# DSeg: Détection directe de segments dans une image

Cyrille Berger\*

Simon Lacroix

Université de Toulouse LAAS/CNRS 7, Ave du Colonel Roche F-31077 Toulouse Cedex 4 France

FirstName.Name@laas.fr

8 octobre 2009

### Résumé

Cet article présente une approche "model-driven" pour détecter des segments de droite dans une image. L'approche détecte les segments de manière incrémentale sur la base du gradient de l'image, en exploitant un filtre de Kalman linéaire qui estime les paramètres de la droite support des segments et les variances associées. Les algorithmes sont rapides et robustes au bruit et aux variations d'illumination de la scène perçue, ils permettent de détecter des segments plus longs que les approches existantes guidées par les données ("data-driven"), et ils ne nécessitent pas de délicate détermination de paramètres. Des résultats avec différentes conditions d'éclairage et des comparaisons avec les approches existantes sont présentés.

## **Mots Clef**

Segments, extraction, détection.

#### Abstract

This paper presents a model-driven approach to detect image line segments. The approach incrementally detects segments on the gradient image using a linear Kalman filter that estimates the supporting line parameters and their associated variances. The algorithms are fast and robust with respect to image noise and illumination variations, they allow the detection of longer line segments than data-driven approaches, and do not require any tedious parameters tuning. Results with varying scene illumination and comparisons to classic existing approaches are presented.

#### Keywords

Line segment, extraction, detection.

# **1** Introduction

Les segments de droites d'une image représentent des informations significatives sur la structure de la scène perçue : il s'agit de primitives de base sur lesquelles de nombreuses applications peuvent être construites (reconnaissance d'objets structurés [5], ou reconstruction 3D de scènes structurées en robotique [11, 8] ou en géomatique par exemple). Les segments ont en effet plusieurs propriétés intéressantes : ils représentent naturellement parfaitement les lignes droites présentes dans la scène, ils peuvent être exploités pour estimer différentes transformations géométriques, et sont invariants par changement de point de vue. Mais cette dernière propriété n'est exploitable que si les algorithmes d'extraction des segments sont robustes et stables : les méthodes classiques restent fragiles, elles sont très sensibles au bruit des images, aux conditions d'éclairage et aux changements de points de vue.

De grands progrès dans l'extraction et l'appariement de points d'intérêts ont été réalisés durant la dernière décennie (points de Harris, SIFT, SURF...), et l'intérêt portés à l'extraction de segments de droites s'en est trouvé réduit. Cependant, malgré leur stabilité et leur robustesse, les points d'intérêts n'expriment pas autant d'informations sur la structure des scènes observées que les segments. Un détecteur de segments stable, robuste et rapide présent donc de l'intérêt, et cela fait toujours l'objet de contributions récentes [4, 10].

On peut distinguer deux grandes approches pour la détection des segments dans des images, qui se basent toutes deux sur le filtre de Canny [3]. La première approche consiste à seuiller l'image des gradients, à grouper les maxima locaux de gradient en des contours, et à appliquer une procédure de "split and merge" pour détecter les segments [6]. La seconde approche initialement proposée dans [1] exploite une transformée de Hough généralisée calculée sur l'image des gradients, puis une procédure de segmentation des contours. Une autre approche a récemment été proposée dans [10] : elle commence par segmenter l'image

<sup>\*</sup>Cyrille Berger bénéficie d'une convention Cifre établie avec Thales Optronics

en régions selon un critère d'orientation du gradient. Les régions sont approximées par des rectangles, et sont ensuite affinées jusqu'à la détermination d'un segment. Une propriété intéressante de cette approche est qu'elle ne nécessite pas la détermination délicate de seuils.

