

GÉNÉRATION DE TRAJECTOIRE DANS L'IMAGE VERS L'ASSERVISSEMENT VISUEL ROBUSTE

Youcef Mezouar, François Chaumette

IRISA - INRIA Rennes

Campus de Beaulieu,

35042 Rennes Cedex, France

Youcef.Mezouar@irisa.fr

Francois.Chaumette@irisa.fr

Résumé - *Les techniques d'asservissement visuel sont efficaces pour un grand nombre d'applications mais se heurtent à des difficultés quand la position initiale et la position désirée de la caméra sont éloignées. Les approches classiques sont basées sur la régulation à zéro de l'erreur entre la valeur courante de primitives directement extraites de l'image (2D) ou de primitives 3D reconstruites à partir de ces dernières et d'une consigne constante égale à la valeur des primitives dans la configuration désirée de la caméra. Il est alors difficile d'introduire des contraintes sur la trajectoire réalisée et d'assurer la convergence qu'elle que soit la position initiale de la caméra. Dans cet article, on étudie le problème de construction de trajectoire dans l'image et l'on propose une méthode permettant d'assurer la convergence qu'elle que soit la position initiale de la caméra en couplant génération de trajectoire et asservissement visuel dans l'image. La méthode proposée est basée sur l'utilisation de champs de potentiel et est appliquée lorsque l'objet cible a une forme et des dimensions inconnues et que les paramètres de la caméra sont bien ou mal estimés. Finalement, des résultats expérimentaux, obtenus en utilisant une caméra embarquée sur un robot à six degrés de liberté, confirment la validité de notre approche.*

Mots clé - Génération de trajectoire, Reconstruction 3D, Asservissement visuel

1 Introduction

On distingue deux grandes approches dans le domaine de l'asservissement visuel [15, 6, 8]. La première est appelée asservissement visuel 3D car dans ce cas on régule une erreur calculée à partir de primitives 3D obtenues en utilisant un modèle précis de la cible. Le principal avantage de cette méthode est qu'elle réalise un contrôle direct de la trajectoire dans l'espace de travail du robot. En contrepartie, la trajectoire de la cible dans l'image n'est pas contrôlée, celle-ci peut alors sortir du champs de vision de la caméra et ainsi faire échouer l'asservissement. En outre, on ne dispose pas de la sensibilité des algorithmes de reconstruction vis à vis des divers erreurs de modélisation et donc aucun résultat formel concernant la stabilité et la robustesse d'un tel système n'a pu être obtenu [2]. Ce type de schéma de contrôle s'avère en pratique très sensible aux bruits de mesure en raison de l'étape de reconstruction qu'il nécessite. La seconde approche, appelée asservissement visuel 2D, réalise la régulation d'une erreur directement extraite de l'image et est de ce fait plus robuste vis à vis des bruits de mesure. Ce type d'asservissement est très stable et très robuste lorsque les position désirée et initiale de la caméra sont voisines. Dans le cas, contraire la convergence n'est pas assurée et la cible peut sortir du champs de vision de la caméra [2]. Des lois de commande, prenant en compte

la contrainte d'observabilité de la cible, ont été proposées par exemple dans [13, 12]. Nous proposons, dans cet article, une approche plus robuste. Une troisième approche, appelée asservissement visuel $2\ 1/2\ D$, a été récemment proposée dans [11]. Dans ce cas l'erreur est en partie régulée directement dans l'image et en partie dans l'espace cartésien 3D. Une homographie, calculée à chaque itération, est utilisée pour extraire la partie 3D de l'erreur. Cette méthode ne nécessite pas de modèle de la cible. En outre, il est possible d'obtenir des résultats formels concernant la robustesse vis à vis d'erreurs de modélisation. Cependant, l'asservissement visuel $2\ 1/2\ D$ est relativement sensible aux bruits de mesures, en raison du calcul d'une homographie à chaque itération de la boucle de commande. De plus, conserver toute la cible dans l'image reste problématique.

Dans cet article nous proposons une nouvelle approche robuste et stable même lorsque les positions initiale et désirée de la caméra sont éloignées. La méthode consiste à planifier la trajectoire d'un ensemble de point appartenant à la cible que l'on suivra par asservissement visuel 2D. En utilisant ce procédé, on exploite pleinement le bon comportement de l'asservissement visuel au voisinage de la position d'équilibre puisque les mesures courante et désirée restent voisines. On verra également qu'il est possible d'assurer l'observabilité de toute la cible durant l'asservissement et de se passer d'un modèle de

