

未标定视觉伺服系统的动力学控制

宋彩温, 匡森

(中国科学技术大学自动化系, 安徽合肥 230027)

摘要: 针对具有动力学不确定性的未标定机器人视觉伺服系统, 通过在机器人末端操作器上选取多个特征点, 设计了一个基于机器人动力学的关节力矩控制器, 使得特征点在图像平面上收敛到其期望值。首先, 分别基于不含深度信息的图像雅可比矩阵和一组适当选取的机器人动力学参数, 建立了摄像机和机器人动力学的线性参数模型。然后, 在此基础上, 进一步设计了摄像机和机器人动力学参数的在线自适应更新律, 分析了系统的稳定性。最后, 在一个三关节机械臂上进行了仿真实验, 实验结果验证了该控制方案的良好控制效果。

关键词: 动力学不确定性, 未标定, 多特征点, 关节力矩控制器, 线性参数模型, 自适应参数更新律

中图分类号: TP242.6+2 **文献标识码:** A doi:10.3969/j.issn.0253-2778.2015.07.001

引用格式: SONG Caiwen, KUANG Sen. A dynamics control scheme of uncalibrated visual servoing systems[J].

Journal of University of Science and Technology of China, 2015, 45(7): 537-545.

宋彩温, 匡森. 未标定视觉伺服系统的动力学控制[J]. 中国科学技术大学学报, 2015, 45(7): 537-545.

A dynamics control scheme of uncalibrated visual servoing systems

SONG Caiwen, KUANG Sen

(Department of Automation, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China)

Abstract: For an uncalibrated visual servoing system with dynamic uncertainties of a robot, a joint torque controller was designed based on robot dynamics by selecting several feature points on the end-effector, which made the selected feature points converge to their desired positions on the image plane. On the basis of a depth-independent image Jacobian matrix and a set of robot dynamics parameters properly selected, linear parametric models of the camera and robot dynamics were established. Then, the online adaptive updating laws the camera parameters and the robot dynamics parameters were designed, and the stability of the closed-loop system was analyzed. Finally, simulation experiments on a three joint manipulator show good performance of the control scheme.

Key words: dynamics uncertainties, uncalibrated, multiple feature points, joint torque controller, linear parametric models, adaptive updating laws

收稿日期: 2015-01-05; 修回日期: 2015-04-16

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金(WK2100100019)资助。

作者简介: 宋彩温, 女, 1989 年生, 硕士生。研究方向: 机器人视觉伺服控制。E-mail: songcaiw@mail.ustc.edu.cn

通讯作者: 匡森, 博士/副教授。E-mail: skuang@ustc.edu.cn

0 引言

视觉伺服在理论和应用上已得到广泛研究^[1-8]. 现有的视觉伺服方法可分为基于运动学的方法^[9]和基于动力学的方法^[10]. 基于运动学的视觉伺服通常是设计速度控制器, 基于动力学的视觉伺服通过视觉反馈直接设计关节控制力矩. 相比于基于运动学的控制, 基于动力学的控制能够更严格地保证系统的稳定性. 基于图像的视觉伺服使用图像雅可比矩阵将图像偏差映射到关节空间, 由于图像雅可比矩阵与摄像机的内、外参数有关, 因此在早期的视觉伺服控制研究中, 基于摄像机标定的研究较多; 由于标定过程本身较为繁琐, 且标定精度时常不能满足要求, 因此目前越来越多的学者开始了无标定视觉伺服的研究. 例如, Piepmeyer 等采用拟牛顿方法的思想, 使用 Broyden 法对图像雅可比矩阵进行了估计^[11-12]. 文献[13]提出了一种 M 估计法, 用其对雅可比矩阵进行估计, 很大程度上提高了系统的鲁棒性. 文献[14]指出, 无标定视觉伺服中的难点在于特征点深度信息的估计. 文献[15]提出了一种基于李雅普诺夫方法的自适应控制策略, 用来对特征点的深度信息进行补偿. 基于一般的优化思想, 我们使用了 D-BFGS 直接估计法对图像雅可比矩阵进行了估计^[16], 更好地解决了残差影响下运动目标跟踪的大偏差问题.

自适应视觉伺服是近年来发展起来的一种新的视觉伺服方法, 能更好地处理伺服中的各种不确定问题. 自适应视觉伺服中处理未标定问题的难点也在于特征点深度信息的处理上. 由于特征点的深度信息以非线性的方式出现在图像雅可比矩阵中, 而特征点的深度信息中包含摄像机参数, 因此摄像机参数也以非线性方式出现在图像雅可比矩阵中. Slotine 等^[17]使用不含深度信息的图像雅可比矩阵代替图像雅可比矩阵, 使得摄像机参数能够以线性方式出现在伺服系统中, 从而在一定程度上解决了这一非线性问题; 刘云辉等对此方法进行了改进, 他们主要使用了单个特征点的实际图像坐标与估计图像坐标间的偏差设计自适应摄像机参数估计, 使得摄像机参数以某一倍数值收敛到真实值^[18].

本文在上述研究的基础上, 使用多个特征点对摄像机参数进行自适应估计, 从而得到摄像机的透视投影矩阵. 与基于单特征点的自适应控制相比,

基于多特征点的自适应控制提高了控制系统的鲁棒性, 也提高了摄像机参数估计的鲁棒性; 并且通过选取多个特征点增加了冗余图像特征, 解决了伺服过程中图像特征可能会被遮盖的问题; 当然这也在一定程度上增加了系统的复杂性. 考虑到实际环境中机器人参数可能发生变化的情况, 本文研究机器人动力学参数的自适应更新方法, 从而补偿机器人动力学模型中的不确定性和未知情况, 以提高伺服控制系统的自适应性和控制性能.

1 背景及视觉伺服基础

本文考虑 n 自由度(关节)的机械臂, 并假定摄像机固定安装在机械手附近, 即 ETH 配置. 此外, 我们假定摄像机是未标定的或者标定不精确的, 即摄像机的内参数和外参数是未知的; 机器人的动力学模型在伺服过程中具有不确定性, 即机器人的动力学参数具有不确定性. 在机器人末端操作器上选取 k 个特征点用于设计控制力矩和参数自适应更新律, 以提高系统的鲁棒性.

1.1 机器人模型

我们将末端操作器坐标系的原点建立在末端操作器与机械臂末端的结合处, 并将特征点 1 选在该原点上. 设 t 时刻特征点 1 在机器人基坐标系和末端操作器坐标系下的齐次坐标分别为 $\mathbf{x}_l(t)$ 和 $\mathbf{x}_{el}(t)$ 、机器人的关节变量为:

$$\mathbf{q}(t) = [\mathbf{q}_1(t), \dots, \mathbf{q}_n(t)]^T,$$

则

$$\mathbf{x}_{el}(t) = \mathbf{T}(\mathbf{q}(t))\mathbf{x}_l(t) \quad (1)$$

$$\dot{\mathbf{x}}_l(t) = \mathbf{J}(\mathbf{q}(t))\dot{\mathbf{q}}(t) \quad (2)$$

