de la position du véhicule utilise une méthode de détection de centres d'amas. Cette dernière associe une probabilité d'appartenance au centre de l'amas à chaque pixel étiqueté "Forme". Pour cela, un ensemble de pixels formes  $\mathcal{F}_t$  est construit, par seuillage de la fonction de vraisemblance vision associée à l'appartenance au fond :

$$\mathcal{F}_t \doteq \bigcup_{\mathbf{u} \in \mathcal{I}_t} \{\mathbf{u} | p(\mathbf{y}_t(i; \mathbf{u}) | \omega_1) < k \cdot \alpha\} \quad (3.17)$$

où  $k$  est un paramètre équivalent au nombre d'images nécessaires pour qu'un pixel devienne "Fond" si sa valeur reste stable (dans l'hypothèse où  $\alpha \ll 1$ ). Cette probabilité est obtenue par un modèle non paramétrique basé sur les estimateurs de Parzen [19]:

$$\pi_t^n \propto p(\mathbf{Z}_t | \mathbf{X}_t = \mathbf{X}_t^n) \approx \frac{1}{|\mathcal{F}_t|} \sum_{\mathbf{u} \in \mathcal{F}_t} \varphi(\mathbf{p}_t^n, \mathbf{u}) \quad (3.18)$$

avec  $\mathbf{p}_t^n$  représentant la position du filtre en coordonnées dans l'image,  $\mathbf{u}$  les coordonnées des pixels alentours, et où  $\varphi(\mathbf{p}_t^n, \mathbf{u})$  est un noyau Gaussien défini par :

$$\varphi(\mathbf{p}_t^n, \mathbf{u}) = \frac{1}{(2\pi) \cdot |\Sigma|^{1/2}} \exp \left[ -\frac{1}{2} (\mathbf{p}_t^n - \mathbf{u})^t \Sigma^{-1} (\mathbf{p}_t^n - \mathbf{u}) \right] \quad (3.19)$$

La matrice de covariance  $\Sigma$  du noyau est fonction de la taille estimée de la projection des véhicules dans le plan image. Cette dimension, en pixel, est fonction de la position du véhicule dans la scène ; en effet, plus le véhicule est proche de la caméra, plus sa taille dans l'image est importante. La figure 3.10 montre la distribution de probabilité d'appartenance au centre de l'amas dans le cas d'un exemple d'extraction fond/forme.

La complexité de l'équation 3.18 est  $O(n^2)$ . Pour réduire ce coût algorithmique, dépendant du nombre de pixels "formes"  $\mathcal{F}$ , nous proposons de discrétiser de manière aléatoire  $\mathcal{F}$  par un nombre fixe d'échantillons (typiquement 1000 pour 10000 pixels "formes"):

$$p(\mathbf{Z}_t | \mathbf{X}_t = \mathbf{X}_t^n) \propto \frac{1}{|\mathcal{F}_t^*|} \sum_{\mathbf{u} \in \mathcal{F}_t^*} \varphi(\mathbf{p}_t^n, \mathbf{u}), \quad (3.20)$$

où  $\mathcal{F}_t^*$  étant un sous-échantillonnage aléatoire de  $\mathcal{F}_t$ .

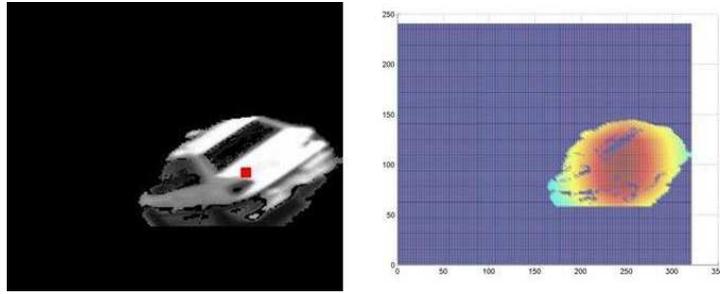


FIG. 3.10 – Illustration de la méthode de recherche du centre de l'amas des points "formes" : chaque pixel de l'ensemble des points "formes" possède une probabilité d'appartenance au centre de l'amas. La figure de droite est une image de la probabilité d'appartenir au centre de l'amas ; plus la couleur du pixel s'approche du rouge, plus le poids associé est élevé.

La partie position ( $\mathbf{P}_t^n$ ) du filtre est initialisée en fonction de (3.18). Le modèle de forme (histogramme couleur marginalisé  $\mathbf{q}_t^f$  vu à la section 3.3.1.3) est alors construit à partir des pixels appartenant au véhicule estimé.

A l'issue de cette phase d'initialisation, le modèle de forme peut être positionné sur la chaussée lors de chaque détection de véhicule. Cette modélisation géométrique est présentée ci-après.

### 3.3.3 Fonctions de vraisemblance

La fonction de vraisemblance que nous proposons utilise un modèle géométrique tridimensionnel simplifié du véhicule à suivre, représenté sur la figure 3.11. Il s'agit d'un modèle constitué d'un parallélépipède dont la largeur et la longueur ont été mesurées au préalable (première passe) grâce au télémètre laser. Dans un cas général, le modèle peut être plus complexe et constitué de  $P_{\mathcal{M}}$  parallélépipèdes. Soit  $\mathcal{M}^{(R_0)} = \{M_i^{(R_0)}\}_{i=1, \dots, N_{\mathcal{M}}}$  l'ensemble des sommets des cubes du

modèle ( $N_M = 8 \times P_M$ ) exprimé dans un repère associé au modèle  $R_0$ . Ce repère est choisi afin que les 3 axes soient dans la même direction que ceux du repère "monde" associé à la scène,  $R_w$ . Pour une particule  $\mathbf{X}_t$  donnée, le calcul de la vraisemblance (poids) est défini par le produit des rapports de vraisemblance formes/fond des pixels situés à l'intérieur de la projection du modèle du véhicule dans l'image.

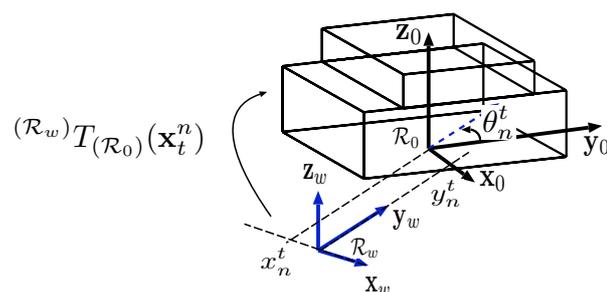


FIG. 3.11 – Exemple de modèle géométrique tridimensionnel simple utilisé pour un véhicule. Il est ici composé de deux cubes. Le repère associé au cube et le repère associé à la scène sont liés par une translation pure.

Pour les deux capteurs, la stratégie adoptée et schématisée dans la figure 3.12, est de travailler dans le référentiel où s'effectue la mesure (image ou plan laser).

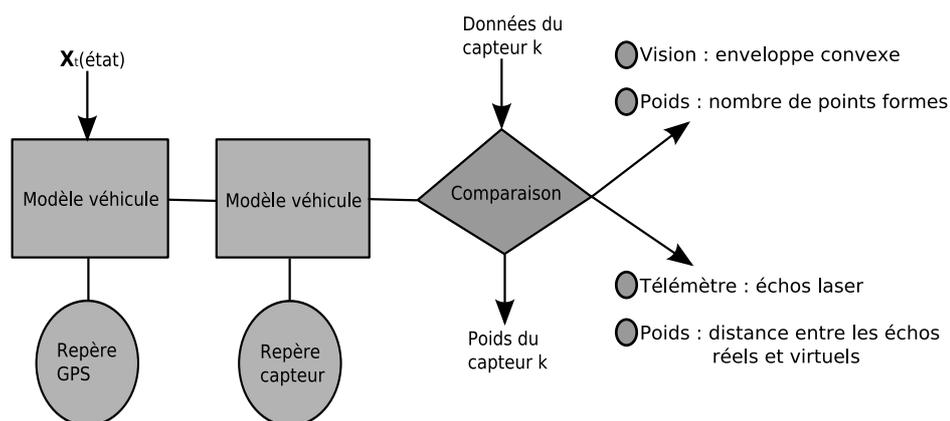


FIG. 3.12 – Le calcul de la vraisemblance du modèle 3D est effectué pour chaque capteur, dans leur propre référentiel.

### 3.3.3.1 En vision

Ce calcul, effectué pour chaque particule, est consommateur de temps processeur. Nous proposons une méthode de calcul rapide de la vraisemblance basée sur l'approximation de la projection du modèle 3D dans l'image par son enveloppe convexe. Tous les points du modèle se projettent dans l'image par l'équation suivante :

$$\tilde{\mathbf{m}}_i \propto \mathbf{C}_c \cdot {}^{(R_w)}\mathbf{T}_{(R_0)}(\mathbf{X}_t^n) \cdot \tilde{\mathbf{M}}_i^{(R_0)} \quad (3.21)$$

avec  $\tilde{\mathbf{M}}$  coordonnées homogènes associées au point  $M$ ;  $\mathbf{C}_c$  matrice de projection caméra, et  ${}^{(R_w)}\mathbf{T}_{(R_0)}(\mathbf{X}_t^n)$  matrice de transformation homogène entre le repère monde et le repère associé au modèle 3D (cf. figure 3.11). Cette dernière, qui dépend de  $\mathbf{X}_t^n$  s'écrit simplement de la manière suivante :

$${}^{(R_w)}\mathbf{T}_{(R_0)}(\mathbf{X}_t^n) = \begin{pmatrix} \cos(\theta_t^n) & -\sin(\theta_t^n) & 0 & x_t^n \\ \sin(\theta_t^n) & \cos(\theta_t^n) & 0 & y_t^n \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (3.22)$$

L'ensemble  $\mathcal{M}^{(R_i)} = \{\mathbf{m}_i\}_{i=1, \dots, N_M}$  est alors construit à partir de la projection des points du modèle 3D dans l'image.

Soit  $\mathcal{E}(\mathcal{M}^{(R_0)}; \mathbf{X}_t^n) = \{\mathbf{e}_i\}_{i=1, \dots, N}$  (( $x_i^e, y_i^e$ ) coordonnées de  $\mathbf{e}_i$  dans le plan image), la liste des points de l'enveloppe convexe<sup>2</sup>. Nous écrivons  $\mathcal{E}_t^n \doteq \mathcal{E}(\mathcal{M}^{(R_0)}; \mathbf{X}_t^n)$  afin d'alléger les notations. Le calcul de la vraisemblance peut être effectué de manière efficace en utilisant une image intégrale par ligne issue des rapports de log-vraisemblance calculés dans l'équation (3.16) page 68 :

$$\mathbb{I}_{l_t}((x, y)^T) = \sum_{i=1}^x l_t((i, y)^T) \quad (3.23)$$

Les points  $\mathbf{e}_i$  sont classés par couples de même ordonnée, tels que :

$$\mathcal{E}_t^n = \{ (x_1^e, y^e), (x_2^e, y^e), \\ (x_3^e, y^e + 1), (x_4^e, y^e + 1), \dots \\ (x_{N-1}^e, y^e + N/2), (x_N^e, y^e + N/2) \} \quad (3.24)$$

Le codage de l'enveloppe convexe dans l'ensemble  $\mathcal{E}_t^n$  nécessite une discrétisation de la forme selon les lignes de l'image. De plus, un intérêt particulier doit être porté au codage des extrémités hautes et basses. Par contre, il n'est pas nécessaire

---

<sup>2</sup>Nous ne développons pas le calcul de l'enveloppe convexe dans ce document, qui est effectué à l'aide d'un algorithme classique dont la complexité est en  $O(N \cdot \log N)$

de trier les points situés sur la même ligne. Une mesure d'adéquation associée à une enveloppe convexe est calculée dans l'image intégrale par la relation suivante :

$$a(\mathcal{E}_t^n) = \sum_{j=1}^{N/2} [2 \cdot (\mathbb{I}_t(\mathbf{e}_{2j}) - \mathbb{I}_t(\mathbf{e}_{2j-1})) - (x_{2j}^e - x_{2j-1}^e)] \quad (3.25)$$

La figure 3.13 décrit le principe de la méthode de calcul de vraisemblance par l'image intégrale. Un balayage par ligne est effectué.

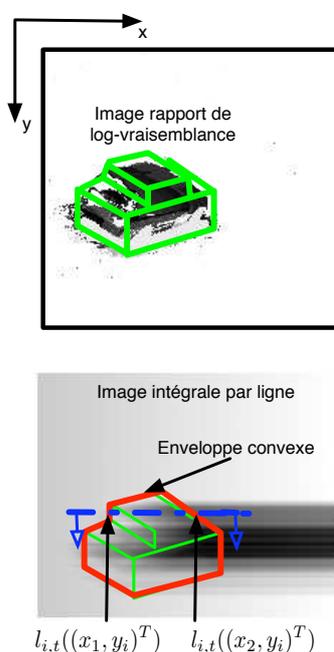


FIG. 3.13 – Illustration du calcul de la vraisemblance vision. Le modèle 3D du véhicule (en vert) est reprojété dans l'image issue de l'extraction fond-forme. Cette projection est approximée par son enveloppe convexe (en rouge sur l'image du bas). Le calcul de la vraisemblance s'effectue dans une image intégrale par ligne de rapport de log vraisemblance.

Le poids vision associé à chaque particule est directement lié à  $a(\mathcal{E}_t^n)$  par l'expression suivante:

$$\pi_{v,t}^n \propto p(\mathbf{Z}_t | \mathbf{X}_t = \mathbf{X}_t^n) \doteq \max(0, a(\mathcal{E}_t^n)) \quad (3.26)$$

### 3.3.3.2 En laser

La première étape consiste à projeter le modèle géométrique dans le référentiel de la mesure, soit le plan laser. Partant de l'hypothèse forte que le référentiel "monde" ou le référentiel GPS est plan (route plane), deux autres hypothèses viennent se greffer. La première est que le plan laser est parallèle à la chaussée, de manière à balayer de façon optimale le champ de vue. La seconde est que les arêtes du modèle géométrique tridimensionnel sont verticales et donc perpendiculaires aux plans de la route et du télémètre. La figure 3.14 décrit ces trois hypothèses qui vont simplifier le calcul de vraisemblance.

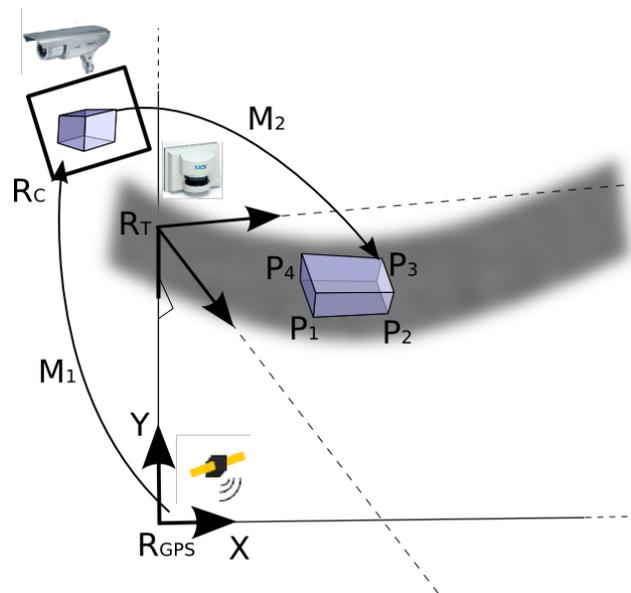


FIG. 3.14 – Descriptif des trois référentiels et leurs interactions.

Pour faciliter l'étape de calibrage du système, détaillé au chapitre 4, le passage entre le "monde" et le télémètre se fait par les images. Deux matrices sont alors nécessaires :  $M_1$  faisant le passage du "monde" à l'image et  $M_2$  faisant le passage de l'image au télémètre (cf. figure 3.14).

Le capteur télémétrique fournit, sur un plan horizontal, la distance du premier obstacle, avec une résolution d'un degré. L'intersection du faisceau laser avec un véhicule retourne un écho. Pour chaque particule, nous disposons donc d'un modèle de calcul des échos laser issus de l'intersection du faisceau avec le modèle 3D simplifié du véhicule projeté dans le repère monde. La figure 3.15 illustre le calcul des échos simulés (un tir par degré).

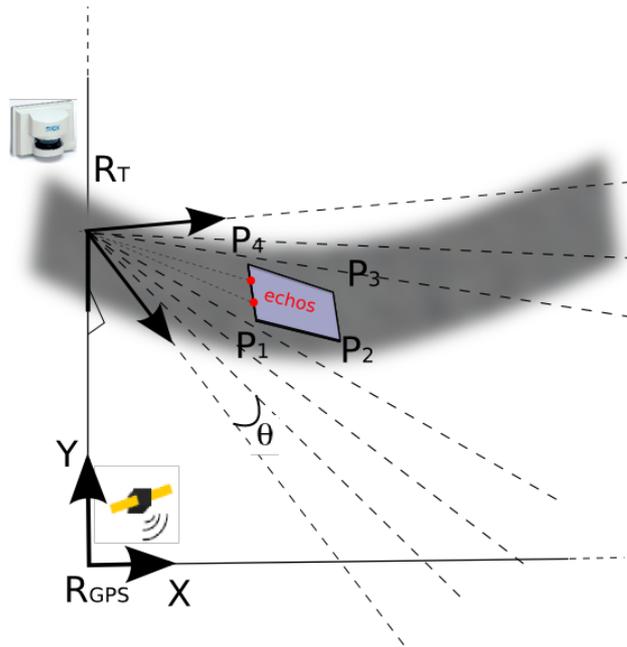


FIG. 3.15 – représentation des échos télémètres simulés sur la coupe du cube  $3D$ , dans le référentiel télémètre.

Tous les calculs se font comme si le plan laser était au niveau de la surface de la chaussée. Les coins de la base du modèle  $3D$  sont projetés dans les images puis dans le télémètre. L'équation s'écrit alors :

$$\tilde{P}_i^T = {}^{R_T} H_{R_C} \cdot {}^{R_C} H_{GPS} \cdot P_i^{GPS}, i \in [1, \dots, 4]. \quad (3.27)$$

Les échos simulés sont estimés comme étant les points d'intersection des tirs lasers avec les segments de droite de la base du modèle  $3D$ . La vraisemblance associée à l'observation télémètre est alors calculé à partir d'une distance de Hausdorff <sup>3</sup> modifiée (notée  $d_h$ ) entre les échos réels et les échos simulés (cf. figure 3.16), par l'expression suivante :

$$\pi_{l,t}^n \propto p(\mathbf{Z}_t | \mathbf{X}_t = \mathbf{X}_t^n) \doteq \exp(-\lambda_t d_h) \quad (3.28)$$

où  $\lambda_t$  est un paramètre de réglage (la valeur classiquement prise est 20).

Lorsque les observations proviennent de sources différentes, il est nécessaire de définir une stratégie de combinaison. Une approche classique consiste à construire une fonction de poids composée d'une combinaison des observations issues de chaque source. Le choix de l'opérateur de fusion s'effectue souvent de manière

<sup>3</sup>cette métrique consiste à prendre le maximum des minima

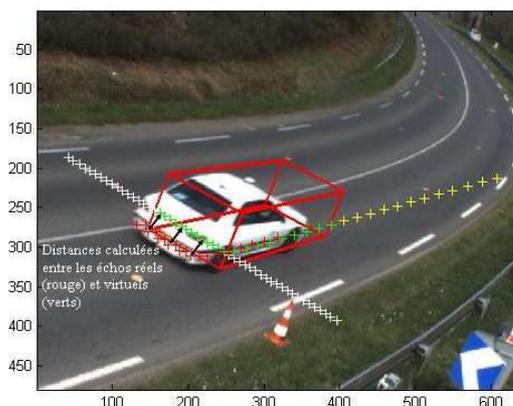


FIG. 3.16 – Illustration du calcul de distance entre les échos simulés sur le modèle 3D du cube (en vert) et les échos réels (en rouge).

empirique. Nous proposons, pour la méthode séquentielle, une alternative à cette approche qui consiste à effectuer la combinaison dans l'étape de ré-échantillonnage du filtre à particules.

### 3.4 Echantillonnage multi-sources pour la méthode séquentielle

Après observation, le filtre peut être représenté par un ensemble de  $N$  particules avec un vecteur poids associé :  $\{\mathbf{X}_t^{(i)}, \pi_t^i\}_{i=1, \dots, N}$ . Le vecteur de poids  $\pi_t^i$ , de taille  $M$  égale au nombre de sources, est constitué du poids de la particule estimé par chaque source. Pour des raisons de lisibilité, les notations figurant dans la suite de ce paragraphe omettent l'indice temporel  $t$ .

L'échantillonnage multi-sources consiste à générer un nouveau jeu de particules, selon une approche divisée en trois étapes :

1.  $M$  échantillons sont tirés (une pour chaque source) selon une stratégie d'échantillonnage d'importance associé à chaque source (*importance sampling*). La sortie de cette étape est alors un ensemble de  $M$  échantillons candidats avec leur vecteur poids associé  $\{\mathbf{X}^{(i)}, \pi^{(i)}\}_{i=1, \dots, M}$  :
2. Un vecteur de confiance de taille  $M$  est construit à partir de ratios de vraisemblance estimés pour chaque échantillon candidat (calcul détaillé dans le §3.1.2.1 ci-dessous).

3. L'échantillon gagnant est issu d'un choix effectué parmi les échantillons candidats en appliquant une stratégie de "prélèvement d'importance" sur le vecteur de confiance.

Les trois étapes ci-dessus sont répétées  $N$  fois pour obtenir le jeu complet. Le schéma explicatif de cette fusion est proposé à la figure 3.17.

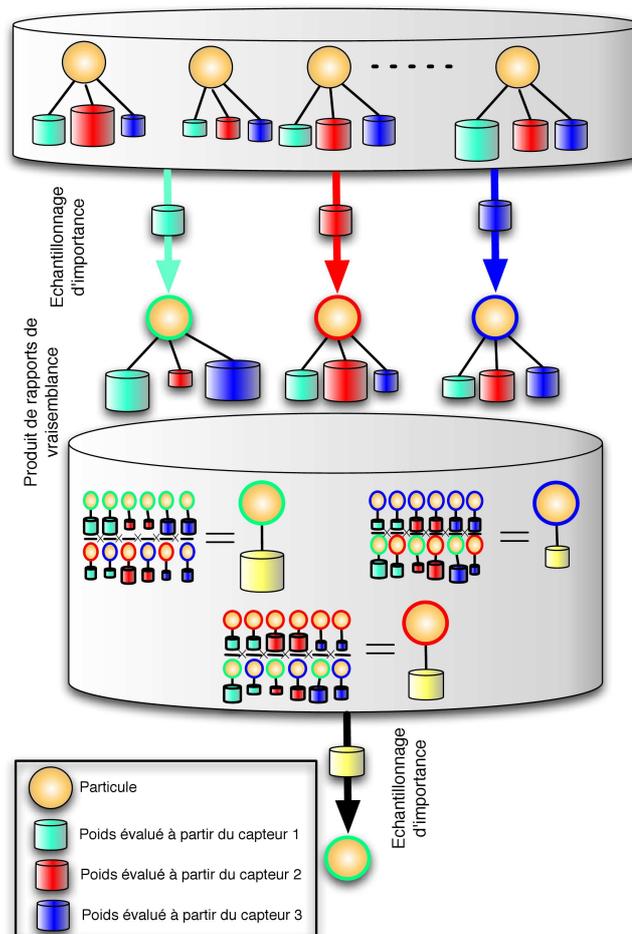


FIG. 3.17 – illustration du fonctionnement du tirage d'une particule par la méthode d'échantillonnage multi-sources, dans le cas de 3 capteurs. L'entrée de l'échantillonneur est composé d'un jeu de particules. A chaque particule sont associés les poids issus de l'observation de chaque capteur (3 poids illustrés par des couleurs différentes). La première phase consiste à effectuer un tirage d'importance d'une particule selon chaque source (donc 3 particules). Un poids global est ensuite calculé pour chacune de ces particules, en effectuant les produits des rapports de

vraisemblances (poids). Ces poids sont enfin utilisés dans un second tirage par importance, pour sélectionner la particule finale.

Nous détaillons ici la deuxième étape de l'échantillonnage multi-sources dont le but est de construire un "vecteur de confiance" associé à l'ensemble des particules candidates. Le principe consiste à calculer le produit de rapports de vraisemblance entre les poids de même source, pour des couples de particules candidates.

Par exemple, dans le cas de deux capteurs, deux échantillons candidats sont tirés. Pour chaque particule, un produit de rapport de vraisemblance est calculé, ce qui donne, pour la première particule candidate :

$$r_1 \doteq \frac{\pi_1^1 \pi_2^1}{\pi_1^2 \pi_2^2} \quad (3.29)$$

où  $\pi_j^i$  représente la  $j$ ème composante du vecteur  $\pi^i$ ,  $i$  étant la source.

Dans le cas où une source est aveugle (les valeurs retournées par la fonction d'observation associée à cette source sont constantes), les rapports de vraisemblances dans lesquels la source intervient valent un et n'ont pas d'influence sur le calcul des termes  $r_i$ . Dans un cas général, l'observation est issue de  $M$  sources. Les termes  $r_i$  ( $i = 1, \dots, M$ ) sont regroupés dans un vecteur noté  $\mathbf{r}$ . L'expression générale du terme  $r_i$  est alors :

$$r_i = \prod_{j=1}^M \prod_{k=1}^M \left( \frac{\pi_j^i}{\pi_j^k} \right) \quad (3.30)$$

Cette expression, composée de produits de rapports de vraisemblance peut s'écrire de manière plus simple en utilisant des log-ratios. On note  $lr_i$  le logarithme du terme  $r_i$  :

$$lr_i = \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^M \left[ \log(\pi_j^i) - \log(\pi_j^k) \right] \quad (3.31)$$

, qui s'exprime également :

$$lr_i = \sum_{j=1}^M \left[ M \log(\pi_j^i) - \sum_{k=1}^M \log(\pi_j^k) \right] \quad (3.32)$$

Finalement,

$$lr_i = M \sum_{j=1}^M \left[ \log(\pi_j^i) - \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \log(\pi_j^k) \right] \quad (3.33)$$

On note  $\mathbf{l}r$ , le vecteur regroupant les coefficients  $lr_i$  et  $\mathbf{l}\pi^k$  le vecteur regroupant les logarithmes des termes  $\pi_j^k$  selon  $j$ ; et on obtient la formulation suivante pour  $\mathbf{l}r$  :

$$\mathbf{l}r \doteq M \begin{pmatrix} \mathbf{1}_{(1 \times M)} \left( \mathbf{l}\pi^1 - \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \mathbf{l}\pi^k \right) \\ \mathbf{1}_{(1 \times M)} \left( \mathbf{l}\pi^2 - \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \mathbf{l}\pi^k \right) \\ \dots \\ \mathbf{1}_{(1 \times M)} \left( \mathbf{l}\pi^M - \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \mathbf{l}\pi^k \right) \end{pmatrix} \quad (3.34)$$

où  $\mathbf{1}_{(1 \times M)}$  est une matrice de une ligne et  $M$  colonnes composée de un. En posant  $\mathbf{C}_\pi \doteq \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M \mathbf{l}\pi^k$ ,  $\mathbf{l}r$  peut s'écrire :

$$\mathbf{l}r = M \begin{pmatrix} \mathbf{1}_{(1 \times M)} (\mathbf{l}\pi^1 - \mathbf{C}_\pi) \\ \mathbf{1}_{(1 \times M)} (\mathbf{l}\pi^2 - \mathbf{C}_\pi) \\ \dots \\ \mathbf{1}_{(1 \times M)} (\mathbf{l}\pi^M - \mathbf{C}_\pi) \end{pmatrix} \quad (3.35)$$

Le vecteur de confiance  $\mathbf{c}$  est obtenu en normalisant  $\mathbf{r}$  par un coefficient  $C_c$  pour que la somme de ses éléments soit unitaire.

$$\mathbf{c} \doteq C_c \cdot \exp(\mathbf{l}r) \quad (3.36)$$

---

#### Algorithme 2 Echantillonnage multi-sources

---

**Entrée :** Jeu de particules et vecteur de poids associé  $\{\mathbf{X}^{(i)}, \pi^i\}_{i=1, \dots, N}$ ,  $M$  sources

**Pour**  $n = 1$  to  $N$  **Faire**

- Choisir  $M$  particules candidates à partir de  $\{\mathbf{X}^{(i)}, \pi^{(i)}\}_{i=1, \dots, N}$  et construire  $\{\mathbf{X}^{*(j)}, \pi^{*(j)}\}_{j=1, \dots, M}$  où  $\mathbf{X}^{*(j)}$  est issue d'un tirage par *importance sampling* sur les poids de la source  $j$ .

- Calculer le vecteur  $\mathbf{l}r$  à partir de l'équation 3.35, puis le vecteur de confiance  $\mathbf{c} \doteq C_c \cdot \exp(\mathbf{l}r)$

- Choisir la particule élue  $\mathbf{X}^{e(n)}$  parmi les particules candidates selon un tirage par *importance sampling*.

**Fin pour**

**Sortie :** Jeu de particules  $\{\mathbf{X}^{e(i)}\}_{i=1, \dots, N}$  formé des particules élues.

---

La figure 3.18 illustre le fonctionnement de la méthode d'échantillonnage multi-sources, pour deux scénarios différents, en comparant son comportement, à celui d'un échantillonnage issu d'une fonction de poids composée du produit des poids de chaque source, et d'une fonction de poids composée de la somme des poids de chaque source. Dans le premier scénario (colonne de gauche), la source 1 est aveugle (elle renvoie une mesure constante), et la source 2 est unimodale. Dans ce cas, la source aveugle ne doit pas venir perturber l'échantillonnage et le nouveau jeu doit coller au jeu de la source 2. On peut constater que dans le cas d'un échantillonnage de type somme des poids des deux sources, la source aveugle pollue le jeu généré. Par contre, les deux autres types d'échantillonnage se comportent bien. Le deuxième scénario illustre le cas où deux sources sont dissonantes (unimodales mais centrées sur un point différent). Le jeu de particules généré à partir de ces deux sources doit permettre de créer deux modes, autour des deux hypothèses dissonantes. On peut constater que dans le cas d'un échantillonnage de type produit, aucun des modes n'est conservé. Par contre, les deux autres types d'échantillonnage fournissent des résultats cohérents avec la distribution souhaitée.

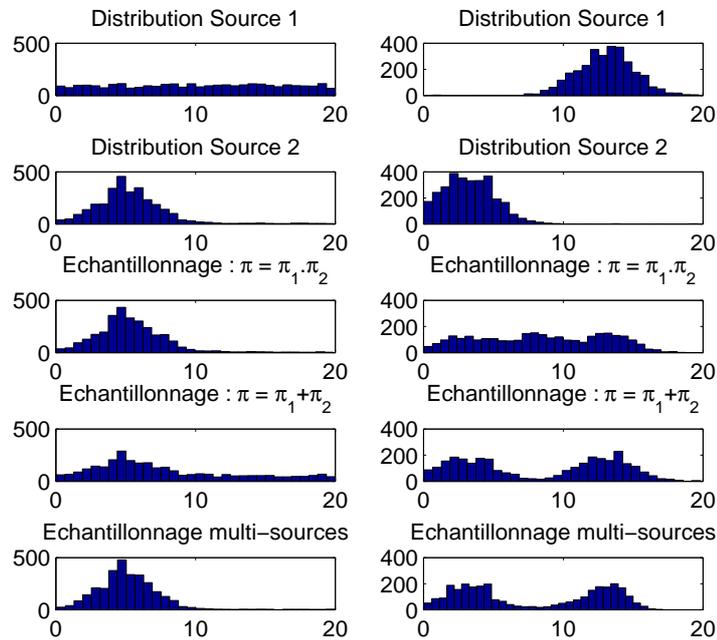


FIG. 3.18 – Illustration du fonctionnement de la méthode d'échantillonnage multi-sources, pour 2 scénarii différents (1 par colonne). Sur la colonne de gauche, de

haut en bas : les deux premières courbes représentent la réponse de la source (observation). La courbe suivante représente le résultat d'un échantillonnage d'importance basé sur un poids qui est le produit des poids des deux sources. L'avant dernière courbe représente le résultat d'un échantillonnage d'importance basé sur un poids qui est la somme des poids des deux sources. La dernière courbe représente le résultat de l'échantillonnage multi-sources proposé

La figure 3.19 illustre le fonctionnement de la méthode dans le cas de quatre capteurs. Dans cet exemple, un capteur est défaillant et les trois autres capteurs proposent une détection bimodale. Après application de la méthode de fusion, le jeu de particules proposé comporte trois modes.

