



HAL
open science

Suivi de points : extension aux objets non-lambertiens

Gouiffès Michèle, Collewet Christophe, Fernandez-Maloigne Christine,
Trémeau Alain

► **To cite this version:**

Gouiffès Michèle, Collewet Christophe, Fernandez-Maloigne Christine, Trémeau Alain. Suivi de points : extension aux objets non-lambertiens. Journées jeunes chercheurs en robotique, JJCR'18, Sep 2004, Douai, France. hal-04221811

HAL Id: hal-04221811

<https://hal.inrae.fr/hal-04221811>

Submitted on 30 Sep 2023

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.

Suivi de points : extension aux objets non-lambertiens.

M. Gouiffès

Cemagref
17, Avenue de Cucillé
Rennes

C. Collewet

Cemagref
17, Avenue de Cucillé
Rennes

C. Fernandez-Maloigne

IRCOM-SIC
Université de Poitiers
Poitiers

A. Trémeau

LIGIV
Université Jean Monnet
St Etienne

Résumé — Les approches classiques de suivi de points d'intérêt considèrent habituellement, que tous les objets sont lambertiens. Pourtant, la majorité des surfaces qui nous entourent sont spéculaires. La méthode de suivi avec normalisation photométrique, couramment utilisée, permet dans une certaine mesure, de prendre en compte des objets spéculaires. À l'aide d'une étude sur les modèles de réflexion, nous montrons sur quelles hypothèses elle se base. Ensuite, nous proposons une technique originale de suivi, qui se fonde sur une modélisation plus adaptée du changement de luminance autour des points d'intérêt. Des simulations et des expérimentations de suivi de points d'intérêt sur un objet spéculaire montrent l'efficacité de cette méthode. Qui plus est, elle permet d'évaluer l'évolution des paramètres de réflexion du matériau considéré, au cours du déplacement de la caméra.

I. INTRODUCTION

En vision par ordinateur, le problème de l'appariement ou de la mise en correspondance de primitives entre deux images reste ouvert. En effet, certaines tâches de plus haut niveau peuvent en dépendre directement, par exemple le calcul du mouvement 2D, le suivi de cible, la vision dynamique, active, ou encore l'asservissement visuel. Ce problème devient plus complexe encore dès lors que des amers visuels ne peuvent être utilisés. Citons par exemple le cas d'applications dans les domaines de la chirurgie, de l'agro-alimentaire, de l'agriculture, ou celles intervenant en environnement inconnu comme les applications sous marines ou spatiales. C'est le cas par exemple dans [5]. Dans ce contexte, les points d'intérêt sont les primitives les plus facilement et rapidement extractables. En contrepartie, le suivi ou plus précisément la détermination de la trajectoire d'un point dans l'image s'avère une tâche délicate. En effet, la seule information disponible devient la luminance du point observé ainsi que celle de quelques autres points dans son proche voisinage. Les travaux précurseurs en ce domaine sont dus à Lucas et Kanade [10], [15]. Leur approche repose sur la conservation de la luminance du point observé au cours de son déplacement [7]. La mesure d'une fonction de corrélation des luminances entre deux images successives permet ensuite de déterminer la translation subie par le point entre ces deux vues. Des modèles de déplacement plus complexes ont par la suite été proposés, affine [13], quadratique [11], voire homographique dans le cas d'objets plans [3], [4].

Néanmoins, le suivi correct de points dans une séquence d'images demeure problématique et bien souvent une vérification *a priori* [5], [8] ou *a posteriori* [16] est utilisée, permettant, soit d'écarter les mauvais candidats à un suivi robuste, soit de constater le mauvais suivi d'un point. Il est également possible, comme dans [11], d'utiliser un estimateur

robuste pour donner une mesure de confiance des points suivis par rapport au modèle de déplacement considéré. Citons également les travaux rapportés dans [1] où des trajectoires complexes sont appréhendés grâce à l'utilisation du filtrage particulaire. Cependant toutes ces approches reposent sur l'hypothèse de conservation de la luminance qui s'avère fautive dans bon nombres de cas. En effet, énormément d'objets sont non-lambertiens ; qui plus est, l'éclairage de la scène n'est pas toujours fixe. Dans ce cas précis, Hager et Belhumeur dans [6] utilisent une base d'images acquises hors ligne suivant différentes configurations d'illumination. Elle est ensuite utilisée dans la phase de suivi. Cette méthode est certes efficace mais la nécessité d'effectuer un apprentissage est limitative.

Un modèle d'illumination est proposé dans [14], où des variations d'éclairage sont prises en compte. Plus simplement il est possible de normaliser en ligne les images à comparer suivant des critères photométriques comme dans [16] par exemple. Nous reviendrons de manière détaillée sur ces deux dernières méthodes, respectivement dans les sections IV et V. Nous nous proposons dans cet article de traiter le cas d'objets de surface non-lambertienne, pour lesquelles l'hypothèse d'invariance de la luminance n'est plus possible. Pour ce faire, des modèles de réflexion plus adaptés seront pris en compte.