式中, $\mathbf{T}(\mathbf{q}(t))$ 是机器人基坐标系与末端操作器坐标系间的齐次变换矩阵; $\mathbf{J}(\mathbf{q}(t))$ 称为机器人雅可比矩阵, 也是特征点 1 的雅可比矩阵. 本文假设机器人雅可比矩阵 $\mathbf{J}(\mathbf{q}(t))$ 是已知的. 设 t 时刻特征点 i 在机器人基坐标系和末端操作器坐标系下的齐次坐标分别为 $\mathbf{x}_l(t)$ 和 $\mathbf{x}_{ei}(t)$, 则

$$\mathbf{x}_{ei}(t) = \mathbf{x}_{el}(t) + \mathbf{a}_i \quad (3)$$

式中, \mathbf{a}_i 是末端操作器坐标系下由特征点 1 指向特征点 i 的向量; 特别地, $\mathbf{a}_1 = 0$. 由于末端操作器为刚体结构, 所以 \mathbf{a}_i 是常向量, 转换到世界坐标系下, 得到

$$\mathbf{x}_i(t) = \mathbf{x}_l(t) + \mathbf{T}(\mathbf{q}(t))\mathbf{a}_i \quad (4)$$

将式(4)两端对时间求导, 可得到第 i 个特征点与关节角之间的运动速度关系为:

$$\dot{\mathbf{x}}_i(t) = [(\mathbf{J}(\mathbf{q}(t)) + \partial/(\partial \mathbf{q}^T(t)) (\mathbf{T}(\mathbf{q}(t)) \mathbf{a}_i))] \dot{\mathbf{q}}(t) \triangleq \mathbf{J}_i(\mathbf{q}(t)) \dot{\mathbf{q}}(t) \quad (5)$$

式中, $\mathbf{J}_i(\mathbf{q}(t))$ 称为特征点 i 的雅可比矩阵。式(5)说明, 不同特征点对应的雅可比矩阵 $\mathbf{J}_i(\mathbf{q}(t))$ 是不同的。机器人的动力学模型具有高度的非线性特征, 考虑下面的机器人动力学模型^[19]:

$$\begin{aligned} & \mathbf{H}(\mathbf{q}(t)) \ddot{\mathbf{q}}(t) + \\ & (1/2) \dot{\mathbf{H}}(\mathbf{q}(t)) + \mathbf{C}(\mathbf{q}(t), \dot{\mathbf{q}}(t)) \dot{\mathbf{q}}(t) = \tau \end{aligned} \quad (6)$$

式中, 左边的第1项是机器人内力/力矩, 第二项是科里奥利力矩, τ 是施加在机器人关节上的控制力矩。

通过选取一组物理学参数 $\boldsymbol{\theta}_d = [\boldsymbol{\theta}_{d1}, \dots, \boldsymbol{\theta}_{ds}]^T$, 可以将非线性动力学模型(6)改写为下述线性形式^[19]:

$$\begin{aligned} & \mathbf{H}(\mathbf{q}(t)) \ddot{\mathbf{q}}(t) + \\ & (1/2) \dot{\mathbf{H}}(\mathbf{q}(t)) + \mathbf{C}(\mathbf{q}(t), \dot{\mathbf{q}}(t)) \dot{\mathbf{q}}(t) = \\ & \mathbf{P}(\mathbf{q}(t), \dot{\mathbf{q}}(t), \ddot{\mathbf{q}}(t)) \boldsymbol{\theta}_d \end{aligned} \quad (7)$$

式中, $\mathbf{P}(\mathbf{q}(t), \dot{\mathbf{q}}(t), \ddot{\mathbf{q}}(t))$ 为回归矩阵, 它是 $n \times s$ 的矩阵; $\boldsymbol{\theta}_d$ 是机器人的动力学参数矢量。

由于机器人的动力学参数是未知的, 而 $\mathbf{H}(\mathbf{q}(t))$ 和 $\mathbf{C}(\mathbf{q}(t), \dot{\mathbf{q}}(t))$ 中均含有机器人的动力学参数, 因此伺服过程中需要对动力学参数进行估计, 从而得到各力矩的估计值。用 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_d(t)$ 表示对 $\boldsymbol{\theta}_d$ 在 t 时刻的估计值, 即可把机器人的动力学模型写为 $\dot{\mathbf{H}}(\mathbf{q}(t)) \ddot{\mathbf{q}}(t) + (1/2) \dot{\mathbf{H}}(\mathbf{q}(t)) + \hat{\mathbf{C}}(\mathbf{q}(t), \dot{\mathbf{q}}(t)) \dot{\mathbf{q}}(t) = \mathbf{P}(\mathbf{q}(t), \dot{\mathbf{q}}(t), \ddot{\mathbf{q}}(t)) \hat{\boldsymbol{\theta}}_d(t)$ 的形式。本文通过设计适当的自适应算法对机器人的动力学参数矢量 $\boldsymbol{\theta}_d$ 进行在线估计, 这样在改善参数取值适应性的同时, 也可提高控制的精度。

1.2 摄像机模型

本文研究的摄像机是未标定或标定不精确的, 即摄像机的内参数矩阵和外参数矩阵均是未知的, 文中摄像机模型选为小孔模型。为方便起见, 将景物坐标系选在机器人基坐标系处。设 t 时刻特征点在机器人基坐标系和摄像机坐标系下的齐次坐标分别为 $\mathbf{x}(t)$ 和 $\mathbf{x}_c(t)$, 则:

$$\mathbf{x}_c(t) = \mathbf{M}_{\text{out}} \mathbf{x}(t) \quad (8)$$

式中, \mathbf{M}_{out} 是机器人基坐标系到摄像机坐标系间的齐次变换矩阵, 也称为摄像机的外参数矩阵。对于 ETH 装置的视觉伺服系统, \mathbf{M}_{out} 是一常矩阵。

将 t 时刻特征点在图像平面投影的齐次坐标记为 $\mathbf{y}(t) = (\mathbf{u}(t), \mathbf{v}(t), 1)^T$, 则由透视投影原理有^[1]

$$\begin{aligned} \mathbf{y}(t) &= \begin{bmatrix} \mathbf{u}(t) \\ \mathbf{v}(t) \\ 1 \end{bmatrix} = 1/z_c(t) \mathbf{\Omega} \mathbf{M}_{\text{out}} \mathbf{x}(t) \triangleq \\ & 1/(z_c(t)) \mathbf{M} \mathbf{x}(t) \triangleq 1/(z_c(t)) \begin{bmatrix} \mathbf{M}_1^T \\ \mathbf{M}_2^T \\ \mathbf{M}_3^T \end{bmatrix} \mathbf{x}(t) \end{aligned} \quad (9)$$

$$\mathbf{M} \triangleq \mathbf{\Omega} \mathbf{M}_{\text{out}} \quad (10)$$

式中, $\mathbf{\Omega}$ 仅由摄像机的内参数决定; \mathbf{M} 称为摄像机的透视投影矩阵; $z_c(t) > 0$ 是特征点到摄像机光轴中心点的垂直距离, 即特征点的深度信息。将式(9)最后一行展开, 容易得到

$$z_c(t) = \mathbf{M}_3^T \mathbf{x}(t) \quad (11)$$

由式(10)可看出, 透视投影矩阵仅由摄像机的内参数与外参数确定, 它是一个包含 12 个参数的 3×4 矩阵, \mathbf{M}_i^T 表示矩阵的第 i 行行向量。文中, 我们称 \mathbf{M} 的 12 个元素为摄像机参数。下面给出透视投影矩阵的两个性质^[20]。

