HAL
open science

Autocalibration itérative de caméras à partir de structures planes

Eric Noirfalise, Frédéric Jurie, Peter Sturm

To cite this version:

Eric Noirfalise, Frédéric Jurie, Peter Sturm. Autocalibration itérative de caméras à partir de structures planes. Journées ORASIS, May 2003, Gérardmer, France. pp.157-164. inria-00525632

HAL Id: inria-00525632

https://inria.hal.science/inria-00525632

Submitted on 26 May 2011

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.

Autocalibration itérative de caméras à partir de structures planes

Iterative camera autocalibration based on planar scenes

Eric Noirfalise[1], Frédéric Jurie[1] et Peter Sturm[2]
([1])LASMEA - CNRS UMR 6602, Université Blaise-Pascal, 63170 Aubière
([2]) INRIA Rhône-Alpes, 655 avenue de l'Europe, 38330 Montbonnot St. Martin
eric.noirfalise@lasmea.univ-bpclermont.fr

Résumé

Dans cet article, nous nous intéressons à l'utilisation d'objets plans dans les processus d'autocalibration de caméras. La méthode que nous proposons permet de réaliser l'autocalibration d'une caméra observant un objet planaire inconnu à l'aide de cinq images ou plus de l'objet. Néanmoins, cette méthode vise plutôt des applications de type autocalibration "temps réel vidéo" dans lesquels de très nombreuses images doivent être traitées. La plupart des algorithmes proposés dans la littérature sont assez mal adaptés à ce type de problématique dans laquelle le volume de données est très important. Pour résoudre ce problème, nous utilisons une approche itérative basée sur le filtre de kalman. Chaque nouvelle image permet le calcul d'une reconstruction projective du plan observé. Cette reconstruction, nous allons le montrer, permet de raffiner la structure métrique de la scène à travers le filtre de Kalman.

Mots Clés

Autocalibration, objets plans, filtre de Kalman

Abstract

In this paper we present an iterative algorithm for camera autocalibration from five or more views of an unknow planar scene. Although our method work provided five views, we aim the particular case of "real time video" autocalibration problems which involves an important number of images. We used a stratified approch to compute a metric reconstruction of camera and scene structure. In a first step, we compute a projective reconstruction of scene structure using planar homography. This intermediate reconstruction is used in a second time in a Kalman Filter which ensure its rectification to recover metric properties.

Keywords

Autocalibration, planar scene, Kalman filter

1 Introduction

La calibration d'une caméra consiste à estimer ses paramètres intrinsèques (focale, point principal, ...) à l'aide d'un objet géométriquement connu appelé mire de calibrage. Ce processus permet de faciliter la recherche d'informations tridimensionnelles sur une scène a priori inconnue. Lorsque cet objet de calibrage est géométriquement inconnu, on parle de processus d'autocalibration.

Cet article présente une méthode permettant l'autocalibration itérative d'une caméra observant une scène plane. Par autocalibration on entend la recherche d'informations métriques sur la scène observée en l'absence de données sur les paramètres intrinsèques de la caméra, sur sa position spatiale et sur l'objet observé. Nous nous plaçons donc dans le cas d'une caméra non calibrée observant un objet plan géométriquement inconnu.

L'utilisation d'objets plans pour l'autocalibration présente deux attraits majeurs par rapport à l'utilisation d'objets tridimensionnels quelconques. D'une part les surfaces planes sont indéniablement les primitives les plus représentées dans les scènes de la vie courante, ce qui permet d'envisager une large gamme d'applications pour cet algorithme. D'autre part la reconstruction projective de scènes planes, phase intermédiaire de calcul utilisée par notre algorithme, est assez aisée comme nous le verrons dans la première partie de cet article.

On distingue dans la littérature deux principales approches du problème d'autocalibrage : les processus directs et les processus stratifiés.

L'autocalibrage directe, tel que le propose [2], consiste à estimer directement les paramètres intrinsèques et extrinsèques des caméras ainsi que la géométrie de l'objet observé en respectant une structure euclidienne.

Dans un processus d'autocalibrage stratifié [8], ce qui est le cas de notre méthode, la reconstruction de la structure euclidienne du problème n'est pas obtenue directement. On procède dans un premier temps à une reconstruction projective de la structure de la scène pour ensuite effectuer une rectification permettant d'obtenir sa structure euclidienne.

