

基于自适应免疫整定的机器人无标定自抗扰视觉伺服控制

辛 菁, 刘 丁, 杨延西, 徐庆坤

(西安理工大学 自动化与信息工程学院, 陕西 西安 710048)

摘要: 研究了机器人无标定自抗扰视觉伺服控制问题. 针对系统中所用的自抗扰控制器参数选取困难问题, 提出了基于自适应免疫算法的自抗扰控制器参数整定方法. 证明了系统中所用的非线性离散二阶扩张状态观测器稳定的充要条件, 并将该条件应用在参数整定过程中. 6 自由度工业机器人的实验结果表明了该方法的可行性和有效性.

关键词: 无标定; 视觉伺服; 自抗扰控制器; 自适应免疫算法

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

An uncalibrated disturbance-rejection visual servoing control for a robot based on adaptive immune tuning

XIN Jing, LIU Ding, YANG Yan-xi, XU Qing-kun

(School of Automation & Information Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an Shaanxi 710048, China)

Abstract: The problem of uncalibrated disturbance-rejection visual servoing control for robotic manipulators is studied in this paper. A parameter tuning method for disturbance-rejection controller based on adaptive immune algorithm is proposed to tackle the difficulty in choosing parameters. The sufficient and necessary condition of stability for the nonlinear discrete second order extended state observer is proved, and used in the process of parameter tuning. The experimental results in a 6DOF(degrees of freedom) industry robot show the feasibility and validity of this method.

Key words: uncalibration; visual servoing; disturbance-rejection controller; adaptive immune algorithm

1 引言 (Introduction)

机器人无标定视觉伺服控制是指在不预先标定摄像机和机器人参数的情况下, 直接通过图像中的系统状态误差来设计控制律, 驱动机器人运动, 使其完成预定的任务. 现有的各种无标定方法可分为两类: 一类是基于图像雅可比矩阵的方法^[1~4], 即在每一个时刻用线性图像雅可比矩阵去实时估计机器人手眼之间的非线性映射关系, 据此得出机器人下一时刻的运动控制量. 然而, 这种方法存在滞后性, 奇异性以及收敛与否与收敛速度问题, 特别在动态环境下更为突出; 第二类是用神经网络的方法拟合机器人手眼之间的非线性映射关系^[5,6], 这种方法需要事先离线训练机器人运动空间内大量的样本点, 对于机器人的多自由度运动空间, 有时难以获得足够样本; 其次网络学习过程是非常费时的过程, 难以用于实时在线控制. 苏剑波等人^[7]把无模型理论和自抗扰控制器(auto disturbance rejection controller, ADRC)^[8]思想应用于无标定机器人视觉

伺服领域, 设计了不依赖于特定任务的广泛意义下的手眼协调控制器, 取得了良好的效果. 但自抗扰控制器的参数多, 计算量大, 最优参数选取有一定困难, 因此, 寻找适合于机器人无标定视觉伺服系统的简单有效的自抗扰控制器参数确定方法很有意义.

自适应免疫算法(adaptive immune algorithm, AIA)对多维参数具有较强的全局和局部搜索能力, 本文将该优化方法应用于自抗扰控制器参数的自动确定中, 并将之应用于机器人无标定视觉伺服控制系统, 实验结果表明了该方法的可行性和有效性.

2 基于自抗扰控制器的机器人无标定视觉伺服控制原理(Principle of robot uncalibrated visual servoing control based on ADRC)

在机器人视觉伺服控制中, 常用式(1)所示的图像雅可比矩阵 $J(p)$ 描述机器人手爪在机器人运动空间的运动速度 \dot{p} 与其在图像特征空间中的运动速度 \dot{f} 之间的关系:

$$\dot{f} = J(p)\dot{p}. \quad (1)$$

式中: \dot{p} 为所规划的机器人的运动, 文中将之定义为机器人的运动控制量 u , 即 $u = \dot{p} = [u_x, u_y, u_z]^T$. 在无标定情况下, $J(p)$ 是一个时变的未知矩阵, 与系统的数学模型有关. 采用ADRC进行机器人无标定视觉伺服控制时, 可通过机器人的初始试探运动确定出 $J(p)$ 的一个估计值 \hat{J} . 在整个控制过程中将之视为定值, 然后利用非线性扩张状态观测器(extended state observer, ESO)实时估计系统建模误差以及未知的外部扰动引起的误差, 并在视觉反馈中对其加以动态补偿.

