

一种全局指数收敛的摄像机内参数观测器

方勇纯, 刘 玺, 李宝全, 张雪波

(南开大学 机器人与信息自动化研究所, 天津 300071)

摘要: 针对摄像机标定问题, 本文从控制理论角度出发设计了一种具有指数收敛特性的摄像机内参数观测器. 当摄像机随移动机器人等运动平台一起旋转时, 该观测器使用其运动信息和实时拍摄得到的特征点图像信息, 可以实现对摄像机内参数的在线估计. 具体而言, 论文分析了云台摄像机的运动约束, 建立了特征点图像坐标变化的运动学模型, 随后基于 4 个或 4 个以上特征点(其中任意 3 点不共线), 构造了一种内参数非线性观测器, 并通过理论分析证明了其状态估计指数收敛于摄像机的相应内参数, 仿真结果验证了这种非线性观测器的良好特性.

关键词: 非线性观测器; 指数收敛; 摄像机内参数; 图像雅可比矩阵

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

A global exponential observer for camera calibration

FANG Yong-chun, LIU Xi, LI Bao-quan, ZHANG Xue-bo

(Institute of Robotics and Automatic Information System, Nankai University, Tianjin 300071, China)

Abstract: This paper presents a global exponential observer to solve the camera calibration problem on-line. While the camera is rotating with the mobile robot platform, the observer estimates online the intrinsic parameters of a camera from the motion information and the online information of the characteristic point image obtained by the camera. We analyze the motion constraints of the pan-tilt camera, and build the kinematics model for the coordinate variations of the characteristic point image. The nonlinear observer of the intrinsic parameters is built based on no less than four image points(any three of them are not collinear); the parameters of state-estimation are proved theoretically to be convergent to the intrinsic parameters of the camera exponentially. Simulation results demonstrate superior performance of the proposed nonlinear observer.

Key words: nonlinear observer; exponential convergence; camera intrinsic parameters; image Jacobian matrix

1 引言(Introduction)

摄像机内参数矩阵反映了摄像机坐标系中三维目标点与二维图像点之间的映射关系, 而摄像机外参数则是指目标点所在的世界坐标系与摄像机坐标系之间的旋转与平移关系. 摄像机标定即指获取摄像机内外参数的过程, 它是计算机视觉研究领域中的一个基本问题, 同时也是视觉控制系统设计的一项关键技术^[1~3].

传统的摄像机标定方法借助于标定块等装置, 通过标定装置上数个点的三维坐标与其图像像素之间的对应关系, 来确定摄像机的有关参数^[4]. 在传统的摄像机标定方法中, Tsai 等的两步标定法^[5]和张正友等提出的平面标定法^[6]最为常用. 其中, Tsai 标定法利用径向一致约束, 因此使得摄像机内参数的标定不受径向畸变的影响, 但是这种方法需要成本较高的三维高精度标定块. 张正友等提出的平面标定方

法先利用图像坐标估计得到二维单应矩阵, 在此基础上可以对摄像机内外参数和径向畸变系数进行线性求解, 最后使用最大似然准则对各参数进行非线性优化, 从而得到具有较高精度的标定结果^[6]. 进一步, 张正友等人分别提出了一种基于一维目标特征的摄像机标定方法^[7], 以及一种适合于 3 个不共线特征点的摄像机标定方法^[8]. 除此之外, Meng 等人应用含有圆形特征和通过该圆形中心的一组直线的标定面板, 通过计算消影线来标定摄像机^[9]. 近年来, 部分工作重点研究了如何抑制图像畸变对标定结果的影响. 例如, 周富强等人提出了一种基于非量测畸变校正的摄像机标定方法, 他们将畸变参数从摄像机模型中分离出来, 以简化摄像机标定过程, 加快标定速度^[10]. Wang J 等人则针对摄像机标定问题, 提出了一种新的畸变模型, 这种模型参数少、物理意义清楚, 非常便于实际应用^[11]. 值得指出的是, 这些

传统的标定方法通常依赖于高精度的标定装置来离线标定摄像机,因此一般适用于摄像机参数固定不变的工作环境^[12].

在一些工作情况下,摄像机的部分参数,如焦距等,在工作过程中可能发生变化,此时需要重新确定这些参数来完成相应的任务,因此如何实现摄像机参数的在线自标定逐渐成为一个研究热点^[13~16].针对场景未知和摄像机任意运动的一般情形,Faugeras等首先提出了自标定的概念^[15],实现了摄像机参数的在线校准.具体而言,Faugeras教授利用绝对二次曲线和极线变换的概念推导出了Kruppa方程并证明了每两幅图像间存在着两个形如Kruppa方程的约束.在此基础上,可以通过直接求解Kruppa方程完成摄像机内参数标定.但是,Kruppa方程是非线性的,并且在某些情况下会发生退化现象^[16].因此研究人员又陆续提出了多种分层逐步标定方法,但是这些方法仍然存在计算复杂,对图像噪声鲁棒性不强等问题.

深度估计是视觉系统研究中的一个关键问题.近年来,很多学者充分利用机器人在每一时刻的运动信息,从控制理论角度出发设计了多种观测器对时变的深度信息进行在线估计^[17~20].其中,W Dixon和方勇纯等人采用李雅普诺夫方法构造了一种具有滑模结构的非线性观测器^[17],而A Luca等人则针对线性时变系统中的深度信息,设计了一种指数收敛的非线性观测器^[20].在上述研究成果的启示下,本文将非线性观测器设计方法扩展应用于摄像机标定问题,设计了一种具有指数收敛特性的摄像机内参数观测器.该方法通过对摄像机进行俯仰和偏航旋转运动,结合图像平面中提取出的特征点坐标,可以在线估计出摄像机内参数矩阵.具体而言,本文分析了特征点像素坐标与摄像机俯仰和偏航运动之间的动态关系,在此基础上,构造了一种摄像机内参数观测器,并通过理论分析证明了它可以实现摄像机内参数的在线指数估计.与已有各种基于非线性优化方法不同的是,本文提出的标定方法建立在非线性控制理论的基础之上,它通过深入分析视觉系统内部的动态特性,利用视觉信号与摄像机参数之间的关系来设计一种非线性观测器,进而获得对于摄像机参数的估计.由于参数估计过程是逐步迭代完成的,而每一步计算量非常小,可以在一个较短的采样周期内完成,因此整个算法具有良好的实时性.此外,它可以快速响应工作过程中摄像机参数的任何变化,并且这种在线标定方法对于单步的图像噪声具有很强的鲁棒性.

