

# 基于自适应无迹卡尔曼滤波的采摘机械手视觉伺服控制方法

梁喜凤, 彭明, 路杰, 秦超

(中国计量大学机电工程学院, 杭州 310018)

**摘要:**为解决未知统计特性下的系统噪声对图像雅克比矩阵估计精度的影响问题,提高视觉伺服定位精度,在卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)法以及无迹卡尔曼滤波(unscented kalman filter, UKF)法的基础上,引入自适应噪声统计估计器,提出自适应无迹卡尔曼滤波(adaptive unscented kalman Filter, AUKF)法估计图像雅克比矩阵,并构造了视觉伺服控制系统。仿真试验结果表明,基于自适应无迹卡尔曼滤波法估计图像雅克比矩阵的视觉伺服控制系统的图像特征最大误差值为10.2像素,机械手末端与目标点三维坐标最大误差值为4.19 mm,响应时间为1.2 s。搭建了七自由度采摘机械手视觉伺服试验平台进行采摘试验,试验结果表明,基于AUKF法估计图像雅克比矩阵的视觉伺服系统对静态目标的采摘成功率为90%,对动态目标的采摘成功率为83%,相比于KF法与UKF法,采摘静态目标试验成功率分别提高了17与10个百分点,动态采摘试验成功率分别提高了16%与10%。基于AUKF法估计图像雅克比矩阵的视觉伺服系统对静态与动态目标的采摘平均时间分别为18和22 s,相比于KF法与UKF法,静态采摘用时分别减少了10和6 s,动态采摘用时分别减少了12和8 s。AUKF法与KF法以及UKF法估计的图像雅克比矩阵相比,AUKF法估计的图像雅克比矩阵减小了采摘机械手视觉伺服控制系统过程噪声的干扰,使采摘机械手视觉伺服控制系统过程噪声适应视觉伺服系统的变化,采摘机械手视觉伺服控制系统定位精度更高。

**关键词:**机器人;图像处理;视觉伺服;采摘;图像雅克比矩阵;自适应无迹卡尔曼滤波

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2019.19.028

中图分类号:S23 文献标志码:A 文章编号:1002-6819(2019)19-0230-08

梁喜凤, 彭明, 路杰, 秦超. 基于自适应无迹卡尔曼滤波的采摘机械手视觉伺服控制方法[J]. 农业工程学报, 2019, 35(19): 230—237. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2019.19.028 <http://www.tcsae.org>  
Liang Xifeng, Peng Ming, Lu Jie, Qin Chao. Servo control method of picking manipulator based on adaptive traceless Kalman filter [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2019, 35(19): 230—237. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2019.19.028 <http://www.tcsae.org>

## 0 引言

视觉伺服技术是机器人的关键技术,在采摘机器人中应用也越来越广泛<sup>[1-2]</sup>。图像雅克比矩阵将视觉空间信息反馈到机械手运动空间,是基于图像的无标定视觉伺服控制方法的核心内容,其估计精度直接影响系统的视觉伺服控制精度<sup>[3]</sup>。对于图像雅克比矩阵的在线估计,国内外学者已经进行了大量研究。Yoshi和HOSODA等提出了使用最小二乘法在线估计图像雅克比矩阵<sup>[4-5]</sup>。Piepmeier提出了动态拟牛顿法估计图像雅克比矩阵,实现无标定手眼协调<sup>[6-7]</sup>。Matthew提出了使用卡尔曼滤波以及自适应卡尔曼滤波的方法估计图像雅克比矩阵,实现对静态目标的定位和动态目标的跟踪<sup>[8-10]</sup>。Sang等将鲁棒控制器与卡尔曼滤波方法结合起来形成鲁棒卡尔曼滤波,从而