对于单眼固定视觉伺服系统, 当目标静止或匀速运动时可将式(1)离散化为

$$f^*(k) - f(k) = \begin{bmatrix} f_x^*(k) - f_x(k) \\ f_y^*(k) - f_y(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J_{11}(k) & J_{12}(k) & J_{13}(k) \\ J_{21}(k) & J_{22}(k) & J_{23}(k) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_x(k) \\ u_y(k) \\ u_z(k) \end{bmatrix}. \quad (2)$$

式中

$$f^*(k) = \begin{bmatrix} f_x^*(k) - f_x(k) \\ f_y^*(k) - f_y(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2f_x^o(k) - f_x^o(k-1) \\ 2f_y^o(k) - f_y^o(k-1) \end{bmatrix}$$

是利用一阶预估获得的目标的期望位置, 用它来规划机器人当前的运动矢量 $u(k)$, $f(k)$ 和 $f^o(k)$ 分别表示 k 时刻手爪和目标在图像坐标系中的位置矢量.

为了将ADRC引入到机器人无标定视觉伺服系统中, 将式(2)改写为

$$f^*(k) - f(k) = \begin{bmatrix} f_x^*(k) - f_x(k) \\ f_y^*(k) - f_y(k) \end{bmatrix} = \alpha(k) + \begin{bmatrix} \hat{J}_{11} & 0 & 0 \\ 0 & \hat{J}_{22} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_x(k) \\ u_y(k) \\ u_z(k) \end{bmatrix}. \quad (3)$$

式中

$$\alpha(k) = \begin{bmatrix} \alpha_x(k) \\ \alpha_y(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J_{11}(k) - \hat{J}_{11} & J_{12}(k) & J_{13}(k) \\ J_{21}(k) & J_{22}(k) - \hat{J}_{22} & J_{23}(k) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_x(k) \\ u_y(k) \\ u_z(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \xi_x \\ \xi_y \end{bmatrix}$$

为系统建模误差(即内扰)与未知外部扰动(即外扰) $\xi = (\xi_x, \xi_y)$ 之和, 称之为系统的总扰动量, 用ESO实时估计. 这样原系统就被解耦成两个一阶系统^[7].

当目标作二维平面运动时(即 $u_z = 0$), 可设计如下离散形式的ESO和非线性状态误差反馈律(non-

linear states error feedback, NLSEF):

ESO:

$$\begin{cases} \varepsilon_{x1}(k) = z_{x1}(k) - f_x(k), \\ z_{x1}(k+1) = \\ z_{x1}(k) + h(z_{x2}(k) - \\ b_{x1}\text{fal}(\varepsilon_{x1}, \alpha_{x1}, \delta_{x1}) + \hat{J}_{11}u_x(k)), \\ z_{x2}(k+1) = z_{x2}(k) - hb_{x2}\text{fal}(\varepsilon_{x1}, \alpha_{x2}, \delta_{x2}), \\ \varepsilon_{y1}(k) = z_{y1}(k) - f_y(k), \\ z_{y1}(k+1) = \\ z_{y1}(k) + h(z_{y2}(k) - \\ b_{y1}\text{fal}(\varepsilon_{y1}, \alpha_{y1}, \delta_{y1}) + \hat{J}_{22}u_y(k)), \\ z_{y2}(k+1) = z_{y2}(k) - hb_{y2}\text{fal}(\varepsilon_{y1}, \alpha_{y2}, \delta_{y2}); \end{cases} \quad (4)$$

NLSEF:

$$\begin{cases} \varepsilon_{x2}(k) = f_x^*(k) - z_{x1}(k), \\ u_{0x}(k) = hk_x\text{fal}(\varepsilon_{x2}, \alpha_x, \delta_x), \\ \varepsilon_{y2}(k) = f_y^*(k) - z_{y1}(k), \\ u_{0y}(k) = hk_y\text{fal}(\varepsilon_{y2}, \alpha_y, \delta_y), \\ u_x = u_{0x}(k) - z_{x2}/\hat{J}_{11}, \\ u_y = u_{0y}(k) - z_{y2}/\hat{J}_{22}. \end{cases} \quad (5)$$

其中: h 为采样步长, 非线性函数 $\text{fal}(\cdot)$ 的表达式为

$$\text{fal}(e, \alpha, \delta) = \begin{cases} |e|^\alpha \text{sgn } e, & |e| > \delta, \\ e/\delta^{1-\alpha}, & |e| \leq \delta. \end{cases} \quad (6)$$

