

## **La stéréovision appliquée à l'analyse de scènes routières.**

Pierre Charbonnier, Valérie Muzet,  
LRPC de Strasbourg, CETE de l'Est  
ERA 27 « Imagerie-Méthodes Optiques »  
11, rue Jean Mentelin - B.P. 9  
67035 STRASBOURG

[Pierre.Charbonnier@equipement.gouv.fr](mailto:Pierre.Charbonnier@equipement.gouv.fr)

[Valerie.Muzet@equipement.gouv.fr](mailto:Valerie.Muzet@equipement.gouv.fr)

Philippe Nicolle,  
LCPC/DMI Centre de Nantes  
Route de Bouaye - BP 4129  
44341 BOUGUENNAIS cedex

[Philippe.Nicolle@lcpc.fr](mailto:Philippe.Nicolle@lcpc.fr)

Nicolas Hautière, Jean-Philippe Tarel,  
LCPC/DESE, Paris  
58, bd Lefèbvre  
75732 PARIS cedex 15

[Nicolas.Hautiere@lcpc.fr](mailto:Nicolas.Hautiere@lcpc.fr)

[Jean-Philippe.Tarel@lcpc.fr](mailto:Jean-Philippe.Tarel@lcpc.fr)

Didier Aubert,  
Laboratoire sur les Interactions Véhicules-Infrastructure-Conducteurs (LIVIC)  
Bâtiment 824  
14, route de la Minière  
78000 VERSAILLES

[aubert@inrets.fr](mailto:aubert@inrets.fr)

## Résumé

Les techniques de reconstruction 3D par stéréovision ont connu un développement considérable au cours des deux dernières décennies. Leur champ d'application s'étend du contrôle non destructif à la réalité augmentée, en passant par la télédétection. Après un rappel des principes de base de ces méthodes, nous proposons ici une présentation synthétique des principales mises en œuvre de la stéréovision au sein du Réseau des LPC ces dernières années, dans le domaine de l'analyse de scènes routières. Les applications visées concernent, d'une part, les aides à la conduite et, d'autre part, la connaissance du patrimoine routier et les études de sécurité routière. Ainsi, les travaux que nous décrivons devraient déboucher à court terme sur une version « stéréo » des produits LPC dédiés à l'imagerie routière (IRCAN et IREVE). La stéréovision a permis la mise au point de détecteurs opérationnels d'obstacles sur chaussée. Elle est également utilisée pour la détermination des distances de visibilité atmosphérique et pour l'estimation du profil en long de la chaussée.

## 1. Introduction

Les scènes routières sont des images de la route et de son environnement proche, acquises par un véhicule en circulation. Dans le cadre de la gestion du patrimoine ou des études de sécurité routière, de telles images sont prises à intervalle de distance régulier le long d'itinéraires, pour former des banques de données d'images, de plus en plus demandées par les gestionnaires. Au-delà de la simple exploitation visuelle, une analyse *hors-ligne* de ces images permet d'en extraire des informations quantitatives utiles à la connaissance du patrimoine routier et à la sécurité routière. En particulier, une forte demande concerne la détection, la localisation et la mesure dimensionnelle d'objets d'intérêt. Dans le domaine des aides à la conduite, les scènes routières sont acquises à cadence vidéo. Leur interprétation, en *temps réel*, a pour but de fournir des informations utilisables par les systèmes d'assistance au guidage de véhicule ou de détection des obstacles sur chaussée, par exemple.

Si ces deux applications ont des finalités et des contraintes différentes, elles ont également des points communs évidents. En particulier, l'accès à la structure tridimensionnelle de la scène, information dégradée par la projection de celle-ci sur le plan image de la caméra, est un point de passage obligé. Les techniques utilisant une seule vue ont souvent recours à un plan de référence, ce qui restreint leur domaine d'application au plan de la chaussée. Cette hypothèse dite « du monde plan » est, de plus, limitée en pratique par les variations dues à la dynamique du véhicule de prises de vues et la géométrie réelle de la route. C'est pourquoi plusieurs équipes du

Réseau Scientifique et Technique (RST) se sont intéressées aux méthodes de stéréovision, qui permettent de recouvrer l'information tridimensionnelle à partir de plusieurs vues, à la lumière des nombreux travaux publiés dans ce domaine. Après un rappel des principes de base de la stéréovision, cet article propose une description synthétique des développements réalisés par ces équipes, dans un esprit de collaboration.

## 2. Principes de la stéréovision

La stéréovision a généré une littérature pléthorique lors des deux dernières décennies. Dans ce paragraphe, nous dressons un état de l'art très succinct des méthodes existant en vision passive, c'est-à-dire ne faisant pas appel à la projection d'un rayonnement, mais se basant seulement sur le contenu d'images. Pour une présentation plus détaillée, nous renvoyons le lecteur à des articles de synthèse tels que [1] ou à des ouvrages de base comme : [2] pour une vue d'ensemble, [3] pour une présentation plus détaillée et [4] pour une introduction aux méthodes les plus avancées, comme la stéréovision à  $N$  vues et les techniques d'*auto-calibration*. L'approche, voisine, de *Structure From Motion* (SFM), basée sur plusieurs vues successives d'une unique caméra en mouvement, n'a pas été considérée dans ces travaux, en raison de la nature peu structurée des scènes observées, de la géométrie de prise de vues et de l'écart important entre images successives. Le lecteur intéressé par ces problématiques pourra néanmoins se référer à [2] (chap. 8) pour une entrée en matière et à [5], par exemple, pour une application dans un contexte « transport », en milieu urbain.

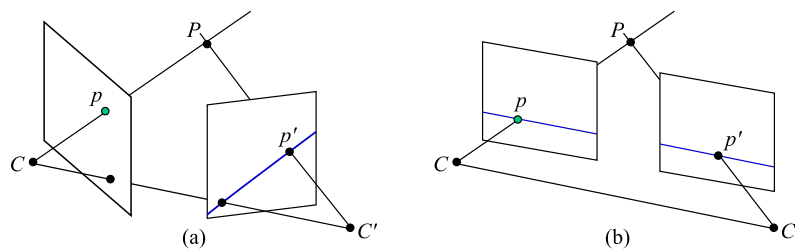


Figure 1 : (a) Géométrie épipolaire quelconque. (b) Géométrie épipolaire rectifiée.

Le but de la stéréovision est de calculer la position spatiale de points à partir des coordonnées de leurs images dans deux vues différentes, afin d'effectuer des mesures ou de reconstruire la structure tridimensionnelle de la scène. Les caméras étant modélisées par une projection centrale, tous les points situés sur un rayon lumineux se projettent au même pixel  $p$  de l'image de gauche (Figure 1a). L'image de ce rayon dans l'image de droite est appelée ligne épipolaire. C'est sur cette ligne épipolaire qu'il faut rechercher le correspondant  $p'$  de  $p$ , afin de pouvoir ensuite calculer la position de  $P$  dans l'espace par triangulation, connaissant la position et l'orientation relatives des caméras. La problématique de la stéréovision s'articule donc autour de

4 points : prises de vues, estimation de la géométrie du système ou calibrage, mise en correspondance et reconstruction.

## 2.1. Prises de vues

Au niveau de la *prise de vues*, il faut évidemment obtenir des images de la même scène, classiquement à l'aide d'un appareillage à 2, voire 3 caméras (utiliser 3 caméras permet de simplifier la phase de mise en correspondance [3]). La simultanéité des prises de vues est une absolue nécessité dès lors que les caméras ou des composantes de la scène sont en mouvement. Une attention particulière doit donc être portée à ces questions dans la conception d'appareillages embarqués.

## 2.2. Géométrie : calibrage et rectification

Le *calibrage* consiste à estimer la valeur des paramètres du modèle géométrique de prise de vues (cf. Figure 2). Ceux-ci sont de deux types : extrinsèques et intrinsèques. Les paramètres extrinsèques ou externes sont les paramètres géométriques d'orientation et de position des caméras dans un repère attaché à la scène, le repère « du monde ».

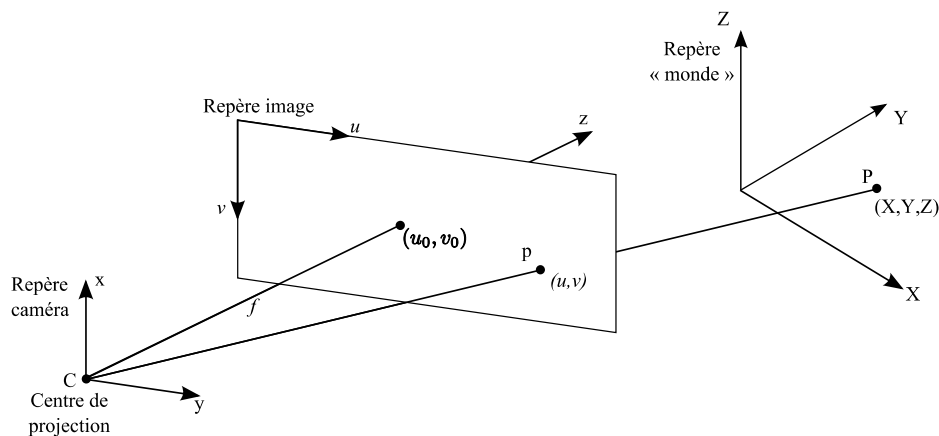


Figure 2 : Modèle géométrique de prise de vues (d'après [3])

Par la suite, le triplet  $(X, Y, Z)$  désignera les coordonnées dans ce repère et  $(u, v)$  notera de manière générique les coordonnées colonne et ligne dans l'image. Dans le cadre de la stéréovision, on utilisera l'indice  $g$  ou  $d$  pour préciser s'il s'agit de coordonnées dans la vue gauche ou dans la vue droite.