la cible ainsi que d'une calibration précise de la caméra. Peu de travaux concernent la génération et le suivi de trajectoire dans l'image. Dans [7] un générateur de trajectoire utilisant un système stéréo est proposé et appliqué à des tâches d'évitement d'obstacle. Dans [14] un tâche d'alignement est réalisée en utilisant des vues intermédiaires de la cible synthétisées par morphing. Cependant, à notre connaissance aucun travail n'aborde les problèmes de robustesse. Notre stratégie de génération de trajectoire est basée sur les méthodes de potentiels développées à l'origine pour l'évitement d'obstacle en ligne [9, 10]. Dans cette approche les mouvements du robot sont sous l'influence d'un champ de potentiel artificiel (V) défini comme la somme d'un potentiel attractif (V_a) rapprochant le robot de la configuration désirée (\mathbf{Y}_g) et d'un potentiel répulsif l'éloignant des configurations indésirables. La planification de trajectoire est réalisée de manière incrémentale. A chaque itération une force artificielle $\mathbf{F}(\mathbf{Y})$, où le vecteur \mathbf{Y} représente une paramétrisation de l'espace de travail du robot, est induite par la fonction de potentiel. Cette force est défini comme $\mathbf{F}(\mathbf{Y}) = -\vec{\nabla}V$ où $\vec{\nabla}V$ représente le gradient de V par rapport à \mathbf{Y} . En utilisant ces conventions, $\mathbf{F}(\mathbf{Y})$ peut être décomposée en la somme de deux vecteurs $\mathbf{F}_a(\mathbf{Y}) = -\vec{\nabla}V_a$ et $\mathbf{F}_r(\mathbf{Y}) = -\vec{\nabla}V_r$, appelées forces attractive et répulsive, respectivement. Le mouvement est alors engendré dans la direction de $\mathbf{F}(\mathbf{Y})$. La trajectoire discrète est donnée par l'équation de transition :

$$\mathbf{Y}_{k+1} = \mathbf{Y}_k + \varepsilon_k \frac{\mathbf{F}(\mathbf{Y}_k)}{\|\mathbf{F}(\mathbf{Y}_k)\|} \quad (1)$$

k étant l'indice d'incrément et ε_k un scalaire positif représentant la longueur du k^{ieme} incrément.

Cet article est organisé de la manière suivante, dans la partie 2, nous décrivons la méthode quand le modèle de la cible et les paramètres de calibration sont disponibles. Nous présentons, dans la partie 3, comment l'on procède si l'on ne dispose ni du modèle de la cible et ni d'une calibration précise de la caméra. Dans la partie 4, on utilise l'approche par fonction de tâche pour suivre les trajectoires dans l'image. Des résultats expérimentaux sont fournis dans la partie 5.

2 Cible connue

Dans cette partie, nous supposons les paramètres de calibration et le modèle de la cible connus. La méthode va consister à planifier la trajectoire du repère lié à la caméra, l'amenant du repère caméra initiale \mathcal{F}_i ($\mathbf{Y} = \mathbf{Y}_i$) au repère caméra finale \mathcal{F}_g ($\mathbf{Y} = \mathbf{Y}_g$), et ensuite à projeter le modèle de la cible le long de cette trajectoire. Nous noterons ${}^g\mathbf{R}_c$, ${}^g\mathbf{t}_c$, \mathbf{u} et θ la matrice de rotation et le vecteur de translation entre le repère caméra courant \mathcal{F}_c et \mathcal{F}_g , l'axe de rotation normalisé et l'angle de rotation extraient de ${}^g\mathbf{R}_c$. Nous choisissons comme paramétrisation de l'espace de travail du robot $\mathbf{Y}^T = [{}^g\mathbf{t}_c^T(\mathbf{u}\theta)^T]$. Nous avons donc, $\mathbf{Y}_i^T = [{}^g\mathbf{t}_i^T(\mathbf{u}\theta)_i^T]$ et $\mathbf{Y}_g^T = \mathbf{0}_{6 \times 1}$. En utilisant un algorithme de reconstruction de pose 3D [3], on peut déterminer ${}^i\mathbf{R}_o$, ${}^i\mathbf{t}_o$, ${}^g\mathbf{R}_o$ et

${}^g\mathbf{t}_o$ qui représentent respectivement les rotations et les translations entre le repère objet \mathcal{F}_o et \mathcal{F}_i et entre \mathcal{F}_o et \mathcal{F}_g (voir Fig. 2). Le vecteur \mathbf{Y}_i est alors obtenu en utilisant les relations suivantes :

$$\begin{cases} {}^g\mathbf{R}_i &= {}^g\mathbf{R}_o {}^i\mathbf{R}_o^T \\ {}^g\mathbf{t}_i &= -{}^g\mathbf{R}_i {}^i\mathbf{t}_o + {}^g\mathbf{t}_o \end{cases}$$

On construit une trajectoire 3D pour la caméra en utilisant (1), comme une séquence de segment initialisée à \mathbf{Y}_i . Nous allons maintenant voir comment sont définis et calculés les champs de potentiels et les forces artificielles correspondantes.

