

POURSUITE DE CIBLE PAR ASSERVISSEMENT VISUEL AVEC TEST DU RAPPORT DE VRAISEMBLANCE GENERALISE

TARGET TRACKING BY VISUAL SERVOING USING THE GENERALIZED LIKELIHOOD RATIO TEST

Farabi BENSALAH, François CHAUMETTE

IRISA / INRIA - Rennes, Campus de Beaulieu, F-35 042 RENNES cedex, Tél : (33) 99 84 71 00,
Fax : (33) 99 84 71 71, e-Mail : {bensalah,chaumett}@irisa.fr

Résumé : Cet article montre l'intérêt de l'application des techniques de détection de rupture de modèle au domaine de la poursuite de cible par asservissement visuel. Plus précisément, nous décrivons un système de poursuite basé sur le filtrage de Kalman et l'algorithme du maximum de vraisemblance généralisé (GLR). Nous commençons par introduire l'asservissement visuel et l'application du concept de fonction de tâche à la commande référencée vision. Dans le but de minimiser les erreurs de poursuite, nous utilisons le test du GLR, un algorithme capable de détecter, d'estimer et de compenser des variations brusques du mouvement de la cible. Finalement, nous présentons quelques résultats expérimentaux.

Abstract : This paper deals with the use of an estimation technique for a real time visual target tracking. More precisely, we describe a tracking system based on Kalman filtering and the generalized likelihood ratio (GLR) algorithm. We first introduce the visual servoing approach and the application of the task function concept to vision-based tasks. Then, in order to make the tracking errors as low as possible, we present the GLR test, an algorithm able to detect, estimate and compensate abrupt jumps in target motion. Finally, real-time experimental results are presented.

1 Introduction

Les derniers développements dans le domaine de la technologie des capteurs de vision et du traitement d'image permettent aujourd'hui l'utilisation effective des données visuelles dans la boucle de commande des robots. Ceci permet de tenir compte des incertitudes et/ou des changements dans l'environnement (par exemple, pour compenser de petites erreurs de positionnement ou pour saisir des objets convoyés sur un tapis roulant, etc.). Concernant les aspects liés à la vision, il est maintenant possible, par des approches de vision active, de contrôler le mouvement d'une caméra dans le but d'améliorer la reconnaissance, la localisation ou l'inspection de l'environnement.

Dans cet article, nous nous intéressons au problème de poursuite d'un objet mobile. Plus précisément, nous présentons un schéma de commande référencée vision adaptatif et prédictif qui permet de minimiser les erreurs de traînage dues au mouvement de l'objet.

Après quelques rappels sur les techniques d'asservissement visuel, nous présentons une loi de commande qui permet de calculer les composantes de la vitesse de la caméra assurant une décroissance exponentielle de l'erreur de positionnement. Dans le but de prendre en compte le mouvement inconnu de l'objet poursuivi, un schéma d'estimation de ce mouvement dans l'image est ensuite présenté. Pour compenser ce mou-

vement, sa prédiction, obtenue par un filtre de Kalman augmenté [Chaumette 93], est introduite dans la loi de commande. Le filtrage de Kalman nécessitant le choix d'un modèle de mouvement, sa réponse n'est pas satisfaisante en cas de changement brusque des paramètres du mouvement. Aussi, afin d'améliorer les performances du suivi, nous utilisons en parallèle le test du Maximum de Vraisemblance Généralisé (GLR) [Willisky 76], capable de détecter, d'estimer et de compenser ces ruptures de modèle. Les résultats expérimentaux décrits à la fin de ce rapport montrent la robustesse du schéma de commande proposé vis-à-vis des erreurs de mesure et des modifications du mouvement des objets poursuivis.