Les paramètres intrinsèques, quant à eux, sont des paramètres internes aux caméras, permettant de décrire leurs propriétés optiques et les caractéristiques de la matrice CCD. En particulier, on notera :

- $(u_0, v_0)$  : la projection du centre optique dans l'image,

- $f$  : la longueur de la focale,
- $t_u, t_v$  : la taille des pixels selon  $u$  et  $v$ ,
- $\alpha_u = f/t_u$  et  $\alpha_v = f/t_v$ , compte tenu des caméras utilisées, on prendra  $\alpha = \alpha_u = \alpha_v$ .

Ces paramètres sont liés à un modèle équivalent de caméra et il n'y a pas de raison qu'ils correspondent exactement aux valeurs fournies par le constructeur. C'est pourquoi il est nécessaire de les estimer, tout comme les paramètres extrinsèques. Dans l'approche classique, le calibrage s'effectue à partir d'images de mires, contenant des points dont la position est connue dans le repère du monde et dans l'image. L'estimation est réalisée par des techniques d'optimisation non linéaires maintenant bien explorées. Le calibrage donne accès à la géométrie épipolaire du capteur. Il est alors possible de se ramener à une géométrie plus simple, dite rectifiée, dans laquelle les lignes épipolaires sont parallèles et horizontales (Figure 1b). Il s'agit de calculer, à l'aide de techniques d'interpolation, deux nouvelles images, provenant de caméras « virtuelles », de mêmes centres optiques, mais orientées parallèlement. On peut en profiter pour éliminer la distorsion optique radiale et rendre égaux les paramètres intrinsèques des deux caméras. Cette étape de rectification est également bien maîtrisée. Elle a l'avantage de simplifier les deux étapes suivantes du processus : la mise en correspondance et la reconstruction.

### 2.3. Mise en correspondance et reconstruction

Pour reconstruire la scène, il est d'abord nécessaire d'identifier dans les deux vues les pixels correspondant au même point de l'espace. En géométrie rectifiée et en l'absence de distorsion radiale, la recherche du correspondant se limite à une exploration 1D sur des lignes horizontales de l'image. Il existe un grand nombre de méthodes de *mise en correspondance* et nous renvoyons le lecteur à [1] pour une première approche du sujet. Signalons simplement qu'elle peut être dense (*i.e.* on recherche l'homologue de chaque point de l'image) ou éparse (*i.e.* on se concentre sur des points d'intérêts tels que des coins, des points de contours, etc). Les techniques les plus simples et les plus courantes se basent sur une recherche locale de similarité entre des petites régions, typiquement par optimisation d'une fonction de corrélation. On peut aussi segmenter les images et mettre en correspondance les régions obtenues. Les techniques locales sont sensibles aux occultations (lorsqu'un point n'est visible que sur une des deux vues), aux régions faiblement texturées et aux motifs répétitifs. D'autres techniques, plus robustes, mais souvent plus calculatoires, font appel à des contraintes plus globales que la seule ressemblance, comme les contraintes d'ordre ou de gradient de disparité. Les plus populaires sont basées sur de l'optimisation par programmation dynamique. Certaines approches récentes utilisent un modèle explicite de la scène : il ne s'agit plus à proprement parler de mise en correspondance, mais de

Une fois les points mis en correspondance, on peut mesurer leur écart de position horizontale,  $\Delta$ . Inversement proportionnel à la profondeur du point dans la scène, il est appelé *disparité*. Les cartes de disparité ainsi que l'espace dans lesquelles elles sont plongées jouent un rôle central dans l'analyse de la structure de la scène. Les propriétés de cet espace des disparités [6], également nommé (u,v,disparité), sont nombreuses et seront exploitées directement selon les applications, comme nous le décrivons dans le paragraphe suivant. Enfin, la disparité et les paramètres du capteur stéréo étant connus, il ne reste qu'à résoudre un système à 3 inconnues (la position du point dans l'espace) avec 4 équations (celles qui la relient aux coordonnées des 2 points). Cela revient à calculer l'intersection des rayons lumineux issus des deux pixels correspondants.

### **3. Applications au sein du RST**

Dans ce paragraphe, nous proposons une description de quatre applications des techniques de stéréovision. Il s'agit de l'analyse de scènes routières pour la connaissance du patrimoine et les études de sécurité, de la détection des obstacles, de l'estimation des distances de visibilité en conditions météorologiques dégradées et de la reconstruction du profil longitudinal de la chaussée.

#### **3.1. Vers une version stéréo des outils LPC d'analyse de scènes routières**

Il s'agit ici d'employer les techniques de stéréovision pour effectuer des mesures en dehors du plan de la chaussée, et dépasser ainsi les limites des systèmes mono-caméras actuellement utilisés pour les études de patrimoine ou de sécurité routière. Les réalisations présentées ici préfigurent la version « stéréovision » du MLPC IRCAN (Imagerie Routière par CAMéra Numérique) et du logiciel d'exploitation associé, IREVE (Imagerie Routière, Étalonnages, Visualisations, Exploitations).

##### **3.1.1. Présentation du capteur expérimental de vision 3D**

L'ERA 27 du LRPC de Strasbourg s'est doté d'un matériel expérimental de prises de vues stéréo pour l'analyse de scènes routières. Il s'agit d'un véhicule léger, instrumenté par le Centre d'Étude et de Construction de Prototypes (CECP) d'Angers. Le véhicule comporte un topomètre pour mesurer l'avancement du véhicule, une installation électrique, un PC industriel et une barre de fixation pour des supports de caméras.



Figure 3 : Véhicule expérimental de l'ERA 27 du LRPC de Strasbourg (images CECP).

Cette dernière permet de régler facilement la position et l'orientation des caméras. L'écartement entre les deux caméras est modulable entre 50 cm et 1,5 m et peut être figé par des cales de butées (Figure 3). Un logiciel spécifique a été développé par la Division Métrologie et Instrumentation (DMI) du LCPC, afin d'aider les opérateurs à réaliser l'alignement préalable des caméras dans une géométrie aussi proche que possible de la géométrie épipolaire rectifiée. Le logiciel pilote également l'acquisition de paires stéréo. Notons que les deux caméras utilisées sont identiques à celles du MLCP IRCAN et que le développement du logiciel expérimental s'appuie sur les mêmes bibliothèques que celles utilisées par le logiciel associé à IRCAN. Ceci devrait permettre un transfert plus rapide vers une application opérationnelle de la stéréovision. Comme nous l'avons mentionné, la synchronisation est un point central dans le cas d'un matériel embarqué, aussi est-elle réalisée de façon matérielle. L'impulsion électrique fournie à intervalle régulier de distance par le topomètre est dupliquée et adressée aux caméras qui figent alors leurs images. Les deux vues sont, par la suite, rapatriées sur le PC via une interface IEEE 1394. Le véhicule a permis la démonstration de la faisabilité du système : des paires stéréo 1280x1024 pixels peuvent être capturées à des intervalles de 5 m, pour des vitesses de véhicules allant jusqu'à 110 km/h. Sur cette base, le développement d'une version « stéréo » du MLCP IRCAN est en cours. En parallèle, l'adaptation du système à des caméras de résolution 1920x1024 et son extension à la prise de 3 à 4 vues simultanées sont étudiées.

### 3.1.2. Logiciels expérimentaux d'exploitation pour la stéréovision

Avant d'être exploitées, les paires stéréo acquises à l'aide du matériel décrit ci-dessus doivent encore subir quelques traitements. Au préalable, chaque caméra est calibrée par des techniques classiques, accessibles à partir du logiciel LPC IREVE. Notons qu'une technique automatique décrite dans [7] est utilisée pour détecter simultanément les lignes de marquage au sol constituant la mire d'étalonnage.

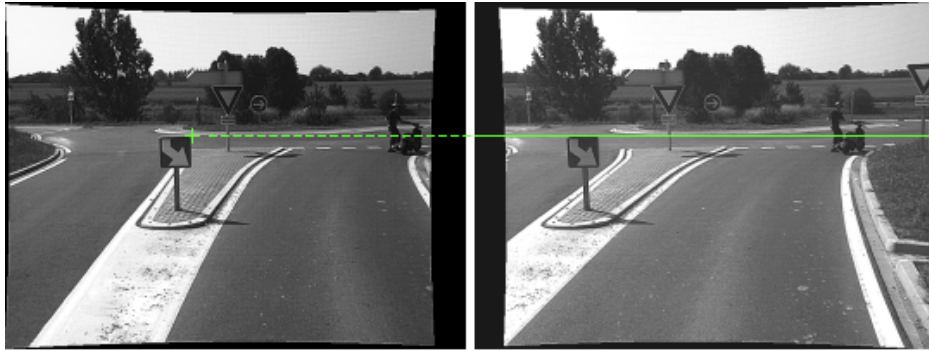


Figure 4 : Paire stéréo rectifiée, après correction de la distorsion. Le trait vert dans l'image de droite matérialise la ligne épipolaire associée au point marqué d'une croix dans la vue gauche.