Potentiel et force attractifs. Pour minimiser la distance entre les positions courante et désirée de la caméra, le potentiel attractif V_a est défini comme la fonction parabolique suivante :

$$V_a = \frac{1}{2}a\|\mathbf{Y} - \mathbf{Y}_g\|^2 = \frac{1}{2}a\|\mathbf{Y}\|^2$$

où a est un scalaire positif. La force attractive correspondant à ce potentiel est :

$$\mathbf{F}_a(\mathbf{Y}) = -\vec{\nabla}V_a = -a\mathbf{Y} \quad (2)$$

Potentiel et force répulsifs. Un point \mathcal{P}_j , se projetant dans le plan image de la caméra en un point de coordonnées image $\mathbf{p}_j = [u_j v_j 1]^T$, sera dit observable par la caméra si $u_j \in [u_m u_M]$ et $v_j \in [v_m v_M]$, où u_m , u_M , v_m , v_M sont les limites de l'image (voir Fig. 1). Pour assurer l'observabilité de tous les points le long de la trajectoire de la caméra, on construit une barrière de potentiel V_r n'affectant pas le mouvement de la caméra lorsque tous les points sont suffisamment éloignés des limites de l'image (Fig. 1) :

$$V_r(\mathbf{s}) = \frac{1}{2} \log \left(\prod_{j=1}^n \frac{1}{(1-\frac{u_j}{u_M})(1-\frac{u_j}{u_m})} \frac{1}{(1-\frac{v_j}{v_M})(1-\frac{v_j}{v_m})} \right)$$

si $\mathbf{s} \in C$ et $V_r(\mathbf{s}) = 0$ sinon.

(3)

où \mathbf{s} est le vecteur composé des coordonnées $u_{j=1..n}$, $v_{j=1..n}$, C est l'ensemble $\{\mathbf{s} / \exists j u_j \in [u_m \alpha] \cap [u_M - \alpha u_M]$ ou $v_j \in [v_m \alpha] \cap [v_M - \alpha v_M]\}$, α étant une constante positive représentant la distance d'influence des bords de l'image.

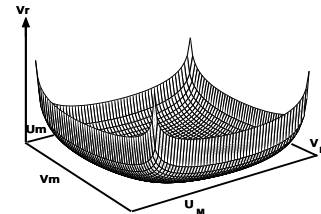


Figure 1: Potentiel répulsif

La force artificielle dérivant de V_r est :

$$\mathbf{F}_r(\mathbf{Y}) = - \left(\frac{\partial V_r(\mathbf{s})}{\partial \mathbf{Y}} \right)^T = - \left(\frac{\partial V_r(\mathbf{s})}{\partial \mathbf{s}} \frac{\partial \mathbf{s}}{\partial \mathbf{r}} \frac{\partial \mathbf{r}}{\partial \mathbf{Y}} \right)^T$$

où \mathbf{r} représente la situation de la caméra dans un repère de référence. L'équation précédente s'écrit aussi :

$$\mathbf{F}_r(\mathbf{Y}) = -\mathbf{M}_\Upsilon^T \mathbf{L}^T \left(\frac{\partial V_r(\mathbf{s})}{\partial \mathbf{s}} \right)^T$$

où

- $\mathbf{L} = \frac{\partial \mathbf{s}}{\partial \mathbf{r}}$ est le jacobien image (ou la matrice d'interaction) [4]. Elle lie les variations des primitives visuelles au vecteur vitesse de la caméra $\mathbf{T} : \dot{\mathbf{s}} = \mathbf{L}\mathbf{T}$. Pour un point \mathcal{P} de coordonnées $(X Y Z)$ dans le repère caméra, de coordonnées image exprimées en mètre $\mathbf{p} = (x y)$ et pour une focale de un mètre, elle s'écrit :

$$\mathbf{L}(\mathbf{p}, Z) = \begin{pmatrix} -\frac{1}{Z} & 0 & \frac{x}{Z} & xy & -(1+x^2) & y \\ 0 & -\frac{1}{Z} & \frac{y}{Z} & (1+y^2) & -xy & -x \end{pmatrix}$$

Si l'on considère un ensemble de n points la matrice d'interaction correspondante est :

$$\mathbf{L}(\mathbf{s}, \mathbf{Z}) = [\mathbf{L}^T(p_1, Z_1) \dots \mathbf{L}^T(p_n, Z_n)]^T \quad (4)$$

- $\mathbf{M}_\Upsilon = \frac{\partial \mathbf{r}}{\partial \mathbf{Y}}$ est la matrice jacobienne 6×6 liant les variations de \mathbf{r} à celles de \mathbf{Y} :

$$\mathbf{M}_\Upsilon = \begin{bmatrix} {}^g\mathbf{R}_c^T & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & L_w^{-1} \end{bmatrix}$$

où [11] :

$$L_w^{-1} = \mathbf{Id}_{3 \times 3} + \frac{\theta}{2} \text{sinc}^2 \left(\frac{\theta}{2} \right) [\mathbf{u}]_\wedge + (1 - \text{sinc}(\theta)) [\mathbf{u}]_\wedge^2$$

$[\mathbf{u}]_\wedge$ étant la matrice antisymétrique de produit vectoriel associé à \mathbf{u}

- $\frac{\partial V_r(\mathbf{s})}{\partial \mathbf{s}}$ est aisément obtenu en utilisant (3)