Toutes ces approches sont guidées par les données ("datadriven"), car elles consistent à grouper les pixels en fonction de caractéristiques détectées dans les données (le gradient), et le modèle d'un segment n'est introduit que dans une seconde phase. Au contraire, notre approche est guidée par le modèle ("model-driven") : elle cherche directement à associer un modèle de segment de droite aux données, en exploitant le gradient pour estimer les paramètres du modèle. Des algorithmes similaires ont été proposés (par exemple dans [9, 4]), mais l'originalité de notre approche réside dans l'utilisation d'un filtre de Kalman pour estimer les paramètres du modèle, évitant ainsi le besoin de seuiller l'image des gradients ou l'introduction de paramètres pour une procédure de "split and merge". L'utilisation d'un filtre de Kalman pour détecter les segments d'une image a déjà été proposée dans [12], mais dans le but d'améliorer les paramètres initialement estimées par une transformée de Hough, tandis que notre approche exploite une observation directe des paramètres du modèle de segment pour les mettre à jour. Notre approche ne nécessite pas la détermination de paramètres sensibles, elle permet l'extraction de segments plus longs que les approches classiques, et enfin elle associe une estimée des covariances des paramètres des segments détectés, ce qui est utile à différents processus qui exploitent les segments détectés.

Le reste de l'article est structuré en deux sections : la section 2 présente de le coeur de notre approche, puis des résultats sont présentés et analysés dans la section 3. La stabilité des segments détectés par rapport à des variations de conditions d'illumination est évaluée sur des séquences d'images acquises durant 24 heures, et nous comparons les résultats de détection de notre approche avec trois autres approches.

# 2 Détection de segments de droite

Cette section introduit le modèle paramétrique choisi pour représenter les droites support des segments, puis présente la procédure d'extraction, qui se base sur un algorithme de type "seed-and-grow" : des segments de longueur nulle sont initialisés sur la base de l'image du gradient (norme et phase), puis étendus grâce à un filtre de Kalman. La section se conclut par une analyse de l'influence des paramètres de l'algorithme.

#### 2.1 Modèle des segments

La droite support d'un segment est représentée dans le repère image par le modèle linéaire suivant :

$$x(t) = at + x_0 \tag{1}$$

$$y(t) = bt + y_0 \tag{2}$$

où (a, b) est la direction du vecteur directeur de la droite

support, et  $(x_0, y_0)$  son origine. Bien que ce modèle soit sur-paramétré, il présente deux avantages : il peut représenter toutes les droites possibles dans le plan image (pas de singularité), et la seule valeur du paramètre t permet de spécifier tout point de la droite. Le fait que ce modèle n'est pas minimal ne pose pas de problème au processus d'estimation stochastique, car il n'y a pas de contrainte qui lie les paramètres entre eux.

#### 2.2 Initialisation du processus de détection

Le principe de l'algorithme est d'adapter les paramètres du modèle de segment à l'image. Il serait bien sûr trop coûteux de chercher à détecter un segment sur tous les pixels : le processus n'est initialisé que sur des pixels "graines", qui correspondent à un maximum local de gradient.

Soient  $G_{i,j}$  et  $\phi_{i,j}$  la norme et la phase du gradient calculés pour le pixel (i, j) par l'algorithme de Canny. Un pixel (i, j) est considéré comme une graine si il satisfait les conditions suivantes<sup>1</sup>:

$$G_{i,j} - G_{i+cos(\phi_{i,j}),j+sin(\phi_{i,j})} > \tau_{gradmax}$$
(3)

$$G_{i,j} - G_{i-\cos(\phi_{i,j}),j-\sin(\phi_{i,j})} > \tau_{gradmax} \tag{4}$$

$$G_{i,j} > G_{i-sin(\phi_{i,j}),j+cos(\phi_{i,j})}$$

$$(5)$$

$$G_{i,j} > G_{i+sin(\phi_{i,j}),j-cos(\phi_{i,j})} \tag{6}$$

Les deux premières conditions indiquent que le pixel considéré est vraisemblablement situé sur un segment (l'influence du choix du paramètre  $\tau_{gradmax}$  est analysée dans la section 2.5). Les deux autres conditions assurent que le pixel correspond à un maximum de gradient le long du segment supposé : elles permettent de sélectionner des graines plus robustes.