A l'issue du calibrage, la géométrie épipolaire est connue. Il devient alors possible d'effectuer une rectification épipolaire logicielle, l'alignement réalisé mécaniquement étant forcément imparfait. Cette transformation est effectuée sur chaque paire stéréo acquise, après colorisation. Les images obtenues sont, par la même occasion, également corrigées de la distorsion optique et éventuellement compressées (*cf.* Figure 4). Ici encore, la compatibilité avec les outils opérationnels a été directement prise en compte dans le développement du logiciel, afin d'assurer un transfert rapide vers IREVE.

Un programme démonstrateur, appelé STEREO, a été développé par l'ERA 27. Il permet l'exploitation des paires stéréo à des fins d'analyse de patrimoine routier. Ses principales fonctionnalités sont : la navigation dans les séquences d'images, la mise en correspondance et la mesure dimensionnelle, ainsi que le calcul de cartes de profondeur.

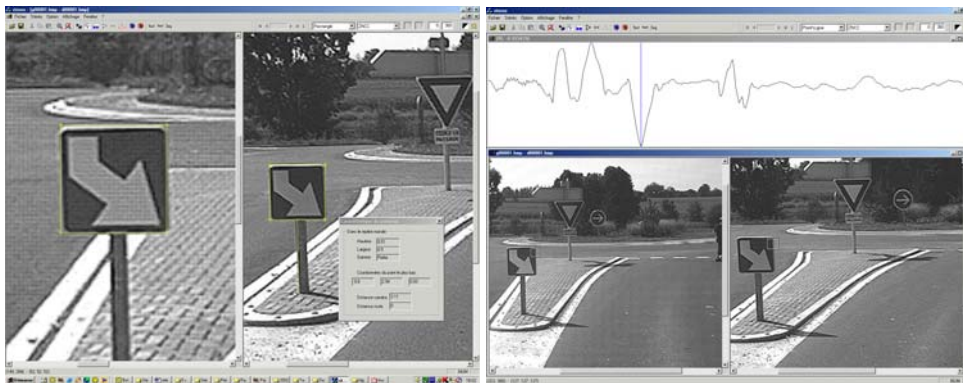


Figure 5 : Interface graphique du logiciel démonstrateur « STEREO ». Mesure des dimensions d'une balise « J6 » (à gauche). Mise en correspondance ponctuelle et diagramme de (dis)similarité (à droite).

La technique de mise en correspondance de points utilisée dans cette application est basée sur la corrélation croisée, centrée et normalisée (*zero mean normalized cross-correlation* ou ZNCC) entre fenêtres de dimensions variables. De plus, elle exploite la contrainte d'unicité [3] : seules les correspondances détectées à la fois dans le sens gauche-droite et dans le sens droite-gauche sont validées. La mise en correspondance de formes a également été implantée, pour des objets



Figure 6 : Mise en correspondance d'une forme triangulaire et mesure des dimensions d'un panneau "AB3a" (à gauche). Détection d'objets verticaux par analyse de la carte de disparité (à droite).

Le calcul de cartes de disparité, denses ou éparses, est également basé sur des techniques de corrélation. Une analyse de ces cartes selon la technique « u/v-disparité », proposée par le LIVIC et présentée au paragraphe suivant, met en évidence les objets verticaux présents dans la scène (cf. Figure 6, à droite). Les fonctionnalités de mesure et de calcul de cartes de profondeur décrites dans ce paragraphe ont vocation à être intégrées dans une prochaine version du logiciel d'exploitation IREVE dans le cadre du développement d'IRCAN stéréo.

### 3.2. Détection d'obstacles sur chaussée par projection U/V-disparité

La détection automatique d'objets situés sur la chaussée, à l'avant du véhicule est une tâche de première importance dans la mise au point d'aides à la conduite : elle permet par exemple de mettre en place des systèmes de freinage d'urgence ou d'évitement. Dans ce but, le LIVIC a développé une approche originale, nommée « v-disparité », que nous décrivons ici. Son principe consiste à extraire le profil longitudinal de la route, puis à rechercher les formes situées au-dessus de ce profil.

#### 3.2.1. Le principe mis en œuvre

Dans l'approche proposée, on considère que la route est composée d'une succession de portions de plans horizontaux et obliques relativement au plan du capteur stéréoscopique. Pour sa part, un objet situé sur la chaussée (véhicule, piéton, arbre...) est caractérisé par une portion de plan vertical ou quasi-vertical dans la scène (voir Figure 7). L'objectif consiste à rechercher de tels plans à partir d'une vue stéréoscopique de la scène. L'originalité et la robustesse de la méthode résident dans la manière dont cela est réalisé.

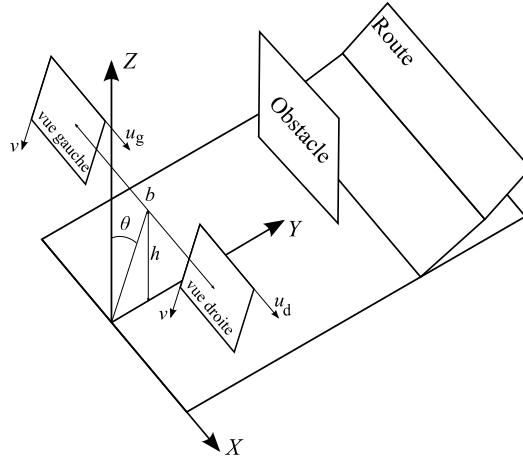


Figure 7 : Configuration géométrique du capteur de stéréovision et représentation de la scène par des plans horizontaux et obliques pour la chaussée, verticaux pour les obstacles.

Les images sont supposées corrigées de la distorsion radiale et on se place dans une géométrie rectifiée, où les paramètres intrinsèques des caméras sont considérés comme identiques. Dans cette configuration, les lignes épipolaires sont parallèles et confondues avec les lignes de balayage image. Ainsi, la projection d'un point  $P$  de la scène se situe sur la même ligne dans les vues gauche et droite, c'est-à-dire que  $v_d = v_g = v$ , où :

$$v = \frac{(v_0 \cos \theta + \alpha \sin \theta)Y + (v_0 \sin \theta - \alpha \cos \theta)(Z - h)}{Y \cos \theta + (Z - h) \sin \theta} \quad (1)$$

en notant, pour les paramètres extrinsèques du capteur (cf. Figure 7) :

- $\theta$  : l'angle entre la direction de l'axe optique des caméras et l'horizontale (tangage),
- $h$  : la hauteur des caméras par rapport au sol,
- $b$  : l'espacement entre les caméras (appelé *base stéréoscopique*).

La disparité  $\Delta$  pour le point  $P$ , c'est-à-dire la différence de position en colonne de la projection de  $P$  entre les vues gauche et droite, est donnée par l'équation suivante :

$$\Delta = u_g - u_d = \frac{\alpha b}{Y \cos \theta + (Z - h) \sin \theta} \quad (2)$$

Soit un plan d'équation  $Y = aZ + d$  dans la scène (selon la configuration géométrique décrite Figure 7) et un point  $M$  quelconque sur ce plan, ayant pour coordonnées  $(X, aZ + d, Z)^T$ . En exprimant  $Z$  en fonction de  $v$  à partir de l'équation (1) et en reportant cette valeur dans l'équation (2), on montre que la disparité de  $M$  vaut :

$$\Delta_M = \frac{b}{ah + d} (v - v_0) (\sin \theta + a \cos \theta) + \frac{b}{ah + d} \alpha (\cos \theta - a \sin \theta) \quad (3)$$

Ainsi, tous les points du plan d'équation  $Y = aZ + d$  se projettent sur la droite d'équation (3) dans un espace  $(v, \Delta)$ . Notons que, en posant  $a = 0$  dans (3), on retrouve l'équation de la projection

d'un plan vertical situé à une distance  $Y = d$  (plan définissant un obstacle, par exemple) et que lorsqu'on fait tendre  $a$  vers l'infini, on obtient l'équation de la projection d'un plan horizontal  $Z = 0$  (plan définissant la route, par exemple).

Considérons une image ayant un repère situé en haut à gauche, dont l'axe des abscisses correspond à la disparité et l'axe des ordonnées, orienté vers le bas, au numéro de ligne image. Nous nommerons cette image, projection v-disparité de la carte de disparité. Rechercher les plans de la scène qui contiennent l'axe des  $X$  consiste donc à trouver des droites dans cette image de projection, que nous noterons  $Iv\Delta$ . Dans la configuration actuelle du capteur du LIVIC, c'est-à-dire avec  $b = 1$  m,  $h = 1,4$  m et  $\theta = 5^\circ$ , la droite correspondant à un obstacle est quasi-verticale (pente inférieure à 0,1) alors que la droite correspondant à la route a une pente très différente (pente de 0,7). On est ainsi passé d'une représentation tridimensionnelle des plans à une représentation bidimensionnelle, ce qui est beaucoup moins coûteux à analyser et permet des extractions beaucoup plus robustes, grâce à l'effet d'accumulation apporté par cette représentation.

### 3.2.2. Pentes de chaussée

La recherche des droites « route » étant réalisée dans l'espace v-disparité, on doit en premier lieu effectuer la mise en correspondance entre les informations issues de la paire stéréo afin d'estimer la disparité. Compte-tenu des contraintes très fortes en termes de temps de calcul, une carte de disparité éparsée (le long des contours uniquement) est construite grâce à une mesure de similarité recentrée aussi simple que possible.