2 背景知识(Background)

2.1 运动学方程(Kinematics development)

如图1所示,坐标系 \mathcal{F} 和 \mathcal{F}_c 分别表示世界坐标系

和摄像机坐标,其中摄像机坐标系中 z_c 轴为摄像机光轴方向.假设在世界坐标系 \mathcal{F} 下存在静态景物点 $Q_i(i=1,2,\dots)$,其在摄像机坐标系 \mathcal{F}_c 下的三维坐标 $\mathbf{m}_i \in \mathbb{R}^{3 \times 1}$ 表示为

$$\mathbf{m}_i = [X_i \ Y_i \ Z_i]^T. \quad (1)$$

当摄像机坐标系 \mathcal{F}_c 运动时,经过几何分析可以得到如下运动学关系:

$$\dot{\mathbf{m}}_i = -\mathbf{v} - \boldsymbol{\omega} \times \mathbf{m}_i, \quad (2)$$

其中 $\mathbf{v}, \boldsymbol{\omega} \in \mathbb{R}^3$ 分别表示摄像机沿自身坐标系 x_c, y_c, z_c 轴运动的线速度和角速度,具体形式如下:

$$\mathbf{v} = [v_x \ v_y \ v_z]^T, \quad \boldsymbol{\omega} = [\omega_x \ \omega_y \ \omega_z]^T. \quad (3)$$

将式(2)展开可得如下刚体运动学方程:

$$\begin{cases} \dot{X}_i = -v_x - \omega_y Z_i + \omega_z Y_i, \\ \dot{Y}_i = -v_y - \omega_z X_i + \omega_x Z_i, \\ \dot{Z}_i = -v_z - \omega_x Y_i + \omega_y X_i. \end{cases} \quad (4)$$

上述方程表述了三维空间中静止目标特征点 Q_i 在摄像机坐标系 \mathcal{F}_c 下,其坐标值随摄像机平移和旋转运动的变化关系.

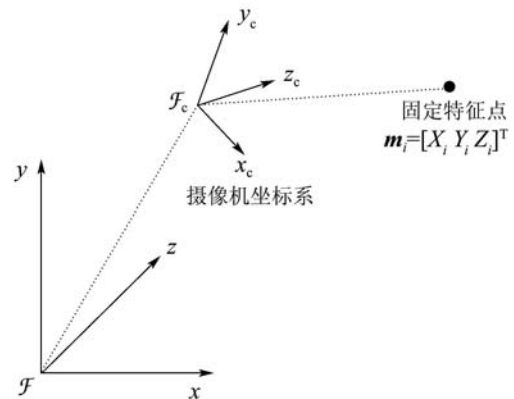


图1 刚体运动学示意图

Fig. 1 Illustration of Kinematics

2.2 摄像机模型(Camera model)

一般的成像系统通常将三维场景变换成二维灰度或彩色图像,这种变换可以用一个从三维空间到二维空间的映射来表示:

$$\mathbf{f}: \mathbb{R}^3 \mapsto \mathbb{R}^2.$$

对于从三维空间到二维空间的转换,透视投影是最常用的映射模型,它可以用针孔(pinhole)模型来近似,其示意图见图2.

对于世界坐标系下某固定特征点 Q_i ,其对应的齐次图像坐标 $\mathbf{p}_i \in \mathbb{R}^3$ 记为

$$\mathbf{p}_i = [p_{ix} \ p_{iy} \ 1]^T, \quad (5)$$

则摄像机的模型可表示为如下形式^[21]:

$$\mathbf{p}_i = \frac{1}{Z_i} \mathbf{A} \mathbf{m}_i, \quad (6)$$

其中 \mathbf{m}_i 为点 Q_i 在摄像机坐标系 \mathcal{F}_c 下的三维坐标,具体描述见式(1), $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$ 为待标定的摄像机内参数矩阵,具体定义如下:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & u_0 \\ 0 & f_y & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (7)$$

其中: (u_0, v_0) 表示摄像机图像平面主点(又称作像面中心)的横纵像素坐标, f_x, f_y 分别为有效焦距在像素坐标系 u, v 方向上的尺度因子.

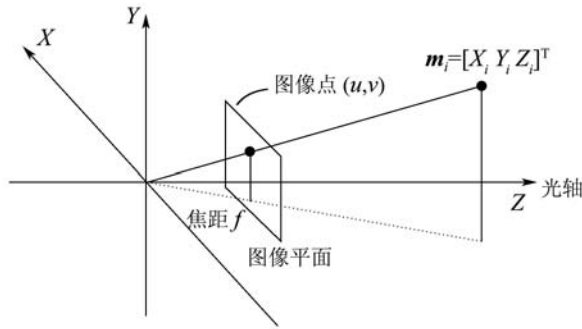


图2 摄像机模型示意图

Fig. 2 Camera model

2.3 图像雅可比矩阵(Image Jacobian matrix)

图像雅可比矩阵描述了三维空间中摄像机的运动速度与二维图像空间中特征点变化速度之间的关系.将式(2)刚体运动学方程和式(6)摄像机模型相结合,整理后可得

$$\begin{bmatrix} \dot{p}_{ix} \\ \dot{p}_{iy} \end{bmatrix} = \mathbf{J}(\mathbf{A}, p_{ix}, p_{iy}, Z_i) \begin{bmatrix} \mathbf{v} \\ \bar{\boldsymbol{\omega}} \end{bmatrix}, \quad (8)$$

其中: $\mathbf{v}, \boldsymbol{\omega}$ 分别表示摄像机的线速度和角速度,其具体定义见式(3); $\mathbf{J}(\mathbf{A}, p_{ix}, p_{iy}, Z_i)$ 为特征点 Q_i 的图像雅可比矩阵(Jacobian matrix),该矩阵中包括摄像机内参数矩阵 \mathbf{A} 、特征点像素坐标 p_{ix}, p_{iy} 和特征点在摄像机坐标系 \mathcal{F}_c 下的深度信息 Z_i ,下式给出了其具体形式:

$$\mathbf{J} = \begin{bmatrix} -\frac{f_x}{Z_i} & 0 \\ 0 & -\frac{f_y}{Z_i} \\ \frac{p_{ix} - u_0}{Z_i} & \frac{p_{iy} - v_0}{Z_i} \\ \frac{(p_{ix} - u_0)(p_{iy} - v_0)}{f_y} & f_y + \frac{(p_{iy} - v_0)^2}{f_y} \\ -(f_x + \frac{(p_{ix} - u_0)^2}{f_x}) & -\frac{(p_{ix} - u_0)(p_{iy} - v_0)}{f_x} \\ \frac{f_x}{f_y}(p_{iy} - v_0) & -\frac{f_y}{f_x}(p_{ix} - u_0) \end{bmatrix}^T. \quad (9)$$