Étant donné un pixel considéré comme une graine, les paramètres du segment associé qui initialisent l'état du filtre de Kalman sont :

$$x_0 = i, y_0 = j \tag{7}$$

$$a = -\sin(\phi_{i,j}), b = \cos(\phi_{i,j}) \tag{8}$$

#### 2.3 Extension des segments

Une fois qu'un pixel est considéré comme une graine, un processus itératif d'extension est appliqué : il cherche des points supports supplémentaires le long de la direction estimée du segment, selon la procédure suivante (figure 1) :

1. t = 1

- t ← t±δ<sub>t</sub>, où δ<sub>t</sub> est la distance aux extrémités du segment courant à laquelle des nouveaux points supports sont cherchés.
- 3. Prédiction : sur la base des paramètres estimés du segment courant et de leurs variances, une estimation des coordonnées  $(x_t, y_t)$  du prochain point support est

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup>À toutes les étapes de l'algorithme, des coordonnées sous-pixelliques obtenues par interpolation bi-cubique sont exploitées.



FIG. 1 - Processus d'extension d'un segment. La ligne rouge représente le segment courant, les croix noires les points supports associés. Des points supports supplémentaires sont cherchés à une distance  $\delta_t$  (ici égale à 1), dans une direction perpendiculaire à la direction du segment courant, jusqu'à une distance du segment qui dépend de la variance estimée sur ses paramètres. Les croix bleues représentent les  $2n_o + 1$  points supports qui sont évalués  $(n_o = 2 \text{ ici})$  : ceux qui correspondent à un maximum local de gradient sont considérés comme des observations du segment courant. Quand plusieurs points supports candidats correspondent à un maximum local (comme c'est le cas pour t = -3 ici), celui dont la phase est la plus proche de la direction normale au segment est sélectionné comme observation. Les ellipses oranges montrent l'incertitude sur la position des observations sélectionnées (voir section 2.4).

déterminée, et l'erreur scalaire scalaire associée  $\sigma_n$  sur la distance au segment courant est calculée.

4. Observation : un ensemble de mesures sont faites sur la normale au segment qui passe par  $(x_t, y_t)$ , et un processus de sélection détermine celle qui sera exploitée pour la mise a jour des paramètres du segment.

Le processus de sélection des observations est le suivant : soient  $a' = a/\sqrt{a^2 + b^2}$  et  $b' = b/\sqrt{a^2 + b^2}$ . s =  $(-b' * \sigma_n/n_o, a' * \sigma_n/n_o)^T$  est le vecteur directeur le long duquel les observations sont cherchées <sup>2</sup>, avec une norme qui dépend de l'erreur  $sigma_n$  et de  $n_o$ , une constante qui définit le nombre de mesures qui seront évaluées. L'ensemble des mesures est :

$$M = \{(x_t, y_t) + i * \mathbf{s}\}, i \in [-n_o, n_o]$$
(9)

et la mesure  $m_i \in M$  qui est sélectionnée comme une observation du segment courant est celle qui satisfait les conditions suivantes :

- C'est un maximum local de gradient :

$$G_{(x_t, y_t)+i*\mathbf{s}} > G_{(x_t, y_t)+(i+1)*\mathbf{s}}$$
(10)

$$G_{(x_t, y_t)+i*\mathbf{s}} > G_{(x_t, y_t)+(i-1)*\mathbf{s}}$$
 (11)

 La direction de son gradient est compatible avec le segment courant :

$$\cos(\phi_{(x_t, y_t)+i*\mathbf{s}} - atan2(a, -b)) > \tau_{angle} \qquad (12)$$

Si deux points  $m_{i1}$  et  $m_{i2}$  satisfont ces conditions, leur distance au segment courant est d'abord évaluée, le plus proche étant sélectionné. En cas de distances égales, le point dont la phase du gradient est le plus compatible avec le segment courant est sélectionné comme une observation :  $m_{i1}$  est sélectionné si  $|i_1| < |i_2|$ , et si  $|i_1| = |i_2|$ ,  $m_{i1}$  est sélectionné si :

$$\cos(\phi_{(x_t,y_t)+i_1*\mathbf{s}} - atan2(a,-b))$$
  
$$< \cos(\phi_{(x_t,y_t)+i_2*\mathbf{s}} - atan2(a,-b)) \quad (13)$$

Lorsque plus aucun point n'est sélectionné comme observation dans le processus d'extension, la recherche est étendue à un pas supplémentaire ( $t \pm \delta_t$ ), afin d'éviter les cassures de segments provoquées par le bruit de l'image. Le processus d'extension s'arrête alors si aucun point supplémentaire n'est sélectionné comme observation.