La phase d'extraction des contours dans les deux vues (fondée sur un calcul de gradient des niveaux de gris) fournit les images  $IG_d$  et  $IG_g$  de la Figure 8. Une comparaison de fenêtres le long de ces contours permet alors d'y attacher une valeur de disparité. Il en résulte la carte  $I\Delta$  représentée en bas à gauche de la Figure 8 (la table de couleur utilisée met en évidence les disparités décroissantes, du bleu au rouge).

Pour chaque ligne image de  $I\Delta$ , les points de même disparité sont ensuite cumulés, ce qui fournit l'image de projection v-disparité,  $Iv\Delta$ . Ainsi, pour la ligne image  $j$ , l'abscisse  $u_M$  du point  $M$  dans  $Iv\Delta$  correspond à la disparité  $\Delta_M$  et son niveau de gris  $I_M$  au nombre de points de même disparité  $\Delta_M$  sur la ligne  $j$  :

$$I_M = \sum_{p \in I_\Delta} \delta_{v_p, j} \delta_{\Delta_p, \Delta_M} \quad (4)$$

où  $\delta_{i, j}$  désigne le symbole de Kronecker.

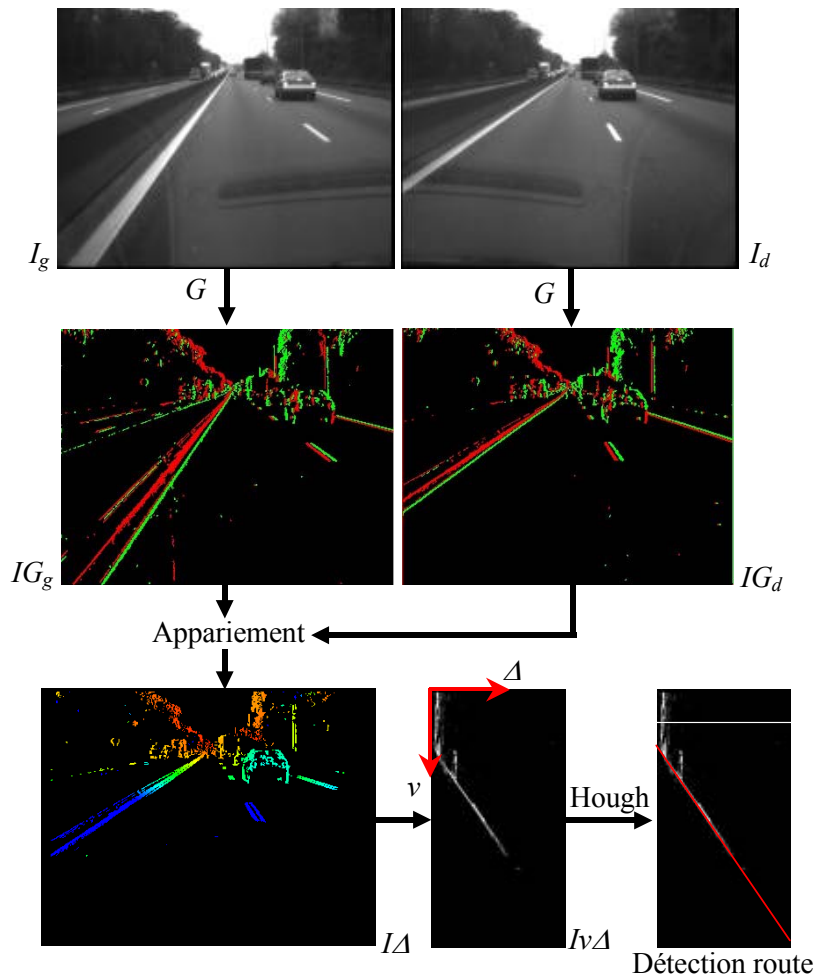


Figure 8 : Organigramme de la méthode de détection. Une extraction des gradients (fonction  $G$ ) met en évidence les contours des formes perçues (en rouge : transitions noir-blanc, en vert : transitions blanc-noir). La mise en correspondance des contours entre les images  $IG_d$  et  $IG_g$  fournit la carte de disparité  $I_\Delta$ . Les couleurs s'échelonnent du bleu au rouge lorsque l'on passe de la disparité maximale à la disparité minimale. La technique d'accumulation de la carte de disparité selon les lignes de l'image fournit la projection v-disparité  $I_{v\Delta}$ . Finalement, une technique d'extraction de segments de droite (la transformée de Hough dans ce cas) met en évidence la droite route dans la v-disparité.



Figure 9 : Extraction du profil longitudinal de la route. De gauche à droite : une image de la paire stéréo correspondant à l'approche d'une descente, l'image  $I_{v\Delta}$  correspondante, la transformée de Hough associée (le rectangle blanc figure la zone de recherche des  $k$  plus grandes valeurs dans l'espace de Hough), le faisceau des  $m$  lignes droites générées, les deux enveloppes calculées, le profil longitudinal de la route en descente.

Comme nous l'avons noté précédemment, les plans constituant la chaussée se projettent en des droites dans  $Iv\Delta$ , dont les équations sont liées aux paramètres des plans (voir l'image  $Iv\Delta$  dans la Figure 8). Grâce à la construction de  $Iv\Delta$ , le problème complexe de détection de plans 3D est ramené à un problème plus simple de détection d'alignements dans un espace 2D. La détection de droites dans  $Iv\Delta$  peut être réalisée par des méthodes robustes comme la transformée de Hough, ou la régression par un M-estimateur, par exemple (voir la droite oblique représentant la route dans la Figure 8).

Lorsque la route est plane, elle apparaît comme une droite oblique dans  $Iv\Delta$ . Le profil longitudinal de la route est alors une ligne droite. En présence d'une côte ou d'une descente, le profil de la route est une courbe simple (une surface cylindrique), que l'on peut approcher par un polynôme ou par une courbe linéaire par morceaux, la surface étant alors modélisée par une succession de portions de plans. Ainsi, au lieu de rechercher un pic dans la transformée de Hough, la méthode retient les  $m$  valeurs maximales dans le voisinage d'un pic. Ces  $m$  points sélectionnés correspondent à  $m$  portions de lignes droites dans  $Iv\Delta$ .

La courbe linéaire par morceaux recherchée est soit l'enveloppe supérieure (quand on approche d'une côte) ou inférieure (quand on approche d'une descente) de la famille des  $m$  droites générées. Le choix entre ces deux enveloppes est réalisé en recherchant celle qui se superpose le mieux aux pixels dans  $Iv\Delta$ . Pour ce faire, on parcourt chacune des deux courbes en sommant la valeur des pixels de  $Iv\Delta$  rencontrés. La courbe ayant obtenu le plus grand cumul est celle retenue (voir Figure 9).

### 3.2.3. Détection d'obstacles sur chaussées

Les objets recherchés correspondent aux droites verticales situées au-dessus de la courbe représentant la chaussée dans l'espace  $v$ -disparité. La base de ces droites correspond au point d'intersection entre le plan considéré et la surface de la chaussée (voir l'intersection des deux lignes rouges dans l'image  $v$ -disparité de la figure Figure 10). De plus, la hauteur du segment fournit la hauteur de l'objet. En analysant les segments représentant les plans verticaux de la scène, on obtient la base et le sommet d'un rectangle encadrant l'objet considéré.

Pour trouver les côtés de ce rectangle encadrant, il faut détecter l'arrête correspondant au sommet du plan vertical considéré. Pour ce faire, on introduit la projection nommée «  $u$ -disparité »,  $Iu\Delta$ . Comme pour la  $v$ -disparité, la  $u$ -disparité se construit en cumulant les points de même disparité, mais ici en chaque colonne  $u$  de l'image de disparité (voir l'image en bas à gauche dans la Figure 10).

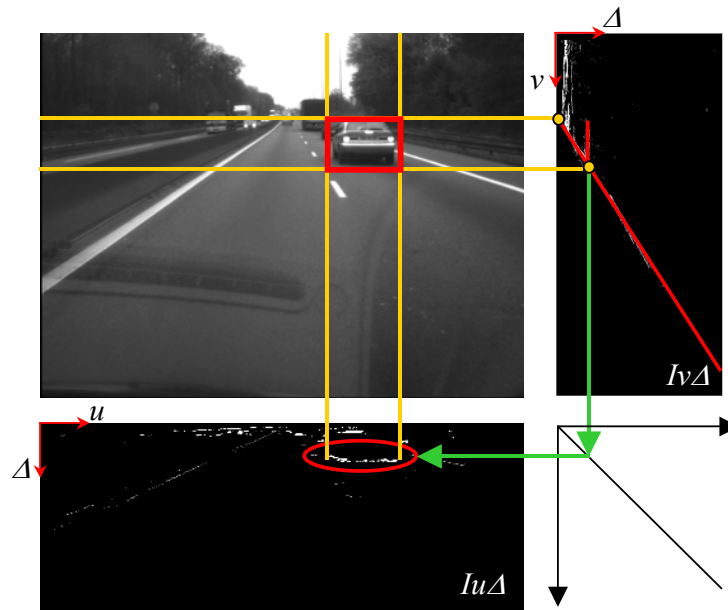


Figure 10 : Localisation de chaque objet sur la route. Le segment de droite vertical correspondant au plan de l'objet considéré (arrière du véhicule dans l'image) détecté dans l' image v-disparité  $I_v\Delta$  fournit la base et la hauteur de ce dernier. Ce même plan vu de dessus engendre un segment de droite horizontal dans l'image u-disparité  $I_u\Delta$  (visible dans l'ellipse rouge) qui renseigne sur l'extension de l'objet en largeur. L'objet détecté sur la chaussée est alors encadré par un rectangle.