Trajectoire 2D. Notons ${}^g\mathbf{R}_k$, ${}^g\mathbf{t}_k$ et ${}^k\mathbf{R}_o$, ${}^k\mathbf{t}_o$ les matrices de rotation et les vecteurs de translation entre \mathcal{F}_k et \mathcal{F}_g , et entre \mathcal{F}_o et \mathcal{F}_k , où \mathcal{F}_k représente le repère caméra à l'itération k du schéma de génération de trajectoire. Avec ces notations, nous avons :

$$\begin{cases} {}^k\mathbf{R}_o &= {}^g\mathbf{R}_k^T {}^g\mathbf{R}_o \\ {}^k\mathbf{t}_o &= {}^g\mathbf{R}_k^T ({}^g\mathbf{t}_o - {}^g\mathbf{t}_k) \end{cases}$$

Pour réaliser le suivi de la trajectoire par asservissement visuel 2D, on construit la trajectoire de la projection \mathbf{p}_j de chaque point $\mathcal{P}_{j=1..n}$ dans l'image en utilisant les coordonnées connues ${}^o\mathbf{P}_j$ de \mathcal{P}_j dans \mathcal{F}_o . La trajectoire dans l'image est obtenue en utilisant l'hypothèse classique que la caméra réalise une transformation perspective parfaite de centre correspondant au centre optique de la caméra :

$$\mathbf{p}_{j,k} = \mathbf{A} [{}^k\mathbf{R}_o \quad {}^k\mathbf{t}_o] {}^o\mathbf{P}_j$$

où \mathbf{A} est la matrice des paramètres intrinsèques de la caméra. Dans la partie suivante nous étendons cette méthode pour une cible plane dont le modèle est inconnu.

3 Cible plane inconnue

Dans cette partie nous supposons que la cible est plane mais que son modèle est inconnu. Après un bref rappel des relations liant deux vues d'un objet plane et statique par une caméra mobile, nous présentons la méthode avec des paramètres de calibration précisément estimés et nous montrons ensuite la robustesse vis à vis d'erreurs de modélisation.

3.1 Reconstruction euclidienne

Considérons un plan de référence Π représenté dans \mathcal{F}_g par le vecteur $\pi^T = [\mathbf{n}^{*T} \quad d^*]$, où \mathbf{n}^* est son vecteur normal unitaire dans \mathcal{F}_g et d^* la distance de Π à l'origine de \mathcal{F}_g (voir Fig. 2). Il est bien connu [5] que les projections du point \mathcal{P}_j appartenant à Π dans l'image courante $\mathbf{p}_j = [u_j \ v_j \ 1]^T$ et dans l'image désirée $\mathbf{p}_j^* = [u_j^* \ v_j^* \ 1]^T$ sont liées par la relation projective :

$$\mu_j \mathbf{p}_j = \mathbf{G}_\pi \mathbf{p}_j^* \quad (5)$$

où \mathbf{G}_π est la matrice d'homographie, exprimée en pixel, du plan Π entre les images courante et désirée et μ un scalaire. La matrice d'homographie peut être estimée à partir d'un ensemble de $N \geq 8$ points (trois points définissant Π) dans le cas général ou à partir d'un ensemble de $N \geq 4$ points appartenant à Π [11, 5]. Si nous supposons les paramètres intrinsèques de la caméra connus, la matrice d'homographie euclidienne \mathbf{H}_π s'écrit :

$$\mathbf{H}_\pi = \mathbf{A}^{-1} \mathbf{G}_\pi \mathbf{A} \quad (6)$$

\mathbf{H}_π peut être décomposée en utilisant les paramètres de déplacement entre \mathcal{F}_g et \mathcal{F}_c [5] :

$$\mathbf{H}_\pi = {}^c\mathbf{R}_g + \frac{{}^c\mathbf{t}_g}{d^*} \mathbf{n}^{*T} = {}^g\mathbf{R}_c^T - {}^g\mathbf{R}_c^T \mathbf{t}_{d^*} \mathbf{n}^{*T} \quad (7)$$

A partir de \mathbf{H}_π , il est possible de calculer ${}^g\mathbf{R}_c$, $\mathbf{t}_{d^*} = \frac{{}^g\mathbf{t}_c}{d^*}$, et \mathbf{n}^* , en utilisant par exemple l'algorithme proposé dans [5]. Nous utiliserons dans la suite le ratio ρ_j entre la coordonnée Z_j dans le repère caméra d'un point appartenant à Π et d^* . Celui-ci peut être déterminé directement à partir de \mathbf{H}_π [11] :

$$\rho_j = \frac{Z_j}{d^*} = \frac{1 + \mathbf{n}^{*T} {}^c\mathbf{R}_g^T ({}^c\mathbf{t}_g/d^*)}{\mathbf{n}^{*T} {}^c\mathbf{R}_g^T \mathbf{A}^{-1} \mathbf{p}_j} \quad (8)$$