# 2.4 Estimation des paramètres de la droite support

**Modèle d'état** Les paramètres de la droite support sont estimés par un filtre de Kalman, l'état du filtre est donc constitué des variables  $\mathbf{x_k} = (a, x_0, b, y_0)^T$  (voir équation 2). Comme l'état est stationnaire et non bruité, l'équation d'état du filtre est simplement :

$$\mathbf{x}_{\mathbf{k}} = \mathbf{x}_{\mathbf{k}-\mathbf{1}} \tag{14}$$

Les paramètres du vecteur d'état sont initialisés comme indiqué section 2.2, et la matrice de covariance associée est initialisée à :

$$P_{0|0} = \begin{bmatrix} \sigma_a^2 & 0 & 0 & 0\\ 0 & \sigma_{x0}^2 & 0 & 0\\ 0 & 0 & \sigma_b^2 & 0\\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{y0}^2 \end{bmatrix}$$
(15)

La section 2.5 précise les valeurs de  $P_{0|0}$ .

**Modèle d'observation** Les paramètres sont mis à jour en intégrant les observations sélectionnées par le processus d'extension. L'équation d'observation est :

$$\mathbf{z}_{\mathbf{k}} = H_k * \mathbf{x}_{\mathbf{k}} + \mathbf{v}_{\mathbf{k}} \tag{16}$$

Il s'agit d'un modèle d'observation linéaire, où  $\mathbf{v}_{\mathbf{k}}$  est le bruit d'observation de covariance R, et  $H_k$  est la matrice d'observation :

$$H_k = \begin{bmatrix} t & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & t & 1 \end{bmatrix}$$
(17)

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup>Les variables en gras représentent des vecteurs

**Observation error.** The observation error is equal to the error caused by the discretisation of the signal when the image is acquired, the observation error matrix is then :

$$\begin{bmatrix} 0.5 & 0\\ 0 & 0.5 \end{bmatrix} \tag{18}$$

L'erreur d'observation est définie par deux variances non corrélées dans le repère associé à la droite porteuse courante : ces deux variances sont définies par le pas de discrétisation appliqué dans le processus d'extension (ellipses oranges sur la figure 1). La variance le long de la ligne est égale à  $max(\delta_t^2, 1.0)$ , la variance dans la direction normale à la ligne est égale à  $0.5^2$  – ces valeurs sont pessimistes, de manière à ce l'état du filtre ne devienne pas inconsistant. Dans le repère associé à la droite courante, la matrice d'erreur d'observation  $R_k$  est donc :

$$R_k = \begin{bmatrix} max(\delta_t^2, 1.0) & 0\\ 0 & 0.5^2 \end{bmatrix}$$
(19)

Par changement de repère, cette matrice exprimée dans le repère image est :

$$R_k = \mathcal{R} \times \begin{bmatrix} max(\delta_t^2, 1.0) & 0\\ 0 & 0.5^2 \end{bmatrix} \times \mathcal{R}^T \qquad (20)$$

où  $\mathcal{R} = \begin{bmatrix} \cos(\alpha) & -\sin(\alpha) \\ \sin(\alpha) & \cos(\alpha) \end{bmatrix}$  est la matrice de rotation entre le repère associé à la droite et le repère image,  $\alpha$  étant

l'angle que fait la droite dans le repère image.

Nous disposons maintenant de l'ensemble des paramètres nécessaires à l'application du filtre de Kalman linéaire après l'incorporation de chaque observation fournie par le processus d'extension du segment.

**Fusion de segments** À l'issue du processus de détection, il peut arriver qu'un segment  $S_n$  recouvre partiellement un autre segment  $S_p$  (figure 2). Dans ce cas, un processus de fusion est appliqué : un test du  $\chi^2$  permet de vérifier si les extrémités de  $S_p$  peuvent être considérées comme des observations du segment  $S_n$ . Si oui, alors  $S_n$  et  $S_p$  sont fusionnés, et les paramètres du segment  $S_n$  sont mis a jour par itération du filtre de Kalman.