Notre but est de permettre l'autocalibration d'une scène planaire dans un contexte de "temps réel vidéo". Ceci suppose le traitement d'une grande quantité de données en un temps très restreint.

Les méthodes présentées dans [2] et [8] sont peu ef-

ficace lorsque l'on souhaite traiter un grand nombre d'images. Ainsi [8] propose une méthode d'autocalibration basée sur la résolution d'un problème de minimisation non linéaire. Une telle méthode est très efficace lorsque l'on dispose de quelques vues "bien choisies" mais devient assez contraignante si l'on doit échantillonner des images dans une vidéo (se pose en particulier le problème du choix d'images "pertinentes").
Une méthode de calibration (et non pas d'autocalibration) présentée dans [7] permet de s'affranchir de cette phase d'optimisation par la linéarisation du système d'inconnues.
La méthode présentée dans [2], bien que présentant un caractère récursif, n'est pas envisageable non plus dans notre cas puisque le nombre de paramètres à estimer croît linéairement avec le nombre d'images traitées.
Notre approche stratifiée du problème d'autocalibration est à rapprocher de [1] qui propose une méthode d'autocalibration directe mais itérative utilisant un objet planaire.
Nous supposerons dans la suite que les paramètres intrinsèques de la caméra sont des variables inconnues mais constantes. Ce qui revient à dire que toutes les images de la séquence ont été acquises à l'aide d'une caméra inconnue mais dont les paramètres intrinsèques restent constants.
La première partie de cet article est consacrée à la phase de reconstruction projective de la scène. La rectification de cette reconstruction permet, tel que le présente la partie deux, d'estimer la géométrie euclidienne de cette scène. La troisième partie décrit l'utilisation du filtre de Kalman dans le processus d'autocalibration itérative. Enfin, dans une quatrième partie, nous présentons quelques résultats expérimentaux ainsi qu'une comparaison avec une méthode plus classique utilisant une optimisation non linéaire globale.

2 Reconstruction projective d'une scène plane

Dans cette partie, nous souhaitons estimer une reconstruction projective du plan Π observé dans la scène. De part la structure planaire de l'objet observé, le plan Π et ses différentes projections π_i dans les images sont liées linéairement par des homographies comme le montre la figure 1.
Ainsi, la projection x_i d'un point $\mathbf{X}$ du plan Π dans l'image numéro i sera donnée par la relation suivante :

$$H_{0i}\mathbf{X} = x_i$$

Estimation des homographies. Dans notre cas, la position spatiale du plan Π est inconnue, seules sont connues les projections de quelques points de ce plan dans les images. On ne peut donc pas directement calculer les matrices H_{0i} permettant une reconstruction euclidienne du plan.
Il est néanmoins possible d'estimer les matrices H_{ij} pour i et j non nuls. Si l'on dispose de n points du plan appariés dans chacune des deux images ($n \geq 4$), on peut exploiter la relation suivante pour estimer la matrice H_{ij} :

$$x_j = H_{ij}x_i \Rightarrow x_j \times H_{ij}x_i = 0$$

où $x \times y$ représente le produit vectoriel de x par y.
Ce système d'équations est linéaire selon les éléments de H_{ij} et peut se mettre sous la forme $A\mathbf{h_{ij}} = 0$ où A est une matrice 3nx9 dépendant des $\{(x_i^k, x_j^k), k = 1..n\}$ et $\mathbf{h_{ij}} = (h_{ij}^{11}, h_{ij}^{12}, ..., h_{ij}^{33})^\top$. La solution de ce système est donnée par le vecteur singulier associé à la plus petite valeur singulière de la matrice A.
On pourra noter l'existance d'algorithmes de tracking tels que [4], permettant l'estimation des H_{ij} en temps réel.