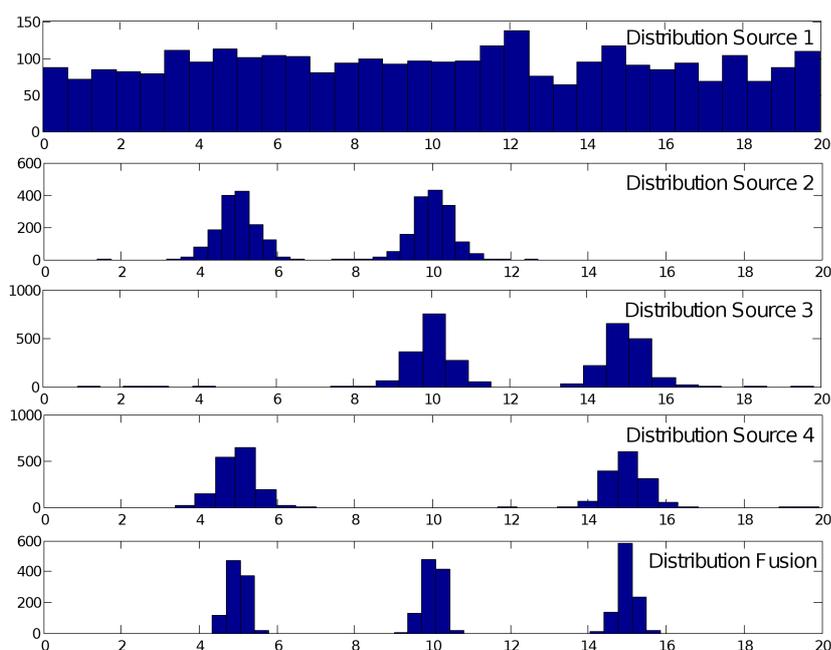


FIG. 3.19 – La méthode d'échantillonnage multi-sources conserve les trois modes, mesurés différemment par les capteurs, même lorsqu'un capteur est aveugle.

Nous avons présenté la technique générale utilisée pour observer les mesures d'un seul capteur. Ensuite, pour la méthode séquentielle, la fonction d'observation combinant plusieurs sources a été décrite. Nous allons maintenant détailler l'application de cette technique d'observation à la méthode globale (MCMC).

### 3.5 Fonction d'observation appliquée à la méthode globale

Cette section présente la fonction d'observation définie pour calculer la probabilité  $p(\mathbf{Z}|\mathbf{X} = \mathbf{X}^{(n)})$ : probabilité d'observation d'une séquence de données vidéo et télémétrique, pour un échantillon  $\mathbf{X}^{(n)}$  donné. La Figure 3.20 illustre le processus d'observation. Un jeu de positions discrétisé du véhicule est généré dans la séquence vidéo selon la trajectoire échantillon  $\mathbf{X}$ . Un modèle 3D générique est alors projeté dans chaque image et comparé à la carte fond/forme et aux échos réels de la même séquence vidéo.

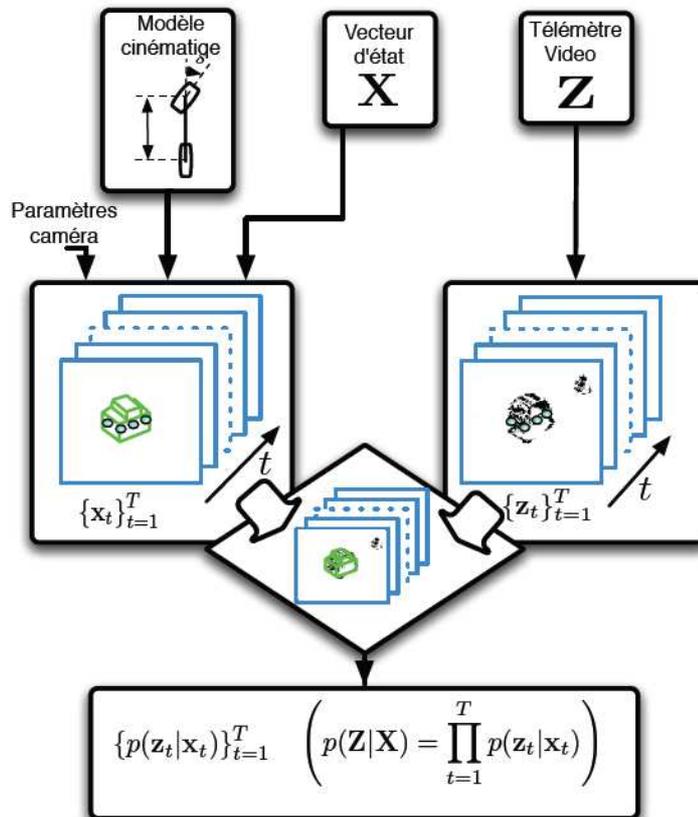


FIG. 3.20 – Illustration de la fonction de vraisemblance: un jeu de positions discrétisés du véhicule dans la séquence vidéo est généré selon la trajectoire proposée. Un modèle 3D du véhicule est alors projeté dans chaque image et comparé à la cartographie fond/forme et aux échos réels de la séquence vidéo.

### 3.5.1 Construction d'un jeu discret de positions de véhicule

Soit  $\mathcal{X}$  un jeu discrétisé de positions temporelles et d'orientations de véhicules, associé à l'échantillon  $\mathbf{X}$  de la distribution a posteriori:

$$\mathcal{X} \doteq \{\mathbf{x}_t\}_{t=1}^T, \quad (3.37)$$

avec  $\mathbf{x}_t \doteq (x_t, y_t, \beta_t)^T$  le vecteur donnant la position et l'orientation du véhicule au temps  $t$  dans le référentiel "monde plan"  $\mathcal{R}_w$ .  $\mathbf{x}_t$  peut être calculé selon un processus séquentiel, utilisant un modèle cinématique de véhicule. Tout comme la méthode précédente, nous utilisons ici un modèle bicyclette (cf. figure 3.3). Les paramètres  $\delta_k$  et  $v_t$  sont alors fournis par les profiles de vitesse et d'angle de braquage détaillés dans la section 3.2.2.

La fonction de probabilité  $p(\mathbf{Z}|\mathbf{X})$  peut être écrite:

$$p(\mathbf{Z}|\mathbf{X}) = p(\mathbf{z}_1; \mathbf{z}_2; \dots; \mathbf{z}_T | \mathbf{x}_1; \mathbf{x}_2; \dots; \mathbf{x}_T) \quad (3.38)$$

et en supposant l'indépendance des variables aléatoires:

$$p(\mathbf{Z}|\mathbf{X}) = \prod_{t=1}^T p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t) \quad (3.39)$$

### 3.5.2 Calcul de $p(\mathbf{z}_t | \mathbf{x}_t)$

Le calcul du poids issu de plusieurs sources, à chaque pas de temps  $t$ , est ici très simple puisqu'il consiste à effectuer le produit des poids normalisés.

## 3.6 Conclusion

Nous avons présenté deux méthodes d'estimation de trajectoires de véhicules utilisant un capteur constitué d'une caméra couleur et d'un télémètre laser à balayage 1D. Les algorithmes fournissent, à chaque instant, une estimation de l'état du véhicule (position, orientation, vitesse, angle au volant).

Nous avons aussi proposé une fonction de vraisemblance originale, pouvant être évaluée efficacement grâce à l'utilisation d'une image intégrale par ligne (cf. section 3.3). D'autre part, nous avons introduit une alternative à l'échantillonnage par importance, classiquement utilisée dans les filtres à particules. Cette méthode permet de fusionner de manière implicite des observations provenant de sources différentes. Dans le chapitre 4, nous verrons que le comportement obtenu par cette méthode est meilleur que celui obtenu par les techniques classiques basées sur la combinaison des poids par des opérateurs algébriques.

La méthode globale permet d'étudier la séquence d'images à suivre dans sa globalité, améliorant ainsi l'initialisation du modèle (surtout pour la vitesse) et permettant d'utiliser plus en profondeur les modèles physiques de la cinématique des véhicules. De plus, cette méthode présente surtout l'avantage de diminuer très fortement la quantité de données associée à chaque trajectoire.

Les expérimentations effectuées et détaillées dans le chapitre 4 vont permettre de quantifier la précision de ces deux approches proposées, grâce à l'utilisation d'un véhicule équipé d'un GPS précis au cm près. De nombreux passages de ce véhicule étalon ont été utilisés, dans différentes configurations de virage et selon différentes conditions météorologiques.

---

# Chapitre 4

## Expérimentations

Ce chapitre a pour objectif de valider les méthodes présentées précédemment. Les résultats de mesure dépendent de nombreux facteurs tels que le calibrage des capteurs et le paramétrage des méthodes. La configuration du logiciel de traitement utilisé étant définie en fonction de ces facteurs d'influence, la première partie de ce chapitre lui est consacré. Le synoptique général de ce chapitre est présenté à la figure 4.1.

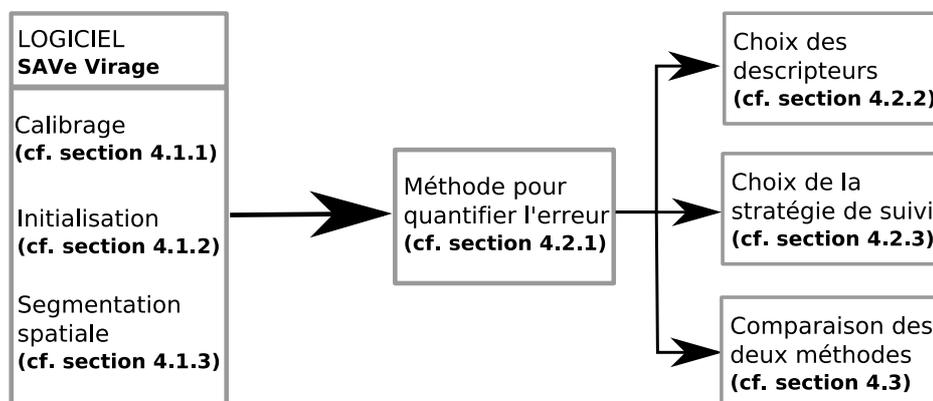


FIG. 4.1 – Synoptique du chapitre

### 4.1 Le logiciel d'observation de trajectoires

Les méthodes décrites précédemment ont conduit à la réalisation d'un logiciel, qu'on a nommé SAVe Virage (Système optique pour l'Analyse des Véhicules en Virage). Pour que celui-ci fonctionne correctement, il a fallu mettre en place trois procédures : de calibrage, de segmentation spatiale et d'initialisation.

### 4.1.1 Calibrage du système

Lorsqu'on utilise un appareil de mesure, il est toujours important d'en connaître les caractéristiques. Pour le capteur laser, la mesure est directement en mètre, il n'y a donc pas besoin de calibrage pour une utilisation indépendante <sup>1</sup>. Dans la suite du chapitre, nous verrons qu'un calibrage est tout de même effectué pour que tous nos capteurs "parlent le même langage" dans un référentiel commun. Lorsqu'on parle de caméra, on s'intéresse en fait à la totalité du système de mesures, c'est-à-dire la caméra, la façon dont elle est montée sur le système, mais aussi la carte d'acquisition, qui se charge de produire des images numériques exploitables par l'ordinateur et enfin de son objectif. Ces principaux paramètres sont organisés en deux groupes :

- d'une part, les paramètres intrinsèques qui décrivent les caractéristiques propres à la caméra et à la carte d'acquisition. Ils définissent de quelle manière la caméra va produire une image, et comment la carte d'acquisition va l'échantillonner. Le produit final est en effet une image numérique, c'est-à-dire une grille de pixels (ou points de couleur). Ces paramètres sont, pour des modèles classiques de caméra, le nombre et la taille des cellules photosensibles de la caméra, la quantité de pixels produits par la carte d'acquisition, la position du centre optique, sa distance focale et son coefficient de distorsion.
- d'autre part, les paramètres extrinsèques qui définissent la position de la caméra par rapport à ce qu'elle filme (généralement appelé " le monde "). On utilise pour cela un repère cartésien à trois dimensions, ce qui implique trois distances pour la position et trois angles pour l'orientation de la caméra.

Le repère monde utilisé ici est dans le système géodésique NTF en projection Lambert II étendu. La route, considérée comme plane, est associée à ce repère global. Dans l'état actuel du système, trois phases d'étalonnage sont nécessaires. Elles ont pour objectif de déterminer :

- le passage des coordonnées dans le repère monde en coordonnées dans le repère plan image de la caméra,
- les homographies entre deux plans (route/caméra, laser/caméra),
- le passage des coordonnées du référentiel monde en coordonnées dans le repère télémètre,

Les résultats issus des deux types de capteurs (vidéo et télémètre) sont comparés, aux fins de validation, aux mesures effectuées par un système GPS de précision centimétrique, considérées vraies par convention. Il est pour cela nécessaire

---

<sup>1</sup>Nous distinguons ici le calibrage de l'étalonnage. Cette dernière opération étant nécessaire pour tous les capteurs, mais supposée faite en amont.

---

de placer, dans le champ de mesure des capteurs, des balises dont la position GPS est connue (cf. figure 4.2) et de définir un référentiel commun et absolu (que l'on appellera référentiel monde). La synchronisation temporelle se fait grâce au signal commun issu des GPS.

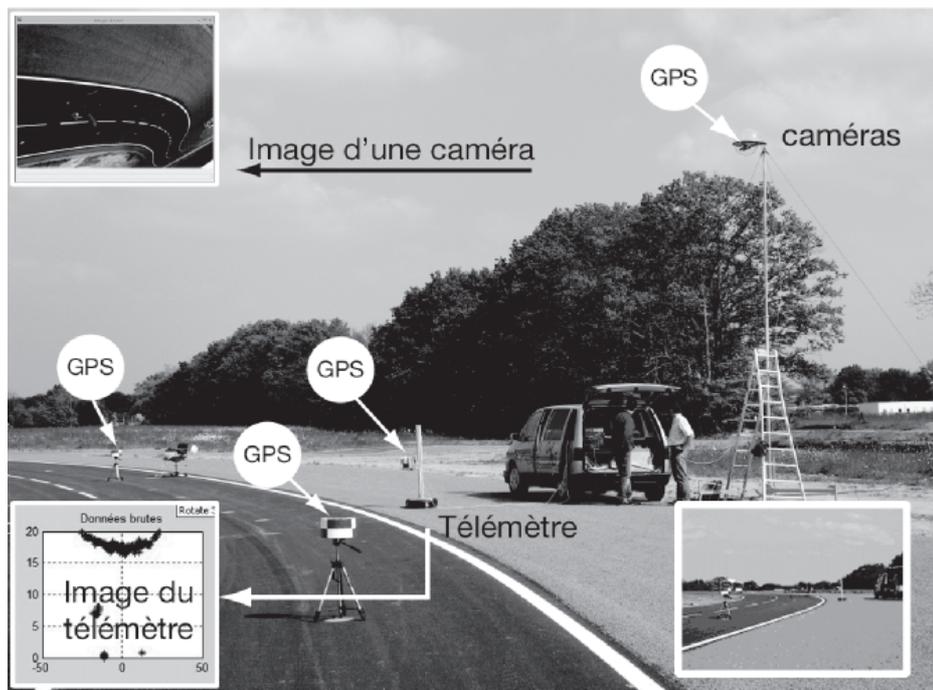


FIG. 4.2 – Procédure de définition du référentiel absolu. Chaque balise, dont les coordonnées GPS sont connues, est visible dans les images et coupée par le plan laser.

#### 4.1.1.1 Calibrage 3D de la caméra

Il existe plusieurs modèles mathématiques décrivant une caméra, mais le plus utilisé en vision par ordinateur est certainement le modèle sténopé. La caméra est représentée par un centre optique et un plan image, sur lequel l'image vient se projeter. Le plan image correspond à la matrice de cellules photosensibles situées

à l'intérieur de la caméra. Le centre optique est un point purement imaginaire. La distance entre le centre optique et le plan image est appelée distance focale. Ce modèle est géométrique, ce qui le rend plus simple à étudier par la suite. Il ignore totalement la lentille qui, dans une véritable caméra, se trouve entre l'objet et le plan image. Il est toutefois possible de modéliser différents types de distorsion afin de compenser les effets d'optique introduit par celle-ci.

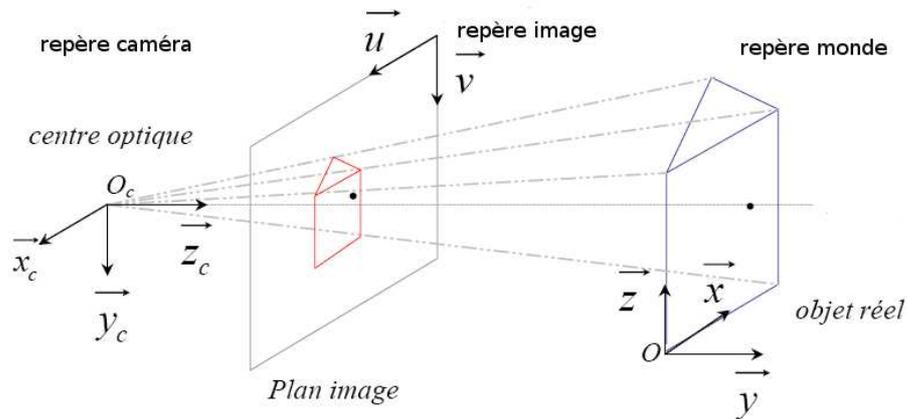


FIG. 4.3 – Modèle sténopé.

Différents repères entrent en jeu lors des calculs. Tout d'abord, il y a le " repère monde "  $(0, \mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{z})$ . C'est dans ce repère que sont exprimés les points de la scène observée. Ensuite il y a le " repère caméra "  $(C, \mathbf{x}_c, \mathbf{y}_c, \mathbf{z}_c)$ . Son origine est le centre optique  $C$  de la caméra. Ce repère définit la position et l'orientation de la caméra dans la scène. Enfin, il y a le " repère image ", utilisé pour exprimer la position des pixels de l'image.

Différentes transformations donnent la position  $(u, v)$  d'un point dans l'image à partir de ses coordonnées  $(x, y, z)$  dans le repère monde. De façon générale, ces transformations combinent rotations et translations.

#### *Transformation du monde vers la caméra*

Tout d'abord, les coordonnées de ce point sont exprimées dans le repère caméra. Cela peut s'écrire matriciellement:

$$\begin{pmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} r_1 & r_2 & r_3 & t_x \\ r_4 & r_5 & r_6 & t_y \\ r_7 & r_8 & r_9 & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{pmatrix} \quad (4.1)$$

Les trois valeurs  $t_x, t_y$  et  $t_z$  représentent la translation, et les coefficients  $r_i$  représentent la rotation. La formule ci-dessus est donnée en coordonnées homogènes, où un point est défini à un facteur  $k$  près. Le vecteur résultat est du type :

$$\begin{pmatrix} k.x_c \\ k.y_c \\ k.z_c \\ k \end{pmatrix} \quad (4.2)$$

Les coordonnées homogènes utilisent une dimension supplémentaire, afin de pouvoir utiliser un formalisme unifié pour les points et les droites. Lorsque les calculs sont terminés, on projette le résultat dans l'espace de départ en divisant par la coordonnée supplémentaire. Dans les formules, cette dernière étape est considérée implicite lorsque la dernière coordonnée du résultat est marquée comme valant 1.

La matrice définie ci-dessus représente la transformation monde/caméra. Elle résume entièrement les paramètres extrinsèques du système, plus précisément, exprimés dans le repère monde,

$$\mathbf{O}_c = \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \\ t_z \end{pmatrix} \mathbf{x}_c = \begin{pmatrix} r_1 \\ r_2 \\ r_3 \end{pmatrix} \mathbf{y}_c = \begin{pmatrix} r_4 \\ r_5 \\ r_6 \end{pmatrix} \mathbf{z}_c = \begin{pmatrix} r_7 \\ r_8 \\ r_9 \end{pmatrix} \quad (4.3)$$

#### *Projection dans le plan de l'image*

Une fois que l'on connaît les coordonnées du point  $P$  dans le repère de la caméra, ce point se projette en  $P'$  dans le plan image (cf. figure 4.4 ci-dessous). La distance entre le centre optique de la caméra et son plan image est appelée la focale, notée  $f$ .

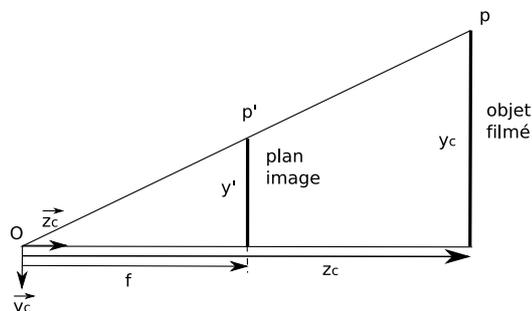


FIG. 4.4 – Projection dans le plan image.

Le théorème de Thalès donne l'ordonnée dans l'image,  $y'$ , en fonction de la position dans le repère caméra  $y_c$ . La même formule est valable en  $x$ . Après projection sur le plan image,  $z$  vaut tout simplement  $f$ . On obtient donc :

$$x' = \frac{f}{z_c} \cdot x_c \quad y' = \frac{f}{z_c} \cdot y_c \quad z' = f \quad (4.4)$$

Ce qui s'écrit en coordonnées homogènes :

$$\begin{pmatrix} sx' \\ sy' \\ sz' \\ s \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1/f & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_c \\ y_c \\ z_c \\ 1 \end{pmatrix}; \quad s = \frac{z_c}{f}. \quad (4.5)$$

Cette étape de projection fait perdre de l'information (tous les points finissent à la même profondeur  $f$ ), mais elle permet de représenter un univers en trois dimensions sur une image en deux dimensions. En réalité, le plan image est une matrice de cellules photosensibles. Chaque cellule correspond à un pixel de l'image finale. L'origine du repère de l'image, dont les coordonnées sont exprimées en pixels, se trouve en haut à gauche. Le centre optique  $O_c$  de la caméra se projète sur le pixel de coordonnées  $(u_0, v_0)$ . Théoriquement ce devrait être le centre de l'image, mais en pratique, il est un peu décalé. C'est pourquoi  $u_0$  et  $v_0$  sont estimé par le calibrage comme tous les autres paramètres.

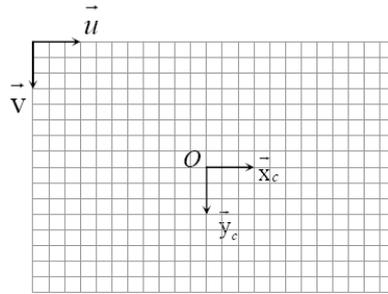


FIG. 4.5 – Représentation de l'échantillonnage de la caméra.

Si les cellules sont de taille  $dpx * dpy$ , le point  $(x', y', z')$  du plan image sera numérisé par le pixel  $(u, v)$  tel que :  $u = \frac{x_i}{dpx} + u_0$ ,  $v = \frac{y_i}{dpy} + v_0$ , ce qui s'écrit en coordonnées homogènes :

$$\begin{pmatrix} u \\ v \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix} \propto \begin{pmatrix} 1/dpx & 0 & u_0/f & 0 \\ 0 & 1/dpy & v_0/f & 0 \\ 0 & 0 & 1/f & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x' \\ y' \\ z' \\ 1 \end{pmatrix} \quad (4.6)$$

*Synthèse*

Appliquant les trois matrices successivement au point de départ, on obtient les coordonnées du pixel de l'image qui le représentera. La première matrice représente les paramètres extrinsèques du système, et les deux autres les paramètres intrinsèques. L'ensemble du calcul peut être regroupé en une seule matrice, qui définit totalement la transformation du monde vers l'image :

$$\begin{pmatrix} 1/dpx & 0 & u_0/f & 0 \\ 0 & 1/dpy & v_0/f & 0 \\ 0 & 0 & 1/f & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1/f & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} r_1 & r_2 & r_3 & t_x \\ r_4 & r_5 & r_6 & t_y \\ r_7 & r_8 & r_9 & t_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (4.7)$$

*La distorsion*

Il y a un paramètre que le modèle sténopé ne peut pas prendre en compte, car il intervient de façon non linéaire dans les équations : la distorsion. Elle déplace les points de l'image en les éloignant ou les rapprochant du point  $(u_0, v_0)$ . Le déplacement dépend de la distance à ce point. On parle ainsi de distorsion radiale. Il existe plusieurs modèles plus ou moins complexes. Le modèle que nous avons utilisé et qui est le plus souvent retenu s'écrit sous la forme :

$$r_d^2 = x_d^2 + y_d^2 \quad x = x_d(1 + K.r_d^2) \quad y = y_d(1 + K.r_d^2) \quad (4.8)$$

avec  $K$ , le coefficient de distorsion estimé par le calibrage et  $(x_d, y_d)$  les coordonnées distordues dans le plan image. Connaissant  $K$ , on obtient  $(x, y)$  les coordonnées non distordues dans le plan image.

**4.1.1.2 Détermination des homographies**

Pour les besoins de notre algorithme de suivi, deux homographies sont aussi à déterminer. Ce sont des transformations rigides qui permettent de passer d'un plan à un autre. La première consiste à remonter au repère monde 2D (plan de la route) à partir des mesures issues du plan image. La seconde permet de projeter des points obtenus dans le plan laser dans le plan de l'image, en vue de combiner les informations. Cette transformation prend en compte de nombreux degrés de liberté : translations, rotation, facteur d'échelle, cisaillement, rapport d'aspect

---



FIG. 4.6 – Résultat de la correction de la distorsion.

et homothéties. Dans notre cas, elle intégrera translations, rotation et éventuellement facteur d'échelle. Soit un point  $(x_1, y_1)$  d'un plan  $P_1$  et son correspondant  $(x_2, y_2)$  dans le plan  $P_2$ , l'homographie  $\mathbf{H}$  permet d'exprimer  $(x_2, y_2)$  en fonction de  $(x_1, y_1)$  :

$$\mathbf{H} = \begin{pmatrix} h_0 & h_1 & h_2 \\ h_3 & h_4 & h_5 \\ h_6 & h_7 & 1 \end{pmatrix} \quad \begin{pmatrix} x_2 \\ y_2 \\ 1 \end{pmatrix} \propto \mathbf{H} \begin{pmatrix} x_1 \\ y_1 \\ 1 \end{pmatrix} \quad (4.9)$$

Un ensemble de couples de points mis en correspondance permet de déterminer l'homographie par résolution d'un système linéaire.

#### 4.1.1.3 Détermination du repère laser

Ce problème peut également être vu comme la recherche d'une homographie. Cependant, le plan laser étant parallèle à la route, considérée comme plane, le changement de repère se ramène à une simple recherche de rotation dans le référentiel monde.

Les trois phases de calibrage effectuées, un point image de chaque caméra peut être projeté dans le référentiel absolu et inversement. Aussi, un écho télémètre peut être projeté soit dans les images, soit dans le référentiel absolu. Les capteurs peuvent maintenant communiquer entre eux et mesurer dans une même métrique.

Les deux procédures d'initialisation et de segmentation spatiale pouvant être illustrées grâce à l'IHM du logiciel, nous profitons pour en faire un brève présentation dans les sections suivantes.

### 4.1.2 Paramètre d'initialisation du traitement

Le logiciel SAVe Virage, développé en langage C++ avec QT®, version 4.3.4, a été utilisé pour toutes les expérimentations détaillées dans ce chapitre (cf. figure 4.7).

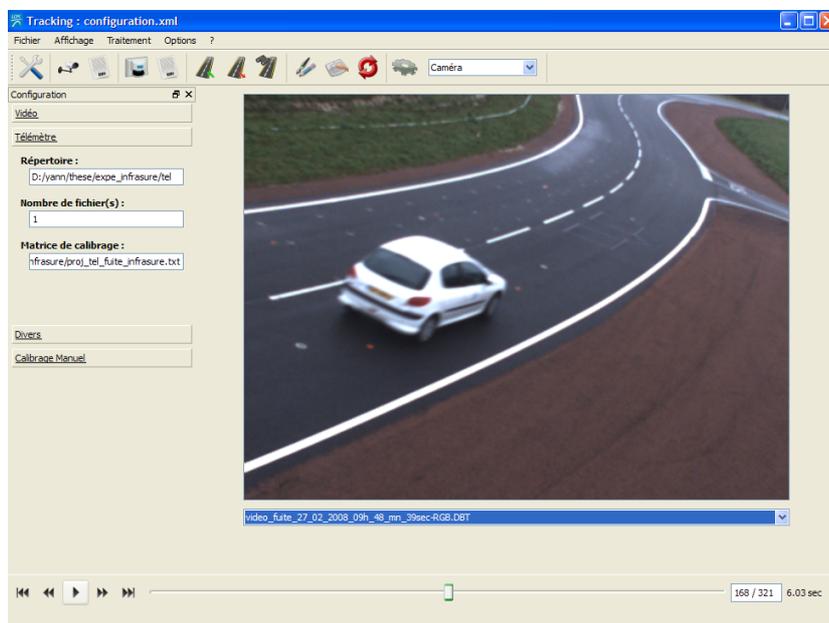


FIG. 4.7 – Copie d'écran du logiciel SAVe Virage.

La procédure d'initialisation est composée de quatre étapes successives :

Étape 1 : Les paramètres relatifs à la détection et au suivi sont à définir (cf. figure 4.8). Pour cela, on définit le nombre de particules (cubes) utilisés pour modéliser le véhicule lors de la détection et du suivi. On définit également le nombre de passes, c'est-à-dire le nombre de fois pour lequel le traitement est appliqué lors de la détection (cinq par défaut). Cette itération revient à brouter assez fortement la position en  $X$  et en  $Y$  des particules. Enfin, il faut préciser le sens de lecture de la vidéo, et la file sur laquelle le véhicule roule, afin de déterminer l'évolution à effectuer. Le nombre de cube, associé aux bruits du modèle d'évolution permet

d'affiner le suivi. La section 4.2.3.2 y est consacrée.

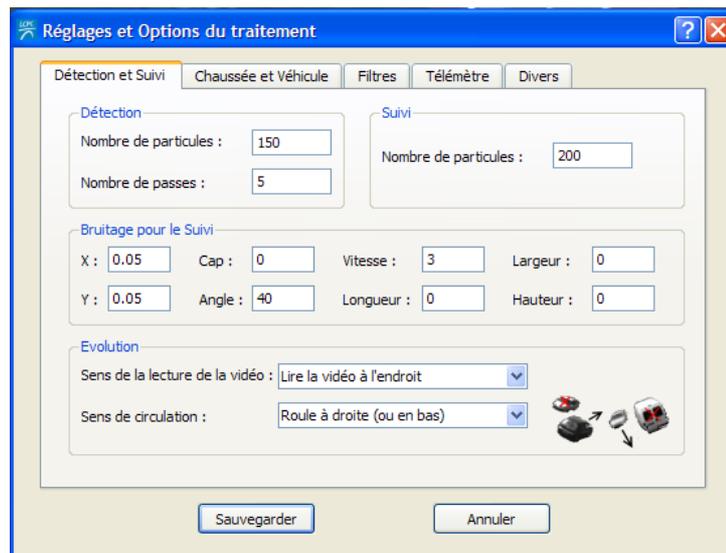


FIG. 4.8 – Copie d'écran du logiciel. Onglet Détection et suivi.