#### 2.5 Paramètres impliqués

Le processus de détection nécessite la définition de quelques paramètres et seuils. Des valeurs conservatives pour ces paramètres sont aisées à définir, car elles n'impactent pas le résultat de la détection comme nous allons le voir. Le tableau 1 présente ces paramètres et leurs valeurs – ce sont les valeurs qui sont utilisées pour l'ensemble des résultats présentés dans la section suivante, et dans notre utilisation quotidienne de l'algorithme.

| $\sigma_a = \sigma_b$ | $\sigma_{x0} = \sigma_{y0}$ | $\delta_t$ | $	au_{angle}$      | $	au_{gradmax}$ | $n_o$ |
|-----------------------|-----------------------------|------------|--------------------|-----------------|-------|
| 0.05                  | 1.0                         | 1px        | $1.0$ - $\sigma_a$ | 10              | 2     |

TAB. 1 - Paramètres nécessaires et valeurs associées



FIG. 2 – Processus de fusion de segments. En haut, deux segments qui se recouvrent partiellement. En bas, le segment résultat du processus de fusion.

Les deux paramètres qui sont déterminés empiriquement sont  $\sigma_a = \sigma_b$  et  $\tau_{gradmax}$  ( $\sigma_{x0} = \sigma_{y0}$  indiquent la précision à laquelle est connue le local maximum de gradient qui fait office de graine, et sont fixés à la résolution de l'image, soit un pixel). La figure 3 montre la faible influence des valeurs choisies pour  $\tau_{gradmax}$  et  $\tau_{angle}$  sur le nombre de segments détectés.  $\tau_{gradmax}$  détermine si des segments de faible contraste sont détectés ou non. Pour  $\tau_{angle}$ , nous choisissons une valeur suffisamment grande (0.95) (qui correspond à un angle de 18.2°) de manière à ce que le processus ne soit pas perturbé par le bruit, tout en assurant que les points support dont l'orientation de gradient est trop éloignée de la normale courante à la direction du segment ne soit pas considérés.

# **3** Résultats de détection

Nous analysons ici l'influence du bruit et du contraste de l'image sur le nombre et la longueur des segments détectés et comparons nos résultats à trois approches existantes.

#### 3.1 Analyse de la sensibilité de la détection

Pour évaluer la sensibilité de l'algorithme vis-à-vis du bruit de l'image et des variations d'éclairement, nous analysons la *répétabilité* des segments détectés en ajoutant du bruit, et sur une séquence d'images fixes acquises pendant une durée de 24 heures.

**Répétabilité des segments** Une distance entre deux segments est définie pour établir la répétabilité entre deux ensembles de segments extraits dans des conditions dif-



FIG. 3 – Distribution de la longueur des segments détectés pour différentes valeurs de  $\tau_{gradmax}$  (haut) et  $\tau_{angle}$  (bas).

férentes de bruit et d'éclairement (figure 4) :

$$denom(AB, CD) = (|P(AB, CD)| * \\ \mathcal{R}(P(AB, CD), CD) * \\ |cos(angle(AB, CD))|)(21)$$
  
$$sim(AB, CD) = \frac{\mathcal{A}(AB, P(AB, CD))}{denom(AB, CD)} (22)$$
  
$$d(AB, CD) = sim(AB, CD) + \\ sim(CD, AB) (23)$$

où P(AB, CD) est la projection du segment AB sur CD,  $\mathcal{A}(AB, P(AB, CD))$  est la surface entre le segment ABet sa projection sur le segment CD, et |P(AB, CD)| est la longueur du segment projeté.  $\mathcal{R}(P(AB), CD)$  mesure le recouvrement entre la projection et le segment CD, est angle(AB, CD) est l'angle entre les deux segments.

La similitude définie dans l'équation (22) est utilisée pour définir la distance (23), qui permet de déterminer dans une image de segments de référence le segment le plus proche d'un segment de l'image courante.

**Sensibilité au bruit** Nous ajoutons un bruit additif et multiplicatif au niveau de gris d'une image de référence  $I_{ref}$ :

$$I(i) = \mathcal{N}(\sigma_m^i) * I_{ref} + \mathcal{N}(\sigma_a^i)$$
(24)

où  $\mathcal{N}(\sigma)$  est un nombre aléatoire avec une distribution gaussienne de moyenne nulle et d'écart type  $\sigma$ .

