

鲁棒卡尔曼滤波下的图像雅可比矩阵带时延补偿的估计

王新梅^{1†}, 魏武², 刘玮¹, 刘峰¹, 袁银龙²

(1. 中国地质大学(武汉)自动化学院, 湖北 武汉 430074; 2. 华南理工大学自动化科学与工程学院, 广东 广州 510640)

摘要: 传统的图像雅可比矩阵估计的方法没有考虑时延因素, 因此具有较大的估计误差. 为补偿时延带来的影响, 提出一种鲁棒卡尔曼滤波的方法, 实现时延情况下当前时刻特征点在图像空间中位置和速度的估计, 进而得到时延情况下较为准确的图像雅可比矩阵的估值. 具体说, 特征点在图像空间中当前时刻位置和速度是首先用卡尔曼滤波的方法估计的, 但观测噪声的描述却采用了马尔科夫链模型, 由此产生了过程噪声和观测噪声的互相关, 传统卡尔曼滤波受限. 为此, 我们引入滤波修正向量并重新定义过程方程及观测方程, 结合卡尔曼滤波中噪声的数学特性, 得到滤波修正向量消除互相关性, 从而构建出鲁棒卡尔曼滤波模型; 其次, 针对鲁棒卡尔曼滤波模型中存在的无法获得时延期间的观测向量的问题, 提出利用多项式拟合出这部分观测向量, 该多项式的选取综合考虑了特征点的位置、速度、加速度、加速度的变化率对于特征点轨迹的影响, 与实际情况相符; 最后, 由预测出的当前时刻特征点在图像空间中的位置和速度, 实现时延情况下图像雅可比矩阵较为准确的估计. 仿真和实验结果验证了本文方法的可行性和优越性.

关键词: 鲁棒卡尔曼滤波; 特征点图像时延补偿; 图像雅可比矩阵时延补偿

中图分类号: TP273 文献标识码: A

Estimation of image Jacobian matrix with time-delay compensation based on robust Kalman filtering

WANG Xin-mei^{1†}, WEI Wu², LIU Wei¹, LIU Feng¹, YUAN Yin-long²

(1. School of Automation, China University of Geosciences, Wuhan Hubei 430074, China;

2. College of Automation Science and Engineering, South China University of Technology, Guangzhou Guangdong 510640, China)

Abstract: Time delay is not considered in the traditional methods for the estimation of image Jacobian matrix, which leads to large estimation error. To compensate for the impact of the time delay, a robust Kalman filtering method is presented through which the current position and velocity of the feature point in the image space under time delay are predicted, and then the accurate image Jacobian matrix under time delay can be obtained. Specifically, the current position and velocity of the feature point in the image space are predicted by Kalman filtering algorithm, but Markov chain model is used in the description of the measurement noise, then the cross-correlation between the process noise and measurement noise is produced, the application of traditional Kalman filtering algorithm is restricted. To deal with this problem, we introduce a filtering revision vector and redefine the process equation and measurement equation. By considering the mathematical properties of the noise in Kalman filtering algorithm, we can obtain the filtering revision vector and eliminate the cross-correlation, thus developing a robust Kalman filtering model. Next, to obtain the measurement vectors which cannot be acquired in the robust Kalman filtering model owing to the existence of time delay, we propose a polynomial fitting method for its determination. The polynomial is properly selected by synthetically considering the real situation effects on the feature point trajectory from the position, the velocity, the acceleration and the change rate of acceleration of the feature point. Finally, from the predicted position and velocity of the feature point in the image space at the current time, we obtain the accurate image Jacobian matrix with time-delay compensation. Simulation and experimental results validate the feasibility and superiority of this method.

Key words: robust Kalman filtering; the feature point image with time-delay compensation; image Jacobian matrix with time-delay compensation

收稿日期: 2014-10-29; 录用日期: 2015-06-02.

[†]通信作者. E-mail: zixuanchenmeng@163.com; Tel.: +86 13098832991.

国家自然科学基金项目(61472374, 61573148), 国家自然科学基金一天元基金项目(11426210), 中央高校基本科研业务费专项基金项目(CUGL130223)资助.

Supported by National Natural Science Foundation of China (61472374, 61573148), National Natural Science Foundation of China-Tian Yuan Special Foundation (11426210) and Fundamental Research Funds for the Central Universities of China (CUGL130223).

1 引言(Introduction)

视觉伺服中基于图像的视觉伺服相应于基于位置的视觉伺服来说, 具有不需要三维重建、对标定误差和空间模型误差不敏感、适应大多数非结构化的环境中的优点. 目前对于基于图像的视觉伺服系统研究的关键问题一般也落在了对图像雅可比矩阵进行估计的问题上.