Cet article est articulé comme suit. La section II s'intéresse à la modélisation du changement d'apparence de l'objet à l'aide de modèles de réflexion suffisamment simples pour être utilisés en temps réel. La section III aborde la méthode de suivi utilisée classiquement, à savoir la méthode de Shi-Tomasi-Kanade [13]. Ensuite, la section IV explique la méthode de suivi de points par normalisation photométrique, et définit les hypothèses sur lesquelles elle se fonde implicitement. La section V propose une technique originale de suivi de points invariant aux changements de luminance de l'objet. Des simulations (section VI) et des expérimentations (section VII) viendront prouver l'efficacité et la robustesse de notre méthode.

II. MODÉLISATION DU CHANGEMENT DE LUMINANCE D'UN OBJET

La variations de luminance dues aux propriétés du matériau peuvent être modélisées par différentes fonctions. La figure 1 représente les angles et vecteurs qui sont utilisés pour leur description (notons que, par souci de clarté, elle représente un cas particulier où tous les vecteurs sont coplanaires). Le modèle de réflexion diffuse de Lambert [9] est le plus simple d'entre eux. D'après ce dernier, la luminance de l'objet ne

dépend que du matériau et de la direction d'éclairage, et non pas de la direction d'observation. Ainsi, l'intensité $f(x, y)$ au pixel (x, y) est définie comme suit :

$$f(x, y) = K_l(x, y) \cdot \cos \theta_i(x, y) \quad (1)$$

où $K_l(x, y)$ est proportionnelle à l'albedo du matériau, exprimée en p , et $\theta_i(x, y)$ correspond à l'angle entre la normale à la surface \mathbf{n} au point P et la direction de la lumière incidente \mathbf{L} . Toutefois, la luminance de la plupart des objets réels est constituée à la fois d'une composante de réflexion diffuse, et d'une composante spéculaire. L'apparence de l'objet dépend alors à la fois du matériau qui le constitue, des directions d'éclairage et d'observation. Le modèle de *Beckmann-Spizzichino* [2] se base sur la théorie des ondes électro-magnétiques, et constitue le modèle le plus réaliste, adapté à la fois aux surfaces lisses et rugueuses. Néanmoins, la complexité de sa formulation en fait un modèle difficile à mettre en œuvre dans une optique de temps réel.

Le modèle de *Torrance-Sparrow* [17] quant à lui, est très utilisé, que ce soit en vision ou en synthèse d'images. Contrairement au modèle précédent, il est basé sur la géométrie optique. La luminance au point p est définie de la manière suivante :

$$f(x, y) = K_l(x, y) \cdot \cos \theta_i(x, y) + K_s \cdot \frac{\exp \frac{-\rho(x, y)^2}{2\sigma^2}}{\cos \theta_r(x, y)} \quad (2)$$

La bonne adéquation entre simplicité et justesse par rapport à la réalité physique, en fait un modèle intéressant. Néanmoins, la validité de ce modèle est réduite aux matériaux dont l'aspérité de surface est inférieure à la longueur d'onde de la lumière incidente, c'est-à-dire les matériaux lisses.

θ_r est l'angle entre \mathbf{n} et la direction d'observation \mathbf{V} . σ est une constante dépendant de la rugosité du matériau, et ρ représente l'angle entre \mathbf{n} et la bissectrice \mathbf{B} entre \mathbf{V} and \mathbf{L} . Pour $\mathbf{L} = \mathbf{L}_0$, $\rho = 0$ et la composante spéculaire est maximale. K_s est une constante vis-à-vis de la composante spéculaire. Enfin, le modèle de *Phong* [12], ne se base pas du tout sur la physique. Il s'agit d'un modèle empirique, qui s'avère néanmoins très intéressant, et s'applique à de très nombreux types de matériaux, rugueux et lisses.

$$f(x, y) = K_l(x, y) \cdot \cos(\theta_i(x, y)) + K_s \cdot \cos^n(\rho(x, y)) \quad (3)$$

Ici, n est un facteur de rugosité ; plus le matériau est lisse et plus n est élevé.

Après avoir exposé, dans la section suivante, le principe de l'approche classique du suivi de points d'intérêt, nous montrerons comment il est possible de rendre cette tâche plus robuste en exploitant les propriétés des modèles de réflexion.