性质 1.1 如果 \mathbf{M} 是摄像机的透视投影矩阵, 则其秩为 3。当摄像机未标定时, 其透视投影矩阵 \mathbf{M} 是未知的, 我们可以使用特征点的世界坐标和相应的图像坐标(文中称为特征点的轨迹点对)对 \mathbf{M} 中的 12 个未知参数进行估计。式(9)说明 1 个轨迹点对可以提供 2 个方程, 所以至少需要 6 个这样的轨迹点对。接下来给出第二个性质。

性质 1.2 即使选取足够多的轨迹点对对摄像机参数进行估计, 所求得的透视投影矩阵 \mathbf{M} 总是其真实值的某一倍数值。

我们对性质 1.2 解释如下: 如果矩阵 \mathbf{M} 是投影方程(9)的解, 即有 $\mathbf{y}(t) = 1/(\mathbf{M}_3^T \mathbf{x}(t)) \mathbf{M} \mathbf{x}(t)$, 则考虑到 $\mathbf{y}(t) = 1/(\lambda^T \mathbf{M}_3^T \mathbf{x}(t)) \lambda \mathbf{M} \mathbf{x}(t) = 1/(\mathbf{M}_3^T \mathbf{x}(t)) \mathbf{M} \mathbf{x}(t)$, 可知 $\lambda \mathbf{M}$ 也是式(9)的解。性质 1.2 说明, 无论采用什么样的估计方法, 得到的透视投影矩阵都不是唯一的, 它们之间相差一倍数值, 所以我们在对摄像机参数进行估计时, 可以先固定 \mathbf{M} 中的一个元素, 如 m_{34} , 仅对剩下的 11 个元素进行估计即可, 将它们写成列矢量的形式: $\boldsymbol{\theta} = [m_{11}, \dots, m_{14}, \dots, m_{31}, \dots, m_{33}]^T$, m_{ij} 表示矩阵 \mathbf{M} 第 i 行 j 列的元素, 我们称 $\boldsymbol{\theta}$ 为摄像机的参数矢量。

将式(9)中的 $\mathbf{y}(t) = 1/(z_c(t)) \mathbf{M} \mathbf{x}(t)$ 两端对时

间求导,并考虑式(11),有:

$$\begin{aligned}\dot{\mathbf{y}}(t) &= (\mathbf{M}\dot{\mathbf{x}}(t)\mathbf{z}_c(t) - \mathbf{M}\mathbf{x}(t)\dot{\mathbf{z}}_c(t)) / (\mathbf{z}_c^2(t)) = \\ &(\mathbf{M}\dot{\mathbf{x}}(t)\mathbf{z}_c(t) - \mathbf{z}_c(t)\mathbf{y}(t)\mathbf{M}_3^T\dot{\mathbf{x}}(t)) / (\mathbf{z}_c^2(t)) = \\ &1/(\mathbf{z}_c(t))(\mathbf{M} - \mathbf{y}(t)\mathbf{M}_3^T)\dot{\mathbf{x}}(t) \triangleq \\ &1/(\mathbf{z}_c(t))\mathbf{J}_m(t)\dot{\mathbf{x}}(t)\end{aligned}\quad (12)$$

式中, $1/(\mathbf{z}_c(t))\mathbf{J}_m(t)$ 为图像雅可比矩阵; $\mathbf{J}_m(t)$ 被称为不含深度信息的图像雅可比矩阵^[21].

由式(12)可知,不含深度信息的图像雅可比矩

阵可以避免摄像机参数以非线性的方式出现在图像雅可比矩阵中.

本文设计控制方案时,使用不含深度信息的图像雅可比矩阵代替图像雅可比矩阵,将图像空间的图像偏差映射到机器人关节空间,同时使得摄像机参数以线性形式出现在闭环系统中,降低系统复杂性的同时也为自适应算法的设计提供了条件. 式(12)中的 $\mathbf{J}_m(t)$ 可进一步写为如下形式:

$$\begin{aligned}\mathbf{J}_m(t) &= \mathbf{M} - \mathbf{y}(t)\mathbf{M}_3^T = \begin{bmatrix} \mathbf{M}_1^T - \mathbf{u}(t)\mathbf{M}_3^T \\ \mathbf{M}_2^T - \mathbf{v}(t)\mathbf{M}_3^T \\ 0 \end{bmatrix} = \\ &\begin{bmatrix} m_{11} - \mathbf{u}(t)m_{31} & m_{12} - \mathbf{u}(t)m_{32} & m_{13} - \mathbf{u}(t)m_{33} & m_{14} - \mathbf{u}(t)m_{34} \\ m_{21} - \mathbf{v}(t)m_{31} & m_{22} - \mathbf{v}(t)m_{32} & m_{23} - \mathbf{v}(t)m_{33} & m_{24} - \mathbf{v}(t)m_{34} \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \triangleq \mathbf{Q}_1(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{y}(t))\end{aligned}\quad (13)$$

由于摄像机是未标定或标定不精确的,摄像机参数是未知的,故不含深度信息的图像雅可比矩阵也是未知的,所以伺服过程中我们需要对摄像机参数矢量 $\boldsymbol{\theta}$ 进行在线估计. 用 $\hat{\boldsymbol{\theta}}(t)$ 表示 t 时刻时 $\boldsymbol{\theta}$ 的估计值,这样就能将不含深度信息的图像雅可比矩阵 $\mathbf{J}_m(t)$ 的估计量写为:

$$\hat{\mathbf{J}}_m(t) = \mathbf{Q}(\hat{\boldsymbol{\theta}}(t), \mathbf{y}(t)) \quad (14)$$

对于不含深度信息的图像雅可比矩阵 $\mathbf{J}_m(t)$, 我们有以下结论.

命题 1.1^[22] 如果摄像机透视投影矩阵 \mathbf{M} 的秩为 3, 则不含深度信息的图像雅可比矩阵 $\mathbf{J}_m(t)$ 的秩为 2.

为了说明命题 1.1, 假设 $\mathbf{J}_m(t)$ 的秩小于 2, 则存在不为 0 的两常数 λ_1 和 λ_2 使得下式成立.

$$\lambda_1(\mathbf{M}_1^T - \mathbf{u}(t)\mathbf{M}_3^T) + \lambda_2(\mathbf{M}_2^T - \mathbf{v}(t)\mathbf{M}_3^T) = 0 \quad (15)$$

化简后得

$$\lambda_1\mathbf{M}_1^T + \lambda_2\mathbf{M}_2^T + (-\lambda_1\mathbf{u}(t) - \lambda_2\mathbf{v}(t))\mathbf{M}_3^T = 0 \quad (16)$$

当 $\lambda_1\mathbf{u}(t) - \lambda_2\mathbf{v}(t) = 0$ 时, 行向量 \mathbf{M}_1^T 和 \mathbf{M}_2^T 是线性相关的; 当 $\lambda_1\mathbf{u}(t) - \lambda_2\mathbf{v}(t) \neq 0$ 时, 行向量 \mathbf{M}_1^T 、 \mathbf{M}_2^T 和 \mathbf{M}_3^T 是线性相关的. 无论哪种情况, 矩阵 \mathbf{M} 的秩均小于 3, 所以假设不成立, $\mathbf{J}_m(t)$ 的秩为 2.