Étape 2 : On rentre les paramètres modélisant la chaussée (largeur) et le véhicule standard (dimension, vitesse et modèle représenté par un ou deux cubes), dans une deuxième étape (cf. figure 4.9). La connaissance de la largeur de la chaussée permet de classer la position transversale du véhicule dans la voie (cf. chapitre 1, section "Cahier des charges fonctionnel"). A chaque instant, le logiciel fournit l'écart du centre du véhicule par rapport au marquage central, et non par rapport au marquage latéral. Les dimensions et la vitesse par défaut du véhicule sont utiles lorsque le télémètre ne les a pas mesuré préalablement (cf. Annexe II); en général, le gabarit est sous-dimensionné pour avoir un meilleur suivi et la vitesse est prise selon la réglementation.

Étape 3 : Elle permet de définir quels seront les filtres à appliquer lors du traitement. Quatre filtres sont disponibles (cf. figure 4.10) : Pare-brise, comblement des vides, suppression des ombres et suppression des véhicules croiseurs. La taille du filtre peut être modifiée ici. Ces traitements, détaillés en Annexe II, sont essentiels

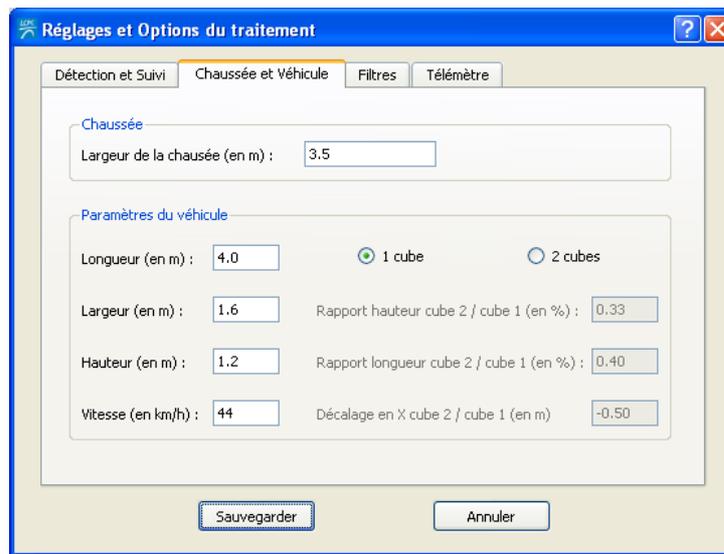


FIG. 4.9 – Copie d'écran du logiciel. Onglet Chaussée et véhicule

pour améliorer la robustesse et la précision de la mesure. Pour les expérimentations traitées dans ce chapitre, tous ces traitements d'image étaient cochés.

Étape 4 : Cette dernière étape, dont la configuration est visible à la figure 4.11, définit les paramètres par défaut à utiliser lorsque l'on fait un traitement avec les informations télémétriques. Lors de l'estimation de la trajectoire des véhicules par fusion des deux capteurs, le télémètre est utilisé d'une part en "première passe" pour dimensionner le véhicule à suivre et d'autre part pour comparer les échos virtuels avec les échos réel (cf. chapitre 3, section "Fonctions d'observation"). Dans cette étape, la procédure permet aussi de traiter uniquement les données télémétriques, quand les données vision sont manquantes. L'algorithme est détaillé en Annexe III et les informations précisées dans cet onglet paramètrent le traitement.

### 4.1.3 Segmentation spatiale

À l'inverse de ce qui se fait pour les piétons, on peut s'appuyer sur les contraintes imposées par le code de la route en matière d'évolution des véhicules (conduite

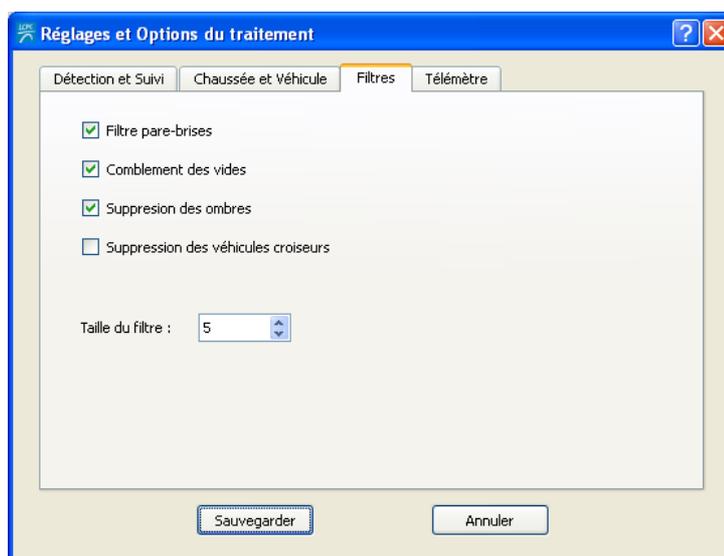


FIG. 4.10 – Copie d'écran du logiciel. Onglet Filtres

à droite, un seul sens de circulation par voie ...), qui fonctionnent comme des simplifications. Celles-ci permettent de délimiter la zone dans l'image à traiter (réduction des temps de calcul), ainsi que les zones de détection de départ et de fin. Cette scène est ensuite sauvegardée.

Cette segmentation permet de simplifier les traitements car il n'y a pas de méthode automatique de détection de véhicule à implémenter, évitant ainsi les risques de fausse piste. A noter que le calibrage ne pouvant pas toujours être réalisé dans toute la scène de mesure, il est intéressant de pouvoir délimiter manuellement la zone pour laquelle la mesure est métrologiquement acceptable.

Enfin, le logiciel nous a permis de visualiser toutes les trajectoires expérimentales afin de valider les méthodes selon différentes configurations de suivi. Cette vérification est décomposée en deux fenêtres de visualisation visibles sur les figures 4.13 et 4.14.

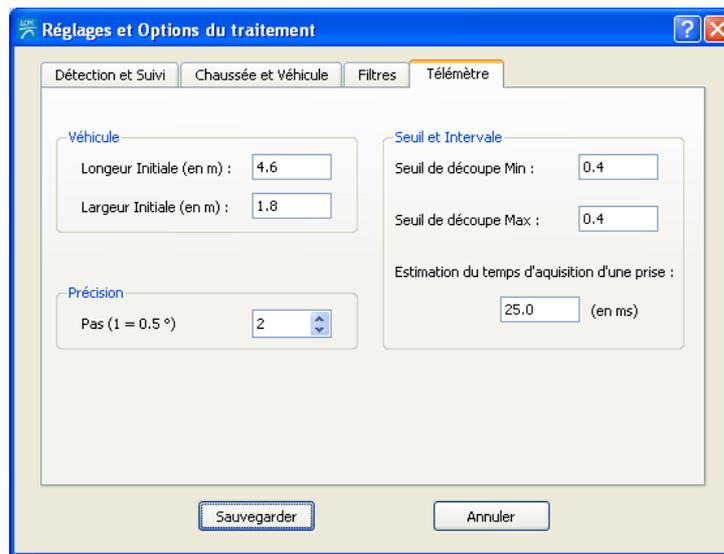


FIG. 4.11 – Copie d'écran du logiciel. Onglet Télémètre.

## 4.2 Argumentaire expérimental de la méthode proposée

Cette section justifie les orientations méthodologiques des algorithmes développés pour suivre au mieux les véhicules en environnement extérieur. Les deux choix principaux à effectuer sont pour le descripteur et pour la stratégie de suivi.

### 4.2.1 Méthode utilisée pour quantifier l'erreur

La base de données des observations a été alimentée par les passages à différentes vitesses et différentes positions d'un véhicule équipé d'un GPS précis au centimètre près. Ce véhicule a parcouru plusieurs virages de configurations géométriques différentes et enregistré à la fréquence de  $5Hz$  la position de l'antenne installé sur le véhicule.

La Figure 4.15 compare une de ces trajectoires étalons à une estimation calculée à partir du système optique, projetée dans le référentiel GPS. Pour quantifier la différence entre les deux, nous utilisons une méthode surfacique (équation 4.10

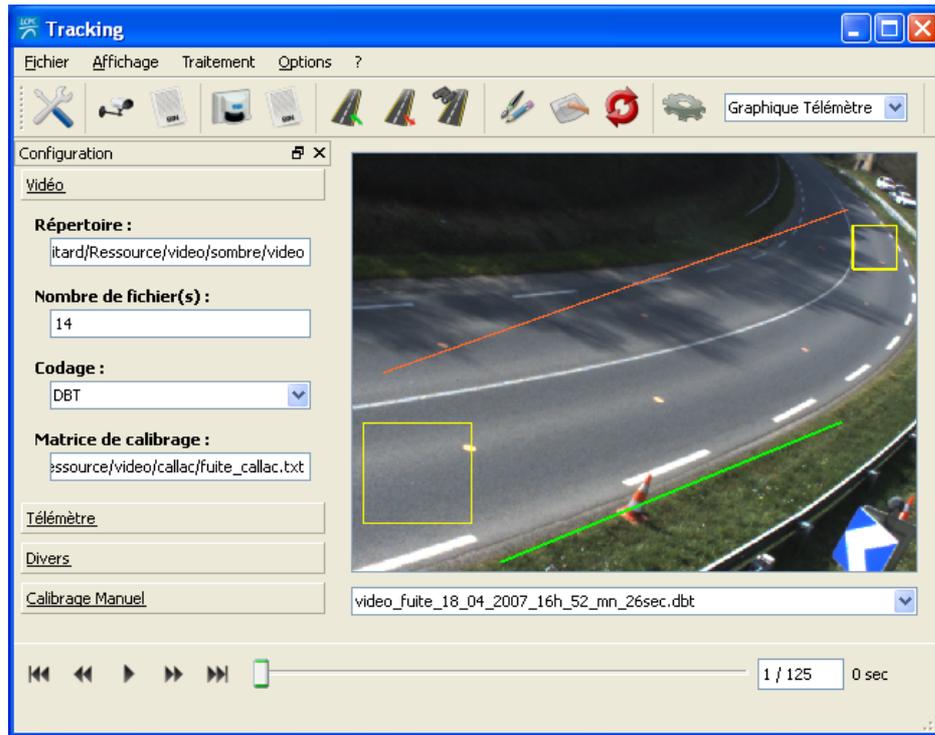


FIG. 4.12 – Copie d'écran du logiciel. Choix de la scène de mesure.

et 4.11).

Soit  $Y_i = Ctraj(X_i), i = 1..N_i$  et  $N_i$  : étant le nombre d'images de la séquence active, les coordonnées  $(X, Y)$  (référentiel GPS) calculées par le système optique, dans le champ de vue de chaque caméra, et  $Mtraj(X_i)$  la trajectoire étalon. L'écart de position par rapport à la trajectoire étalon est alors :

$$\Delta E_S = \sum_{i=1}^{N_i-1} \left| \int_{X=i}^{X=i+1} Mtraj(X_i).dX \right. \quad (4.10)$$

$$\left. - \int_{X=i}^{X=i+1} Ctraj(X_i).dX \right|$$

$$\Delta E_l = \frac{\Delta E_S}{\sqrt{(X_{N_i} - X_1)^2 + (Y_{N_i} - Y_1)^2}} \quad (4.11)$$

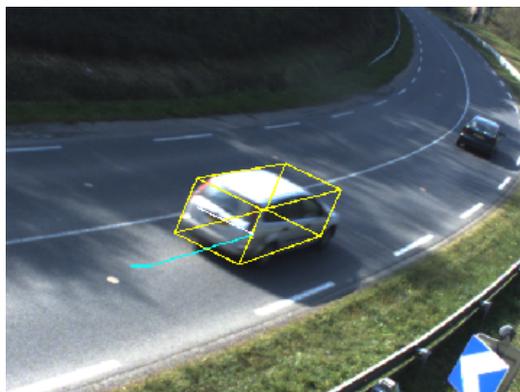


FIG. 4.13 – Image brute avec les trajectoires et les cubes en cours.

Deux méthodes ont été utilisées pour valider expérimentalement les méthodes de suivi développées. La première consiste à fournir la valeur de l'équation 4.11 pour 80% des meilleurs points de la trajectoire mesurée : c'est la "méthode continue". La seconde est plus affinée puisqu'elle donne un pourcentage de points dont la mesure vérifie un certain niveau de précision : c'est la "méthode discrète". En d'autres termes, si le critère choisi est la position, la méthode va calculer, en pourcentage de points mesurés, le niveau de précision par rapport à la trajectoire étalon. Par exemple, pour 100 points mesurés, on aura 10 points en dessous de 5 cm, 30 points en dessous de 10 cm et 100 points en dessous de 40 cm.

### 4.2.2 Descripteurs

Il existe plusieurs façons de décrire un véhicule dans les images. On peut le représenter par ses coins, par des segments du contour de la carrosserie ou encore par son information  $2D$  contenu dans les pixels : couleur, texture, contraste ... Pour le suivi précis des véhicules divers et variés constituant le parc automobile actuel, les premières questions étaient de savoir quel point caractéristique de la voiture il fallait suivre et par rapport à quelle partie de la route (dans le repère monde). Le point de la voiture le plus judicieux nous a paru être son centre géométrique et la partie de la route : le marquage central. Le modèle bicyclette fournit la position du centre de l'essieu arrière à chaque instant. Pour revenir au centre géométrique, il faut connaître la largeur et la longueur de chaque véhicule, soit leur modélisation en  $2D$ . Le principe est d'identifier, à chaque image, le centre de l'amas des pixels

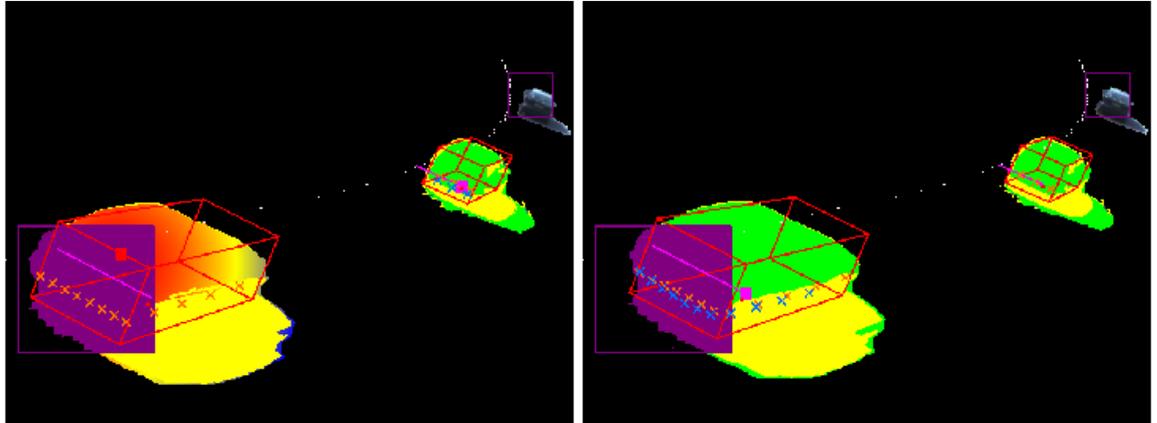


FIG. 4.14 – Le code des couleurs est : violet : partie du véhicule en cours de détection + zones de détections; rouge : cube modélisant le véhicule; vert : parties du véhicule utilisées lors du traitement; jaune : ombre du véhicule; croix bleu : échos réels du télémètre; croix orange : échos "virtuels" calculés à partir du cube; bleu : véhicule croiseur (si le filtre est activé); blanc : marquage central.

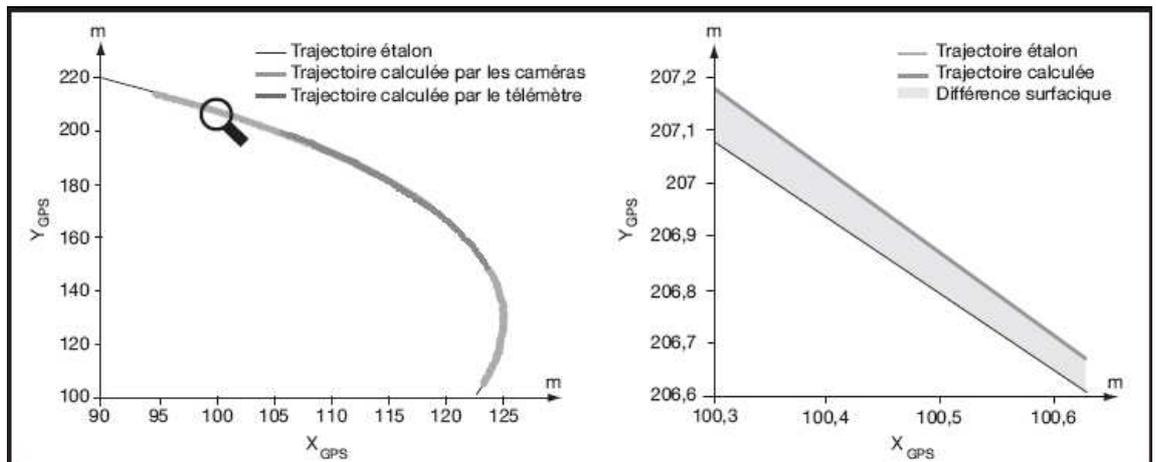


FIG. 4.15 – Différence surfacique entre la trajectoire calculée exprimée dans le référentiel GPS et la trajectoire du véhicule étalon (zoom de l'image gauche).

appartenant au véhicule, connaissant le modèle  $2D$  de celui-ci (cf. §3.3.2). Une fonction d'ajustement est ensuite calculée de manière à minimiser la différence entre le centre de l'amas, variable selon la hauteur du véhicule, et le vrai centre géométrique. Les précisions n'étant pas suffisantes, surtout pour les véhicules de type utilitaire, nous avons opté pour une modélisation tridimensionnelle des véhicules. Les résultats présentés dans le tableau 4.1 résultent de l'application de la

"méthode continue" (cf. p. 99) sur quinze trajectoires étalons et ces deux types de descripteurs.

N° de passage	2D moy/std	3D moy/std
1	<b>32.35</b> /21.52	<b>15.29</b> /3.41
2	<b>37.99</b> /31.03	<b>9.02</b> /11.29
3	<b>43.89</b> /25.95	<b>23.08</b> /16.71
4	<b>34.85</b> /28.66	<b>7.29</b> /3.61
5	<b>40.53</b> /41.33	<b>5.05</b> /3.20
6	<b>38.50</b> /18.49	<b>12.01</b> /5.87
7	<b>39.78</b> /17.85	<b>10.06</b> /6.10
8	<b>46.48</b> /26.58	<b>12.41</b> /7.50
9	<b>58.25</b> /34.25	<b>10.56</b> /6.00
10	<b>45.11</b> /23.97	<b>13.89</b> /8.46
11	<b>39.10</b> /21.16	<b>5.42</b> /2.92
12	<b>40.64</b> /27.46	<b>8.20</b> /3.26
13	<b>62.67</b> /32.48	<b>14.89</b> /11.16
14	<b>79.26</b> /14.30	<b>11.39</b> /6.60
15	<b>30.25</b> /23.02	<b>13.81</b> /9.48
	<b>44.64</b> /25.87	<b>11.49</b> /7.04

TAB. 4.1 – Précision (cm) pour la caméra de droite (erreur moyenne et écart-type entre la trajectoire estimée et celle mesurée par un GPS cinématique). L'apport du modèle 3D est très significatif.

Ces premiers résultats montrent que la modélisation 3D formée de deux parallélépipèdes apporte une meilleure estimation de trajectoire que la modélisation 2D. Différents types de modèle 3D ont été testés : un parallélépipède, deux parallélépipèdes superposés, un modèle sous-dimensionné et un modèle sur-dimensionné. Les résultats de tous ces tests sont présentés dans le tableau 4.2 ci-dessous.

La complexité du modèle 3D n'apportant pas de précision supplémentaire, le choix a été de projeter un parallélépipède simple dont les dimensions sont soit mesurées au préalable par le télémètre, soit données par défaut (de taille inférieure à la moyenne des véhicules).

Le descripteur étant choisi, il restait à choisir la stratégie pour suivre, dans toutes les images de la séquence enregistrée, de façon individuelle, chacun des véhicules légers présents dans la scène de mesure.

N° passage	1 cube moy/std	1 cube sous-dim. moy/std	1 cube sur-dim. moy/std	2 cubes moy/std
1	<b>15.29</b> /3.41	<b>11.96</b> /7.70	<b>21.29</b> /12.39	<b>13.12</b> /4.40
2	<b>9.02</b> /11.29	<b>17.35</b> /11.04	<b>9.60</b> /17.65	<b>11.50</b> /11.80
3	<b>23.08</b> /16.71	<b>17.22</b> /12.20	<b>31.04</b> /22.52	<b>26.71</b> /18.27
4	<b>7.29</b> /3.61	<b>8.35</b> /7.99	<b>25.45</b> /13.35	<b>7.92</b> /5.18
5	<b>5.42</b> /3.77	<b>8.98</b> /7.04	<b>82.13</b> /104.29	<b>8.49</b> /6.03
6	<b>5.05</b> /3.20	<b>6.68</b> /5.64	<b>46.39</b> /28.64	<b>6.24</b> /3.42
7	<b>12.01</b> /5.87	<b>40.20</b> /24.44	<b>52.3</b> /46.84	<b>34.72</b> /39.21
8	<b>10.06</b> /6.10	<b>35.32</b> /35.33	<b>13.39</b> /6.56	<b>37.48</b> /43.81
9	<b>13.81</b> /9.48	<b>14.62</b> /9.91	<b>18.24</b> /8.38	<b>8.99</b> /5.71
10	<b>12.41</b> /7.50	<b>9.13</b> /6.28	<b>14.72</b> /9.23	<b>9.04</b> /5.62
11	<b>10.56</b> /6.00	<b>7.91</b> /6.74	<b>17.59</b> /9.64	<b>12.05</b> /8.11
12	<b>13.89</b> /8.46	<b>21.30</b> /8.56	<b>13.69</b> /6.48	<b>17.84</b> /9.51
13	<b>5.42</b> /2.92	<b>31.44</b> /12.79	<b>9.19</b> /4.24	<b>9.14</b> /5.27
14	<b>8.20</b> /3.26	<b>13.20</b> /8.14	<b>17.07</b> /12.83	<b>6.54</b> /4.31
15	<b>8.12</b> /5.50	<b>30.09</b> /15.02	<b>23.35</b> /14.11	<b>26.48</b> /17.07
16	<b>14.89</b> /11.16	<b>21.24</b> /21.34	<b>22.91</b> /13.64	<b>62.04</b> /35.76
17	<b>24.64</b> /16.60	<b>31.85</b> /17.97	<b>20.52</b> /8.25	<b>21.31</b> /19.32
18	<b>11.39</b> /6.60	<b>10.34</b> /6.35	<b>10.61</b> /6.20	<b>12.97</b> /6.46
	<b>11.70</b> /7.30	<b>18.73</b> /12.47	<b>24.97</b> /19.18	<b>18.48</b> /13.85

TAB. 4.2 – Précision (cm) pour la caméra de droite (erreur et écart-type entre la trajectoire estimée et celle mesurée par un GPS cinématique). L'intérêt du deuxième parallélogramme superposé n'est pas probant. Par contre, l'algorithme de suivi réagit mieux à un sous-dimensionnement du modèle de véhicule qu'à un sur-dimensionnement.

### 4.2.3 Stratégie de suivi

Comme vu précédemment, nous avons choisi d'utiliser une méthode probabiliste pour suivre les véhicules : le filtre à particules (**FP**). L'expérimentation suivante consiste à comparer une méthode brute de suivi point par point, et la méthode par **FP** (cf. §3.1) afin d'argumenter ce choix. Ces comparaisons sont illustrées par les figures 4.16 et 4.17.

#### 4.2.3.1 Intérêt du filtrage

La manière la plus naïve de suivre un objet dans une séquence est de détecter la position de cet objet à chaque image. Cette approche est appelée "suivi par dé-

tection". Nous avons testé les performances d'une telle approche pour différentes séquences vidéo. Le détecteur utilisé est le même que celui utilisé par nos méthodes à la phase de détection d'un véhicule. Après la soustraction du fond, on recherche le pixel "forme" le plus entouré (cf. §3.3.2), puis on utilise la fonction de vraisemblance du §3.3.3, en bruitant le vecteur d'état en X et en Y.

Trois cas d'étude, fréquemment rencontrés sur site, sont ici présentés. Les images des figures 4.16 et 4.17 illustrent les résultats obtenus à l'aide de ces trois cas d'étude.

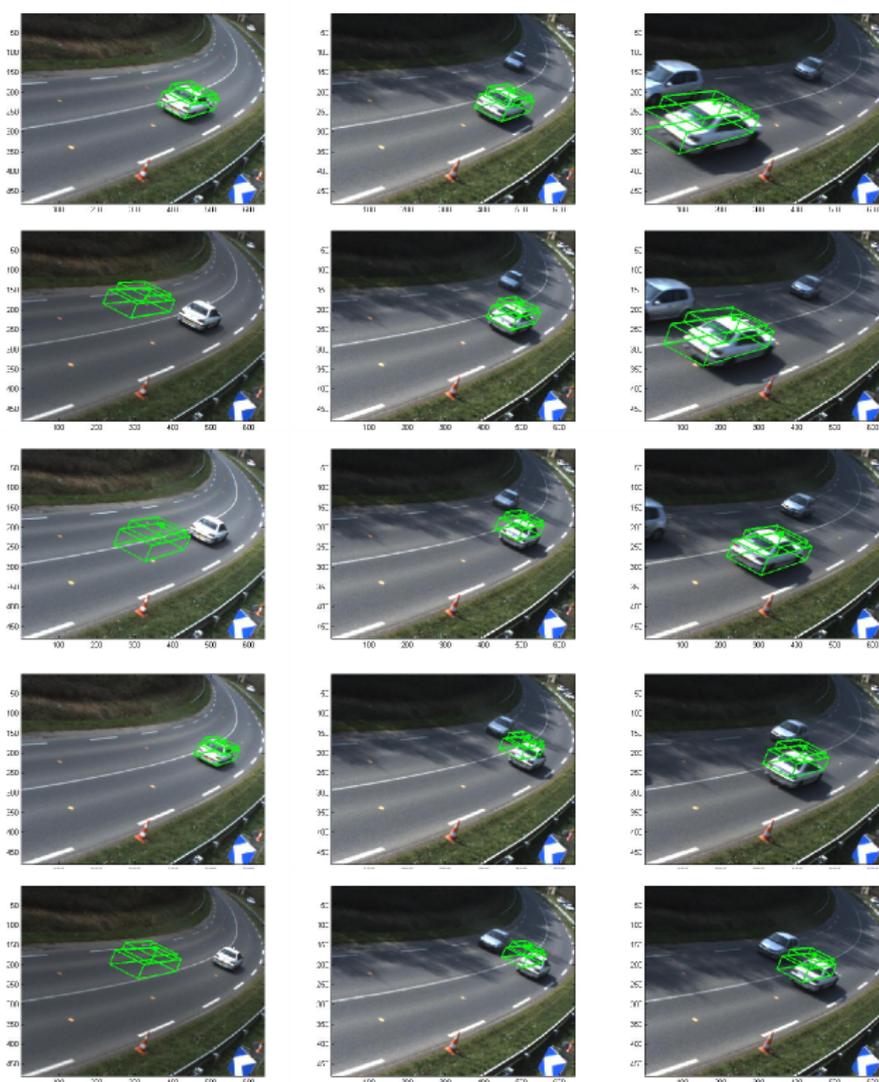


FIG. 4.16 – Images du suivi sans filtre. A gauche, cas de la luminosité variable. Au centre et à droite, cas de croisements de véhicules.

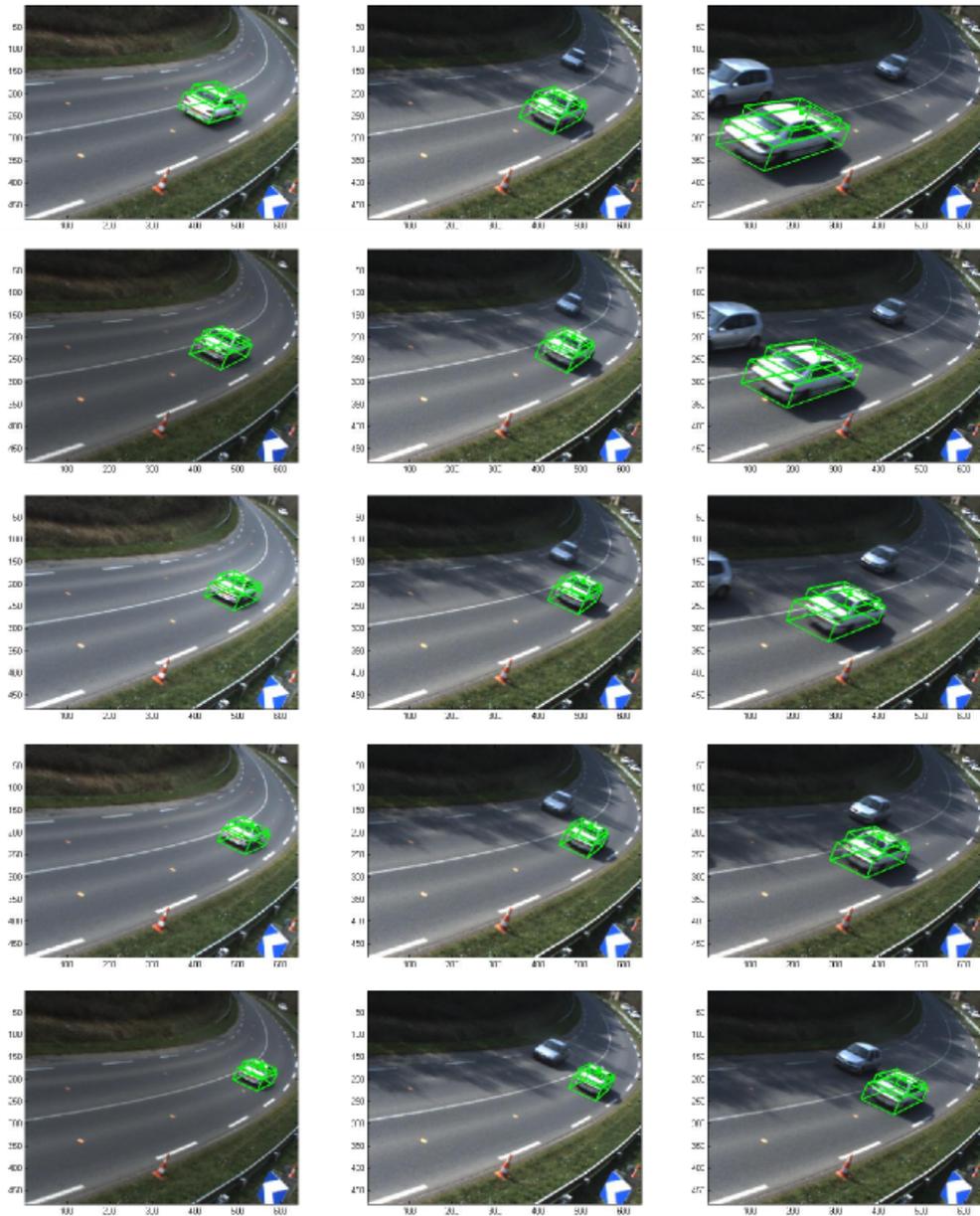


FIG. 4.17 – Images du suivi ( $FP$ ) avec filtre. A gauche, cas de la luminosité variable. Au centre et à droite, cas de croisements de véhicules.