La figure 5 montre le nombre de segments détectés pour différentes valeurs de  $\tau_{gradmax}$  en fonction du bruit ajouté.



FIG. 4 – Distance entre deux segments. Ici le recouvrement est  $\mathcal{R}(P(AB), CD) = \frac{|P(A)D|}{|P(B)C|}$ .

On observe que  $\tau_{gradmax}$  n'a pas d'influence sur la répétabilité de l'extraction des segments, et que l'algorithme résiste bien à un niveau de bruit significatif.

**Sensibilité à l'éclairement** Pour évaluer la stabilité de la détection vis-à-vis des changements d'éclairage, nous avons pris une image toutes les 5 minutes pendant 24 heures avec une caméra fixe. La figure 6 montre que la répétabilité reste constante pendant l'éclairage diurne, et aussi que certains segments restent détectables pendant la nuit.

## 3.2 Analyse comparative

Nos comparons ici notre approche ("DSeg") avec la méthode basée sur la transformée de Hough ("Hough", implémentation d'OpenCV), une approche classique d'extraction de segments par chaînage des contours puis séparation/fusion ("Chaining", notre implémentation), et l'approche présentée dans [10] ("LSD", implémentation des auteurs).

Notons que nous avons du ajuster aux images évaluées les paramètres des méthodes Hough et Chaining pour obtenir de bons résultats – en particulier, les deux seuils sur le gradient, dont la valeur dépend grandement du contraste de du niveau de bruit dans l'image. Par contre, pour l'approche LSD et la nôtre, aucun paramètre n'a du être adapté.

La figure 7 montre les segments détectés pour les 4 approches et indique les temps de calculs associés<sup>3</sup> – seuls les segments de longueur supérieure à 20 pixels sont montrés. DSeg extrait plus de segments que les 3 autres méthodes, et notamment plus de longs segments, comme on peut le voir par exemple sur les segments exhibés en rouge et en bleu. Sur des images plus contrastées (figure 8), DSeg et LSD se comportent de manière analogue, et mieux que les méthodes Hough et Chaining.

Des résultats plus quantitatifs sur le nombre et la longueur des segments détectés sont présentés par les histogrammes des figures 9 et 9, où l'on peut noter que DSeg trouve de plus long segments et un plus grand nombre de segments que les autres méthodes.

Enfin, les figures 11 et 12 présentent quelques exemples de segments extraits par DSeg sur d'autres scènes, et la figure 13 montre pour quelques segments extraits les points supports qui ont été retenue, ainsi que l'erreur sur

<sup>&</sup>lt;sup>3</sup>Établis sur un processeur Intel à 2.2 GHz



FIG. 5 – Influence de  $\tau_{gradmax}$ . En haut, segments détectés dans l'image de référence ( $\sigma_m = \sigma_p = 0$ ), et dans deux images bruitées. En bas : répétabilité des segments détectés en fonction du bruit (l'abscisse représente  $20\sigma_m + \sigma_a$ ,  $\sigma_m \in [0; 20[, \sigma_a \in [0; 20[)$ . Les courbes bleues indiquent le nombre de segments détectés dans l'image bruitée, les courbes vertes indiquent le nombre de segments détectés dans l'image bruitée et non présents dans l'image de référence. La courbe rouge indique la proportion des segments détectés qui se correspondent entre l'image bruitée et l'image de référence, et enfin la courbe cyan recense les segments qui sont coupés dans l'image bruitée par rapport à l'image de référence.



FIG. 6 – En haut : trois des images acquises durant 24 heures toutes les 10 minutes. En bas : répétabilité des segments détectés en fonction du numéro de l'image (donc du temps). Les mêmes conventions de couleur que dans la figure 5 s'appliquent.

les paramètres des segments reportée en leurs points extrémités.

# Conclusions

Nous avons présenté une approche guidée par le modèle qui extrait directement les segments d'une image de gradient, sans nécessiter aucun traitement ou seuillage de cette image, ni la définition fastidieuse de paramètres. L'utilisation d'un filtre de Kalman fournit une bonne estimée des paramètres de la droite porteuse et de leur covariances. En particulier, l'approche permet d'extraire des segments plus longs que les approches existantes.