III. APPROCHE CLASSIQUE DU SUIVI

Soit f l'image acquise à l'instant k et g l'image acquise à l'instant $k + 1$. L'approche classique du suivi de points d'intérêt suppose que les surfaces observées sont lambertiennes, c'est-à-dire que l'image au point p est modélisée par l'équation (1). Dans ce cas, et en considérant que l'éclairage est constant et l'objet immobile (et donc que θ_i est constante au cours du temps, pour chaque point P de l'objet), la

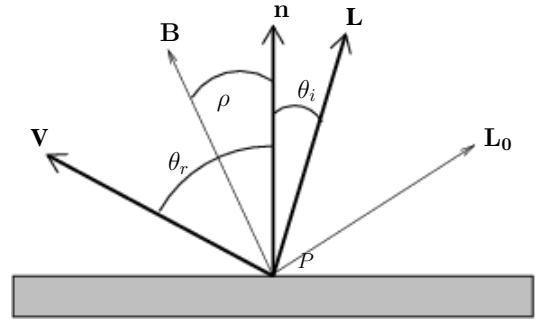


Fig. 1. La réflexion : principes et notations utilisées.

déformation de f attribuée au déplacement de la caméra peut être représentée par un mouvement dans l'image :

$$f(x, y) = g(\delta(x, y, \mathbf{A})) \quad (4)$$

où $\delta(x, y, \mathbf{A})$ correspond à la fonction de modélisation du mouvement d'une fenêtre d'analyse centrée autour du point (x, y) , avec \mathbf{A} un vecteur paramétrisant le mouvement, et que nous cherchons à déterminer. Cette équation n'est pas exacte à cause de l'apparition de bruit, du changement éventuel d'éclairage mais également parce que le modèle de déplacement n'est qu'une approximation. C'est pourquoi le mouvement entre l'image à l'instant k et celle à l'instant $k + 1$ s'obtient plutôt par minimisation de la fonction de coût suivante :

$$\epsilon_1 = \sum_{(x, y) \in W} (f(x, y) - g(\delta(x, y, \mathbf{A})))^2 \quad (5)$$

Pour obtenir \mathbf{A} , on suppose que $\mathbf{A} = \hat{\mathbf{A}} + \mathbf{d}$ où \mathbf{d} exprime une petite variation autour d'une estimation $\hat{\mathbf{A}}$ de \mathbf{A} [4]. Dans ces conditions, on peut développer au 1^{er} ordre $g(\delta(x, y, \mathbf{A}))$ en série de Taylor autour de $\hat{\mathbf{A}}$:

$$g(\delta(x, y, \mathbf{A})) = g(\delta(x, y, \hat{\mathbf{A}})) + \nabla g^T(\delta(x, y, \hat{\mathbf{A}})) J_\delta^{\mathbf{A}} \mathbf{d} \quad (6)$$

où $J_\delta^{\mathbf{A}}$ représente la matrice Jacobienne de la fonction δ par rapport à \mathbf{A} . On injecte ensuite (6) dans (5) conduisant ainsi à un système linéaire en \mathbf{d} que l'on peut résoudre ensuite selon un schéma itératif de type Newton-Raphson pour prendre en compte les approximations introduites par le développement en série de Taylor. Tous calculs faits, \mathbf{d} est obtenu par résolution du système linéaire suivant :

$$\left(\sum_{p \in W} \underline{\Psi} \underline{\Psi}^T \right) \mathbf{d} = \sum_{p \in W} \left(f(x, y) - g(\delta(x, y, \hat{\mathbf{A}})) \right) \underline{\Psi} \quad (7)$$

où $\underline{\Psi}$ est le vecteur donné par :

$$\underline{\Psi} = (J_\delta^{\mathbf{A}})^T \nabla g(\delta(x, y, \hat{\mathbf{A}})). \quad (8)$$

Ainsi, cet algorithme permet de suivre un point d'intérêt d'une image à l'autre. Toutefois nous avons du supposer que l'éclairage est constant et que l'objet ne présentait pas de spécularités. Dans la section qui suit, une version normalisée de cet algorithme permet dans une certaine mesure de prendre en compte des objets spéculaires.

IV. SUIVI PAR NORMALISATION PHOTOMÉTRIQUE.

Nous considérons que l'objet observé est immobile et qu'il possède une luminance définie par le modèle de Torrance-Sparrow ou le modèle de Phong. L'éclairage est constant.

Nous supposons que les points de l'objet se projetant dans W appartiennent localement à une surface plane. Cela revient à supposer que la normale \mathbf{n} est identique en tout point de W . Si la fenêtre est suffisamment petite, nous pouvons supposer que les angles d'incidence $\theta_i(x, y)$, d'observation $\theta_r(x, y)$ et l'angle $\rho(x, y)$ sont identiques en tout point de la fenêtre W : $\theta_i(x, y) = \theta_i$, $\theta_r(x, y) = \theta_r$ et $\rho(x, y) = \rho$, $\forall (x, y) \in W$. On considère enfin que les pixels de W sont associées à un même matériau, et donc que σ est une constante sur W . Dans ces conditions, quel que soit le modèle utilisé, celui de Torrance-Sparrow (équation (2)) ou de Phong (équation (3)), la composante spéculaire est une constante, que l'on appelle h , en tout point de la fenêtre W . Ainsi, la luminance de tout point p de coordonnées (x, y) , dans une fenêtre d'intérêt W est donnée par :

$$f(x, y) = K_l(x, y)\cos\theta_i + h \quad (9)$$

Ainsi, la différence entre les intensités de deux points p_0 et p_1 , appartenant à la même fenêtre W ne dépend plus de la composante spéculaire de la réflexion :

$$f(x_0, y_0) - f(x_1, y_1) = [K_l(x_0, y_0) - K_l(x_1, y_1)] \cdot \cos\theta_i \quad (10)$$

