



HAL
open science

Détection de rupture de modèle appliquée à l'asservissement visuel

Farabi Bensalah, François Chaumette

► **To cite this version:**

Farabi Bensalah, François Chaumette. Détection de rupture de modèle appliquée à l'asservissement visuel. [Rapport de recherche] RR-2425, INRIA. 1994. inria-00074250

HAL Id: inria-00074250

<https://inria.hal.science/inria-00074250>

Submitted on 24 May 2006

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

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

INSTITUT NATIONAL DE RECHERCHE EN INFORMATIQUE ET EN AUTOMATIQUE

*Détection de rupture de modèle
appliquée à l'asservissement visuel*

Farabi Bensalah, François Chaumette

N° 2425

novembre 1994

PROGRAMME 4



*rapport
de recherche*

Détection de rupture de modèle appliquée à l'asservissement visuel

Farabi Bensalah*, François Chaumette**

Programme 4 — Robotique, image et vision
Projet Temis

Rapport de recherche n° 2425 — novembre 1994 — 40 pages

Résumé : Ce rapport montre l'intérêt de l'application des techniques de détection de rupture de modèle aux domaines 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. Nous présentons ensuite un schéma de commande complet qui permet explicitement de poursuivre un objet mobile. Dans le but de minimiser les erreurs de poursuite, nous utilisons le test du maximum de vraisemblance généralisé, un algorithme capable de détecter, d'estimer et de compenser des variations brusques du mouvement de la cible. Finalement, nous présentons les résultats d'expérimentations réalisées sur la cellule de vision dynamique active de l'IRISA.

Mots-clé : asservissement visuel, poursuite de cible, filtrage de Kalman, rapport de vraisemblance généralisé (GLR)

(Abstract: pto)

*. IRISA / INRIA Rennes, e-mail bensalah@irisa.fr

** IRISA / INRIA Rennes, e-mail chaumett@irisa.fr

Real time visual tracking using abrupt changes detection

Abstract: This report shows benefits in applying efficient estimation techniques to 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, we present a complete control scheme which explicitly enables to pursue a moving object. In order to make the tracking errors as low as possible, we use the GLR test, an algorithm able to detect, estimate and compensate abrupt changes in target motion. Finally, real-time experimental results using a camera mounted on the end effector of a six-d.o.f. robot are presented.

Key-words: Visual servoing, Target tracking, Kalman filtering, Generalized likelihood ratio

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.

La première contribution importante au domaine de la commande référencée vision est due à Weiss et Sanderson [16] qui ont proposé plusieurs schémas de commande permettant de réaliser des tâches de positionnement : d'une part, la stratégie dite "Look and Move" (statique ou dynamique) où les aspects de vision et de commande sont considérés comme deux problèmes disjoints, et, d'autre part, les techniques d'asservissement visuel, basées sur la régulation d'informations visuelles dans l'image. Cette dernière approche, véritable boucle fermée sur les informations 2D, a notamment l'avantage de ne pas nécessiter l'estimation de la position de la caméra par rapport à la scène à chaque itération de la boucle de commande. Toujours pour des tâches de positionnement par rapport à des objets fixes, Feddema et al. ont développé une méthode pour sélectionner automatiquement, à partir de critères sur le traitement d'image et sur la disposition des informations disponibles dans l'image, les informations visuelles à prendre en compte dans la commande [9]. Ils ont également proposé une méthode permettant de réduire le temps de calcul de traitement d'image (et donc de la boucle d'asservissement) basée sur l'utilisation de la prédiction de la position de l'objet dans l'image [8]. Par ailleurs, Corke et al. [6] se sont intéressés aux facteurs dont les effets limitent les performances des systèmes d'asservissement visuel, comme par exemple les retards et les vibrations mécaniques, ainsi que les déformations optiques induites par la caméra. Finalement, une synthèse des recherches récentes menées dans le domaine de l'asservissement visuel est présentée dans [10].

Concernant les problèmes de suivi d'objet mobiles, Papanikolopoulos et al. [13] utilisent des techniques classiques de l'automatique théorique (commande optimale LQG, placement de pôle). Cependant, le mouvement de l'objet est considéré dans leur méthode comme une perturbation négligeable, ce qui entraîne des erreurs de traînage au cours du suivi. Nelson et al. [12] prennent en compte les singularités et les butées mécaniques du robot afin d'agrandir l'espace des configurations de la caméra où le suivi reste possible. Ici encore, le mouvement de l'objet n'est pas utilisé dans la commande. Par contre, Allen et al. [1], pour des applications de préhension d'objets mobiles, ont développé un algorithme d'estimation du mouvement de l'objet afin de réduire ces problèmes d'erreurs de traînage. Cet algorithme, basé sur l'utilisation de filtres à coefficients constants (α - β - γ), a le mérite d'être simple à mettre en œuvre mais manque cependant d'efficacité.

Dans ce rapport, nous nous intéressons également 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. Notre méthode est basée sur l'approche fonction de tâche, développée par Claude Samson et Bernard Espiau [14] et appliquée à l'asservissement visuel dans [7]. Elle fait suite aux travaux décrits dans [4] et [5], traitant également du suivi d'un objet mobile, et où le mouvement de l'objet est compensé par la loi de commande, soit à l'aide d'un intégrateur (ce qui permet de ne suivre correctement que des objets à vitesse constante), soit à l'aide de l'estimation de ce mouvement basée sur un filtrage de Kalman. Cette dernière méthode ne permet pas, contrairement à celle que nous présentons dans ce rapport, de considérer des ruptures de modèle dans le mouvement de l'objet (changements brusques de direction ou d'amplitude par exemple).

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 mouvement, sa prédiction, obtenue par un filtre de Kalman augmenté [5], 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) [17], 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 [16]), 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 (voir Figure 1), 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 s_j , 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.

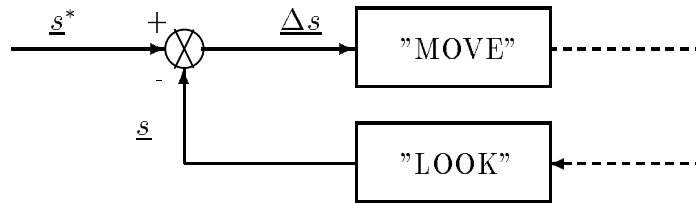


FIG. 1 - Schéma de l'asservissement visuel

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 [3], 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 [3], [7], la vitesse de \underline{s} dans l'image peut s'écrire :

$$\dot{\underline{s}} = L_{\underline{s}}^T T$$

où

- $T = (V, \Omega)$ est le vecteur vitesse représentant le mouvement relatif entre la caméra et la scène. $V = (V_x, V_y, V_z)$ et $\Omega = (\Omega_x, \Omega_y, \Omega_z)$ 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.

Une méthode générale pour calculer la matrice d'interaction associée aux paramètres représentant les primitives géométriques paramétrables est décrite dans [3] et [7]. Les résultats explicites y sont donnés pour les primitives les plus usuelles : points, segments, droites, cercles, sphères et cylindres. Nous rappelons seulement ici le résultat obtenu dans le cas d'un point.

Sans perte de généralité, on suppose la distance focale de la caméra égale à 1 de telle sorte qu'un point de coordonnées $\underline{x} = (x, y, z)^T$ dans le repère caméra se projette dans le plan image sous la forme d'un point de coordonnées $\underline{X} = (X, Y, 1)^T$ avec (voir Figure 2) :

$$\underline{X} = \frac{1}{z} \underline{x}$$

Dans le cas d'un point, la matrice d'interaction $L_{\underline{X}}^T$ a la forme suivante [8], [3] :

$$L_{\underline{X}}^T = \begin{pmatrix} -1/z & 0 & X/z & XY & -(1+X^2) & Y \\ 0 & -1/z & Y/z & (1+Y^2) & -XY & -X \end{pmatrix} \quad (1)$$

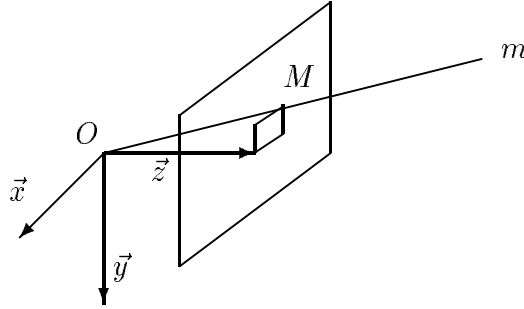


FIG. 2 - Projection perspective d'un point

2.2 L'approche fonction de tâche

On peut parfaitement intégrer les techniques d'asservissement visuel dans l'approche fonction de tâche [14]. En effet, les tâches référencées vision peuvent s'exprimer comme la régulation à zéro de la fonction de tâche suivante :

$$\underline{e}(\underline{r}, t) = L_{\underline{s}}^{T+} (\underline{s}(\underline{r}, t) - \underline{s}^*) \quad (2)$$

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} (pour un robot à $n \leq 6$ degrés de liberté, la dimension de \underline{e} est de n).

L'approche fonction de tâche permet également de réaliser tout un ensemble de tâches secondaires, comme des suivis de trajectoires par exemple, si le nombre de degrés de liberté contraints par la tâche référencée vision est inférieur au nombre de degrés de liberté de la caméra [14], [7]. Ce formalisme n'est pas présenté dans ce rapport car, dans les différentes tâches de poursuite de cible que nous avons implémentées, le nombre de degré de liberté de la caméra était égal au nombre de degrés de liberté contraints par la tâche référencée vision.

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 :

$$\dot{\underline{e}} = -\lambda \underline{e} \quad \text{avec} \quad \lambda > 0 \quad (3)$$

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 :

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

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 (3) et (4), on obtient l'expression de la vitesse de la caméra [3] :

$$T_c = \left(\frac{\partial \underline{e}}{\partial \underline{r}} \right)^+ (-\lambda \underline{e} - \frac{\partial \underline{e}}{\partial t}) \quad (5)$$

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 [14], notamment dans notre cas des tâches référencées vision [3]).
- 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 [15];
- $\left(\frac{\partial \underline{e}}{\partial t} \right)$ 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 dans l'image

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 due au mouvement de la caméra [15]. En effet, à partir de (4), on obtient :

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

soit, après discrétisation :

$$\left(\frac{\partial \underline{e}}{\partial t} \right)_{(k)} = \frac{\underline{e}_{(k)} - \underline{e}_{(k-1)}}{\Delta t} - \left(\frac{\partial \underline{e}}{\partial \underline{r}} \right)_{(k)} T_{c(k-1)} \quad (6)$$

où Δt est la période d'échantillonnage de la boucle de commande. Après développement de (6), l'estimation du mouvement de l'objet peut s'exprimer comme étant (modulo $1/\Delta t$) l'innovation entre la mesure de la fonction de tâche et sa prédiction [15] :

$$\left(\frac{\partial \underline{e}}{\partial t}\right)_{(k)} = \frac{\underline{e}_{(k)} - \underline{e}_{(k)/(k-1)}}{\Delta t}$$

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 (6) est généralement très bruitée. On utilise donc un filtrage de Kalman pour obtenir des valeurs plus précises et plus stables (voir en Annexe A, la description de l'initialisation des différents éléments du filtre de Kalman pour les modèles d'état les plus classiques). Cependant, une estimation correcte n'est pas réalisée dans le cas de changements brusques au niveau du vecteur d'état. La littérature propose une large gamme d'algorithmes de détection de rupture de modèle [2]. Parmi ceux-ci, nous avons choisi d'utiliser l'algorithme du rapport de vraisemblance généralisé (GLR) [17] car cette méthode détecte, estime et permet de compenser les sauts au niveau du vecteur d'état.

4.1 Cas général

Les équations de modèles d'état et de mesure du filtre de Kalman (tenant compte d'un hypothétique saut au niveau du vecteur d'état à l'instant θ) s'écrivent de manière générale sous la forme suivante :

$$x_{(k+1)} = \Phi x_{(k)} + v_{(k)} + \delta_{\theta, k+1} \nu \quad (7)$$

$$z_{(k+1)} = H x_{(k+1)} + w_{(k)} \quad (8)$$

où :

- v est le bruit d'état. Il est supposé blanc gaussien centré de matrice de covariance Q ;
- $\delta_{i,j}$ est le symbole de Kronecker;
- ν est le saut hypothétique; et
- w est le bruit de mesure. Il est également supposé blanc gaussien centré de matrice de covariance R .

Les équations du filtre de Kalman sont données par :

- la prédiction du vecteur d'état :

$$x_{(k+1|k)} = \Phi x_{(k|k)} \quad (9)$$

- la matrice de covariance de l'erreur de prédiction :

$$P_{(k+1|k)} = \Phi P_{(k|k)} \Phi^T + Q$$

– l'estimation du vecteur d'état :

$$x_{(k+1|k+1)} = x_{(k+1|k)} + K_{(k+1)} \gamma_{(k+1)} \quad (10)$$

– la matrice de covariance de l'erreur d'estimation :

$$P_{(k+1|k+1)} = (\mathbb{I} - K_{(k+1)} H) P_{(k+1|k)}$$

où :

– $\gamma_{(k+1)}$ est l'innovation entre la mesure et la prédiction précédente :

$$\gamma_{(k+1)} = z_{(k+1)} - H x_{(k+1|k)} \quad (11)$$

– $K_{(k+1)}$ est le gain du filtre de Kalman :

$$K_{(k+1)} = P_{(k+1|k)} H^T V_{(k+1)}^{-1}$$

– $V_{(k+1)}$ est la variance de l'innovation $\gamma_{(k+1)}$:

$$V_{(k+1)} = H P_{(k+1|k)} H^T + R$$

On considère un filtre de Kalman avec le modèle décrit précédemment, et on applique l'algorithme du GLR développé par Willsky [17] afin de détecter, estimer et compenser des changements brusques dans le vecteur d'état. Ceci permet d'obtenir une meilleure estimée en un temps moindre par rapport à un filtre de Kalman classique. En effet, ce dernier 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.