Dans le premier cas (colonne de gauche), la séquence vidéo comporte une luminosité variable. Cette dernière introduit un bruit important lors de la phase d'extraction de fond. Sans cohérence temporelle (cf. figure 4.16), la détection du centre de gravité de l'amas forme est perturbé sur certaines images. En introduisant une notion de cohérence temporelle (cf. figure 4.17), une fenêtre de recherche réduite autour de l'estimation obtenue sur l'image précédente a pour effet d'améliorer le rapport signal/bruit du système. Dans les deux autres cas, un second véhicule vient perturber l'estimation de la position du véhicule courant. Ce cas peut également être évité en injectant, dans le processus de suivi, des *a priori* sur l'évolution d'un véhicule entre deux images.

A la lueur de ces images, le constat est que le suivi sans filtre des véhicules n'est pas robuste. Il pourrait fournir de bons résultats dans les situations de véhicules seuls et sans variation de luminosité. Ces deux critères étant difficile à mesurer, un filtre nous a paru alors indispensable.

#### 4.2.3.2 Bruits du modèle d'évolution et nombre de particules

Un des paramètres les plus importants pour configurer les méthodes de suivi développées est le nombre de particules. L'idéal serait de réussir à propager ces particules dans toutes les situations futures possibles et donc d'avoir un très grand nombre de cubes  $3D$  image après image. Cette approche n'étant pas envisageable pour des raisons de temps de calcul, un compromis entre le bruit du modèle d'évolution et le nombre de particules doit être trouvé pour représenter au mieux la densité de probabilité de la nouvelle position du véhicule.

Pour passer d'une image à une autre, les particules sont soumises à un modèle d'évolution dont les deux paramètres vitesse d'angle de braquage et accélération sont définis aléatoirement, selon une plage de valeurs admissibles. Chaque plage de valeurs peut être assimilée à un bruit gaussien et les expérimentations suivantes vont permettre de fixer les limites de variation de ces bruits.

Les caractéristiques cinématiques des véhicules de tourisme sont bien connues et ont servi à borner le modèle d'évolution. Un véhicule peut accélérer jusqu'à 3 ou  $4m/s^2$  en première et de moins en moins au fil des rapports enclenchés. On admet aussi qu'un conducteur dépasse rarement les 30 % de vitesse de braquage. Partant de ces hypothèses, le premier test a consisté à bruite de plus en plus la vitesse de braquage dans le modèle d'évolution et à comparer les trajectoires estimées avec la trajectoire étalon. La figure 4.18 représente l'erreur constatée avec la "méthode continue" (cf. p. 99) selon différentes vitesses de braquage, pour un même passage de véhicule. Pour s'affranchir de l'influence du nombre de particules, celui-ci a été surdimensionné et fixé à 500.

A la vue des résultats de ces expérimentations, la précision de la mesure se stabilise vers 20 % et nous avons fixé ce seuil au bruit admissible pour la vitesse de braquage. Nous l'avons testé ensuite sur un véhicule effectuant des zig-zag importants. La figure 4.19 montre que ce paramétrage du modèle d'évolution permet aussi de suivre des cas extrêmes de trajectographie.

Le bruit sur la vitesse de braquage défini, nous avons effectué la même procédure pour l'accélération longitudinale du modèle. Aucune valeur n'est ressortie clairement de ce test. En effet, ce critère est plus complexe car l'initialisation

---

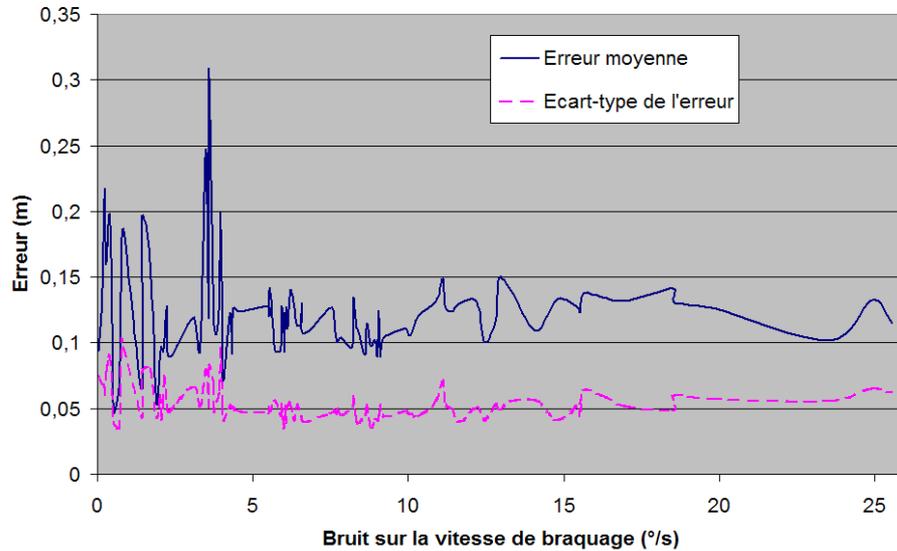


FIG. 4.18 – Erreurs mesurées en fonction de la vitesse de braquage de la roue avant. Une stabilisation apparaît vers 20 deg /s.



FIG. 4.19 – Images de suivi d'un véhicule pour lequel un conducteur effectue de fort coup de volant ( $\pm 150$ ).

se fait soit par le télémètre, soit en fixant la vitesse réglementaire (divisée par le temps d'échantillonnage des capteurs). Ces deux valeurs n'étant pas toujours précises ou adaptées à chaque véhicule, il faut en tenir compte dans le choix du bruit du modèle d'évolution. Des essais effectués avec un véhicule instrumenté montrent que la valeur de  $2m/s^2$  est bien suffisante (cf. figure 4.20), mais pour s'assurer de l'erreur potentielle à l'initialisation nous avons préféré fixer le bruit sur l'accélération longitudinale à  $3m/s^2$ .

Connaissant le modèle d'évolution, il restait à identifier le nombre de particules suffisantes pour suivre les trajectoires. Le tableau 4.3 montre les erreurs mesurées par la "méthode continue" pour différents jeux de particules et le modèle

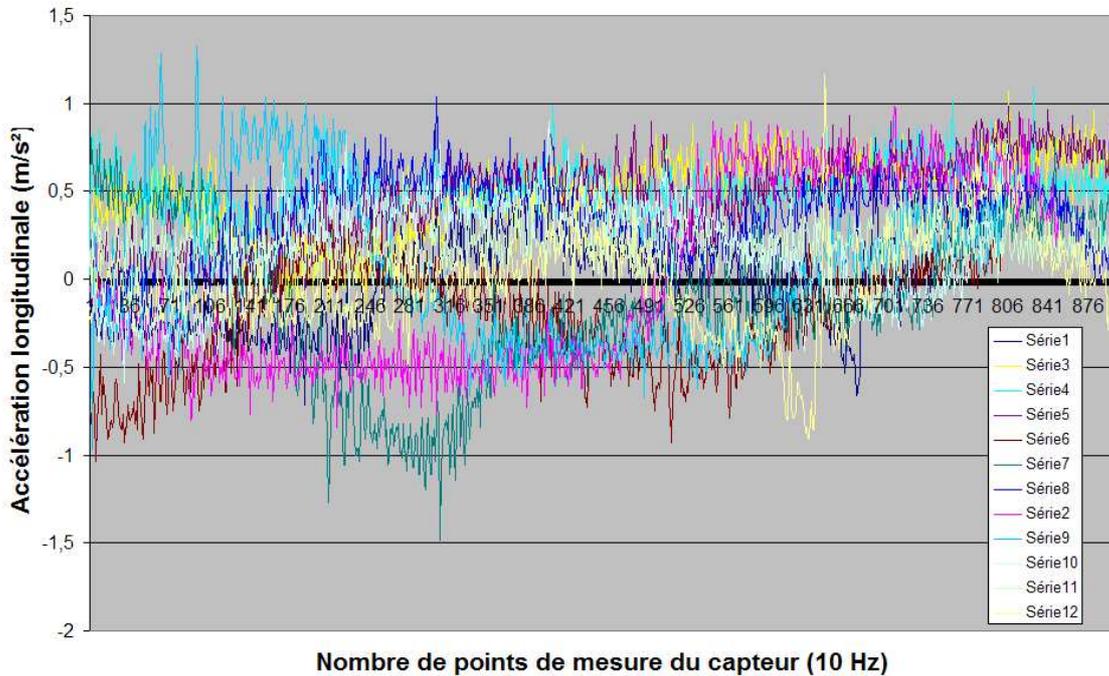


FIG. 4.20 – Exemple de profils d'accélération longitudinale de plusieurs conducteurs sur un virage test.

d'évolution choisi. Ces expérimentations ont été réalisées pour différents passages d'un véhicule et nous constatons un effet de seuil : l'augmentation du nombre de particules au-delà de 150 particules n'améliore plus la précision de l'estimation. Plus le nombre de particules est important, plus le temps de calcul est long, nous avons donc choisi de travailler avec 150 particules.

Nombre de particules	50	100	150	200	300
Moyenne	0.61	0.22	0.13	0.14	0.14
Écart-type	0.61	0.24	0.14	0.14	0.14

TAB. 4.3 – Précision de la méthode séquentielle en fonction du nombre de particules. Les erreurs ont été calculées par la "méthode continue".

#### 4.2.3.3 La fusion

Cette partie fait un constat de l'utilisation de la fusion des deux capteurs vision et télémètre pour la **méthode séquentielle**. La méthode développée (cf. §3.1.2)

consiste à combiner les observations issues de chaque source, dans l'étape de ré-échantillonnage du filtre à particules.

La configuration choisie (le système est situé au milieu de la section suivie) fait que le télémètre est prépondérant dans la zone située de part et d'autre de l'observatoire, à plus ou moins vingt mètres. Le capteur vision prenant le relais dans les zones plus éloignées.

Le protocole expérimental est composé de six cas différents pour confirmer ou infirmer l'utilité de la fusion dans le calcul global de la trajectoire :

- séparation du traitement en trois parties : les dix premiers mètres suivant l'observatoire, les dix mètres suivant et la totalité des vingt mètres pour lesquelles les échos télémètres peuvent être exploités,
- deux passes : une première fois en utilisant tous les échos télémètres, puis une seconde en bridant le système pour n'enregistrer, au maximum, que cinq points télémètres tirés aléatoirement (pour simuler une défaillance dans le capteur) par balayage.

Pour tester la répétabilité du processus, chaque suivi est effectué quinze fois ; les tableaux ci-dessous affichent la moyenne des erreurs calculées pour ces quinze suivis, par rapport aux trajectoires étalons (GPS), quantifiée par la "méthode continue" (cf. p. 99).

	<b>Vision</b>	<b>Laser</b>	<b>Fusion</b>
<b>Totalité des 20 m</b>	16.96	20.18	13.88
<b>10 premiers m</b>	8.80	13.82	6.51
<b>10 derniers m</b>	23.19	34.39	18.62

TAB. 4.4 – Moyenne des écarts pour deux véhicules étalons différents avec tous les échos et avec peu d'échos.

Globalement, la fusion donne toujours les meilleurs résultats et pour deux véhicules différents, on obtient l'erreur (en cm) du tableau 4.4 par rapport à la trajectoire étalon (GPS). On remarque aussi que la méthode utilisant les informations du télémètre seul est moins fidèle (cf. tableau 4.5) que celle utilisant les images vidéo. Cette fidélité se dégrade avec la décroissance du nombre d'échos reflétés.

Dans le tableau 4.6, on voit que l'utilisation de tous les échos améliore significativement la précision du traitement, la dégradation ayant lieu surtout vers la fin de la trajectoire. La fusion apporte donc une amélioration qui n'est pas marginale.

Les valeurs d'écart-type sur vingt itérations (cf. tableau 4.7) montrent que la méthode par télémètre est d'autant plus dégradée que le nombre d'échos est faible. La méthode consistant à caler au mieux les faces d'un cube 3D par rapport aux

	<b>Vision</b>	<b>Laser</b>	<b>Fusion</b>
<b>Totalité des 20 m</b>	2.65	8.55	4.00
<b>10 premiers m</b>	3.69	4.97	2.29
<b>10 derniers m</b>	2.90	17.09	6.68

TAB. 4.5 – Écart-type des écarts pour deux véhicules différents avec tous les échos et avec peu d'échos.

<b>Laser/Fusion</b>	10 premiers m	10 derniers m	totalité des 20 m
<b>Peu d'échos</b>	14.03/ <b>4.96</b>	57.03/ <b>19.02</b>	26.95/ <b>14.42</b>
<b>Tous les échos</b>	13.61/ <b>8.06</b>	16.76/ <b>15.23</b>	15.41/ <b>13.25</b>

TAB. 4.6 – Moyenne des erreurs pour les différentes expérimentations.

échos mesurés, si ces derniers ne sont que sur une face, le cube peut bouger et ne pas modifier le résultat.

	<b>Laser</b>	<b>Fusion</b>
<b>Peu d'échos</b>	15.12	3.60
<b>Tous les échos</b>	6.91	1.69

TAB. 4.7 – Écart-type de l'erreur sur vingt suivis d'une même voiture.

La figure 4.23 montre un exemple de suivi issu de la campagne de tests réalisée. Le modèle 3D correspondant à la localisation du véhicule est reprojété sur l'image courante. Dans la colonne de gauche, la méthode exploite uniquement les données issues du capteur vision. Dans la colonne du milieu, la méthode exploite uniquement des données télémétriques. Les croix vertes correspondent aux échos laser simulés, reprojétés dans l'image. Les échos simulés sont calculés comme étant les points d'intersection entre les tirs simulés (connaissant la position du télémètre et l'angle de balayage) et les faces du modèle 3D.

Les croix rouges correspondent aux échos laser réels reprojétés dans l'image. Dans la colonne de droite, la méthode utilisée exploite les deux capteurs. On constate qu'en entrée de virage, l'estimation vision est assez mauvaise. Cela est dû à la présence d'un véhicule qui croise le véhicule suivi, provoquant du bruit dans l'extraction fond/forme. Lorsque le véhicule s'éloigne du capteur, l'approche télémétrique est mise en défaut. Ceci est dû à la diminution du nombre d'échos laser renvoyés par le véhicule. L'approche fusionnant les deux capteurs permet de profiter des bonnes informations délivrées par le capteur laser en entrée de virage, puis de celles délivrées par le capteur de vision en sortie de virage.

Enfin, une dernière expérimentation a été menée pour valider le choix de cette technique de fusion de capteurs. Nous l'avons comparé aux opérateurs classiques d'addition et de multiplication. Le tableau 4.8 valide définitivement la possibilité que nous apporte le **FP** d'utiliser l'étape de ré-échantillonnage pour fusionner les capteurs.

	Type de fusion		
	Echantillonnage multi-sources	Produit	Addition
<b>Moyenne</b>	0.12	0.18	0.23
<b>Écart-type</b>	0.07	0.12	0.14

TAB. 4.8 – Moyenne et écart-type de l'erreur sur vingt suivis d'une même voiture.

Pour conclure cette partie, il est à noter que la fusion fonctionne bien si la dynamique est similaire entre les valeurs de poids télémètre et vision. Sur la figure 4.21, un exemple de calcul de poids des 150 particules est illustré.

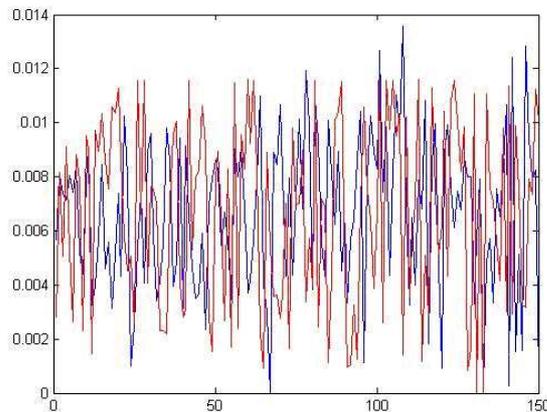


FIG. 4.21 – En rouge les poids vision ; en bleu, les poids télémètre.

Les choix des paramètres propres à la méthode récursive estimant les trajectoires par un filtrage à particules viennent d'être argumenté. Le calage des paramètres (descripteur, nombre de particules et échelle de variation de la cinématique) de la deuxième méthode, estimant de façon globale les trajectoires par **MCMC**, a bénéficié de cette étude. Les autres paramètres, définissant les profils cinématiques, ont été fixés de manière empirique (cf. §3.2.1.2) en fonction des trajectoires calculées sur les différents sites d'expérimentations, grâce à la première

méthode.

Pour terminer ce chapitre, la section suivante présente une comparaison métrologique de ces deux méthodes.

### 4.3 Résultats métrologiques des méthodes

Cette section va comparer les deux méthodes (globale et séquentielle) pour les deux paramètres cinématiques importants à la compréhension du comportement d'un automobiliste : la position sur la chaussée et l'angle de braquage du véhicule.

Le tableau 4.9 compare ces deux méthodes pour vingt passages d'un véhicule équipé d'un GPS précis au centimètre près.

N° de passage	Méthode séquentielle moy/std	Méthode globale moy/std
1	<b>15.29</b> /3.41	<b>11.42</b> /4.23
2	<b>9.02</b> /11.29	<b>2.98</b> /2.03
3	<b>23.08</b> /16.71	<b>8.91</b> /3.05
4	<b>7.29</b> /3.61	<b>2.67</b> /1.87
5	<b>5.42</b> /3.77	<b>15.36</b> /5.26
6	<b>5.05</b> /3.20	<b>10.25</b> /5.60
7	<b>12.01</b> /5.87	<b>15.07</b> /7.81
8	<b>10.06</b> /6.10	<b>19.28</b> /3.91
9	<b>13.81</b> /9.48	<b>10.27</b> /3.14
10	<b>12.41</b> /7.50	<b>12.19</b> /4.33
11	<b>10.56</b> /6.00	<b>12.24</b> /8.92
12	<b>13.89</b> /8.46	<b>12.44</b> /7.66
13	<b>5.42</b> /2.92	<b>12.86</b> /12.08
14	<b>8.20</b> /3.26	<b>3.49</b> /2.40
15	<b>8.12</b> /5.50	<b>6.64</b> /4.70
16	<b>14.89</b> /11.16	<b>7.89</b> /3.64
17	<b>24.64</b> /16.60	<b>8.95</b> /4.67
18	<b>11.39</b> /6.60	<b>22.93</b> /12.19
	<b>11.70</b> /7.30	<b>10.67</b> /5.54

TAB. 4.9 – Précision (cm) pour la caméra de sortie de virage (erreur et écart-type entre la trajectoire estimée et celle mesurée par un GPS cinématique).

Les deux méthodes permettent d'estimer les trajectoires des véhicules avec

une précision inférieure à vingt centimètres, répondant ainsi aux exigences du cahier des charges du système. La méthode globale fournit des traces légèrement plus lissées.

Nous avons réalisé le même exercice avec la "méthode discrète" (cf. p. 99) et la figure 4.22, représentant un des suivis étalons, illustre cet effet de lissage inhérent à la méthode globale.

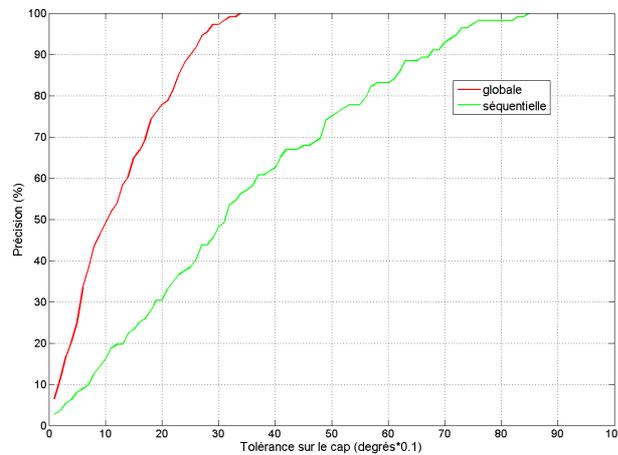


FIG. 4.22 – En rouge le % de points tolérables par la méthode globale. En vert le % de points tolérables par la méthode séquentielle.

Enfin, le tableau 4.10 ci-dessous permet de conclure sur une précision de la trace globalement identique entre les deux méthodes, mais plus grande pour la mesure du cap par la méthode globale.

Paramètre	% pts	Séquentielle	Globale
<b>Position</b> (cm)	50 %	18	20
	80 %	35	33
<b>Cap</b> (degréx0.1)	50 %	23	14
	80 %	40	27

TAB. 4.10 – Comparaison en terme de position et de cap entre les deux méthodes.

Ces expérimentations montrent que les précisions des deux méthodes sont similaires. La précision sur la position latérale du véhicule dans la voie est inférieure à 20 cm. Les trajectoires estimées par la méthode globale sont plus lissées, les paramètres du générateur de trajectoires étant choisis pour représenter au mieux le comportement cinématique d'un véhicule en virage.

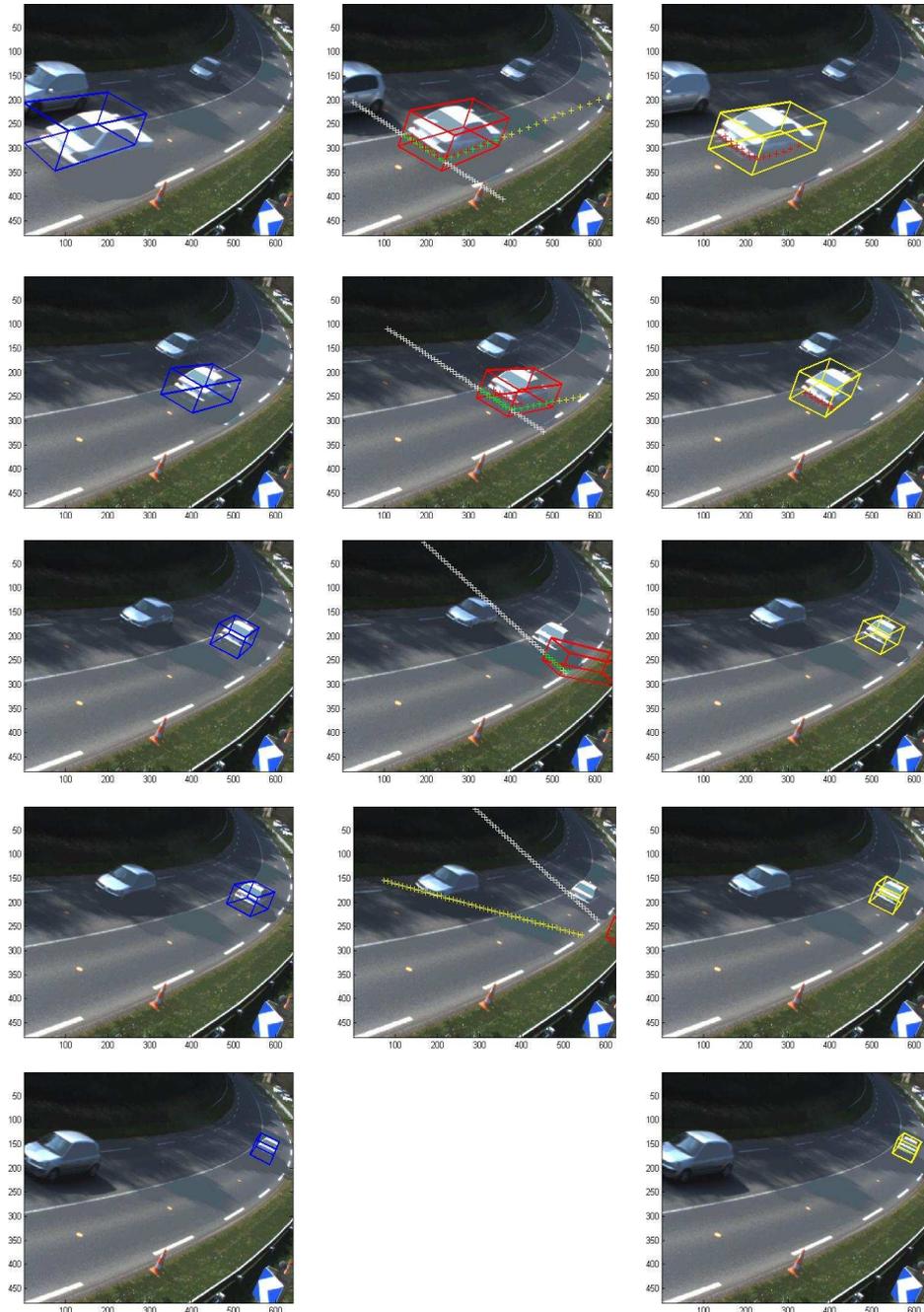


FIG. 4.23 – Exemple de suivi issu de la campagne de tests réalisée. Le modèle correspondant à la localisation du véhicule est reprojété sur l'image courante. Pour la colonne de gauche, la méthode exploite uniquement les données issues du capteur vision. Pour la colonne du milieu, la méthode exploite uniquement des données télémétriques. Les croix vertes correspondent aux tirs laser simulés, reprojétés dans l'image. Les croix rouges correspondent aux données laser réelles reprojétées dans l'image. Pour la colonne de droite, la méthode utilisée exploite les deux capteurs.



# Chapitre 5

## Déploiement en situation réelle

L'un des objectifs du projet RADARR consiste à mesurer des trajectoires sur plusieurs virages expérimentaux ouverts à la circulation et réputés dangereux. Dans ce contexte, trois sites ont été identifiés, puis instrumentés au moyen de plusieurs systèmes de mesure dont l'Observatoire De Trajectoires. Le but de ces essais était de recueillir une quantité importante d'informations relatives au tracé des trajectoires et aux vitesses pratiquées. La synthèse de ces données a permis de décrire le comportement usuel des automobilistes dans l'approche et le franchissement d'un virage. En fonction des attitudes observées, des solutions d'aménagements du site en termes de niveaux d'équipements ont été proposées.

La démarche employée pour retenir les sites expérimentaux a notamment consisté à analyser les informations suivantes :

- caractéristiques géométriques et de surface des chaussées par l'appareil de mesure VANI,
- synthèse de l'accidentologie sur les itinéraires retenus. Cette synthèse a été élaborée en croisant les informations recueillies auprès des DDE, des garagistes et des gendarmes couvrant chaque zone,
- conclusion des études réalisées par deux experts de sécurité routière.

L'instrumentation d'un des trois sites et quelques résultats obtenus sont détaillés dans la suite du chapitre.

### 5.1 Instrumentation d'un site

L'ODT était composé des éléments suivants :

- un dispositif vidéo,
- un télémètre laser à balayage,

- un système de détection des passages de véhicules (trois paires de cellules photo-électriques),
- un équipement informatique pour l'acquisition et le stockage des données.

Le système de détection de véhicules était positionné à environ 70 m en amont du centre du virage. Il était relié par fil à la station informatique. Une analyse en temps réel des signaux émis lors des coupures des faisceaux permet de savoir quel type de véhicule est en approche. La décision de démarrer l'enregistrement était prise uniquement lorsqu'un véhicule léger se rapprochait de l'ODT.

Le dispositif vidéo était constitué de deux caméras couleurs équipées chacune d'un iris automatisé. Placées au sommet d'un mât télescopique d'une hauteur de 6 m, elles étaient orientées de manière à voir artificiellement les zones amont (champ arrivée) et aval (champ fuite) du virage sur une distance proche de 50 m. L'utilisation du télémètre permettait d'obtenir des données dans la partie centrale du virage ainsi que dans les champs de vision des caméras (cf. figure 5.1).

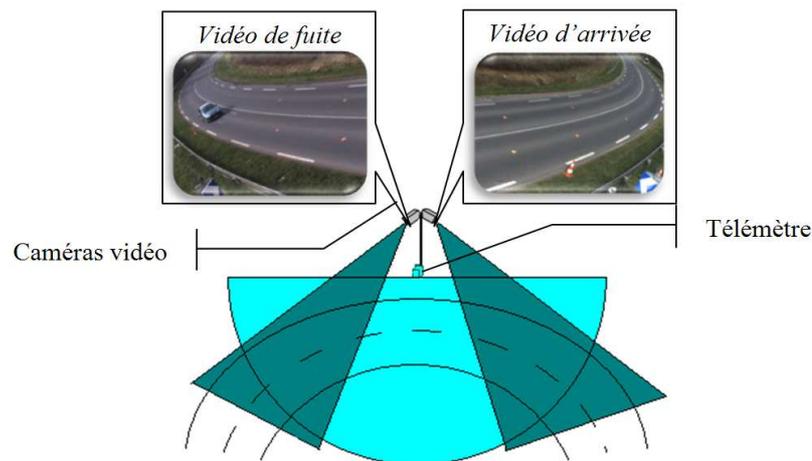


FIG. 5.1 – Représentation des champs de vue des différents capteurs.

L'équipement informatique et électronique assurant l'acquisition et le stockage des données était disposé dans une armoire étanche et sécurisée situé à proximité du mât. Les photos de la figure 5.2 montrent l'implantation de l'observatoire optique de trajectoires sur le site routier.

## 5.2 Résultats obtenus

Les résultats présentés dans cette partie sont issus de traitements effectués par le logiciel SAVe Virage. Deux types d'analyse peuvent être réalisées : d'une part,

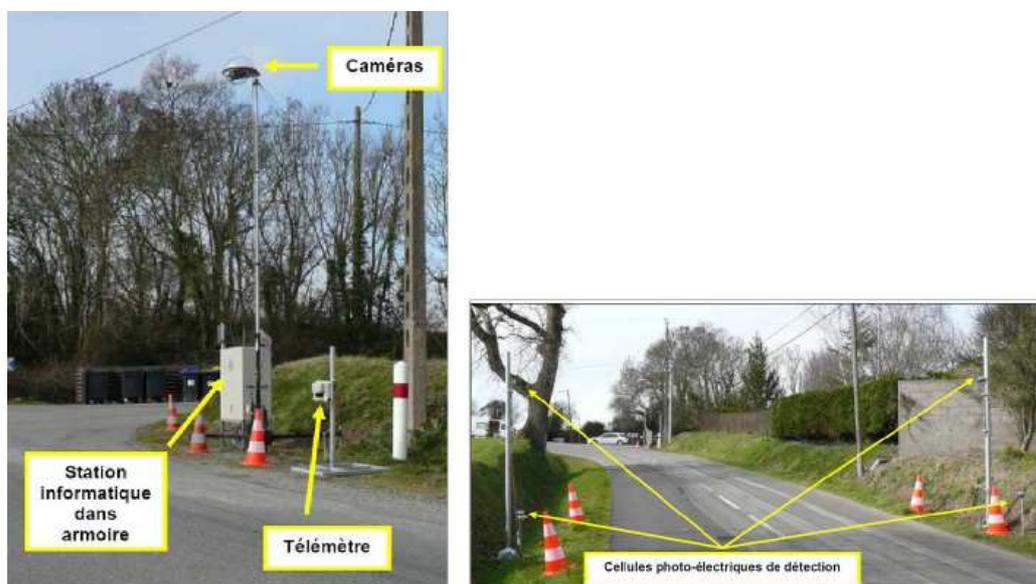


FIG. 5.2 – Implantation de l'ODT sur un site routier.

l'analyse des vitesses, d'autre part, l'analyse des traces ou des positions dans la voie de circulation.