文[7]用非线性跟踪-微分器(tracking differentiator, TD)跟踪手爪期望的图像位置 f^* . TD的作用是安排过渡过程并提取其各阶广义微分信号. 由式(2)(3)可知, 由于将原系统解耦成两个一阶系统, 因此完全可以不用TD, 这样避免了相位延迟, 系统的快速性会更好. 整个系统的结构框图如图1所示, 其中 (x_w, y_w, z_w) 表示手爪在机器人坐标系中的位置. 图像雅可比矩阵的估计值 \hat{J} , 可通过在手爪的初始位置任意作 n 步线性无关的试探运动 $\Delta p_1, \Delta p_1, \dots, \Delta p_n$, 然后从图像平面中求出对应的图像特征的变化量 $\Delta f_1, \Delta f_1, \dots, \Delta f_n$, 从而获得初始的图像雅可比矩阵的估计值

$$\hat{J} = \hat{J}(0) =$$

$$[\Delta f_1, \Delta f_1, \dots, \Delta f_n][\Delta p_1, \Delta p_1, \dots, \Delta p_n]^{-1}.$$

从上面的分析可以看出基于ADRC原理的机器人无标定视觉伺服控制方法的实质就是在线地估计雅可比矩阵的变化值, 即系统模型的变化值. 用补偿的方法消除这种变化带来的影响, 从而达到满意的控制效果. 它并不需要十分精确的估计模型, 因而具

有较好的鲁棒性. 同时也可看到自抗扰控制器的参数多, 计算量大, 仅凭个人经验手工选取最优参数难度颇大. 如何确定出一组ADRC的参数, 使整个控制系统具有更好的控制品质, 具有研究的实际意义. 基于此本文提出了采用自适应免疫算法对ADRC的参数进行整定的方法.

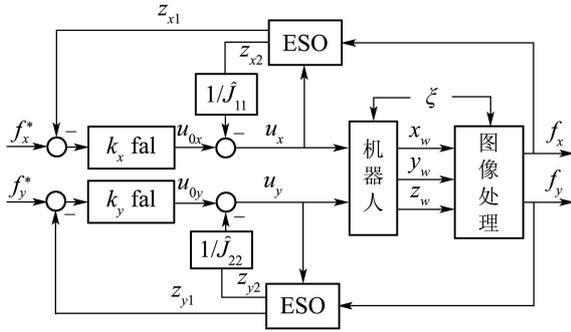


图1 基于ADRC原理的机器人无标定视觉伺服控制系统结构图

Fig. 1 Structure of robot uncalibrated visual servoing control system based on ADRC

3 基于自适应免疫算法的自抗扰控制器参数整定原理(Principle of parameters tuning of ADRC based on AIA)

由于在ESO和NLSEF中引入了非线性, 需要设定的参数很多, 自适应免疫算法是基于生物免疫系统中的学习机制而提出的一种具有新颖的全局和局部搜索机制的优化算法^[9,10]. 该算法利用较小和较大两个邻域在解空间中进行多点并行邻域搜索, 在全局范围内搜索评价价值较高区域的同时, 也在该区域局部搜索最优解, 实现了从全局到局部的两层领域搜索机制, 因此该算法具有更强的全局和局部搜索能力, 适合于多参数的优化问题. 在利用优化方法进行控制器参数整定时, 应考虑到ESO的稳定是ADRC稳定的必要条件^[11], 因此参数的取值首先要满足ESO的稳定. 本文针对机器人无标定视觉伺服系统, 推导了二阶离散ESO稳定的必要条件, 确定了ESO参数的取值范围.

3.1 ADRC控制器参数整定原理(Tuning principle of ADRC parameters)

本文提出的基于自适应免疫算法的ADRC参数整定过程如下:

Step 1 产生初始种群. 随机产生 n 个个体, 组成初始群体 A_k .

Step 2 设计个体评价价值函数. 利用ADRC的各个参数值根据具体的控制性能要求确定出最优指标函数 J , 则个体评价价值函数可取为 $F = 1/J$.

Step 3 计算 A_k 的多样性. 据此自适应调整选择比例 s 、扩展半径 γ_1 和突变半径 γ_2 .

Step 4 对群体 A_k 进行选择操作得到群体 B_k . 即从群体 A_k 中选出 $\text{int}(s \times n)$ 个评价价值最高的个体组成群体 B_k , 其中选择比例 s 的范围为 $0 \leq s \leq 1$.

Step 5 对群体 B_k 进行扩展操作得到群体 C_k . 即将群体 B_k 中的每个个体扩展出若干个新个体, $\text{int}(s \times n)$ 个个体共扩展出 n 个新个体, 组成群体 C_k , 其中每个个体扩展出新个体的数目与个体评价价值的高低成正比.

Step 6 对群体 C_k 进行突变操作得到群体 A_{k+1} . 即将群体 C_k 中评价价值最高的 $\text{int}(s \times n)$ 个个体保留, 对剩下的 $n - \text{int}(s \times n)$ 个个体进行突变操作, 形成下一代群体 A_{k+1} .