En considérant un troisième point $p_2 \in W$, on montre facilement que le rapport suivant :

$$\frac{f(x_0, y_0) - f(x_1, y_1)}{f(x_0, y_0) - f(x_2, y_2)} = \frac{K_l(x_0, y_0) - K_l(x_1, y_1)}{K_l(x_0, y_0) - K_l(x_2, y_2)} \quad (11)$$

est un attribut invariant, qui ne dépend plus que des caractéristiques intrinsèques du matériau, l'albedo, et non plus des changements de direction d'observation et d'éclairage. Toutefois, dans le cas où $f(x_0, y_0) \simeq f(x_2, y_2)$, cette valeur est très bruitée. Une première manière de pallier à ce problème est de considérer l'expression suivante :

$$\frac{f(x_0, y_0) - \mu_f}{f(x_1, y_1) - \mu_f} = \frac{K_l(x_0, y_0) - \mu_K}{K_l(x_1, y_1) - \mu_K} \quad (12)$$

où μ_f est la moyenne des intensités sur la fenêtre W , et μ_K la moyenne des valeurs d'albedo K_l . Cette quantité est également bruitée dans le cas où $f(x_1, y_1) \simeq \mu_f$. On préfère donc utiliser la relation utilisant le calcul de l'écart type de l'image σ_f , moins sensible au bruit :

$$\frac{f(x, y) - \mu_f}{\sigma_f} = \frac{K_l(x, y) - \mu_K}{\sigma_K} \quad (13)$$

Le déplacement est alors calculé par minimisation de la fonction de coût :

$$\epsilon_2 = \sum_{p \in W} \left(\frac{f(x, y) - \mu_f}{\sigma_f} - \frac{g(\delta(x, y, \mathbf{A})) - \mu_g}{\sigma_g} \right)^2 \quad (14)$$

Le déplacement entre deux images successives peut être obtenu suivant la méthode décrite dans la section III.

La relation (14) a été utilisée dans de nombreux travaux, tels que [16] par exemple. Nous venons de montrer qu'elle est invariante à l'apparition de spécularités. De même, on peut facilement montrer qu'elle est invariante aux changements d'illumination scalaire. Cela nécessite pourtant de faire l'hypothèse selon laquelle la géométrie d'éclairage (θ_i , θ_r , ρ) est constante sur la fenêtre d'intérêt W . Notre contribution, exposée dans la section suivante, permet de s'affranchir de cette hypothèse.

V. SUIVI ROBUSTE AUX CHANGEMENTS DE LUMINANCE DE L'OBJET.

D'une façon générale, tout modèle de réflexion peut s'exprimer comme la somme d'un terme diffus et d'un terme spéculaire, soit :

$$f(x, y) = K_l(x, y)\cos\theta_i(x, y) + h(x, y) \quad (15)$$

où $h(x, y)$ modélise le terme spéculaire. Pour le modèle de Phong $h(x, y) = K_s \cdot \cos^n(\rho(x, y))$ et pour le modèle de Torrance-Sparrow $h(x, y) = K_s \cdot \frac{\exp\left(\frac{-\rho(x, y)^2}{2\sigma^2}\right)}{\cos\theta_r(x, y)}$. En pratique, il n'est pas nécessaire de connaître analytiquement $h(x, y)$, nous supposons que la fonction vectorielle décrivant la modélisation spéculaire est une fonction \mathcal{C}_1 . Il est alors possible de la développer en série de Taylor autour du point central (x_p, y_p) de la fenêtre W :

$$h(x, y) = h(x_p, y_p) + \frac{\partial h}{\partial x} \Big|_p (x - x_p) + \frac{\partial h}{\partial y} \Big|_p (y - y_p) \quad (16)$$

Par la suite on pose $\alpha = \frac{\partial h}{\partial x} \Big|_p$ et $\beta = \frac{\partial h}{\partial y} \Big|_p$ et $\gamma = h(x_p, y_p)$. En utilisant l'équation (16), les intensités $f(x, y)$ à l'instant k et $g(x, y)$ à l'instant $k + 1$ sont modélisées de la manière qui suit :

$$f(x, y) = K(x, y)\cos\theta_i(x, y) + \quad (17)$$

$$[\alpha_k(x - x_p) + \beta_k(y - y_p) + \gamma] \quad (18)$$

$$g(\delta(x, y, \mathbf{A})) = K_l(\delta(x, y, \mathbf{A}))\cos\theta_i(x, y) + \quad (19)$$

$$[\alpha_{k+1}(x - x_p) + \beta_{k+1}(y - y_p) + \gamma_{k+1}] \quad (20)$$

Puisque l'albedo est une constante en chaque point de l'objet, on a $K_l(\delta(x, y, \mathbf{A})) = K_l(x, y)$. Ainsi, en supposant qu'il n'y a aucune variation d'éclairage au cours du déplacement de la caméra, on obtient la relation suivante entre deux images successives :