### 5.2.1 Analyse des vitesses

Une étude concernant la distribution des vitesses des véhicules isolés a été effectuée. Nous prenons ici un exemple d'exploitation des mesures fournies en un point de mesure, situé dans la partie centrale du virage.

Les vitesses mesurées sont comparées aux limitations légales de vitesses, ou bien encore à des grandeurs spécifiques à l'exploitation de données routières, comme la vitesse V85 (vitesse en dessous de laquelle roule 85% des usagers).

Les figures 5.3 et 5.4 illustrent la manière dont sont analysées les données fournies par l'ODT.

---

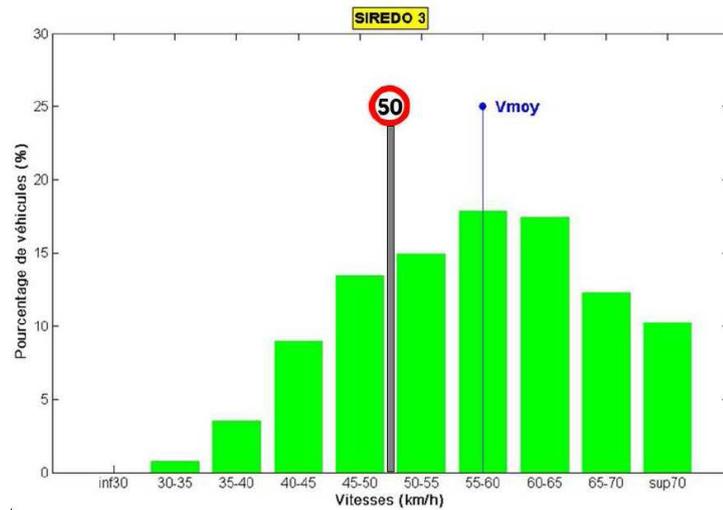


FIG. 5.3 – Distribution des vitesses enregistrées en un point de mesure. Comparaison avec la vitesse légale.

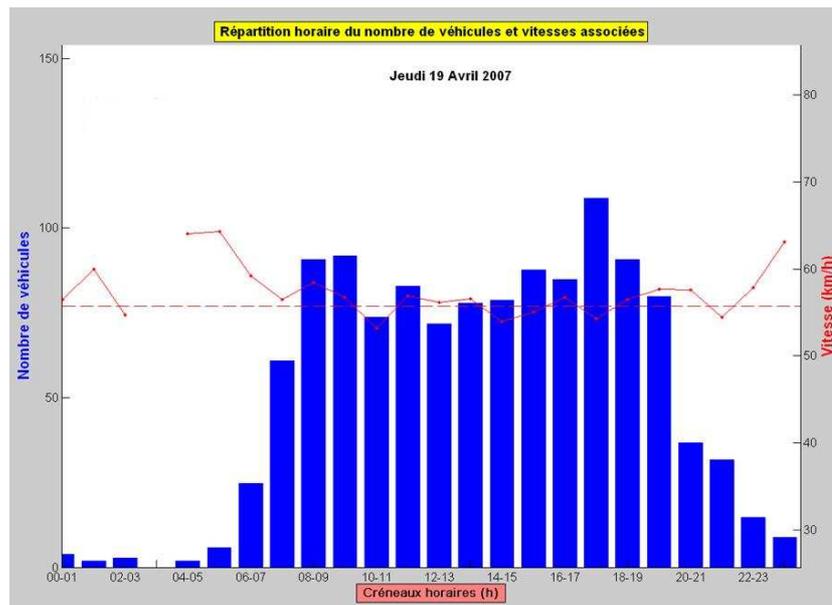


FIG. 5.4 – Vitesses pratiquées en un point de mesure en fonction de l'horaire et du trafic lors d'une journée d'expérimentation.

La dernière figure permet de distinguer plusieurs tendances auxquelles nous pouvons associer des événements de la vie quotidienne. Ces tendances sont décrites dans le tableau 5.1.

A ces observations faites sur le trafic, nous pouvons ajouter des remarques concernant les vitesses. On constate que les vitesses pratiquées sont globalement

<b>Tendance du trafic</b>	<b>Chiffrage</b>	<b>Événement lié ?</b>
Faible entre 0 et 6h	moins de 10 véh/h pas de véhicules entre 3 et 4h	
Nette augmentation à 6h	environ 30 véhicules entre 6 et 7h	premier déplacement domicile => travail
Augmentation continue de 6 à 10h	le trafic est quasiment multiplié par 3 atteignant un maximum de 95 véh/h	déplacements domicile => travail déplacements dans le cadre du travail
Baisse entre 12h et 13h	70 véh/h entre 12 et 13h	pause déjeuner
Augmentation de 13 à 18h	maximum atteint entre 17 et 18h avec 115 véhicules	reprise des activités professionnelles trajet travail => domicile
Baisse continue jusqu'à minuit	baisse importante à partir de 20h (de 80 véh/h à 40 véh/h)	diminution progressive jusqu'à minuit

TAB. 5.1 – Tendance proposée en fonction des vitesses mesurées.

supérieures à la moyenne journalière des vitesses (en pointillés) de 0h à 10h. De 10h à 19h, les vitesses mesurées sont homogènes et centrées sur la moyenne. A partir de 19h, les vitesses pratiquées dans le virage augmentent.

En combinant les informations de vitesse et de trafic, on aboutit à une conclusion qui semble intuitive :

- plus le trafic augmente, plus les vitesses pratiquées sont faibles,
- les vitesses les plus élevées sont enregistrées essentiellement pendant la nuit et à l'aube (4h-6h).

### 5.2.2 Analyse des positions

La figure 5.6 illustre le type de support d'analyse offerte par le système. Les gestionnaires peuvent ainsi savoir si le marquage est bien perçu et bien respecté par les usagers, s'ils ne coupent pas le marquage central et s'il y a des comportements anormaux. A noter qu'une possibilité alternative pour détecter ces comportements anormaux est d'utiliser la méthode globale et d'identifier les passages pour lesquels la fonction d'observation varie brutalement. La figure 5.5 illustre ce caractère intéressant de la méthode globale pour classer les trajectoires.

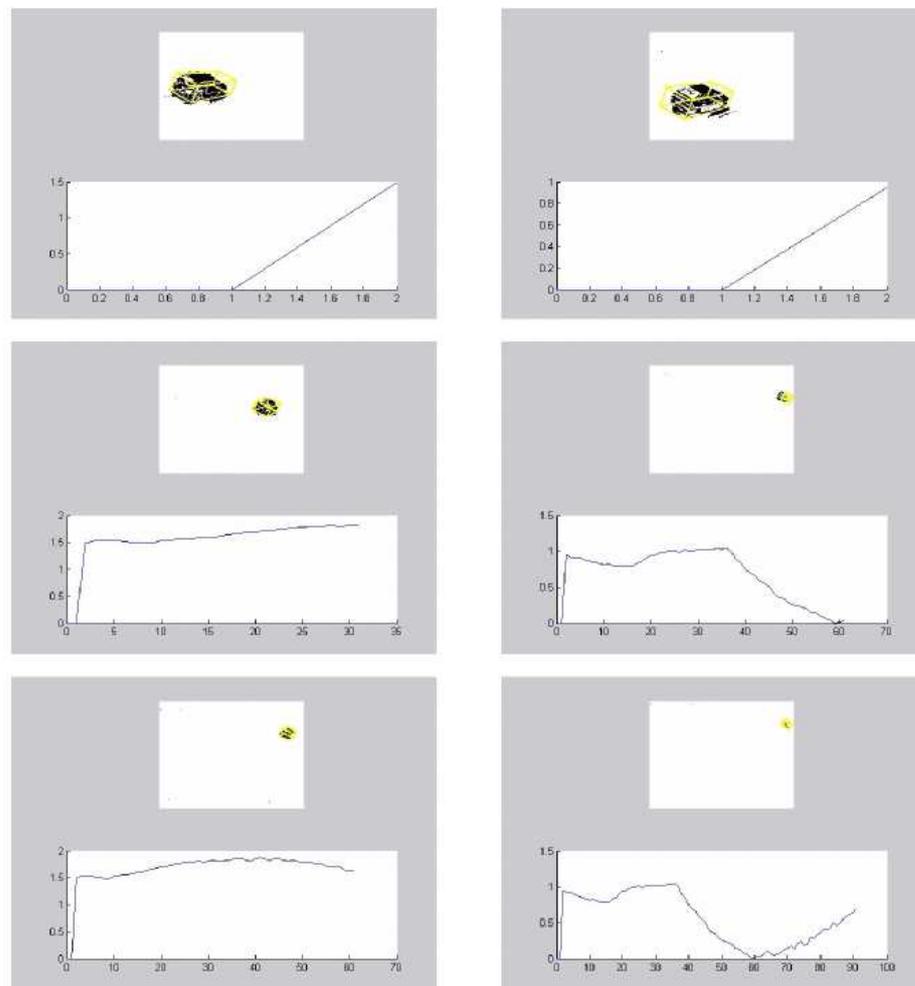


FIG. 5.5 – La colonne de gauche illustre le suivi d'une trajectoire normale ; les imageries du bas montrent une stabilité de la fonction d'observation tout au long de la trajectoire. La colonne de droite illustre le suivi d'une trajectoire "atypique" (ici un zig-zag) ; les imageries du bas montrent une chute de la fonction d'observation lorsque le véhicule braque fortement.

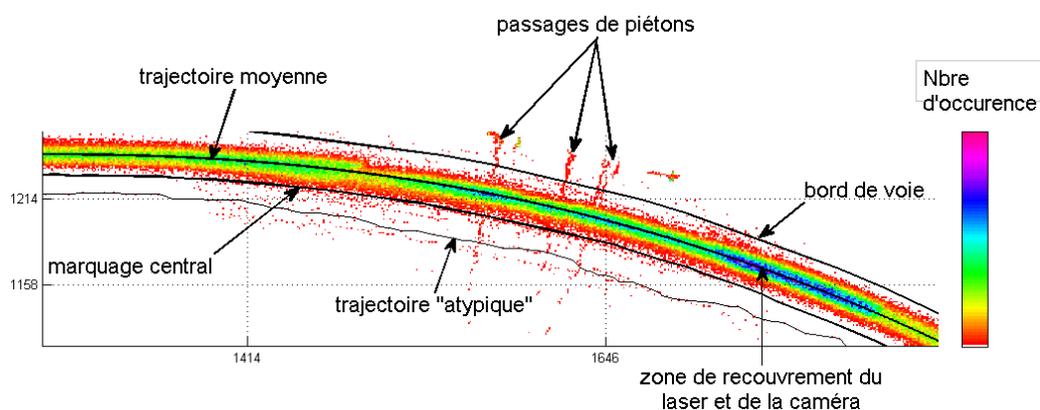


FIG. 5.6 – Faisceau de trajectoires de véhicules estimé par le système, dans un virage réel. Plus la couleur s’approche du violet, plus la surface de la route a été sollicitée.

Un autre exemple, issu d’un site d’étude différent, représente les trajectoires estimées sur la partie amont du virage (cf. figure 5.7).

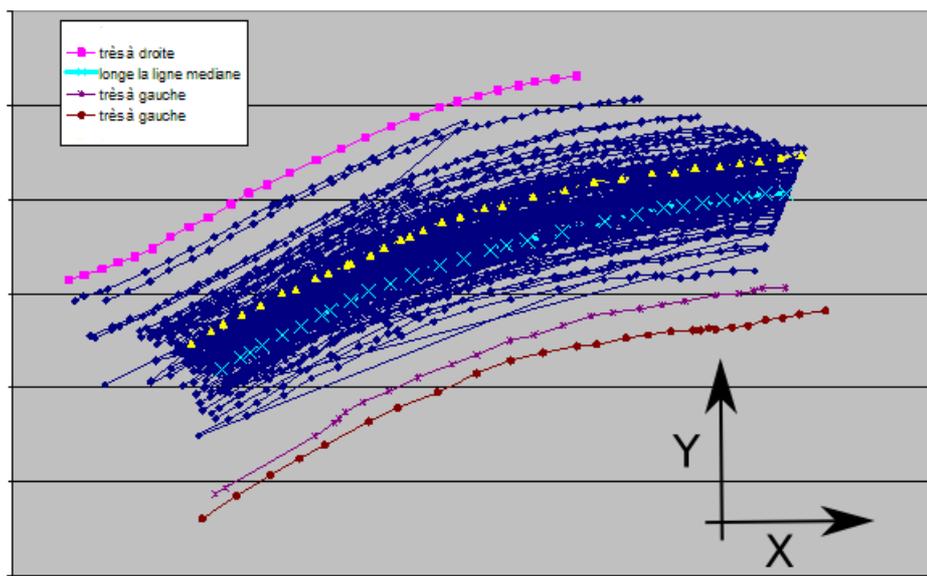


FIG. 5.7 – Ce faisceau de trajectoires ne comporte que 100 trajectoires, afin de faciliter la lisibilité du comportement des usagers sur le site test.

Sur ce site, la majorité des conducteurs longent le marquage central ou le coupent légèrement. Seule une faible proportion prend convenablement le virage (1/5<sup>ème</sup>). Cette étude a permis de dresser le tableau 5.2 suivant, illustré par les images de la figure 5.8.

Position du bord du véhicule par rapport au marquage central	Taux de véhicules légers
Bien à droite	21%
Longeant	61%
Coupant	16%
Très à gauche	2%

TAB. 5.2 – Position des véhicules dans la voie.

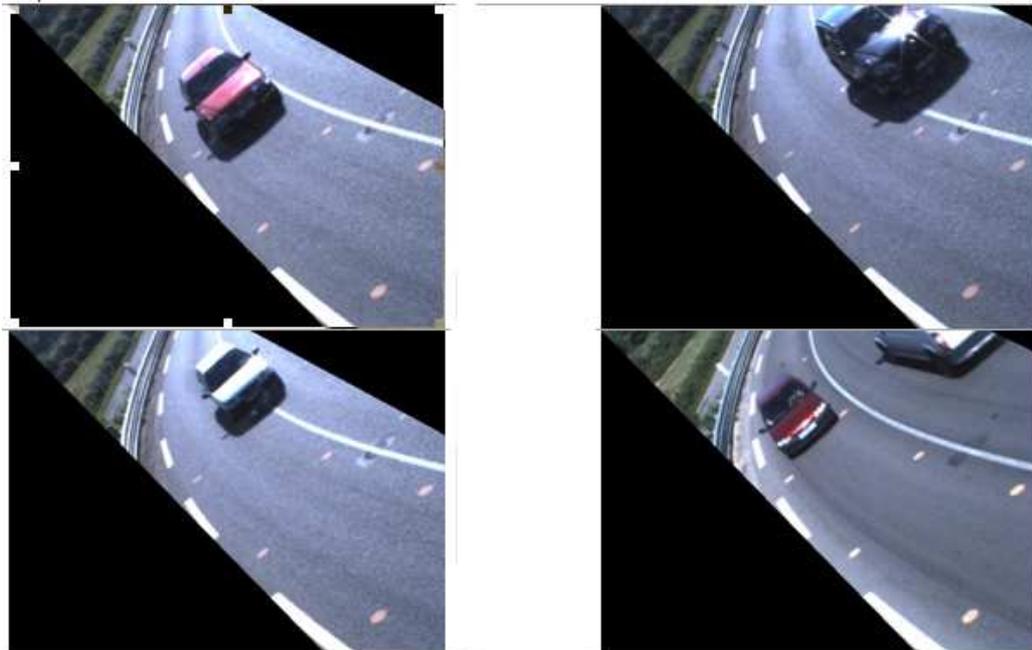


FIG. 5.8 – En haut à gauche, le véhicule "longe" le marquage central; en haut à droite, le véhicule est "très à gauche" ; en bas à gauche, le véhicule "coupe" le marquage central ; en bas à droite, le véhicule est "bien à droite".

Enfin, il a été indiqué au gestionnaire qu'il semblait nécessaire de s'interroger sur la crédibilité du marquage central continu de ce site. Ce dernier n'étant pas suffisamment respecté, il fut proposé de le renforcer par un signal sonore ou tout autre disposition plus incitative.

# Conclusion et perspectives

## Bilan de la thèse

L'objectif de ces travaux de thèse était de proposer un système de suivi de trajectoires pour mieux comprendre les relations entre l'accidentologie et les caractéristiques de l'infrastructure. Un système de cette nature permettrait d'apporter des réponses pertinentes à de nombreuses questions encore en suspens, telles que :

- la route est-elle bien utilisée par les conducteurs,
- les informations proposées par la signalisation et le tracé sont-ils bien compris,
- le site induit-il des comportements dangereux : si oui, pourquoi,
- quels sont les mécanismes d'accidents ou de presque accidents . . .

Les travaux menés dans cette thèse ont permis de développer un Observatoire De Trajectoires, installé sur le bord de la chaussée, qui contribuera à une meilleure approche de toutes ces questions.

La contribution principale de cette thèse porte sur le développement de méthodes opérationnelles pour l'estimation précise des trajectoires de véhicules à partir d'une combinaison d'images vidéo et de mesures télémétriques. Les deux méthodes de suivi proposées, s'appuient sur une nouvelle méthode de soustraction fond/forme, sur la combinaison des deux modèles cinématique et d'observation et enfin sur une technique originale de fusion de capteurs, utilisant un processus de ré-échantillonnage de filtre à particules.

La première méthode, de suivi d'objets, dite "séquentielle", a l'avantage de traiter toutes les trajectoires, mêmes si celles-ci présentent des caractéristiques cinématiques anormales. Elle est actuellement appliquée dans le cadre du projet RADARR et a permis d'analyser avec succès des observations réalisées en condition de trafic réel, sur des durées de plusieurs jours. Cette méthode est donc très utile et opérationnelle. Néanmoins, les trajectoires estimées par cette méthode sont relativement "bruitées", alors qu'en réalité les usagers optent pour un confort de conduite et "lissent" leur trajectoire. Nous avons donc développé une méthode alternative dite "globale" qui permet d'une part de réduire les paramètres caracté-

ristiques des trajectoires et d'autre part d'améliorer la précision de la mesure de trajectoire, que ce soit au niveau de la position, ou au niveau du cap des véhicules. De plus, cette méthode a la particularité de ne suivre que les trajectoires normales. Une analyse de la fonction d'observation issue de la trajectoire choisie peut donc suffire pour décider si une trajectoire est normale ou atypique.

Une association intéressante de ces deux méthodes pourrait être d'utiliser dans un premier temps la méthode globale, d'une part pour estimer précisément les trajectoires, et d'autre part pour isoler les trajectoires anormales. Dans un second temps, la méthode séquentielle serait utilisée pour traiter les trajectoires dites anormales et confirmer ou infirmer le caractère dangereux de la trajectoire.

A ce jour, le système prototype a été déployé sur une dizaine de virages dangereux démontrant son caractère opérationnel. Des demandes de prestations sont à l'ordre du jour et on peut citer l'analyse d'un nouveau système de signalisation de travaux pour ASF et l'analyse d'une bretelle d'autoroute accidentogène pour la DIRIF, en Ile de France.

### **Perspectives scientifiques**

Trois pistes d'amélioration de ce système sont envisageables. La première porte sur l'amélioration de la méthode de soustraction de fond, dont le fonctionnement peut-être biaisé par la présence de l'ombre portée du véhicule sur la chaussée ; lorsque le laser fait défaut, une mauvaise suppression d'ombre, essentiellement remarquée pour les véhicules sombres, peut engendrer de mauvaises estimations. Une piste d'action serait de modéliser l'ombre, connaissant le modèle 3D du véhicule et la position du soleil, à chaque instant, dans la scène de mesure. La fonction d'observation utiliserait alors un nouveau modèle géométrique 3D intégrant l'ombre potentielle du véhicule suivi.

La deuxième est plus d'ordre pratique (surtout pour le calibrage) puisqu'elle est sur l'utilisation seule de la vidéo, supprimant ainsi le télémètre à balayage. Ce dernier est, en effet, principalement nécessaire pour la mesure de nuit. L'idée serait alors d'utiliser une source lumineuse visible par les caméras et invisible par les usagers de la route, afin de ne pas biaiser la mesure. De plus, ceci permettrait d'ouvrir le champ d'application du système et d'étudier, de jour comme de nuit, des sections de route éloignées du site d'instrumentation.

Enfin, la dernière piste concerne le portage de la méthode séquentielle en temps réel. Cette amélioration permettrait de ne conserver que les données exploitables, à savoir un fichier texte pour toutes les trajectoires et les séquences d'images pour les trajectoires atypiques. Un gain de temps considérable serait alors permis, non seulement pour le traitement, mais aussi pour l'analyse de cette importante quantité de données. L'idée serait de faire la soustraction fond/forme

---

directement dans la caméra (carte FGPA), puis d'optimiser le calcul des PC multicœur.

### **Élargissement des champs d'application**

Ce concept d'ODT est intéressant pour des applications aux usagers vulnérables tels que les cyclistes ou les motocyclistes. C'est d'ailleurs une des tâches amorcées dans un projet ANR (DIVAS) consistant à quantifier la précision de mesure de l'ODT pour des trajectoires effectuées par une moto équipée d'un GPS précis au cm près.

Un autre sujet qui pose des soucis aux gestionnaires (et bien sur aux accidentés) sont les Tourne A Droite aux feux, lorsqu'il y a des aménagements cyclables. A cause de l'angle mort, surtout pour les poids lourds (PL), il y a un risque d'accident important entre un cycliste qui va tout droit dans son couloir et un PL qui tourne à droite, lors du passage des feux au vert. Les gestionnaires ont opté pour la réalisation systématique d'un SAS afin que le vélo soit devant les autres véhicules, mais les SAS ne sont pas bien respectés. Une analyse comportementale pourrait certainement les aider à mieux dimensionner ces SAS, voir à définir des mesures supplémentaires pour accroître la sécurité.

Enfin, dans le cadre des aménagements de partage de la voirie, les gestionnaires réalisent des couloirs et/ou des bandes cyclables. Ils souhaitent que ces aménagements soient respectés par les autres usagers, notamment dans les courbes, puis les entrées et sorties de giratoires. Ce sujet est une véritable problématique : quelle est la bonne trajectoire et à quelle vitesse? quelle doit être la dimension de l'anneau central, l'anneau du giratoire doit-il être plat, quel est le bon profil en travers?....

---



# Annexe I

## Le simulateur

Pour déterminer les caractéristiques des éléments de l'ODT (caméras, télémètre), la première étape fut de développer un simulateur sous Matlab®. L'objectif de ce dernier était de remplir les conditions suivantes :

- représenter les trois vues caméras dans un référentiel absolu,
- représenter les impacts télémétriques dans un référentiel absolu,
- simuler le passage de différents véhicules et estimer la précision de la mesure par les caméras,
- modifier rapidement les paramètres influents des mesures (repères camera et télémètre par rapport au repère absolu, caractéristiques des capteurs, caractéristiques de la voie, ...).

### I.1 Référentiel et définition des paramètres

#### I.1.1 Référentiel

Nous avons défini un repère "absolu" dans lequel toutes les mesures seront référencées (cf. figure I.1). Ce repère est défini arbitrairement comme étant situé sur le bord de la voie et à l'extérieur du virage.

Ce repère est orthonormé et caractérise les trois dimensions réelles. De plus, un degré de rotation est pris en compte pour chacun de ces axes (cf. figure I.2). Le point d'origine est placé sur le bord de la voie et en milieu de virage. L'axe  $Ox$  définit en particulier la position transversale à la route, au niveau de l'origine du repère. Le point caractérisant le centre du virage est inclus dans la droite que forme cet axe et est inclus dans les points positifs de celle-ci. L'axe  $Oy$  définit la position verticale et le sens positif plonge vers le sol. L'axe  $Oz$  définit en particulier la position longitudinale à la route au niveau du repère. Le sens positif est

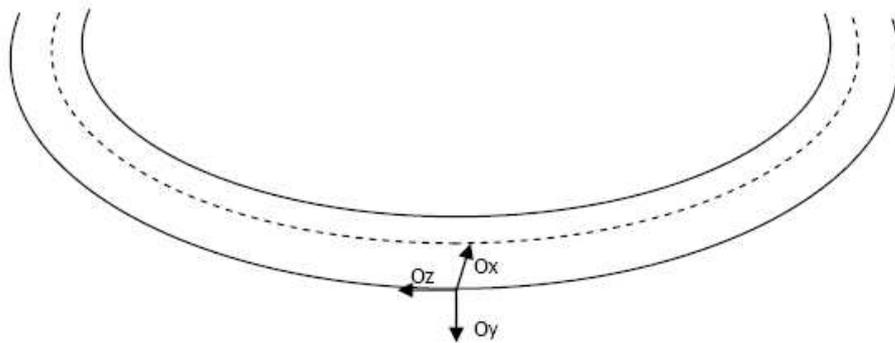


FIG. I.1 – Position du repère absolu du simulateur.

défini du côté par lequel arrivent les véhicules c'est-à-dire venant de face en étant positionnés sur la voie en extérieur de virage.

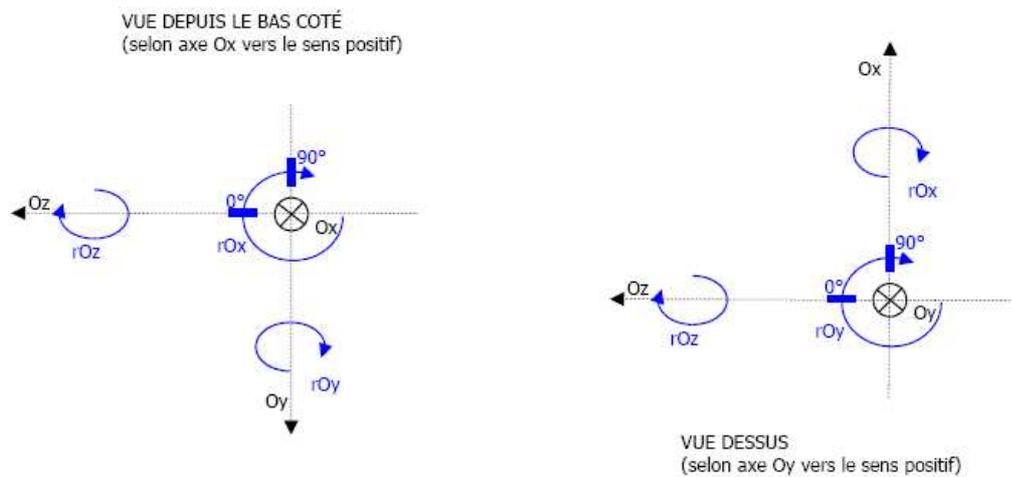


FIG. I.2 – Représentations du référentiel absolu.

### I.1.1.1 Transformation du repère caméra

La projection des points mesurés par la caméra dans le repère absolu est fonction de la position et de la configuration de la caméra (rotation selon les axes du référentiel absolu) par rapport à ce repère.

Ainsi la caméra va percevoir une image composée de  $U$  pixels de large et de  $V$  pixels de hauteur (cf. figure I.3). L'origine est positionnée en haut et à gauche de l'image.

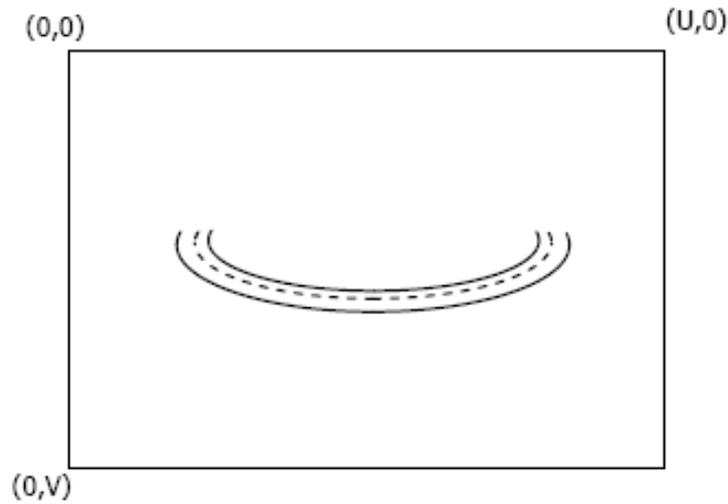


FIG. I.3 – Représentation du référentiel caméra.

Le changement de repère permet de passer d'un point référencé  $(0,0,0)$  dans le repère absolu, en un point  $(0,0,0)$  dans le repère caméra. Maintenant, chaque point issu du repère absolu peut être converti en une position  $2D$  dans l'image.

### I.1.1.2 Transformation du repère télémètre

Le télémètre laser est de type plan et balaye en deux dimensions (déterminée par le plan  $zOx$ ) l'espace de mesure depuis une hauteur fixée. Ainsi une image télémétrique va être constituée de  $N$  points en coordonnées polaires (angle et distance). Le changement de repère permet de passer d'un point référencé  $(0,0,0)$  dans le repère absolu, en un point  $(0,0,0)$  dans le repère télémètre. Chaque point issu du repère absolu peut être maintenant converti en une position  $2D$  dans le plan des impacts télémètres. Le calcul de l'intersection des droites "tirs de télémètre" et "côtés de véhicule" se fait dans le repère absolu. A la fin, les points du repère absolu sont convertis en points dans le repère caméra. Nous pouvons ainsi visualiser sur une même image les échos télémètre et le véhicule évoluant dans l'espace de mesure.

## I.1.2 Définition des paramètres de simulation

Un certain nombre de variables définissent les objets simulés. Ils sont énumérés dans ce paragraphe et classés par fonctions. Les variables des deux premières fonctions "voie" et "dynamique du véhicule" sont interprétées dans la figure I.4.

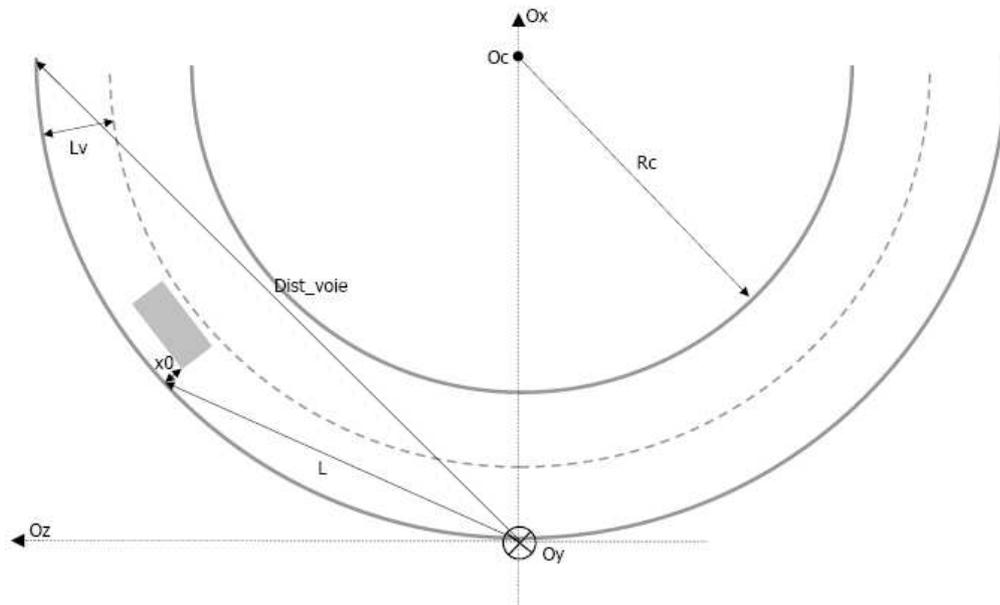


FIG. I.4 – Illustration des variables des fonctions "voie" et "dynamique du véhicule" du simulateur.