Step 7 判断是否到达结束条件. 如果是结束群体演化过程, 否则, 返回Step 2.

其中多样性定义为群体中所有个体相互间的平均距离^[9], 假设第 k 代群体 A_k 中有 m 个个体, 则这些个体间的平均距离 \bar{d}_k 为

$$\bar{d}_k = \frac{1}{m(m-1)} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m d(v_{ik}, v_{jk}), \quad i \neq j. \quad (7)$$

以此作为群体的多样性 $H(m)$ (m 为当前群体的规模), 则选择比例 s 、扩展半径 γ_1 和突变半径 γ_2 自适应调整方法如下:

$$s = a_0 + \frac{(b_0 - a_0)H(m)}{1 + H(m)}, \quad (8)$$

$$\gamma_1 = a_1 + \frac{(b_1 - a_1)H(m)}{1 + H(m)}, \quad (9)$$

$$\gamma_2 = a_2 + \frac{(b_2 - a_2)H(m)}{1 + H(m)}. \quad (10)$$

其中 (a_0, b_0) , (a_1, b_1) , (a_2, b_2) 为相应参数调整范围.

3.2 非线性二阶离散扩张状态观测器ESO稳定的充要条件(Sufficient and necessary condition for the stable nonlinear discrete second order extended state observer)

对于如式(4)所示的二阶离散ESO, 当 $\alpha_{x1} = \alpha_{x2} = 1$, ESO就是一个线性扩张状态观测器, 即

$$\begin{bmatrix} z_{x1}(k+1) \\ z_{x2}(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 - hb_{x1} & h \\ -hb_{x1} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z_{x1}(k) \\ z_{x2}(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} hb_{x1} \\ hb_{x2} \end{bmatrix} f_x(k), \quad (11)$$

则二阶离散ESO的特征方程为

$$D(z) = (z-1)^2 + \beta_1 h(z-1) + h^2 \beta_2. \quad (12)$$

令 $z = \frac{w+1}{w-1}$, 将 $D(z)$ 变换到 $D(w)$ 然后利用劳斯判据易得使系统(11)稳定的充要条件为

$$b_{x1} > hb_{x2} \text{ 且 } b_{x2} < 4/h^2. \quad (13)$$

对于非线性二阶离散ESO, 在选定了 $(\alpha_{x1}, \alpha_{x2}, \beta_{x1}, \beta_{x2})$ 后, 有

$$b_{x1} > hb_{x2} \frac{\delta_{x1}^{1-\alpha_{x1}}}{\delta_{x2}^{1-\alpha_{x2}}} \text{ 且 } b_{x2} < 4/h^2 \delta_{x2}^{1-\alpha_{x2}}. \quad (14)$$

式(14)就是机器人无标定视觉伺服系统中所用的非线性二阶离散ESO稳定的充要条件, 同理可得到y方向所用的非线性二阶离散ESO稳定的充要条件为

$$b_{y1} > hb_{y2} \frac{\delta_{y1}^{1-\alpha_{y1}}}{\delta_{y2}^{1-\alpha_{y2}}} \text{ 且 } b_{y2} < 4/h^2 \delta_{y2}^{1-\alpha_{y2}}. \quad (15)$$

在整定过程中, 非线性二阶离散ESO的参数 $(b_{x1}, b_{x2}, b_{y1}, b_{y2})$ 必须满足式(14)和(15).

4 实验研究 (Experimental research)

4.1 实验装置及机器人相关参数(Experimental set and relative parameters of robot manipulator)

实验装置如图2所示, 系统的硬件部分主要由MOTOMANSV3机器人、SONY 1/3'彩色CCD摄像头、机器人控制柜、控制计算机、北京微视图像采集卡等组成. CCD摄像头固定安装于工作台的正上方, 可同时获取机器人手爪和目标的图像, 经过图像处理得到机器人手爪和目标在图像中的位置. 为简化图像处理过程, 在手爪上粘贴一个红色的色块, 目标为绿色木块. 两颜色块的质心坐标代表手爪与目标的图像坐标. 采样步长为0.5 s.



图2 实验装置
Fig. 2 Experiment set

4.2 自适应免疫算法参数(Parameters of AIA)

在ADRC参数整定过程中, 为了获取满意的过渡过程, 可以考虑采用误差的平方积分性能指标作为参数选择的最小目标函数. 为了防止控制量过大, 在目标函数中加入控制输入项, 构造如下二次型最优指标:

$$J = \sum_{k=1}^n (w_1 e^2(k) + w_2 u^2(k)). \quad (16)$$

式中: $e(k) = \sqrt{e_x^2(k) + e_y^2(k)}$ 为系统误差, $u(k) = \sqrt{u_x^2(k) + u_y^2(k)}$ 为系统控制量, w_1, w_2 为权值. 实验中 $w_1 = 0.99, w_2 = 0.001$. 适应度函数为 $f = 1/J$.