Reconstruction projective. La projection du plan dans une image quelconque étant liée à sa reconstruction euclidienne par une homographie, nous pouvons choisir arbitrairement la première image pour fixer une base projective de reconstruction. La projection des points de la première image vers les autres images sera donnée par la relation :

$$x_j = H_{1j}x_1$$

3 Structure euclidienne et autocalibration

3.1 Modèle de caméra

Nous utilisons un modèle de caméra dit "trou d'épingle" qui correspond géométriquement à une projection perspective des points de la scène dans le plan image. La matrice 3 x 4 de projection P peut-être représentée à l'aide des paramètres intrinsèques et extrinsèques du capteur comme suit :

$$P = KR(I_3|t) \tag{1}$$

R est ici une matrice orthogonale et t un vecteur de $\Re^3$ traduisant respectivement la position en rotation et translation de la caméra dans l'espace. K est la matrice 3 x 3 des paramètres intrinsèques de la caméra qui peut-être écrite sous la forme :

$$K = \begin{pmatrix} fu & s & u_0 \\ 0 & fv & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

où (u_0, v_0) sont les coordonnées du point principal dans l'image, (fu, fv) les rapport de la focale sur la taille des pixels en ligne et en colonne, et s le facteur d'obliquité.

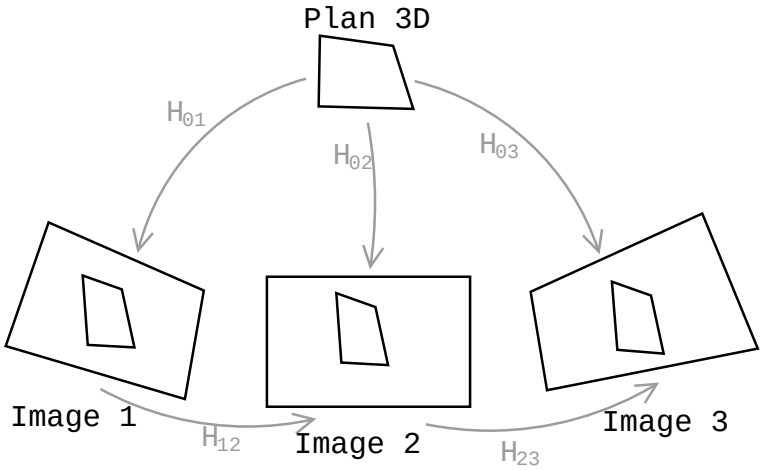

FIG. 1 – La planéité de l'objet observé introduit des relations linéaires particulières entre l'objet lui même et ses projections dans les images

3.2 La conique absolue et son image

Définition. La conique absolue $\mathbf{\Omega}_\infty$ est une conique complexe du plan à l'infini π_∞. Les points de $\mathcal{P}^2$: $\mathbf{X} = (X_1, X_2, X_3)^\top$ du plan à l'infini appartenant à cette conique vérifient l'équation :

$$X_1^2 + X_2^2 + X_3^2 = 0$$

ou encore : $\mathbf{X}^\top \mathbf{\Omega}_\infty \mathbf{X} = \mathbf{X}^\top I \mathbf{X} = 0$.
Etant donné une matrice de projection $P = KR(I|t)$ et un point $X_\infty = (X_1, X_2, X_3, 0)^\top$ de π_∞, la projection du point X_∞ par la matrice de projection P est donnée par la relation :

$$\begin{aligned} x &= PX_\infty \\ &= KR(I|t)(X_1, X_2, X_3, 0)^\top \\ &= KR\tilde{X} \end{aligned}$$

où $\tilde{X} = (X_1, X_2, X_3)^\top$.
On peut déduire de cette relation que l'homographie H, qui met en correspondance les points du plan à l'infini avec leur projection dans une image, peut se mettre sous la forme $H = KR$.
De plus, en utilisant la relation d'orthogonalité $R^\top R = I$, l'image ω de la conique absolue $\mathbf{\Omega}_\infty$ peut se mettre sous la forme :

$$\omega = H^{-\top} I H^{-1} = (KR)^{-\top}(KR)^{-1} = (KK^\top)^{-1} \quad (2)$$

On peut remarqquer que cette relation est indépendante de la position du capteur dans l'espace.

Points cycliques. Etant donné un plan Π de la scène, l'intersection de ce plan avec le plan à l'infini π_∞ forme la droite l_∞. Les points de la droite l_∞ dualisent l'espace des directions du plan Π. En d'autres termes, une direction x du plan Π correspond à un point sur la droite l_∞ et réciproquement.