$$f(x, y) - g(\delta(x, y, \mathbf{A})) = \alpha(x - x_p) + \beta(y - y_p) + \gamma \quad (21)$$

où $\alpha = (\alpha_k - \alpha_{k+1})$, $\beta = (\beta_k - \beta_{k+1})$ et $\gamma = (\gamma_k - \gamma_{k+1})$. Le déplacement \mathbf{A} et les paramètres de réflexion α , β et γ s'obtiennent, comme en III, par minimisation de la fonction de coût suivante :

$$\epsilon_3 = \sum_{m \in W} (f(x, y) - g(\delta(x, y, \mathbf{A})) - \alpha(x - x_p) - \beta(y - y_p) - \gamma)^2 \quad (22)$$

Cette technique rappelle la méthode de Jin et Soatto [14]. Néanmoins cette dernière se base sur des hypothèses plus restrictives que celles que nous venons d'expliquer. Certes, elle prend en compte le changement d'illumination, mais leur technique revient à considérer que le modèle de réflexion du matériau est identique sur toute la fenêtre W . Les hypothèses posées sont donc les mêmes que pour l'approche normalisée de la section IV. En effet, ils modélisent le changement d'apparence due à la réflectance du matériau par une constante sur la fenêtre W , ce qui revient à minimiser la fonction de coût suivante :

$$\epsilon_4 = \sum_{p \in W} (f(x, y) - g(\delta(x, y, \mathbf{A})) - \gamma)^2 \quad (23)$$

Contrairement à cette approche et à la méthode normalisée de la section IV, notre technique ne fait pas l'hypothèse selon laquelle les paramètres de réflexion sont identiques en tout point de la fenêtre d'intérêt W . La prochaine section vise

à prouver la robustesse de notre méthode, comparé à l'approche classique et à la méthode de suivi avec normalisation photométrique.

VI. RÉSULTATS DE SIMULATION

Un logiciel de simulation nous permet de faire évoluer l'apparence de l'objet suivant la fonction de spécularité h choisie. Nous effectuons deux simulations, la première en utilisant la modélisation de Phong (images 2 (a) et (b)), avec $K_s = 5$ et $n = 50$. La position de l'éclairage dans le repère de l'objet est $(0.02; -0.08; 0.1)$. Pour l'autre simulation, h est modélisée par Torrance-Sparrow (images 2 (c) et (d)) avec $\mathcal{L} = (-0.02; -0.08; 0.1)$, $K_s = 20$, σ^2 . À chaque itération, les paramètres de réflexion sont mis à jour, et l'apparence de l'objet est modifiée. Ainsi, les images acquises après 50 itérations, sont montrées figure 2 (b) et 2 (d). La caméra subit un déplacement de translation et de rotation (voir la figure 3 qui montre l'évolution des vitesses de la caméra sur les 6 degrés de libertés).

On compare les résultats du suivi de points obtenus par le biais des trois techniques exposées dans cet article, à savoir la méthode dite classique (minimisation du critère ϵ_1 de l'équation (5)), la méthode normalisée (critère ϵ_2 , équation (14)) et la méthode avec calcul des paramètres (critère ϵ_3 , équation (22)). Les figures 4 et 5 représentent, pour chacune des deux simulations, l'évolution au cours des 50 itérations de la distance euclidienne entre la position réelle du point suivi et son estimée par l'algorithme de suivi, et ce pour tous les points à suivre. Les approches invariantes aux changements de luminance de l'objet, sont globalement plus efficaces que l'approche classique. Les distances obtenues par notre technique sont au moins 2 fois inférieures à celles obtenues par la méthode classique. Cela est vérifié quel que soit le modèle de réflexion utilisé. La méthode avec normalisation est efficace pour la plupart des points, mais échoue pour quelques uns d'entre eux (points 10 et 3), contrairement à notre technique. La figure 6 représente à la fois la valeur de l'angle ρ utilisé pour la modélisation des réflexions, et l'évolution des paramètres α , β , γ estimés à l'aide de notre approche. La figure 6 (b) que le paramètre γ est bien maximum quand ρ minimum, c'est-à-dire pour une spécularité maximale.

L'approche proposée s'amointrie lorsque la fenêtre d'intérêt devient trop large. En effet, l'approximation des modèles de réflexion par série de Taylor (voir équation (16)) devient de moins en moins valable. Il est donc nécessaire de choisir une fenêtre d'intérêt de petite taille.

Dans la section qui suit, nous validons cette fois notre approche sur une séquence d'images réelles.

VII. RÉSULTATS D'EXPÉRIMENTATIONS

Deux séquences de 300 images réelles sont utilisées (voir la figure 7). Le changement de luminance de l'objet est bien remarquable entre deux images. Dans la première séquence surtout (figure 7 (a) et (b)), on remarque des spécularités qui disparaissent au cours du mouvement, tandis que d'autres spécularités apparaissent à d'autres endroits de l'objet.