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 longueur 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 , ceci influence la valeur de l'innovation et donc l'estimée de l'état. L'innovation $\gamma(k)$ peut alors être considérée comme une somme de deux termes :

$$\gamma(k) = \gamma_{(k)n_j} + G(k; \theta) \nu \quad (12)$$

où :

- $\gamma_{(k)n_j}$ représente l'innovation s'il ne se produit pas de saut; et
- $G(k; \theta) \nu$ est l'effet du saut ν 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 :

$$x_{(k|k)} = x_{(k|k)n_j} + F(k; \theta) \nu \quad (13)$$

où :

- $x_{(k|k)n_j}$ est l'estimée du vecteur d'état s'il ne se produit pas de saut; et

- $F(k; \theta) \nu$ 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 des matrices $G(k; \theta)$ et $F(k; \theta)$. Nous allons donc à présent les déterminer explicitement pour les différentes valeurs possibles de θ .

- Cas $\theta > k$: Pour $\theta > k$, on a évidemment :

$$G(k; \theta) = (0)$$

$$F(k; \theta) = (0)$$

- Cas $\theta = k$: Calculons maintenant $G(\theta; \theta)$ et $F(\theta; \theta)$. Si l'on suppose l'existence d'un saut ν à l'instant k , le vecteur d'état et la mesure peuvent s'écrire :

$$\begin{cases} x_{(\theta)} &= x_{(\theta) n_j} + \nu \\ z_{(\theta)} &= z_{(\theta) n_j} + H \nu \end{cases}$$

où $x_{(\theta) n_j}$ et $z_{(\theta) n_j}$ représentent respectivement la valeur du vecteur d'état et de la mesure en l'absence de saut. L'équation précédente et la définition de l'innovation (11) donnent alors :

$$\gamma_{(\theta)} = \gamma_{(\theta) n_j} + H \nu \quad (14)$$

Par identification de cette dernière expression avec la définition de $G(k; \theta)$ donnée par (12), on obtient :

$$\boxed{G(\theta; \theta) = H}$$

Par ailleurs, l'équation d'estimation du vecteur d'état (10) et l'expression (14) de l'innovation $\gamma_{(\theta)}$ nous donnent :

$$x_{(\theta|\theta)} = x_{(\theta|\theta) n_j} + K_{(\theta)} H \nu$$

Par identification avec la définition (13) de $F(k; \theta)$, on en déduit :

$$\boxed{F(\theta; \theta) = K_{(\theta)} H}$$

- Cas $\theta < k$: Déterminons à présent, pour tout θ compris entre $k - M$ et $k - 1$, la valeur de $G(k; \theta)$ et $F(k; \theta)$. Il est possible de calculer ces termes récursivement en fonction de $G(k - 1; \theta)$ et $F(k - 1; \theta)$, ces valeurs étant obtenues à l'itération précédente $k - 1$. En effet, si l'on suppose l'existence d'un saut à l'instant θ , le vecteur d'état peut s'écrire sous la forme :

$$x_{(k)} = x_{(k) n_j} + \Phi^{(k-\theta)} \nu$$

En appliquant l'équation de mesure (8) à l'équation précédente, on obtient :

$$z_{(k)} = z_{(k) n_j} + H \Phi^{(k-\theta)} \nu \quad (15)$$

Par ailleurs, en multipliant l'équation de prédiction du vecteur d'état (9) par H , on a :

$$z_{(k|k-1)} = H x_{(k|k-1)} = H \Phi x_{(k-1|k-1)} ,$$

et, en combinant l'équation précédente avec l'équation (13), on obtient :

$$z_{(k|k-1)} = z_{(k|k-1)_{n_j}} + H \Phi F(k-1; \theta) \nu \quad (16)$$

On en déduit, en considérant les expressions (15) et (16), la valeur de l'innovation $\gamma_{(k)}$:

$$\gamma_{(k)} = \gamma_{(k)_{n_j}} + (H \Phi^{(k-\theta)} - H \Phi F(k-1; \theta)) \nu$$

Par identification avec (12), on en déduit :

$$\boxed{G(k; \theta) = H \Phi^{(k-\theta)} - H \Phi F(k-1; \theta)}$$

Pour calculer $F(k; \theta)$, on combine l'équation de prédiction du vecteur d'état (9) avec l'équation (13), ce qui donne :

$$x_{(k|k-1)} = x_{(k|k-1)_{n_j}} + \Phi F(k-1; \theta) \nu \quad (17)$$

En utilisant les expressions (17) et (12), l'équation d'estimation du vecteur d'état (10) s'écrit comme suit :

$$x_{(k|k)} = x_{(k|k)_{n_j}} + (\Phi F(k-1; \theta) + K_{(k)} G(k; \theta)) \nu$$

et, par identification avec (13), on obtient finalement :

$$\boxed{F(k; \theta) = \Phi F(k-1; \theta) + K_{(k)} G(k; \theta)}$$

On sait donc calculer, à chaque itération k et pour tout θ compris entre $k - M$ et k , les quantités $G(k; \theta)$ et $F(k; \theta)$ de façon récurrente.

La détection d'un saut à l'instant θ est basée sur le rapport de vraisemblance $l(k; \theta)$ donné par la formule suivante [17] :

$$l(k; \theta) = 2 \log \frac{\mathcal{L}(\gamma_{(1)}, \dots, \gamma_{(k)} | H_1, \nu = \hat{\nu}_{(k)})}{\mathcal{L}(\gamma_{(1)}, \dots, \gamma_{(k)} | H_0)}$$

où :

- $\mathcal{L}(\gamma | H)$ représente la fonction de probabilité telle que γ vérifie l'hypothèse H ;
- $\hat{\nu}_{(k)}$ est défini par :

$$\hat{\nu}_{(k)} = \operatorname{argmax} \mathcal{L}(\gamma_{(1)}, \dots, \gamma_{(k)} | H_1)$$

- H_0 et H_1 sont respectivement les hypothèses qu'aucun saut ne s'est produit et qu'un saut d'amplitude $\hat{\nu}_{(k)}$ s'est produit à l'itération θ .

Après développement, ce rapport de vraisemblance peut s'écrire en fonction de $G(k; \theta)$. En effet, on a [17] :

$$l(k; \theta) = D^T(k; \theta) C^{-1}(k; \theta) D(k; \theta) \quad (18)$$

avec :

$$C(k; \theta) = \sum_{j=\theta}^k G^T(j; \theta) V_{(j)}^{-1} G(j; \theta) \quad (19)$$

et :

$$D(k; \theta) = \sum_{j=\theta}^k G^T(j; \theta) V_{(j)}^{-1} \gamma(j) \quad (20)$$

Ces deux dernières équations montrent que $l(k; \theta)$ peut être considéré comme un test de corrélation entre les variations de l'innovation $\gamma(k)$ et la signature d'un saut $G(k, \theta)$. Pour tout θ compris entre $k - M$ et k , on calcule le rapport $l(k; \theta)$ et on sélectionne la valeur θ_m qui maximise la quantité $l(k; \theta)$ et qui représente l'instant le plus probable où un saut s'est produit. On applique ensuite la règle de décision suivante :

$$l(k; \theta_m) \begin{cases} > \\ < \end{cases} \epsilon \begin{matrix} H_1 \\ H_0 \end{matrix}$$

où ϵ est une valeur de seuil fixée. Si un saut est détecté ($l(k; \theta_m) > \epsilon$), l'instant $\hat{\theta}$ de sa production et l'estimation $\hat{\nu}(k; \hat{\theta})$ de sa valeur sont alors donnés par :

$$\begin{cases} \hat{\theta} = \theta_m \\ \hat{\nu}(k; \hat{\theta}) = C^{-1}(k; \hat{\theta}) D(k; \hat{\theta}) \end{cases}$$

Cette estimation du saut est ensuite utilisée pour réinitialiser l'estimation du vecteur d'état dans le filtre de Kalman à travers l'équation de compensation suivante [17] :

$$x_{(k|k)_{new}} = x_{(k|k)_{old}} + [\Phi^{k-\hat{\theta}} - F(k; \hat{\theta})] \hat{\nu}(k; \hat{\theta})$$

Signalons finalement, que pour prendre en compte l'erreur d'estimation du saut, il est nécessaire d'incrémenter la matrice de covariance de l'erreur d'estimation $P_{(k|k)}$. Cette mise à jour permet d'éviter les fausses alarmes à la suite de la détection d'un saut.

$$P_{(k|k)_{new}} = P_{(k|k)_{old}} + [\Phi^{k-\hat{\theta}} - F(k; \hat{\theta})] C^{-1}(k; \hat{\theta}) [\Phi^{k-\hat{\theta}} - F(k; \hat{\theta})]^T$$

4.2 Filtre de Kalman à vitesse constante, saut en vitesse

Nous allons à présent appliquer l'algorithme du GLR à notre cas particulier de poursuite de cible par asservissement visuel. Il s'agit de détecter des changements brusques dans la vitesse de l'objet poursuivi. Nous verrons dans le paragraphe suivant qu'il est également possible de détecter des ruptures dans l'accélération de l'objet.

Les composantes du mouvement de l'objet n'étant pas corrélées, on peut donc utiliser un filtre de Kalman pour chaque composante $\left(\widehat{\frac{\partial e}{\partial t}}\right)$ de $\left(\widehat{\frac{\partial e}{\partial t}}\right)$ (voir équation (5)). Nous avons choisi un modèle d'état à vitesse constante et bruit corrélé (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 [11]. 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 :

$$\begin{pmatrix} \left(\frac{\partial e}{\partial t}\right)_{(k+1)} \\ \eta_{(k+1)} \end{pmatrix} = \Phi \begin{pmatrix} \left(\frac{\partial e}{\partial t}\right)_{(k)} \\ \eta_{(k)} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ v_{(k)} \end{pmatrix} + \delta_{\theta,k+1} \begin{pmatrix} \alpha \\ 0 \end{pmatrix} \quad (21)$$

et :

$$\left(\widehat{\frac{\partial e}{\partial t}}\right)_{(k+1)} = H \begin{pmatrix} \left(\frac{\partial e}{\partial t}\right)_{(k+1)} \\ \eta_{(k+1)} \end{pmatrix} + w_{(k+1)} \quad (22)$$

avec :

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

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 plus loin);
- 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 corrélé.
- $\left(\widehat{\frac{\partial e}{\partial t}}\right)_{(k)}$ est la vitesse de la cible mesurée à l'itération k (donnée par l'équation (6)); et
- w est le bruit de mesure, supposé blanc gaussien centré et de variance r .

Les équations du filtre de Kalman sont à présent données par :

- la prédiction du vecteur d'état :

$$\begin{pmatrix} \left(\widehat{\frac{\partial e}{\partial t}}\right)_{(k+1|k)} \\ \widehat{\eta}_{(k+1|k)} \end{pmatrix} = \Phi \begin{pmatrix} \left(\widehat{\frac{\partial e}{\partial t}}\right)_{(k|k)} \\ \widehat{\eta}_{(k|k)} \end{pmatrix}$$

- la matrice de covariance de l'erreur de prédiction :

$$P_{(k+1|k)} = \Phi P_{(k|k)} \Phi^T + \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & q \end{pmatrix}$$

– l'estimation du vecteur d'état :

$$\begin{pmatrix} \left(\frac{\widehat{\partial \epsilon}}{\partial t} \right)_{(k+1|k+1)} \\ \widehat{\eta}_{(k+1|k+1)} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \left(\frac{\widehat{\partial \epsilon}}{\partial t} \right)_{(k+1|k)} \\ \widehat{\eta}_{(k+1|k)} \end{pmatrix} + K_{(k+1)} \gamma_{(k+1)} \quad (23)$$

– la matrice de covariance de l'erreur d'estimation :

$$P_{(k+1|k+1)} = (\mathbb{I}_2 - K_{(k+1)} H) P_{(k+1|k)}$$

où :

– $\gamma_{(k+1)}$ est l'innovation entre la mesure et la prédiction précédente :

$$\gamma_{(k+1)} = \left(\frac{\widehat{\partial \epsilon}}{\partial t} \right)_{(k+1)} - \left(\frac{\widehat{\partial \epsilon}}{\partial t} \right)_{(k+1|k)} \quad (24)$$

– $K_{(k+1)}$ est le gain du filtre de Kalman :

$$K_{(k+1)} = \frac{1}{v_{(k+1)}} P_{(k+1|k)} H^T$$

– $v_{(k+1)}$ est la variance de l'innovation $\gamma_{(k+1)}$:

$$v_{(k+1)} = H P_{(k+1|k)} H^T + r$$

Nous allons à présent appliquer la méthode du GLR décrite précédemment à notre cas particulier où l'on souhaite détecter des sauts en vitesse de la cible. Puisque le saut a une direction particulière $a = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}$ dans l'espace d'état, l'innovation s'écrit à présent :

$$\gamma_{(k)} = \gamma_{(k)_{n_j}} + g(k; \theta) \alpha \quad (25)$$

où $g(k; \theta)$ est un scalaire. Le vecteur d'état s'écrit de façon similaire comme une somme de deux termes :

$$\begin{pmatrix} \left(\frac{\widehat{\partial \epsilon}}{\partial t} \right)_{(k|k)} \\ \widehat{\eta}_{(k|k)} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \left(\frac{\widehat{\partial \epsilon}}{\partial t} \right)_{(k|k)} \\ \widehat{\eta}_{(k|k)} \end{pmatrix}_{n_j} + \alpha f(k; \theta) \quad (26)$$

$g(k; \theta)$ et $f(k; \theta)$ sont respectivement le produit de $G(k; \theta)$ et $F(k; \theta)$ calculés précédemment par la direction du saut a . On obtient :

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

et, pour $\theta < k$:

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

Le rapport de vraisemblance défini par l'équation (18) peut s'écrire à présent sous la forme scalaire suivante :

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

avec (voir équation (19)) :

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

et (voir équation (20)) :

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

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 utilisée dans le filtre de Kalman pour réinitialiser 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 satisfaisants.