3 内参数观测器设计与分析(Intrinsic parameter observer design and analysis)

3.1 非线性观测器设计(Nonlinear observer design)

本文中,未标定摄像机安装在高精度云台机构上,并随云台沿摄像机 x_c, y_c 轴进行旋转运动.因此,摄像机本体的运动线速度和角速度可简化为如下形式:

$$\mathbf{v} = [0 \ 0 \ 0]^T, \quad \bar{\boldsymbol{\omega}} = [\omega_x \ \omega_y \ 0]^T, \quad (10)$$

式中 $\omega_x, \omega_y \in \mathbb{R}$ 为摄像机绕其 x_c, y_c 坐标轴旋转的角速度.将式(10)代入式(8)中,整理后可得

$$\begin{cases} \dot{p}_{ix} = \frac{(p_{ix} - u_0)(p_{iy} - v_0)}{f_y} \omega_x - (f_x + \frac{(p_{ix} - u_0)^2}{f_x}) \omega_y, \\ \dot{p}_{iy} = (f_y + \frac{(p_{iy} - v_0)^2}{f_y}) \omega_x - \frac{(p_{ix} - u_0)(p_{iy} - v_0)}{f_x} \omega_y, \end{cases} \quad (11)$$

其中: $p_{ix}, p_{iy} \in \mathbb{R}$ 为空间中第 i 个目标特征点在图像平面中的横纵坐标值.摄像机内参数观测器的设计目的是通过可测的云台角速度 ω_x, ω_y 和图像特征点像素坐标 p_{ix}, p_{iy} 对摄像机内参数 f_x, f_y, u_0, v_0 进行估计.根据视觉系统的实际情况,笔者进行如下合理假设:

假设 1 空间中存在 $N \in \mathbb{R}$ 个固定不动的特征点($N \geq 4$),其在摄像机坐标系 \mathcal{F}_c 下的三维坐标和对应的图像像素坐标分别见式(1)和式(5).此外,这 N 个图像特征点中至少存在不共线的3个特征点,即图像中存在特征点 $\mathbf{p}_r, \mathbf{p}_s, \mathbf{p}_t$ 满足如下条件:

$$(p_{rx} - p_{sx})(p_{sy} - p_{ty}) \neq (p_{ry} - p_{sy})(p_{sx} - p_{tx}). \quad (12)$$

根据上述假设条件,利用摄像机内参数和 N 个特征点图像像素坐标构造状态向量 $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{(2N+4) \times 1}$,其元素如下所示:

$$\begin{cases} x_{2i-3} = p_{ix} - p_{1x}, \quad i = 2, 3, \dots, N, \\ x_{2i-2} = p_{iy} - p_{1y}, \quad i = 2, 3, \dots, N, \\ x_{2N-1} = 1/f_x, \quad x_{2N} = u_0/f_x, \\ x_{2N+1} = v_0/f_x, \quad x_{2N+2} = 1/f_y, \\ x_{2N+3} = u_0/f_y, \quad x_{2N+4} = v_0/f_y, \end{cases} \quad (13)$$

其中: x_i 表示向量 \mathbf{X} 第 i 行的元素, N 为特征点的数目.值得指出的是,状态向量 \mathbf{X} 中的后6个元素为恒定值,且包含了摄像机的全部内参数.因此,如果能够构造一种合适的观测器估计得到这些元素,则可以完成内参数标定的任务.

将状态向量 \mathbf{X} 关于时间求导,并结合式(11)可得其动态方程如下:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{X}} = \mathbf{T}\boldsymbol{\omega} \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \end{bmatrix}, \\ \mathbf{Y} = [x_1 \ x_2 \ \cdots \ x_{2N-2}]^T, \end{cases} \quad (14)$$

其中: $\mathbf{Y} \in \mathbb{R}^{2N-2}$ 为系统输出变量, $T_{i,j}$ 表示矩阵 $\mathbf{T} \in \mathbb{R}^{(2N+4) \times 2}$ 的第 i 行第 j 列元素值, 矩阵 $\mathbf{T} \in \mathbb{R}^{(2N+4) \times 2}$ 的具体形式如下所示:

$$\begin{cases} T_{2i-3,1} = (p_{ix}p_{iy} - p_{1x}p_{1y})x_{2N+2} - x_{2i-3}x_{2N+4} - x_{2i-2}x_{2N+3}, \\ T_{2i-3,2} = -x_{2i-3}x_{2N-1}(p_{ix} + p_{1x}) + 2x_{2i-3}x_{2N}, \\ T_{2i-2,1} = (p_{iy} + p_{1y})y_{2i-2}x_{2N+2} - 2x_{2i-2}x_{2N+4}, \\ T_{2i-2,2} = -(p_{ix}p_{iy} - p_{1x}p_{1y})x_{2N-1} + x_{2i-2}x_{2N} + x_{2i-3}x_{2N+1}, \\ T_{2N-1,1} = T_{2N,1} = T_{2N+1,1} = 0, \\ T_{2N-1,2} = T_{2N,2} = T_{2N+1,2} = 0, \\ T_{2N+2,1} = T_{2N+3,1} = T_{2N+4,1} = 0, \\ T_{2N+2,2} = T_{2N+3,2} = T_{2N+4,2} = 0, \\ i = 2, 3, \dots, N (N \text{ 为特征点个数}). \end{cases} \quad (15)$$

针对非线性系统(14), 设计如下的非线性观测器来估计系统的状态:

$$\dot{\hat{\mathbf{X}}} = \boldsymbol{\alpha}(\hat{\mathbf{X}}, \mathbf{Y})\boldsymbol{\omega} + \boldsymbol{\beta}(\hat{\mathbf{X}}, \mathbf{Y}, \boldsymbol{\omega}), \quad (16)$$