Dans ces expérimentations, la taille de la fenêtre d'intérêt est de 11×11 . À chaque itération k , on calcule le résidu η_k

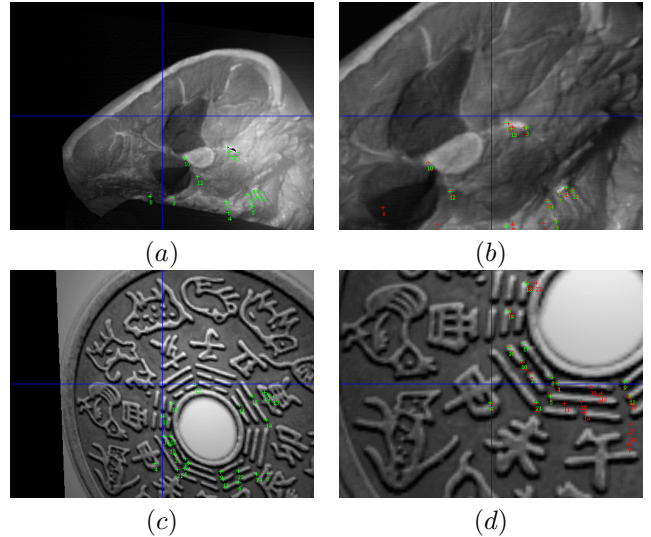


Fig. 2. Images utilisées en simulation (a) et (c) : images initiales. (b) et (d) : images finales après 50 itérations.

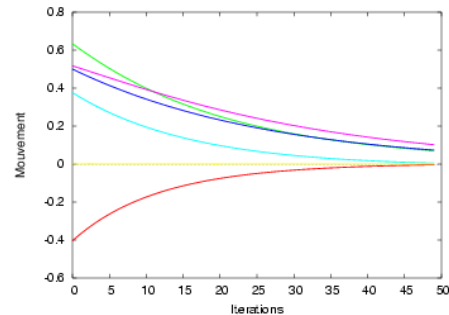


Fig. 3. Évolution des vitesses de la caméra pour les 6 degrés de libertés.

obtenu entre l'image précédente et l'image courante :

$$\eta_k = \sum_{(x,y) \in W} (f(x,y) - g(x,y))^2 \quad (24)$$

La figure 7 montre pour chacune des méthodes, l'évolution de la somme de tous les résidus $\mathcal{S} = \sum_k \eta_k$, pour $0 < k < 300$, obtenus au cours du déplacement, pour la séquence 1. Les résultats montrent que la technique que nous avons développée permet un suivi plus précis (voir figure 8). De plus, elle détient la plus faible valeur de résidu. De même, le nombre de points perdus au cours du déplacement par notre approche paramétrique, est plus faible que pour les deux autres méthodes, comme l'atteste le tableau I.

VIII. CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Ainsi, nous avons montré dans cet article, que l'approche du suivi de points avec normalisation photométrique était, dans une certaine mesure, robuste aux changements de luminance de l'objet. Ensuite, l'approche basée sur la méthode de Shi-Tomasi-Kanade a été améliorée de manière à prendre en compte les changements d'apparence de l'objet, dus aux variations du triplet capteur-objet-éclairage. Nous avons pu montrer l'efficacité de cette approche à la fois au cours de

	Classique	Normalisée	Paramétrique
seq. 1	10	9	9
seq. 2	13	6	3

TABLE I
NOMBRE DE POINTS PERDUS.

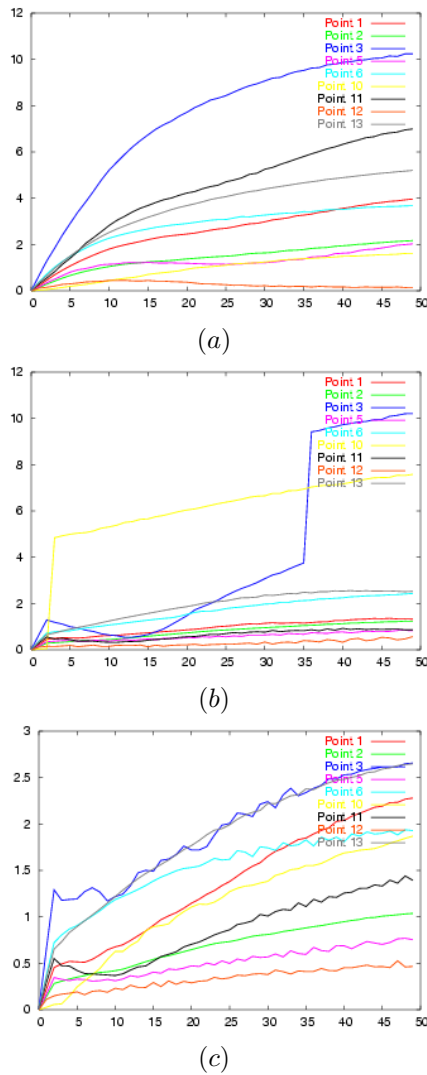


Fig. 4. Exemple de résultats du suivi de points. Distance euclidienne entre la position réelle du point et la position estimée : (a) méthode classique (b) : méthode avec normalisation photométrique. (c) : méthode avec calcul des paramètres de réflexion.

simulations et d'expérimentations.