自适应免疫算法参数如下:

种群大小PopSize=30, 进化代数Gen=100, 由于采用实数编码可将 $k_x, b_{x1}, b_{x2}, k_y, b_{y1}, b_{y2}$ 的值直接作为个体中的一个基因, 这样编码长度CodeL=6. AIA的选择比例在(0.15, 0.35)之间调整, 扩展半径和突变半径分别在(3, 4.1)和(3, 4.3)之间调整.

ADRC中非线性参数如下:

$$\alpha_x = \alpha_y = 0.8; \alpha_{x1} = \alpha_{y1} = 0.5; \alpha_{x2} = \alpha_{y2} = 0.25; \delta_{x1} = \delta_{x2}; \delta_{y1} = \delta_{y2};$$

$(\delta_{x2}, \delta_{y2}, \delta_x, \delta_y)$ 影响ADRC的非线性性能, 当 $(\delta_{x2}, \delta_{y2}, \delta_x, \delta_y)$ 取得太大时, ADRC可能只工作在线性区, 当 $(\delta_{x2}, \delta_{y2}, \delta_x, \delta_y)$ 取得太小时, ADRC容易出现振荡现象. $(\delta_{x2}, \delta_{y2}, \delta_x, \delta_y)$ 的选择与目标的运动范围和计算机数据采集的精度以及控制精度有关. 实验中 $\delta_x = \delta_y = 5; \delta_{x2} = \delta_{y2} = 5$.

通过机器人的3步任意初始运动估计出图像雅可比矩阵的初始估计值为

$$J_0 = \begin{bmatrix} 0.76 & 0.126 \\ 0.0165 & 1.35 \end{bmatrix}.$$

所以, $\hat{J}_{11} = 0.76, \hat{J}_{22} = 1.35$.

为了避免参数选取范围过大, 实验中先按照现有的ADRC参数定性调整规则, 选出一组 $k_x, b_{x1}, b_{x2}, k_y, b_{y1}, b_{y2}$ 参数. 然后在该参数的周围利用自适应免疫算法进行寻优, 从而减少了初始寻优的盲目性, 加快了参数整定的过程. 经过100代进化, 获得的优化参数如下:

$$k_x = 3.08, b_{x1} = 8.41, b_{x2} = 2.48, \\ k_y = 2.18, b_{y1} = 9.86, b_{y2} = 9.14.$$

最优性能指标 $J = 15427$, J 的优化过程如图3所示.

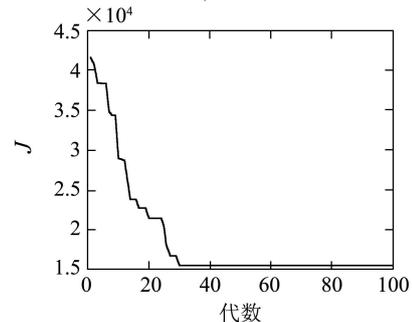


图3 J的优化过程

Fig. 3 Optimizing process of J

4.3 实验结果(Experimental results)

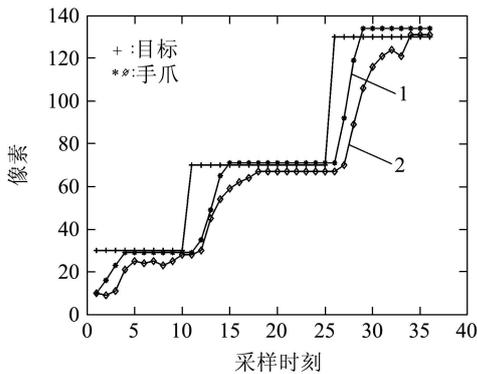
下面用3个2D平面伺服实验来说明本文所提出

的算法的有效性.

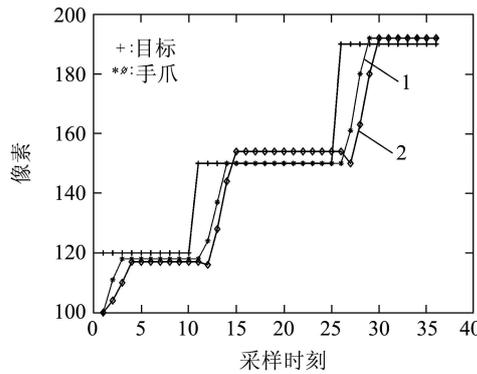
实验中期望位置为采样点处目标的图像位置, 误差定义为采样时刻处目标的图像位置与手爪的图像位置之差. 控制的目标是使手爪上的色块和目标平面两维位置重合. 机器人的运动控制是通过计算机发送笛卡尔坐标系下的位置增量指令来实现, 机器人在笛卡尔坐标系下的姿态和高度保持不变. 因此实验中手爪与目标在图像平面的上的像素误差与机器人手爪与目标的真实误差相差一个恒定的高度差.