2 Concept de l'asservissement visuel

Parmi les deux différentes approches existant pour intégrer des informations visuelles en commande (asservissement visuel et asservissement en situation [Weiss 87], [Hashimoto 93]), nous avons choisi d'utiliser les techniques d'asservissement visuel. Cette approche permet en effet de s'affranchir entièrement de la phase d'interprétation des informations image (notées \underline{s}), nécessaire dans l'asservissement en situation pour estimer la position et l'orientation (notée \underline{r}) de la caméra par rapport à la scène. Les techniques d'asservissement visuel consistent à spécifier le problème de

l'asservissement en termes de régulation dans l'image, et ne nécessitent pas la reconstruction tridimensionnelle de la scène à chaque itération de la boucle de commande. Les consignes ne sont plus exprimées sous la forme d'une situation désirée entre la caméra et la scène, mais sous la forme d'un motif à atteindre dans l'image : les informations visuelles \underline{s} choisies pour constituer ce motif doivent atteindre les valeurs \underline{s}^* qui correspondent à une bonne réalisation de la tâche. Il en résulte par conséquent un gain non négligeable en temps de calcul et en précision de positionnement.

Les informations visuelles peuvent être modélisées comme un ensemble \underline{s} de signaux visuels élémentaires, qui dépendent uniquement de la situation entre la caméra et la scène. Par exemple, \underline{s} peut être constitué des coordonnées d'un point, ou des paramètres décrivant une droite, un cercle, ... En considérant l'image désirée et l'image observée par la caméra, le problème de la commande se réduit à la régulation de $(\underline{s} - \underline{s}^*)$ dans l'image.

Pour utiliser les techniques d'asservissement visuel, il s'avère indispensable de modéliser le lien entre les variations dans l'image des informations visuelles et le mouvement de la caméra. En effet, connaissant ce lien, il est possible, d'une part, de choisir les informations visuelles capables de représenter une tâche, et, d'autre part, d'élaborer des lois de commande à partir de ces informations.

2.1 La matrice d'interaction

Se référant à de précédents développements [Espiau 92], la vitesse de \underline{s} dans l'image peut s'écrire :

$$\frac{d\underline{s}}{dt} = L_{\underline{s}}^T T$$

où

- $T = (V, \Omega)$ est le vecteur vitesse représentant le mouvement relatif entre la caméra et la scène. V et Ω sont respectivement les composantes de translation et de rotation de T dans le repère de la caméra ;
- $L_{\underline{s}}^T$ est une matrice, appelée matrice d'interaction, qui caractérise complètement l'interaction entre le capteur et son environnement.

2.2 L'approche fonction de tâche

On peut parfaitement intégrer les techniques d'asservissement visuel dans l'approche fonction de tâche [Samson 91]. En effet, les tâches référencées vision peuvent s'exprimer comme la régulation à zéro de la fonction de tâche suivante :

$$\underline{e}(\underline{r}, t) = L_{\underline{s}}^{T+} (\underline{s}(\underline{r}, t) - \underline{s}^*) \quad (1)$$

où

- \underline{s} est le vecteur représentant l'ensemble des informations visuelles choisies pour réaliser la tâche. Il dépend de la situation \underline{r} de la caméra

et du mouvement de l'objet considéré dans la scène, représenté par la variable temporelle t .

- \underline{s}^* est la valeur que \underline{s} doit atteindre pour que la tâche soit effectivement réalisée.
- $L_{\underline{s}}^{T+}$ est la pseudo-inverse de la matrice d'interaction $L_{\underline{s}}^T$. Cette matrice représente le jacobien inverse de la tâche référencée vision et permet de prendre en compte dans la commande un nombre d'informations visuelles supérieur au nombre de degrés de liberté de la caméra contraints par \underline{e} .

3 Schéma de commande

3.1 La loi de commande référencée vision

Le problème de la commande se ramène du point de vue de l'automatique à la régulation de la fonction de tâche \underline{e} . Cette dernière est parfaitement réalisée, si à chaque instant t : $\underline{e}(\underline{r}(t), t) = 0$.