图像雅可比矩阵描述机器人末端执行器在图像特征空间中的变化到机器人末端执行器在工作空间中的变化的一种映射, 这里使用以下形式描述这种映射:

$$\dot{f} = J_k \cdot \dot{p}, \quad (1)$$

$$J_k = \frac{\partial f}{\partial p} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1(p)}{\partial p_1} & \dots & \frac{\partial f_1(p)}{\partial p_m} \\ \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial f_n(p)}{\partial p_1} & \dots & \frac{\partial f_n(p)}{\partial p_m} \end{bmatrix}, \quad (2)$$

这里: \dot{f} 为机器人末端执行器在图像特征空间中的速度, \dot{p} 为机器人末端执行器在工作空间中的速度, $J_k \in \mathbb{R}^{n \times m}$ 为图像雅可比矩阵.

对于图像雅可比矩阵估计的问题, 传统方法采用Broyden估计器进行图像雅可比矩阵估计^[1-3], 在具体操作中, 利用每一步机器人的运动和相应的图像特征变化, 确定每一个时刻雅可比矩阵的估计值, 此类方法从静态Broyden更新法、动态Broyden更新法, 过渡到带遗忘因子的动态Broyden更新法、带遗忘因子的分块Broyden法.

此外, 近年来对于该问题的研究, 还出现了以Kalman滤波、神经网络、粒子滤波、鲁棒信息滤波器等方法为代表的文献[4-9]. 下面对这些文献所做的工作进行相应的总结:

基于Kalman滤波的图像雅可比矩阵估计, 主要是将图像雅可比矩阵随时间更新的过程近似为一个线性-高斯模型, 定义雅可比矩阵的观测向量为系统状态变量, 而机械臂末端运动引起的图像特征变化为系统的输出变量, 经过Kalman滤波得到当前时刻的图像雅可比矩阵的估计值.

另外, 部分学者提出了通过人工神经网络不断学习机器人关节角变化与图像特征变化之间的映射关系, 虽然神经网络在逼近这些映射关系方面有一定优势, 但是合适的神经网络结构比较难以选择, 而且用神经网络离线训练这些映射关系计算量不小, 所以这类方法在实际系统中的应用不多.

同时, 有文献在图像雅可比矩阵估计中引入粒子滤波, 主要用于处理噪声是非高斯的情况, 而且它的适用前提是已知实际系统噪声的分布特性, 所以在实际中只能通过仿真验证其优势, 无法应用于实际系统; 同时粒子滤波还有这样一些不足, 如粒子贫化, 计算

量大, 运行周期长, 实时性需求难以满足等.

目前已有相当多的文献对图像雅可比矩阵的估计做出了研究, 然而, 绝大多数文献的研究中, 影响视觉伺服控制的关键因素如当前时刻特征点的图像和图像雅可比矩阵的估算, 都没有考虑时延因素的影响, 而在实际视觉伺服系统中, 由图像采集、传输和处理带来的时延无法避免, 在实际控制中, 利用延迟的图像雅可比矩阵估值及图像特征必将影响控制精度, 甚至产生控制失败. 为实现精确的基于图像的视觉伺服控制, 必须找到能够减小甚至消除时延影响的方法.

目前, 极少有文献对此类系统中图像特征及图像雅可比矩阵的估算进行时延情况下补偿的研究, 已取得的一些研究成果为:

1) 国外研究成果: Nishio^[10]和Nakadokoro^[11]通过预测图像的变化来补偿这部分时延, 并取得了一定的效果. 它通过建立机器人工作空间中当前时刻的运动和通过预测获得的图像空间中机器人运动之间的非线性映射关系来补偿时延带来的影响, 但是它假定在时延期间机器人的运动图像特征的加速度不变, 所以这种方法存在较大的局限性.

2) 国内研究成果: 高振东^[12]采用基于多项式局部拟合的方法估计图像雅可比矩阵, 但文中没有考虑图像采集处理中各种存在的噪声, 在实际应用中具有一定的局限性. 刘文芳^[13]通过对目标特征点进行运动建模, 利用常规Kalman滤波估计当前时刻特征点在图像空间中的位置和速度, 进而估计出当前时刻较为准确的图像雅可比矩阵, 但该算法中过程噪声和观测噪声的方差恒定, 时延期间观测向量的估算存在一定问题.