4.3 Filtre de Kalman à accélération constante, saut en accélération

Dans ce paragraphe, nous appliquons l'algorithme du GLR à un autre cas particulier. Il s'agit de détecter des sauts en accélération pour un modèle d'état à accélération constante et bruit corrélé. Les nouvelles équations de modèle d'état et de mesure du filtre de Kalman sont données par :

$$\begin{pmatrix} \left(\frac{\partial \epsilon}{\partial t} \right)_{(k+1)} \\ \eta_{(k+1)} \\ \left(\frac{\partial \epsilon}{\partial t} \right)_{(k+1)} \end{pmatrix} = \Phi \begin{pmatrix} \left(\frac{\partial \epsilon}{\partial t} \right)_{(k)} \\ \eta_{(k)} \\ \left(\frac{\partial \epsilon}{\partial t} \right)_{(k)} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ v_{1(k)} \\ v_{2(k)} \end{pmatrix} + \delta_{\theta, k+1} \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \alpha \end{pmatrix} \quad (27)$$

et :

$$\begin{pmatrix} \widehat{\frac{\partial e}{\partial t}} \end{pmatrix}_{(k+1)} = H \begin{pmatrix} \left(\frac{\partial e}{\partial t} \right)_{(k+1)} \\ \eta_{(k+1)} \\ \left(\frac{\partial e}{\partial t} \right)_{(k+1)} \end{pmatrix} + w_{(k+1)} \quad (28)$$

avec :

$$\Phi = \begin{pmatrix} 1 & 1 & \Delta t \\ 0 & \rho & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad H = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

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

En parallèle au filtre de Kalman développé sur la base du modèle ci-dessus, nous avons appliqué le test du GLR au cas particulier où l'on souhaite détecter des sauts en accélération de l'objet.

Ici, la direction du saut dans l'espace d'état est $a = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$. L'innovation s'écrit donc de nouveau :

$$\gamma_{(k)} = \gamma_{(k)_{nj}} + g(k; \theta) \alpha \quad (29)$$

où $g(k; \theta)$ est un scalaire. Le vecteur d'état s'écrit de façon similaire comme une somme de deux termes :

$$\begin{pmatrix} \left(\widehat{\frac{\partial e}{\partial t}} \right)_{(k|k)} \\ \widehat{\eta}_{(k|k)} \\ \left(\frac{\partial e}{\partial t} \right)_{(k|k)} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \left(\widehat{\frac{\partial e}{\partial t}} \right)_{(k|k)} \\ \widehat{\eta}_{(k|k)} \\ \left(\frac{\partial e}{\partial t} \right)_{(k|k)} \end{pmatrix}_{nj} + \alpha f(k; \theta) \quad (30)$$

Comme précédemment, $g(k; \theta)$ et $f(k; \theta)$ sont respectivement le produit de $G(k; \theta)$ et $F(k; \theta)$ calculés dans le cas général par la direction du saut a . On obtient :

$$\begin{cases} g(\theta; \theta) = G(\theta; \theta) a = 0 \\ f(\theta; \theta) = F(\theta; \theta) a = (0) \end{cases}$$

Ce résultat est tout à fait logique puisque, s'il se produit un saut en accélération à l'itération θ , son effet sur la valeur de la vitesse, seule mesure dont l'on dispose, ne devient visible qu'à partir de l'itération $\theta + 1$. D'autre part, on a :

$$\begin{cases} g(k; \theta) = G(k; \theta) a = (k - \theta) \Delta t - \begin{pmatrix} 1 & 1 & \Delta t \end{pmatrix} f(k - 1; \theta) \\ f(k; \theta) = F(k; \theta) a = \Phi f(k - 1; \theta) + g(k; \theta) K_{(k)} \end{cases}$$

Le rapport de vraisemblance défini par l'équation (18) s'écrit ici encore sous la forme :

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

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'estimation de son amplitude est de nouveau donnée par :

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

L'équation de compensation utilisée dans le filtre de Kalman pour réinitialiser le vecteur d'état s'écrit à présent :

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

La compensation se fait ici par ajout à la dernière estimation du vecteur d'état, de l'effet d'un saut en accélération d'amplitude $\hat{\alpha}(k; \hat{\theta})$ sur le vecteur d'état pendant $(k - \theta)$ itérations, et en retranchant la réponse du filtre de Kalman au saut entre l'instant de sa production et celui de sa détection. On procède aussi à la mise à jour de la matrice de covariance de l'erreur d'estimation par :

$$P_{(k|k)_{new}} = P_{(k|k)_{old}} + [\Phi^{k-\hat{\theta}} - F(k; \hat{\theta})] C^{-1}(k; \hat{\theta}) [\Phi^{k-\hat{\theta}} - F(k; \hat{\theta})]^T$$

où $C(k; \hat{\theta})$ est la matrice 3×3 donnée par l'équation générale (19).

5 Résultats expérimentaux

Nous utilisons une caméra CCD Sony embarquée sur un robot Afma à six degrés de liberté (voir Figure 3). Afin de montrer la généralité de l'approche proposée, deux tâches de poursuite de cibles ont été implémentées sur ce système expérimental :

- la première consiste à contrôler les six degrés de liberté de la caméra afin de réaliser un suivi complet, en position et en orientation entre la caméra et l'objet poursuivi ;
- la seconde consiste à contrôler l'orientation de la caméra afin que l'objet poursuivi apparaisse toujours au centre de l'image.

Grâce à une carte de traitement d'image Edixia IA 1000 et à la simplicité des scènes considérées, tous les calculs nécessaires à la réalisation d'une itération de la boucle de commande (traitement d'image, filtrage de Kalman, test du GLR et calcul de la commande) sont effectués en moins de 40 ms, ce qui fait que la cadence de la loi de commande est égale à la cadence vidéo (25 Hz). Pour les deux tâches, le suivi a été réalisé en comparant les quatre méthodes suivantes :

- sans estimer le mouvement de l'objet. On doit alors observer des erreurs de traînage pendant le suivi.
- en estimant le mouvement de l'objet avec un filtre de Kalman à vitesse constante et bruit corrélé (sans GLR).

- en estimant le mouvement de l'objet avec un filtre de Kalman à accélération constante et bruit corrélé. Ce filtre doit réagir plus rapidement que le filtre précédent en cas de changement brusque en vitesse. Il doit cependant être également plus sensible au bruit.
- en utilisant le test du GLR pour détecter des sauts, soit en vitesse, soit en accélération.



FIG. 3 - *Cellule expérimentale*

5.1 Suivi d'un carré par liaison rigide

Cette première tâche de suivi d'un carré par liaison rigide contraint les six degrés de liberté de la caméra. Elle consiste à garder la position et l'orientation de la caméra par rapport au carré constantes. Plus précisément, les informations visuelles utilisées dans cette tâche référencée vision sont les coordonnées des quatre points représentant les extrémités du carré (voir Figure 4) : $\underline{s} = (X_1, \dots, X_4, Y_1, \dots, Y_4)^T$. Le calcul de la position désirée dans l'image \underline{s}^* correspondant à l'attitude désirée de la caméra par rapport au carré donne le vecteur de consigne $\underline{s}^* = (X_1^*, \dots, X_4^*, Y_1^*, \dots, Y_4^*)^T$.

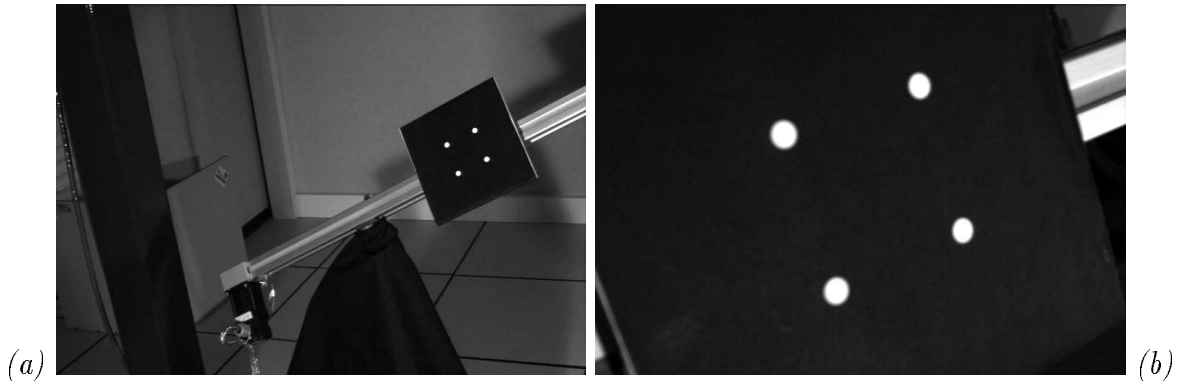


FIG. 4 - *Positions initiale et désirée du carré dans l'image*

Pour le calcul de la fonction de tâche (2), on utilise à la place de $L_{\underline{s}}^T$ la matrice d'interaction $L_{\underline{s}|\underline{s}=\underline{s}^*}^T$, qui est la valeur de la matrice d'interaction correspondant à la position désirée $\underline{s} = \underline{s}^*$. On obtient à partir de l'équation (1) :

$$L_{\underline{s}|\underline{s}=\underline{s}^*}^T = \begin{pmatrix} -1/z_1^* & 0 & X_1^*/z_1^* & X_1^*Y_1^* & -1 - X_1^{*2} & Y_1^* \\ 0 & -1/z_1^* & Y_1^*/z_1^* & 1 + Y_1^{*2} & -X_1^*Y_1^* & -X_1^* \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ -1/z_4^* & 0 & X_4^*/z_4^* & X_4^*Y_4^* & -1 - X_4^{*2} & Y_4^* \\ 0 & -1/z_4^* & Y_4^*/z_4^* & 1 + Y_4^{*2} & -X_4^*Y_4^* & -X_4^* \end{pmatrix}$$

et la loi de commande (5) s'écrit :

$$T_c = -\lambda L_{\underline{s}|\underline{s}=\underline{s}^*}^{T+} (\underline{s} - \underline{s}^*) - \frac{\widehat{\partial e}}{\partial t}$$

On commence par ramener par asservissement visuel la caméra de sa position initiale (voir Figure 4.a) à la position désirée (voir Figure 4.b), puis l'expérimentation est réalisée comme suit : le carré est tout d'abord immobile, il débute ensuite un mouvement de translation avec une vitesse constante de 5 cm/s sur une longueur de 90 cm. Après un arrêt, le carré retourne à sa position de départ avec la même vitesse de 5 cm/s.

5.1.1 Résultats sans estimation du mouvement de l'objet

Sur la Figure 5 sont représentés les résultats obtenus quand l'estimation du mouvement de l'objet n'est pas effectuée ($\widehat{\frac{\partial e}{\partial t}} = 0$). Plus précisément, la Figure 5.a montre à chaque itération de la loi de commande la valeur des quatre premières composantes de $(\underline{s} - \underline{s}^*)$ (c'est-à-dire les coordonnées en X de l'erreur observée dans l'image) et la Figure 5.b les quatre dernières composantes de $(\underline{s} - \underline{s}^*)$ (c'est-à-dire les coordonnées en Y de l'erreur observée dans l'image). Finalement, la Figure 5.c donne les valeurs successives de la vitesse de la caméra calculées par la loi de commande. Sur cette figure ne sont représentées que les trois composantes de la vitesse de translation, car le carré n'est animé que d'un mouvement de translation (la vitesse de rotation de la caméra est donc toujours quasiment nulle).

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 dues aux erreurs de mesure effectuées pour déterminer la position dans l'image des quatre points considérés.

Lorsque le carré se déplace à vitesse constante (des itérations 200 à 650 et 900 à 1350), 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) d'environ 135 et 55 pixels respectivement sur les axes horizontal et vertical de 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 .