On désire que la fonction de tâche décroisse de manière exponentielle. Elle doit donc vérifier la loi suivante :

$$\frac{d\underline{e}}{dt} = -\lambda \underline{e} \quad \text{avec} \quad \lambda > 0 \quad (2)$$

D'autre part, comme \underline{e} est fonction de la situation \underline{r} de la caméra et du temps t , sa dérivée s'exprime de la façon suivante :

$$\frac{d\underline{e}}{dt} = \left(\frac{\partial \underline{e}}{\partial \underline{r}} \right) T_c + \frac{\partial \underline{e}}{\partial t} \quad (3)$$

où T_c est le torseur cinématique de la caméra et où $\left(\frac{\partial \underline{e}}{\partial t} \right)$ représente les variations de \underline{e} dues au mouvement de l'objet. A partir des équations (2) et (3), on obtient l'expression de la vitesse de la caméra :

$$T_c = \left(\frac{\partial \underline{e}}{\partial \underline{r}} \right)^+ (-\lambda \underline{e} - \frac{\partial \underline{e}}{\partial t}) \quad (4)$$

où :

- $\left(\frac{\partial \underline{e}}{\partial \underline{r}} \right)$ peut être choisie égale à la matrice unité (sous certaines conditions sur la fonction de tâche décrites dans [Samson 91], notamment dans notre cas des tâches référencées vision).
- λ est le gain fixant la vitesse de décroissance de la fonction de tâche. Il doit être choisi de façon à minimiser le temps de convergence tout en préservant la stabilité du système ;
- $\left(\frac{\partial \underline{e}}{\partial t} \right)$ est l'estimée du mouvement propre de l'objet dans l'image. Si ce terme n'est pas correctement estimé, on peut observer des erreurs de traînage pour les tâches de poursuite d'un objet mobile. Nous allons donc à présent nous attacher à déterminer un algorithme d'estimation (puis de filtrage) de ce mouvement.

3.2 Estimation du mouvement de l'objet

La mesure du mouvement de l'objet dans l'image peut être obtenue à partir des mesures de la vitesse de la caméra et de la fonction de tâche. Elle est calculée en faisant la différence entre la variation totale de la fonction de tâche et la variation de la fonction de tâche dûe au mouvement de la caméra [Chaumette 93]. En effet, à partir de (3), on obtient :

$$\left(\frac{\partial \underline{e}}{\partial t} \right) = \frac{d\underline{e}}{dt} - \left(\frac{\partial \underline{e}}{\partial \underline{r}} \right) T_c$$

soit, après discrétisation :

$$\left(\frac{\partial \underline{e}}{\partial t} \right)_{(k)} = \frac{\underline{e}_{(k)} - \underline{e}_{(k-1)}}{\Delta t} - \left(\frac{\partial \underline{e}}{\partial \underline{r}} \right)_{(k)} T_{c(k-1)} \quad (5)$$

où Δt est la période d'échantillonnage de la boucle de commande.

4 Filtrage de la mesure du mouvement de la cible

L'estimation du mouvement de l'objet poursuivi est nécessaire si l'on souhaite empêcher l'apparition d'erreurs de traînage. L'estimée obtenue par (5) est généralement très bruitée. On utilise donc un filtrage de Kalman pour obtenir des valeurs plus précises et plus stables. Cependant, une estimation correcte n'est pas réalisée dans le cas de changements brusques au niveau du vecteur d'état. En effet, le filtre considère un saut comme étant du bruit et la dynamique du modèle d'état empêche alors une estimation correcte pendant un certain nombre d'itérations nécessaires à la convergence du filtre. La littérature propose une large gamme d'algorithmes de détection de rupture de modèle [Basseville 83]. Parmi ceux-ci, nous avons choisi d'utiliser l'algorithme du rapport de vraisemblance généralisé (GLR) [Willsky 76] car cette méthode détecte, estime et permet de compenser les sauts au niveau du vecteur d'état. Ceci permet d'obtenir une meilleure estimée en un temps moindre par rapport à un filtre de Kalman classique.

Nous présentons dans cet article le cas où l'on souhaite détecter des sauts sur la vitesse de la cible. Signalons que l'on peut également traiter des sauts en accélération [Bensalah 94] (ou plus généralement n'importe quel type de saut) à condition de choisir un modèle d'état du filtre de Kalman adéquat.