On appelle points cycliques de Π, les directions $\mathbf{I} = (1, i, 0)^\top$ et $\mathbf{J} = (1, -i, 0)^\top$ du plan Π. Ces directions correspondent à des points de l_∞ qui appartiennent donc aussi à π_∞. On peut montrer que ces points ont la particularité d'être invariants aux transformations de type similarité. Leurs coordonnées seront donc identiques dans les repères liés à Π et à π_∞ dès lors que ces plans seront associés à des structures métriques. Ceci permet d'établir les relation suivantes :

$$\begin{aligned} \mathbf{I}^\top \mathbf{\Omega}_\infty \mathbf{I} &= (1, i, 0) I (1, i, 0)^\top = 0 \\ \mathbf{J}^\top \mathbf{\Omega}_\infty \mathbf{J} &= (1, i, 0) I (1, i, 0)^\top = 0 \end{aligned}$$

montrant que les points $\mathbf{I}$ et $\mathbf{J}$ appartiennent à la conique absolue $\mathbf{\Omega}_\infty$. On exploitera cette relation par la suite en remarquant que la projection de ces points dans une image appartient à la projection de la conique absolue dans l'image.
Pour plus de détails sur l'utilisation de la conique absolue $\mathbf{\Omega}_\infty$ et de son image ω, on pourra se reporter à [3].

3.3 Relation entre homographie planaire et matrice de projection

On se place dans le cas où le plan observé dans la scène a pour équation $Z = 0$. Soit un point $\mathbf{X} = (X_1, X_2, 0, X_4)^\top$ de la scène, réécrit sous la forme $\tilde{X} = (X_1, X_2, X_4)^\top$, et son projeté dans l'image $\mathbf{x} = (x_1, x_2, x_3)$. On peut alors lier les coordonnées de ces points selon les deux équations suivantes :

$$H\tilde{X} = \mathbf{x} \quad (3)$$

$$\mathcal{P}\mathbf{X} = \mathbf{x} \Leftrightarrow KR \begin{pmatrix} 1 & 0 & \\ 0 & 1 & t \\ 0 & 0 & \end{pmatrix} \tilde{X} = \mathbf{x} \quad (4)$$

Cette relation étant vérifiée quelque soit le point $\mathbf{X}$ du plan, on peut en déduire la relation :

$$H = KR \begin{pmatrix} 1 & 0 & \\ 0 & 1 & t \\ 0 & 0 & \end{pmatrix} \tag{5}$$

Le fait de se placer dans une configuration où le plan observé a pour équation $Z = 0$ n'a pas d'incidence sur les résultats précédent. En effet, si ce n'est pas le cas, il suffit d'effectuer un changement de repère (une rotation) pour s'y ramener.

3.4 Formulation des équations d'autocalibration

Dans cette partie, nous souhaitons établir une relation entre les paramètres intrinsèques du capteur et les homographies liant les points du plan Π à leurs projections dans les images.

Première approche. Etant donné une homographie H liant la structure euclidienne du plan Π observé à son image, la projection $\mathbf{x}$ d'un point $\mathbf{X}$ du plan dans l'image est donnée par : $H\mathbf{X} = \mathbf{x}$. En particulier, la projection des points cycliques $\mathbf{I} = (1, i, 0)^\top$ et $\mathbf{J} = (1, -i, 0)^\top$ sera donnée par : $H\mathbf{I} = \mathbf{i}$ et $H\mathbf{J} = \mathbf{j}$. Si l'on note ω la projection de la conique absolue dans l'image, on a d'apres l'équation 2 : $\omega = (KK^\top)^{-1}$.
Les points cycliques appartenant à $\mathbf{\Omega}_\infty$, leur projection appartient donc à ω :

$$\mathbf{I}^\top H^\top (KK^\top)^{-1} H\mathbf{I} = 0$$
$$\mathbf{J}^\top H^\top (KK^\top)^{-1} H\mathbf{J} = 0$$

Ces deux systèmes d'équations fournissent les deux équations indépendantes utilisées dans notre processus d'autocalibration :

$$\mathbf{h_1}^\top \omega \mathbf{h_1} - \mathbf{h_2}^\top \omega \mathbf{h_2} = 0 \tag{6}$$

$$\mathbf{h_1}^\top \omega \mathbf{h_2} = 0 \tag{7}$$

où $\mathbf{h_1}$ et $\mathbf{h_2}$ sont des vecteurs colonne de la matrice H.