3.2 Génération de trajectoire

Nous choisissons, dans cette partie, la paramétrisation partielle de l'espace de travail du robot : $\mathbf{Y}^T = [\mathbf{t}_{d^*}^T (\mathbf{u}\theta)^T]$. Nous avons donc $\mathbf{Y}_i^T = [\mathbf{t}_{d^*i}^T (\mathbf{u}\theta)_i^T]$ et $\mathbf{Y}_d = \mathbf{0}_{6 \times 1}$. A partir des images initiale et désirée de la scène, il est possible d'estimer l'homographie $\mathbf{H}_{\pi,i}$, puis de calculer ${}^g\mathbf{R}_i$, $\mathbf{t}_{d^*i} = {}^g\mathbf{t}_i/d^*$, \mathbf{n}^* et donc \mathbf{Y}_i . Comme dans la partie précédente, nous construisons une trajectoire initialisée à \mathbf{Y}_i et orientée suivant les forces :

$$\begin{cases} \mathbf{F}_a(\mathbf{Y}) &= -a\mathbf{Y} \\ \mathbf{F}_r(\mathbf{Y}) &= -\mathbf{M}_\Upsilon^T(d^*) \mathbf{L}^T(\mathbf{s}, d^*) \left(\frac{\partial V_r(\mathbf{s})}{\partial \mathbf{s}} \right)^T \end{cases}$$

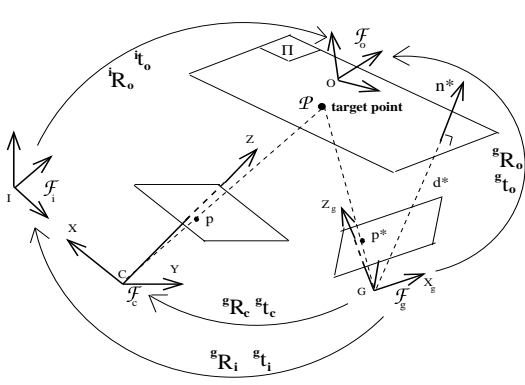


Figure 2: Géométrie de la scène

En combinant (4) et (8), $\mathbf{L}(\mathbf{s}, d^*)$ peut s'écrire :

$$\mathbf{L}(\mathbf{s}, d^*) = \left[\frac{1}{d^*} \mathbf{S} \quad \mathbf{Q} \right] \quad (9)$$

où $\mathbf{Q} = [\mathbf{Q}_1^T \dots \mathbf{Q}_j^T \dots \mathbf{Q}_n^T]^T$ et $\mathbf{S} = [\mathbf{S}_1^T \dots \mathbf{S}_j^T \dots \mathbf{S}_n^T]^T$ sont deux matrices $2n \times 3$ indépendantes de d^* :

$$\begin{cases} \mathbf{S}_j = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\rho_j} & 0 & \frac{x_j}{\rho_j} \\ 0 & -\frac{1}{\rho_j} & \frac{y_j}{\rho_j} \end{bmatrix} \\ \mathbf{Q}_j = \begin{bmatrix} x_j y_j & -1 - x_j^2 & y_j \\ 1 + y_j^2 & -x_j y_j & -x_j \end{bmatrix} \end{cases}$$

La matrice jacobienne $\mathbf{M}_\Upsilon(d^*)$ est donnée par :

$$\mathbf{M}_\Upsilon(d^*) = \begin{bmatrix} d^* {}^g\mathbf{R}_c^T & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{L}_w^{-1} \end{bmatrix} \quad (10)$$

En utilisant les équations précédentes, le vecteur Υ_k peut être calculé à chaque itération. A partir de Υ_k , on obtient la matrice de rotation ${}^g\mathbf{R}_k$ et le vecteur $\mathbf{t}_{d^*,k} = {}^g\mathbf{t}_k/d^*$.

Trajectoires 2D La matrice d'homographie $\mathbf{H}_{\pi,k}$, du plan Π liant les images courante et désirée, peut être obtenue à partir de Υ_k en utilisant (7) :

$$\mathbf{H}_{\pi,k} = {}^g\mathbf{R}_k^T - {}^g\mathbf{R}_k^T \mathbf{t}_{d^*,k} \mathbf{n}^{*T}$$

En utilisant (5) les coordonnées image des points \mathcal{P}_j appartenant à Π à l'instant k sont données par :

$$\mu_j \mathbf{p}_{j,k} = [\mu_j u_{j,k} \quad \mu_j v_{j,k} \quad \mu_j]^T = \mathbf{G}_{\pi,k} \mathbf{p}_j^* \quad (11)$$

$\mathbf{p}_{j,k}$ est facilement obtenu en divisant $\mu_j \mathbf{p}_{j,k}$ par sa dernière composante, donc l'équation (11) nous permet de construire les trajectoires des points considérés dans l'image.

Influence de d^* . Le paramètre d^* apparaît uniquement dans la force répulsive à travers la matrice \mathbf{J} produit de $\mathbf{M}_\Upsilon^T(d^*)$ et de $\mathbf{L}^T(\mathbf{s}, d^*)$. D'après (9) et (10) nous avons :

$$\mathbf{J} = \mathbf{M}_\Upsilon^T(d^*) \mathbf{L}^T(\mathbf{s}, d^*) = \begin{bmatrix} {}^g\mathbf{R}_c \mathbf{S}^T \\ \mathbf{L}_w^{-T} \mathbf{Q}^T \end{bmatrix}$$

Ce qui montre que \mathbf{J} et donc les trajectoires dans l'image sont indépendantes de d^* .