本文从图像特征空间的角度进行时延情况下图像雅可比矩阵估计补偿的研究, 提出一种鲁棒卡尔曼滤波的方法. 针对文献[10-13]中的不足, 给出相应的解决方案, 仿真和实验结果表明, 文中方法能够比较准确地估计出当前时刻目标特征点在图像空间中的位置和速度, 从而在未知环境下动态图像雅可比矩阵的稳定辨识, 验证了本文方法的可行性和优越性.

2 带时延补偿的特征点运动状态及图像雅可比矩阵的估计(The estimation of the feature point motion state and image Jacobian matrix with time-delay compensation)

2.1 图像空间中特征点运动状态的估计(The motion state estimation of the feature point in the image space)

建立如下特征点运动的数学方程:

$$\begin{cases} x_{k+1} = x_k + v_x \cdot T, \\ y_{k+1} = y_k + v_y \cdot T, \end{cases} \quad (3)$$

这里: x_k, y_k 为特征点 k 时刻的位置, v_x, v_y 为特征点在图像空间中 x, y 方向上的速度, T 为采样周期.

本文中,特征点的加速度看作一种随机噪声,与模型误差合起来作为动态噪声,考虑特征点运动过程中的加速度不大的情形,把该动态噪声当作高斯白噪声处理.这里,将式(3)的运动方程转化为如下的过程方程:

$$X_{k+1} = AX_k + W_k, \quad (4)$$

其中:状态变量 X_k 为

$$X_k = \begin{bmatrix} x_k & y_k \\ \dot{x}_k & \dot{y}_k \end{bmatrix},$$

状态转移矩阵 A 为

$$A = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

W_k 为包含状态噪声、动态噪声等,均值为0、方差为 Q_k 的高斯白噪声.

建立系统的观测方程如下:

$$Z_k = HX_k + V_k, \quad (5)$$

这里:观测向量 $Z_k = [x_k \ y_k]$,观测矩阵 $H = [1 \ 0]$.

对于大多数的情况,观测噪声的描述可以使用马尔科夫链模型,即

$$V_k = \phi_{k-1}V_{k-1} + \mu_{k-1}, \quad (6)$$

这里: ϕ_{k-1} 是一个系数矩阵, μ_{k-1} 是均值为0,方差为 R_k 的高斯白噪声.这种描述更接近于真实的环境,噪声的描述形式也更加准确.

由公式(4)–(6),可以得到系统 $k+1$ 时刻的观测值如下:

$$\begin{aligned} Z_{k+1} &= HX_{k+1} + V_{k+1} = \\ & (HA - \phi_k H)X_k + \phi_k Z_k + HW_k + \mu_k. \end{aligned} \quad (7)$$

公式(7)可以变化为如下形式:

$$\underbrace{Z_{k+1} - \phi_k Z_k}_{\hat{Z}_k} = \underbrace{(HA - \phi_k H)}_{\hat{H}_k} X_k + \underbrace{HW_k + \mu_k}_{\hat{V}_k}. \quad (8)$$

式(8)可以看作式(5)的等价形式,考虑式(4)和式(8),噪声 W_k 和 \hat{V}_k 的统计特性如下:

$$\begin{cases} E[\hat{V}_k \hat{V}_k^T] = \underbrace{(HQ_k H^T + R_k)}_{R_k^*} \delta_{kj}, \\ E[W_k \hat{V}_k^T] = \underbrace{(Q_k H^T)}_{S_k} \delta_{kj}, \\ \delta_{kj} = \begin{cases} 1, & k = j, \\ 0, & k \neq j. \end{cases} \end{cases} \quad (9)$$

式(9)表明观测噪声 \hat{V}_k 是均值为0,方差为 R_k^* 的高斯白噪声,并且与噪声 W_k 具有统计相关性,互协方差为 S_k .在这种情况下,传统卡尔曼滤波的方法受限,为

了消除观测噪声和过程噪声的互相关性,这里引入滤波修正向量 γ_k ,重新定义过程方程(4):

$$\begin{aligned} X_{k+1} &= \\ & AX_k + W_k + \gamma_k(\hat{Z}_k - \hat{H}_k X_k - \hat{V}_k) = \\ & (A - \gamma_k \hat{H}_k)X_k + \gamma_k \hat{Z}_k + \underbrace{W_k - \gamma_k \hat{V}_k}_{W_k^*}. \end{aligned} \quad (10)$$

为了消除观测噪声和过程噪声的互相关性,必须使得 $E[W_k^* \hat{V}_k^T] = 0$,即

$$E[W_k^* \hat{V}_k^T] = (S_k - \gamma_k R_k^*) \delta_{kj} = 0,$$

即 $S_k = \gamma_k R_k^*$,滤波修正向量 $\gamma_k = S_k R_k^{*-1}$.