实验 1 2D平面定位实验.

实验结果如图4所示. 图中, 曲线1为采用本文提出的ADRC参数整定方法得到的控制结果, 曲线2为根据现有的ADRC参数定性调整方法得到的控制结果. 实验中目标色块在图像中的起始位置为(30,120), 机器人手爪色块的起始位置为(10,100). 实验结果曲线表明机器人手爪成功地完成了定位任务. 同时也表明基于自抗扰控制器的机器人无标定视觉伺服方法是有效的, 而用自适应免疫算法进行自抗扰控制器参数的自动确定大大的缩短了参数的整定过程, 且具有更好的控制性能.



(a) x方向的系统响应



(b) y方向的系统响应

图 4 实验1的定位结果

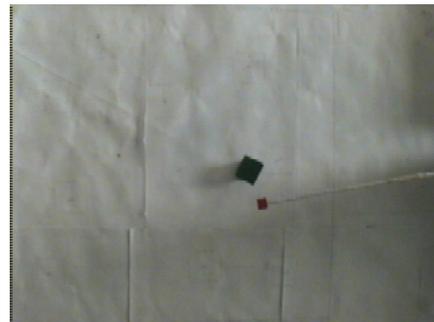
Fig. 4 Positioning results of the first experiment

实验 2 2D平面跟踪实验1.

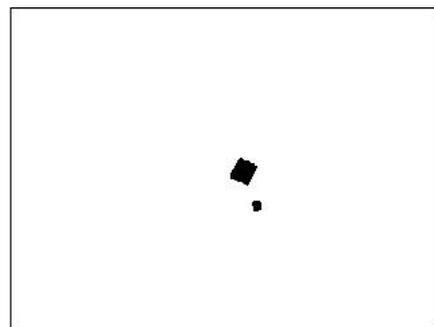
目标在驱动装置的牵引下以20 mm/s的速度在工

作平面上做折线运动. 采用与实验1相同的控制参数得到控制量以驱动机器人手爪去跟踪目标, 此时目标的期望位置利用一阶预估获得, 误差仍定义为采样时刻处目标的图像位置与手爪的图像位置之差. 跟踪中某一时刻所拍摄到的目标和手爪的原始图像及其处理结果如图5所示. 跟踪实验结果如图6所示, 其中图6(a)(b)分别表示x方向和y方向目标和手爪在图像中的运动轨迹.

在第12个采样时刻附近, 手爪与目标在图像中的距离小于给定的域值且稳定的到达给定的误差带. 此时手爪色块和目标色块在图象上已部分重叠, 手爪成功的完成了跟踪任务.