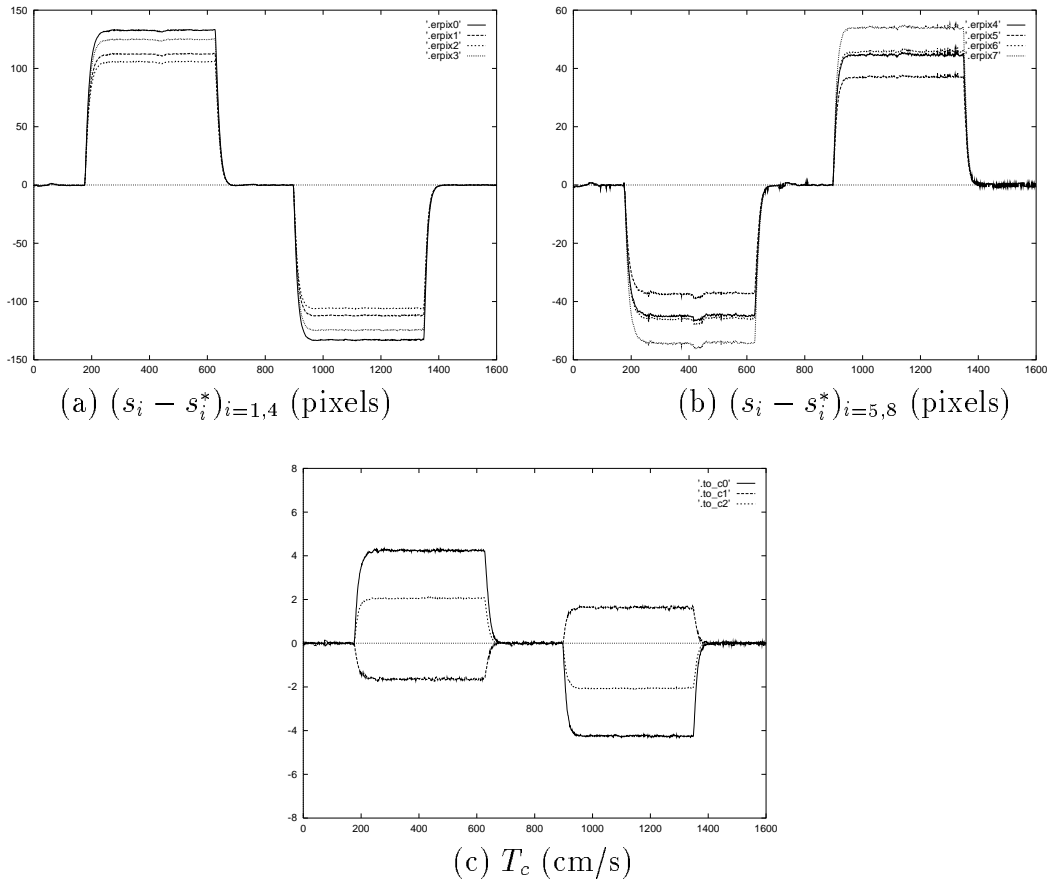


FIG. 5 - *Suivi d'un carré sans estimation de son mouvement*

5.1.2 Filtre de Kalman à vitesse constante et bruit corrélé

Les résultats obtenus pour le suivi du carré en introduisant dans la commande l'estimation du mouvement de l'objet calculée à l'aide d'un filtre de Kalman à vitesse constante et bruit corrélé sont donnés sur la Figure 6. Lorsque l'objet est à l'arrêt, 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. La vitesse du carré est alors correctement estimée avec un écart type de 0.02 cm/s (voir Figure 6.d). On peut également remarquer le bon lissage de l'estimation par comparaison avec la valeur mesurée (voir Figure 6.c).

Au début et à la fin du mouvement du carré, on observe cependant une erreur maximale d'environ 80 et 30 pixels respectivement sur l'axe horizontal et vertical de l'image. De plus, le filtre a besoin d'une centaine d'itérations pour estimer correctement la nouvelle vitesse de l'objet dans l'image. Plus précisément, 120 itérations sont nécessaires pour obtenir une erreur dans l'image inférieure à 1 pixel. Concernant la vitesse de la caméra (voir Figure 6.e), on peut observer un dépassement au début du mouvement du carré (qui permet de supprimer les erreurs de traînage) et une oscillation à la fin de ce mouvement (dont la durée dépend du temps nécessaire à la convergence du filtre).

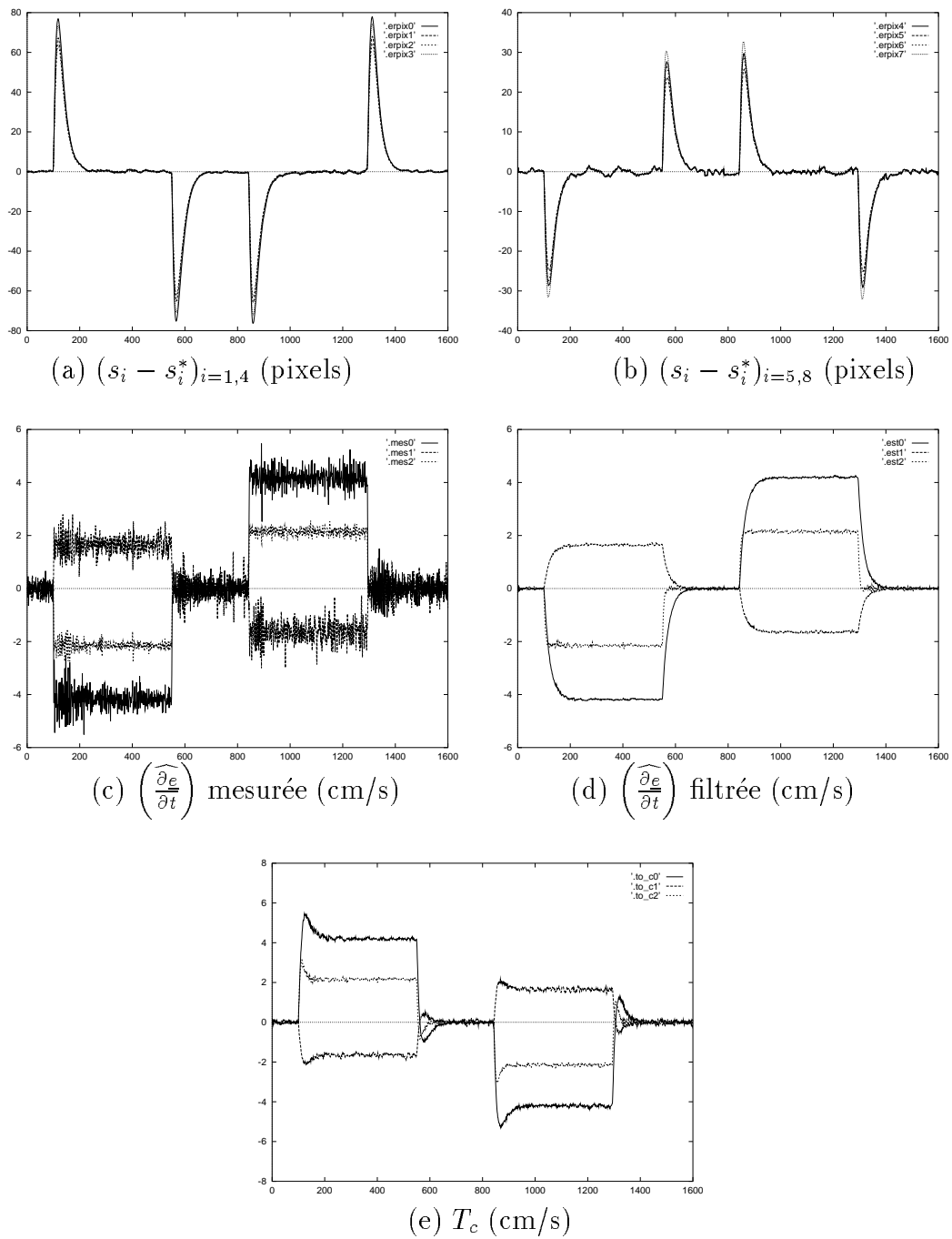


FIG. 6 - Suivi d'un carré en utilisant un filtre de Kalman à vitesse constante et bruit corrélé

5.1.3 Filtre de Kalman à accélération constante et bruit corrélé

En régime permanent, on observe, dans ce cas d'utilisation d'un filtre de Kalman à accélération constante et bruit corrélé, une erreur maximale de 2 pixels sur les axes horizontal et vertical de l'image (voir Figure 7). De plus, la vitesse du carré est estimée avec un écart type de 0.08 cm/s et la consigne de commande appliquée au robot présente un écart type de 0.12 cm/s. Ces valeurs plus importantes que dans les cas précédents indiquent que ce filtre est peu robuste aux bruits de mesure. Il en résulte une estimation imprécise du mouvement du carré, d'où une erreur et une consigne de commande plus importantes et moins stables que précédemment.

La réponse au brusque changement d'amplitude du mouvement de l'objet est cependant beaucoup plus rapide, permettant de réduire significativement l'erreur observée dans l'image. En effet, on observe lors du changement de vitesse une erreur maximale d'environ 55 et 25 pixels sur l'axe horizontal et vertical de l'image et seulement 50 itérations sont nécessaires pour avoir une erreur dans l'image inférieure à 1 pixel.

5.1.4 Test du GLR sur un filtre de Kalman à vitesse constante et bruit corrélé

Les résultats obtenus dans ce dernier cas sont représentés sur la Figure 8. La Figure 8.f représente les instants et les amplitudes des ruptures de modèles détectés à l'aide de l'algorithme du GLR dans le cas d'un modèle à vitesse constante et bruit corrélé (voir paragraphe 4.2).

A l'arrêt ou lorsque la vitesse du carré est constante, on obtient une erreur maximale de 1.5 pixels dans l'image. La vitesse du carré est alors estimée avec un écart type de 0.02 cm/s et la vitesse de la caméra est d'écart type 0.04 cm/s. Ces résultats sont équivalents à ceux obtenus avec un filtre de Kalman à vitesse constante et bruit corrélé et sont donc plus stables et robustes que dans le cas précédent d'un filtre à accélération constante et bruit corrélé. Ce résultat est logique vu l'absence de fausses détections de rupture de modèle au cours du suivi de l'objet.

Au début et à la fin du mouvement de translation de l'objet, on peut observer une erreur maximale d'environ 45 et 25 pixels sur l'axe horizontal et vertical de l'image. Les sauts en vitesse de l'objet sont correctement détectés et estimés par le test du GLR. 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. Lors des ruptures de modèle du mouvement de l'objet, les performances obtenues ici sont donc légèrement meilleures à celles du filtre de Kalman à accélération constante et bruit corrélé.

L'utilisation du test du GLR pour estimer et compenser la vitesse de l'objet est donc optimale dans cet exemple de poursuite puisqu'elle permet de conjuguer les qualités des deux solutions précédentes (stabilité et robustesse d'une part, bonne estimation et compensation des ruptures d'autre part). Signalons que nous avons utilisé une fenêtre de détection de taille $M = 10$, car la détection des sauts est effectuée en moyenne avec seulement une itération de retard par rapport à l'instant de sa production.

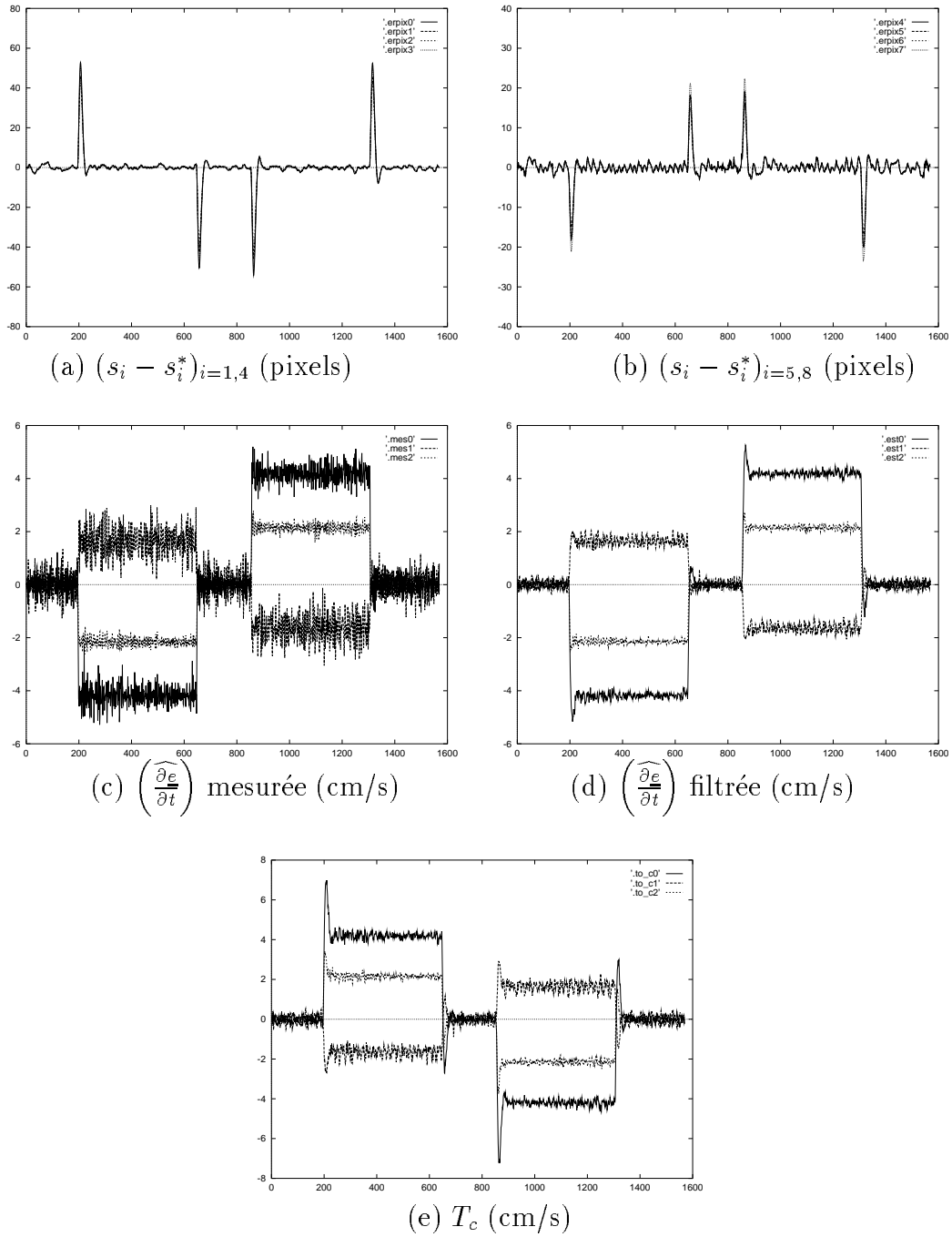


FIG. 7 - Suivi d'un carré en utilisant un filtre de Kalman à accélération constante et bruit corrélé