其中: $\hat{\mathbf{X}}(t)$ 表示对系统状态 \mathbf{X} 的估计, 而辅助变量 $\boldsymbol{\beta}(\hat{\mathbf{X}}, \mathbf{Y}, \boldsymbol{\omega})$ 和 $\boldsymbol{\alpha}(\hat{\mathbf{X}}, \mathbf{Y})$ 则分别定义如下:

$$\begin{cases} \beta_{2i-3,1} = k_{2i-3}e_{2i-3}, \\ \beta_{2i-2,1} = k_{2i-2}e_{2i-2}, \\ \beta_{2N-1,1} = k_{2N-1}\omega_y \sum_{j=2}^N \{-y_{2j-3}(p_{jx} + p_{1x})e_{2j-3} - (p_{jx}p_{jy} - p_{1x}p_{1y})e_{2j-2}\}, \\ \beta_{2N,1} = k_{2N}\omega_y \sum_{j=2}^N (2y_{2j-3}e_{2j-3} + y_{2j-2}e_{2j-2}), \\ \beta_{2N+1,1} = k_{2N+1}\omega_y \sum_{j=2}^N (y_{2j-3}e_{2j-2}), \\ \beta_{2N+2,1} = k_{2N+2}\omega_x \sum_{j=2}^N \{(p_{jx}p_{jy} - p_{1x}p_{1y})e_{2j-3} + (p_{jy} + p_{1y})y_{2j-2}e_{2j-2}\}, \\ \beta_{2N+3,1} = k_{2N+3}\omega_x \sum_{j=2}^N (-y_{2j-2}e_{2j-3}), \\ \beta_{2N+4,1} = k_{2N+4}\omega_x \sum_{j=2}^N (-y_{2j-3}e_{2j-3} - 2y_{2j-2}e_{2j-2}), \\ i = 2, 3, \dots, N (N \text{ 为特征点个数}), \end{cases} \quad (17)$$

$$\begin{cases} \alpha_{2i-3,1} = (p_{ix}p_{iy} - p_{1x}p_{1y})\hat{x}_{2N+2} - y_{2i-3}\hat{x}_{2N+4} - y_{2i-2}x_{2N+3}, \\ \alpha_{2i-3,2} = -y_{2i-3}\hat{x}_{2N-1}(p_{ix} + p_{1x}) + 2y_{2i-3}\hat{x}_{2N}, \\ \alpha_{2i-2,1} = (p_{iy} + p_{1y})y_{2i-2}\hat{x}_{2N+2} - 2y_{2i-2}\hat{x}_{2N+4}, \\ \alpha_{2i-2,2} = -(p_{ix}p_{iy} - p_{1x}p_{1y})\hat{x}_{2N-1} + y_{2i-2}\hat{x}_{2N} + y_{2i-3}\hat{x}_{2N+1}, \\ \alpha_{2N-1,1} = \alpha_{2N,1} = \alpha_{2N+1,1} = 0, \\ \alpha_{2N-1,2} = \alpha_{2N,2} = \alpha_{2N+1,2} = 0, \\ \alpha_{2N+2,1} = \alpha_{2N+3,1} = \alpha_{2N+4,1} = 0, \\ \alpha_{2N+2,2} = \alpha_{2N+3,2} = \alpha_{2N+4,2} = 0, \\ i = 2, 3, \dots, N (N \text{ 为特征点个数}), \end{cases} \quad (18)$$

其中: $\alpha_{i,j}$ 和 $\beta_{i,j}$ 分别表示矩阵 $\boldsymbol{\alpha}(\hat{\mathbf{X}}, \mathbf{Y})$ 和 $\boldsymbol{\beta}(\hat{\mathbf{X}}, \mathbf{Y}, \boldsymbol{\omega})$ 第 i 行第 j 列的元素, $k_1, k_2, \dots, k_{2N+4}$ 为正常数.

定义状态误差 $\mathbf{e} \in \mathbb{R}^{2N+4}$ 为

$$\mathbf{e} = \mathbf{X} - \hat{\mathbf{X}}, \quad (19)$$

对式(19)关于时间求导可得系统的动态方程如下:

$$\dot{\mathbf{e}} = \mathbf{f}(p_{ix}, p_{iy}, \mathbf{e}, \boldsymbol{\omega}), \quad (20)$$

函数 $\mathbf{f}(p_{ix}, p_{iy}, \mathbf{e}, \boldsymbol{\omega})$ 各行的元素定义如下:

$$\begin{cases} f_{2i-3} = [(p_{ix}p_{iy} - p_{1x}p_{1y})e_{2N+2} - y_{2i-3}e_{2N+4} - y_{2i-2}e_{2N+3}]\omega_x + [-y_{2i-3}e_{2N-1}(p_{ix} + p_{1x}) + 2y_{2i-3}e_{2N}]\omega_y - k_{2i-3}e_{2i-3}, \\ f_{2i-2} = [(p_{iy} + p_{1y})y_{2i-2}e_{2N+2} - 2y_{2i-2}e_{2N+4}]\omega_x - [(p_{ix}p_{iy} - p_{1x}p_{1y})e_{2N-1} - y_{2i-3}e_{2N+1} - y_{2i-2}e_{2N}]\omega_y - k_{2i-2}e_{2i-2}, \\ f_{2N-1} = -k_{2N-1}\omega_y \sum_{j=2}^N \{-y_{2j-3}(p_{jx} + p_{1x})e_{2j-3} - (p_{jx}p_{jy} - p_{1x}p_{1y})e_{2j-2}\}, \\ f_{2N} = -k_{2N}\omega_y \sum_{j=2}^N (2y_{2j-3}e_{2j-3} + y_{2j-2}e_{2j-2}), \\ f_{2N+1} = -k_{2N+1}\omega_y \sum_{j=2}^N (y_{2j-3}e_{2j-2}), \\ f_{2N+2} = -k_{2N+2}\omega_x \sum_{j=2}^N \{(p_{jx}p_{jy} - p_{1x}p_{1y})e_{2j-3} + (p_{jy} + p_{1y})y_{2j-2}e_{2j-2}\}, \\ f_{2N+3} = -k_{2N+3}\omega_x \sum_{j=2}^N (-y_{2j-2}e_{2j-3}), \\ f_{2N+4} = -k_{2N+4}\omega_x \sum_{j=2}^N (-y_{2j-3}e_{2j-3} - 2y_{2j-2}e_{2j-2}), \\ i = 2, 3, \dots, N (N \text{ 为特征点个数}). \end{cases} \quad (21)$$

注1 本文假设摄像机仅仅做旋转运动,在此基础上设计了非线性观测器(16)来实现参数标定的目标.当摄像机同时平移和旋转时,本文提出的方法经过直接扩展之后,可以构造出同样结构的非线性观测器来完成标定任务.

3.2 稳定性分析(Stability analysis)

引理1 对于线性时变系统^[22]

$$\begin{cases} \dot{\xi} = H\xi + \Omega^T(t)z, \xi \in \mathbb{R}^n, \\ \dot{z} = -\Lambda\Omega(t)P\xi, z \in \mathbb{R}^p, \end{cases} \quad (22)$$

当其满足条件:

1) H 为Hurwitz矩阵, P, Q, Λ 为正定对称矩阵,且 $H^T P + PH = -Q$;

2) $\|\Omega(t)\|, \|\dot{\Omega}(t)\|$ 一致有界,且满足持续激励条件

$$\int_t^{t+T} \Omega(\tau)\Omega^T(\tau)d\tau > \gamma I > 0, \quad (23)$$

其中: γ 为正的常数,而 I 则为相应维数的单位方阵,则 $(\xi, z) = 0$ 为系统(22)的全局指数稳定点.