命题 1.2 对任一与摄像机参数矢量线性无关的齐次向量 $\boldsymbol{\varphi} = [a_1, a_2, a_3, 1]^T$, 总有:

$$(\hat{\mathbf{J}}_m(t) - \mathbf{J}_m(t))\boldsymbol{\varphi} = \mathbf{Q}_2(\boldsymbol{\varphi}, \mathbf{y}(t))\Delta\boldsymbol{\theta}(t) \quad (17)$$

式中, 回归矩阵 $\mathbf{Q}_2(\boldsymbol{\varphi}, \mathbf{y}(t))$ 不依赖于摄像机参数矢量 $\boldsymbol{\theta}$, $\Delta\boldsymbol{\theta}(t) \triangleq \hat{\boldsymbol{\theta}}(t) - \boldsymbol{\theta}$ 称为摄像机参数矢量的估计误差.

命题 1.2 的合理性证明如下:

$$\begin{aligned}\mathbf{J}_m(t)\boldsymbol{\varphi} &= \\ &\begin{bmatrix} a_1 & a_2 & a_3 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & -a_1\mathbf{u}(t) & -a_2\mathbf{u}(t) & -a_3\mathbf{u}(t) \\ 0 & 0 & 0 & 0 & a_1 & a_2 & a_3 & 1 & -a_1\mathbf{v}(t) & -a_2\mathbf{v}(t) & -a_3\mathbf{v}(t) \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \boldsymbol{\theta} - \begin{bmatrix} \mathbf{u}(t) \\ \mathbf{v}(t) \\ 0 \end{bmatrix} m_{34}\end{aligned}\quad (18)$$

所以,

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{J}}_m(t)\boldsymbol{\varphi} - \mathbf{J}_m(t)\boldsymbol{\varphi} &= \\ &\begin{bmatrix} a_1 & a_2 & a_3 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & -a_1\mathbf{u}(t) & -a_2\mathbf{u}(t) & -a_3\mathbf{u}(t) \\ 0 & 0 & 0 & 0 & a_1 & a_2 & a_3 & 1 & -a_1\mathbf{v}(t) & -a_2\mathbf{v}(t) & -a_3\mathbf{v}(t) \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} (\hat{\boldsymbol{\theta}}(t) - \boldsymbol{\theta}) = \\ &\mathbf{Q}_2(\boldsymbol{\varphi}, \mathbf{y}(t))\Delta\boldsymbol{\theta}(t)\end{aligned}\quad (19)$$

2 基于图像的自适应视觉伺服方案

本文的控制目标是实现机械手末端操作器在图像空间的定点控制任务,即在图像空间将末端操作器控制到事先给定的期望位置、并稳定在该位置。我们假定伺服过程中关节空间中关节变量的速度 $\dot{\mathbf{q}}$ 和图像空间中各特征点的图像坐标可实时测得。

为了实现上述控制任务,我们首先在机器人末端操作器上选取 k 个特征点,然后基于这些特征点设计出关节控制力矩和参数自适应更新律,实现基于图像的自适应视觉伺服定点控制,并给出该控制方案稳定性的证明。

2.1 关节力矩控制器和参数自适应更新律的设计

2.1.1 控制力矩的设计

假设特征点 i 在图像平面的期望坐标矢量为 \mathbf{y}_{di} , t 时刻该特征点的图像坐标矢量为 $\mathbf{y}_i(t)$,则图像空间的偏差矢量为:

$$\Delta \mathbf{y}_i(t) = \mathbf{y}_i(t) - \mathbf{y}_{di} = \begin{bmatrix} \Delta \mathbf{u}_i(t) \\ \Delta \mathbf{v}_i(t) \\ 0 \end{bmatrix} \quad (20)$$

将上式对时间求导得

$$\Delta \dot{\mathbf{y}}_i(t) = \dot{\mathbf{y}}_i(t) \quad (21)$$

如上所述,我们用 $\hat{\boldsymbol{\theta}}(t)$ 表示摄像机参数矩阵 $\boldsymbol{\theta}$ 的估计值,用 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_d(t)$ 表示动力学参数矩阵 $\boldsymbol{\theta}_d$ 的估计。使用各估计量,我们设计如下的关节控制力矩:

$$\begin{aligned} \tau = & \hat{\mathbf{H}}(\mathbf{q}(t)) \ddot{\mathbf{q}}(t) + \\ & (1/2 \hat{\mathbf{H}}(\mathbf{q}(t)) + \hat{\mathbf{C}}(\mathbf{q}(t), \dot{\mathbf{q}}(t))) \dot{\mathbf{q}}(t) - \\ & \mathbf{K} \dot{\mathbf{q}}(t) - \sum_{i=1}^k \mathbf{J}_i^T(\mathbf{q}(t)) (\hat{\mathbf{J}}_{mi}^T(t) + \\ & 1/2 \hat{\mathbf{M}}_3(t) \Delta \mathbf{y}_i^T(t)) \mathbf{B}_i \Delta \mathbf{y}_i(t) \end{aligned} \quad (22)$$

式中, $\hat{\mathbf{H}}(\mathbf{q}(t)) \ddot{\mathbf{q}}(t)$ 和 $(1/2 \hat{\mathbf{H}}(\mathbf{q}(t)) + \hat{\mathbf{C}}(\mathbf{q}(t), \dot{\mathbf{q}}(t))) \dot{\mathbf{q}}(t)$ 分别是机器人内力矩 $\mathbf{H}(\mathbf{q}(t)) \ddot{\mathbf{q}}(t)$ 和科里奥利力矩 $(1/2 \hat{\mathbf{H}}(\mathbf{q}(t)) + \mathbf{C}(\mathbf{q}(t), \dot{\mathbf{q}}(t))) \dot{\mathbf{q}}(t)$ 的估计量,它们是通过机器人动力学参数 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_d(t)$ 进行估计得到的; $\hat{\mathbf{J}}_{mi}^T(t)$ 是特征点 i 不含深度信息的图像雅可比矩阵 $\mathbf{J}_{mi}^T(t)$ 的估计,它是通过摄像机参数 $\hat{\boldsymbol{\theta}}(t)$ 进行估计得到的; \mathbf{K} 和 \mathbf{B}_i $(i=1, 2, \dots, k)$ 是适当选择的正定对角矩阵。式(22)右边的前两项是对机器人动力学不确定性的补偿,第三项是关节变量的速度反馈(也可以说是系统的状态反馈),最后一项是 k 个特征点在图像空间的图像偏差的反馈(输出反馈)。从关节控制力矩表达式中可以看出,相比于基于单特

征点的控制力矩($k=1$),基于多特征点的控制系统鲁棒性更强。

我们可以将式(22)控制力矩中的最后一项写为:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^k \mathbf{J}_i^T(\mathbf{q}(t)) (\hat{\mathbf{J}}_{mi}^T(t) + 1/2 \hat{\mathbf{M}}_3(t) \Delta \mathbf{y}_i^T(t)) \mathbf{B}_i \Delta \mathbf{y}_i(t) = \\ \sum_{i=1}^k \mathbf{J}_i^T(\mathbf{q}(t)) [(\hat{\mathbf{J}}_{mi}^T(t) - \mathbf{J}_{mi}^T(t)) + \\ 1/2 (\hat{\mathbf{M}}_3(t) - \mathbf{M}_3(t)) \Delta \mathbf{y}_i^T(t)] \mathbf{B}_i \Delta \mathbf{y}_i(t) + \\ \sum_{i=1}^k \mathbf{J}_i^T(\mathbf{q}(t)) (\mathbf{J}_{mi}^T(t) + \\ 1/2 \mathbf{M}_3(t) \Delta \mathbf{y}_i^T(t)) \mathbf{B}_i \Delta \mathbf{y}_i(t) \end{aligned} \quad (23)$$