Les composantes du mouvement de l'objet n'étant pas corrélées, on peut utiliser un filtre de Kalman

pour chaque composante $\left(\frac{\partial e}{\partial t} \right)$ de $\left(\frac{\partial \underline{e}}{\partial t} \right)$. Nous avons

choisi un modèle d'état à vitesse constante et bruit corrélié (au lieu d'un simple bruit blanc) afin de prendre en compte dans le filtre de Kalman de légères variations possibles sur la vitesse de l'objet. En parallèle à l'exécution du filtre de Kalman, un test du GLR est effectué pour détecter, estimer et compenser un éventuel saut en vitesse dans le modèle du mouvement de

l'objet. Dans ce cas précis, les équations de modèle d'état et de mesure du filtre de Kalman sont données par :

$$\begin{pmatrix} \left(\frac{\partial e}{\partial t} \right)_{(k+1)} \\ \eta_{(k+1)} \end{pmatrix} = \Phi \begin{pmatrix} \left(\frac{\partial e}{\partial t} \right)_{(k)} \\ \eta_{(k)} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ v_{(k)} \end{pmatrix} + \delta_{\theta, k+1} \begin{pmatrix} \alpha \\ 0 \end{pmatrix} \quad (6)$$

et :

$$\left(\frac{\partial \underline{e}}{\partial t} \right)_{(k+1)} = H \begin{pmatrix} \left(\frac{\partial e}{\partial t} \right)_{(k+1)} \\ \eta_{(k+1)} \end{pmatrix} + w_{(k+1)} \quad (7)$$

avec : $\Phi = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & \rho \end{pmatrix}$, $H = \begin{pmatrix} 1 & 0 \end{pmatrix}$

et où :

- ρ est le degré de corrélation entre les accélérations successives de l'objet et peut varier entre 0 et 1 (0.3 dans les expérimentations décrites en section 5);
- v est le bruit d'état, supposé blanc gaussien centré et de variance q ;
- α est l'amplitude d'un saut hypothétique en vitesse. On remarquera que la deuxième composante de la forme d'état du saut est nulle, car on ne cherche pas à détecter des sauts au niveau du bruit corrélié.
- $\left(\frac{\partial e}{\partial t} \right)_{(k)}$ est la vitesse de la cible mesurée à l'itération k (donnée par l'équation (5)); et
- w est le bruit de mesure, supposé blanc gaussien centré et de variance r .

On cherche à détecter tout saut qui se produirait à un instant inconnu θ . Afin d'éviter une banque de données croissante, on considère à l'itération k une fenêtre ($k - M \leq \theta \leq k$) où M est la largeur choisie de la fenêtre. On teste si un saut s'est produit pour tout instant θ compris dans l'intervalle de la fenêtre.

Quand un saut se produit à l'instant θ , il influence la valeur de l'innovation entre la mesure effectuée à l'aide de (5) et sa prédiction fournie par le filtre, et influence donc également l'estimée de l'état. L'innovation, notée $\gamma(k)$, peut alors être considérée comme une somme de deux termes :

$$\gamma(k) = \gamma_{(k)_{n_j}} + g(k; \theta) \alpha \quad (8)$$

où :

- $\gamma_{(k)_{n_j}}$ représente l'innovation s'il ne se produit pas de saut ($n_j = \text{'no jump'}$); et
- $g(k; \theta) \alpha$ est l'effet du saut α qui se produit à l'itération θ , sur la valeur de l'innovation $\gamma(k)$ mesurée à l'itération k .

Le vecteur d'état s'écrit de façon similaire comme une somme de deux termes :

$$\begin{pmatrix} \left(\frac{\partial \epsilon}{\partial t} \right)_{(k|k)} \\ \hat{\eta}_{(k|k)} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \left(\frac{\partial \epsilon}{\partial t} \right)_{(k|k)} \\ \hat{\eta}_{(k|k)} \end{pmatrix}_{n_j} + \alpha f(k; \theta) \quad (9)$$

où :

– $f(k; \theta)$ α est l'effet d'un saut qui se produit à l'itération θ , sur la valeur de l'estimée du vecteur d'état à l'itération k .