### I.1.2.1 Voie

Le tableau I.1 énumère les variables à rentrer dans le simulateur pour configurer la voie de circulation.

Variables	Objet
$R_c$	Rayon du virage
$O_c$	Point du centre du virage
$Dist_{voie}$	Distance maximum de la représentation de la voie
$L_v$	Largeur de la voie

TAB. I.1 – Variables pour configurer la voie de circulation.

### I.1.2.2 Dynamique du véhicule

Le tableau I.2 énumère les variables à rentrer dans le simulateur pour configurer l'évolution du véhicule.

Variables	Objet
$L$	Distance du véhicule par rapport à l'origine du repère absolu
$x_0$	Distance latérale du véhicule par rapport au bord droit de la chaussée
$v$	Vitesse du véhicule
$t$	Date d'apparition du véhicule au départ de la scène (à $Dist_{voie}$ )

TAB. I.2 – Variables pour configurer la dynamique du véhicule.

### I.1.2.3 Modèle du véhicule

Plusieurs modèles de véhicules peuvent être pris en compte dans la simulation. Ces modèles sont classés par type général (berline, break, ...), puis par modèle commercial (Citroën Evasion, ...). On peut enrichir la base de données en précisant les dimensions des véhicules. Un modèle est défini par son enveloppe définie par des points pris sur la carrosserie du véhicule. La référence des coordonnées est prise au sol à la verticale de l'angle avant gauche du véhicule.

### I.1.2.4 Repère caméra

Le tableau I.3 énumère les variables à rentrer dans le simulateur pour configurer le repère caméra.

Variables	Objet
$Tx_{av}$	Translation en $x$ du repère de la camera de gauche
$Ty_{av}$	Translation en $y$ du repère de la camera de gauche
$Rx_{av}$	Rotation autour de l'axe $x$ du repère de la camera de gauche
$Ry_{av}$	Rotation autour de l'axe $y$ du repère de la camera de gauche
$Tx_{up}$	Translation en $x$ du repère de la camera du milieu
$Ty_{up}$	Translation en $y$ du repère de la camera du milieu
$Rx_{up}$	Rotation autour de l'axe $x$ du repère de la camera du milieu
$Ry_{up}$	Rotation autour de l'axe $y$ du repère de la camera du milieu
$Tx_{ar}$	Translation en $x$ du repère de la camera de droite
$Ty_{ar}$	Translation en $y$ du repère de la camera de droite
$Rx_{ar}$	Rotation autour de l'axe $x$ du repère de la camera de droite
$Ry_{ar}$	Rotation autour de l'axe $y$ du repère de la camera de droite

TAB. I.3 – Variables pour configurer le repère de la caméra.

### I.1.2.5 Les caméras

Le tableau I.4 énumère les variables à rentrer dans le simulateur pour configurer les caméras.

<b>Variabes</b>	<b>Objet</b>
$tx_{av}$	Largeur de l'image provenant de la caméra de gauche
$ty_{av}$	Hauteur de l'image provenant de la caméra de gauche
$f_{av}$	Focale numérique de la caméra de gauche
$u0_{av}$	Point principal en largeur de l'image provenant de la caméra de gauche
$v0_{av}$	Point principal en hauteur de l'image provenant de la caméra de gauche
$tx_{up}$	Largeur de l'image provenant de la caméra du milieu
$ty_{up}$	Hauteur de l'image provenant de la caméra du milieu
$f_{up}$	Focale numérique de la caméra du milieu
$u0_{up}$	Point principal en largeur de l'image provenant de la caméra du milieu
$v0_{up}$	Point principal en hauteur de l'image provenant de la caméra du milieu
$tx_{ar}$	Largeur de l'image provenant de la caméra de droite
$ty_{ar}$	Hauteur de l'image provenant de la caméra de droite
$f_{ar}$	Focale numérique de la caméra de droite
$u0_{ar}$	Point principal en largeur de l'image provenant de la caméra de droite
$v0_{ar}$	Point principal en hauteur de l'image provenant de la caméra de droite

TAB. I.4 – Variables pour configurer les caméras.

### I.1.2.6 Repère télémètre

Le tableau I.5 énumère les variables à rentrer dans le simulateur pour configurer le repère télémètre.

<b>Variabes</b>	<b>Objet</b>
$Tx_{tel}$	Translation en $x$ du repère du télémètre
$Ty_{tel}$	Translation en $y$ du repère du télémètre
$Rx_{tel}$	Rotation autour de l'axe $x$ du repère du télémètre
$Ry_{tel}$	Rotation autour de l'axe $y$ du repère du télémètre

TAB. I.5 – Variables pour configurer le repère télémètre.

### I.1.2.7 Le télémètre

Le tableau I.6 énumère les variables à rentrer dans le simulateur pour configurer le télémètre.

Variables	Objet
$Ouv_{tel}$	Angle d'ouverture du télémètre
$Ferm_{tel}$	Angle de fermeture du télémètre
$Res_{tel}$	Résolution angulaire du télémètre
$Port_{tel}$	Portée moyenne du télémètre

TAB. I.6 – Variables pour configurer le télémètre.

La plupart de ces variables sont visualisées dans l'interface du simulateur (cf. figure I.6 et peuvent être modifiées directement.

## I.2 Le simulateur

Le simulateur va donc estimer les précisions des caméras et le nombre d'impacts laser à partir des entrées suivantes :

- caractéristiques simplifiées de la voie,
- dynamique du véhicule,
- modèle simplifié du véhicule (enveloppe),
- configuration du repère de chaque capteur,
- caractéristiques de chaque capteur,

Une interface permet de caractériser soit les caméras seules, soit le couple caméras/télémètre. Cette interface est réalisée par un éditeur d'interfaces graphiques (Guide) sous Matlab®.

### I.2.1 Application pour les caméras seules

Cette application traite les trois vues des caméras et fait défiler un véhicule dans la scène de mesure. Au final, nous obtenons la précision estimée pour chaque caméra configurée (en cm/pixel). A chaque modification de variables, l'application met à jour les repères des caméras, puis calcule les nouvelles matrices de passages du repère absolu dans les repères des caméras.

A chaque image, les actions suivantes sont opérées :

- tracé de la voie des vues de gauche, du milieu et de droite,
- tracé du véhicule dans les vues de gauche, du milieu et de droite,
- calcul de la précision de la mesure pour chaque vue.

## I.2.2 Application complémentaire pour l'ajout du télémètre

Cette application illustrée dans la figure I.5 calcule et trace, en plus des actions de l'application précédente, les impacts télémétriques en fonction des caractéristiques du télémètre ajouté au système.

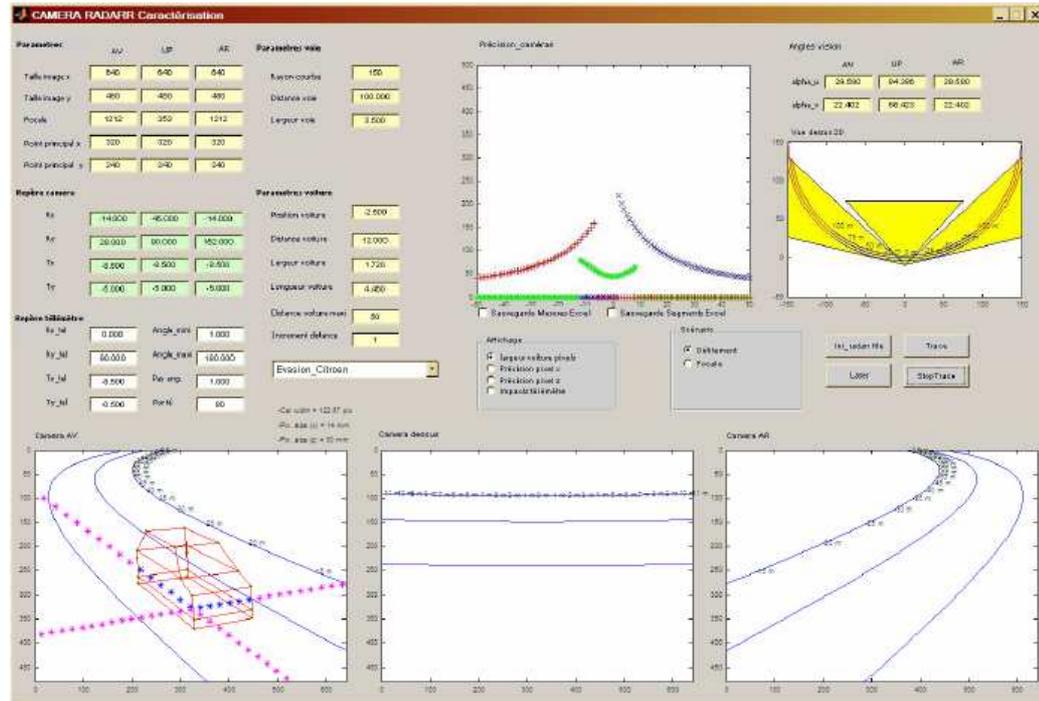


FIG. I.5 – Copie d'écran du simulateur de l'application dédiée aux deux capteurs.

La figure I.5 représente l'interface pour simuler le passage d'un véhicule devant les deux capteurs caméra et télémètre. Les caractéristiques de la simulation sont regroupées dans la zone supérieure gauche de la fenêtre. La visualisation des champs de vue des caméras et des impacts du télémètre est activée. Le véhicule parcourt la distance paramétrée depuis "+ Distance voiture maxi à" "- Distance voiture maxi". Au fur et à mesure des itérations de la simulation, les résultats sur la précision des capteurs sont affichés dans le graphe de la figure I.6, en fonction de la distance du véhicule.

## I.3 Exemple d'utilisation du simulateur

Dans cette partie, un exemple d'utilisation du logiciel est illustré. Cinq fenêtres de sélection de fichiers successives sont à remplir pour pouvoir lancer le

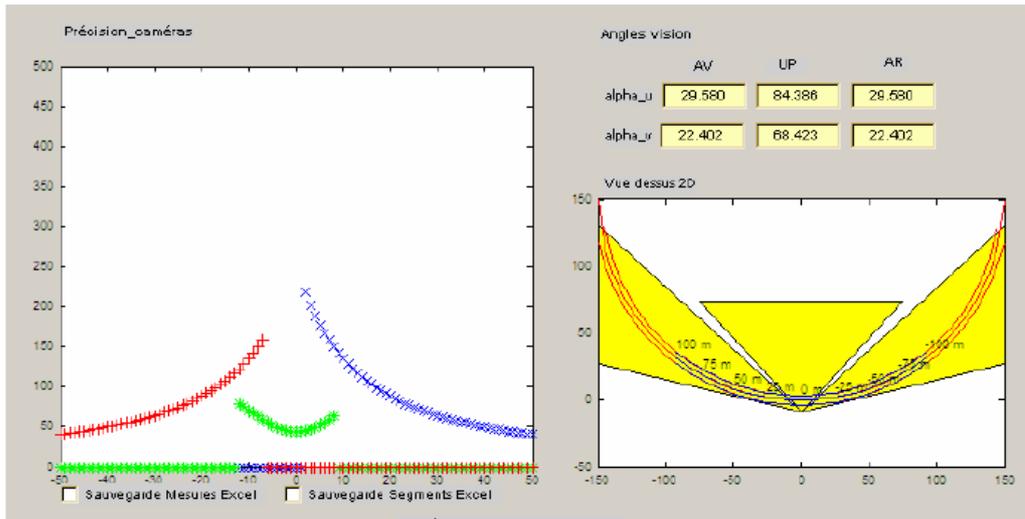


FIG. I.6 – Dans l’image de gauche, les points bleus, verts et rouges représentent respectivement les résultats de la visualisation des véhicules arrivant de face, de côté et d’arrière. Dans l’image de droite, les angles de vision en horizontal ( $\alpha_u$ ) et vertical ( $\alpha_v$ ) sont calculées à partir des paramètres caméras donnés au départ de la simulation. L’affichage de dessus en 2D permet d’apprécier une vue globale de ces angles par rapport à l’implantation des instruments par rapport à la route.

simulateur.

*Fenêtre 1* : sélections des paramètres des caméras et de la chaussée (cf.figure I.7).

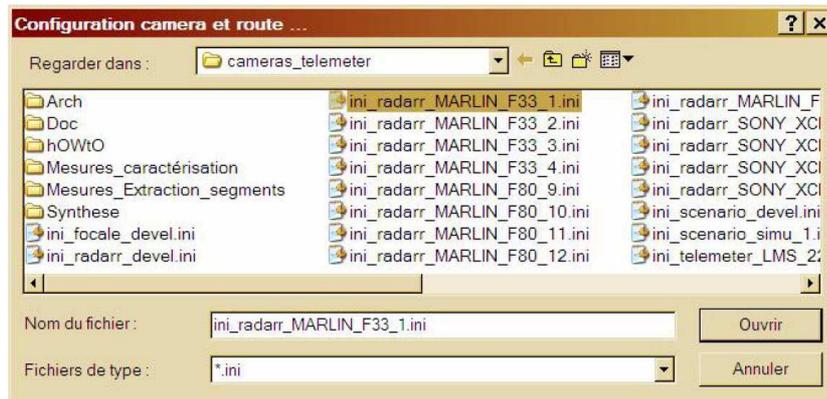


FIG. I.7 – Copie d’écran de la première fenêtre de sélection du simulateur. Choix des paramètres des caméras et de la chaussée.

*Fenêtre 2* : sélections des paramètres du modèle dynamique du véhicule (cf.figure

I.8).

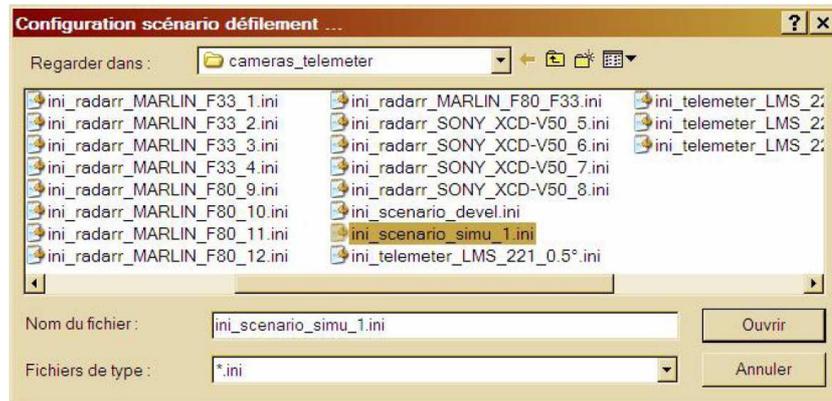


FIG. I.8 – Copie d'écran de la deuxième fenêtre de sélection du simulateur. Choix du modèle dynamique du véhicule.

*Fenêtre 3* : sélections du catalogue de véhicules (cf.figure I.9).

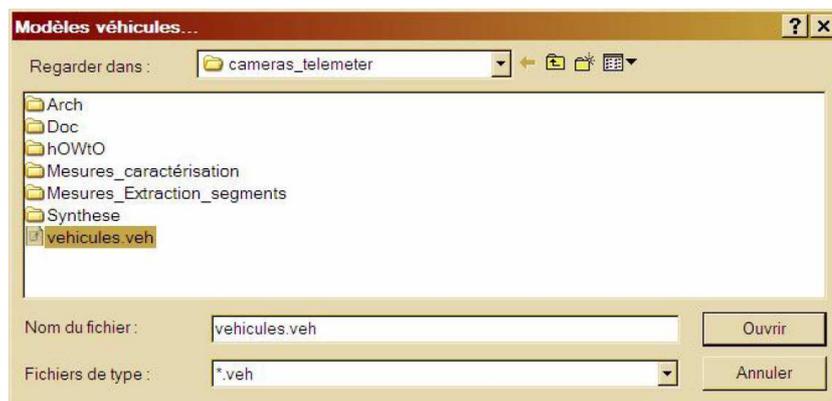


FIG. I.9 – Copie d'écran de la troisième fenêtre de sélection du simulateur. Choix du catalogue de véhicule.

*Fenêtre 4* : sélections des paramètres du télémètre (cf.figure I.10).

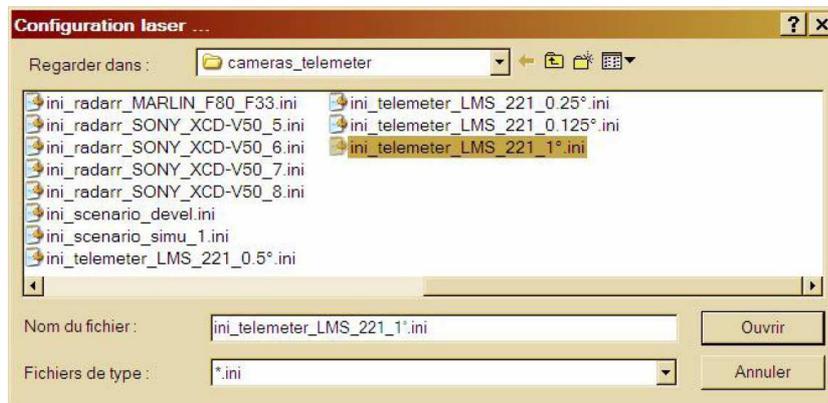


FIG. I.10 – Copie d'écran de la quatrième fenêtre de sélection du simulateur. Choix des paramètres du télémètre.

*Fenêtre 5* : sélections du modèle de véhicule (cf.figure I.11).

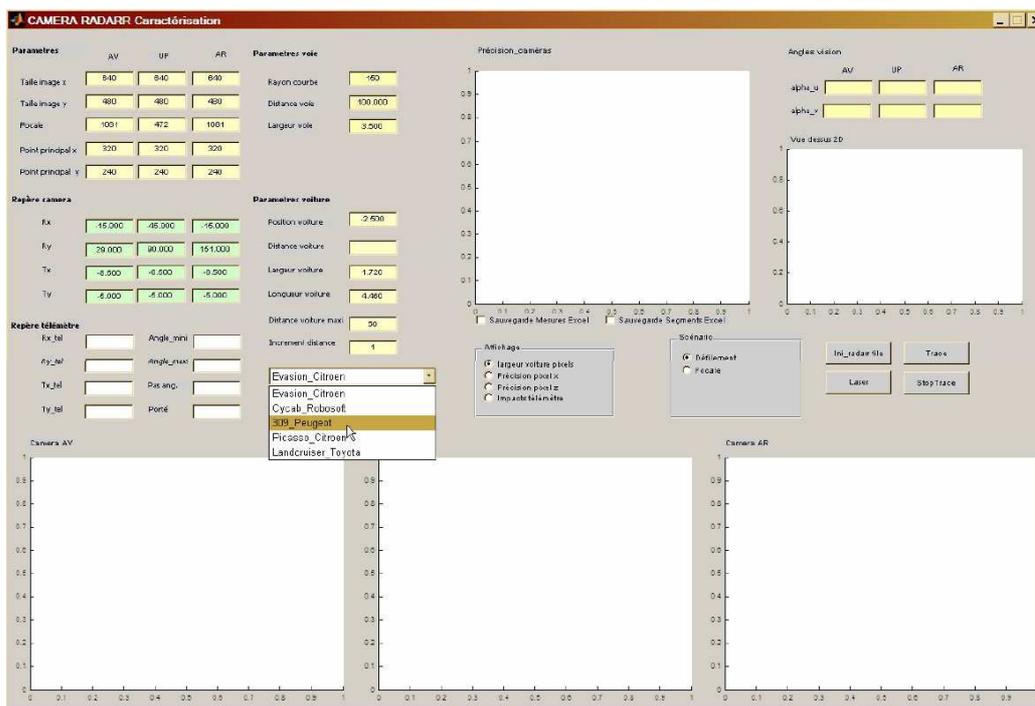


FIG. I.11 – Copie d'écran de la dernière fenêtre de sélection du simulateur. Choix du modèle de véhicule.

Ces configurations ne sont pas figées. Il est possible de modifier chacun des paramètres représentés dans l'interface graphique. Une fois tous ces paramètres

choisis, le simulateur peut être lancé et la fenêtre de la figure I.12 apparaît, permettant d'une part, de visualiser l'évolution du véhicule selon les différents capteurs, et d'autre part, d'estimer la précision de mesure des capteurs.

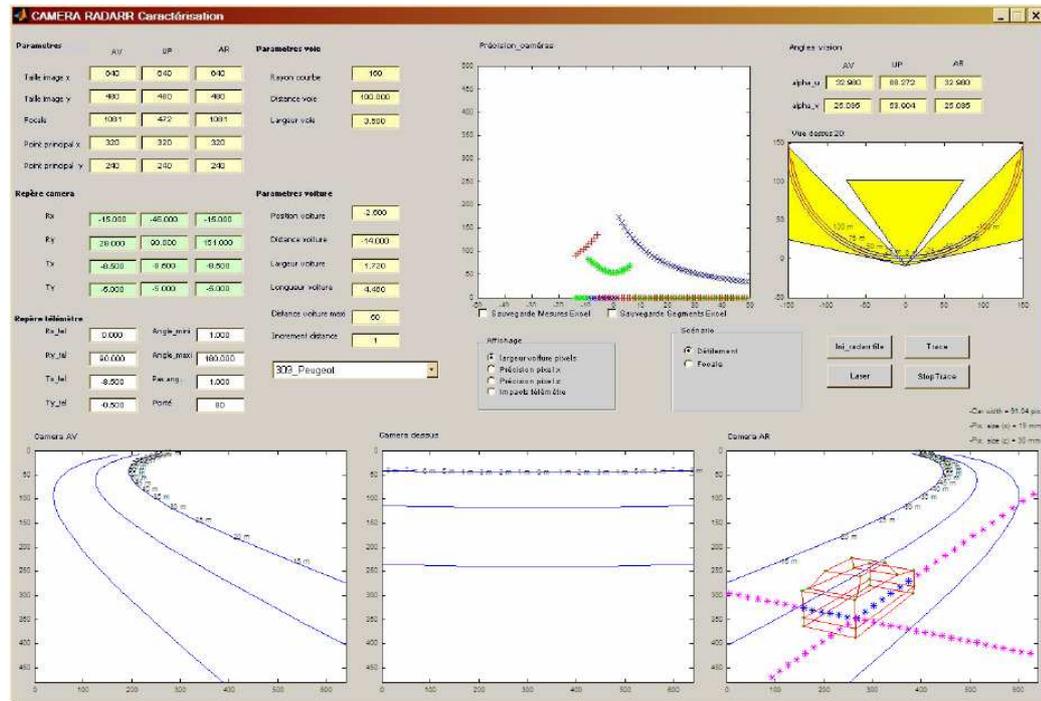


FIG. I.12 – Copie d'écran du simulateur activé.

## Annexe II

### Le logiciel : extraction du véhicule

Le programme repose sur un processus de traitement d'images discernant, dans la forme mobile de l'image, les différents véhicules présents dans la scène. La détection de véhicules se voit cependant confrontée à de nombreuses difficultés directement liées à la distinction entre forme mobile et fond de l'image, immobile :

- L'ombre : celle-ci est souvent source d'erreurs car l'ombre du véhicule projetée sur le sol apparaît confondue avec la forme mobile de la voiture,
- Les formes sombres : Certains véhicules sombres sont considérés comme étant du fond. Les pare-brises du véhicule posent également des problèmes car ils sont automatiquement effacés lors de l'extraction du fond,
- Les conditions d'ensoleillement : celles-ci peuvent gêner la détection de véhicules. En effet, si les conditions d'éclairage de la scène changent brutalement, toute l'image enregistrée par la caméra est modifiée et est alors considérée comme une forme mobile,
- La distinction des véhicules : le programme doit être capable de distinguer les différents véhicules circulant en file indienne. Il est cependant difficile de séparer les véhicules lorsque ceux-ci se suivent de trop près et lorsque leurs formes se superposent à l'image,
- La détermination du sens des véhicules : comme on ne s'intéresse qu'aux véhicules circulant dans une seule voie de circulation, les véhicules circulant en sens inverse ne doivent pas être pris en compte,
- La détection de nuit : la vision est alors inutile ; dans ce cas-là c'est le télémètre laser qui devra permettre de suivre le véhicule.

Prenons l'exemple d'une vidéo sur laquelle un véhicule circule sur la voie de droite de la route. Le programme de traitement d'images doit alors permettre la détection de la voiture en supprimant la route autour de lui.

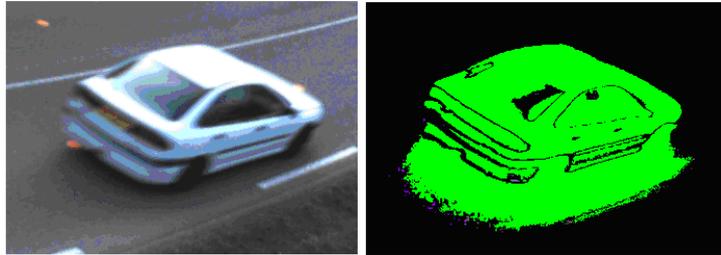


FIG. II.1 – Extraction de la forme brute d'un véhicule. A gauche, l'image enregistrée par la caméra. A droite, l'image a été traitée par le VM ; les points appartenant à la forme sont en vert, le fond est en noir.

On constate sur la figure II.1 que le traitement d'image est très efficace pour supprimer l'environnement entourant le véhicule. Cependant, les points appartenant à l'ombre (même légère) du véhicule sont conservés. Au contraire, des points appartenant aux éléments sombres de la voiture ont été supprimés (une partie du pare-brise arrière a été effacée). Nous allons maintenant étudier les solutions qui ont été apportées pour limiter les incertitudes liées à l'extraction des points des véhicules.

## II.1 Suppression des ombres

Dans la plupart des vidéos, l'élément le plus problématique sur un véhicule concerne l'ombre projetée sur la route, qui évolue en même temps que la voiture. L'ombre est considérée par le VM comme appartenant à la forme et nuit à la précision de la détection. Pour améliorer la détection des véhicules, il est nécessaire de l'effacer et donc de l'identifier (cf. figure II.2).



FIG. II.2 – Décomposition des éléments d'une scène. La scène est constituée de l'environnement lié à la route (fixe), du véhicule (mobile) et de son ombre (mobile également).

La caméra étant statique, une approche par modélisation du fond est très utile pour extraire les objets en mouvement : les formes. Cependant, pour correctement

étiqueter le nombre maximum de pixels représentant une forme, l'algorithme doit être sensible à toutes modifications colorimétriques, représentatives du passage d'un objet sur un pixel "fond". La contrepartie de cette sensibilité est que les pixels représentant l'ombre du véhicule sont étiquetés comme faisant aussi partie du fond. Pour séparer une voiture et son ombre, nous utilisons un algorithme reposant sur la binarisation en niveaux de gris de l'image : c'est la méthode d'Otsu. Comme les images sur lesquelles nous travaillons sont en couleur, une étape de conversion de l'image en 256 niveaux de gris est implicitement réalisée. Pour cela, il suffit d'effectuer la moyenne des trois composantes de couleurs RGB d'un pixel pour obtenir son équivalent monochrome.

### II.1.1 Méthode d'Otsu :

La méthode d'Otsu revient à séparer les pixels de l'image en deux classes, la première ayant un niveau maximal (typiquement 256) et la seconde un niveau minimal (1). Cette méthode de binarisation nécessite au préalable le calcul de l'histogramme des fréquences de couleur. Puis, la séparation en deux classes est effectuée. On peut noter d'ores et déjà qu'il est assez simple d'étendre ce qui va suivre à un nombre de classes plus important.

Le calcul de l'histogramme est très simple : un tableau est initialisé avec des 1. Ce tableau est constitué de 256 cases correspondant aux 256 niveaux de gris d'une image. Ensuite, si  $p_{(i,j)}$  représente la valeur du pixel au point  $(i, j)$  donné, on balaye toute l'image et on compte le nombre de fois où un niveau de gris apparaît. La séparation se fait à partir des moments des deux premiers ordres : la moyenne et l'écart-type. Pour que le procédé soit indépendant du nombre de points dans l'image  $N$ , on normalise l'histogramme :  $p_i = n_i/N$  où  $n_i$  représente le nombre de pixels de niveau  $i$ . On peut calculer alors les deux moments utilisés :  $mu(k) = \sum_{i=1}^k i * p_i$  et  $w(k) = \sum_{i=1}^k p_i$ . On note  $mu_T = mu(256)$ . Pour séparer les pixels de la forme en deux classes, on appelle  $w_0$  la probabilité de la classe  $C_0$  et  $w_1$  la probabilité de la classe  $C_1$ . On a alors :  $w_0 = w(k^*)$  où  $k^*$  représente le niveau séparant les deux classes et  $w_1 = 1 - w(k^*)$ . De plus, on note  $mu_{C_0}$  et  $mu_{C_1}$  avec :  $mu_{C_0} = mu(k^*)/w(k^*)$  et  $mu_{C_1} = (mu_T - mu(k^*))/(1 - w(k^*))$ . L'image totale conservant certaines propriétés, on peut tirer les relations :  $w_0 \cdot mu_{C_0} + w_1 \cdot mu_{C_1} = mu_T$  et  $w_0 + w_1 = 1$ . En introduisant un paramètre pour évaluer la qualité du niveau de seuillage, on obtient :  $s_2 = w_0 \cdot w_1 (mu_{C_1} - mu_{C_0})^2$ . On calcule donc cette valeur pour les 256 niveaux de gris de l'image. A partir de  $w(k)$  et  $mu(k)$ , on calcule donc  $s_2(k) = w(k)(1 - w(k))(mu_T w(k) - mu(k))^2$ . La valeur du seuil  $k^*$  est obtenue pour le maximum de  $s_2$ .

La seconde étape consiste à séparer les points sombres des points clairs ap-

---

partenant à la forme, ce qui a déjà été réalisé par le VM. Il ne reste ensuite plus qu'à comparer la valeur de tous les pixels de l'image au seuil  $k^*$  ainsi trouvé. Tous les points ayant un niveau de gris inférieur à ce seuil sont identifiés comme appartenant à l'ombre du véhicule (cf. figure II.3).

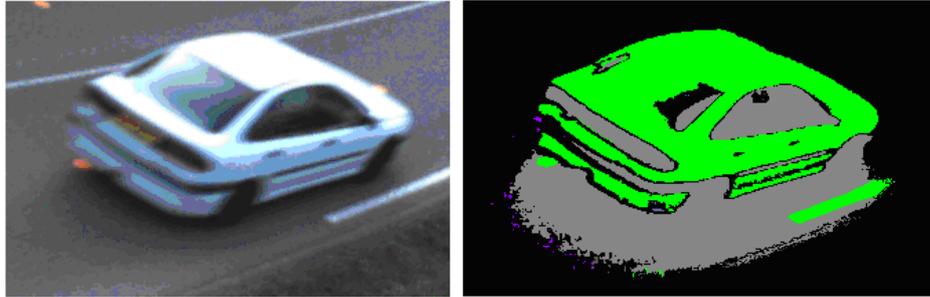


FIG. II.3 – Suppression des ombres. L'algorithme d'Otsu appliqué au véhicule de l'image de gauche permet de supprimer efficacement l'ombre portée sur le sol. Les points conservés sont en vert, l'ombre est grisée. On remarque toutefois que des éléments ont été à tort identifiés comme de l'ombre (pare-brise, roues ...)

Malgré la perte de points appartenant au véhicule, la suppression des ombres est ici assez efficace puisque la forme globale du véhicule est conservée.