La méthode bénéficierait sûrement d'une analyse à plusieurs échelles, dans l'esprit de [7], où les segments initiaux sont détectés sur une image basse résolution, et suivis en augmentant la résolution des images. Outre une amélioration significative du temps de détection, cela permettrait sûrement de réduire encore plus la sensibilité au bruit.



FIG. 7 - Segments extraits d'une image faiblement contrastée.



(c) Hough (82ms)



FIG. 8 – Segments extraits d'une image bien contrastée.



FIG. 9 - Répartition de la longueur des segments détectés pour les 4 approches (établie sur l'image de la figure 7).



FIG. 10 – Répartition de la longueur des segments détectés pour les 4 approches (établie sur l'image de la figure 8).



FIG. 11 - Quelques images de segments extraites par DSeg. Notez la stabilité des longs segments qui définissent les bords de l'arche, et ce pour une grande variation de l'échelle.



FIG. 12 – D'autres résultats obtenus par DSeg.

Il serait aussi intéressant d'étendre cette approche guidée par le modèle à des primitives géométriques d'ordres supérieurs (par exemple des quadriques), où à d'autres courbes paramétriques telles que des splines. La difficulté principale est alors de définir une bonne paramétrisation des primitives : même si un filtre de Kalman étendu peut gérer des non-linéarités, plus les équations d'état et d'observation sont linéaires, mieux le filtre se comporte. Une difficulté serait aussi d'initialiser correctement le processus de détection, tout maximum local de gradient pouvant correspondre à toute primitive : un filtre multi-hypothèses semble alors être indiqué.

Enfin, l'approche est parfaitement applicable au suivi des segments détectés dans les images, en incorporant des observations d'un segment prédit selon un processus analogue au processus d'extension des segments proposé<sup>4</sup>.



FIG. 13 – Zoom sur quelques segments extraits (en rouge), avec les points supports retenus comme observations (croix bleues), et l'incertitude sur les paramètres des segments, reprojettée sur les coordonnées de leurs points extrémités (ellipses jaunes). Les segments plus longs sont naturellement estimés plus précisément. Les 3 figures sont à la même échelle.

# Références

- D. H. Ballard. Generalizing the hough transform to detect arbitrary shapes. *Readings in computer vision : issues, problems, principles, and paradigms*, pages 714 – 725, 1987.
- [2] C. Berger and S Lacroix. DSeg : Direct line segments detection. Technical report, LAAS/CNRS, 2009. Available from : www.laas.fr/~cberger/ BERGER-TECHREPORT-2009.pdf.
- [3] J. Canny. A computational approach to edge detection. In *IEEE Transactions on Pattern Analysis* and Machine Intelligence, volume 8, pages 679–714, 1986.
- [4] L. Chen and al. A simple tracking approach for line extraction. In *Proceedings of the International Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition*, 2007.
- [5] P. David and D. DeMenthon. Object recognition in high clutter images using line features. In *Tenth IEEE International Conference on Computer Vision*, 2005., volume 2, pages 1581–1588, 2005.
- [6] A. Etemadi. Robust segmentation of edge data. In Int. Conf. on Image Processing and its Applications, page 311–314, 1992.
- [7] J. Illingworth J. Princen and J. Kittler. A hierarchical approach to line extraction. In *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1990.

<sup>&</sup>lt;sup>4</sup>Le processus de suivi et des résultats sont consultables sur [2]

- [8] T. Lemaire and S. Lacroix. Monocular-vision based SLAM using line segments. In *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, *Roma (Italy)*, April 2007.
- [9] A-R. Mansouri, A.S. Malowany, and M.D. Levine. Line detection in digital pictures : a hypothesis prediction / verification paradigm. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 40(1):95–114, 1987.
- [10] J-M Morel R. Grompone von Gioi, J. Jakubowicz and G. Randall. Lsd : A fast line segment detector with a false detection control. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Dec. 2008.
- [11] P. Smith, I. Reid, and A. Davison. Real-time monocular SLAM with straight lines. In *British Machine Vision Conference, Edinburgh (UK)*, Sep. 2006.
- [12] Chengping Xu and S.A Velastin. The mahalanobis distance hough transform with extended kalman filter refinement. In *Int. Conf. on Circuits and Systems*, 1994.