定理1 使用观测器(16)~(18),在满足假设1的情况下,误差系统(20)在原点全局指数稳定.

证 令矩阵 $\xi \in \mathbb{R}^{(2N-2) \times 1}, z \in \mathbb{R}^{6 \times 1}, H \in \mathbb{R}^{(2N-2) \times (2N-2)}, \Lambda \in \mathbb{R}^{6 \times 6}, \Omega(t) \in \mathbb{R}^{6 \times (2N-2)}, P \in \mathbb{R}^{(2N-2) \times (2N-2)}$ 为如下形式:

$$\begin{aligned} \xi &= [e_1 \ e_2 \ \cdots \ e_{2N-2}]^T, \quad P = I, \\ z &= [e_{2N-1} \ e_{2N} \ e_{2N+1} \ e_{2N+2} \ e_{2N+3} \ e_{2N+4}]^T, \\ H &= \text{diag}\{-k_1, -k_2, \cdots, -k_{2N-2}\}, \\ \Lambda &= \text{diag}\{k_{2N-1}, k_{2N}, \cdots, k_{2N+4}\}, \\ \Omega(t) &= \begin{bmatrix} \sigma_{1,1} & \sigma_{1,2} & \cdots & \sigma_{1,i} & \sigma_{1,i+1} & \cdots & \sigma_{1,2N-3} & \sigma_{1,2N-2} \\ \sigma_{2,1} & \sigma_{2,2} & \cdots & \sigma_{2,i} & \sigma_{2,i+1} & \cdots & \sigma_{2,2N-3} & \sigma_{2,2N-2} \\ 0 & \sigma_{3,2} & \cdots & 0 & \sigma_{3,i+1} & \cdots & 0 & \sigma_{3,2N-2} \\ \sigma_{4,1} & \sigma_{4,2} & \cdots & \sigma_{4,i} & \sigma_{4,i+1} & \cdots & \sigma_{4,2N-3} & \sigma_{4,2N-2} \\ \sigma_{5,1} & 0 & \cdots & \sigma_{5,i} & 0 & \cdots & \sigma_{5,2N-3} & 0 \\ \sigma_{6,1} & \sigma_{6,2} & \cdots & \sigma_{6,i} & \sigma_{6,i+1} & \cdots & \sigma_{6,2N-3} & \sigma_{6,2N-2} \end{bmatrix}, \end{aligned} \quad (24)$$

其中矩阵 $\Omega(t)$ 的元素如下所示:

$$\begin{cases} \sigma_{1,2i-3} = -y_{2i-3}(p_{ix} + p_{1x})\omega_y, \\ \sigma_{1,2i-2} = -(p_{ix}p_{iy} - p_{1x}p_{1y})\omega_y, \\ \sigma_{2,2i-3} = 2y_{2i-3}\omega_y, \quad \sigma_{2,2i-2} = y_{2i-2}\omega_y, \\ \sigma_{3,2i-2} = y_{2i-3}\omega_y, \\ \sigma_{4,2i-3} = (p_{ix}p_{iy} - p_{1x}p_{1y})\omega_x, \\ \sigma_{4,2i-2} = (p_{iy} + p_{1y})y_{2i-2}\omega_x, \\ \sigma_{5,2i-3} = -y_{2i-2}\omega_x, \quad \sigma_{6,2i-3} = -y_{2i-3}\omega_x, \\ \sigma_{6,2i-2} = -2y_{2i-2}\omega_x, \\ i = 2, 3, \cdots, N(N \text{为特征点个数}), \end{cases} \quad (25)$$

则误差系统(20)可表示为式(22)所示的形式.经分析可知,该系统满足如下条件:

1) H 为Hurwitz矩阵, P, Q, Λ 为正定对称矩阵,且 $H^T P + PH = -Q$.

2) 由于图像平面有限且摄像机角速度有限,因此 $\|\Omega(t)\|, \|\dot{\Omega}(t)\|$ 一致有界.

3) 由于图像点满足假设条件1,且 ω 不恒为零.此时矩阵 $\Omega(t)$ 的6个行向量线性无关,因此矩阵 $\Omega(t)$ 满足持续激励条件.

所以,由引理1可知,误差系统(20)在原点全局指数稳定. 证毕.

因此,由非线性观测器得到的估计值指数收敛于真实状态,在此基础上,利用这些状态估计值经过简单的代数计算即可得到摄像机的内参数.

4 仿真实验(Simulation experiment)

对于摄像机参数标定算法(16)进行了全面的仿真研究,以测试其在不同工作条件下的性能.在本节中,本文将通过3个仿真实验来说明本文所提出的摄像机内参数观测器具有良好的收敛性和单步抗噪性能,并且在摄像机内参数发生变化时,可以较快地收敛于真实值.为此,本文根据实际摄像机的情况设置仿真参数.对于图像分辨率为 780×582 像素的待标定的摄像机,设定其真实内参数为:

$$(u_0, v_0) = (390, 290), \quad f_x = 710, \quad f_y = 700. \quad (26)$$

在仿真过程中,摄像机每秒采集30幅图像.除此之外,本文随机选择了空间中满足不共线条件的4个静止特征点作为观测目标.为了保证特征点始终保持在摄像机视野范围内,摄像机沿 x_c, y_c 轴旋转的角速度 ω_x, ω_y 选择如下:

$$\omega_x = 0.07\sin 0.8t, \quad \omega_y = 0.12\sin 1.6t. \quad (27)$$

由于特征点数目 $N = 4$,因此观测模型的状态向量 X 为12维列向量.其中,状态向量 X 前6维元素 $x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6$ 可通过特征点像素坐标计算得到,而后6维元素 $x_7, x_8, x_9, x_{10}, x_{11}, x_{12}$ 中包含了摄像机内参数信息,根据其估计值可以在线计算得到相应的内参数值.

为了验证观测器的收敛性能,笔者设置非线性观测器中的摄像机内参数初始值与真实值具有较大差距:

$$\hat{u}(0) = 400, \quad \hat{v}(0) = 300, \quad \hat{f}_x(0) = 500, \quad \hat{f}_y(0) = 510. \quad (28)$$

由此可得到观测器后6位元素的初始值.此外,前6维状态量的初始值可通过特征点像素坐标计算得到.