实现图像雅克比矩阵的在线估计<sup>[11-12]</sup>。哈尔滨工业大学机器人研究所李牧提出“眼在手”无标定机器人视觉伺服控制算法,通过将非线性目标函数最小化,采用迭代最小二乘法提高系统的稳定性,以视觉信息跟踪动态图像<sup>[13-14]</sup>。赵清杰等研究了基于粒子滤波估计图像雅克比矩阵的方法,实验证明该方法比卡尔曼滤波具有更高的估计精度和更强的鲁棒性<sup>[15-16]</sup>。辛菁等在噪声的统计特性不完全已知的情况下,设计自适应Kalman滤波器能使6自由度机器人到达期望的位置,且定位精度高<sup>[17-18]</sup>。孙冬雪提出了自适应卡尔曼滤波算法估计图像雅克比矩阵,进行过程噪声和测量噪声的在线估计和调节,补偿了图像采集、传输和处理带来的延时<sup>[19]</sup>。以上图像雅克比矩阵估计方法均以卡尔曼滤波法为基础,将机器人手眼关系近似线性化,且在视觉伺服过程中将时变的系统噪声协方差矩阵设为常数矩阵<sup>[20-22]</sup>。在系统噪声协方差矩阵选取恰当的情况下,上述方法均能很好地反映机器人手眼映射关系,实现视觉伺服任务。然而在实际视觉伺服过程中,系统噪声矩阵会发生变化,从而会影响视觉伺服控制精度,增加视觉伺服过程所用时间。

收稿日期:2019-01-09 修订日期:2019-08-28

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51505454,51575503);浙江省重点研发计划/重大科技专项重点农业项目(2015C02003)

作者简介:梁喜凤,博士,教授,主要从事农业机器人方面研究。

Email: lxfcljlu@163.com

为克服未知统计特性的系统噪声对采摘机械手图像雅可比矩阵估计精度的影响,提高视觉伺服控制精度,减少视觉伺服过程所用时间,本文在KF算法以及UKF算法估计图像雅可比矩阵的基础上,对系统过程噪声协方差矩阵引入自适应噪声统计估计器,还原非线性手眼映射关系,提出AUKF算法,利用该算法估计图像雅可比矩阵并构建视觉伺服控制系统,以7自由度番茄串采摘机械手为对象搭建试验平台,进行AUKF算法可行性验证。

## 1 图像雅可比矩阵

基于图像的视觉伺服控制方法是通过相机采集目标,经过图像处理提取目标图像特征,与机械手末端期望图像特征进行比较,经过图像雅可比矩阵转化为机械手末端空间位姿变化量。机械手末端位姿变化量再经过机械手雅可比矩阵,转化为各关节变化量,通过积分得到确定的关节角度增量,从而驱动机械手向固定目标运动。图像雅可比矩阵描述高度非线性的机器人手眼关系,即图像特征变化量与机械手末端位姿变化量之间的关系。利用图像雅可比矩阵的反馈信息,映射到机器人控制系

统中,可对机器人运动进行控制。其数学模型可表示为

$$\dot{f} = J_{(r)} \cdot \dot{r} \quad (1)$$

$$\dot{r} = J_{(q)} \cdot \dot{q} \quad (2)$$

其中 $\dot{r}$ 表示机械手末端空间速度,m/s; $\dot{f}$ 表示相机空间图像特征变化速度,像素/s; $\dot{q}$ 表示机械手关节运动速度,rad/s; $J_{(r)}$ 表示图像雅可比矩阵, $J_{(q)}$ 表示机械手雅可比矩阵伪逆。

## 2 基于AUKF算法估计图像雅可比矩阵

在传统KF算法以及UKF算法估计图像雅可比矩阵过程<sup>[20-22]</sup>中,将过程噪声方差矩阵 $Q_k$ 和系统噪声 $q_k$ 设为常数矩阵,并且在视觉伺服过程中保持不变。为适应时变的系统过程噪声统计特性,本文利用系统状态一步预测值与状态更新值之差构造噪声估计递推器,对UKF算法中的系统噪声 $q_k$ 以及系统噪声协方差矩阵 $Q_k$ 进行自适应估计,构造AUKF算法。定义图像雅可比矩阵的观测量作为系统状态输入,机械手末端运动所引起的图像特征变化为系统输出,设置滤波次数为100,AUKF算法估计图像雅可比矩阵流程如图1所示。 $q_k$ 和 $Q_k$ 由自适应噪声统计估计器递推获得