Seconde approche. Une alternative à la formulation précédente consiste à utiliser la structure particulière du produit $H^\top \omega H$. En effet, si l'on se repport à l'équation 5, on peut effectuer le développement suivant :

$$\begin{aligned} H^\top \omega H &= \begin{pmatrix} 1 & 0 & \\ 0 & 1 & t \\ 0 & 0 & \end{pmatrix}^\top R^\top R \begin{pmatrix} 1 & 0 & \\ 0 & 1 & t \\ 0 & 0 & \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} 1 & 0 & t_1 \\ 0 & 1 & t_2 \\ t_1 & t_2 & \mathbf{t}^\top \mathbf{t} \end{pmatrix} \end{aligned}$$

On peut alors, par élimination du facteur d'échelle, extraire deux équations indépendantes de cette relation :

$$\mathbf{h_1}^\top \omega \mathbf{h_1} - \mathbf{h_2}^\top \omega \mathbf{h_2} = 0 \tag{8}$$
$$\mathbf{h_1}^\top \omega \mathbf{h_2} = 0 \tag{9}$$

qui sont identiques aux équations 6 et 7 définies précédemment.

3.5 Définition du problème à résoudre

Réduction du nombre d'inconnues. Lors de la phase de reconstruction initiale, nous nous sommes placé dans la base projective définie par la projection du plan Π dans la première image. Comme nous l'avons vu dans la partie précédente,les équations 6 et 7 sont valables uniquement dans le cas où l'homographie H lient les points du plan Π, associé à une structure euclidienne, à leurs projetés dans les images. Ces homographies correspondent aux matrices $\{H_{0i}, i = 1..n\}$ de la figure 1 qui sont des inconnues dans notre cas. Néanmoins, toujours d'après la figure 1, nous pouvons exprimer les $\{H_{0i}, i = 1..n\}$ en fonctions de H_{01} (inconnue), et des $\{H_{ij}, i, j = 1..n\}$ (calculées lors de la phase de reconstruction initiale) :

$$H_{0i} = H_{01} H_{1i} \tag{10}$$

On se ramène alors à un jeu de paramètres restreint à estimer : l'image de la conique absolue ω et la transformation H_{01}. On peut constater que ce jeu de paramètres ne dépend pas du nombre d'images traitées.
La paire d'équations 6 et 7 générée par chaque image (sauf la première), n'est pas linéaire en fonction de ces paramètres. En effet, les composantes $\{\mathbf{h_j}, j = 1, 2\}$ représentent la $j^{ème}$ colonne de la matrice $H_{0i} = H_{01} H_{1i}$ où i est le numéro de l'image traitée. On verra dans la partie suivante comment traiter ce problème dans le contexte d'un filtrage de Kalman.

Estimation de H_{01} et de ω. La matrice H_{01} est une homographie permettant de reconstruire la structure métrique du plan Π. On peut la décomposer sous la forme d'un produit de matrice $H_{01} = H_A H_P$ de manière analogue à la décomposition proposée par [3]. H_P permet de récupérer la structure affine du plan à partir de sa structure projective. H_A reconstruit sa structure métrique à partir de sa structure affine. On peut mettre les matrices précédentes sous la forme :

$$H_A = \begin{pmatrix} I & \mathbf{0} \\ \mathbf{v}^\top & 1 \end{pmatrix} \text{ et } H_P = \begin{pmatrix} K & \mathbf{0} \\ \mathbf{0}^\top & 1 \end{pmatrix}$$

où K est une matrice triangulaire suppérieure que nous normalisons en imposant $k_{11} = 1$. On obtient alors la forme suivante de H_{01} qui devient fonction des quatres paramètres a, b, c, d :

$$H_{01} = \begin{pmatrix} 1 & a & 0 \\ 0 & b & 0 \\ c & d & 1 \end{pmatrix}$$

Cette formulation peut être interprétée en terme de rectification des positions de la droite à l'infini et des points cycliques comme le montre [5].
La matrice ω est une matrice symétrique à cinq degrés de liberté. En imposant $\omega_{33} = 1$ à l'aide du facteur d'échelle, nous pouvons nous limiter à estimer les éléments suivant de la matrice : $\{\omega_{11}, \omega_{12}, \omega_{13}, \omega_{22}, \omega_{23}\}$. Nous aurons donc en pratique neuf paramètres à estimer : les cinq paramètres définissant l'image de la conique absolue et les quatre paramètres (a, b, c, d) définissant l'homographie de référence H_{01}

Calcul de la matrice K. Nous avons vu précédement que les équations de calibrage 6 et 7 s'expriment en fonction de l'image de la conique absolue ω. Pour retrouver les paramètres intrinsèques du capteur, il suffit de considerer la décomposition de Cholesky de la matrice ω^{-1} : $\omega^{-1} = KK^\top$. La décomposition de Cholesky fournit en effet une unique solution au problème $A = UL$ où A est une matrice symétrique définie positive et, L et U respectivement des matrices triangulaires inférieures et triangulaires suppérieures.