由重新定义的过程方程(10)和观测方程(8),根据最优估计理论,可得如下鲁棒卡尔曼滤波模型:

1) 预测方程:

$$\begin{cases} \hat{X}_{k|k-1} = \\ A\hat{X}_{k-1|k-1} + \gamma_{k-1}(\hat{Z}_{k-1} - \hat{H}_{k-1}\hat{X}_{k-1|k-1}), \\ P_{k|k-1} = \\ Q_{k-1} - \gamma_{k-1}S_{k-1}^T + [A - \gamma_{k-1}\hat{H}_{k-1}] \cdot \\ P_{k-1|k-1}[A - \gamma_{k-1}\hat{H}_{k-1}]^T. \end{cases} \quad (11)$$

2) 更新方程:

$$\begin{cases} \hat{X}_{k|k} = \hat{X}_{k|k-1} + K_k(\hat{Z}_k - \hat{H}_k \hat{X}_{k|k-1}), \\ K_k = P_{k|k-1} \hat{H}_k^T [\hat{H}_k P_{k|k-1} \hat{H}_k^T + R_k^*]^{-1}, \\ P_{k|k} = [I - K_k \hat{H}_k] P_{k|k-1}. \end{cases} \quad (12)$$

2.2 特征点图像及图像雅可比矩阵带时延补偿的估计(The estimation of the feature point image and image Jacobian matrix with time-delay compensation)

由于系统时延的存在,实际中无法直接获得当前时刻特征点的状态.若系统采样周期为 T ,由图像采集、传输和处理等过程产生的时延为 hT ,当前时刻为 $k+h$,则实际上系统只能在 $h+1 \sim k+h$ 时刻获得 $1 \sim k$ 时刻的图像特征 $f_1 \sim f_k$.由鲁棒卡尔曼滤波模型(11)–(12),通过此滤波算法进行 h 步的预测,即可获得当前时刻特征点在图像空间中运动状态的估计值.由于 $k+1 \sim k+h$ 时刻系统观测向量无法获得,所以用观测向量的估值 \hat{Z}_k 代替递推过程中的观测向量 \hat{Z}_k .具体如下:

1) 预测方程:

$$\begin{cases} \hat{X}_{k+1|k} = A\hat{X}_{k|k} + \gamma_k(\hat{Z}_k - \hat{H}_k \hat{X}_{k|k}), \\ P_{k+1|k} = [A - \gamma_k \hat{H}_k] P_{k|k} [A - \gamma_k \hat{H}_k]^T + \\ Q_k - \gamma_k S_k^T. \end{cases} \quad (13)$$

2) 更新方程:

$$\begin{cases} \hat{X}_{k+1|k+1} = \hat{X}_{k+1|k} + K_{k+1}(\hat{Z}_{k+1} - \hat{H}_{k+1}\hat{X}_{k+1|k}), \\ K_{k+1} = P_{k+1|k}\hat{H}_{k+1}^T[R_{k+1}^* + \hat{H}_{k+1}P_{k+1|k}\hat{H}_{k+1}^T]^{-1}, \\ P_{k+1|k+1} = [I - K_{k+1}\hat{H}_{k+1}]P_{k+1|k}. \end{cases} \quad (14)$$

这里: 当 $k + 1 \leq i \leq k + h$ 时, \hat{Z}_i 用其估计值 \bar{Z}_i 表示:

$$\bar{Z}_i = [\bar{x}_i \ \bar{y}_i],$$

\bar{x}_i, \bar{y}_i 为 i 时刻特征点在图像空间中 x, y 方向上位置的估计值; 当 $k + 1 \leq i \leq k + h$ 时, \hat{Z}_i 的估计值 \bar{Z}_i 可以通过多项式拟合的方式进行估计. 采用时刻 $k - m \sim k - 1$ 的这一部分数据进行拟合. 目标是得到一个多项式, 使得拟合的残差最小. 选取

$$\bar{Z}_{i+1} = \alpha_0 \bar{Z}_i + \alpha_1 \dot{\bar{Z}}_i + \alpha_2 \ddot{\bar{Z}}_i + \alpha_3 \dddot{\bar{Z}}_i = [x_p^{i+1} \ y_p^{i+1}], \quad (15)$$

上式中的 x_p^{i+1}, y_p^{i+1} 为 $i + 1$ 时刻特征点在图像空间中 x, y 方向上位置的估计值.