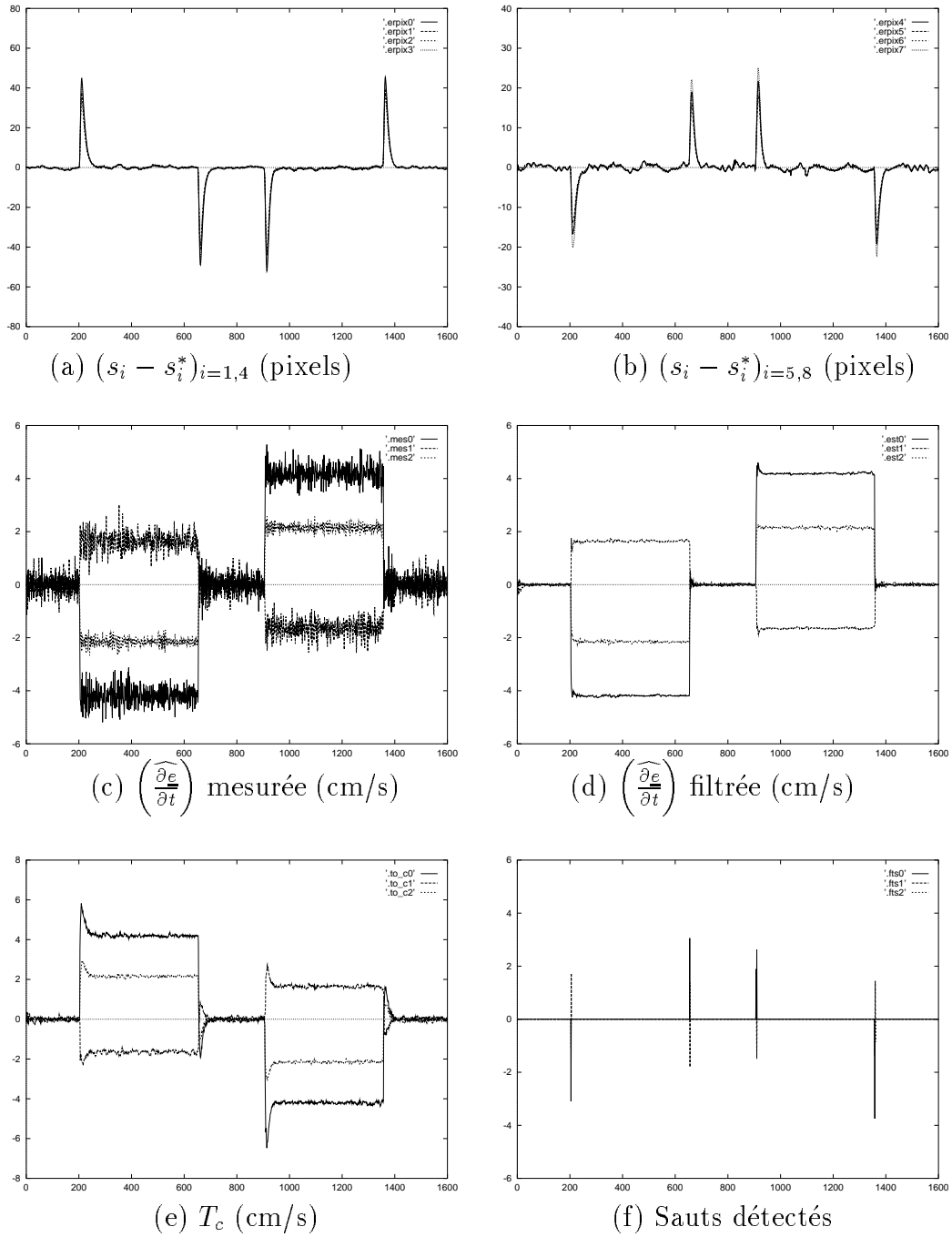


FIG. 8 - Suivi d'un carré en utilisant le test du GLR et un filtre de Kalman à vitesse constante et bruit corrélé

5.2 Suivi d'un point en contrôlant l'orientation de la caméra

Pour cette seconde tâche de suivi d'un objet mobile, on utilise deux degrés de liberté de la caméra, à savoir les rotations autour de ses axes x (pan Ω_x) et y (tilt Ω_y), afin que le centre de gravité de l'objet poursuivi (de coordonnées $\underline{s} = (X, Y)^T$ dans l'image) apparaisse en permanence au centre de l'image (de coordonnées $\underline{s}^* = (0, 0)^T$). La matrice d'interaction correspondante s'obtient à partir de l'équation (1) et on a :

$$L_{\underline{s}}^T = \begin{pmatrix} XY & -(1 + X^2) \\ (1 + Y^2) & -XY \end{pmatrix}$$

La loi de commande s'exprime en fonction de la fonction de tâche définie par (2) :

$$\underline{e} = L_{\underline{s}}^{T-1} \begin{pmatrix} X \\ Y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} Y/(1 + X^2 + Y^2) \\ -X/(1 + X^2 + Y^2) \end{pmatrix}$$

et est donnée par (voir équation (5)) :

$$T_c = -\lambda \begin{pmatrix} Y/(1 + X^2 + Y^2) \\ -X/(1 + X^2 + Y^2) \end{pmatrix} - \widehat{\frac{\partial \underline{e}}{\partial t}} \quad (31)$$

L'expérimentation est réalisée de la façon suivante : on débute par une phase d'initialisation qui consiste à ramener l'image du point considéré au centre de l'image en utilisant la loi de commande (31) (voir Figure 9). Puis, le robot effectue un mouvement secondaire afin de simuler un mouvement opposé de la cible. Ce mouvement (voir Figure 10.a) consiste en diverses translations parallèles au plan image ($V_x = 8$ cm/s, $V_y = 4$ cm/s des itérations 100 à 300 et 800 à 1000, $V_x = -8$ cm/s, $V_y = -4$ cm/s des itérations 450 à 650 et 1150 à 1350), qui doivent être compensées par des rotations de la caméra afin que l'objet apparaisse toujours au centre de l'image.



FIG. 9 - Positions initiale et désirée de l'objet dans l'image

5.2.1 Résultats sans estimation du mouvement de l'objet

Les résultats correspondant au cas où l'estimation de la vitesse de l'objet n'est pas effectuée sont donnés sur la Figure 10. On obtient les mêmes phénomènes que ceux observés lors du suivi du carré (voir paragraphe 5.1.1) : au repos, on observe une erreur maximale de 1/2 pixel (voir Figure 10.b). Par contre, comme on pouvait le prévoir, la non-estimation du mouvement de l'objet pendant la phase de translation entraîne une erreur permanente de 10 et 5 pixels respectivement sur les axes horizontal et vertical de l'image (voir Figure 10.b).

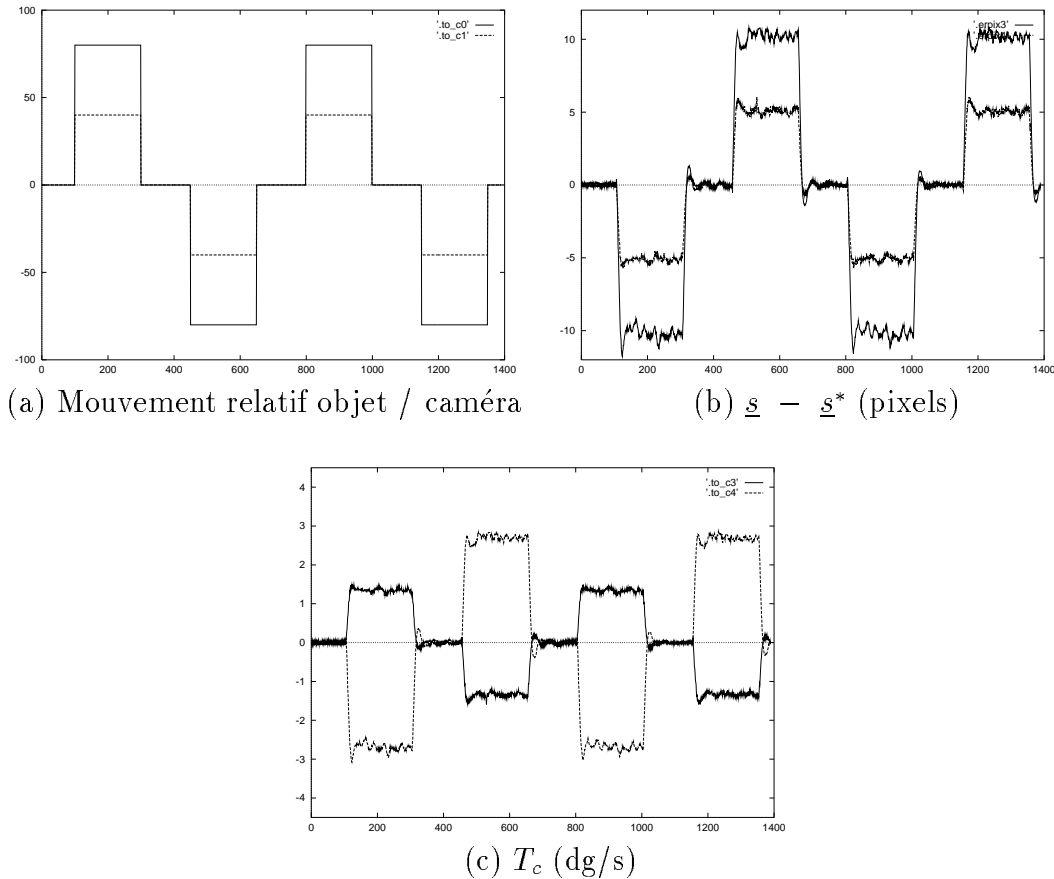


FIG. 10 - *Suivi d'un point sans estimation de son mouvement*

5.2.2 Filtre de Kalman à vitesse constante et bruit corrélé

En utilisant un filtre de Kalman à vitesse constante et bruit corrélé pour estimer le mouvement de l'objet, on observe quand ce mouvement est nul une erreur d'écart type 1/4 pixel sur les axes horizontal et vertical de l'image (voir Figure 11.b). Les estimées des vitesses du pan et du tilt sont nulles et de même écart type 0.02 dg/s (voir Figure 11.d). On remarque le bon filtrage du bruit par comparaison avec la Figure 11.c où est représentée la mesure de $\widehat{\frac{\partial \underline{\epsilon}}{\partial t}}$. Les consignes de commande correspondantes sont stables puisque de moyenne nulle et d'écart type 0.07 dg/s (voir Figure 11.e).

Au début et à la fin d'un mouvement de translation autour de l'objet, le filtre de Kalman nécessite environ 60 itérations pour estimer correctement la nouvelle vitesse de l'objet. Ceci provoque des erreurs maximales de 10 et 5 pixels respectivement sur les axes horizontal et vertical de l'image. Ce faible temps de réponse peut être amélioré par l'utilisation des méthodes de filtrage décrites ci-dessous.

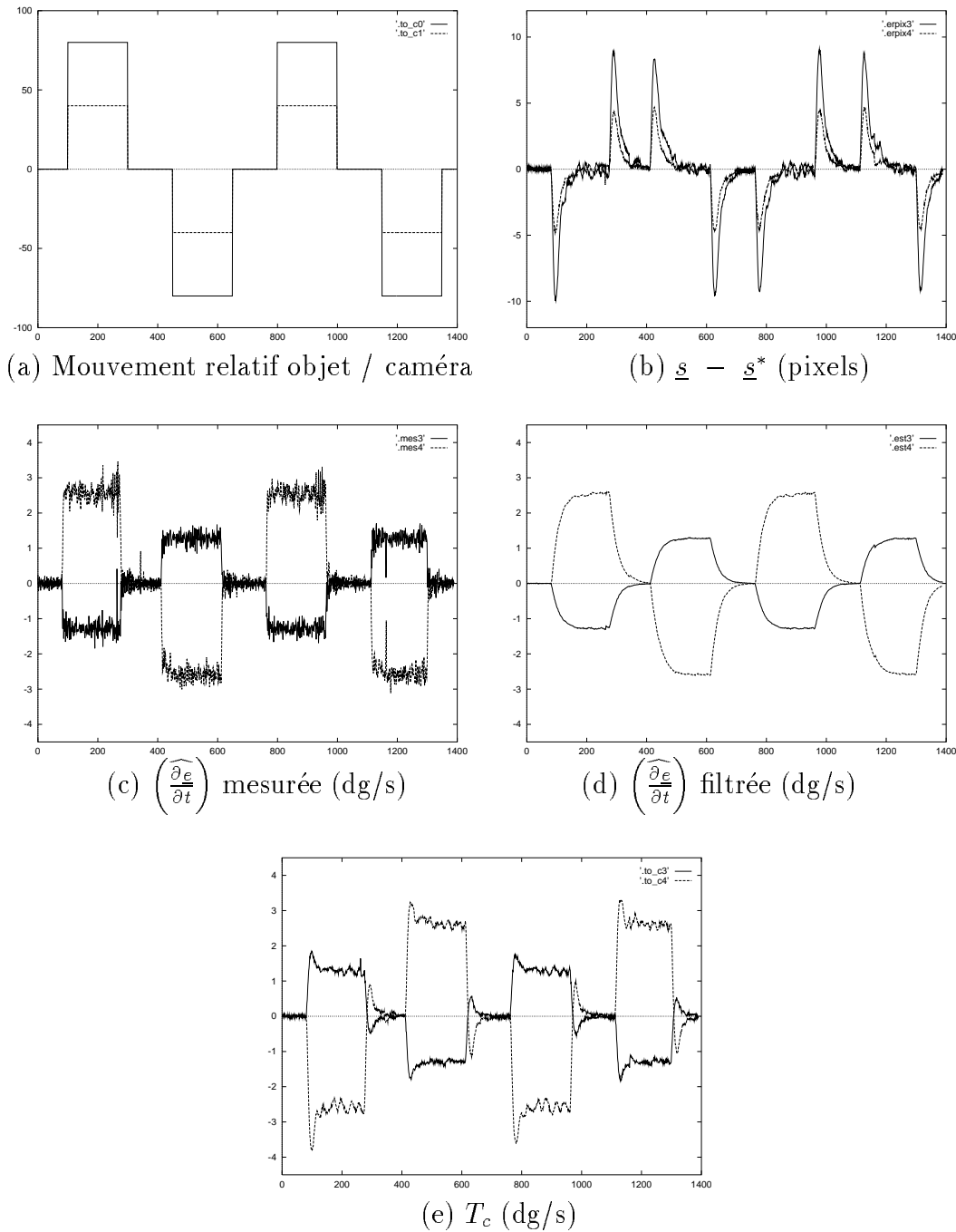


FIG. 11 - Suivi d'un point en utilisant un filtre de Kalman à vitesse constante et bruit corrélé

5.2.3 Filtre de Kalman à accélération constante et bruit corrélé

Les résultats obtenus en utilisant un filtre de Kalman à accélération constante et bruit corrélé sont donnés sur la Figure 12, configurée comme la Figure 11. Lorsque l'objet est immobile, on observe une erreur d'écart type $1/4$ pixel sur les axes horizontal et vertical de l'image. L'estimée de la vitesse du pan et du tilt sont nulles d'écart type 0.07 dg/s. Les consignes de commande correspondantes sont de moyenne nulle et d'écart type 0.14 dg/s. Bien qu'on observe une erreur dans l'image équivalente à celle obtenue avec un filtre de Kalman à vitesse constante et bruit corrélé, on remarque que l'estimation du mouvement du point est beaucoup plus bruitée, ce qui entraîne des consignes de commande moins stables et d'amplitudes plus importantes.