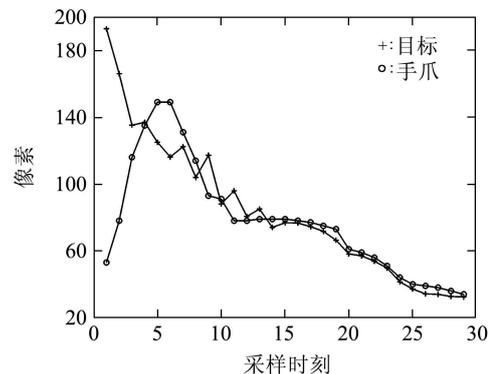
(a) 原始图像



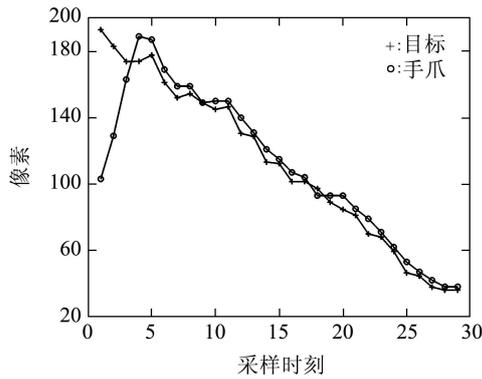
(b) 处理后的图像

图 5 图像处理结果

Fig. 5 Image processing result



(a) x方向的跟踪轨迹



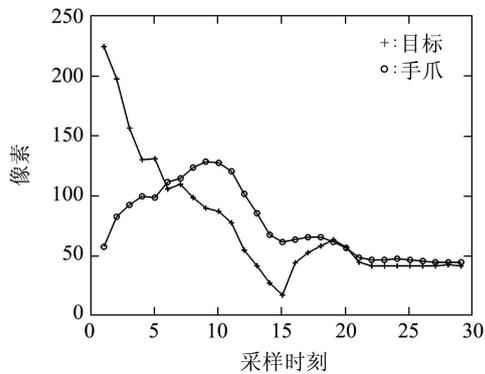
(b) y 方向的跟踪轨迹

图 6 实验2的跟踪结果

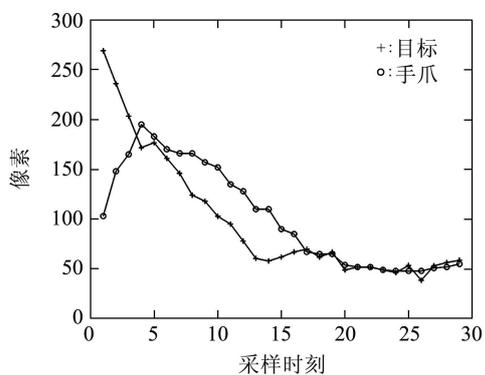
Fig. 6 Tracking results of the second experiment

实验 3 2D平面跟踪实验2.

将目标的平均运动速度提高至40 mm/s, 重复上述实验, 实验结果如图7所示.



(a) x 方向的跟踪轨迹



(b) y 方向的跟踪轨迹

图 7 实验3的跟踪结果

Fig. 7 Tracking results of the third experiment

从实验结果可以看出, 手爪虽然仍能完成跟踪任务, 但跟踪性能有所下降. 通过深入的研究发现在上述3个实验中, 系统实际的视觉映射模型即雅可比矩阵的值以及系统的内扰

$$\alpha_1(k) = \begin{bmatrix} J_{11}(k) - \hat{J}_{11} & J_{12}(k) \\ J_{21}(k) & J_{22}(k) - \hat{J}_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_x(k) \\ u_y(k) \end{bmatrix}$$

在整个实验过程中的变化分别如图8和9所示(限于篇幅, 文中仅绘出 $J_x(k) = J_{11}(k)$ 和 $\alpha_{1x}(k) = (J_{11}(k) - \hat{J}_{11})u_x(k) + J_{12}(k)u_y(k)$ 的变化曲线).

可见随着跟踪目标速度的增加, 实际的雅可比矩阵的变化也随之而加剧. 此时若仍用初始试探运动所估计的图像雅可比矩阵值作为系统的模型, 则由于 ΔJ 的变化范围增大使得用来估计系统实时扰动的ESO的估计精度降低, 从而导致整个ADRC控制器的控制性能急剧下降, 甚至失控. 因此, 如果能够较准确的估计出每个时刻的雅可比矩阵的值, 而不是用一个固定的雅可比矩阵值近似实时变化的系统模型, 就可以减小估计模型与实际模型的差. 这也就相当于减轻了ESO的负担, 使ESO的估计精度提高. 从而使之能够较好的实时估计出系统相对于当前估计模型的总扰动, 提高补偿精度. 最终实现更高性能的目标定位与跟踪. 对于该问题笔者将做进一步的研究.

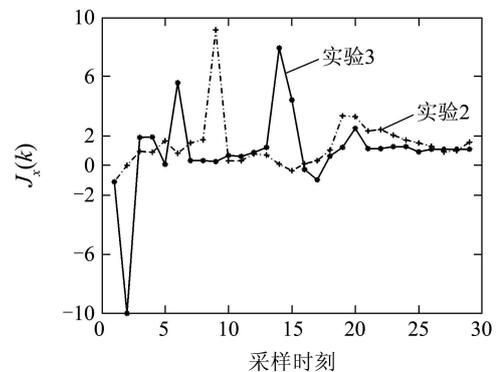


图 8 $J_x(k)$ 的变化曲线

Fig. 8 Varying curve of $J_x(k)$

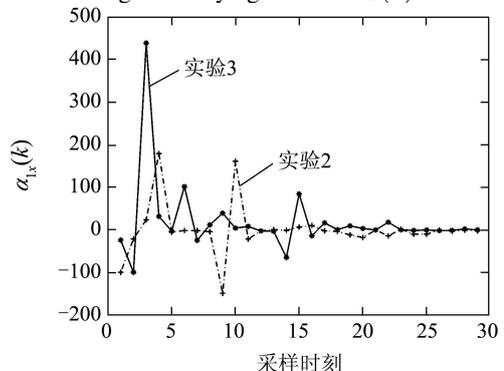


图 9 J 的变化曲线

Fig. 9 Variation curve of $\alpha_{1x}(k)$

5 结论(Conclusion)