Cette technique permet également d'évaluer la valeur des paramètres de réflexion du matériau. La suite de nos travaux pourra consister à approfondir ce point.

Pour le moment, nous avons considéré l'utilisation d'un seul éclairage direct mais il serait intéressant de tester la validité de notre modélisation en ce qui concerne l'utilisation de plusieurs sources directes. De même, nous pourrions effectuer de plus amples expérimentations, sur des types de matériaux différents.

Ensuite, la méthode utilisée exploite pour l'instant une déformation géométrique simple, purement translationnelle. Nous pourrions l'étendre au cas d'une modélisation affine du mouvement. Enfin, nous avons pris en compte les changements de luminance de l'objet, sans considérer de changement d'éclairage. Son domaine d'application se réduit donc à des applications en milieu intérieur, avec un éclairage maîtrisé. C'est ainsi que nos prochains travaux viseront à pallier ce problème.

IX. REMERCIEMENTS

Les auteurs remercient les partenaires de ce projet : le Conseil Régional de Poitou-Charentes et l'OFIVAL.

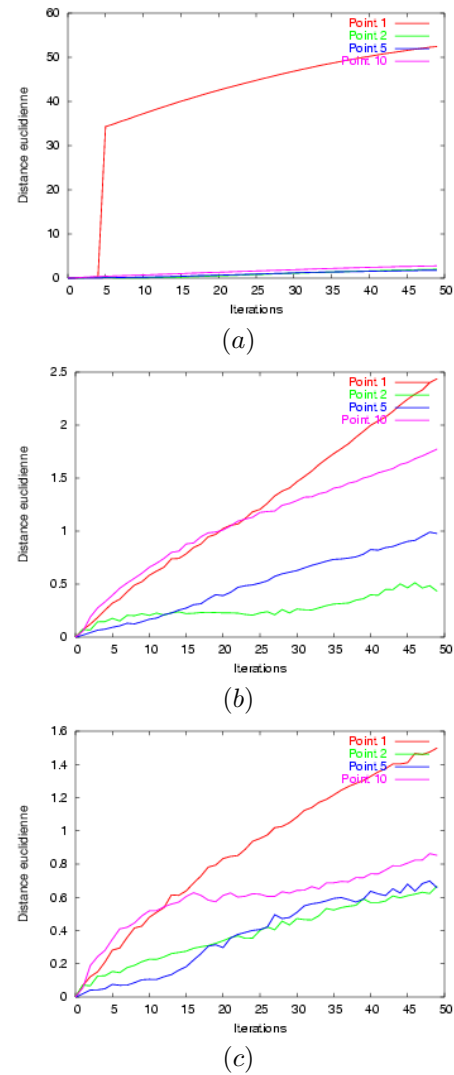


Fig. 5. Exemple de résultats du suivi de points. Distance euclidienne entre la position réelle du point et la position estimée : (a) méthode classique (b) : méthode avec normalisation photométrique. (c) : méthode avec calcul des paramètres de réflexion.

REFERENCES

- [1] E. Arnaud, E. Mémin, and B. Cernushi Frias. Filtrage conditionnel pour la trajectographie dans des séquences d'images - application au suivi de points. In *14ème Congrès Francophone AFRIF-AFIA de Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle, RFIA'04*, Toulouse, France, Janvier 2004.
- [2] P. Beckmann and A. Spizzichino. *The scattering of electromagnetic waves from rough surfaces*. Artech House Inc, 2 edition, 1987.
- [3] J.M. Buenaposada and L. Baumela. Real-time tracking and estimation of plane pose. In *IEEE Int. Conf. on Pattern Recognition*, volume 2, pages 697–700, Quebec, Canada, Août 2002.
- [4] C. Collewet, A. Alhaj, and F. Chaumette. Model-free visual servoing on complex images based on 3d reconstruction. In *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, New Orleans, USA, April 26-May 1, 2004.
- [5] F.X. Espiau, E. Malis, and P. Rives. Robust features tracking for robotic applications : towards 2 1/2 D visual servoing with natural images. In *IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, Washington, USA, 11-15 Mai 2002.
- [6] G. D. Hager and P. N. Belhumeur. Efficient region tracking with parametric models of geometry and illumination. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20(10) :1025–1039, 1998.
- [7] K.P. Horn and B. G. Schunck. Determining optical flow. *Artificial Intelligence*, (7) :185–203, 1981.
- [8] C. Kermad, C. Collewet, and K. Chehdi. Apport de la sélection de primitives point à un suivi robuste. In *13ème Congrès Francophone AFRIF-AFIA de Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle*, volume 2, pages 539–548, Angers, France, 8-10 Janvier, 2002.
- [9] J.H. Lambert. *Photometria sive de mensura de gradibus luminis, colorum et ombrae*. Ebrhard Klett, Augsburg, 1760.