4 Calibrage récursif de la caméra

Nous souhaitons calibrer la caméra de manière récursive, c'est-à-dire utiliser les images une par une lorsqu'elles se présentent, sans retour en arrière possible.
Les nombre de paramètres à estimer est, dans le cas général, de 9. En effet il faut estimer d'une par les 5 paramètres décrivant l'image de la conique absolue ($\{\omega_{11}, \omega_{12}, \omega_{13}, \omega_{22}, \omega_{23}\}$) et les quatre paramètres que comporte la matrice de changement de base H_{01} $(a, b, c$ et $d)$.
Chaque image amène deux contraintes, exprimées par les relations (6) et (7). Ces deux contraintes traduisent l'ivariance de la projection de la conique absolue dans les images.
Ces deux équations ne sont pas linéaires par rapport aux paramètres recherchés. En effet, comme nous l'avons déjà expliqué, les composantes $\{\mathbf{h_j}, j = 1, 2\}$ représentent la $j^{ème}$ colonne de la matrice $H_{0i} = H_{01}H_{1i}$ où i est le numéro de l'image traitée.
En développant les équations, il est facile de constater que des termes quadratiques apparaissent, concernant en particulier les coefficients a, b, c, d et des termes bilinéaires existent également.
Un tel problème d'estimation récursive à partir d'une équation d'observation non linéaire peut être traité en mettant en oeuvre un filtre de Kalman étendu. Nous ne ferons que rappeler les principes de base d'un tel filtre ; le lecteur désirant obtenir plus de détail pourra se référer à [6].
Pour définir ce problème d'estimation, nous supposons que les paramètres à estimer sont contenus dans un vecteur appelé vecteur d'état, dont l'évolution, notée $\{\mathbf{x}_k, \in N\}$, est régie par l'équation

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{v}_{k-1}) \tag{11}$$

où
- $\mathbf{f}_k : R^{nx} \times R^{nv} \to R^{nx}$ est une fonction non linéaire de l'état $\mathbf{x}_{k-1}$
- $\{\mathbf{v}_{k-1}, k \in N\}$ est un processus de bruit indépendant
- nx et nv sont les dimension du vecteur d'état et du vecteur de bruit respectivement.

Les paramètres de $\mathbf{x}_i$ ne sont pas directement mesurables. En revanche, ils sont observables à travers une équation de mesure :

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{h}_k(\mathbf{x}_k, \mathbf{n}_k), \tag{12}$$

où :
- $\mathbf{h}_k : R^{nx} \times R^{nn} \to R^{nz}$ est une fonction non-linéaire,
- $\{\mathbf{n}_k, k \in N\}$ est un processus de bruit indépendant
- nz and nn sont les dimensions de la mesure et du bruit respectivement.

Ce qui est recherché en particulier, c'est une estimée filtrée des $\mathbf{x}_k$ à partir de l'ensemble des mesures disponible, notées $\mathbf{z}_{1:k} = \{\mathbf{z}_i, i = 1, \ldots, k\}$ au temps k.
Le filtre de Kalman étendu permet une telle estimation, sous la contrainte que les bruits sur l'évolution et sur la mesure aient une distribution Gaussienne. L'estimation du vecteur d'état et son incertitude s'expriment au travers d'une distribution Gaussienne $p(\mathbf{x}_{k-1}|\mathbf{z}_{k-1})$.
Les équations du filtre de Kalman étendu peuvent se mettre sous la forme :

$$\begin{aligned} p(\mathbf{x}_{k-1}|\mathbf{z}_{1:k-1}) &= N(\mathbf{x}_{k-1}; m_{k-1|k-1}, P_{k-1|k-1}) \\ p(\mathbf{x}_k|\mathbf{z}_{1:k-1}) &= N(\mathbf{x}_k; m_{k|k-1}, P_{k|k-1}) \\ p(\mathbf{x}_k|\mathbf{z}_{1:k}) &= N(\mathbf{x}_k; m_{k|k}, P_{k|k}) \end{aligned}$$