Au début et à la fin du mouvement de translation, on obtient des erreurs maximales d'environ 8 et 5 pixels sur les axes horizontal et vertical de l'image. Ces résultats sont meilleurs que ceux obtenus par la méthode décrite précédemment, puisque cette modélisation du filtre de Kalman permet d'estimer la nouvelle vitesse du point plus rapidement : en effet, une erreur dans l'image inférieure à 1 pixel est obtenue après seulement 40 itérations de la boucle de commande.

5.2.4 Test du GLR et filtre de Kalman à vitesse constante et bruit corrélé

Ce cas où l'on a utilisé le test du GLR pour détecter les sauts en vitesse de l'objet permet d'obtenir les meilleurs résultats (voir Figure 13).

Au repos, on observe une erreur d'écart type $1/4$ pixel sur les axes horizontal et vertical de l'image. Les estimées des vitesses du pan et du tilt sont nulles de même écart type de 0.02 dg/s. Les consignes de commande correspondantes sont de moyenne nulle et d'écart type 0.07 dg/s. On remarque que ces performances sont exactement les mêmes que celles obtenues avec un filtre de Kalman à vitesse constante, le test du GLR n'ayant détecté aucune rupture de modèle.

Au début et à la fin des mouvements de translation autour du point cible, les sauts en vitesse sont correctement détectés et estimés (voir Figure 13.f) et l'on observe de nouveau des erreurs maximales d'environ 8 et 5 pixels sur les axes horizontal et vertical de l'image. De plus, 25 itérations sont nécessaires pour avoir une erreur dans l'image inférieure à 1 pixel. Le test du GLR permet donc d'obtenir un temps de réponse plus court que le filtre de Kalman à accélération constante et bruit corrélé, sans en avoir les inconvénients.

Comme dans le cas précédent du suivi du carré, la taille de la fenêtre de détection a été fixée à $M = 10$ car les sauts sont ici détectés en environ deux itérations.

5.3 Suivi d'un point animé d'un mouvement accéléré

On utilise ici encore les deux degrés de liberté en rotation de la caméra (pan Ω_x) et (tilt Ω_y), afin que l'image de l'objet apparaisse en permanence au centre de l'image. Le mouvement secondaire du robot (qui permet de simuler un mouvement opposé de l'objet) consiste en une translation le long de l'axe x du repère caméra avec une succession d'accélération et de décélérations (voir Figure 14.a).

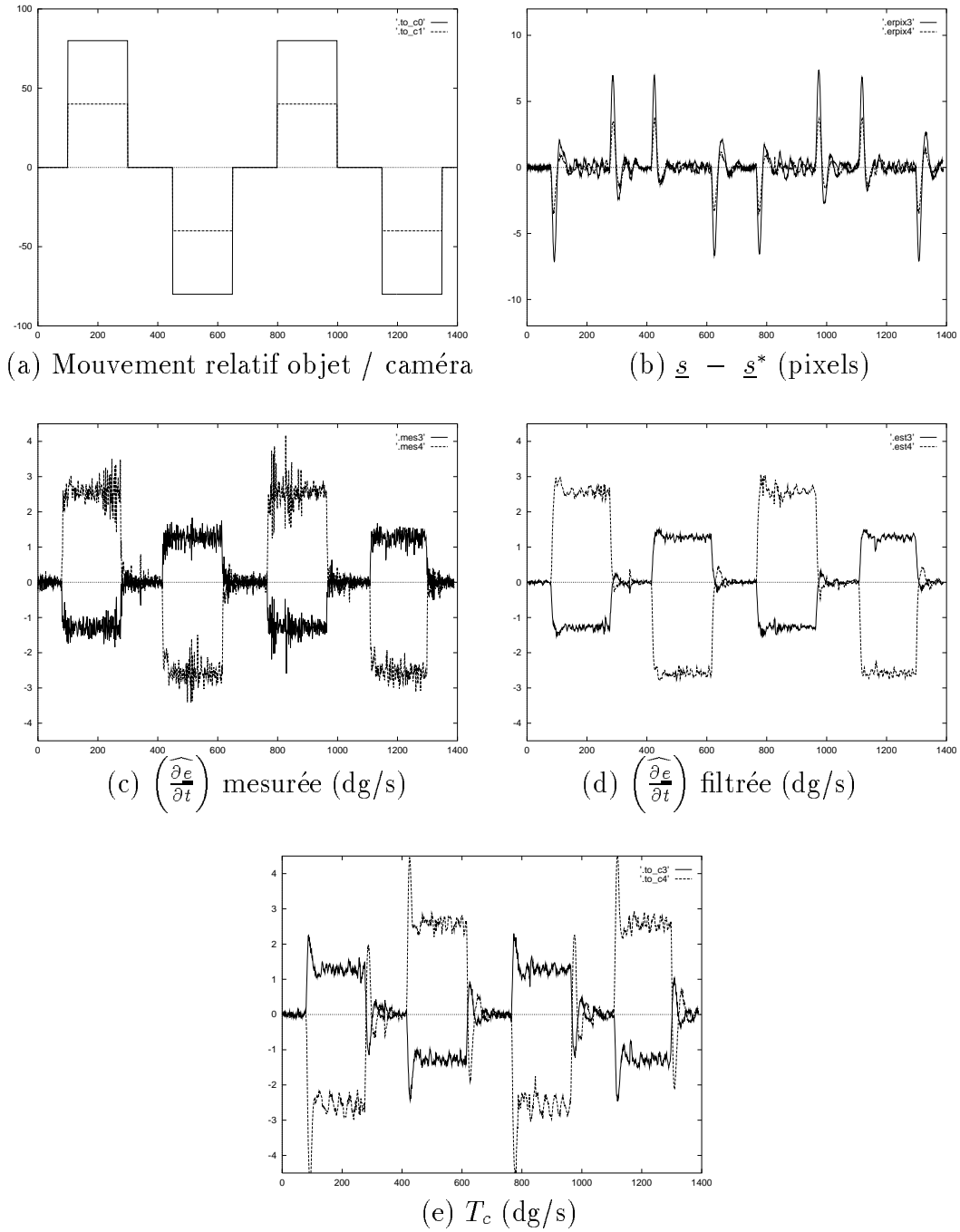


FIG. 12 - Suivi d'un point en utilisant un filtre de Kalman à accélération constante et bruit corrélé

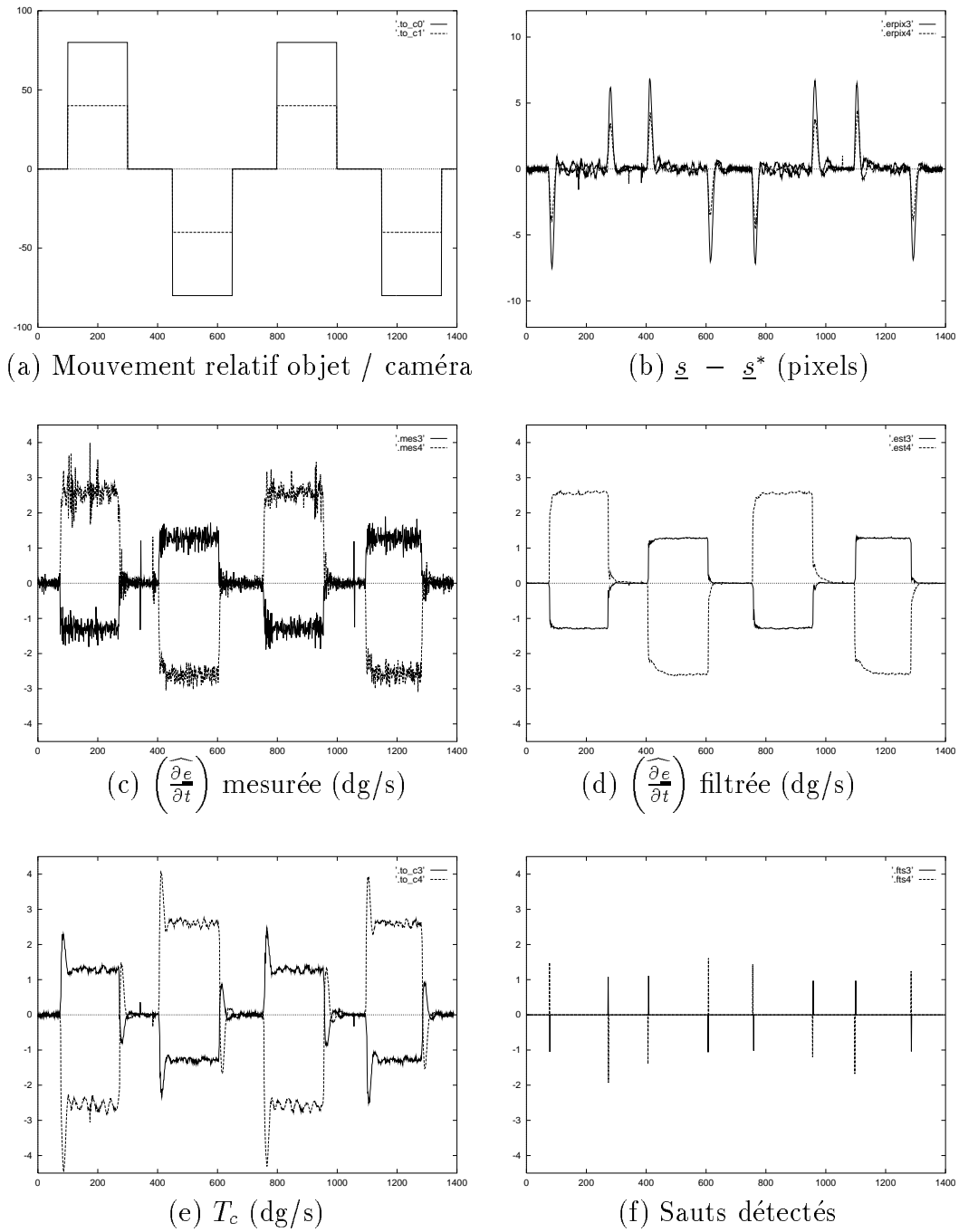


FIG. 13 - Suivi d'un point en utilisant le test du GLR et un filtre de Kalman à vitesse constante et bruit corrélé

5.3.1 Résultats sans estimation du mouvement de l'objet

La non estimation du mouvement de l'objet entraîne l'apparition d'une erreur de traînage qui suit le modèle du mouvement de l'objet et qui peut atteindre 30 pixels sur l'axe horizontal de l'image (voir Figure 14.b). Cet axe est le seul auquel nous nous intéresserons dans notre comparatif, puisque l'erreur est toujours nulle sur l'axe vertical de l'image (au bruit près). En effet, le mouvement relatif de l'objet par rapport à la caméra se situe uniquement dans le plan défini par les axes x et z du repère caméra.