Influence des paramètres intrinsèques. Si la caméra n'est pas parfaitement calibrée $\hat{\mathbf{A}}$ est utilisée à la place de \mathbf{A} . La matrice d'homographie euclidienne estimée s'écrit :

$$\hat{\mathbf{H}}_{\pi,i} = \hat{\mathbf{A}}^{-1} \mathbf{A} \mathbf{H}_{\pi,i} \mathbf{A}^{-1} \hat{\mathbf{A}} \quad (12)$$

Nous supposons maintenant que (H1) :

$$\hat{\mathbf{H}}_{\pi,i} = \hat{\mathbf{A}}^{-1} \mathbf{A} \mathbf{H}_{\pi,i} \mathbf{A}^{-1} \hat{\mathbf{A}} \implies \hat{\mathbf{H}}_{\pi,k} = \hat{\mathbf{A}}^{-1} \mathbf{A} \mathbf{H}_{\pi,k} \mathbf{A}^{-1} \hat{\mathbf{A}}$$

Cette hypothèse signifie que l'erreur initiale sur l'estimation de la matrice d'homographie se propage le long de la trajectoire planifiée. En combinant (11) et (6) nous obtenons :

$$\hat{\mu}_j \hat{\mathbf{p}}_{j,k} = \hat{\mathbf{A}} \hat{\mathbf{H}}_{\pi,k} \hat{\mathbf{A}}^{-1} \mathbf{p}_j^* \quad (13)$$

En considérant (H1), (12) et (13), on peut écrire :

$$\hat{\mu}_j \hat{\mathbf{p}}_{j,k} = \mathbf{A} \mathbf{H}_{\pi,k} \mathbf{A}^{-1} \mathbf{p}_j^* = \mu_j \mathbf{p}_{j,k}$$

Donc sous l'hypothèse H1, les trajectoires planifiées dans l'image ne sont pas perturbées par d'éventuelles erreurs sur les paramètres de calibration de la caméra.

4 Schéma de contrôle

Pour suivre les trajectoires en utilisant un asservissement visuel dans l'image, nous définissons une fonction de tâche $\mathbf{e}(\mathbf{r}(t), t)$ [4] :

$$\mathbf{e} = \hat{\mathbf{L}}^+(\mathbf{s}(\mathbf{r}(t)) - \mathbf{s}^*(t)) \quad (14)$$

où \mathbf{s} est composé des coordonnées courantes dans l'image des points considérés de la cible, $\mathbf{s}^*(t)$ est la trajectoire désirée de ces points obtenues en utilisant les méthodes présentées dans les parties 2 ou 3, $\hat{\mathbf{L}}^+$ représente la pseudo-inverse d'un modèle de \mathbf{L} :

- si la cible est connue $\hat{\mathbf{L}} = \mathbf{L}(\mathbf{s}_k^*, \mathbf{Z}_k^*)$ où \mathbf{Z}_k^* est aisément obtenue à partir de Υ_k et du modèle de la cible
- sinon $\hat{\mathbf{L}} = \mathbf{L}(\mathbf{s}_k^*, \hat{d}^*)$, \hat{d}^* étant une valeur estimée de d^*

Si l'on désire une décroissance exponentielle de \mathbf{e} vers 0, la loi de commande en vitesse est donnée par [4] :

$$\mathbf{T} = -\lambda \mathbf{e} - \frac{\partial \mathbf{e}}{\partial t} \quad (15)$$

où λ est un scalaire positif et $\frac{\partial \mathbf{e}}{\partial t}$ représente une valeur estimée de la variation temporelle de \mathbf{e} . Si la cible est statique, nous obtenons à partir de (14) :

$$\frac{\partial \mathbf{e}}{\partial t} = -\hat{\mathbf{L}}^+ \frac{\partial \mathbf{s}^*}{\partial t} \quad (16)$$

en combinant (16) et (15) on obtient :

$$\mathbf{T} = -\lambda \mathbf{e} + \hat{\mathbf{L}}^+ \frac{\partial \mathbf{s}^*}{\partial t}$$

où le terme $\widehat{\mathbf{L}}^+ \frac{\partial \mathbf{s}^*}{\partial t}$ permet de compenser l'erreur de tracking [1]. Si on note Δt la période d'échantillonnage, il peut être estimé par :

$$\widehat{\mathbf{L}}^+ \frac{\partial \mathbf{s}^*}{\partial t} = \widehat{\mathbf{L}}^+ \frac{\mathbf{s}_k^* - \mathbf{s}_{k-1}^*}{\Delta t}$$

Et la loi de commande en vitesse discrétisée peut s'écrire :

$$\mathbf{T} = -\lambda \widehat{\mathbf{L}}^+ (\mathbf{s}_k - \mathbf{s}_k^*) + \widehat{\mathbf{L}}^+ \frac{\mathbf{s}_k^* - \mathbf{s}_{k-1}^*}{\Delta t}$$