avec

$$\begin{aligned} m_{k|k-1} &= \mathbf{f}(m_{m-1|k-1}, 0) \\ P_{k|k-1} &= W_k Q_{k-1} W_k^T + F_k P_{k-1|k-1} F_k^T \\ m_{k|k} &= m_{k|k-1} + K_k(\mathbf{z}_k - \mathbf{h}(m_{k|k-1}, 0)) \\ P_{k|k} &= P_{k|k-1} - K_k H_k P_{k|k-1} \end{aligned}$$

et où $N(x; m, P)$ est une densité Gaussienne d'argument x, de moyenne m et de covariance P,, et

$$\begin{aligned} S_k &= H_k P_{k|k-1} H_k^T + V_k R_k V_k^T, \\ K_k &= P_{k|k} H_k^T S_k^{-1} \end{aligned}$$

sont les termes de covariance de l'innovation $\mathbf{z}_k - H_k m_{k|k-1}$, et du gain du filtre, respectivement.
Les matrice F, H, V et W sont définies de la manière suivante :
- F est la matrice Jacobienne des dérivées partielles de $\mathbf{f}$ par rapport à $\mathbf{x}$,

– H est la matrice Jacobienne des dérivées partielles de $\mathbf{h}$ par rapport à $\mathbf{x}$,
– W est la matrice Jacobienne des dérivées partielles de $\mathbf{f}$ par rapport à $\mathbf{v}$,
– V est la matrice Jacobienne des dérivées partielles de $\mathbf{h}$ par rapport à $\mathbf{n}$

Dans l'implémentation que nous avons réalisé, les expressions de ces matrices Jacobiennes ont été calculées de manière analytique.

5 Résultats expérimentaux

Les résultats que nous présentons dans cet article sont des résultats obtenus en simulation afin de pouvoir faire varier expérimentalement les différentes conditions d'utilisation de la méthode.

Nous supposons observer une mire parfaitement plane. Les homographies H_{1i} utilisées sont calculées en plaçant la caméra successivement à différentes positions autour de la mire et en calculant les homographies entre images par mise en correspondance de quatre points. Nous introduisons ici un bruit sur les points mis en correspondance, bruits traduisant une erreur de détection des indices visuels permettant le calcul des homographies. Ici le bruit est de 1% de la taille de la mire dans l'image, ce qui reviendrait à une erreur de 1 pixel sur une mire mesurant 100 pixels dans l'image.

La matrice H_{01} est supposée connue avec plus ou moins d'incertitude. Si elle est parfaitement connue, cela revient à dire que les coordonnées des points de la mire dans le repère de la mire sont parfaitement connus. Des incertitudes ont ainsi été introduite sur les coefficients de H_{01}.

Nous avons expérimentalement observé qu'une quinzaine d'images étaient suffisantes pour obtenir une estimation des paramètres recherchés.

La figure 2 présente un cas type illustrant les résultats obtenus. La caméra est supposée avoir des focales de 1000, avoir 512×512 pixels, un point principal au milieu de l'image et un *skew* de 0.

Les courbes données sur la figure représente l'écart type observé sur l'estimation de l'une des focales de la caméra, en fonction de l'incertitude sur les valeurs initiales fournies. Les trois graphiques présentent des situations où H_{01} comporte différents degrés d'erreur (respectivement 0%, 20% et 50% d'erreur).

En regardant ces courbes, nous constatons que si H_{01} est connu avec moins de 20% d'incertitude, l'estimation est très satisfaisante, moins de .5% d'erreur sur la focale, même si les valeurs initiales de la caméra sont très erronées (50%). Des résultats similaires sont obtenus sur l'estimation des autres paramètres (point principal, skew).

En revanche, lorsque l'erreur sur H_{01} devient très importante, il devient nécessaire d'avoir une initialisation correcte (par exemple moins de 20% d'erreur sur la focale avec une erreur de 50% sur H_{01}).