Comme nous le verrons par la suite, la détection et l'estimation d'un saut sont essentiellement basées sur la valeur de $g(k; \theta)$ et $f(k; \theta)$. Ces valeurs peuvent être calculées récursivement et sont données par [Willisky 76], [Bensalah 94] :

$$\begin{cases} g(\theta; \theta) = 1 \\ f(\theta; \theta) = K_{(\theta)} \end{cases}$$

où $K_{(\theta)}$ est le gain du filtre de Kalman, et, pour $\theta < k$:

$$\begin{cases} g(k; \theta) = 1 - \begin{pmatrix} 1 & 0 \end{pmatrix} f(k-1; \theta) \\ f(k; \theta) = \Phi f(k-1; \theta) + g(k; \theta) K_{(k)} \end{cases}$$

La détection d'un saut à l'instant θ est basée sur le rapport de vraisemblance $l(k; \theta)$ donné par la formule suivante [Willisky 76] :

$$l(k; \theta) = \frac{d^2(k; \theta)}{c(k; \theta)}$$

avec :

$$c(k; \theta) = \sum_{j=\theta}^k \frac{g^2(j; \theta)}{v(j)}$$

et :

$$d(k; \theta) = \sum_{j=\theta}^k \frac{g(j; \theta) \gamma(j)}{v(j)}$$

Si un saut est détecté ($l(k; \theta_m) > \epsilon$ où ϵ est une valeur de seuil fixée, et où θ_m est la valeur qui maximise $l(k; \theta)$), l'estimation de l'instant de sa production est donnée par $\hat{\theta} = \theta_m$ et son amplitude par :

$$\hat{\alpha}(k; \hat{\theta}) = \frac{d(k; \hat{\theta})}{c(k; \hat{\theta})}$$

L'équation de compensation utilisé dans le filtre de Kalman pour mettre à jour le vecteur d'état s'écrit finalement :

$$\begin{pmatrix} \left(\frac{\partial \epsilon}{\partial t} \right)_{(k|k)} \\ \hat{\eta}_{(k|k)} \end{pmatrix}_{new} = \begin{pmatrix} \left(\frac{\partial \epsilon}{\partial t} \right)_{(k|k)} \\ \hat{\eta}_{(k|k)} \end{pmatrix}_{old} + \begin{pmatrix} \hat{\alpha}(k; \hat{\theta}) \\ 0 \end{pmatrix} - \hat{\alpha}(k; \hat{\theta}) f(k; \hat{\theta})$$

La compensation se fait par ajout, à la dernière estimation du vecteur d'état, de l'estimée du saut sous forme

vectorielle, et en retranchant la réponse du filtre de Kalman au saut entre l'instant de sa production et celui de sa détection. Dans ce cas particulier et pour les expérimentations décrites dans la partie suivante de ce rapport, la mise à jour de la matrice de covariance de l'erreur d'estimation est simplement effectuée en la réinitialisant :

$$P_{(k|k)_{new}} = P_{(0|0)}$$

Cette procédure, immédiate à mettre en œuvre, a en effet donné des résultats expérimentaux très satisfaisants.

5 Résultats expérimentaux

Nous utilisons une caméra CCD Sony embarquée sur un robot Afma à six degrés de liberté (voir Fig. 1). Grâce à une carte de traitement d'image Edixia, tous les calculs nécessaires à la réalisation de la tâche (traitement d'image, filtrage de Kalman et test du GLR) sont effectués à la cadence vidéo (25 Hz).

La tâche effectuée contraint les six degrés de liberté de la caméra. Elle consiste à garder constantes la distance et l'orientation de la caméra par rapport à un carré (voir Fig. 2). Plus précisément, les informations visuelles utilisées dans cette tâche référencée vision sont les coordonnées des quatre points représentant les extrémités du carré, et la consigne consiste à garder la caméra à une distance de 30 cm du carré avec une orientation de 30 degrés par rapport à l'axe Y du repère caméra.

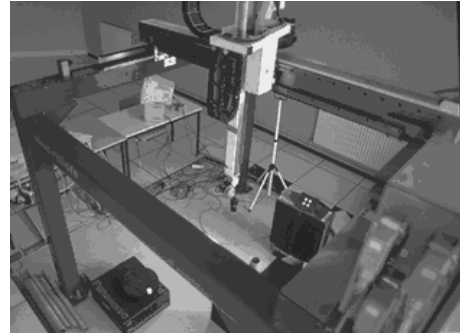


FIG. 1 - Cellule expérimentale

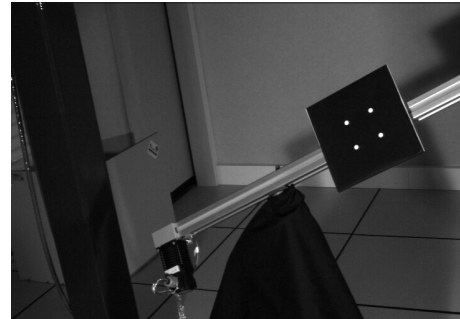


FIG. 2 - Image du carré

L'expérimentation est réalisée comme suit : initialement, le carré est immobile, il débute ensuite un mouvement de translation avec une vitesse constante de