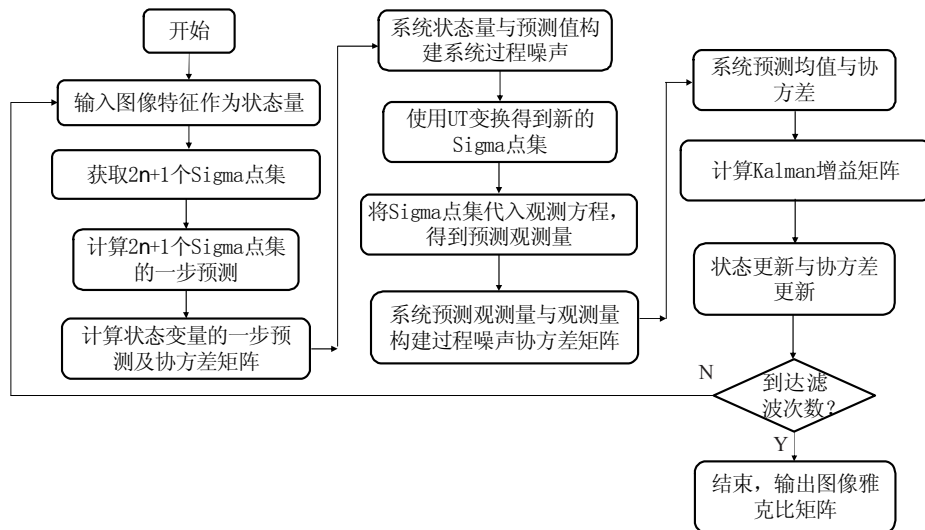


图1 AUKF算法估计图像雅可比矩阵流程图

Fig.1 Flow chart of estimating image Jacobian matrix with AUKF

$$Q_k = (1 - d_{k-1}) Q_{k-1} + d_{k-1} [K_k \bar{z}_k \bar{z}_k^T K_k^T + P_{k|k} - \sum_{i=0}^{2n} \omega_c^{(i)} [\hat{x}_{k+1|k} - x_{k+1|k}] [\hat{x}_{k+1|k} - x_{k+1|k}]^T] \quad (3)$$

$$q_k = (1 - d_{k-1}) q_{k-1} + d_{k-1} [x_{k+1|k}^i - \sum_{i=0}^{2n} \omega_m^{(i)} x_{k+1|k}] \quad (4)$$

其中 $d_{k-1} = (1 - b) / (1 - b^k)$ ,  $b$ 为遗忘因子,通常取 $b = 0.95$ <sup>[7]</sup>。 $K_k$ 为卡尔曼增益, $\bar{z}_k$ 为系统观测量均值, $P_{k|k}$ 为协方差矩阵, $\omega_c^{(i)}$ 为均值加权所用权值, $\omega_m^{(i)}$ 为协方差加权所用权值, $x_{k+1|k}$ 为 $k+1$ 时刻系统状态, $\bar{x}_{k+1|k}$ 为均值, $x_{k+1|k}^i$ 为一步预测值。

在图像雅可比矩阵估计方法中,KF法的时间复杂度为 $O(N \times n^2)$ ,空间复杂度为 $O(n^3)$ 。UKF法使用UT变换求取一步预测值,其时间复杂度为 $O(2M \times N \times n^2)$ ,空间复杂度为 $O(n^3)$ 。AUKF法在UKF法的基础上引入了自适应噪声估计器,并为 $q_k$ 与 $Q_k$ 额外分配存储空间,故

其时间复杂度为 $O(2M \times N \times n^2)$ ,空间复杂度大于 $O(n^3)$ 。其中 $M$ 为Sigma点个数, $N$ 为总采样次数, $n$ 为预测协方差阵维数。因此,AUKF法的时间复杂度与空间复杂度均高于传统KF法与UKF法。