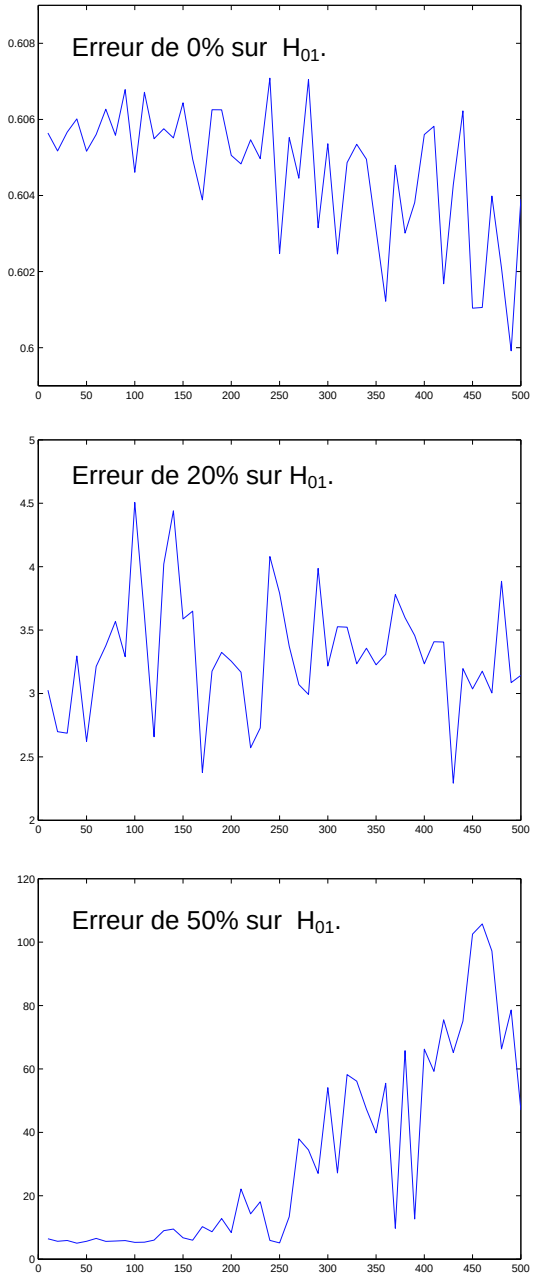

FIG. 2 – Résultats de calibration. Ces courbes représent l'écart type observé sur l'estimation de l'une des focales de la caméra en fonction de l'incertitude sur la valeur initiale fournie. La focale est de 1000. Les trois graphiques présentent des situations où H_{01} comporte différents degrés d'erreur (respectivement 0%, 20% et 50% d'erreur)

6 Conclusions

Nous avons proposé une technique récursive d'auto-calibration de caméras, par observation d'une surface planaire dans des séquences d'images vidéo.
Basé sur l'invariance de la projection de la conique absolue dans les images, la méthode permet, avec un coût algorithmique très faible, de déterminer les paramètres internes de la caméra à partir de la connaissance d'homographies inter-images.
Nous avons montré que la méthode proposée est utilisable, même si la structure métrique de la mire n'est connu que très approximativement.
Cette méthode nous semble particulièrement indiquée dans le cas de calibration en ligne de caméras vidéo. Nous pensons en effet que le fait de pouvoir prendre en compte facilement un très grand nombre d'images doit permettre des estimations précises et rapides des paramètres de calibration des caméras.

Références

[1] Jonathan Alon et Stan Sclaroff. Recursive estimation of motion and planar structure. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Fort Collins, USA*, Dec 1999.

[2] A. Azarbayejani et A. Pentland. Recursive estimation of motion, structure, and focal length. In *IEEE PAMI*, 1994.

[3] Richard Hartley et Andrew Zisserman. *Multiple View Geometry in Computer Vision.* Cambridge University Press, 2000.

[4] Frédéric Jurie et Michel Dhome. A simple and efficient template matching algorithm. In *Proceedings of the Eighth International Conference On Computer Vision (ICCV-01), Vancouver, British Columbia, Canada*, volume 2, pages 544–549, July 2001.

[5] D. Liebowitz. *Camera Calibration and Reconstruction of Geometry from Images.* PhD thesis, University of Oxford, Dept. Engineering Science, June 2001. D.Phil. thesis.

[6] P.S. Mayback. *Stochastic models, estimation and control*, volume 1/2. Academic Press, 1979.

[7] Peter Sturm et Steve Maybank. On plane-based camera calibration : A general algorithm, singularities, applications. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Fort Collins, USA*, pages 432–437, Juin 1999.

[8] Bill Triggs. Autocalibration from planar scenes. *Lecture Notes in Computer Science*, 1406 :89– ? ?, 1998.