Cette méthode montre cependant rapidement ses limites : efficace sur les véhicules clairs, la suppression de l'ombre des véhicules sombres (noirs, rouge ...) reste encore problématique. En effet, la méthode d'Otsu s'appuie sur un seuillage lié au contraste de l'image : lorsque le véhicule apparaît aussi sombre (ou plus) que son ombre projetée sur la route, la totalité des points du véhicule sont supprimés. Aucune solution n'a actuellement été trouvée pour remédier à ce problème : ainsi, un algorithme supplémentaire vérifie si, après le traitement de suppression des ombres, il reste encore suffisamment de points dans la forme conservée. On estime que si plus de  $1/3$  de la forme brute a été supprimée avec la méthode d'Otsu, le traitement des ombres est annulé et la forme brute telle qu'elle était avant cette opération est conservée.

## II.2 Suppression des véhicules croiseurs

Le second élément problématique empêchant la détection précise de la forme du véhicule est la présence de véhicules croiseurs. La perspective de l'image est souvent telle que deux véhicules se croisant sur la route apparaissent superposés à l'image. L'analyse se faisant voie par voie de circulation, les véhicules circulant

---

sur la voie opposée doivent être supprimés.

La forme brute conservée, après suppression éventuelle des ombres, est constituée de plusieurs formes continues distinctes (on appelle forme continue l'ensemble des points étudiés formant une enveloppe continue de points forme). La méthode utilisée ici consiste à supprimer les formes continues du véhicule situées sur la voie de gauche en calculant la position de chaque point par rapport à la route.

Le principe est le suivant : une matrice ayant les dimensions de l'image est initialisée à  $-1$ . A partir d'un point de l'image extérieur au véhicule, et donc appartenant au fond de l'image, et initialisé à  $0$ , un algorithme d'extension de zone "contaminant" le fond et non la forme permet d'établir une cartographie du fond entourant les véhicules. La figure II.4 illustre cette technique de croissance de région appliquée aux véhicules.

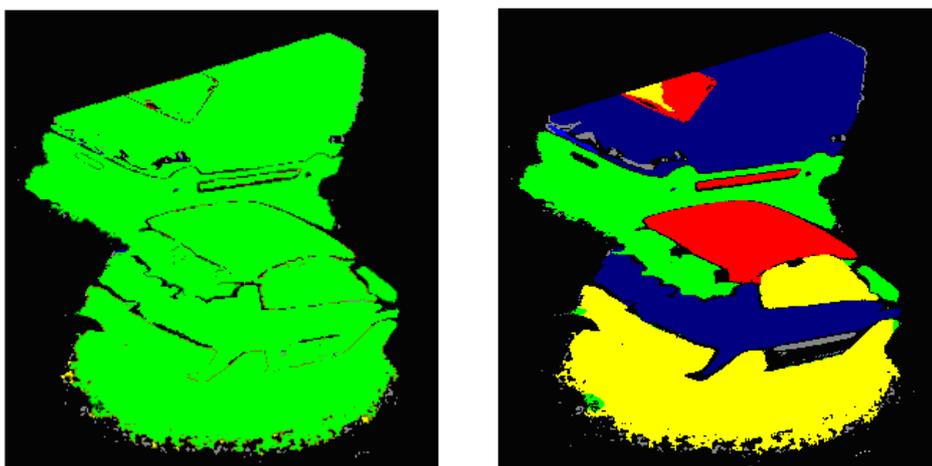


FIG. II.4 – décomposition de la forme en formes continues. Chaque forme continue extraite de la forme brute apparaît sur l'image de droite avec une couleur différente

Dès qu'un point forme  $P_f$  est atteint, la forme continue contenant ce point est extraite par un algorithme d'extension de zone. Tous les points de la forme continue sont alors situés par rapport à la route : les deux points du marquage central les plus proches du point  $P_f$  forment un vecteur  $V_1$  (cf. figure II.5). Un vecteur  $V_2$  relie le point étudié au premier point du marquage central. Le signe du produit vectoriel ( $V_1 \wedge V_2$ ) permet de déterminer la voie sur laquelle se trouve le point. S'il est positif, le point se trouve sur la voie de droite, s'il est négatif, le point est sur la voie de gauche.

Si tous les points de la forme continue sont situés sur la voie de gauche, tous

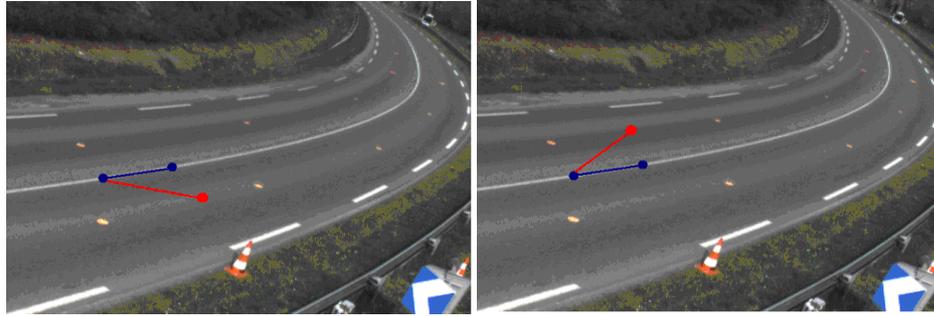


FIG. II.5 – détermination de la position d'un point par rapport à la voie. Le point rouge est le point de l'image étudié. Les deux points bleus correspondent aux points du marquage central situés à proximité de ce point. Sur l'image de gauche, le point est sur la voie de droite. Sur l'image de droite, le point est sur la voie de gauche.

ces points sont supprimés (cf. figure II.6). Dans le cas contraire, la forme est conservée intégralement.

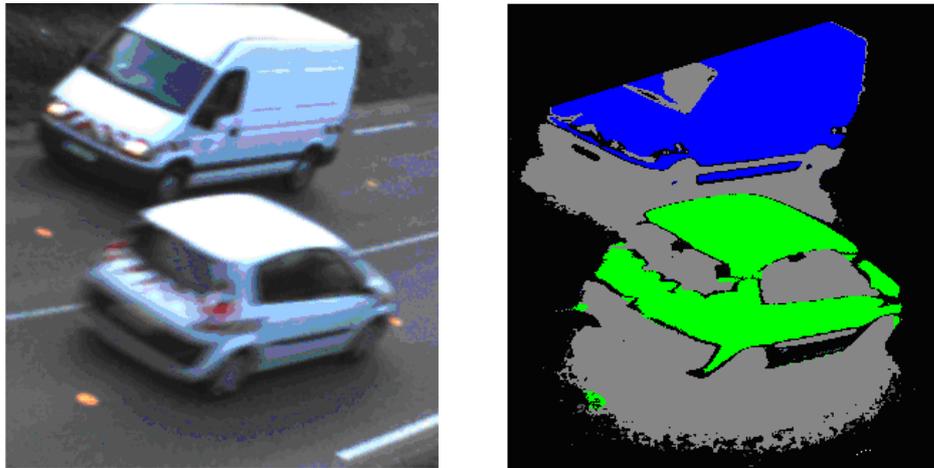


FIG. II.6 – Les points en bleu représentent les formes mobiles situées sur la voie de gauche et supprimées de la forme détectée. Les points en verts délimitent la forme conservée.

## II.3 Traitement des pare-brises

L'expérience montre que la distinction entre forme et fond par le Vu-Mètre est efficace sur l'habitacle du véhicule. En revanche, il apparaît, lors du traitement

effectué sur les ombres, que le pare-brise, qui a la même couleur que l'ombre, a tendance à être également supprimé. La plupart des véhicules détectés présentent donc un vide à ce niveau. Cela entraîne une perte d'informations, d'autant plus que certains véhicules ont des pare-brises de taille non négligeable.

Pour remédier à ce problème, un filtre est utilisé pour combler les vides. Cette opération morphologique se déroule en deux opérations de filtrage : une phase de dilatation qui va étaler la surface de la forme pour combler les vides de petite taille et une phase d'érosion qui va rogner la forme pour que la taille soit cohérente avec la forme attendue. Ce traitement peut également être complété par une opération de comblement des vides pour augmenter son efficacité

### II.3.1 Dilatation

Dilater la forme permet d'étendre la surface pour que les surfaces continues proches les unes des autres fusionnent entre elles. Cette opération permet de rattachier les éléments de la carrosserie du véhicule séparés par des éléments perturbateurs de couleur sombre (pare-chocs, pneus, pare-brises ...).

Pour les besoins du calcul, une matrice faisant office de carte binaire est utilisée. Seulement, utiliser une carte binaire ayant les dimensions exactes de l'image en pixels présente l'inconvénient des effets de bord sur les côtés de l'image : il est impossible d'étaler la forme au-delà des limites de l'image (ce qui est sans importance pour cette étape mais qui serait problématique pour l'étape d'érosion).

Pour cela, une matrice ayant le double des dimensions de l'image (cf. figure II.7) est utilisée. Les points de l'image réelle seront centrés dans cette matrice. Actuellement, les caméras offrent une résolution de 640x480 pixels. La matrice utilisée pour chaque carte binaire de l'application aura donc toujours une taille de 1280x960 avec un décalage de  $640/2 = 320$  pixels en abscisse, et  $480/2 = 240$  pixels en ordonnée.

La dilatation consiste à étendre la surface de la forme autour de son contour à partir de sa carte binaire. Dans l'application de traitement d'images, la taille du filtre utilisée est configurable et soumise au libre choix de l'utilisateur. Il faut seulement savoir qu'augmenter la taille du filtre permet d'étendre la surface et donc de combler plus de vides ; le temps de calcul s'en trouve allongé et le risque de fusion des formes proches augmente (par exemple, si deux véhicules se suivent sur une même voie, leurs formes une fois étendues peuvent se chevaucher).

#### *Principe :*

Soit la carte binaire des points représentant la forme conservée (1 pour la forme, 0 pour le fond) après suppression des ombres et suppression des véhicules croi-

---

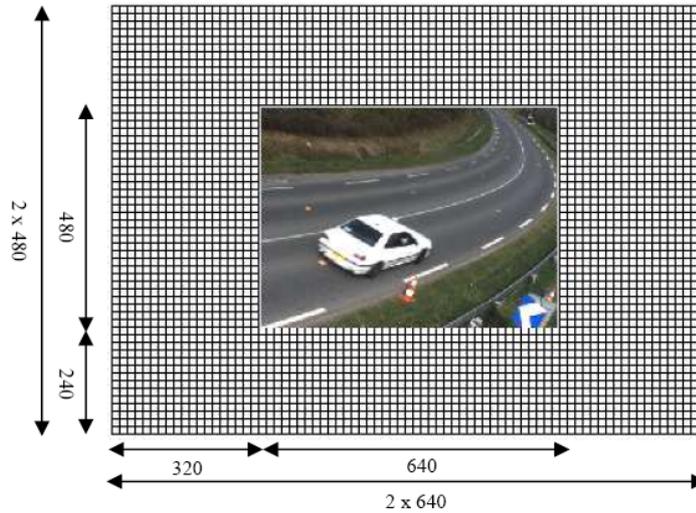


FIG. II.7 – carte binaire utilisée dans le filtrage. Les points de l'image sont centrés sur la carte binaire.

seurs :

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	1	1	1	1	1	0	0
0	0	0	1	0	0	0	1	0	0
0	0	0	1	0	0	0	1	0	0
0	0	0	1	1	1	1	1	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Sur cet exemple, en imaginant que les 1 représentent les points du véhicule, on comprend aisément que les six zéros entourés de 1 au milieu de la forme font également partie du véhicule et que leur suppression n'était pas pertinente.

Pour remédier à ce problème, le filtre de taille 1 suivant va balayer la carte

binaire : 

1	1	1
1	1	1
1	1	1

En déplaçant le filtre sur la carte binaire de l'image, le pixel de l'image situé au centre du filtre prend la valeur maximale des points de la carte binaire recouverts par le filtre.

Ci-dessous, figure II.8, le résultat de l'application du filtre de dilatation de taille 1 sur la carte binaire précédente :

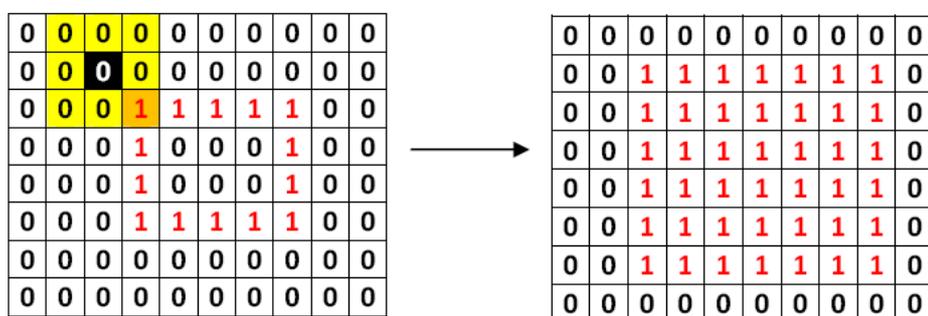


FIG. II.8 – Dilatation de la forme.

A la fin de cette opération, le vide initialement présent au centre de la forme a été comblé (cf. figure II.9).

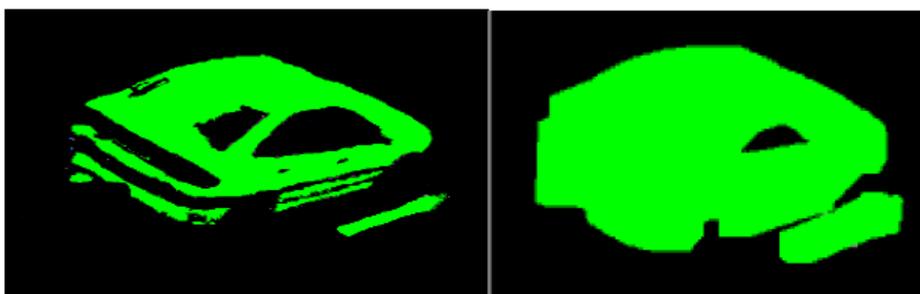


FIG. II.9 – Dilatation de la forme brute. Image avant (à gauche) et après (à droite) l'étape de dilatation.

### II.3.2 Erosion

L'étape précédente a effectivement permis de combler les trous, mais elle a également étalé la forme du véhicule, qui n'a plus du tout les proportions atten-

dues.

Pour remédier à cela, le filtre précédent est appliqué au cours d'un deuxième passage appelé étape d'érosion. Ce même filtre balaye la totalité de l'image, mais cette fois-ci le point de la carte binaire situé au centre du filtre prend la valeur correspondant au minimum des valeurs prises par les pixels recouverts par le filtre.

Ci-dessous, à la figure II.10, le résultat de l'application du filtre d'érosion de taille 1 sur la carte binaire précédente :

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	1	1	1	1	1	1	1	0
0	0	1	1	1	1	1	1	1	0
0	0	1	1	1	1	1	1	1	0
0	0	1	1	1	1	1	1	1	0
0	0	1	1	1	1	1	1	1	0
0	0	1	1	1	1	1	1	1	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

→

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	1	1	1	1	1	0	0
0	0	0	1	1	1	1	1	0	0
0	0	0	1	1	1	1	1	0	0
0	0	0	1	1	1	1	1	0	0
0	0	0	1	1	1	1	1	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

FIG. II.10 – Erosion de la forme.

A la fin de cette opération, la forme a retrouvé ses proportions originales et le vide initialement présent au centre de la forme a été comblé (cf. figure II.11).

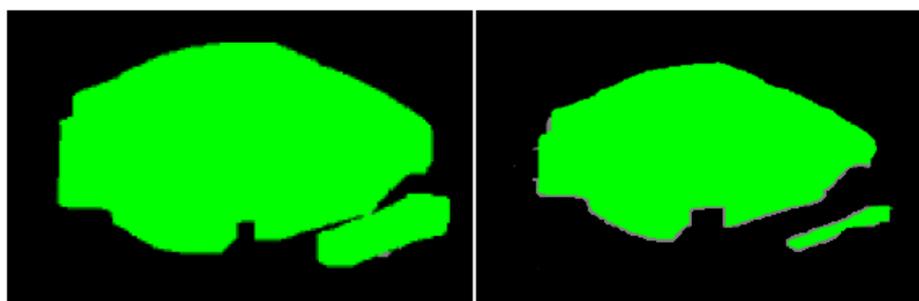


FIG. II.11 – Erosion de la forme brute. Image avant (à gauche) et après (à droite) l'étape d'érosion.

**Remarque :** Dans le déroulement du programme, la taille du filtre initialement choisie par l'utilisateur est ajustée dynamiquement en fonction de l'éloignement du véhicule, et donc de sa taille à l'image. Cette précaution permet de rester cohérent avec les images filmées : un véhicule éloigné par rapport à la caméra apparaîtra plus petit qu'un véhicule qui lui est proche et la taille du filtre nécessaire pour combler les vides sera forcément minimale.

### II.3.3 Comblement des vides

L'inconvénient de la méthode précédente est qu'elle ne permet de combler les vides de grande taille. Si le pare-brise est de taille trop importante, le filtre n'est efficace que si sa taille est elle-même suffisamment importante. En revanche, augmenter la taille du filtre risque de faire se fusionner les formes appartenant aux différents véhicules et ralentir le déroulement du programme.

Pour remédier à ce problème, une opération supplémentaire peut être envisagée permettant de réduire la taille du filtre utilisée précédemment - et donc de réduire les temps de calcul - et en même temps de combler les vides de grande taille. Cette opération doit être envisagée juste après l'opération de dilatation, lorsque la forme est étalée et que le véhicule ne forme plus qu'une seule forme continue.

*Principe :*

Une carte binaire ayant les dimensions de l'image est initialisée à 0, les points appartenant à la forme dilatée valant 1. A partir d'un point de l'image, extérieur au véhicule et appartenant donc au fond de l'image, et initialisé à 2, un algorithme d'extension de zone "contaminant" le fond et non la forme, permet d'établir une cartographie du fond entourant les véhicules. A partir d'un point de valeur 2, les valeurs des 8 cases entourant ce point sont étudiées. Si la case a pour valeur 0, le pixel de l'image appartient au fond et est contaminé : il prend la valeur 2. Si la case a pour valeur 1, le pixel de l'image appartient à la forme du véhicule : on ne fait rien. L'opération est ensuite répétée sur tous les nouveaux points contaminés.

Cette opération permet d'établir la forme continue du fond, sans prendre en compte les points entourés par la forme. A la fin du traitement, le code des cases de la carte "binaire" a pour signification :

- 2 pour un point appartenant au fond de l'image,
- 1 pour un point appartenant à la forme dilatée de l'image (restée inchangée),
- 0 pour un point interne à la forme dilatée.

Cette carte est ensuite remise sous sa forme binaire originelle : les points à 0 sont remis à 1 car ils font partie de la forme recherchée (en vert sur la figure III.10). Les points du fond (de valeur 2), quant à eux, sont réinitialisés à 0.

Les trois modules de filtrage exposés précédemment (suppression des ombres, des véhicules croiseurs et des vides internes) sont indépendants les uns des autres et peuvent être librement activés ou désactivés par l'utilisateur.

---

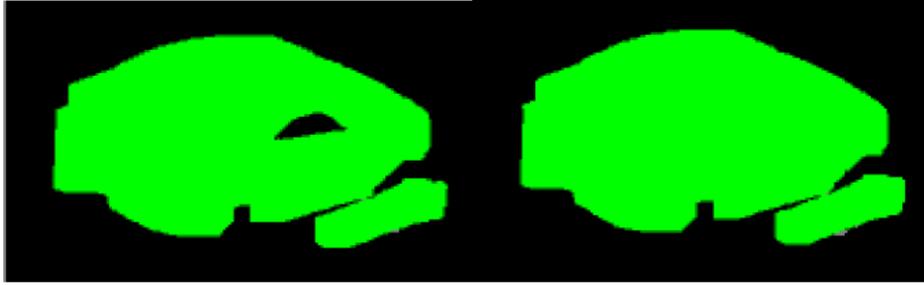


FIG. II.12 – comblement des vides de la forme brute. Image avant (à gauche) et après (à droite) l'étape de comblement des vides.

## Annexe III

# Le logiciel : traitement des informations télémétriques

Le télémètre permet de remplacer avantageusement un radar : sa cadence de mesure permet d'obtenir des informations en continu tout le long de la trajectoire alors qu'un radar classique ne fournit que des estimations discrètes de la vitesse. Il fournit aussi des renseignements très précis et très importants, notamment lorsque les conditions extérieures ne permettent pas l'utilisation du traitement des images pour détecter les véhicules. Le télémètre est placé sur le bord de la route, dans la courbe du virage, et de telle sorte que son champ d'observation couvre toute l'amplitude de la zone étudiée.

### III.1 Fonctionnement du télémètre

Le télémètre envoie à intervalle de temps discret un tir laser sur un rayon de 80 mètres dans son champ de vision. Il effectue ainsi 180 tirs lasers sur une amplitude de  $180^\circ$ , toutes les 20 ms. En interceptant un obstacle, le tir laser renvoie un écho qui permet de connaître la distance de l'obstacle au télémètre. Il produit les coordonnées polaires  $(\rho, \theta)$  et cartésiennes  $(x, y)$  des 180 échos (cf. figure III.2).

Le principe de fonctionnement du télémètre est décrit sur la figure III.1 ci-dessous :

La figure III.2 illustre également les problèmes liés à l'utilisation d'un télémètre : tous les échos enregistrés n'appartiennent pas forcément à des véhicules. Même lorsque le tir n'atteint aucun obstacle sur son trajet, le télémètre enregistre tout de même un écho correspondant à sa portée maximale. De même, un obstacle imprévu (pylône, panneau de signalisation, glissière de sécurité, arbres, piétons ...) donnera lieu à un écho qui peut gêner l'interprétation des résultats. Ainsi, 180

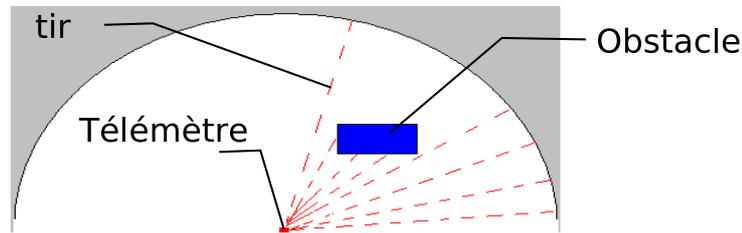


FIG. III.1 – Fonctionnement du télémètre sur site encombré. Les tirs télémètre (en rouge) sont soit interceptés par la présence d'un obstacle (en bleu), soit limités par le champ d'observation.

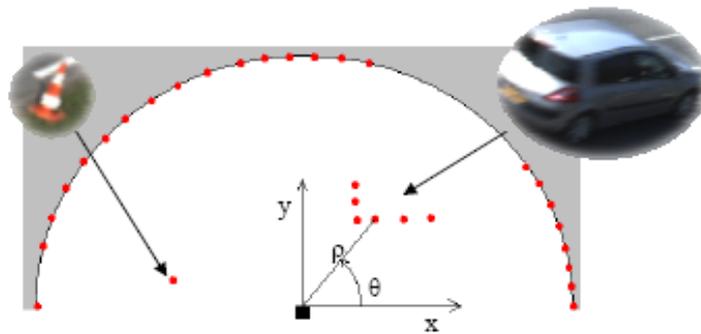


FIG. III.2 – Cartographie des échos télémétriques d'une scène. Les points situés sur l'arc-de-cercle centré sur le télémètre délimitent la portée du champ de vision du télémètre. En réalité, le télémètre effectue un double balayage : un tir / degré dans le sens trigonométrique puis un tir / degré dans le sens horaire en décalant de 0,5 par rapport aux points précédemment enregistrés. Cependant, le décalage temporel causé par l'aller-retour du faisceau laser entraîne une perte de précision peu appréciable dans les calculs qui suivent. En effet, les échos enregistrés sur un obstacle mobile (un véhicule par exemple) se trouvent décalés sur la même image : cet effet de flou temporel est résolu en ne prenant en compte qu'un seul des deux balayages.

distances, correspondant à 180 échos, sont systématiquement générées à chaque fois que le télémètre établit une cartographie de son environnement. Nous verrons comment trier les échos pour ne garder que les plus significatifs.

Ce système placé idéalement en bord de route au milieu de la courbe du virage, du côté de la voie étudiée, à une hauteur d'environ 40 cm au-dessus du sol, permet de mesurer la position, et donc la vitesse des véhicules tout au long du virage.

## III.2 Traitement des fichiers Télémètre

Le fichier \*.dbt généré lors des essais sur site réel contenant les informations enregistrées par le télémètre permet d'obtenir des indications importantes sur la trajectoire des véhicules. En effet, à chaque balayage complet du télémètre, une cartographie de l'espace, dans le plan balayé, est obtenue. La seule donnée de ces informations permet d'en déduire la position du véhicule à chaque instant, ses dimensions et la vitesse instantanée.

Un outil permettant de traiter ces fichiers a été développé. Cet outil, programmé en C/C++ et intégré à l'application, doit assurer deux fonctions : il doit être autonome par rapport au reste du programme, pour pouvoir créer une succession de fichiers sans intervention extérieure ; il doit aussi être accessible par la fonction de traitement d'image pour fournir des informations supplémentaires (fusion) améliorant les résultats obtenus avec le filtre particulière.

Le traitement d'un fichier télémètre se résume de la façon suivante:

- une opération préliminaire permet de séparer les échos télémètre appartenant à des véhicules des autres échos appartenant au reste de l'environnement,
- une analyse des positions et des distances entre ces échos permet alors d'établir plusieurs "groupes" d'échos définissant chacun un seul véhicule,
- la disposition des échos permet alors d'orienter le véhicule, de calculer ses dimensions et d'en déduire sa position (on prendra comme point de référence à suivre le point central du véhicule situé au milieu du châssis à l'altitude zéro par rapport à la route),
- les positions successives calculées pour un véhicule permettent alors de tracer la trajectoire globale du véhicule et d'en déduire à chaque instant sa vitesse instantanée,
- enfin, un fichier est généré, listant les caractéristiques de toutes les trajectoires calculées.

Le principe du traitement des données issues du télémètre est résumé sur le diagramme de la figure III.3 ci-dessous :

Remarquons que deux passes sont nécessaires pour traiter chaque fichier : la première passe permettra d'estimer les dimensions des véhicules présents dans la scène, qui seront alors utilisés dans une seconde passe pour améliorer la précision sur la position des véhicules.

Détaillons maintenant les différentes étapes du traitement.

---

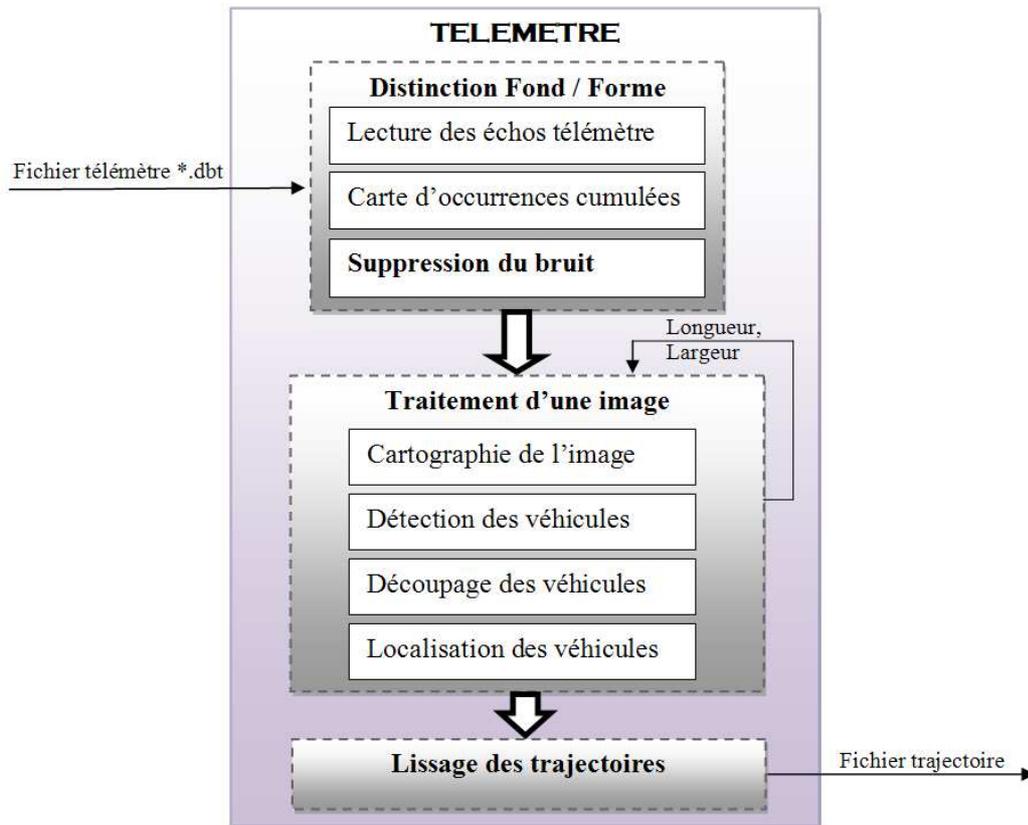


FIG. III.3 – Algorithme de l'outil "Télémètre".

### III.3 Distinction Fond / Forme

Lorsque l'enregistrement des échos est effectué, les obstacles situés dans le champ d'observation du télémètre (signalisation, relief, végétation ...) ou les limites de portée du tir laser occasionnent du bruit qui se caractérise par des échos, gênant les calculs. La première étape consiste donc à distinguer, pour chaque image, les échos appartenant aux véhicules (forme), des échos appartenant à l'environnement (fond).

La lecture des données télémétriques permet de répertorier les coordonnées polaires de l'ensemble des échos enregistrés sur la totalité des images du fichier. Celles-ci sont ensuite converties en coordonnées matricielles (une matrice de dimension 2 sera utilisée pour décrire l'environnement) et sauvegardées dans des vecteurs. Une cartographie d'occurrences cumulées permet alors de supprimer le bruit indésirable : cette solution part du principe qu'un écho qui se répète à un même endroit appartient à un objet immobile et est donc inintéressant. Ces points

doivent donc être identifiés comme appartenant au fond, les autres points constituent la forme (mobile).

Une matrice ayant des dimensions équivalentes au domaine d'observation du télémètre (en coordonnées cartésiennes) est initialisée à zéro. Les images télémétriques du fichier sont ensuite lues une par une, et pour chacun des 180 échos de chaque image, la case correspondante de la matrice est incrémentée. Lorsque toutes les images sont traitées, toutes les cases de la matrice ayant eu un nombre d'échos supérieur à un seuil limite donné, et qui, de ce fait, caractérisent le fond, sont supprimés (la case de la matrice est remise à 0). La cartographie du fond, caractérisée par les coordonnées des cases égales à zéro, est alors générée et sauvegardée.

Chaque image est ensuite traitée une à une. La cartographie des 180 échos de l'image est ainsi comparée à la matrice de fond. Les échos identifiés comme appartenant au fond sont supprimés (cf. figure III.4), tandis que les coordonnées des échos conservés sont sauvegardées temporairement dans des vecteurs. La méthode de suppression des échos inutiles est assez efficace, même si l'expérience montre que des bruits parasites persistent toujours.