Cette projection cumulative va dessiner des segments de droites dans l'espace « u-disparité ». Les extrémités de chaque segment sont les côtés des rectangles encadrant les objets recherchés. Dans le cadre de la définition d'aides à la conduite, cette technique a été mise en œuvre avec succès pour la détection embarquée de véhicules ou de piétons (voir Figure 11).

### 3.3. Visibilité conjoncturelle et stéréovision

En présence de conditions météorologiques dégradées, en particulier de brouillard, le fonctionnement des caméras embarquées est dégradé. De même, la perception du conducteur est altérée. Détecter que le fonctionnement du capteur est dégradé ou que le comportement du conducteur est inadapté aux conditions météorologiques est un enjeu fort [10]. Les outils présentés ici, développés au LIVIC en collaboration avec LCPC/DESE, décrivent une telle méthode de diagnostic de la visibilité *conjoncturelle* à l'aide d'un capteur stéréoscopique.

#### 3.3.1. Distances de visibilité mobilisée et mobilisable

Par temps de brouillard, l'information visuelle est modifiée. On constate une réduction drastique du contraste en fonction de la distance d'observation. Cet effet est décrit par la visibilité météorologique  $V_{met}$ , définie comme la plus grande distance à laquelle un objet noir de dimensions convenables peut être reconnu de jour sur fond de ciel à l'horizon. Une méthode développée et brevetée permet de l'estimer à l'aide d'une simple caméra [10], [11].

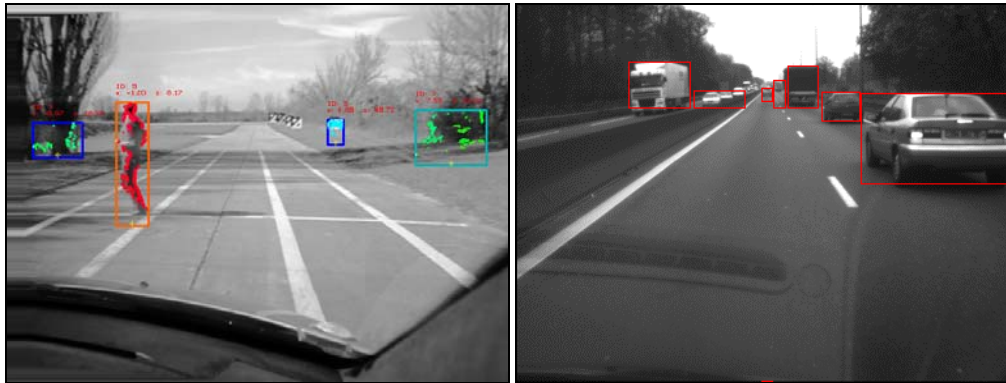


Figure 11 : Détection d'obstacles sur la chaussée et d'éléments verticaux de la scène (signalés par des rectangles englobants).

Cependant, cette distance de visibilité n'est que la traduction d'un paramètre de l'atmosphère et ne rend pas compte de la nature de la scène routière. Aussi, deux nouvelles distances de visibilité ont-elles été définies : la distance de visibilité mobilisée  $V_{mob}$ , distance à l'objet visible le plus éloigné de la surface de la route, et la distance de visibilité mobilisable  $V_{max}$ , distance maximale à laquelle un objet potentiel à la surface de la route pourrait être vu. Pour un seuil de visibilité de 5 % de contraste, une relation d'ordre liant les trois distances susmentionnées a été établie :  $V_{mob} < V_{max} \leq V_{met}$  [10].

### 3.3.2. Estimation de la visibilité mobilisée

Pour pouvoir estimer la distance de visibilité mobilisée, nous procédons en trois temps :

1. Construction d'une carte de profondeur précise de la surface de la route,
2. Détection des éléments de l'image ayant un contraste supérieur à 5 %,
3. Combinaison des deux informations.

#### - Calcul d'une carte de profondeur précise de la scène routière par stéréovision

L'approche v-disparité permet d'obtenir en deux passes une carte de disparité de bonne facture de la surface de la route (Figure 12). Pour cela, une fois les profils extraits de l'image v-disparité, on vérifie pour chaque couple apparié précédemment s'il appartient ou non à l'un des profils. Ainsi, on réduit de manière drastique le nombre de faux appariements (Figure 12d) [12]. Cette technique a été mise à profit pour mesurer la distance de visibilité mobilisée.

Cependant, une telle carte de disparité est éparse, c'est-à-dire que la disparité n'est connue que sur les points de contours verticaux. Or, par conditions de visibilité dégradées, cela pose des problèmes, en particulier au niveau du sommet des objets verticaux, tels que les véhicules, où de nombreux faux appariements peuvent subsister.

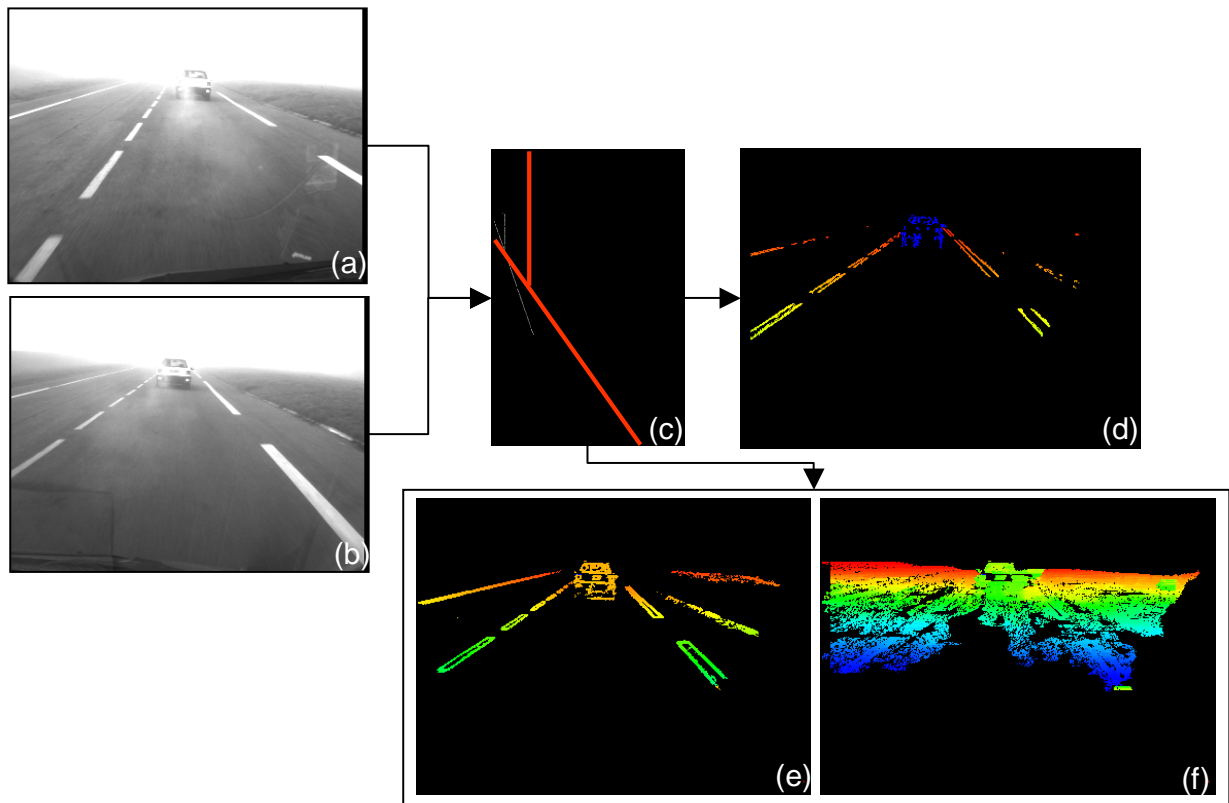


Figure 12 : Vue d'ensemble de l'approche v-disparité en deux passes sur une paire d'images stéréo acquises par temps de brouillard : (a) image gauche; (b) image droite; (c) profil v-disparité calculé à partir des images (a) et (b) ; (d) carte de disparité améliorée éparsée ; (e) (f) exemples de cartes de disparité quasi-denses obtenues en deux passes (voir texte).