5 Résultats expérimentaux

La méthode présentée a été testée sur un robot à six degrés de liberté. La caméra est montée sur l'effecteur du robot. La cible est un objet planaire avec quatre marques blanches. Les images initiale et désirée de la cible sont données en Figs. 3(a) et 3(b). Le déplacement correspondant de la caméra est très important ($t_x = 300mm$, $t_y = 550mm$, $t_z = 120mm$, $(u\theta)_x = 28dg$, $(u\theta)_y = 78dg$, $(u\theta)_z = 147dg$). Dans ce cas les approches classiques sont mises en échec. Pour mettre en évidence l'importance de la contrainte d'observabilité, nous avons réalisé la planification de trajectoire avec un potentiel répulsif nul. On remarque que la cible sort largement du champs de vision de la caméra (voir Fig. 4)

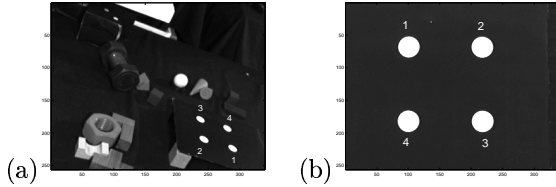


Figure 3: Images (a) initiale et (b) désirée de la cible

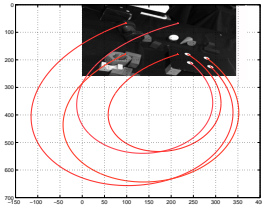


Figure 4: Trajectoire planifiée sans potentiel répulsif

Nous présentons, des résultats obtenus d'une part en utilisant le modèle de la cible et d'autre part lorsque celui-ci n'est pas disponible.

- Le modèle de la cible est connu (Fig. 5) : dans cette expérience, les paramètres de calibration de la caméra sont correctement estimés. Après le suivi complet de la trajectoire, l'asservissement est prolongé avec une consigne constante égale à la valeur désirée des primitives visuelles (\mathbf{s}_g). Les trajectoires planifiée et suivie sont tracées en Figs. 5(a) et 5(b), respectivement. Nous noterons la similarité entre ces trajectoires ce qui montre l'efficacité de notre schéma de contrôle. L'erreur entre les coordonnées images courantes et désirées ($\mathbf{s} - \mathbf{s}_g$) de chaque point est

donnée en Fig. 5(d). On note la convergence des coordonnées images vers leurs valeurs désirées, ce qui montre que la tâche de positionnement est correctement réalisée.

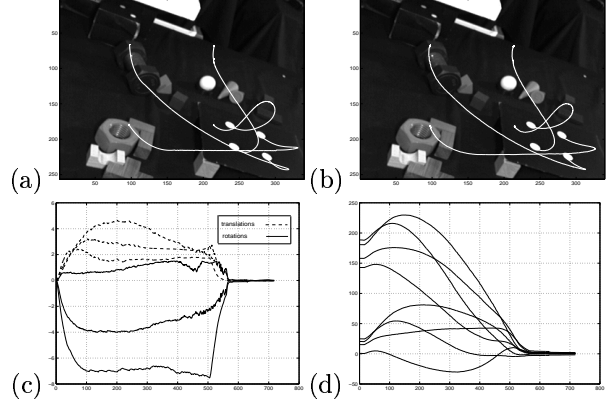


Figure 5: Le modèle est connu et les paramètres sont correctement estimés: trajectoires (a) planifiées et (b) suivies, (c) vitesses (cm/s et dg/s), (d) erreurs sur les coordonnées images (pixels)

- Le modèle de la cible est inconnu (Figs. 6 et 7) : Dans ces expériences deux ensembles de paramètres ont été utilisés :

1. calibration correcte : les paramètres intrinsèques et d^* sont correctement estimés
2. mauvaise calibration : on ajoute une erreur de 20% aussi bien aux paramètres intrinsèques qu'à la distance d^*

Le comportement observé est voisin de celui de l'expérimentation précédente . Avec les deux ensembles de paramètres, les résultats sont satisfaisant. En particulier et comme espéré, nous noterons que les trajectoires planifiées sont quasiment identiques (comparer Fig. 6(a) et 7(a)). Cela confirme la robustesse de notre planification de trajectoire vis à vis d'erreur sur les paramètres de calibration. On peut également noter la stabilité et la robustesse de la loi de commande (voir Figs. 6(c) et 7(c)). Comme on peut le constater sur les figures 6(d) et 7(d), la tâche de positionnement est correctement réalisée dans les deux cas.

6 Conclusion

Dans cet article, nous avons présenté une méthode robuste et stable permettant d'élargir le domaine d'application de l'asservissement visuel. D'une part, la méthode présentée permet de réaliser des grands mouvements de caméra sans difficulté, et d'autre part elle permet d'accroître de manière significative la robustesse de la commande vis à vis des différentes erreurs de modélisation. En outre, la méthode présentée ne nécessite pas de modèle de la cible et permet d'assurer l'observabilité de toute la cible durant l'asservissement. Nos prochains