根据上节中的命题1.2及其证明,可得

$$\begin{aligned} \mathbf{J}_i^T(\mathbf{q}(t)) [(\hat{\mathbf{J}}_{mi}^T(t) - \mathbf{J}_{mi}^T(t)) + \\ 1/2 (\hat{\mathbf{M}}_3(t) - \mathbf{M}_3(t)) \Delta \mathbf{y}_i^T(t)] \mathbf{B}_i \Delta \mathbf{y}_i(t) = \\ \mathbf{J}_i^T(\mathbf{q}(t)) \mathbf{Q}_3(\mathbf{y}_i(t), \mathbf{B}_i) \Delta \boldsymbol{\theta}(t) = \\ \mathbf{Q}_4(\mathbf{q}(t), \mathbf{y}_i(t), \mathbf{B}_i) \Delta \boldsymbol{\theta}(t) \end{aligned} \quad (24)$$

将式(24)代入式(23)中,可进一步化简为:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^k \mathbf{J}_i^T(\mathbf{q}(t)) (\hat{\mathbf{J}}_{mi}^T(t) + \\ 1/2 \hat{\mathbf{M}}_3(t) \Delta \mathbf{y}_i^T(t)) \mathbf{B}_i \Delta \mathbf{y}_i(t) = \\ \sum_{i=1}^k \mathbf{Q}_4(\mathbf{q}(t), \mathbf{y}_i(t), \mathbf{B}_i) \Delta \boldsymbol{\theta}(t) + \\ \sum_{i=1}^k \mathbf{J}_i^T(\mathbf{q}(t)) (\mathbf{J}_{mi}^T(t) + 1/2 \mathbf{M}_3(t) \Delta \mathbf{y}_i^T(t)) \mathbf{B}_i \Delta \mathbf{y}_i(t) = \\ \mathbf{Q}(\mathbf{q}(t), \mathbf{B}_1, \dots, \mathbf{B}_k, \mathbf{y}_1(t), \dots, \mathbf{y}_k(t)) \Delta \boldsymbol{\theta}(t) + \\ \sum_{i=1}^k \mathbf{J}_i^T(\mathbf{q}(t)) (\mathbf{J}_{mi}^T(t) + 1/2 \mathbf{M}_3(t) \Delta \mathbf{y}_i^T(t)) \mathbf{B}_i \Delta \mathbf{y}_i(t) \end{aligned} \quad (25)$$

式中,回归函数 $\mathbf{Q}(\mathbf{q}(t), \mathbf{B}_1, \dots, \mathbf{B}_k, \mathbf{y}_1(t), \dots, \mathbf{y}_k(t))$ 与摄像机参数矢量 $\boldsymbol{\theta}$ 无关。

2.1.2 参数估计

随着机械臂的运动,每个特征点会同时在笛卡尔空间和图像空间形成两条相互对应的运动轨迹,我们将同一时刻这两条运动轨迹上相互对应的两个点称为一个轨迹点对,如图1中的 $(x(t_1), y(t_1))$ 和 $(x(t_2), y(t_2))$ 所示。

假定第*i*个特征点在*t*时刻的轨迹点对的世界坐标和图像坐标分别为 $x_i(t)$ 和 $y_i(t)$,定义下述偏差信号^[23]:

$$\begin{aligned} e_i \triangleq \hat{\mathbf{z}}_{ci}(t) y_i(t) - \hat{\mathbf{M}} x_i(t) = \\ (\hat{\mathbf{z}}_{ci}(t) - \mathbf{z}_{ci}(t)) y_i(t) - (\hat{\mathbf{M}} - \mathbf{M}) x_i(t) = \\ (\hat{\mathbf{M}}_3^T - \mathbf{M}_3^T) x_i(t) y_i(t) - (\hat{\mathbf{M}} - \mathbf{M}) x_i(t) \triangleq \end{aligned}$$

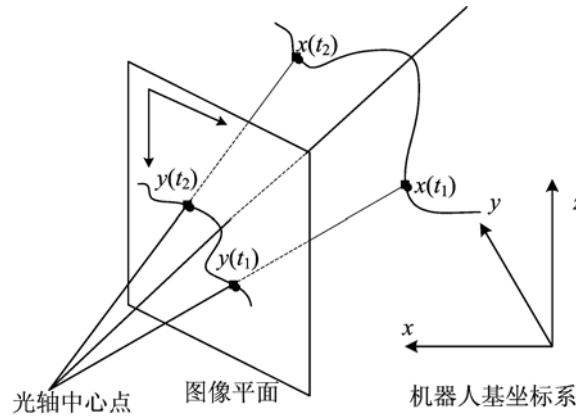


图 1 特征点的轨迹点对

Fig. 1 The trajectory point pair of a feature point

$$\mathbf{W}(\mathbf{x}_i(t), \mathbf{y}_i(t)) \Delta\theta \quad (26)$$

将式(26)中的 $\mathbf{W}(\mathbf{x}_i(t), \mathbf{y}_i(t))$ 简记为 \mathbf{W}_i , 它跟摄像机参数矢量无关. 需要指出的是 e_i 可由特征点 i 在 t 时刻的世界坐标、图像坐标和摄像机参数估计值求得.

在给出参数更新律前, 我们首先给出关于透视投影矩阵的如下结论^[20].

引理 2.1 在 k 个特征点的任务空间运动轨迹上任意选取 p ($p \geq 7$) 个轨迹点对用于估计摄像机的透视投影矩阵 \mathbf{M} , 且这 p 个点在笛卡尔空间中不共面. 如果 p 个轨迹点的估计图像偏差满足:

$$e_{ij} = 0, (i \in \{1, 2, \dots, k\}; j = 1, 2, \dots, p) \quad (27)$$

那么由这 p 个轨迹点对估计得到的矩阵 $\hat{\mathbf{M}}(t)$ 以某一倍数值收敛到其真实值.

考虑到机器人和摄像机中存在诸多不确定性以及伺服过程中的各种扰动作用, 实际的特征点运动轨迹很难保持在同一个平面内, 因此上述 p 个轨迹点不共面的条件很容易得到满足. 为了提高摄像机参数估计的鲁棒性, 可以对每个特征点均选取不同时刻处的一些轨迹点对, 并将这些轨迹点对的世界坐标和图像坐标值存储起来, 以估计摄像机参数矢量 $\boldsymbol{\theta}$.

我们对摄像机参数估计值 $\hat{\boldsymbol{\theta}}(t)$ 、动力学参数估计值 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_d(t)$ 分别设计如下自适应更新律:

$$\begin{aligned} \dot{\hat{\boldsymbol{\theta}}}(t) &= \mathbf{T}_1^{-1} (\mathbf{Q}^T(\mathbf{q}(t), \mathbf{B}_1, \dots, \\ &\quad \mathbf{B}_k, \mathbf{y}_1(t), \dots, \mathbf{y}_k(t)) \dot{\mathbf{q}}(t) - \\ &\quad \sum_{i \in \{1, 2, \dots, k\}, j=1}^l \mathbf{W}_{ij}^T \mathbf{K}_{ii} e_{ij}) \end{aligned} \quad (28)$$

$$\dot{\hat{\boldsymbol{\theta}}}_d(t) = -\mathbf{T}_2^{-1} \mathbf{P}^T(\mathbf{q}(t), \dot{\mathbf{q}}(t), \ddot{\mathbf{q}}(t)) \dot{\mathbf{q}}(t) \quad (29)$$

式中, \mathbf{K}_{ii} ($i=1, 2, \dots, k$)、 \mathbf{T}_1 、 \mathbf{T}_2 为适当选择的正定

对角阵, $l \geq 7$ 为所选的特征点数据对数量. 上述参数自适应更新律是基于李雅普诺夫方法进行设计.