首先测试了非线性观测器(16)的全局抗噪声性能. 为了考察噪声对观测器收敛性的影响, 对于4个图像特征点, 分别在第1和第3个点的横坐标, 第2和第4个点的纵坐标上加入均值为0, 方差为0.1的高斯白噪声, 同时在仿真系统中加入线性滤波环节. 观测器所得到的实验结果如图3和图4所示. 其中图3为观测器前6个状态向量的估计误差曲线, 可以看出观测误差在1 s之内便可快速收敛于0. 图4展示了由观测器后6维元素在线计算后得到的摄像机内参数曲线, 图中虚线和实线分别代表摄像机内参数的真实值和估计值. 从中可以看出, 即使在存在噪声时, 该观测器仍然能够准确估计出摄像机的各个内参数.

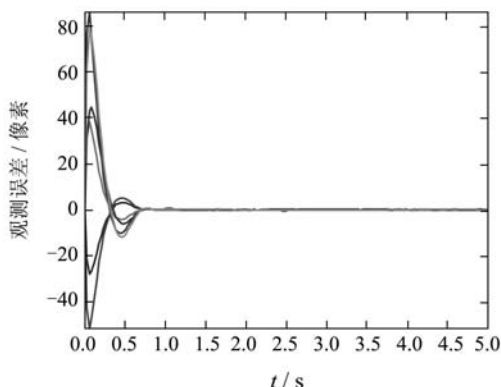


图 3 全局噪声下对状态向量前6维观测误差
Fig. 3 Observation error of the first 6 elements of state vector under global noise

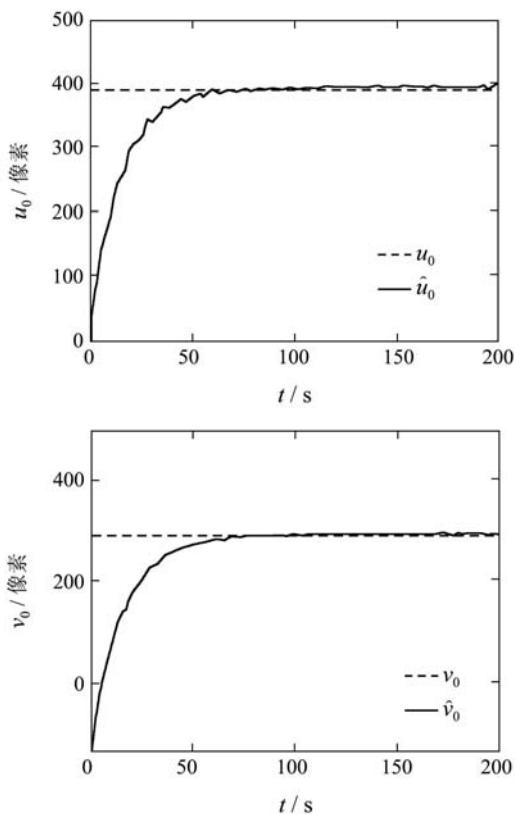
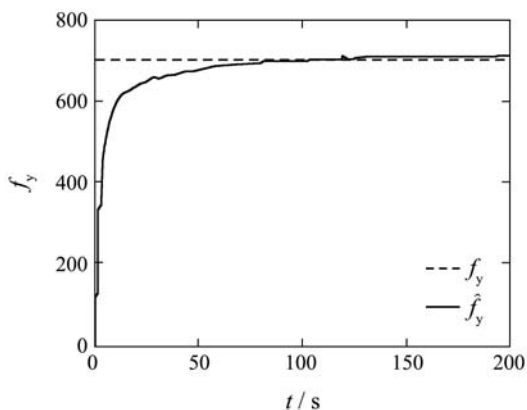
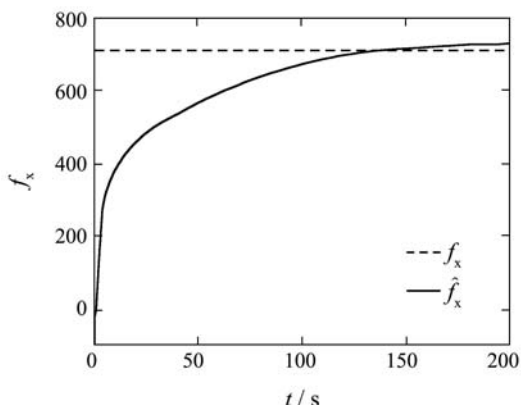


图 4 全局噪声下内参数观测结果
Fig. 4 Observation results of the intrinsic parameters under global noise

为了测试所设计观测器的单步抗噪声性能, 在进行第2组仿真实验时, 在第6s时向图像特征的坐标中添加均值为0, 标准差为3个像素的高斯白噪声, 观测器所得到的实验结果如图5和图6所示. 其中, 图5表示了观测器前6维元素的估计误差, 图6表示了由观测器后6维元素在线计算出的摄像机内参数值, 虚线代表摄像机内参数的真实值, 而实线则为其估计值. 由图5和图6可以看出, 观测器在仿真开始后3s内即可达到稳定, 并且有很高的精确度. 在第6s时, 观测器的输出受噪声影响而发生变化, 但在2s之后即可重新稳定, 并且稳定后得到的摄像机内参数依旧十分准确. 因此本文设计的摄像机内参数观测器具有很强的抗单步干扰能力.