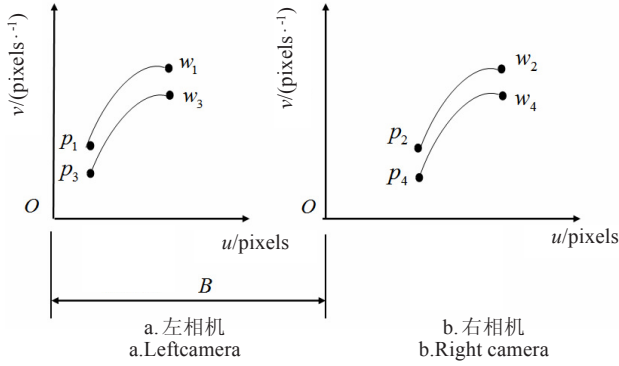
## 3 采摘机械手视觉控制器模型

### 3.1 图像特征选取

本文机械手的采摘对象为果实串,与单个果实采摘仅以果实质心的图像特征作为视觉伺服系统输入信息不同<sup>[23-25]</sup>,果实串采摘时夹持与切割目标点均在果梗上,因此选取机械手末端执行器上2点即切割点与夹持点作为期望特征点,果梗上2点即采摘点与夹持点作为目标特征点。利用相机参数矩阵将目标特征点与期望特征点在相机坐标系下的三维坐标变换为像素坐标系下的坐标,变换过程为

$$\tilde{p} = \begin{bmatrix} 1/\rho_w & 0 & u_0 \\ 0 & 1/\rho_h & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \tilde{P}_c \quad (4)$$

其中 $\rho_w, \rho_h$ 为每个像素点各自的宽和高,  $(u_0, v_0)$ 为图像平面与光轴的交点,  $\tilde{P}_c$ 为空间点 $P$ 在相机坐标系下的坐标,  $\tilde{p}$ 为空间点 $P$ 在像素坐标系中的坐标。目标点在像素平面成像坐标如图2所示。



注:  $v$  为相机成像平面纵轴坐标, 像素, 下同;  $u$  为相机成像平面横轴坐标。  $B$  为 2 个平行相机间距;  $p_1$  和  $p_3$  为末端执行器上 2 点在左相机中坐标;  $p_2$  和  $p_4$  为末端执行器上 2 点在右相机中坐标;  $w_1$  和  $w_3$  为果梗上 2 点在左相机中坐标;  $w_2$  和  $w_4$  为果梗上 2 点在右相机中坐标。

Note:  $v$  is vertical axis coordinates of camera imaging plane, pixels, same as below.  $u$  is horizontal axis coordinates of camera imaging plane.  $B$  is the distance of 2 parallel camera.  $p_1$  and  $p_3$  are the two points of the end-effector on the left camera coordinates.  $p_2$  and  $p_4$  are the two points of the end-effector on the right camera coordinates.  $w_1$  and  $w_3$  are the two points of the stem on the left camera coordinates.  $w_2$  and  $w_4$  are the two points of the stem on the right camera coordinates.

图2 期望特征与目标特征像素坐标

Fig. 2 Desired feature and target feature pixel coordinates

图2中, 选取期望特征点与目标特征点像素坐标差 $u_1, v_1, u_2, v_2, u_3, u_4$ 作为图像特征误差 $\Delta f$ , 6个图像特征误差计算方法为

$$\begin{bmatrix} u_1 \\ v_1 \\ u_2 \\ v_2 \\ u_3 \\ u_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_{11} - u_{d1} \\ v_{11} - v_{d1} \\ u_{12} - u_{d2} \\ v_{12} - v_{d2} \\ u_{13} - u_{d3} \\ u_{14} - u_{d4} \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中 $u_1$ 为左目相机中夹持点与被夹持点横坐标差, 像素;  $v_1$ 为左、右相机中夹持点与被夹持点纵坐标差。  $u_2$ 为左目相机中夹持点与被夹持点横坐标差;  $v_2$ 为左、右相机中切割点与被切割点纵坐标差;  $u_3$ 为左目相机中切割点与被切割点横坐标差;  $u_4$ 为右目相机中切割点与被切割点横坐标差。

视觉伺服的任务是使机械手末端2点与果梗上2个目标点重合, 即图像特征误差趋近于0。

### 3.2 视觉控制器模型

视觉控制器模型将图像特征变化速度通过图像雅可比矩阵转化为机械手末端三维空间运动速度<sup>[26]</sup>, 输入图像特征变化速度, 输出机械手末端空间运动速度, 其表达式为

$$\dot{r} = J^{-1} \cdot \dot{f} \quad (6)$$

其中 $J^{-1}$ 为图像雅可比矩阵逆。

期望图像特征 $f_d$ 为机械手末端夹持点与采摘点在相机成像平面的坐标, 实际图像特征 $f$ 为目标点在成像平面

的坐标,  $\Delta e$ 为二者特征之差。本文利用P控制方法建立视觉控制器模型, 即:

