

# Extraction des observations laser

Christophe BLANC  
LASMEA  
Université Blaise Pascal  
[www.christophe-blanc.info](http://www.christophe-blanc.info)

11 janvier 2009

L'extraction de primitives dans les images 3D présentées dans les transparents est une étape de la détection d'obstacles. Cette extraction se déroule en deux étapes et est fondée sur les travaux réalisés dans [1][2]. La première étape consiste en la segmentation en régions de l'image 3D et la deuxième étape réalise la reconnaissance des obstacles parmi ces régions.

## 1 Segmentation en régions de l'image 3D

L'analyse des images de profondeur est couramment réalisée grâce à des méthodes de segmentation. Ces méthodes bas niveau consistent à regrouper ensemble les pixels présentant des propriétés similaires. De nombreuses méthodes sont présentées dans la littérature. Une description de quelques unes est présentée dans [1]. Pour notre système de perception, le but de la segmentation est d'obtenir des zones formées d'impacts laser spatialement proches. Le critère de segmentation est la distance  $y_a$  car, dans l'hypothèse d'une route plane, les obstacles routiers apparaissent comme des plans orthogonaux à la route constitués de points situés à une distance  $y_a$  constante à une tolérance  $\sigma_y$  près. La méthode retenue pour cette segmentation s'appuie sur un algorithme de croissance de régions. Les régions sont construites à partir d'un impact et croissent en incorporant, de proche en proche, les impacts situés à la même distance  $y_a$  de notre véhicule avec une tolérance  $\sigma_y$ . Une description du principe de l'algorithme développé dans [2] est donnée ci-dessous.

- tous les impacts sont non classés
  - ⇒ **Pour** chaque impact de l'image de profondeur
    - **Si** distance non nulle et impact non classé
      - initialisation d'une nouvelle régions
      - impact classé
    - ⇒ **Pour** chacun des impacts connexes (voisins)
      - **Si** distance  $y_a$  du voisin égale à  $\sigma_y$  près **et** impact non classé
        - placer le voisin dans la région
        - placer le voisin dans le tampon de recherche
        - voisin classé
    - FinSi**
    - ↳ **Tantque** le tampon de recherche n'est pas vide
      - ⇒ **Pour** chacun des voisins de l'impact du tampon
        - **Si** distance  $y_a$  du voisin égale à  $\sigma_y$  près **et** impact non classé
          - placer le voisin dans la région
          - placer le voisin dans le tampon de recherche
          - voisin classé
      - FinSi**
      - éliminer l'impact du tampon de recherche
    - ⇒ **FinPour**
    - ↳ **FinTantque**
    - ⇒ **FinPour**
    - **FinSi**
    - ⇒ **FinPour**

Finalement, après la segmentation, un ensemble de régions  $R_i$  comportant  $N_i$  impacts est généré. Parmi ces régions, toutes ne correspondent pas forcément à un obstacle. Il est donc nécessaire d'effectuer une étape de reconnaissance pour ne retenir que les régions correspondant à des obstacles potentiels. Un exemple de segmentation est représenté sur la figure 1. Les régions extraites de la segmentation sont désignées par l'ensemble des rectangles noirs les englobant.

## 2 La reconnaissance des obstacles

La reconnaissance consiste donc à extraire des régions issues de la segmentation les obstacles potentiels. Par exemple, il faudra extraire les deux obstacles de type voiture présents dans la scène représentée figure 1. Nous limiterons notre reconnaissance dans un premier temps à la recherche d'obstacles de type voiture ou camion qui sont évidemment les plus courants dans un contexte routier. Cette reconnaissance