2.2 伺服控制方案的有效性分析

下面, 我们基于 Lyapunov 方法, 从理论上分析关节力矩控制器和参数自适应更新律的有效性.

考虑如下 Lyapunov 函数:

$$\begin{aligned} V(t) &= 1/2 (\Delta\boldsymbol{\theta}^T \mathbf{T}_1 \Delta\boldsymbol{\theta} + \Delta\boldsymbol{\theta}_d^T \mathbf{T}_2 \Delta\boldsymbol{\theta}_d + \\ &\quad \sum_{i=1}^k \mathbf{z}_{ci} \Delta\mathbf{y}_i^T \mathbf{B}_i \Delta\mathbf{y}_i(t)) \end{aligned} \quad (30)$$

式中, 由 $\Delta\boldsymbol{\theta}_d(t) \triangleq \hat{\boldsymbol{\theta}}_d(t) - \boldsymbol{\theta}_d(t)$ 易知, $V(t)$ 是一个正定函数.

将式(22)控制力矩代入式(6)机器人动力学模型得

$$\begin{aligned} \mathbf{P}(\mathbf{q}(t), \dot{\mathbf{q}}(t), \ddot{\mathbf{q}}(t)) \Delta\boldsymbol{\theta}_d(t) - \mathbf{K}\dot{\mathbf{q}}(t) - \\ \sum_{i=1}^k \mathbf{J}_i^T(\mathbf{q}(t)) (\hat{\mathbf{J}}_{mi}^T(t) + \\ 1/2 \hat{\mathbf{M}}_3(t) \Delta\mathbf{y}_i^T(t)) \mathbf{B}_i \Delta\mathbf{y}_i(t) = 0 \end{aligned} \quad (31)$$

进一步,

$$\begin{aligned} \mathbf{P}(\mathbf{q}(t), \dot{\mathbf{q}}(t), \ddot{\mathbf{q}}(t)) \Delta\boldsymbol{\theta}_d(t) - \mathbf{K}\dot{\mathbf{q}}(t) - \\ \mathbf{Q}(\mathbf{q}(t), \mathbf{B}_1, \dots, \mathbf{B}_k, \mathbf{y}_1(t), \dots, \mathbf{y}_k(t)) \Delta\boldsymbol{\theta}(t) - \\ \sum_{i=1}^k \mathbf{J}_i^T(\mathbf{q}(t)) (\mathbf{J}_{mi}^T(t) + \\ 1/2 \mathbf{M}_3(t) \Delta\mathbf{y}_i^T(t)) \mathbf{B}_i \Delta\mathbf{y}_i(t) = 0 \end{aligned} \quad (32)$$

上式两端左乘 $\dot{\mathbf{q}}^T(t)$ 得

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{q}}^T(t) \mathbf{P}(\mathbf{q}(t), \dot{\mathbf{q}}(t), \ddot{\mathbf{q}}(t)) \Delta\boldsymbol{\theta}_d(t) - \dot{\mathbf{q}}^T(t) \mathbf{K}\dot{\mathbf{q}}(t) - \\ \dot{\mathbf{q}}^T(t) \mathbf{Q}(\mathbf{q}(t), \mathbf{B}_1, \dots, \mathbf{B}_k, \mathbf{y}_1(t), \dots, \mathbf{y}_k(t)) \Delta\boldsymbol{\theta}(t) - \\ \sum_{i=1}^k \dot{\mathbf{q}}^T(t) \mathbf{J}_i^T(\mathbf{q}(t)) (\mathbf{J}_{mi}^T(t) + \\ 1/2 \mathbf{M}_3(t) \Delta\mathbf{y}_i^T(t)) \mathbf{B}_i \Delta\mathbf{y}_i(t) = 0 \end{aligned} \quad (33)$$

将式(5)代入式(33), 并考虑式(11)、(12), 得到

$$\begin{aligned} 1/2 \sum_{i=1}^k \dot{\mathbf{z}}_{ci} \Delta\mathbf{y}_i^T \mathbf{B}_i \Delta\mathbf{y}_i(t) + \\ \sum_{i=1}^k \mathbf{z}_{ci} \Delta\mathbf{y}_i^T \mathbf{B}_i \Delta\dot{\mathbf{y}}_i(t) = \\ \dot{\mathbf{q}}^T(t) \mathbf{P}(\mathbf{q}(t), \dot{\mathbf{q}}(t), \ddot{\mathbf{q}}(t)) \Delta\boldsymbol{\theta}_d(t) - \dot{\mathbf{q}}^T(t) \mathbf{K}\dot{\mathbf{q}}(t) - \\ \dot{\mathbf{q}}^T(t) \mathbf{Q}(\mathbf{q}(t), \mathbf{B}_1, \dots, \mathbf{B}_k, \mathbf{y}_1(t), \dots, \mathbf{y}_k(t)) \Delta\boldsymbol{\theta}(t) \end{aligned} \quad (34)$$

对 $V(t)$ 求导得

$$\begin{aligned} \dot{V}(t) &= \Delta\boldsymbol{\theta}^T \mathbf{T}_1 \dot{\hat{\boldsymbol{\theta}}} + \Delta\boldsymbol{\theta}_d^T \mathbf{T}_2 \dot{\hat{\boldsymbol{\theta}}}_d + \\ &\quad 1/2 \sum_{i=1}^k \dot{\mathbf{z}}_{ci} \Delta\mathbf{y}_i^T \mathbf{B}_i \Delta\mathbf{y}_i(t) + \\ &\quad \sum_{i=1}^k \mathbf{z}_{ci} \Delta\mathbf{y}_i^T \mathbf{B}_i \Delta\dot{\mathbf{y}}_i(t) \end{aligned} \quad (35)$$

将式(28)、(29)、(34)代入式(35), $\dot{\mathbf{V}}(t)$ 最终可简化为:

$$\dot{\mathbf{V}}(t) = -\mathbf{q}^T \mathbf{K} \dot{\mathbf{q}} - \sum_{i \in \{1, 2, \dots, k\}, j=1}^l \mathbf{e}_{ij}^T \mathbf{K}_{il} \mathbf{e}_{ij} \quad (36)$$

式(33)清晰地显示了 $\dot{\mathbf{V}}(t)$ 的负定性, 这说明系统是渐近稳定的。特别地 $\lim_{t \rightarrow \infty} \mathbf{q}(t) = 0$, $\lim_{t \rightarrow \infty} \mathbf{e}_{ij} = 0$ ($i=1, 2, \dots, k; j=1, \dots, l$)。进一步, 由引理 2.1 可知: $\lim_{t \rightarrow \infty} \mathbf{e}_{ij} = 0$ ($i=1, 2, \dots, k; j=1, \dots, l$) 时, 通过对摄像机参数矢量 $\boldsymbol{\theta}$ 的估计得到的透视投影矩阵 $\lim_{t \rightarrow \infty} \hat{\mathbf{M}}(t) = \lambda \mathbf{M}$ 。下面对各特征点的图像偏差收敛到 0 进行说明。