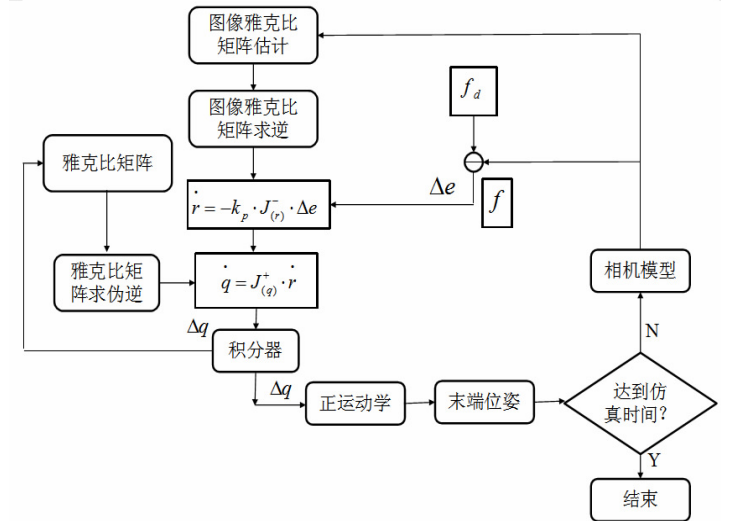
$$\dot{r} = -k \cdot J^{-1} \cdot \Delta e \quad (7)$$

其中 $r$ 表示末端位姿变化,  $\Delta e$ 表示图像特征变化,  $k$ 为比例系数。

## 4 仿真试验

### 4.1 机械手视觉伺服仿真系统

基于AUKF算法设计视觉伺服控制系统, 通过Robotic Toolbox工具箱以及Machine Visual Toolbox工具箱建立机械手模型与相机模型, 利用Simulink模块构建视觉伺服控制系统。视觉伺服控制流程如图3所示。



注:  $f$  为实际图像特征,  $f_d$  为期望图像特征,  $\Delta e$  为图像特征误差,  $J_{(r)}$  为图像雅可比矩阵逆,  $J_{(q)}$  为雅可比矩阵,  $q$  为关节角速率,  $\Delta q$  为关节角度变化量。

Note:  $f$  is actual image features,  $f_d$  is expected image features.  $\Delta e$  is image feature error.  $J_{(r)}$  is inverse of image Jacobian matrix.  $J_{(q)}$  is inverse of manipulator Jacobian matrix.  $q$  is joint angular change velocity.  $\Delta q$  is change value of joint angle.

图3 视觉伺服控制流程图

Fig. 3 Flow chart of visual servo control system

视觉伺服系统根据输入的实际图像特征估计图像雅可比矩阵 $J_{(r)}$ , 经过求逆后得到图像雅可比矩阵的逆。期望图像特征为末端执行器上切割点与夹持点在相机平面内的成像坐标, 在视觉伺服过程中为定值。实际图像特征与期望图像特征的差值为图像特征误差, 经过 $\dot{r} = -k \cdot J_{(r)}^{-1} \cdot \Delta e$ 计算后将图像特征变化量转化为机械手末端空间速率, 其中 $k$ 为比例系数, 经多次试验论证后, 取最佳值为0.1。  $J_{(q)}$  经过求伪逆后, 与机械手末端空间速率相乘得出关节角速率, 即 $\dot{q} = J_{(q)}^+ \cdot \dot{r}$ 。经过积分器运算后得到 $\Delta q$ 作为正运动学的输入, 输出为末端期望空间坐标 $P$ 。同时 $q$ 又输入到机械手雅可比矩阵模块, 更新关节角度, 即在下次视觉伺服过程中, 关节角度为 $(q + \Delta q)$ , 在视觉伺服时间内, 该循环始终存在, 循环判断条件为是否达到设置的仿真时间。