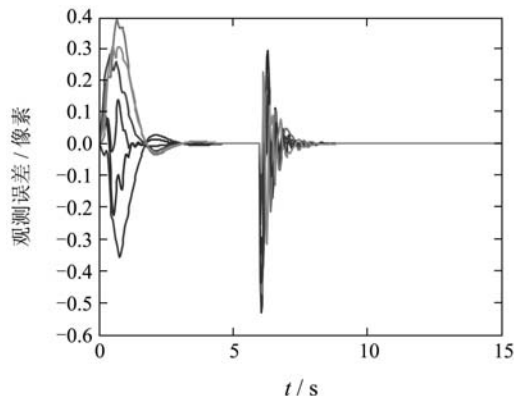


图 5 前6维元素观测误差
Fig. 5 Observation error of the first 6 elements

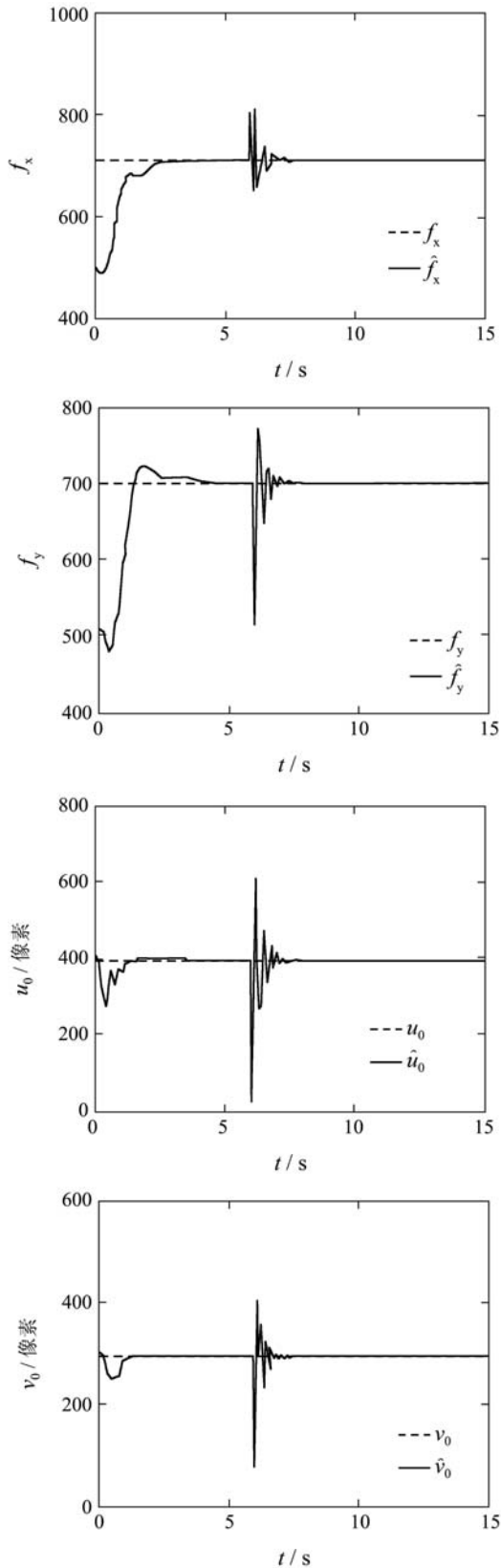


图6 内参数观测结果

Fig. 6 Observation results of the intrinsic parameters

为适应不同的工作环境,经常需要对摄像机参数进行一定的控制,如改变焦距等.为了检测本文算法在摄像机内参数 f_x, f_y, u_0, v_0 发生变化时的观测性能,仿真中设定第6s至第10s间相应参数按如下规律

进行线性变化:

$$\begin{cases} f_x = 710 + 6(t - 6), \\ f_y = 700 + 6(t - 6), \\ u_0 = 390 + 6(t - 6), \\ v_0 = 290 + 6(t - 6). \end{cases} \quad (29)$$

此时所得到的仿真结果如图7与图8所示.图7给出了整个仿真过程中观测器前6维元素的估计误差,图8为摄像机内参数的观测结果.可以看出,当摄像机内参数发生变化时,观测器能快速并准确跟踪相应的变化.当内参数变化结束时,稳态观测误差渐近趋于零.因此该观测器能适应摄像机内参数发生变化的情况,并且具有很高的精确度.

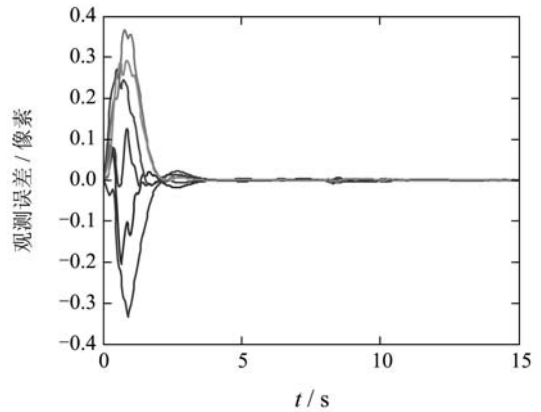
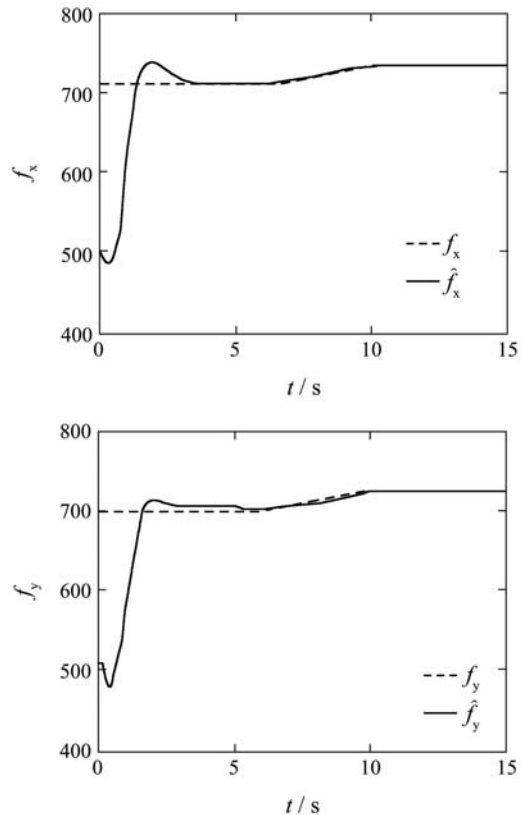


图7 内参数变化时前6维元素观测误差

Fig. 7 Observation error of the first 6 elements while the intrinsic parameters change



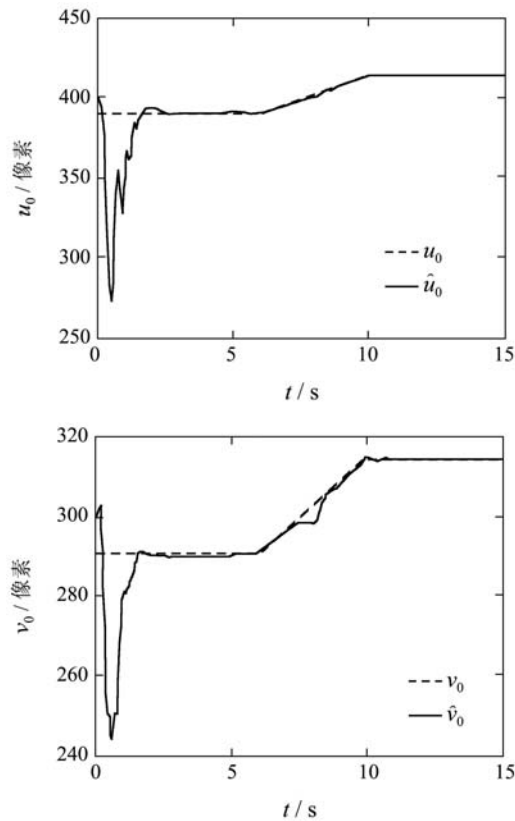


图8 内参数变化时的观测结果

Fig. 8 Observation results while the intrinsic parameters change

5 结论(Conclusion)

本文针对摄像机内参数标定问题,应用非线性控制理论设计了一种具有全局指数收敛特性的摄像机内参数观测器.该方法利用不共线的数个静止特征点,根据摄像机俯仰和偏航运动与特征点像素坐标之间的关系,构造了一种摄像机内参数非线性观测器,并通过理论分析证明了其状态估计值指数收敛于摄像机的相应内参数.仿真结果表明这种内参数观测器具有估计结果准确、收敛速度快等优点.后续工作将致力于实验测试本文所提出的观测器的性能,并将此方法应用于移动机器人主动视觉伺服系统中.