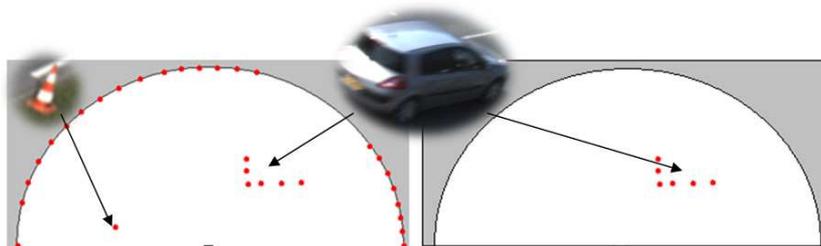


FIG. III.4 – Suppression des échos télémètre indésirables. A gauche, Cartographie "brute" des échos d'une image télémétrique : Les échos appartenant au véhicule sont visibles, ainsi que les échos correspondant aux obstacles immobiles et à la portée limite. A droite, les échos appartenant au bruit de l'image ont été supprimés : seul le véhicule est conservé.

## III.4 Détection d'un véhicule

Après suppression des échos appartenant au fond (immobile), tout nouvel écho enregistré est censé appartenir à un véhicule circulant dans le champ d'observation du télémètre.

Pour distinguer les différents véhicules effectivement présents dans la scène, la méthode consiste à réunir les échos dont l'inter-distance est faible. Cependant,

les tirs étant centrés par rapport à la position du télémètre, la précision entre deux échos successifs diminue avec l'éloignement de l'obstacle. Par conséquent, un véhicule situé loin du télémètre générera moins d'échos qu'un véhicule qui est proche. Le télémètre est véritablement utilisé sur une distance d'environ 30 mètres. L'écart maximal entre deux impacts sur un même obstacle vaut donc :  $30 \times \pi / 180 = 52 \text{ cm}$ . Pour identifier précisément un véhicule présent dans la scène, on estime que celui-ci doit être atteint par au moins deux tirs laser proches. Plusieurs groupes d'échos sont ainsi répertoriés, comme illustré sur la figure III.5, délimitant chacun un véhicule différent.

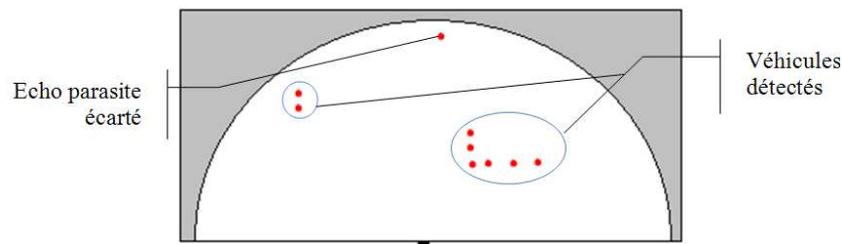


FIG. III.5 – Distinction entre échos appartenant à un véhicule et bruit.

Chaque écho de l'image se voit alors attribué un poids. Celui-ci est attribué en fonction de la distance de l'écho avec tous les autres échos qui lui sont proches, pondéré par une gaussienne qui attribue des poids d'autant plus importants que deux points sont proches l'un de l'autre. Le point de poids le plus important correspond au centre d'un amas de points appartenant à un véhicule : l'ensemble des points du véhicule est isolé des autres et supprimés de la cartographie de la scène. Le traitement sera par la suite réitéré pour identifier tous les véhicules présents dans l'image.

### III.5 Découpage du véhicule

Chaque groupe d'échos isolés correspond maintenant à un seul véhicule présent dans la scène. Comme le télémètre balaye l'espace à une hauteur d'environ 40 cm au-dessus du sol, les éléments d'une voiture susceptibles d'être atteints par un tir laser sont le pare-choc avant, l'arrière ainsi que les deux côtés du véhicule. Dans un souci de simplification, la forme du châssis de chaque véhicule est modélisée par un rectangle (cf. figure III.6) dont les dimensions restent à préciser.

En approximant la forme du véhicule (vu du dessus) par un rectangle, seuls deux côtés au maximum du véhicule peuvent être atteints par un tir laser du télé-

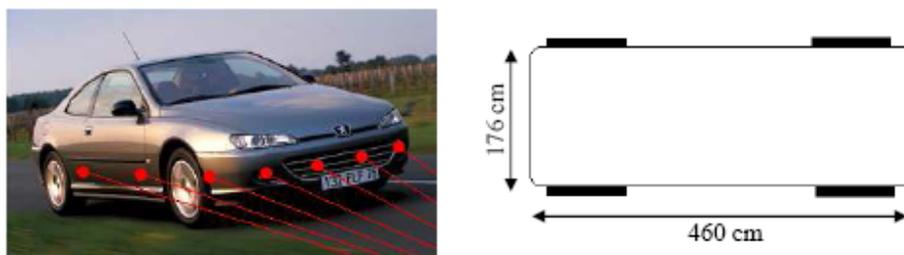


FIG. III.6 – A gauche, Peugeot 406 atteinte par des tirs télémètre. A droite, dimensions de la Peugeot 406

mètre. En effet, le tir laser ne traverse pas les obstacles et s'arrête dès le premier impact. Par exemple, les deux portières avant d'un véhicule ne peuvent pas être atteintes simultanément par le télémètre. L'analyse de la disposition des échos enregistrés sur un véhicule permet ainsi de savoir quelles parties ont été atteintes. Cette interprétation vise donc à déterminer combien de "faces" du véhicule ont été touchées par le télémètre.

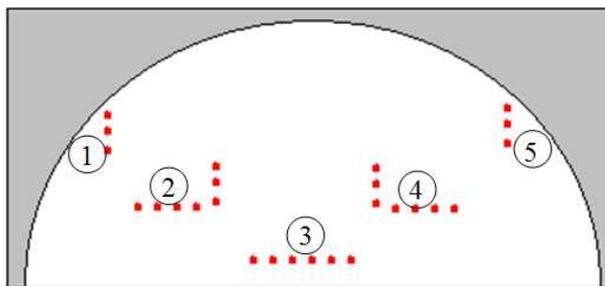


FIG. III.7 – Evolution de la disposition des échos au cours de la trajectoire. Exemple des côtés touchés sur un véhicule circulant sur la voie de droite. 1 : partie avant seulement. 2 : partie avant et côté droit. 3 : côté droit. 4 : partie arrière et côté droit. 5 : partie arrière.

Comme le balayage du faisceau laser du télémètre s'effectue toujours dans le sens trigonométrique, les échos sont toujours enregistrés dans le même ordre et restent donc facilement identifiables. En calculant la distance de chacun des échos par rapport à la droite passant par le premier et le dernier écho, on en déduit le point le plus éloigné du centre du véhicule. Si la distance de ce point avec la droite dépasse un seuil limite, alors le véhicule est "coupé" en deux segments au niveau de ce point d'arrêt. Sinon, le véhicule reste modélisé par un seul segment reliant le premier et le dernier échos. Ces seuils sont à choisir dans l'onglet *Télémètre*

du logiciel. L'équation de la droite délimitée par les extrémités de chacun des segments est alors calculée. Si le coefficient directeur est supérieur à 1 en valeur absolue, le segment est "vertical" et délimite la face avant ou arrière du véhicule. Sinon, le segment est "horizontal" et délimite une des faces latérales de la voiture.

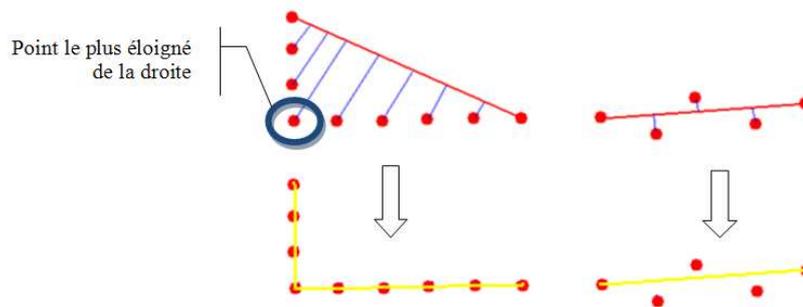


FIG. III.8 – Découpage d'un véhicule identifié en segments. A gauche, un point est suffisamment éloigné de la droite de référence : le véhicule est découpé en deux segments. A droite, la disposition des échos est quasiment linéaire : le véhicule reste modélisé par un seul segment. Ces segments permettent également de prévoir la direction du véhicule : le cap correspond au vecteur orthogonal délimitant les faces avant et arrière du véhicule ou au vecteur parallèle aux faces latérales.

Les coordonnées du centre du véhicule sont ensuite calculées par rapport aux points du véhicule. Lors de la première passe du traitement, les dimensions du véhicule ne sont pas connues et sont donc estimées avec des valeurs prises par défaut (celles de la Peugeot 406, cf. figure III.6). En même temps, la longueur des segments "horizontaux" et "verticaux" modélisant le véhicule permettent d'en déduire sa longueur et sa largeur réelles. Comme la précision et la disposition des échos varient d'une image à l'autre, les dimensions sont estimées sur chaque image. Ainsi, les dimensions du (des) segment(s) sont comparées aux dimensions calculées sur l'image précédente. Si les dimensions sont plus grandes, la précision des mesures a été améliorée entre les deux images et les nouvelles dimensions du véhicule sont conservées. A la fin de la première passe du traitement du fichier télémètre, lorsque toutes les images ont été traitées, les dimensions de tous les véhicules présents sont alors connues avec précision. Le traitement est alors effectué à nouveau au cours d'une seconde passe en prenant en compte les dimensions calculées lors de la première passe. Cette passe supplémentaire double le temps de calcul mais la précision des trajectoires s'en trouve améliorée.

Concernant le découpage du véhicule en segments,  $2^3 = 8$  cas sont à envisager, selon la voie sur laquelle circule le véhicule, sa position par rapport au télémètre et

le nombre de segments utilisés pour le modéliser. Ainsi, pour un véhicule circulant sur la voie de droite :

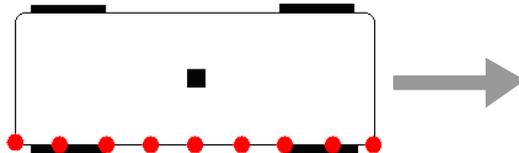
- si le véhicule est modélisé par un seul segment :
  - si le véhicule est à gauche du télémètre, les échos enregistrés définissent l'avant du véhicule. Le centre du véhicule est à gauche sur la médiatrice du segment délimitant la largeur du véhicule.



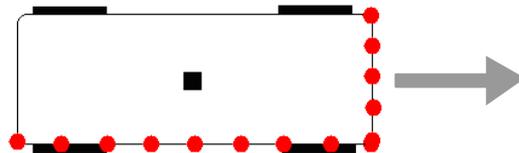
- si le véhicule est à droite du télémètre, les échos enregistrés définissent l'arrière du véhicule. Le centre du véhicule est à droite sur la médiatrice du segment délimitant la largeur du véhicule.



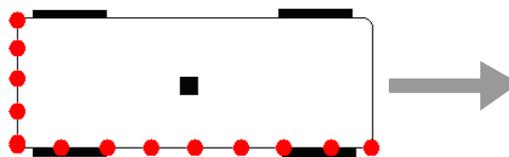
- si le véhicule est au droit du télémètre, les échos enregistrés définissent le côté droit du véhicule. Le centre du véhicule est situé sur la médiatrice du segment délimitant la longueur du véhicule.



- si le véhicule est modélisé par deux segment :
  - si le véhicule est à gauche du télémètre, le point d'intersection des deux segments correspond au point avant droit du véhicule. Le centre du véhicule est à gauche sur la médiatrice du plus petit segment délimitant la largeur du véhicule.



- si le véhicule est à droite du télémètre, le point d'intersection des deux segments correspond au point arrière droit du véhicule. Le centre du véhicule est à droite sur la médiatrice du plus petit segment délimitant la largeur du véhicule.



Le même raisonnement est utilisé pour estimer la position d'un véhicule circulant sur la voie de gauche.

### III.6 Suivi des véhicules

Le problème qui peut se poser lorsqu'un véhicule est détecté est de retrouver ce même véhicule sur l'image suivante, notamment lorsque plusieurs voitures sont présents dans la scène. Une méthode de suivi individuel permet de distinguer chaque véhicule en prédisant que la position suivante du véhicule se situera dans un voisinage proche de la position actuelle.

A chaque fois qu'un nouveau véhicule est détecté, les coordonnées de sa position sont sauvegardées dans un tableau. Sur chaque image et pour chaque véhicule identifié, une boucle balaye ce tableau et compare les coordonnées actuelles aux positions calculées sur l'image précédente. Si un véhicule se trouvait suffisamment proche, dans une zone centrée autour de la position actuelle, alors le véhicule suivi est identifié. Le tableau où sont répertoriées les positions de chaque véhicule est alors remis à jour. Sinon, le véhicule détecté est un nouveau véhicule non présent sur l'image précédente. Ses coordonnées sont sauvegardées pour permettre le suivi de ce véhicule sur les prochaines images.

Cette méthode reste efficace à condition que les véhicules ne circulent pas trop près l'un de l'autre et à une vitesse trop élevée.

Une évolution de cette méthode est en cours de développement. Le suivi sera réalisé par un filtrage particulière, tout comme la méthode séquentielle présentée au chapitre 3, section *Estimation récursive de trajectoire par un filtre à particules*.

### III.7 Calcul de la vitesse

La vitesse du véhicule se déduit de la position du véhicule entre deux images : connaissant la position des points du véhicule à l'instant  $t$  ainsi que la position de ces mêmes points à l'instant  $t - 1$ , une vitesse instantanée peut être estimée par :  $vitesse = \frac{d}{t}$ , avec  $d$ =distance parcourue par le centre du véhicule et  $t$ =intervalle de temps entre deux images.

Cependant, l'imprécision relative sur la position du véhicule est amplifiée par un intervalle de temps très petit (environ 20 ms) qui entraîne une erreur d'estimation de la vitesse très importante. Une autre méthode lui est préférée, permettant de limiter les incertitudes de calculs.

Le découpage du véhicule en un ou deux segments est utilisé pour calculer une vitesse moyenne : à chaque image, les échos appartenant à un même segment du véhicule sont rattachés à leur position précédente sur l'image précédente. La moyenne des distances parcourues par chacun de ces échos permet d'obtenir une vitesse plus réaliste. Les calculs de vitesse montrent qu'une précision acceptable sur la vitesse du véhicule n'est obtenue qu'avec les points délimitant l'avant ou l'arrière du véhicule (segment "vertical").

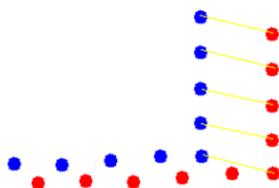


FIG. III.9 – Estimation de la vitesse du véhicule Les points (verticaux) du véhicule à l'instant  $t$  (en rouge) sont reliés aux points du véhicule à l'instant  $t - 1$  (en bleu) par des segments jaunes.

La nouvelle vitesse calculée vaut :  $vitesse = \frac{\sum d}{t}$ , avec  $d$ =distance parcourue par un écho vertical et  $t$ =intervalle de temps entre deux images.

Cette méthode possède toutefois un inconvénient lorsque le véhicule n'est modélisé que par un seul segment "horizontal", la vitesse du véhicule reste inconnue et est alors approchée par la dernière vitesse mesurée.

## III.8 Résultats

A la fin du traitement, un fichier est généré contenant les caractéristiques de la trajectoire. Les informations sont classées dans l'ordre chronologique, véhicule par véhicule. Chaque ligne correspond ainsi à un véhicule.

L'application permet ainsi de traiter tous les fichiers télémètre présents dans un répertoire. Le traitement est autonome et les informations de chaque fichier sont séparées dans le fichier résultat par un saut de ligne.

A la fin du traitement de tous les fichiers placés en file d'attente, un écran contenant les statistiques de toutes les trajectoires comptabilise le nombre total

de véhicules détectés, en les classant selon leur position sur la chaussée (une moyenne effectuée sur toutes les positions calculées le long de la trajectoire permet de déterminer une position moyenne comprise entre 0 et 6), leur voie de circulation (gauche ou droite) et leur classe de vitesse (chaque classe de vitesse ayant une amplitude de  $5\text{m/s}$ ).

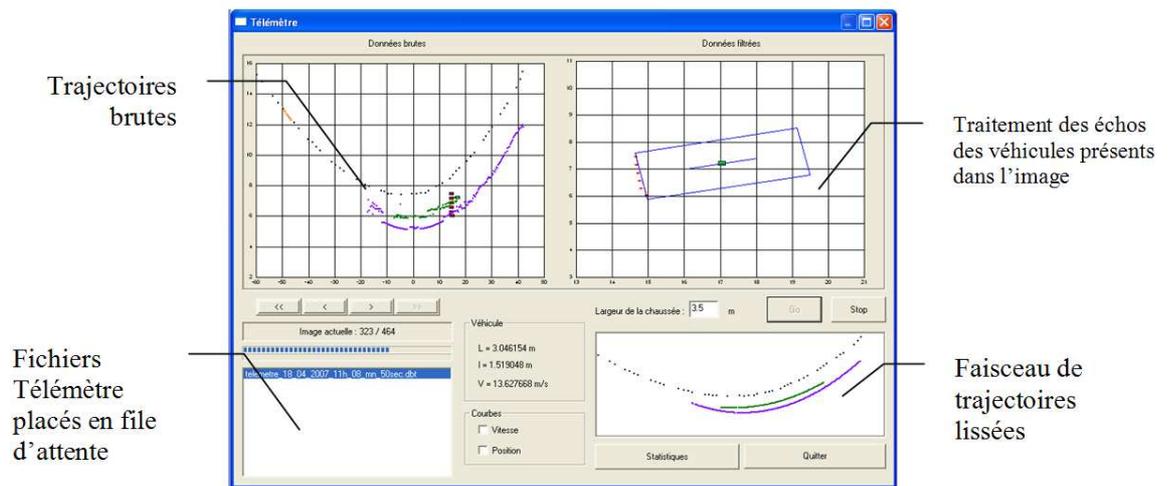


FIG. III.10 – Aperçu de l'interface de l'outil "Télémètre" implémenté en C/C++.

L'application permet ainsi de traiter environ 1500 véhicules en deux heures de temps, ce qui représente un gain de temps assez important par rapport à l'application existante sous Matlab qui aurait mis environ 10 fois plus de temps pour traiter les mêmes fichiers.

Les résultats obtenus grâce à cet outil sont présentés dans le tableau III.11 ci-dessous. Celui-ci permet de comparer les caractéristiques de trajectoires calculées à l'aide du logiciel avec les résultats attendus, déterminés lors des essais. On constate que la méthode employée permet d'obtenir des résultats satisfaisants : l'écart en position ne dépasse pas une valeur d'indice de plus d'une unité et l'estimation de la classe de vitesse à laquelle roulent les véhicules reste correcte dans la grande majorité des trajectoires.

Passages 406 - 18/19 Avril 2007					
Numéro de passage	Position visuelle	vitesse théorique	Position calculée	vitesse calculée	Écart position
1	2	40	2	40/45	0
2	3	40	3	40/45	0
3	3	40	3	40/45	0
4	3	40	3	45/50	0
5	4	40	3	45/50	1
6	4	40	3	45/50	1
7	4	40	4	40/45	0
8	4	40	3	30/35	1
9	3	40	4	40/45	1
10	4	40	4	40/45	0
11	3	??	3	65/70	0
12	3	??	4	<30	1
13	2	50	3	65/70	1
14	2	50	2	50/55	0
15	3	50	3	50/55	0
16	3	50	3	50/55	0
17	3	50	3	50/55	0
18	4	50	3	50/55	1

FIG. III.11 – Comparaison entre résultats attendus et résultats obtenus à l'aide du logiciel.



# Bibliographie

- [1] *World Mortality Database. WHO Mortality statistics.* World Health Organization, 2002.
- [2] *Bayesian Methods for Visual Multi-Object Tracking with Applications to Human Activity Recognition.* Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne, 2007.
- [3] A. Barber K. Kennedy E. Olejniczak J. Hackney Q. Sun E. Mireles A. Chachich, A. Pau. Traffic sensor using a color vision method. 2902:156–165, 1996.
- [4] L. Ponce S. Kaighn C. Staley A. Chatziioanou, S. Hockaday. *Video Image Processing Systems Applications in Transportation, Final Report*, volume 2902. California Polytechnic State Univ., 1996.
- [5] R. Duraiswami A. Elgammal and L. Davis. Probabilistic tracking in joint feature-spatial spaces. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2003.
- [6] S. Arulampalam, S. Maskell, N. Gordon, and T. Clapp. A tutorial on particle filters for on-line non-linear/non-gaussian bayesian tracking. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 50(2):174–188, February 2002.
- [7] S. Avidan. Support vector tracking. In *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, pages 1064–1072, 2004.
- [8] S. Benhimane and E. Malis. Real-time image-based tracking of planes using efficient second-order minimization. In *IEEE/RSJIROS*, Japan, 2004.
- [9] D. Beymer and K. Konolige. Real-time tracking of multiple people using continuous detection. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Kerkyra, Greece, 1999.
- [10] C. Bishop. *Pattern Recognition and Machine Learning.* Springer Science+Business Media, 2006.
- [11] M.J. Black and A. Jepson. Eigentracking: Robust matching and tracking of articulated objects using a view-based representation. In *Proceedings of the European Conference on Computer Vision*, 1996.

- 
- [12] A. Blake and M. Isard. *Active Contours*. Springer, 1998.
- [13] G.R. Bradski. Computer vision face tracking as a component of a perceptual user interface. In *In Workshop on Applications of Computer Vision*, 1998.
- [14] J.P. Le Cadre C. Hue and P. Perez. Sequential monte carlo methods for multiple target tracking and data fusion. *IEEE Transactions on Signal Processing*, pages 309–325, 2002.
- [15] B. Coifman, D. Beymer, P. McLauchlan, and J. Malik. A real-time computer vision system for vehicle tracking and traffic surveillance. *Transportation Research: Part C*, 6(4):271–288, 1998.
- [16] F. Condos. Traffic surveillance and detection systems for intelligent transportation systems applications. In *Proc. ITE Annual Conference*, pages 354–356, Minneapolis, 1996.
- [17] V. Ramesh D. Comaniciu and P. Meer. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2000.
- [18] G. Shakhnarovich K. Grauman D. Demirdjian, L. Taycher and T. Darnell. Avoiding the "streetlight effect": Tracking by exploring likelihood modes. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 2005.
- [19] Richard O. Duda, Peter E. Hart, and David G. Stork. *Pattern Classification, Second Edition*. Wiley-Interscience, 2001.
- [20] Eric Violette et Laurent Trassoudaine. *Cahier des Charges fonctionnelles du dispositif de mesure des trajectoires par vidéo*. Livrable du projet RADARR, 2005.
- [21] P. Fieguth and D. Terzopoulos. Color based tracking of heads and other mobile objects at video frame rates. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Puerto Rico, 1997.
- [22] N. Friedman and S. Russell. Image segmentation in video sequences: A probabilistic approach. *Proc. 13th Conf. Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI)*, Aug. 1997.
- [23] K. Fukunaga and L. D. Hostetler. The estimation of the gradient of a density function, with applications in patter recognition. In *IEEE Transactions on Information Theory*, pages 32–40, 1975.
- [24] A. Gelb. *Applied optimal estimation*. MIT Press, 1974.
- [25] T. Gillespie. *Fundamentals of vehicle dynamics*. Society of Automotive Engineers (SAE), 1992.
-

- 
- [26] D.M. Gravila and S. Munder. Multi-cue pedestrian detection and tracking from a moving vehicle. *International Journal of Computer Vision*, 76(1):41–59, 2007.
- [27] H. Sawhney H. Tao and R. Kumar. A sampling algorithm for tracking multiple targets. In *In IEEE Workshop on Vision Algorithms*, Corfu, Greece, 1999.
- [28] G. Hager and P. Belhumeur. Efficient region tracking with parametric models of geometry and illumination. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, pages 1025–1039, 1998.
- [29] S. Hamlaoui and F. Davoine. Facial action tracking using an aam-based condensation approach. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 2005.
- [30] J. Handschin and D. Mayne. Monte carlo techniques to estimate the conditional expectation in multi-stage non-linear filtering. *International Journal of Control*, pages 547–559, 1969.
- [31] S. Hockaday. *Evaluation of Image Processing Technology for Applications in Highway Operations - Final Report*, volume 2902. California Department of Transportation, 1991.
- [32] N. Hoose. *IMPACTS: an Image Analysis Tool for Motorway Surveillance*, volume 33. Traffic Engineering and Control, 1992.
- [33] M. Isard and A. Blake. Condensation - conditional density proagation for visual tracking. *International Journal of Computer Vision*, pages 5–28, 1998.
- [34] M. Isard and A. Blake. Icondensation: Unifying low-level and high-level tracking in a stochastic framework. In *In Proceedings of the European Conference on Computer Vision*, Freiburg, Germany, 1998.
- [35] M. Isard and J. MacCormick. Bramble: A bayesian multi-blob tracker. In *In Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, Vancouver, 2001.
- [36] Y. Ivanov, A. Bobick, and J. Liu. *Fast Lighting Independant Background Subtraction*. MIT Media Laboratory, 1997.
- [37] A. Doucet J. Vermaak and P. Perez. Maintaining multi-modality through mixture tracking. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, Nice, France, 2003.
- [38] P. Jensfelt and S. Kristensen. Active global localization for a mobile robot using multiple hypothesis tracking. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, pages 748–760, 2001.
-

- 
- [39] JPL. *Traffic Surveillance and Detection Technology Development, Sensor Development - Final Report*. Jet Propulsion Laboratory Publication, 1997.
- [40] E. Koller-Meier K. Nummiaro and L. Van Gool. An adaptive color-based particle filter. *Image and Vision Computing*, pages 99–110, 2003.
- [41] T. Huang J. Eliason K. Smith, D. Sandin and G. Baum. *Real-Time 3D Hand Tracking in a Virtual Environment*. Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers/Society for Imaging Science and Technology, 2003.
- [42] Neeraj K. Kanhere, Shrinivas J. Pundlik, and Stanley T. Birchfield. Vehicle segmentation and tracking from a low-angle off-axis camera. In *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, San Diego, USA, June 2005.
- [43] Z. W. Kim and J. Malik. Fast vehicle detection with probabilistic feature grouping and its application to vehicle tracking. In *International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pages 521–528, 2003.
- [44] F. Lerasle M. Briot L. Brethes, P. Menezes. Segmentation couleur et condensation pour le suivi et la reconnaissance de gestes humains. In *RFIA*, 2004.
- [45] M. Kelley L. Klein. *Detection Technology for IVHS: Final Report*. FHWA, 1996.
- [46] M. Kelley L. Klein. *Field Test of Monitoring of Urban Vehicle Operations Using Non-Intrusive Technologies*. FHWA, 1997.
- [47] A. P. Leung and S. Gong. Mean-shift tracking with random sampling. In *Proceedings of the British Machine Vision Conference*, 2006.
- [48] M. Isard and A. Blake. Condensation – conditional density propagation for visual tracking. *IJCV : International Journal of Computer Vision*, 29(1):5–28, 1998.
- [49] J. MacCormick and A. Blake. A probabilistic exclusion principle for tracking multiple objects. *International Journal of Computer Vision*, pages 57–71, 2000.
- [50] J. MacCormick and M. Isard. Partitioned sampling, articulated objects, and interface-quality hand-tracking. In *In Proceedings of the European Conference on Computer Vision*, Dublin, Ireland, 2000.
- [51] S. Maskell. A tutorial on particle filters for on-line nonlinear/non-gaussian bayesian tracking. *IEEE Transactions on Signal Processing*, pages 174–188, 2002.
- [52] CETE Méditerranée. *Guide Technique Travaux et contrôles SIREDO*. 2002.
-

- 
- [53] A.K. Myers-Beaghton and D.D. Vvedensky. Chapman-kolmogorov equation for markov models of epitaxial growth. *Journal of Physics*, pages 467–475, 1989.
- [54] A. Wong N. Nihan, M. Leth. *Video Image Processing for Freeway Monitoring and Control: Evaluation of the Mobilizer*. Washington State Department of Transportation Report, 1995.
- [55] J. Crisman N. Zeng. Evaluation of color categorization for representing vehicle colors. 2902:148–155, 1996.
- [56] A. Blake O. Williams and R. Cipolla. A sparse probabilistic learning algorithm for real-time tracking. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 2003.
- [57] J. Vermaak P. Perez, C. Hue and M. Gangnet. Color-based probabilistic tracking. In *In Proceedings of the European Conference on Computer Vision*, Copenhagen, 2002.
- [58] N. Paragios and R. Deriche. Geodesic active contours and level sets for the detection and tracking of moving objects. In *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, pages 266–280, 2000.
- [59] A.E.C. Pece and A.D. Worrall. Tracking with the em contour algorithm. In *ECCV European Conference on Computer Vision*, volume 1, pages 3–17, Copenhagen, May 2002.
- [60] D. B. Reid. An algorithm for tracking multiple targets. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1979.
- [61] Y. Rodriguez and S. Marcel. *Boosting Pixel-Based Classifiers for Face Verification*. IDIAP Research Institute, 2003.
- [62] E. Royer, M. Lhuillier, T. Chateau, and M. Dhome. Towards an alternative GPS sensor in dense urban environment from visual memory. In *BMVC2004, British Machine Vision Conference*,, September 2004.
- [63] D. Rubin. Using the sir algorithm to simulate posterior distributions. *Bayesian Statistics*, pages 395–402, 1988.
- [64] A. Senior. Tracking people with probabilistic appearance models. In *In IEEE International Workshop on Performance Evaluation for Tracking and Surveillance*, Copenhagen, 2002.
- [65] C. Sminchisescu and B. Triggs. A robust multiple hypothesis approach to monocular human motion tracking. *Research Report 4208, INRIA*, 2001.
- [66] K. Smith. Reversible-jump markov chain monte carlo multi-object tracking tutorial. Communication IDIAP-COM-06-07, IDIAP Research Institute, 2006.
-

- 
- [67] C. Stauffer and W. Eric L. Grimson. Learning patterns of activity using real-time tracking. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22(8), Aug. 2000.
- [68] Y. Park T. Chao, B. Lau. Vehicle detection and classification in shadowy traffic images using wavelets and neural networks. 2902:136–147, 1996.
- [69] J-T. Lapresté T. Chateau, D. Radamasan and S. Treuillet. Suivi de motifs planaires temps réel par combinaison de traqueurs. In *Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle*, Amiens, France, 2008.
- [70] G. Edwards T. Cootes. Active appearance models. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, pages 681–685, 2001.
- [71] S. Russell T. Huang. Object identification: A bayesian analysis with application to traffic surveillance. 103:1–17, 1998.
- [72] Y. Bar-Shalom T.E. Fortmann and M. Scheffe. Sonar tracking of multiple targets using joint probabilistic data sets. *IEEE Journal on Oceanic Engineering*, pages 173–184, 1983.
- [73] R. Urtasun and P. Fua. 3d human body tracking using deterministic temporal motion models. In *Proceedings of the European Conference on Computer Vision*, 2004.
- [74] R. Urtasun and P. Fua. 3d tracking for gait characterization and recognition. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, 2004.
- [75] R. Romano W.E.L. Grimson, C. Stauffer and L. Lee. Using adaptive tracking to classify and monitor activities in a site. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Santa Barbara, 1998.
- [76] C.R. Wren, A. Azarbayejani, T. Darrell, and A. Pentland. Pfindex:real-time tracking of the human body. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 19(7):780–785, July 1997.
- [77] T. Yu Y. Wu and G. Hua. Tracking appearances with occlusions. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Toronto, 2003.
- [78] Qian Yu, Gerard Medioni, and Isaac Cohen. Multiple target tracking using spatio-temporal markov chain monte carlo data association. In *International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2007.
- [79] T. Balch Z. Khan and F. Dellaert. An mcmc-based particle filter for tracking multiple interacting targets. In *In Proceedings of the European Conference on Computer Vision*, Prague, 2004.
-

- [80] T. Zhao and R. Nevatia. Tracking multiple humans in crowded environment. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Washington DC, 2004.
-