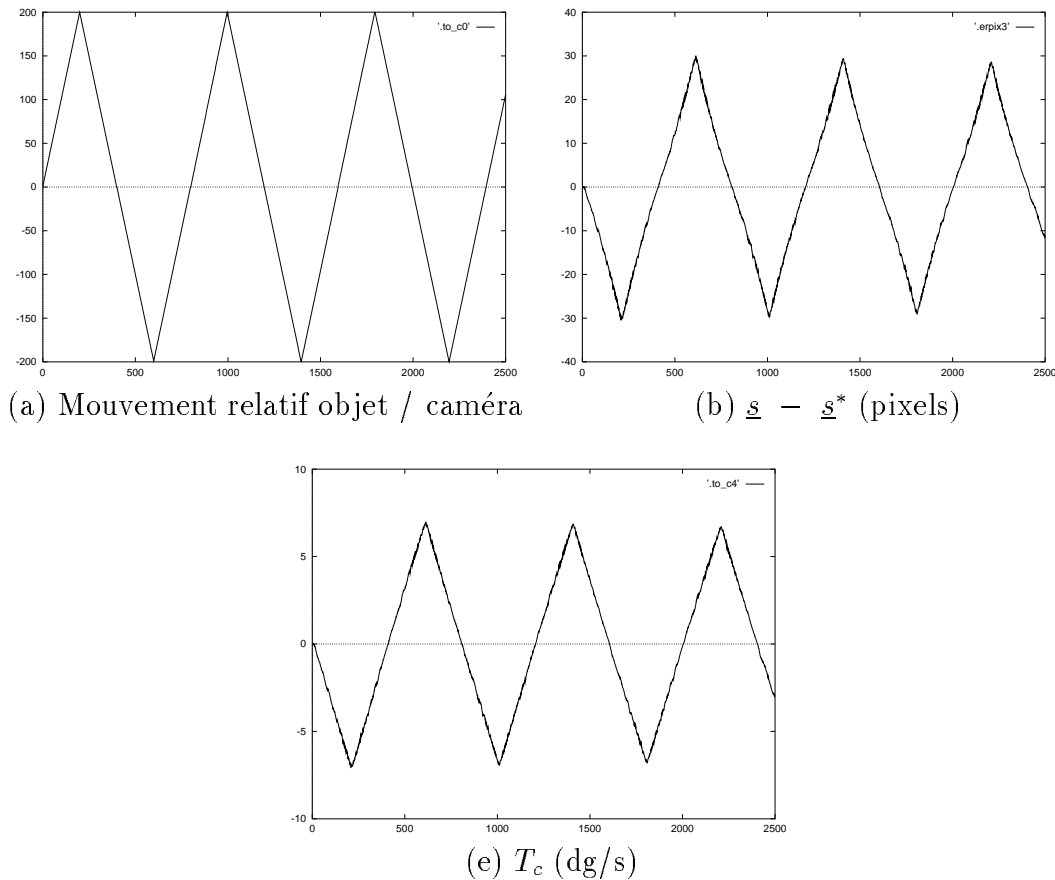


FIG. 14 - Suivi d'un point animé d'un mouvement accéléré sans estimation de son mouvement

5.3.2 Filtre de Kalman à vitesse constante et bruit corrélé

Ici, le modèle de mouvement considéré dans le filtre de Kalman est d'un ordre inférieur au mouvement réel, raison pour laquelle on observe un retard de 70 itérations dans l'estimation de la vitesse de l'objet dans l'image (voir Figure 15.c). Ce retard provoque une erreur permanente dans l'image dont la valeur maximale est d'environ 10 pixels (voir Figure 15.b).

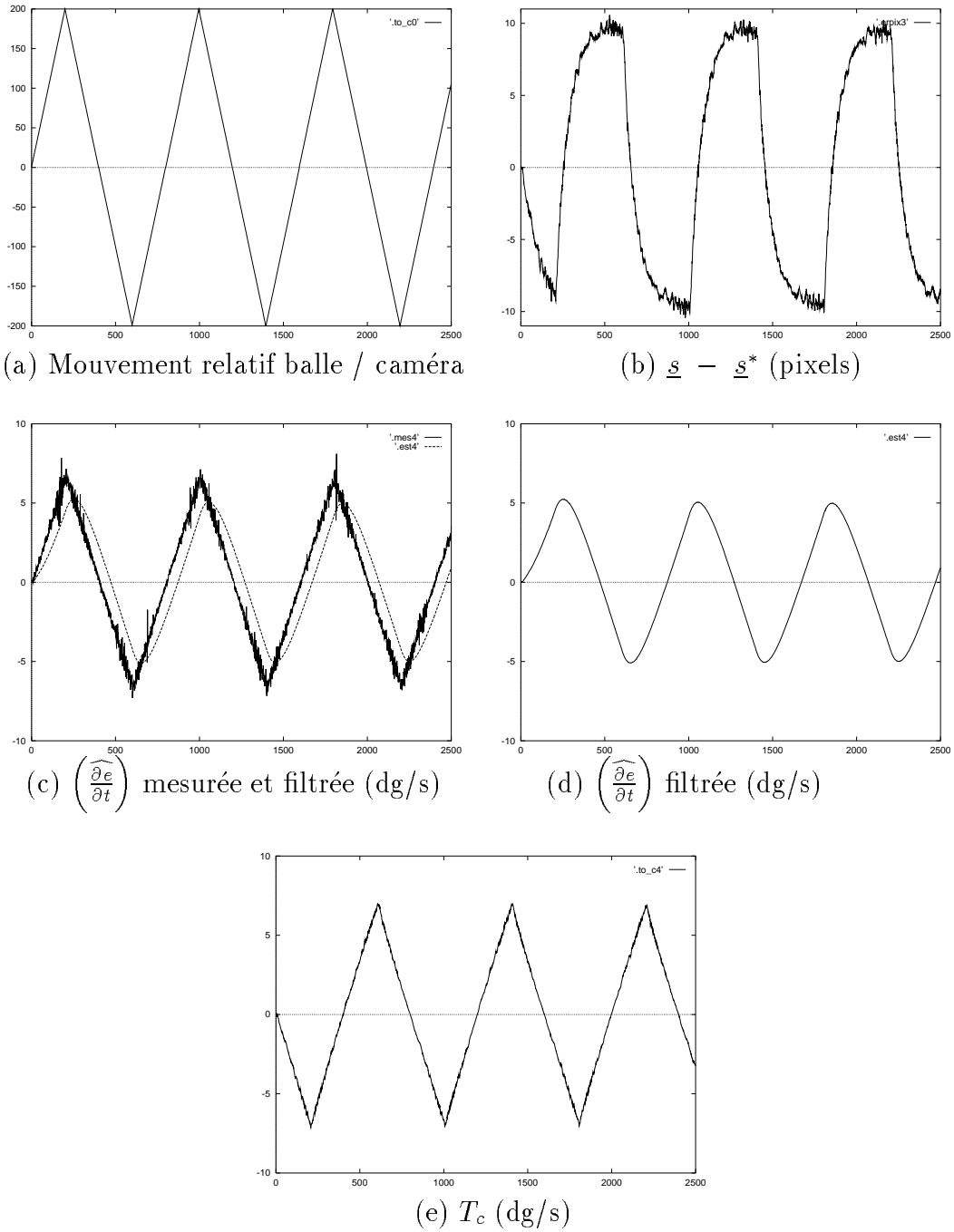


FIG. 15 - Suivi d'un point animé d'un mouvement accéléré en utilisant un filtre de Kalman à vitesse constante et bruit corrélé

5.3.3 Filtre de Kalman à accélération constante et bruit corrélé

Dans ce cas, le modèle de mouvement retenu correspond au mouvement réel, ce qui entraîne la disparition du retard d'estimation en régime stationnaire (voir Figure 16.c). Par contre, on obtient une mauvaise estimation de la vitesse de l'objet lors des changements en accélération (voir Figure 16.c) et un temps de réponse important pour estimer correctement la nouvelle valeur de l'accélération (voir Figure 16.d). L'erreur maximale dans l'image est maintenant égale à 5.5 pixels (voir Figure 16.b). Notons qu'il faut 150 itérations pour obtenir une erreur stationnaire de 1 pixel lors des changements d'accélération.

5.3.4 Détection de sauts en accélération avec le test du GLR sur un filtre de Kalman à accélération constante et bruit corrélé

Dans ce dernier cas, les changements d'accélération sont bien détectés (voir Figure 17.f), ce qui entraîne la suppression du retard d'estimation de la nouvelle valeur de l'accélération (voir Figure 17.d). On peut observer la mise à jour de la valeur de la vitesse après chaque détection de saut en accélération (voir Figure 17.d) et son effet sur la vitesse de la caméra (voir Figure 17.e). Nous obtenons une erreur maximale de 4.5 pixels (voir Figure 17.b) et il faut seulement 30 itérations pour rétablir une erreur dans l'image de 1 pixel après un saut en accélération.

La fenêtre de détection utilisée ici est de taille $M = 50$, car la détection du saut s'effectue avec un retard de 25 itérations en moyenne. Ce retard, plus important que dans les cas précédents de détection de saut en vitesse, est dû au fait que l'on détecte un saut dans la dérivée, non mesurée, d'un signal bruité.

6 Conclusion

Nous avons présenté dans ce rapport un schéma d'asservissement visuel utilisant l'approche fonction de tâche. Ce schéma spécifie la tâche de vision en termes de régulation dans l'image. Nous avons proposé une loi de commande adaptative et prédictive basée sur cette approche qui permet de poursuivre un objet possédant un mouvement inconnu. Pour ce faire, un schéma robuste d'estimation et de prédiction du mouvement de la cible dans l'image a été présenté et introduit dans la loi de commande. Les résultats expérimentaux soulignent le fait que l'emploi d'un filtre de Kalman combiné avec un test du GLR pour estimer le mouvement de la cible permet de détecter et de compenser des changements brusques du mouvement de la cible.

Le GLR se prête bien au domaine de l'asservissement visuel. Les perspectives principales de ce travail consisteront à tester son efficacité pour des mouvements plus complexes (comme par exemple la combinaison de sauts en vitesse et en accélération).

Remerciements

Ce travail a été réalisé avec le soutien financier de la région Bretagne.

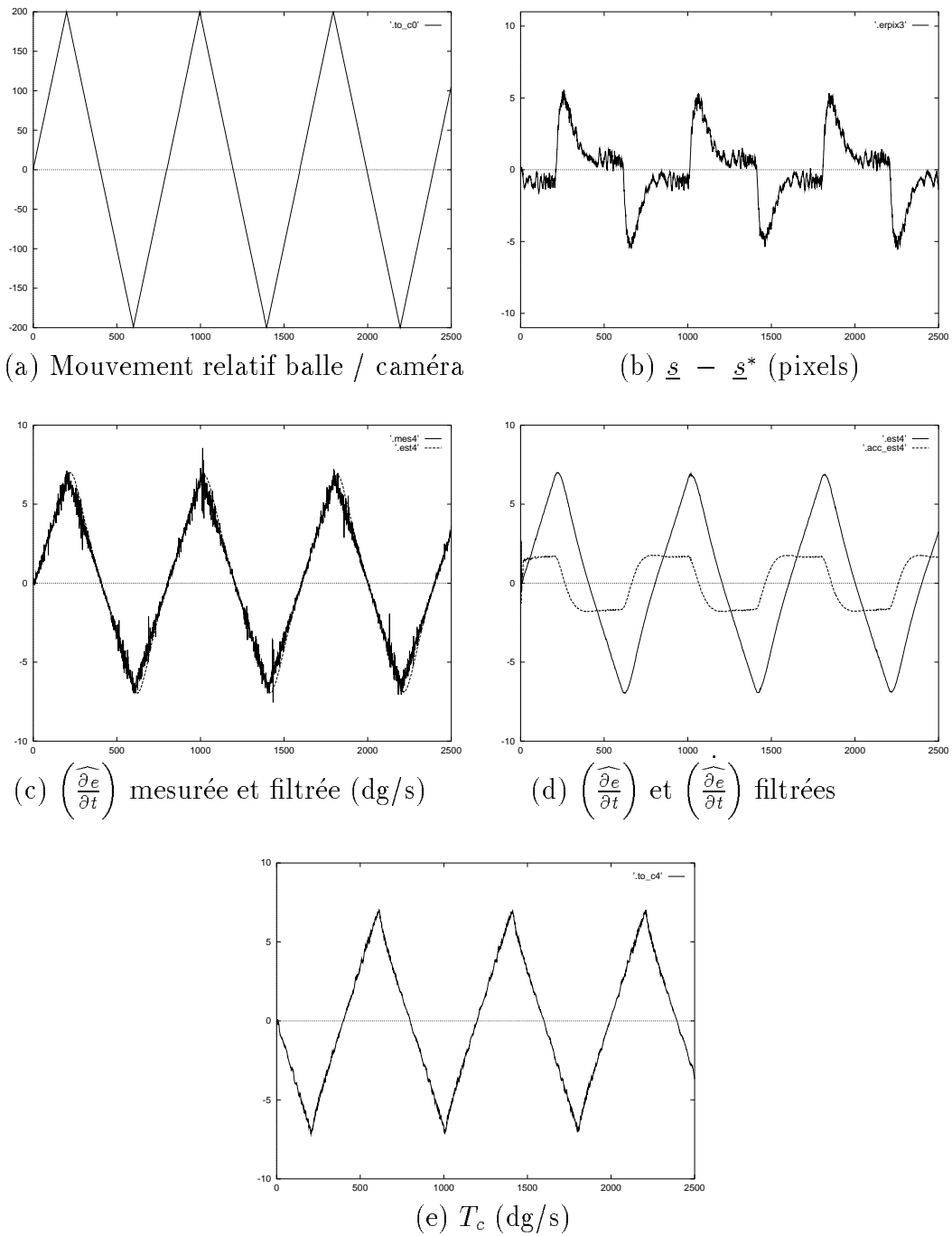


FIG. 16 - Suivi d'un point animé d'un mouvement accéléré en utilisant un filtre de Kalman à accélération constante et bruit corrélé