5 cm/s sur une longueur de 50 cm. Après un arrêt, le carré retourne à sa position de départ avec la même vitesse de 5 cm/s. Le suivi a été réalisé en utilisant quatre méthodes différentes, à savoir :

5.1 Sans estimation du mouvement de l'objet

Sur la Figure 3 sont représentés les résultats obtenus quand l'estimation du mouvement de l'objet n'est pas effectuée ($\frac{\partial \hat{e}}{\partial t} = 0$). Quand l'objet est immobile, on observe une erreur maximale de 1 pixel dans l'image à laquelle correspond une commande de moyenne nulle et d'écart type 0.05 cm/s. Ces très légères erreurs sont dûes aux erreurs de mesure effectuées pour déterminer la position dans l'image des quatre points considérés. Lorsque le carré se déplace à vitesse constante, l'erreur observée dans l'image due à ce mouvement entraîne un mouvement de poursuite de la caméra. Cependant, la loi de commande ne permet pas de compenser entièrement ces erreurs, car l'absence d'estimation du mouvement de l'objet dans l'image induit une erreur de traînage importante (et constante puisque l'objet se déplace à vitesse constante) de 140 pixels dans l'image. L'amplitude de cette erreur de traînage dépend bien évidemment de l'amplitude de la vitesse de l'objet, mais également de la valeur fixée pour le gain λ .

5.2 Filtre de Kalman à vitesse constante

Lorsque l'objet est à l'arrêt (voir Fig. 4), on peut observer les mêmes erreurs que dans le cas précédent, ce qui indique que la vitesse nulle de l'objet est correctement estimée. Lorsque le carré est en mouvement stationnaire, les erreurs de traînage sont à présent supprimées puisque l'on obtient une erreur maximale de 1.5 pixels dans l'image. Mais, lors du déplacement de la cible, on remarque un retard important dans l'estimation correcte de la vitesse de la cible, responsable d'une importante erreur de poursuite dans l'image. Au début et à la fin du mouvement de translation du carré, l'erreur maximale dans l'image est de 80 pixels.

5.3 Filtre de Kalman à accélération constante

Dans ce cas, la loi de commande est moins stable. On n'observe pas de retard dans l'estimation de la vitesse du carré lors d'un changement brusque du mouvement de la cible, mais l'estimée est moins précise, moins robuste et moins stable (voir Fig. 5). Cela provoque une consigne de commande bruitée et plus importante. On obtient une erreur de ± 2.5 pixels dans l'image quand l'objet est immobile ou à vitesse constante, et une erreur maximale de 60 pixels au début et à la fin du mouvement de translation.

5.4 Filtre de Kalman à vitesse constante + test du GLR

Cette solution engendre les meilleurs résultats (voir Fig. 6). Le test du GLR détecte et estime correctement les sauts en vitesse de la cible lorsqu'ils se produisent. Cette méthode allie les avantages des deux

précédentes. Quand la cible est au repos ou à vitesse constante, son comportement est aussi stable qu'avec le filtre de Kalman à vitesse constante, et quand le carré débute ou cesse son mouvement de translation, l'erreur maximale ne dépasse pas 60 pixels. De plus, la réponse à ces sauts est satisfaisante puisqu'on obtient de nouveau une erreur dans l'image inférieure à 1 pixel après 50 itérations.

6 Conclusion

Les résultats expérimentaux soulignent le fait que l'emploi d'un filtre de Kalman combiné avec un test du GLR permet de détecter et de compenser des changements brusques du mouvement de la cible. Ils montrent aussi la robustesse de la commande proposée vis-à-vis des erreurs de mesure et du mouvement inconnu de la cible.