该多项式的选取综合考虑了特征点的位置、速度、加速度、加速度的变化率对于特征点轨迹的影响, 与实际情况相符. 目标是得到 a_0, a_1, a_2, a_3 使得下式成立:

$$\min \left\{ \sum_{k-m}^{k-1} \beta_i [(x_p^{i+1} - \hat{Z}_{i+1}^x)^2 + (y_p^{i+1} - \hat{Z}_{i+1}^y)^2] \right\},$$

这里 $\hat{Z}_{i+1}^x, \hat{Z}_{i+1}^y$ 为 \hat{Z}_{i+1} 在 x, y 方向上的分量. 获得 a_0, a_1, a_2, a_3 之后, 对于 $k + 1 \sim k + h$ 时刻的估计值 \bar{Z}_i , 可以由式(15)递推计算得出. $\sum_{k-m}^{k-1} \beta_i = 1, \beta_i > 0, \beta_i$ 的选取规则是离当前时刻越近的时刻, 给予越高的权值.

状态的估计使用此方法拟合, 不仅考虑了特征点运动的实际情况, 也没有增加很多计算量, 实时性得到了一定的保证.

用式(13)–(14)进行 h 次预测, 即可获得当前时刻特征点在图像空间中运动状态的估计值. 由此, 根据文中的滤波算法, 利用已知的 $f_1 \sim f_k$ 可以估计出当前时刻特征点在图像空间中的位置和速度 $\hat{f}_{k+h}, \Delta \hat{f}_{k+h}$; 同时可以实时获得机器人末端在笛卡尔空间中的速度 Δp , 故而可以计算出当前时刻较为准确的图像雅可比矩阵. 利用递推最小二乘法估计出当前时刻的图像雅可比矩阵 \hat{J}_{k+h} :

$$\begin{aligned} \hat{J}_{k+h} = & \hat{J}_{k+h-1} + \frac{(f_{k+h} - f_{k+h-1})\dot{p}_{k+h}^T P_{k+h-1}}{\lambda + \dot{p}_{k+h}^T P_{k+h-1} \dot{p}_{k+h}} \\ & \frac{\left(\hat{J}_{k+h-1} \dot{p}_{k+h} - \frac{\partial f_{k+h}}{\partial t} T \right) \dot{p}_{k+h}^T P_{k+h-1}}{\lambda + \dot{p}_{k+h}^T P_{k+h-1} \dot{p}_{k+h}}, \end{aligned}$$

$$P_{k+h} = \frac{1}{\lambda} \left(P_{k+h-1} - \frac{P_{k+h-1} \dot{p}_{k+h} \dot{p}_{k+h}^T P_{k+h-1}}{\lambda + \dot{p}_{k+h}^T P_{k+h-1} \dot{p}_{k+h}} \right).$$

\hat{J}_{k+h} 是 $k + h$ 时刻图像雅可比矩阵的最小二乘估计, T 是采样周期, λ 是遗忘因子, $\frac{\partial f}{\partial t} T$ 为误差补偿项.

3 仿真和实验(Simulation and experiment)

本文从两方面进行仿真实验: 1) 基于本文方法的图像空间中特征点运动状态估计的仿真; 2) 理论轨迹与计算所得轨迹的对比实验. 仿真1验证在系统时延存在的情况下, 由文中方法对当前时刻特征点运动状态进行估计产生的效果; 仿真2在目标特征点不动的情况下, 由机械臂运动使得目标在图像平面产生了一段轨迹, 对比理论轨迹与通过本文方法和文献[13]中的方法产生的两段轨迹.

3.1 基于本文方法的特征点运动状态估计的仿真 (Simulation on the motion state estimation of the feature point based on the proposed algorithm)

假设特征点在图像空间中产生一段运动, 加速度不恒定, 系统采样周期取 $T = 0.1$ s, 时延为3个采样周期即 $\tau = 0.3$ s, P_k, Q_k, R_k 矩阵的初始值分别为:

$$P_0 = 5 \times I_{2 \times 2}, Q_0 = 5 \times I_{2 \times 2}, R_0 = 5 \times I_{1 \times 1}.$$

仿真过程如下: 假设当前时刻为 k , 由于系统的时延, 可以得到前 $k - 3$ 个时刻特征点的运动状态, 利用文中式(13)–(14)进行3次预测, 可以估计出当前时刻特征点在图像空间中的位置和速度. 仿真结果如图1–4所示, 这里只列出 x 方向的预测结果 (y 方向类似). 图1–2为特征点在 x 方向的位置预测结果及预测误差, 图3–4为特征点在 x 方向的速度预测结果及预测误差.

由图1–4看出, 特征点位置和速度的预测误差较小, 表明系统在该时延情况下, 利用本文的方法较好地估计出了特征点当前时刻的位置和速度, 故而可以计算出当前时刻较为准确的图像雅可比矩阵.