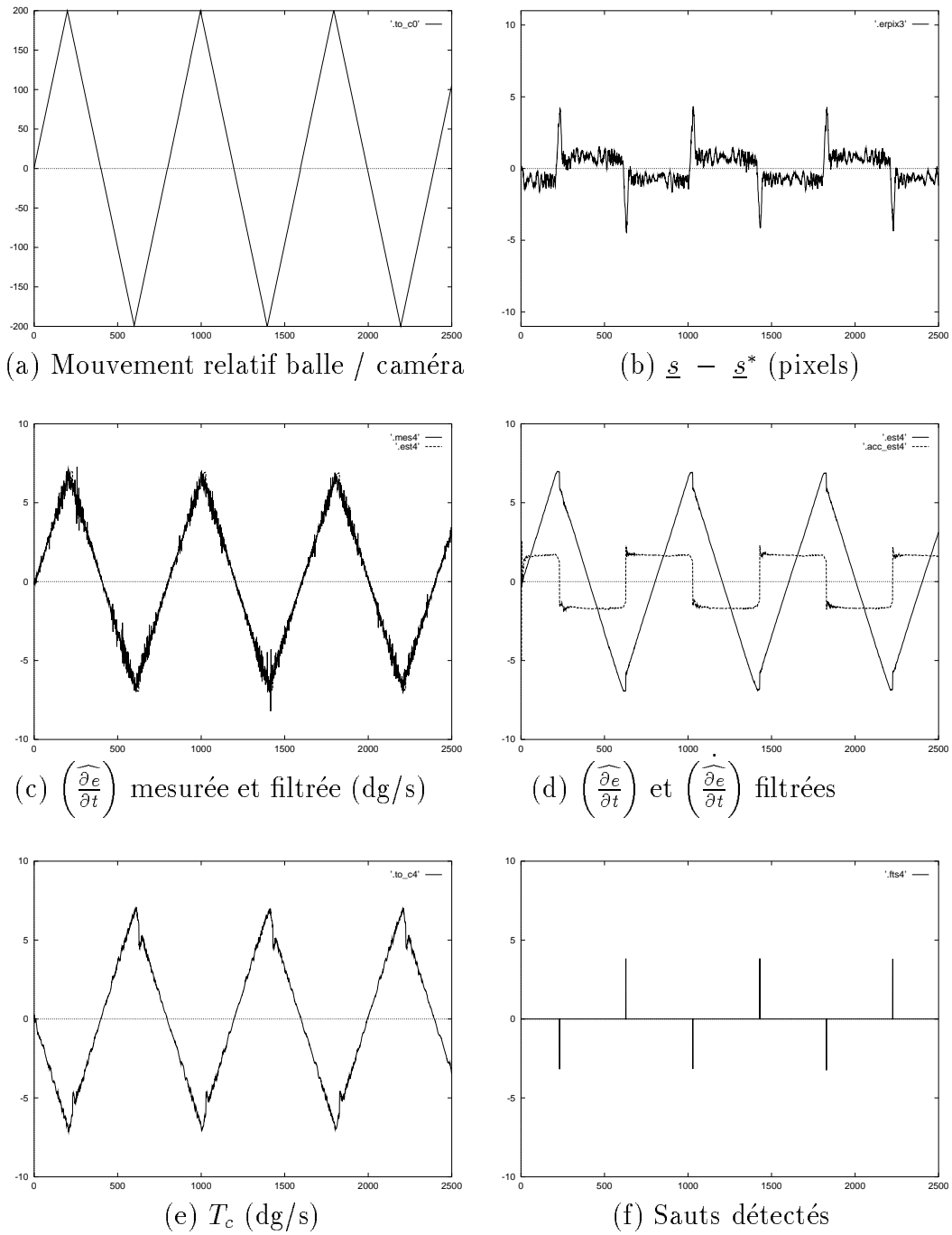


FIG. 17 - Suivi d'un point animé d'un mouvement accéléré en utilisant le test du GLR et un filtre de Kalman à accélération constante et bruit corrélé

A Initialisation du filtre de Kalman

Pour initialiser les différents paramètres du filtre de Kalman, notamment la variance de l'erreur d'estimation initiale, nous avons adopté la même méthode que celle suivie dans [11]. Elle consiste, après avoir fixé les variances des bruits d'état et de mesure, à calculer les erreurs initiales d'estimation du vecteur d'état et à en déduire la valeur de la matrice de covariance associée.

A.1 Vitesse constante - bruit blanc

Les équations du filtre de Kalman sont données dans ce cas par :

$$\begin{cases} x_{k+1} &= x_k + v_k \\ z_k &= x_k + w_k \end{cases}$$

La variance du bruit d'état est notée σ_Q^2 et la variance du bruit de mesure σ_R^2 . On se donne pour estimée initiale de la vitesse la première mesure effectuée, soit :

$$\hat{x}_1 = z_1$$

et on en déduit l'erreur sur l'estimée de la vitesse :

$$\tilde{x}_1 = \hat{x}_1 - x_1 = z_1 - x_1 = w_1$$

La variance de l'erreur d'estimation est donc :

$$P_{(0|0)} = \sigma_R^2$$

A.2 Accélération constante - bruit blanc

Dans ce cas, les équations du filtre de Kalman sont les suivantes :

$$\begin{cases} x_{k+1} &= x_k + \Delta \dot{x}_k + v_{1k} \\ \dot{x}_{k+1} &= \dot{x}_k + v_{2k} \\ z_k &= x_k + w_k \end{cases}$$

La matrice de covariance du bruit d'état est donnée par :

$$Q = \begin{pmatrix} \sigma_{Q1}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{Q2}^2 \end{pmatrix}$$

et la variance du bruit de mesure par σ_R^2 . On choisit pour estimée initiale de la vitesse et de l'accélération :

$$\hat{x}_2 = z_2 \quad , \quad \hat{\dot{x}}_2 = \frac{z_2 - z_1}{\Delta}$$

On en déduit l'erreur sur l'estimée de la vitesse et de l'accélération :

$$\tilde{x}_2 = \hat{x}_2 - x_2 = z_2 - x_2 = w_2 \quad , \quad \tilde{\dot{x}}_2 = \hat{\dot{x}}_2 - \dot{x}_2 = \frac{z_2 - z_1}{\Delta} - \dot{x}_2$$

On peut exprimer \dot{x}_2 à partir du modèle d'état. En effet, on a :

$$\begin{cases} x_2 = x_1 + \Delta \dot{x}_1 + v_{11} \\ \dot{x}_2 = \dot{x}_1 + v_{21} \end{cases}$$

ce qui donne :

$$\dot{x}_2 = \frac{(x_2 - x_1) + (\Delta v_{21} - v_{11})}{\Delta}$$

D'autre part, à partir de l'équation d'observation, on a :

$$z_2 - z_1 = (x_2 - x_1) + (w_2 - w_1)$$

L'erreur sur l'estimée de l'accélération s'écrit donc :

$$\tilde{\dot{x}}_2 = \frac{(x_2 - x_1) + (w_2 - w_1)}{\Delta} - \frac{(x_2 - x_1) + (\Delta v_{21} - v_{11})}{\Delta}$$

ou encore :

$$\tilde{\dot{x}}_2 = \frac{w_2 - w_1 + v_{11} - \Delta v_{21}}{\Delta}$$

A partir des expressions de \tilde{x}_2 et $\tilde{\dot{x}}_2$, on en déduit la matrice de covariance initiale :

$$P_{(0|0)} = \begin{pmatrix} \sigma_R^2 & \frac{\sigma_R^2}{\Delta} \\ \frac{\sigma_R^2}{\Delta} & \frac{2\sigma_R^2 + \sigma_{Q1}^2}{\Delta^2} + \sigma_{Q2}^2 \end{pmatrix}$$

A.3 Vitesse constante - bruit corrélé

Dans ce cas, les équations du filtre de Kalman sont données par :

$$\begin{cases} x_{k+1} = x_k + \nu_k \\ \nu_{k+1} = \rho \nu_k + v_k \\ z_k = x_k + w_k \end{cases}$$

La matrice de covariance du bruit d'état a maintenant la forme suivante :

$$Q = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & \sigma_Q^2 \end{pmatrix}$$

et la variance du bruit de mesure est encore notée σ_R^2 .

Comme dans le cas précédent du filtre à vitesse constante, l'estimée initiale de la vitesse est naturellement choisie égale à la valeur de la première mesure effectuée :

$$\hat{x}_1 = z_1$$

et l'estimée du bruit corrélé est choisie nulle :

$$\hat{\nu}_1 = 0$$

L'erreur sur l'estimée de la vitesse et du bruit corrélé est donc :

$$\tilde{x}_1 = \hat{x}_1 - x_1 = z_1 - x_1 = w_1 \quad , \quad \tilde{\nu}_1 = \hat{\nu}_1 - \nu_1 = -\nu_1$$

On en déduit :

$$P_{(0|0)} = \begin{pmatrix} \sigma_R^2 & 0 \\ 0 & \sigma_1^2 \end{pmatrix}$$

où σ_1^2 est la variance du bruit corrélé, soit $\sigma_1^2 = \frac{\sigma_Q^2}{1 - \rho^2}$.

A.4 Accélération constante - bruit corrélé

Pour ce dernier cas, les équations du filtre de Kalman sont données par :

$$\begin{cases} x_{k+1} = x_k + \nu_k + \Delta \dot{x}_k \\ \nu_{k+1} = \rho \nu_k & + v_{1k} \\ \dot{x}_{k+1} = \dot{x}_k & + v_{2k} \\ z_k = x_k & + w_k \end{cases}$$

avec pour matrice de covariance du bruit d'état :

$$Q = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{Q1}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{Q2}^2 \end{pmatrix}$$

et pour variance du bruit de mesure σ_R^2 .

L'estimée initiale de la vitesse, du bruit corrélé et de l'accélération sont fixées de la manière suivante :

$$\hat{x}_2 = z_2 \quad , \quad \hat{\nu}_2 = 0 \quad , \quad \hat{\dot{x}}_2 = \frac{z_2 - z_1}{\Delta}$$

ce qui donne :

$$\tilde{x}_2 = z_2 - x_2 = w_2 \quad , \quad \tilde{\dot{x}}_2 = \frac{(w_2 - w_1) + \nu_1}{\Delta} - v_{21} \quad , \quad \tilde{\nu}_2 = -\nu_2$$

car \tilde{x}_2 s'écrit :

$$\tilde{x}_2 = \frac{z_2 - z_1}{\Delta} - (\dot{x}_1 + v_{21}) = \frac{(x_2 - x_1) + (w_2 - w_1)}{\Delta} - \frac{(x_2 - x_1) - v_1}{\Delta} - v_{21}$$

La matrice de covariance initiale est donc :

$$P_{(0|0)} = \begin{pmatrix} \sigma_R^2 & 0 & \frac{\sigma_R^2}{\Delta} \\ 0 & \sigma_1^2 & -\frac{\rho \sigma_1^2}{\Delta} \\ \frac{\sigma_R^2}{\Delta} & -\frac{\rho \sigma_1^2}{\Delta} & \frac{2\sigma_R^2 + \sigma_1^2}{\Delta^2} + \sigma_{Q2}^2 \end{pmatrix}$$

où σ_1^2 est la variance du bruit corrélé, soit $\sigma_1^2 = \frac{\sigma_{Q1}^2}{1 - \rho^2}$

Références

- [1] P.K. Allen, A. Timcenko, B. Yoshimi, P. Michelman: "Automated tracking and grasping of a moving object with a robotic hand-eye system". *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, Vol. 9, n. 2:pp. 152-165, Avril 1993.
- [2] 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.
- [3] F. Chaumette: "La relation vision-commande: théorie et application à des tâches robotiques". *Thèse de l'Université de Rennes I*, IRISA, Rennes, Juillet 1990.
- [4] F. Chaumette, P. Rives, B. Espiau: "Positioning of a Robot with respect to an Object, Tracking it and Estimating its Velocity by Visual Servoing". *Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, Vol. 3:pp. 2248-2253, Sacramento, USA, Avril 1991.
- [5] F. Chaumette, A. Santos: "Tracking a moving object by visual servoing". *Proc. of 12th World Congress IFAC*, Vol. 9:pp. 409-414, Sidney, Australie, Juillet 1993.
- [6] P.I. Corke, M.C. Good: "Dynamic effects in high-performance visual servoing". *Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, Vol. 2:pp. 1838-1843, Nice, France, Mai 1992.
- [7] 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.
- [8] J.T. Feddema, C.S.G. Lee: "Adaptive image feature prediction and control for visual tracking with a hand-eye coordinated camera". *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 20, n. 5:pp. 1172-1183, Octobre 1990.

-
- [9] J.T. Feddema, C.S.G. Lee, O.R. Mitchell: “Weighted selection of image features for resolved rate visual feedback control”. *IEEE Trans. on Robotics, and Automation*, Vol. 7, n. 1:pp. 31–47, Février 1991.
- [10] K. Hashimoto, editor: “Visual servoing”. *World Scientific Series in Robotics and Automated Systems*, Vol. 7, World Scientific, Singapour, 1993.
- [11] A.E. Hunt, A.C. Sanderson: “Vision-based predictive robotic tracking of a moving object”. *Carnegie-Mellon University Technical Report*, n. 82.15, Pittsburgh, USA, Janvier 1982.
- [12] B. Nelson, P.K. Khosla: “Increasing the tracking region of an eye-in-hand system by singularity and joint limit avoidance”. *Proc. of IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, Vol. 3:pp. 418–423, Atlanta, USA, Mai 1993.
- [13] N.P. Papanikolopoulos, P.K. Khosla, T. Kanade: “Visual tracking of a moving target by a camera mounted on a robot: a combination of control and vision”. *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, Vol. 9, n. 1:pp. 14–35, Février 1993.
- [14] C. Samson, B. Espiau, M. Le Borgne: “Robot control: the task function approach”. *Clarendon Press*, Oxford, Grande-Bretagne, 1991.
- [15] A. Santos, F. Chaumette: “Target tracking by visual servoing”. *Rapport de recherche IRISA*, n. 683, Rennes, Octobre 1992.
- [16] 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.
- [17] 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.



Unité de recherche INRIA Lorraine, Technopôle de Nancy-Brabois, Campus scientifique,
615 rue du Jardin Botanique, BP 101, 54600 VILLERS LÈS NANCY
Unité de recherche INRIA Rennes, Irista, Campus universitaire de Beaulieu, 35042 RENNES Cedex
Unité de recherche INRIA Rhône-Alpes, 46 avenue Félix Viallet, 38031 GRENOBLE Cedex 1
Unité de recherche INRIA Rocquencourt, Domaine de Voluceau, Rocquencourt, BP 105, 78153 LE CHESNAY Cedex
Unité de recherche INRIA Sophia-Antipolis, 2004 route des Lucioles, BP 93, 06902 SOPHIA-ANTIPOLIS Cedex

Éditeur
INRIA, Domaine de Voluceau, Rocquencourt, BP 105, 78153 LE CHESNAY Cedex (France)
ISSN 0249-6399