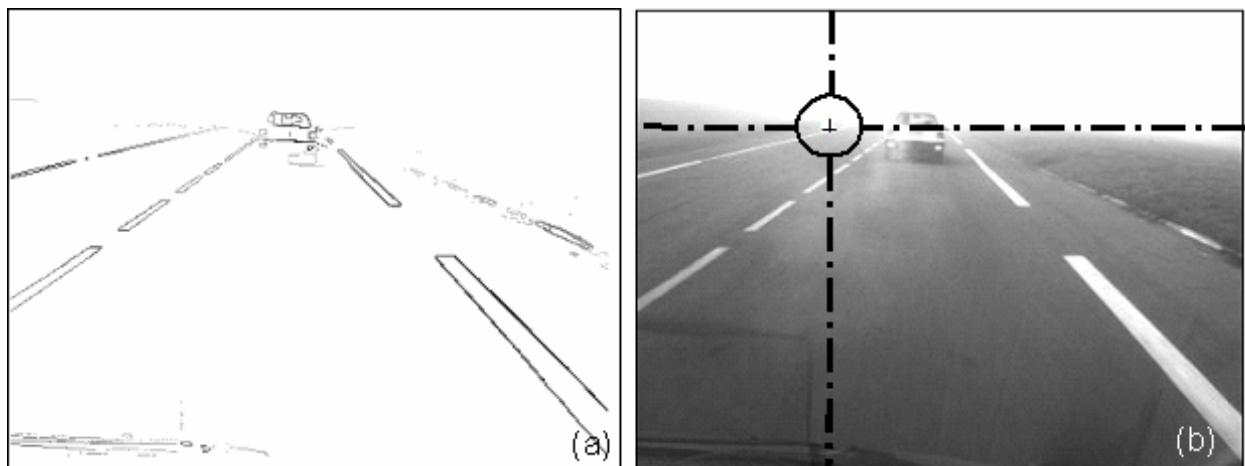


Figure 13 : (a) Contrastes locaux supérieurs à 5 % ; (b) Estimation de la distance de visibilité mobilisée. La fenêtre la plus éloignée possédant un contraste d'au moins 5 %, sur laquelle la profondeur est connue, est peinte en blanc. Le point est marqué par une croix noire sur cette même fenêtre.

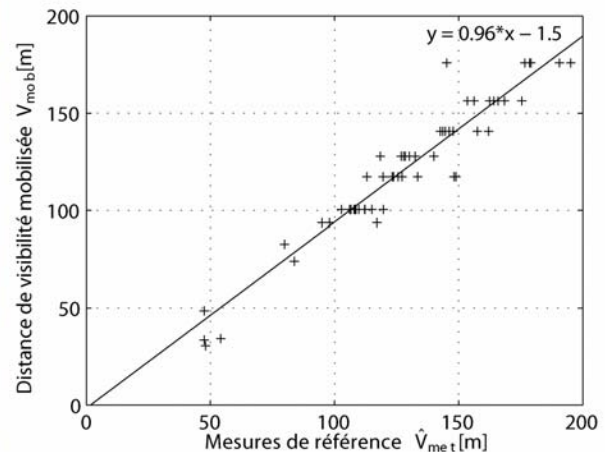


Figure 14 : (a) Photographie du site de validation expérimental de Satory par beau temps ; (b) Points : estimation de la distance de visibilité mobilisée en fonction de la distance de visibilité de référence obtenue à l'aide des mires. Droite : droite d'ajustement aux moindres carrés, dont l'équation figure sur le graphique. Le coefficient de corrélation linéaire est d'environ 97 %.

Pour pallier cet inconvénient, une approche complémentaire a été développée. Elle met en œuvre une technique de propagation de disparité, de manière analogue à une croissance de région. Dans notre cas, elle est implantée de manière analogue à la deuxième passe de l'algorithme de calcul de la v-disparité. Ainsi, nous propageons les germes, constitués des points appariés en première passe de l'algorithme basé sur la v-disparité, comme dans [13], excepté que pour chaque couple de candidats à appairer, nous vérifions s'il appartient à l'un des profils de l'image v-disparité. Grâce à cette méthode, la carte de disparité est quasi-dense (Figure 12e-f), en particulier sur les contours horizontaux. Comparativement au calcul direct de cartes de disparité dense, cette méthode a l'avantage d'être peu coûteuse en temps de calcul. Elle permet en outre de positionner plus précisément, par approche « u-disparité », des cadres englobants autour des objets routiers [13].

#### - Estimation du contraste supérieur à 5 %

Le calcul du contraste local dans une image est peu abordé dans la littérature. En s'appuyant sur une méthode classique de segmentation d'images, une méthode originale a été développée. Elle consiste à balayer l'image à l'aide de petites fenêtres que l'on segmente en recherchant la frontière qui maximise le contraste, au sens logarithmique, entre les deux parties de la dite fenêtre (Figure 13a). Cette méthode a été comparée aux rares méthodes existantes et s'avère aussi précise tout en commettant moins de fausses détections [10].

#### - Combinaison rapide des deux informations

Les objets rencontrés sont d'autant plus près du véhicule équipé qu'ils se situent bas dans la carte de disparité. C'est pourquoi, l'algorithme consiste à balayer la carte de disparité du haut en bas, en partant de la ligne d'horizon, et à calculer le contraste pour chaque pixel de disparité

Elle a été comparée à la première méthode permettant d'estimer la visibilité météorologique grâce à des données de référence. Les deux méthodes se sont avérées quasiment aussi précises pour des distances de visibilité météorologique comprises entre 50 et 200m. Ces données de référence ont été obtenues sur un site spécifique, conçu et réalisé sur les pistes de Satory, comportant de grandes cibles permettant d'estimer la distance de visibilité météorologique grâce à l'atténuation de leur contraste en fonction de la distance (Figure 14).

Pour ces essais, les caméras étaient réglées de façon réaliste vis-à-vis de leur condition d'usage, à savoir : un temps d'exposition minimum pour réduire le flou de bougé et le recours à un objectif auto-iris pour éviter les sur et sous-expositions. Le détail de ces expériences de validation est donné dans [16] et [17].

### 3.4. Mise en correspondance robuste pour la reconstruction de profil de chaussée

Nous revenons ici sur le problème de la détermination précise du profil de chaussée, qui a de nombreuses applications, allant des aides à la conduite à la détermination des distances de visibilité géométrique. Dans l'approche par v-disparité décrite précédemment, la route est modélisée par une succession de plans obliques (*cf.* Figure 7), définissant des droites dans l'espace v-disparité. Après mise en correspondance des points de contours, la méthode procède en deux étapes : construction d'une représentation de la scène dans l'espace v-disparité, puis ajustement d'un faisceau de droites dans cet espace (*cf.* Figure 9).

Dans l'approche proposée initialement dans [18], le modèle plan « par morceaux » est remplacé par un modèle polynomial. En reprenant les notations de la Figure 7, on pose :

$$u_d = u_g + a_0 + a_1 v + \dots + a_n v^n = u_g + A^T V(v) \quad (5)$$

On remarque que cette approche, qui étend le modèle linéaire (3), utilise implicitement la représentation v-disparité, puisque (5) s'écrit également :  $\Delta_M = A^T V(v)$ . Cependant, plutôt que de construire l'image cumulée de v-disparité la méthode réalise simultanément la mise en correspondance des points et la reconstruction du profil de la chaussée *via* l'estimation robuste des coefficients  $A$  du polynôme. Cette façon de poser le problème permet d'introduire la notion de confiance dans l'ajustement du modèle, à travers la matrice de covariance associée à l'estimation. Une telle information peut être précieuse, par exemple au moment d'intégrer les

profils obtenus sur des paires d'images successives afin de reconstituer le relief de la route sur une certaine distance.

Enfin, on peut remarquer que le modèle de la Figure 7 ne prend en compte que l'angle  $\theta$ . Un avantage de la représentation (5) est qu'elle peut facilement s'étendre afin de mieux représenter les chaussées réelles. Par exemple, on peut choisir comme modèle dans l'espace (u,v,disparité) :

$$u_d = u_g + A^T V(v) + a_u u_g \quad (6)$$

où  $a_u$  est un coefficient supplémentaire à estimer. Ce modèle s'avère bien adapté à la prise en compte d'un angle de roulis (rotation autour de l'axe Y) : il correspond à une approximation au premier ordre de la projection d'un modèle polynomial de chaussée avec dévers. De même, en multipliant le terme additionnel en  $a_u u_g$  par un polynôme en  $v$ , il devient possible de prendre en compte un dévers variable avec la distance, sans changer la nature de l'algorithme.

### 3.4.1. Formulation du problème d'optimisation

L'équation (5) relie les coordonnées de paires de points se correspondant entre l'image de gauche et l'image de droite, à travers un polynôme dont les coefficients  $A$  doivent être estimés. Naturellement, les correspondances entre points sont inconnues *a priori* et doivent également être déterminées. L'approche classique pour résoudre ce type de problème consiste à minimiser l'erreur quadratique entre l'image de gauche après application de la transformation considérée et l'image de droite, prise comme référence. L'information contenue à l'intérieur des régions d'intensité constante des images n'étant pas discriminante, on ne considère pas tous les points des images, mais seulement les points de contours extraits des images. On limite ainsi notablement la complexité du problème.

Notons  $(i,j)$  et  $(k,j)$  les coordonnées de points potentiellement en correspondance sur chaque ligne  $j$  des images de contours gauche et droite. La méthode proposée ici consiste à minimiser une fonction d'erreur non quadratique, qui s'écrit :

$$e(A) = \sum_{(i,j),k} r((i,j),(k,j)) \phi \left( \frac{1}{2s^2} (k + A^T V(j) - i)^2 \right) \quad (6)$$

où  $r((i,j),(k,j))$  est un facteur introduit pour tenir compte des similarités locales (corrélation ou ZNCC en niveaux de gris, fonction décroissante de la différence des gradients en couleurs) entre les pixels en correspondance  $(i,j)$  et  $(k,j)$  et  $\phi(u^2) = \varphi(u)$  est une fonction de potentiel robuste, dont  $s$  est un paramètre d'échelle.