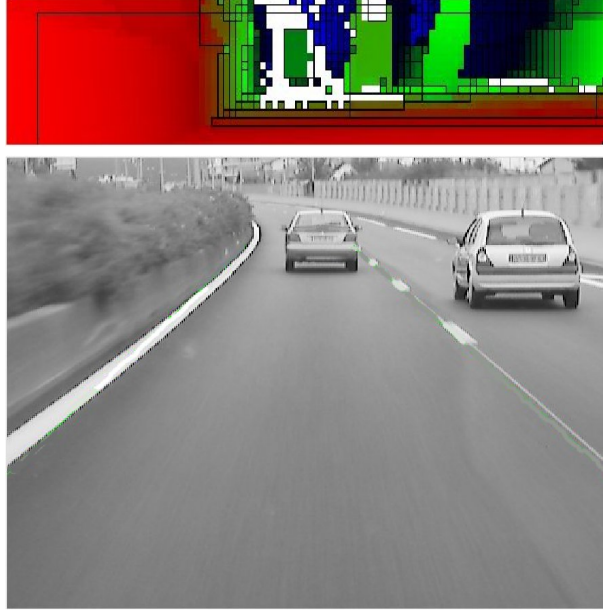


FIG. 1 – Résultats de segmentation

s'appuie sur le modèle 3D d'un véhicule vue de derrière qui est un simple rectangle. Il s'agira donc de comparer les dimensions de chaque région à celle du modèle ainsi défini afin de prendre une décision quant à l'assimilation d'une région à un obstacle.

Chaque région  $R_i$  issue de la segmentation comportant  $N_i$  impacts est paramétrée par un vecteur :

$$R_i = (X_{\min,i}, X_{\max,i}, Z_{\min,i}, Z_{\max,i}, Y_i)$$

où  $(X_{\min,i}, X_{\max,i})$  et  $(Z_{\min,i}, Z_{\max,i})$  sont respectivement les valeurs minimale et maximale des coordonnées des impacts suivant l'axe x et l'axe z du repère du capteur, et  $Y_i$  la distance de la région à notre capteur

Ces paramètres sont calculés de la façon suivante :

$$\begin{cases} X_{\min,i} = \min\{x_{a,i,j}, \forall j \in (1, \dots, N_i)\} \\ X_{\max,i} = \max\{x_{a,i,j}, \forall j \in (1, \dots, N_i)\} \\ Z_{\min,i} = \min\{z_{a,i,j}, \forall j \in (1, \dots, N_i)\} \\ Z_{\max,i} = \max\{z_{a,i,j}, \forall j \in (1, \dots, N_i)\} \\ Y_i = \frac{\sum_{j=1}^{N_i} y_{a,i,j}}{N_i} \end{cases}$$

Finalement, ces paramètres permettent le calcul de trois caractéristiques importantes pour la reconnaissance des obstacles :

- la largeur  $l_i$  :  $l_i = X_{\max,i} - X_{\min,i}$
- la hauteur  $h_i$  :  $h_i = Z_{\max,i} - Z_{\min,i}$
- la position du centre  $C_i(X_{obs,i}, Y_i, Z_{obs,i})$  :

$$\begin{cases} X_{obs,i} = (X_{\min,i} + X_{\max,i})/2 \\ Z_{obs,i} = (Z_{\min,i} + Z_{\max,i})/2 \end{cases}$$

Une région  $R_i$  est donc caractérisée par le vecteur suivant :

$$R'_i = (l_i, h_i, X_{obs,i}, Y_i, Z_{obs,i})$$

En comparant les composantes de ce vecteur aux dimensions des modèles de véhicules moyennant certaines tolérances, nous pourrions assimiler une région à un obstacle. Soit  $\Theta$  l'ensemble des  $N$  obstacles

routiers. Un obstacle est représenté par le vecteur  $O_j = (L_j, H_j)$  où  $L_j$  et  $H_j$  sont respectivement sa largeur et sa hauteur. Pour chaque région  $R_i$ , on peut écrire :

$$R_i \in \Theta \Leftrightarrow \left\{ \begin{array}{l} h_i = H_j \pm \sigma_{H,j} \\ l_i = L_j \pm \sigma_{L,j} \end{array} \right\} \forall j \in (1, \dots, N)$$

où  $\sigma_{H,j}$  et  $\sigma_{L,j}$  sont les tolérances sur les dimensions de l'obstacle  $O_j$  qui tiennent compte des variations de tailles possibles pour une même catégorie de véhicules. La figure 2 représente le résultat de cette reconnaissance : seules les deux régions caractérisant les voitures sont retenues en tant qu'obstacle.