考虑 $\dot{\mathbf{V}}(t)=0$ 时, $\dot{\mathbf{q}}(t)=0$, $\ddot{\mathbf{q}}(t)=0$ 。

$$\mathbf{P}(\mathbf{q}(t), \dot{\mathbf{q}}(t), \ddot{\mathbf{q}}(t)) \Delta \boldsymbol{\theta}_d(t) =$$

$$\begin{aligned} & \hat{\mathbf{H}}(\mathbf{q}(t)) \mathbf{q}(t) + (1/2) \dot{\mathbf{H}}(\mathbf{q}(t)) + \hat{\mathbf{C}}(\mathbf{q}(t), \dot{\mathbf{q}}(t)) \mathbf{q}(t) - \\ & (\mathbf{H}(\mathbf{q}(t)) \mathbf{q}(t) + (1/2) \dot{\mathbf{H}}(\mathbf{q}(t)) + \\ & \mathbf{C}(\mathbf{q}(t), \dot{\mathbf{q}}(t))) \mathbf{q}(t) = 0, \end{aligned}$$

由动力学闭环系统(32)知, $\sum_{i=1}^k \mathbf{J}_i^T(\mathbf{q}(t)) (\hat{\mathbf{J}}_{mi}^T(t) + 1/2 \hat{\mathbf{M}}_3(t) \Delta \mathbf{y}_i^T(t)) \mathbf{B}_i \Delta \mathbf{y}_i(t) = 0$ 。将该方程组写为矩阵形式:

$$\begin{cases} (\mathbf{J}_1^T(\mathbf{q}(t)), \dots, \mathbf{J}_k^T(\mathbf{q}(t)) \cdot \\ (\hat{\mathbf{J}}_{m1}^T(t) + 1/2 \hat{\mathbf{M}}_3(t) \Delta \mathbf{y}_1^T(t)) \mathbf{B}_1 \Delta \mathbf{y}_1(t) \\ \vdots \\ (\hat{\mathbf{J}}_{mk}^T(t) + 1/2 \hat{\mathbf{M}}_3(t) \Delta \mathbf{y}_k^T(t)) \mathbf{B}_k \Delta \mathbf{y}_k(t) \end{cases} = 0;$$

$$\begin{aligned} & \hat{\mathbf{J}}_{mi}^T(t) + 1/2 \hat{\mathbf{M}}_3(t) \Delta \mathbf{y}_i^T(t) = \\ & \begin{cases} \hat{\mathbf{M}}_1^T(t) + (0.5 \Delta u_i(t) - u_i(t)) \hat{\mathbf{M}}_3^T(t) \\ \hat{\mathbf{M}}_2^T(t) + (0.5 \Delta v_i(t) - v_i(t)) \hat{\mathbf{M}}_3^T(t) \\ 0_{1 \times 4} \end{cases}, \end{aligned}$$

该矩阵的秩为 2(参见命题 1.1 的说明)。文献[22]指出, 在上述情况下, 当特征点全部选在机器人末端操作器上且末端操作器是刚体结构时, 有 $\lim_{t \rightarrow \infty} \Delta \mathbf{y}_i(t) = 0$, $i=1, 2, \dots, k$, 即 k 个特征点的图像偏差均收敛到了 0。这样, 我们就得到了如下的定理。

定理 2.1 考虑摄像机未标定、机器人动力学存在不确定性的视觉伺服系统(6), 在机器人末端执行器上选取 k 个特征点, 系统在式(22)的控制律和式(28)、(29)的参数自适应估计下, k 个特征点的图像偏差均收敛到 0, 摄像机透视投影矩阵以某一倍数值收敛到真实值。

3 仿真实验

我们利用 Matlab 对本文的控制方案进行仿真。建立一个三关节的机械臂, 其中关节 1、2 为旋转关节, 关节 3 为平移关节。假设关节 1 的长度 $l_1=1$, 关节 2 的长度 $l_2=1$, 三个关节的质量是未知的, 这里作为机器人动力学参数。

在机械臂末端操作器上选择 3 个特征点, $\mathbf{a}_1=0$ 、 $\mathbf{a}_2=[0, 1, 0, 0, 1, 0]^T$ 、 $\mathbf{a}_3=[0, 0, 1, 0, 0, 0]^T$, 事先给定特征点的期望图像坐标: $\mathbf{y}_{d_1}=[64, 324, 1]^T$ 、 $\mathbf{y}_{d_2}=[63, 331, 1]^T$ 、 $\mathbf{y}_{d_3}=[56, 314, 1]^T$ 。机器人动力学参数真实值为 $\boldsymbol{\theta}_d=[3, 2, 1]^T$, 初始值为 $\boldsymbol{\theta}_d(0)=[3.5, 0.5, 0.3]^T$ 。摄像机固定安装在机械臂的上方, 光轴方向指向机械臂,

$$\mathbf{M}_{out}(0) =$$

$$\begin{bmatrix} 0.7677 & -0.6392 & 0.0449 & -3 \\ 0.6366 & 0.7522 & -0.1677 & -2 \\ 0.0734 & 0.1574 & 0.9848 & 5 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

关节角初始值 $\mathbf{q}(0)=[0, 0.1, 0.1]^T$, 关节角速度初始值 $\dot{\mathbf{q}}(0)=0$ 。采样周期为 50 ms。其他参数设置如下: $\mathbf{K}=3 \mathbf{I}_{3 \times 3}$, $\mathbf{K}_{11}=\mathbf{K}_{21}=\mathbf{K}_{31}=0.00001 \mathbf{I}_{3 \times 3}$, $\mathbf{B}_1=0.00002 \mathbf{I}_{3 \times 3}$, $\mathbf{B}_2=0.000001 \mathbf{I}_{3 \times 3}$, $\mathbf{B}_3=0.000002 \mathbf{I}_{3 \times 3}$, $s=15$, $\mathbf{T}_2^{-1}=\text{diag}(10, 5, 5)$, $\mathbf{T}_1^{-1}=\text{diag}(1000, 1000, 1000, 1000, 2000, 2000, 2000, 0.1, 0.1, 0.1)$ 。使用所设计的控制律控制特征点在图像空间到达相应的期望图像位置并稳定在其附近, 三个特征点在图像空间的运动偏差均收敛到零, 如图 2 所示。图 3 显示了三个特征点在图像空间的运动轨迹; 图 4 为摄像机参数的估计值。

4 结论

本文针对具有动力学不确定性的未标定机器人视觉伺服系统, 提出了一种基于动力学的自适应控制方法。

我们在机器人末端操作器上选取了多个特征点, 提高系统鲁棒性的同时也增加了冗余图像特征。在力矩控制器的设计中, 我们使用了不含深度信息的图像雅可比矩阵, 将图像空间的输出偏差转换到机器人的关节空间中, 并且设计了相应的自适应算法在线估计摄像机的透视投影矩阵和机器人的动力学参数。