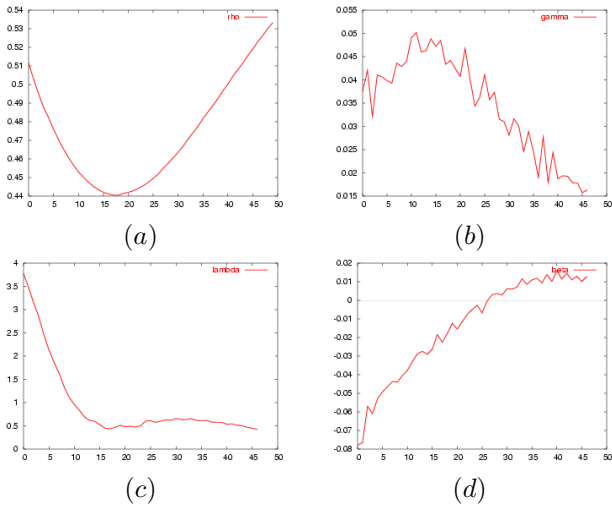


Fig. 6. Variations des paramètres de réflexion pour un point. (a) : angle ρ réel. Pour $\rho = 0$, la spécularité est maximale. Paramètres estimés au cours du déplacement : (b) : γ , (c) : α , (d) : β .

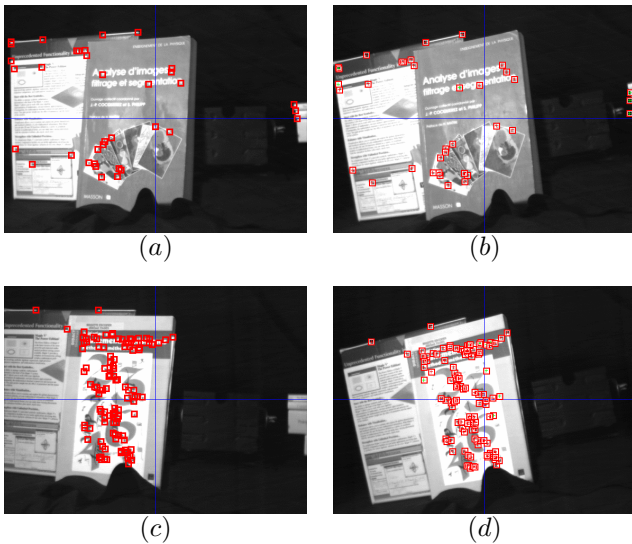


Fig. 7. Images réelles acquises au cours du déplacement de la caméra. (a) et (b) : images de la séquence 1. (c) et (d) : images de la séquence 2.

- [10] B.D. Lucas and T. Kanade. An iterative image registration technique. In *IJCAI'81*, pages 674–679, Vancouver, British Columbia, Aug. 1981.
- [11] J.M. Odobez and P. Bouthemy. Robust multiresolution estimation of parametric motion models. *International Journal of Visual Communication and Image Representation*, 6(4) :348–365, Décembre 1995.
- [12] B-T Phong. Illumination for computer generated images. *Communications of the ACM*, 18(6) :311–317, June 1975.
- [13] J. Shi and C. Tomasi. Good features to track. In *IEEE Int. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR'94*, pages 593–600, Seattle, Washington, Juin 1994. USA.
- [14] S. Soatto, H. Jin, and P. Favaro. Real-time feature tracking and outlier rejection with changes in illumination. In *IEEE Int. Conf. on Computer Vision*, pages 684–689, Vancouver, Canada, July 9-12, 2001.
- [15] C. Tomasi and T. Kanade. Detection and tracking of point features. Technical report CMU-CS-91-132, Carnegie Mellon University, Apr. 1991.
- [16] T. Tommasini, A. Fusiello, E. Trucco, and V. Roberto. Improving feature tracking with robust statistics. *Pattern Analysis & Applications*, 2 :312–320, 1999.
- [17] K.E. Torrance and E.M. Sparrow. Theory for off-specular reflection from roughened surfaces. *Journal of the Optical Society of America*, 57(9), September 1967.

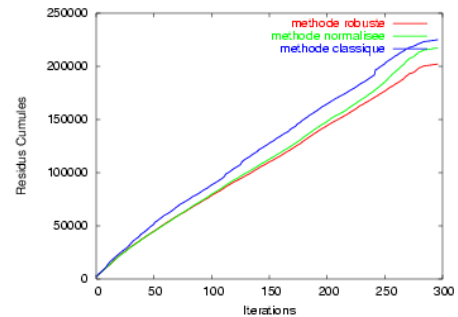


Fig. 8. Évolution du résidu cumulé S pour la première séquence.