Cependant cette méthode de reconnaissance connaît quelques problèmes dans différents cas illustrés sur



FIG. 2 – Reconnaissance des obstacles de type voiture

la figure 3. Des erreurs de classification apparaissent. Par exemple, sur la figure 3, les détections sont dues à un mur dans l'image du haut et à un talus dans l'image du bas. Par l'analyse de la cinématique de l'obstacle, on pourrait sans doute conclure sur le caractère non dangereux de l'obstacle. De plus, dans le cadre d'une coopération avec un module de reconnaissance de la chaussée, ces détections sont facilement filtrées.

Cependant, pour éliminer ces erreurs de classification, sans coopération ni analyse du mouvement, on préfère rajouter des contraintes sur les normales aux différentes surfaces formant les régions (voir figure 4) :

$$\left\{ \begin{array}{l} \theta_{x,i} = \Theta_{x,k} \pm \sigma_{\Theta_{x,k}} \\ \theta_{y,i} = \Theta_{y,k} \pm \sigma_{\Theta_{y,k}} \\ \theta_{z,i} = \Theta_{z,k} \pm \sigma_{\Theta_{z,k}} \end{array} \right.$$

où  $\Theta_{x,k}, \Theta_{y,k}, \Theta_{z,k}$  représentent les angles de la normale à la surface d'un obstacle  $O_k$  ;  $\sigma_{\Theta_{x,k}}, \sigma_{\Theta_{y,k}}, \sigma_{\Theta_{z,k}}$  les tolérances sur ces angles, et  $\theta_{x,i}, \theta_{y,i}, \theta_{z,i}$  les angles de la normale à la surface formée par la région  $R_i$  détectée.

Cette méthode s'appuie sur l'approximation, au sens des moindres carrés, de l'ensemble des points de mesures formant la région  $\{P_i = (x_{a,i,j}, y_{a,i,j}, z_{a,i,j}) \forall j \in (1 \dots N_i)\}$  par un plan d'équation :

$$y_{a,i} = f(x_{a,i}, z_{a,i}) = a_i x_{a,i} + b_i z_{a,i} + c_i$$

On calcule les coefficients  $(a_i, b_i, c_i)$  en minimisant le critère :

$$\nabla = \sum_{j=0}^{N_i} (y_{a,i,j} - a_i x_{a,i,j} - b_i z_{a,i,j} - c_i)^2$$

On a donc :

$$\begin{pmatrix} a_i \\ b_i \\ c_i \end{pmatrix} = M_i^{-1} Q_i$$

avec :

$$M_i = \begin{pmatrix} \sum_{j=1}^{N_i} x_{a,i,j}^2 & \sum_{j=1}^{N_i} x_{a,i,j} z_{a,i,j} & \sum_{j=1}^{N_i} x_{a,i,j} \\ \sum_{j=1}^{N_i} x_{a,i,j} z_{a,i,j} & \sum_{j=1}^{N_i} z_{a,i,j}^2 & \sum_{j=1}^{N_i} z_{a,i,j} \\ \sum_{j=1}^{N_i} x_{a,i,j} & \sum_{j=1}^{N_i} z_{a,i,j} & \sum_{j=1}^{N_i} 1 \end{pmatrix} \text{ et } Q_i = \begin{pmatrix} \sum_{j=1}^{N_i} x_{a,i,j} y_{a,i,j} \\ \sum_{j=1}^{N_i} y_{a,i,j} z_{a,i,j} \\ \sum_{j=1}^{N_i} y_{a,i,j} \end{pmatrix}$$