Références

- [Basseville 83] M. Basseville, A. Benveniste, "Design and comparative study of some sequential jump detection algorithms for digital signals", IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Processing, vol. 31, n. 3:pp. 521-535, juin 1983.
- [Bensalah 94] F. Bensalah, F. Chaumette, "Détection de rupture de modèle appliquée à l'asservissement visuel", Rapport de Recherche INRIA, n. 2425, Rennes, novembre 1994.
- [Chaumette 93] F. Chaumette, A. Santos, "Tracking a moving object by visual servoing", Proceedings of the 12th World Congress IFAC, vol. 9, pp. 409-414, Sydney, juillet 1993.
- [Espiau 92] B. Espiau, F. Chaumette, P. Rives, "A new approach to visual servoing in robotics", IEEE Trans. on Robotics and Automation, vol. 8, n. 3:pp. 313-326, juin 1992.
- [Hashimoto 93] K. Hashimoto, editor: "Visual servoing". *World Scientific Series in Robotics and Automated Systems*, Vol. 7, World Scientific, Singapour, 1993.
- [Samson 91] C. Samson, B. Espiau, M. Le Borgne, "Robot Control: the Task Function Approach", Oxford: Clarendon Press, 1991.
- [Weiss 87] L.E. Weiss, A.C. Sanderson, C.P. Neuman, "Dynamic sensor-based control of robots with visual feedback", IEEE Journal of Robotics and Automation, vol. 3, n. 5:pp. 404-417, octobre 1987.
- [Willsky 76] A.S. Willsky, H.L. Jones, "A generalized likelihood ratio approach to the detection and estimation of jumps in linear systems", IEEE Transactions on Automatic Control, vol. 21, n. 1:pp. 108-112, février 1976.