参考文献(References):

- [1] CYGANER B, SIEBERT J P. *An Introduction to 3D Computer Vision Techniques and Algorithms*[M]. New York, USA: John Wiley & Sons Ltd, 2009.
- [2] 李爱国, 马孜, 王文标. 结构光视觉测量机器人的标定[J]. 控制理论与应用, 2010, 27(5): 663 – 667. (LI Aiguo, MA Zi, WANG Wenbiao. Calibration for robot-based measuring system[J]. *Control Theory & Applications*, 2010, 27(5): 663 – 667.)
- [3] RICOLFE V C, SANCHEZ S A J. Robust metric calibration of non-linear camera lens distortion[J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43(4): 1688 – 1699.
- [4] 孙军华, 刘震, 张广军, 等. 基于柔性立体靶标的摄像机标定[J]. 光学学报, 2009, 29(12): 3433 – 3439. (SUN Junhua, LIU Zhen, ZHANG Guangjun, et al. Camera calibration based on flexible 3D target[J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, 29(12): 3433 – 3439.)
- [5] TSAI R Y. A versatile camera calibration technique for high-accuracy 3D machine vision metrology using off-the-shelf TV cameras and lenses[J]. *IEEE Journal of Robotics and Automation*, 1987, 3(4): 323 – 344.
- [6] ZHANG Z. A flexible new technique for camera calibration[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(11): 1330 – 1334.
- [7] ZHANG Z. Camera calibration with one-dimensional objects[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26(7): 892 – 899.
- [8] ZHAO Z, LIU Y, ZHANG Z. Camera calibration with three non-collinear points under special motions[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, 17(2): 2393 – 2402.
- [9] MENG X, HU Z. A new easy camera calibration technique based on circular points[J]. *Pattern Recognition*, 2003, 36(5): 1155 – 1164.
- [10] 周富强, 蔡斐华. 基于非量测畸变校正的摄像机标定方法[J]. 机械工程学报, 2009, 45(8): 228 – 232. (ZHOU Fuqiang, CAI Feihua. Camera calibration method based on non-metric distortion correction[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2009, 45(8): 228 – 232.)
- [11] WANG J, SHI F, ZHANG J, et al. A new calibration model of camera lens distortion[J]. *Pattern Recognition*, 2008, 41(2): 607 – 615.
- [12] KIM J, GURDJOS P, KWEON I. Geometric and algebraic constraints of projected concentric circles and their applications to camera calibration[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(4): 637 – 642.
- [13] TRESADERN P A, REID I D. Camera calibration from human motion[J]. *Image and Vision Computing*, 2008, 26(6): 851 – 862.
- [14] HEMAYED E E. A survey of camera self-calibration[C] // *Proceedings of the IEEE Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance*. Florida, USA: IEEE, 2003: 351 – 357.
- [15] FAUGERAS O, LUONG Q T, MAYBANK S. Camera self-calibration: theory and experiments[C] // *Proceedings of the 2nd European Conference on Computer Vision*. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 1992: 321 – 334.
- [16] STURM P. A case against kruppa's equations for camera self-calibration[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(10): 1199 – 1204.
- [17] DIXON W E, FANG Y, DAWSON D M, et al. Range identification for perspective vision systems[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2003, 48(12): 2232 – 2238.
- [18] KARAGIANNIS D, ASTOLFI A. A new solution to the problem of range identification in perspective vision systems[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2005, 50(12): 2074 – 2077.
- [19] AGUIAR A, HESPANHA P. Minimum-energy state estimation for systems with perspective outputs[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2006, 51(2): 226 – 241.
- [20] LUCA A D, ORIOLO G, GIORDANO P R. On-line estimation of feature depth for image-based visual servoing schemes[C] // *Proceedings of 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Roma: IEEE, 2007: 2823 – 2828.
- [21] HARTLEY R, ZISSERMAN A. *Multiple View Geometry in Computer Vision*[M]. Second Edition. Cambridge: Cambridge University Press, 2003.
- [22] KHALIL K. *Nonlinear Systems*[M]. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 2003.

作者简介:

方勇纯 (1973—), 男, 教授、博士生导师, IEEE高级会员, 主要研究方向为复杂系统非线性控制、机器人视觉控制, E-mail: yfang@robot.nankai.edu.cn, 本文通讯作者;

刘 玺 (1984—), 男, 硕士, 主要研究方向为非线性控制、移动

机器人、视觉伺服, E-mail: liux@robot.nankai.edu.cn;

李宝全 (1986—), 男, 博士研究生, 主要研究方向为移动机器人、计算机视觉, E-mail: libq@robot.nankai.edu.cn;

张雪波 (1984—), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向为视觉控制、移动机器人、计算机视觉, E-mail: zhangxb@robot.nankai.edu.cn.

下 期 要 目

- 混合量子差分进化算法及应用 任子武, 熊 蓉, 褚 健
 蛙跳优化算法求解多目标无等待流水线调度 潘玉霞, 潘全科, 李俊青
 无线网络化系统自适应能量调度与协同控制 王 艳, 纪志成
 有向网络下仿射非线性多个体协同动力学系统的整体行为 金继东, 郑毓蕃
 质子交换膜燃料电池温度模型与模糊控制 胡 鹏, 曹广益, 朱新坚
 具有未知输出函数的非线性系统全局输出反馈控制 叶 慧, 翟军勇, 费树岷
 基于信息量的分布式协同自组织算法 陈延军, 潘 泉, 梁 彦, 李小偃
 未知多变量非线性系统自适应模糊预测控制 师五喜
 作业型摇控水下运载器的多变量Backstepping鲁棒控制 朱康武, 顾临怡
 电动助力转向系统多领域鲁棒控制模型的降阶方法 陈慧鹏, 陈国金, 陈立平, 龚友平
 主-从滤波器设计及其在传递对准中的应用 林 杰, 付梦印, 邓志红, 张继伟
 网络控制系统的预测补偿 王瑞敏, 费树岷, 柴 琳
 基于伪测量的分布式最优单步延迟航迹融合估计 金学波, 杜晶晶, 鲍 佳
 改进多目标粒子群算法及其在电弧炉供电优化中的应用 冯 琳, 毛志忠, 袁 平