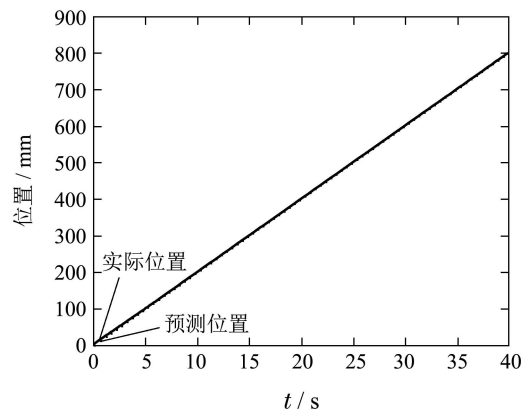
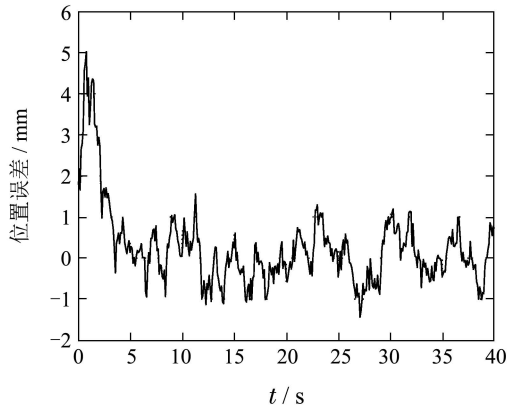
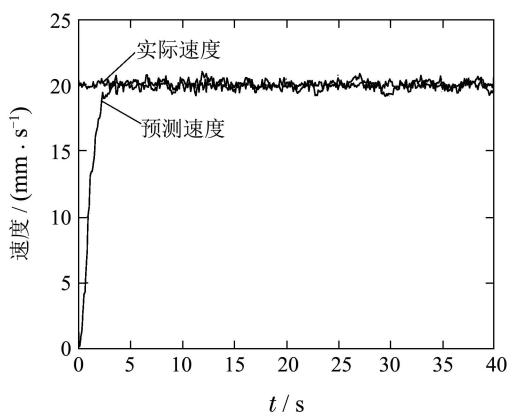
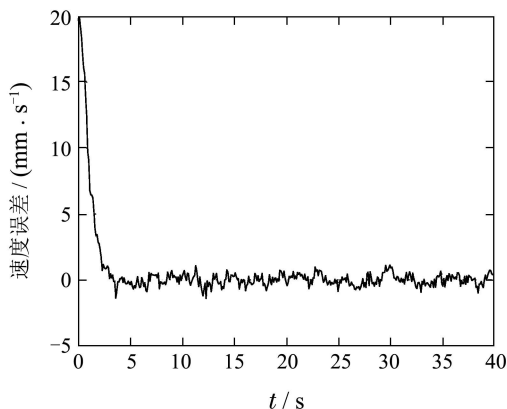


图 1 x 方向的位置预测结果图

Fig. 1 Position prediction in x direction

图2 x 方向的位置预测误差图Fig. 2 Position prediction error in x direction图3 x 方向的速度预测结果图Fig. 3 Velocity prediction in x direction图4 x 方向的速度预测误差图Fig. 4 Velocity prediction error in x direction

3.2 理论轨迹与计算所得轨迹的对比实验(Comparative experiment between theoretical trajectory and calculated trajectories)

实验平台采用华南理工大学研发的ML6-QJ-I型六足爬壁机器人平台. 该机器人采用真空吸盘式六足机器人结构, 机体平面为正六边形(如图5所示). 机器人足(腿)由髋关节、膝关节、踝关节、足关节和球铰关节组成, 前4个关节为主动驱动关节, 球铰关节为被动适应关节. 球铰关节和真空吸盘相连, 所有机械臂轴

心在同一平面上, 髋关节与足关节、踝关节和膝关节正交, 髋关节安装在机体上且轴线方向与机体垂直(六足机器人各腿的示意图如图6所示), 其底层控制周期为20 ms. 摄像头安装在六腿中待摆动腿上与球铰连接的吸盘上, 摄像头光轴在摆动腿关节节点 $O_2O_3O_4O_5$ 组成的平面上, 并且摄像头光轴平行于吸盘平面, 摄像头与机器人间的空间几何关系已知, 且机器人模型已知. 实验中, 摄像头视频采样频率为25 f/s, 与视觉服务器(机载工控机)之间通过电缆和USB接口进行视频传输, 视频采集系统时延约等于两个采样周期.