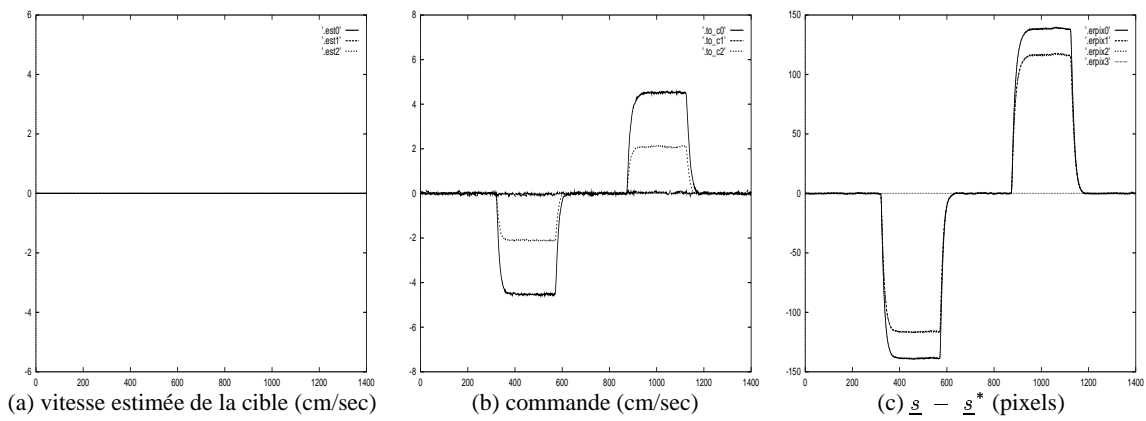


FIG. 3 - Suivi sans estimation du mouvement de l'objet

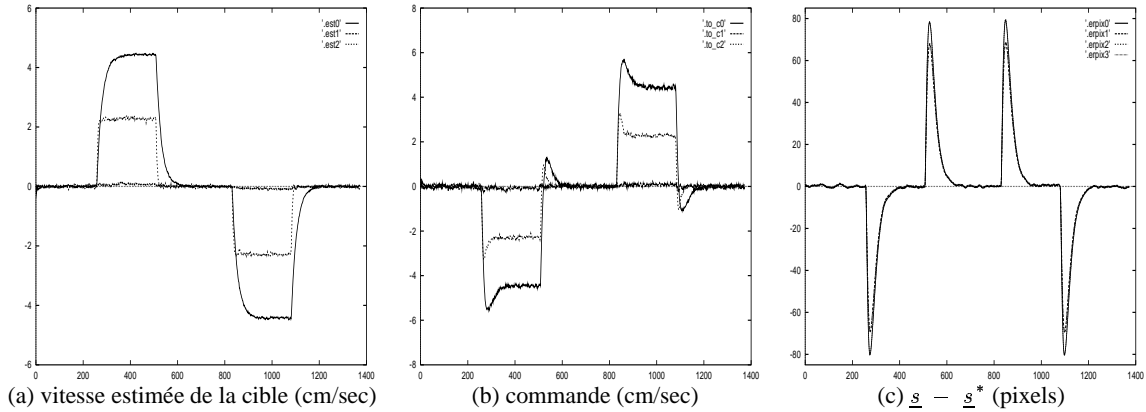


FIG. 4 - Suivi en utilisant un filtre de Kalman à vitesse constante

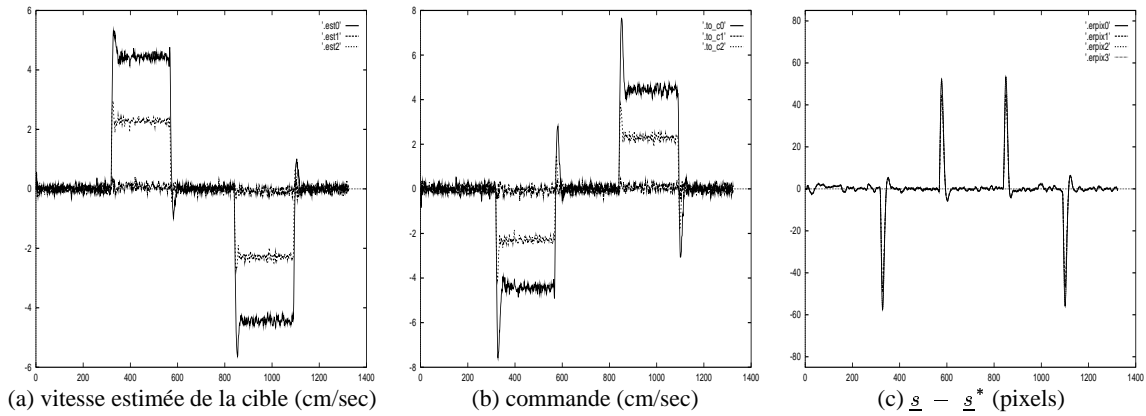


FIG. 5 - Suivi en utilisant un filtre de Kalman à accélération constante

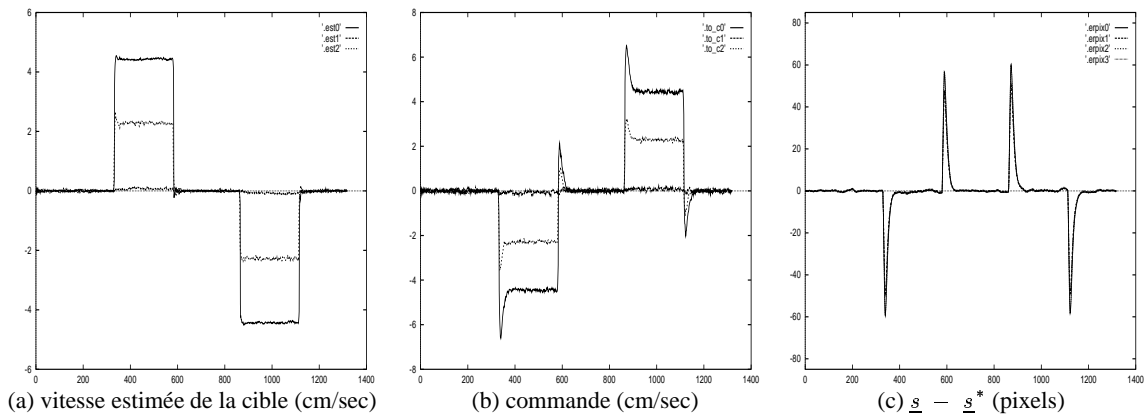


FIG. 6 - Suivi en utilisant un filtre de Kalman à vitesse constante et le test du GLR