本文利用AIA较强的全局和局部搜索能力, 将之应用于ADRC参数的自动确定中. 同时为了保证优化过程中ADRC的稳定性, 本文推导出机器人无标定视觉伺服系统中所用的非线性离散二阶ESO稳定的充要条件, 并将此控制器应用于机器人无标定视

觉伺服控制中. 实验研究结果表明, 采用自适应免疫算法能够有效地确定出一组自抗扰控制器参数, 大大地缩短了参数整定时间. 同时, 文中通过实验发现当系统的雅可比矩阵变化较小时, 采用自抗扰控制器可以较好的实现机器人无标定视觉控制. 但当系统的雅可比矩阵变化较大时, 系统的控制性能会下降. 通过大量的实验分析了造成这个结果的原因, 为今后进一步的研究奠定了基础.

参考文献 (References):

- [1] HESPANHA J, DODDS Z, HAGER G D, et al. What can be done with an uncalibrated stereo systems?[C] // *Proc of IEEE Int Conf on Robotics and Automation*. Piscataway, NJ, USA: IEEE Press, 1998: 1366 – 1372.
- [2] PIEPMEIER J A, MCMURRAY G V, LIPKIN H. Uncalibrated dynamic visual servoing[J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 2004, 20(1): 143 – 147.
- [3] MALIS E, CHAUMETTE F. Theoretical improvements in the stability analysis of a new class of model-free visual servoing methods[J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 2002, 18(2): 176 – 186.
- [4] 杨延西, 刘丁, 闫振杰. 图像反馈机器人视觉伺服系统仿真[J]. 系统仿真学报, 2003, 15(12): 1737 – 1740.
(YANG Yanxi, LIU Ding, YAN Zhenjie. Simulation of image feedback robot manipulator visual servo system[J]. *Acta Simulata Systematica Sinica*, 2003, 15(12): 1737 – 1740.)
- [5] SUH I A. Visual servoing algorithm using fuzzy logics and fuzzy neural networks[C] // *Proc of IEEE Int Conf on Robotics and Automation*. Minneapolis, MN, USA: IEEE Press, 1996: 3605 – 3612.
- [6] XIAO N F, SAEID N. Visual feedback control of a robot in an unknown environment (learning control using neural networks)[J]. *Int J of Advanced Manufacturing Technology*, 2004, 24(7): 509 – 516.
- [7] 苏剑波, 邱文彬. 基于自抗扰控制器的机器人无标定手眼协调[J]. 自动化学报, 2003, 29(2): 161 – 167.
(SU Jianbo, QIU Wenbin. Robotic calibration free hand-eye coordination based on auto disturbances rejection controller[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2003, 29(2): 161 – 167.)
- [8] 韩京清. 自抗扰控制器及其应用[J]. 控制与决策, 1998, 13(1): 19 – 23.
(HAN Jingqing. Auto-disturbances-rejection controller and its applications [J]. *Control and Decision*, 1998, 13(1): 19 – 23.)
- [9] 左兴权, 李士勇. 一种用于优化计算的自适应免疫算法[J]. 计算机工程与应用, 2003, 39(20): 68 – 70.
(ZUO Xingquan, LI Shiyong. An adaptive immune algorithm applied to optimization computation[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2003, 39(20): 68 – 70.)
- [10] 左兴权, 李士勇. 一类自适应免疫进化算法[J]. 控制与决策, 2004, 19(3): 252 – 256.
(ZUO Xingquan, LI Shiyong. Adaptive immune evolutionary algorithm[J]. *Control and Decision*, 2004, 19(3): 252 – 256.)
- [11] 黄一, 张文革. 自抗扰控制器的发展[J]. 控制理论与应用, 2002, 19(4): 485 – 492.
(HUANG Yi, ZHANG Wenge. Development of active disturbance rejection controller[J]. *Control Theory & Applications*, 2002, 19(4): 485 – 492.)

作者简介:

辛 菁 (1975—), 女, 西安理工大学控制理论与控制工程学科博士生, 研究方向为机器人视觉控制、免疫算法等, E-mail: xinjing@xaut.edu.cn;

刘 丁 (1957—), 男, 西安理工大学控制理论与控制工程学科教授, 博士生导师, 研究方向为复杂系统的建模与控制、智能机器人控制、智能控制理论与方法、数字信号处理等, 发表论文100余篇, 获国家及省部级科技进步奖5项;

杨延西 (1975—), 西安理工大学控制理论与控制工程学科副教授, 研究方向为智能机器人控制等;

徐庆坤 (1981—), 西安理工大学控制理论与控制工程学科硕士生, 研究方向为机器人视觉控制.