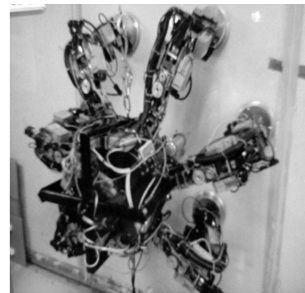


图5 ML6-QJ-I型六足爬壁机器人

Fig. 5 ML6-QJ-I type six-legged climbing robot

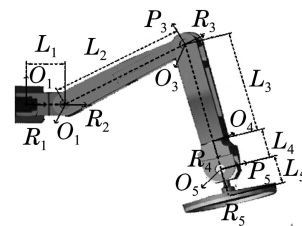


图6 六足机器人各腿的示意图

Fig. 6 Schematic diagram of each leg in hexapod robot

实验时, 设定摆动腿髋关节 O_1 固定不转动, 所选用的球铰只有在大于扭矩 M 作用下才会产生转动, 摆动腿吸盘由于重力对球铰所产生的扭矩小于 M , 所以球铰 O_5 也可视为固定不转动.

本实验中, 图7中机械臂前方塑料板上的红点是目标特征点, 在实验中静止不动, 给定机械臂的控制规律, 控制膝关节、踝关节和足关节转动, 使得摄像头能够一直拍摄到红点图像. 在一定的采样周期内, 目标特征点在图像空间中形成一段轨迹, 由于控制规律给定, 摄像头与机器人间的空间几何关系已知, 可以通过坐标变换和投影关系计算得到理论轨迹. 实验中, 目标在图像空间中的理论轨迹的起始点(355, 305)同时作为本文方法和文献[13]中方法产生的轨迹的起始点, 通过本文方法和文献[13]中方法的计算, 可以得到两条运动轨迹, 其中一条为文献[13]中方法产生的运动轨迹, 另一条为本文提出的方法产生的运动轨迹(如图8中所示).

下面根据实验结果给出数据分析: 1) 前7个采样点, 文献[13]中方法的误差控制在6-11个像素左右,

本文方法的误差控制在2-4个像素左右; 2) 第8-12个采样点, 文献[13]中方法的误差控制在5-7个像素左右, 本文方法的误差控制在2-3个像素左右; 3) 第13-25个采样点, 文献[13]中方法的误差控制在4-7个像素左右, 本文方法的误差控制在1-2个像素左右。

因此, 本文所提出的方法其轨迹更接近于理论轨迹, 误差较小, 优于文献[13]中的方法。

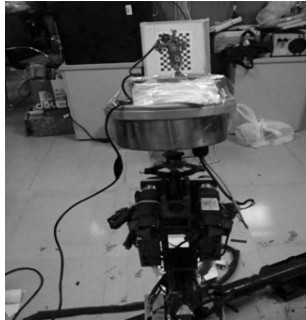


图7 实验装置

Fig. 7 The experimental device

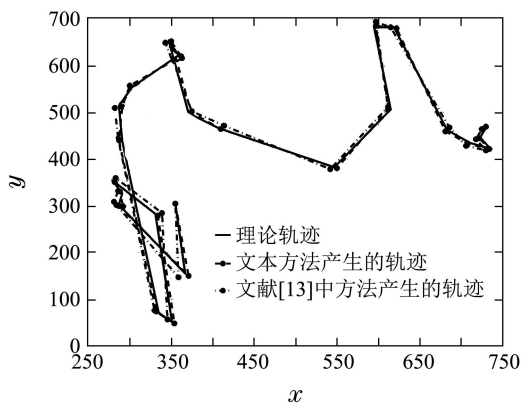


图8 轨迹对比实验

Fig. 8 Trajectory comparative experiment

4 结论(Conclusions)

通过仿真部分的实验结果, 可以看到: 1) 由仿真1所得, 时延情况下利用本文的方法, 能够较好地估计出目标特征点当前时刻的位置和速度; 2) 由仿真2所得, 本文所提出的方法, 其轨迹更接近于理论轨迹, 误差较小, 优于文献[13]中的方法。目标特征点当前时刻的位置和速度的估算问题, 对于图像雅可比矩阵的估计是非常重要的, 也是基于图像的视觉伺服系统中的关键问题。本文所做的一些工作, 主要是针对文献[10-13]中方法的不足, 给出相应的解决方案; 仿真和实验结果验证了本文方法的可行性和优越性。

参考文献(References):

[1] PIEPMEIER J A, MCMURRAY G V, LIPKIN H. A dynamic Jacobian estimation method for uncalibrated visual servoing [C] // *Proceedings of IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics*. Atlanta: IEEE, 1999: 944 - 949.