我们也使用李雅普诺夫方法论证了控制方案的

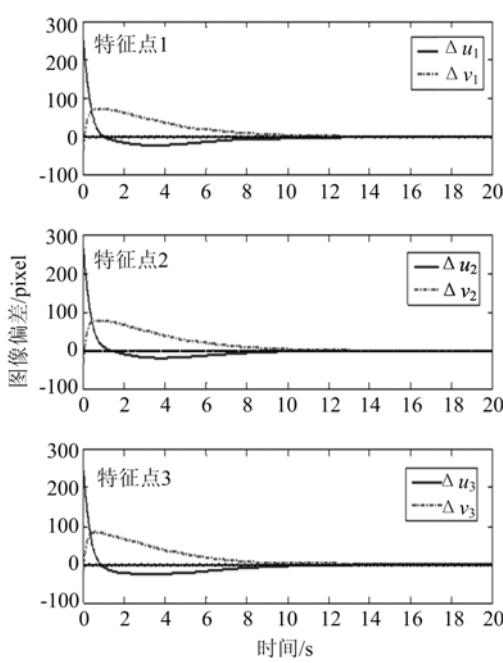


图 2 三个特征点在图像空间的位置偏差

Fig. 2 The position errors of the three feature points in the image space

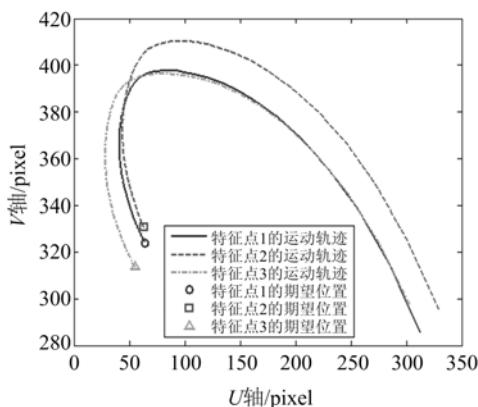


图 3 三个特征点在图像空间的运动轨迹

Fig. 3 The motion trajectories of the three feature points in the image space

渐近稳定性。另外需要说明的是,实际应用中,摄像机镜头存在畸变现象,主要为径向畸变。在图像平面上表现为:越接近光轴中心点,图像坐标系的图像点畸变越小;所以,一方面可以在实际应用中让特征点尽量在光轴中心点图像坐标附近运动;另一方面我们也可以先利用畸变矫正将图像的非线性畸变消除,然后在无畸变的图像上进行本文中的摄像机其他线性参数的在线估计,具体的畸变矫正方法在文献[1]中有详细说明。

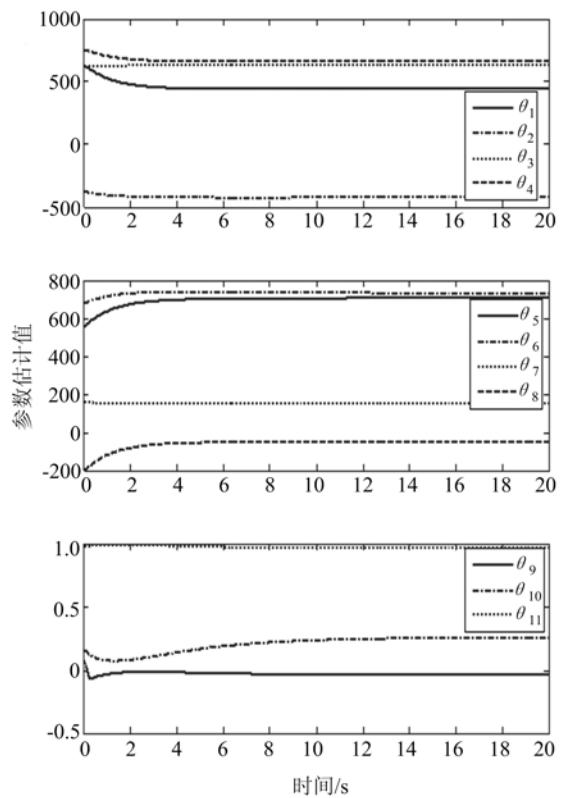


图 4 摄像机参数的估计值

Fig. 4 The estimation values of the camera parameters

参考文献(References)

- [1] 徐德, 谭民, 李原. 机器人视觉测量与控制[M]. 第 2 版, 北京: 国防工业出版社, 2008.
- [2] Niku S B, 尼库, 富春, 等. 机器人学导论: 分析、系统及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2004.
- [3] 苏剑波. 机器人无标定手眼协调[M]. 北京: 电子工业出版社, 2010.
- [4] Weiss L E, Sanderson A C, Neuman C P. Dynamic sensor-based control of robots with visual feedback[J]. Journal of Robotics and Automation, 1987, 3 (5): 404-417.
- [5] Arimoto S. Control Theory of Nonlinear Mechanical Systems [M]. Oxford, UK: Oxford University Press, 1996.
- [6] Nelson B, Papanikopoulos N. Special issue on visual servoing[J]. IEEE Robotics and Automation Magazine, 1998, 5(4): 6-8.
- [7] Janabi-Sharifi F, Deng L F, Wilson W J. Comparison of basic visual servoing methods [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2011, 16(5): 967-983.
- [8] 郑南宁. 计算机视觉与模式识别[M]. 北京: 国防工业出版社, 1998.
- [9] Malis E. Visual servoing invariant to changes in camera-

- intrinsic parameters[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2004, 20(1): 72-81.
- [10]Wang H S. Adaptive visual servoing of robots in uncalibrated environment [D]. PhD dissertation, Chinese University of Hong Kong, 2007.
- [11]Piepmeyer J A, McMurray G V, Lipkin H. A dynamic quasi-Newton method for uncalibrated visual servoing [C]// Proceedings of International Conference on Robotics and Automation . Detroit, USA: IEEE Press , 1999: 1595-1600.
- [12]Piepmeyer J A, McMurray G V, Lipkin H. Uncalibrated dynamic visual servoing [J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 2004, 20 (1), 143-147.
- [13]Shademan A, Farahmand A M, Jagersand M. Robust Jacobian estimation for uncalibrated visual servoing [C]// International Conference on Robotics and Automation . Anchorage, USA: IEEE Press, 2010: 5564-5569.
- [14]Li X, Cheah C C. Global task-space adaptive control of robot[J]. Automatica, 2013, 49(1): 58-69.
- [15]Cheah C C, Liu C, Slotine J J E. Adaptive Jacobian vision based control for robots with uncertain depth information[J]. Automatica, 2010, 46(7): 1228-1233.
- [16]杨诚,匡森,宋彩温.基于动态BFGS法的无标定视觉伺服控制.中国科学技术大学学报,2015, 45(1): 1-8.
YANG Cheng, KUANG Sen, SONG Caiwen. Dynamic BFGS method for uncalibrated visual servoing [J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2015, 45(1): 1-8.
- [17]Slotine J J E, Li W. On the adaptive control of robot manipulators [J]. International Journal of Robotics Research, 1987, 6(3): 49-59.
- [18]Liu Y H, Wang H S, Lam K. Dynamic visual servoing of robots in uncalibrated environments [C]// International Conference on Robotics and Automation. Barcelona, Spain: IEEE Press, 2005: 3131-3136.
- [19]Siciliano B, Khatib O. Springer Handbook of Robotics [M]. Springer, 2008.
- [20]Forsyth D A, Ponce J. Computer Vision: A Modern Approach[J]. Prentice Hall, 2003.
- [21]Wang H S, Liu Y H, Zhou D X. Adaptive visual servoing using point and line features with an uncalibrated eye-in-hand camera[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2008, 24(4): 843-857.
- [22]Liu Y H, Wang H S, Wang C Y, et al. Uncalibrated visual servoing of robots using a depth-independent interaction matrix[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2006, 22(4): 804-817.
- [23]Liu Y H, Wang H S, Chen W D, et al. Adaptive visual servoing using common image features with unknown geometric parameters [J]. Automatica, 2013, 49(8): 2453-2460.