Le rôle de la fonction  $\phi$  est de minimiser l'influence des correspondances erronées sur l'estimation des paramètres  $A$ . De telles fonctionnelles sont connues dans le domaine des statistiques robustes [18] sous le nom de M-estimateurs et également utilisées pour la régularisation semi-quadratique en reconstruction d'images [20][21], sous la dénomination de modèles à  $\phi$ -fonctions. Quelques exemples usuels de fonctions  $\phi$  sont montrés Figure 15.

### 3.4.2. Algorithme d'estimation

Afin de minimiser (6) par rapport à  $A$ , nous tirons parti de la théorie semi-quadratique [20][21] pour linéariser le problème et proposer un algorithme itératif simple. Nous appliquons le formalisme Lagrangien proposé dans [22] et détaillé dans [24]. Cela nécessite que la fonction  $\phi$  satisfasse les hypothèses requises par la théorie semi-quadratique : qu'elle soit définie et continue sur  $[0, +\infty[$  de même que ses dérivées première et seconde, qu'elle soit croissante et concave. Pour plus de détails sur le formalisme mis en œuvre pour la dérivation de l'algorithme (qui assure la convergence de celui-ci vers un minimum local du critère), le lecteur est invité à se référer à [18], [22] et [24]. L'algorithme de moindres carrés pondérés itérés auquel on aboutit s'écrit :

1. Initialiser  $A_0$  et poser  $t = 1$
2. Pour tous les indices  $(i, j, k)$ , calculer les variables auxiliaires :

$$w_{i,j,k} = \frac{1}{2s^2} \left( k + A_{t-1}^T V(j) - i \right)^2$$

qui représentent l'erreur quadratique de recalage sur chaque paire de points.

3. Pour tous les indices  $(i, j, k)$ , calculer les pondérations (coefficients de Lagrange) :

$$\lambda_{i,j,k} = r((i, j), (k, j)) \phi'(w_{i,j,k})$$

4. Résoudre le système linéaire suivant pour déterminer  $A_t$  :

$$\sum_{i,j,k} \lambda_{i,j,k} V(j) V(j)^T A_t = \sum_{i,j,k} \lambda_{i,j,k} (k - i) V(j)$$

5. Si  $\|A_t - A_{t-1}\| > \varepsilon$ , incrémenter  $t$  et aller en 2. Sinon, poser  $A = A_t$ .

Les étapes 2 et 3 implantent une mise en correspondance « douce » entre les points d'indices  $i$  et  $k$  de la ligne  $j$ , à travers la « note » fournie par  $\lambda_{i,j,k}$ . Celle-ci favorise les correspondances à la fois en accord avec le modèle, c'est-à-dire associées à une faible erreur quadratique (la pondération  $\phi'$  est alors proche de 1, cf. Figure 15) et photométriquement cohérentes (la valeur de  $r((i, j), (k, j))$  est alors également proche de 1). L'étape 4 met ensuite à jour l'estimée des coefficients du modèle de route,  $A$  en donnant plus de poids aux appariements « bien notés ».

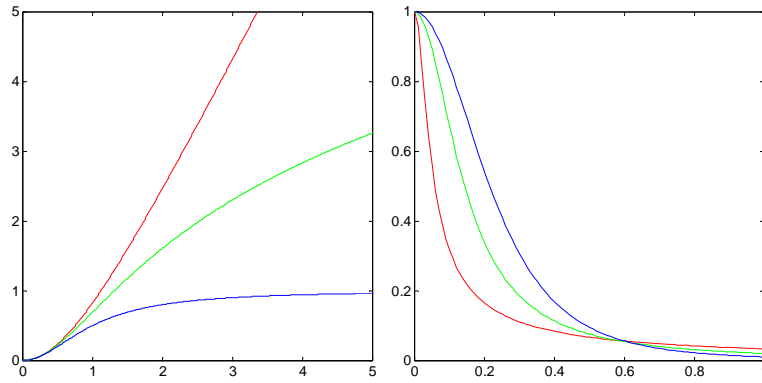


Figure 15 : Exemples de fonctions  $\phi(u^2)=\varphi(u)$  (à gauche) et fonctions de pondération associées  $\phi'(u^2)=\varphi'(u)/2u$  (à droite, avec un coefficient de pondération arbitraire sur l'abscisse  $u$ ).

Notons que le paramètre  $s$  permet une recherche multi-échelle, dans une approche par continuation appelée non-convexité graduelle (ou *GNC* selon l'acronyme anglais) [23]: une première estimation est effectuée à une échelle assez forte, puis le résultat sert d'initialisation à une échelle plus petite, etc. Cette heuristique permet d'améliorer grandement la convergence de l'algorithme. Enfin, signalons qu'en pratique, pour accélérer l'algorithme, tous les indices  $(i,k)$  ne sont pas considérés pour chaque ligne : on annule  $r((i,j),(k,j))$  quand sa valeur est faible (la valeur de pondération correspondante  $\lambda_{i,j,k}$  serait, de toutes façons, quasi-nulle).

### 3.4.3. Résultats expérimentaux

La Figure 16 illustre la robustesse de l'algorithme en présence de nombreuses perturbations, dues à des éléments verticaux tels que les arbres, les maisons ou les véhicules. L'algorithme proposé est un estimateur robuste sur les appariements entre points. La fonction robuste  $\phi$  peut être choisie de façon à supporter jusqu'à 50% d'appariements erronés [24]. Notons qu'une grande partie de ces données erronées peut également être éliminée *a priori* en utilisant la technique de segmentation de chaussée décrite dans [25]. Sur la Figure 16, on constate également l'intérêt d'utiliser un modèle polynomial : les contours de l'image gauche transformée se superposent bien mieux à ceux de l'image droite que lorsqu'on utilise un modèle plan. Dans cette expérience, le modèle (6) a été mis en œuvre pour prendre en compte l'angle de roulis, ce qui améliore encore les résultats.

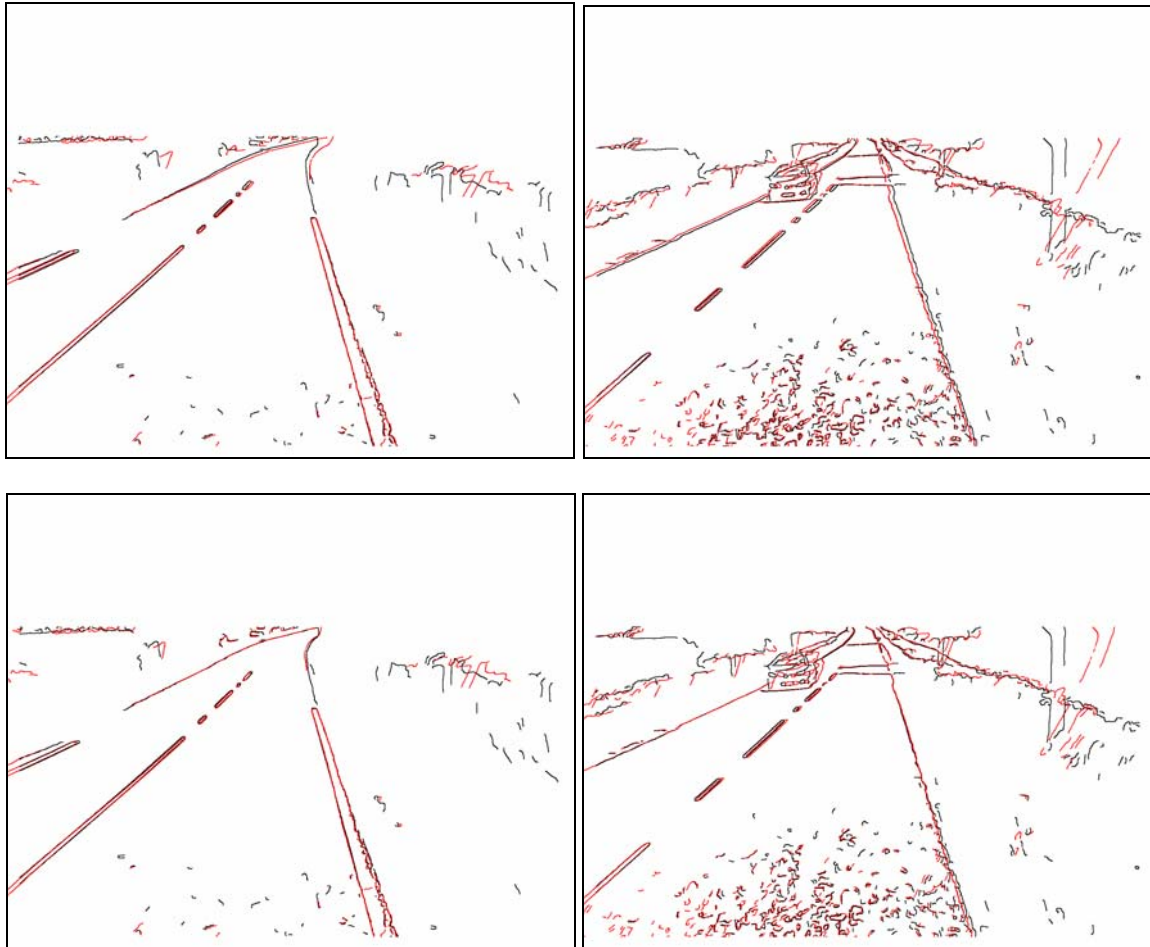


Figure 16 : Comparaison de la carte de contours ré-ajustée (en rouge) par rapport à la carte de référence (en noir) pour deux paires d'images stéréo. En haut, un modèle plan est utilisé. En bas, un modèle de polynôme à l'ordre 6 est mis en œuvre. L'angle de roulis est également pris en compte.