[2] SHADEMAN A, FARAHMAND A, JAGERSAND M. Robust Jacobian estimation for uncalibrated visual servoing [C] // *2010 IEEE International Conference on Robotics & Automation*. Anchorage: IEEE, 2010: 5564 - 5569.

[3] 曾祥进, 黄心汉, 王敏. 基于Broyden在线图像雅可比矩阵辨识的视觉伺服 [J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2008, 36(9): 17 - 20. (ZENG Xiangjin, HUANG Xinhuan, WANG Min. Vision servoing based on online estimation of image Jacobian matrix of Broyden [J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2008, 36(9): 17 - 20.)

[4] KUMAR S, BEHARA L. Implementation of a neural network based visual motor control algorithm for a 7 DOF redundant manipulator [C] // *IEEE International Joint Conference on Neural Networks*. Hong Kong: IEEE, 2008: 1344 - 1351.

[5] FARAHMAND A M, SHADEMAN A, JAGERSAND M. Global visual-motor estimation for uncalibrated visual servoing [C] // *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. San Diego: IEEE, 2007: 1969 - 1974.

[6] 李优新, 毛宗源, 田联房. 基于图像矩与神经网络的机器人四自由度视觉伺服 [J]. 控制理论与应用, 2009, 26(10): 1162 - 1166. (LI Youxin, MAO Zongyuan, TIAN Lianfang. Visual servoing of 4DOF-robot using image moments and neural network [J]. *Control Theory & Applications*, 2009, 26(10): 1162 - 1166.)

[7] 辛菁, 白蕾, 刘丁. 基于自适应kalman滤波的机器人6DOF无标定视觉定位 [J]. 系统仿真学报, 2014, 26(3): 586 - 591. (XIN Jing, BAI Lei, LIU Ding. Adaptive Kalman filter-based robot 6DOF uncalibrated vision positioning [J]. *Journal of System Simulation*, 2014, 26(3): 586 - 591.)

[8] 张捷, 刘丁. 基于鲁棒信息滤波器的图像雅可比矩阵在线估计 [J]. 西安理工大学学报, 2011, 27(2): 133 - 138. (ZHANG Jie, LIU Ding. Online estimation of image Jacobian Matrix based on robust information filter [J]. *Journal of Xi'an University of Technology*, 2011, 27(2): 133 - 138.)

[9] 李鹤喜, 石永华, 王国荣. 采用SVR-雅可比估计器的焊接机器人视觉引导 [J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2013, 41(7): 19 - 25. (LI Hexi, SHI Yonghua, WANG Guorong. Visual guidance of welding robot using SVR-Jacobian estimator [J]. *Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition)*, 2013, 41(7): 19 - 25.)

[10] NISHIO D, NAKAMURA M, KOMADA S, et al. Tracking of moving object by manipulator using estimated image feature and its error correction on image planes [C] // *The 8th IEEE International Workshop on Advanced Motion Control*. Kawasaki: IEEE, 2004: 653 - 657.

[11] NAKADOKORO M, KOMADA S, HORI T. Stereo visual servo of robot manipulators by estimated image features without 3D reconstruction [C] // *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*. Tokyo: IEEE, 1999: 571 - 576.

[12] 高振东, 苏剑波. 带有时延补偿的图像雅可比矩阵估计方法 [J]. 控制理论与应用, 2009, 26(1): 23 - 27. (GAO Zhendong, SU Jianbo. The estimation of image Jacobian matrix with time-delay compensation for uncalibrated visual servoing [J]. *Control Theory & Applications*, 2009, 26(1): 23 - 27.)

[13] 刘文芳, 郝志刚, 卢胜利, 等. 带时延补偿的图像雅可比矩阵在线估计方法 [J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(21): 181 - 184. (LIU Wenfang, BING Zhigang, LU Shengli, et al. Online estimation of image Jacobian matrix with time-delay compensation [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2010, 46(21): 181 - 184.)

作者简介:

王新梅 (1979-), 女, 博士, 讲师, 研究领域为时滞系统稳定性分析与控制、视觉伺服等, E-mail: zixuanchenmeng@163.com;

魏武 (1970-), 男, 博士, 副教授, 研究领域为机器人控制、智能交通等, E-mail: eeweiwu@126.com;

刘玮 (1976-), 女, 博士, 讲师, 研究领域为遥感图像处理、图像目标检测与识别技术等, E-mail: liuweianne@gmail.com;

刘峰 (1972-), 男, 博士, 教授, 研究领域为复杂网络系统的混沌、分叉、稳定性等的分析, E-mail: lfpost@163.com;

袁银龙 (1990-), 男, 硕士研究生, 研究领域为智能机器人、机器学习等, E-mail: yuanyinlong2009@163.com.