FIG. 3 – Des fausses détections

On sait que le vecteur normal  $\vec{N}_i$  à une surface en  $P_i$ , point de coordonnées  $(x_{a,i}, f(x_{a,i}, z_{a,i}), z_{a,i})$  est donnée par :

$$\vec{N}_i = \frac{\partial \vec{O}P_i}{\partial x} \wedge \frac{\partial \vec{O}P_i}{\partial z} = \begin{pmatrix} 1 \\ f'_x(x_{a,i}, z_{a,i}) \\ 0 \end{pmatrix} \wedge \begin{pmatrix} 0 \\ f'_z(x_{a,i}, z_{a,i}) \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_i \\ 1 \\ b_i \end{pmatrix}$$

où  $f'_x(x_{a,i}, z_{a,i})$  et  $f'_z(x_{a,i}, z_{a,i})$  sont respectivement les dérivées partielles en  $P_i$  de la fonction  $y_{a,i} = f(x_{a,i}, z_{a,i})$  selon  $x$  et  $z$ .

Finalement, on en déduit facilement que :

$$\begin{aligned} \theta_{x,i} &= \arccos \left( \frac{a_i}{\|\vec{N}_i\|} \right) (\pi) \\ \theta_{y,i} &= \arccos \left( \frac{1}{\|\vec{N}_i\|} \right) (\pi) \\ \theta_{z,i} &= \arccos \left( \frac{b_i}{\|\vec{N}_i\|} \right) (\pi) \end{aligned}$$

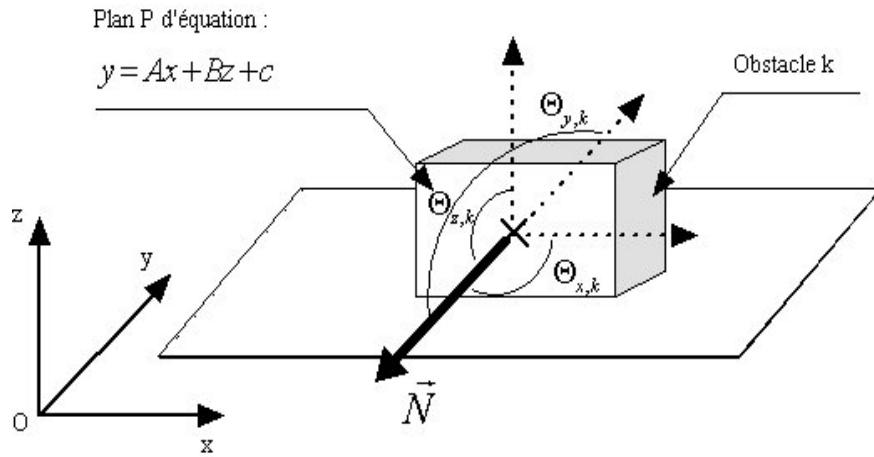


FIG. 4 – Représentation d'une normale à un obstacle

Nous avons ainsi détecté les obstacles et éliminé les fausses détections (voir figure 5), il est maintenant

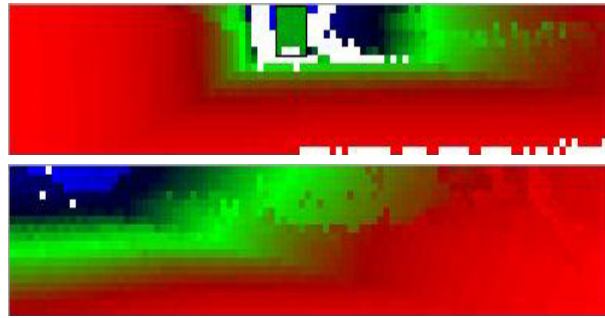


FIG. 5 – Résultats après ajout de contraintes sur les normales

nécessaire de mettre en oeuvre leur suivi afin d'en extraire des informations cinématiques importantes. Le suivi fera l'objet de la section ??.

## Références

- [1] P. Checchin. *Segmentation d'images de profondeur*. PhD thesis, Université Blaise Pascal, Clermont-Ferrand, France, 1996.
- [2] L. Trassoudaine. *Solution multisensorielle temps réel pour la détection d'obstacles sur route*. PhD thesis, Université Blaise Pascal, Clermont-Ferrand, France, 1993.