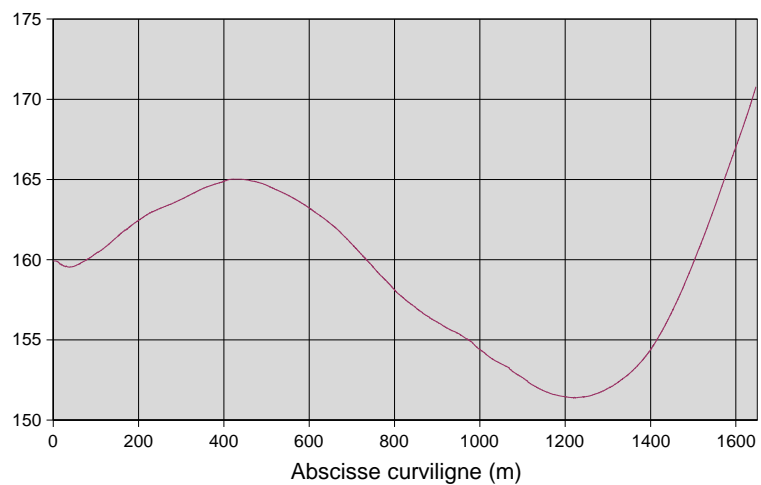


Figure 17 : Carte de l'itinéraire étudié : RD 166 (Bas-Rhin) parcouru dans le sens de la flèche, entre le carrefour du RD 41 (trait rouge horizontal du bas) et le calvaire de Dingsheim (trait horizontal du haut), (c) IGN. A droite : profil d'altitude obtenu par recalage des profils locaux. L'absence de recalage absolu entraîne une dérive par rapport au profil que l'on pourrait extraire de la carte.

Enfin, une expérience de recalage de profils locaux successifs a été réalisée (cf. Figure 17). En effet, une fois l'ajustement effectué, on peut en déduire les positions des points dans l'espace et, notamment, leur altitude. Le même point étant visible dans plusieurs paires stéréo, il est possible de recaler entre eux les différents profils par une procédure itérative, ce qui permet d'obtenir un profil global sur l'itinéraire étudié. Naturellement, cette procédure est sujette aux dérives et le profil obtenu est quantitativement assez éloigné de celui que l'on peut extraire de la carte de l'itinéraire. Par contre, d'un point de vue qualitatif, il correspond au relief observé. Ces résultats préliminaires sont donc encourageants, dans l'optique d'une intégration à un système plus complet, fournissant des informations absolues, *via* un GPS, par exemple.

#### 4. Conclusion

Dans cet article, nous avons proposé une synthèse des différents travaux concernant l'application des techniques de stéréovision à l'analyse de scènes routières, menés récemment dans plusieurs équipes du RST. Ces recherches ont permis le développement d'un cadre méthodologique unifié. Elles ont, de plus, abouti à des solutions opérationnelles ou en voie de le devenir, que ce soit en matière d'études de patrimoine, au travers du développement d'une nouvelle génération des outils LPC IRCAN et IREVE ou en matière d'aides à la conduite, au travers du développement d'outils brevetés d'estimation de distance de visibilité ou de systèmes embarqués de détection d'obstacle. Les techniques de stéréovision ont un intérêt général, qui débordent du domaine de l'analyse de scènes routières, et de nombreuses applications de mesure dimensionnelle et d'analyse de forme pourraient en bénéficier dans les domaines du génie civil.

#### 5. Références

- [1] BROWN M., BURSCHKA D., HAGER D., Advances in computational stereo, *IEEE Transactions on Pattern analysis and machine intelligence*, vol. 25, n°8, **2003**, pp. 993-1008.
- [2] TRUCCO E., VERRI A., *Introductory techniques for 3-D computer vision*, ISBN 0-13-261108-2, Prentice Hall, Upper Saddle River, USA, **1998**, 343 pages.
- [3] HORAUD R., MONGA O., *Vision par ordinateur – Outils fondamentaux – 2ème édition revue et augmentée*, Traité des Nouvelles Technologies, Série informatique, ISBN : 2-86601-481-2, Hermes, Paris, **1995**, 425 pages.
- [4] HARTLEY R., ZISSERMAN A., *Multiple view geometry in computer vision*, ISBN 0-521-62304-9, Cambridge University Press, Cambridge, Angleterre, **2000**, 607 pages.
- [5] LEIBE B., CORNELIS K., VAN GOOL L., Dynamic 3D Scene Analysis from a Moving Vehicle, *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'07)*, Minneapolis, USA, juin, **2007**.
- [6] TAREL J.P., Global 3D Planar Reconstruction with Uncalibrated Cameras and Rectified Stereo Geometry, *Machine Graphics & Vision*, vol. 6, n° 4, **1997**, pp. 393-418.

- [7] TAREL J.P., CHARBONNIER P., IENG S.S., Simultaneous Robust Fitting of Multiple Curves, *International Conference on Computer Vision Theory and Applications (Visapp 2007)*, Barcelone, Espagne, 8-11 mars **2007**, pp. 175-182.
- [8] LABAYRADE R., AUBERT D., Robust and fast stereovision based obstacles detection for driving safety assistance, *Special Issue on Mach.Vision Applications in the IEICE Japanese journal*, vol. E87-D, n°1, **2004**.
- [9] AUBERT D., LABAYRADE R., Détection d'obstacles routiers par stéréovision : l'approche v-disparité, *numéro spécial « systèmes de transports intelligents », annales des télécommunications*, n°3-4, vol.60, **2005**.
- [10] HAUTIERE N., Détection des conditions de visibilité et estimation de la distance de visibilité par vision embarquée, *Thèse de doctorat de l'Université Jean Monnet, Saint-Etienne*, **2005**.
- [11] LAVENANT J., TAREL J.P., AUBERT D., Procédé de détermination de la distance de visibilité et procédé de détermination de la présence d'un brouillard, *Brevet français #0201822 soumis par LCPC / INRETS*, **2002**.
- [12] LABAYRADE R., AUBERT D., In-vehicle obstacles detection and characterization by stereovision, *International Conference on Vision Systems*, Graz Autriche, **2003**.
- [13] LHUILLIER M., QUAN L., Match propagation for image-based modeling and rendering, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 24, 8, **2002**, pp. 1140–1146.
- [14] HAUTIERE N., LABAYRADE R., PERROLLAZ M., AUBERT D., Road scene analysis by stereovision: a robust and quasi-dense approach, *IEEE International Conference on Automation, Robotics, Control and Vision*, Singapore, **2006**.
- [15] HAUTIERE N., LABAYRADE R., AUBERT D., Dispositif de mesure de distance de visibilité, Distance de visibilité par stéréovision, *Brevet français #0411061 soumis par LCPC/INRETS*, **2004**.
- [16] HAUTIERE N., AUBERT D., DUMONT E., TAREL J.P., Validation expérimentale de méthodes dédiées à l'estimation embarquée de la visibilité atmosphérique, *Journées Sciences de l'Ingénieur, colloque du LCPC, Marne-la-Vallée*, **2006**.
- [17] HAUTIERE N., AUBERT D., DUMONT E., TAREL J.P., Experimental Validation of Dedicated Methods to In-Vehicle Estimation of Atmospheric Visibility Distance, *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, **2008**, à paraître.
- [18] TAREL J.P., IENG S.S., CHARBONNIER P., Accurate and robust image alignment for road profile reconstruction, *International Conference on Image Processing (ICIP'07)*, San Antonio, USA, 16-19 septembre, **2007**, vol. V, pp. 365-368.
- [19] HUBER P.J., *Robust statistics*, John Wiley and Sons, New York, USA, **1981**, 328 pages.
- [20] GEMAN D., REYNOLDS G., Constrained restoration and the recovery of discontinuities, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 14, no. 3, **1992**, pp. 367–383.
- [21] CHARBONNIER P., BLANC-FÉRAUD L., AUBERT G., BARLAUD M., Deterministic edge-preserving regularization in computed imaging, *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 6, no. 2, **1997**, pp. 298–311.
- [22] TAREL J.P., IENG S.S., CHARBONNIER P., Using robust estimation algorithms for tracking explicit curves, *European Conference on Computer Vision (ECCV'02)*, Copenhagen, Danemark, **2002**, vol. 1, pp. 492–507.
- [23] BLAKE A. ZISSERMAN A., *Visual Reconstruction*, MIT Press, Cambridge, MA, USA, **1987**, 240 pages.
- [24] TAREL J.P., IENG S.S., CHARBONNIER P., *Robust Lane Marking Detection by the Half Quadratic Approach*, Collections Etudes et Recherches des Laboratoires des Ponts et Chaussées, LCPC, **2007**, CR 49, 74 pages.
- [25] BIGORGNE E., TAREL J.P., Backward segmentation and region fitting for geometrical visibility range estimation, *Asian Conference on Computer Vision (ACCV'07)*, Tokyo, Japon, 18-22 novembre, **2007**, vol. III, pp. 817-826.