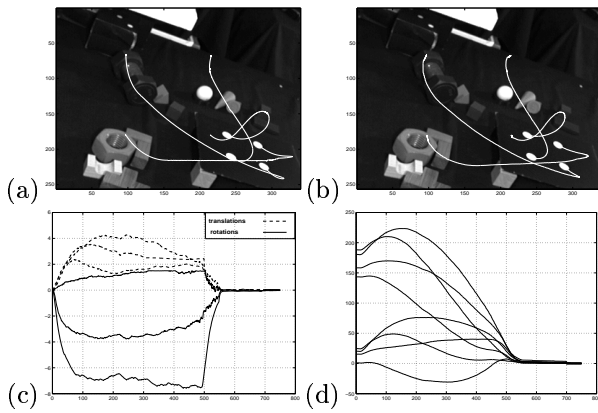


Figure 6: Le modèle est inconnu et les paramètres sont correctement estimés: trajectoires (a) planifiées et (b) suivies, (c) vitesses (cm/s et dg/s), (d) erreurs sur les coordonnées images (pixels)

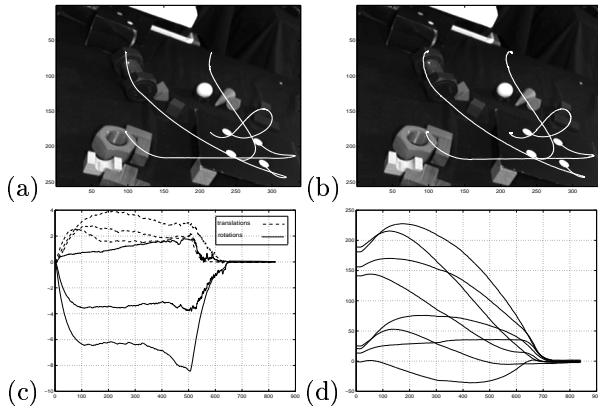


Figure 7: Le modèle est inconnu et on ajoute une erreur de 20% sur les paramètres: trajectoires (a) planifiées et (b) suivies, (c) vitesses (cm/s et dg/s), (d) erreurs sur les coordonnées images (pixels)

travaux seront consacrés à introduire de nouvelles contraintes sur les trajectoires à réaliser. Ainsi, il serait intéressant de tenir compte des butées articulaires du robot ou encore d'éventuelles occlusion de la cible. Une autre perspective intéressante serait de planifier la trajectoire dans l'image de primitives complexes pour appliquer notre méthode à des scènes réelles.

References

- [1] F. Berry, P. Martinet, and J. Gallice. Trajectory generation by visual servoing. *Proc. IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, 2:1066–1072, 1997.
- [2] F. Chaumette. Potential problems of stability and convergence in image-based and position-based visual servoing. *The Confluence of Vision and Control D. Kriegman, G. Hager, A. Morse (eds), LNCIS Series, Springer Verlag*, 237:66–78, 1998.
- [3] D. Dementhon and L.S. Davis. Model-based object pose in 25 lines of code. *Int. Journal of Computer Vision*, 15(1/2): 123-141, June 1995.
- [4] B. Espiau, F. Chaumette, and P. Rives. A new approach to visual servoing in robotics. *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, 8(3) : 313-326, 1992.
- [5] O. Faugeras and F. Lustman. Motion and structure from motion in a piecewise planar environment. *Int. Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2(3):485–508, 1988.
- [6] K. Hashimoto. *Visual Servoing: Real Time Control of Robot Manipulators Based on Visual Sensory Feedback*. World Scientific Series in Robotics and Automated Systems, Vol 7, World Scientific Press, Singapor, 1993.
- [7] K. Hosoda, K. Sakamoto, and M. Asada. Trajectory generation for obstacle avoidance of uncalibrated stereo visual servoing without 3d reconstruction. *Proc. IEEE/RSJ Int. Conference on Intelligent Robots and Systems*, 1(3):29–34, August 1995.
- [8] S. Hutchinson, G.D. Hager, and P.I. Corke. A tutorial on visual servo control. *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, 12(5):651–670, octobre 1996.
- [9] O. Khatib. Real time obstacle avoidance for manipulators and mobile robots. *Int. Journal of Robotics Research*, 5(1):90–98, 1986.
- [10] J. C. Latombe. *Robot Motion Planning*. Kluwer Academic Publishers, 1991.
- [11] E. Malis, F. Chaumette, and S. Boudet. 2 1/2 d visual servoing. *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, 15(2):238–250, April 1999.
- [12] E. Marchand and G.D. Hager. Dynamic sensor planning in visual servoing. *IEEE Int. Conference on Robotics and Automation*, 3:1988–1993, May 1998.
- [13] B.J. Nelson and P.K. Khosla. Integrating sensor placement and visual tracking strategies. *IEEE Int. Conference on Robotics and Automation*, 2:1351–1356, May 1994.
- [14] R. Singh, R. M. Voyle, D. Littau, and N. P. Papanikolopoulos. Alignment of an eye-in-hand system to real objects using virtual images. *Workshop on Robust Vision for Vision-Based Control of Motion, IEEE Inter. Conf. on Robotics and Automation*, May 1998.
- [15] L.E Weiss, A.C Sanderson, and C.P Neuman. Dynamic sensor-based control of robot with visual feedback. *IEEE Journal of Robotics and Automation*, 3(5):404–417, October 1987.