### 4.2 仿真参数设置

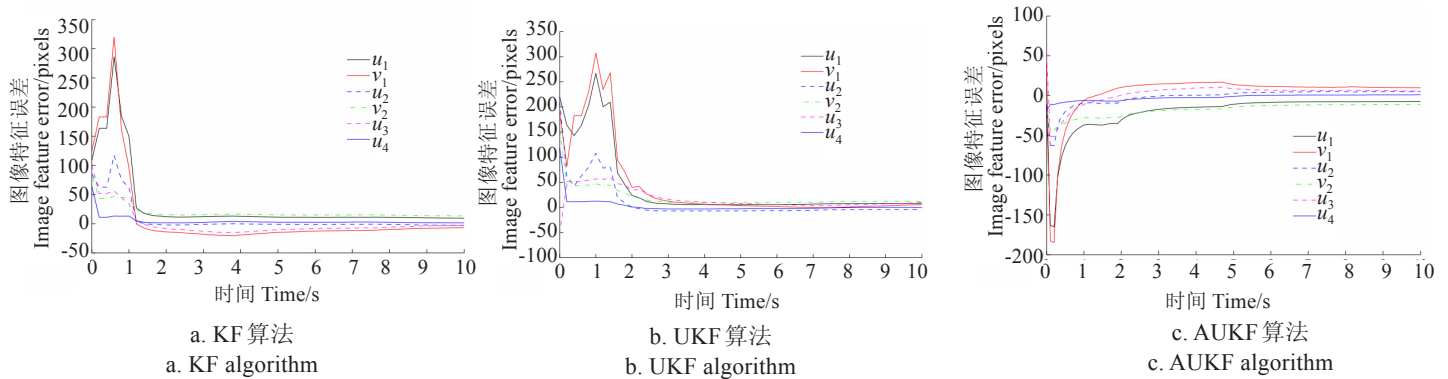
为验证AUKF算法估计图像雅可比矩阵的可行性, 进行视觉伺服控制系统仿真试验, 使机械手在视觉伺服系统控制下, 从初始位置向目标点运动。仿真试验中, 双目相机模型焦距均为0.008 m, 像素尺寸均为(1e-0.5, 1e-



0.5)(单位:m/像素),图像横轴和纵轴的分辨率均为1 280和1 024,(单位:像素),图像中心像素坐标为(512,512)(单位:像素)。机械手关节角度初始值为 $q=[0,0.4,0,0,0,\pi/2,0]$ ,在机械手初始状态下,空间中点 $P_1(1.055,0.4,0.15)$ 、 $P_2(1.05,0.45,0.2)$ 位于相机视野范围内,故取 $P_1$ 、 $P_2$ 两点作为目标点(果梗上被夹持点与被切割点)。目标点在相机中的初始图像特征误差为 $[u_1, v_1, u_2, v_2, u_3, u_4]=[110,120,100,50,45,20]$ (单位:pixels)。仿真时间设置为10 s,使用变步长求解器,求解器类型为4阶龙格-库塔。视觉伺服过程结束后,在系统输出模块读取最终图像特征误差、末端执行器与目标位置误差以及响应时间。

### 4.3 仿真结果与分析

基于KF法、UKF算法、AUKF算法估计图像雅克比



注: $u_1$ :左目相机中夹持点与被夹持点横坐标差,像素(下同)。 $v_1$ :左、右相机中夹持点与被夹持点纵坐标差; $u_2$ :左目相机中夹持点与被夹持点横坐标差; $v_2$ :左、右相机中切割点与被切割点纵坐标差; $u_3$ :左目相机中切割点与被切割点横坐标差; $u_4$ :右目相机中切割点与被切割点横坐标差。

Note: $u_1$ :Horizontal coordinates difference between the clamping point and the clamping point on the left camera, unit: pixels(The same below). $v_1$ :Vertical coordinates difference between the clamping point and the clamping point on left and right camera. $u_2$ :Horizontal coordinates difference between the clamping point and the clamping point on the left camera. $v_2$ :Vertical coordinates difference between the clamping point and the clamping point on left and right camera. $u_3$ :Horizontal coordinate difference between the cut point and the cut point in the left eye camera. $u_4$ :Horizontal coordinates difference between the cut point and the cut point in right eye camera.

图4 图像特征误差变化过程

Fig.4 Changing progress of image feature errors

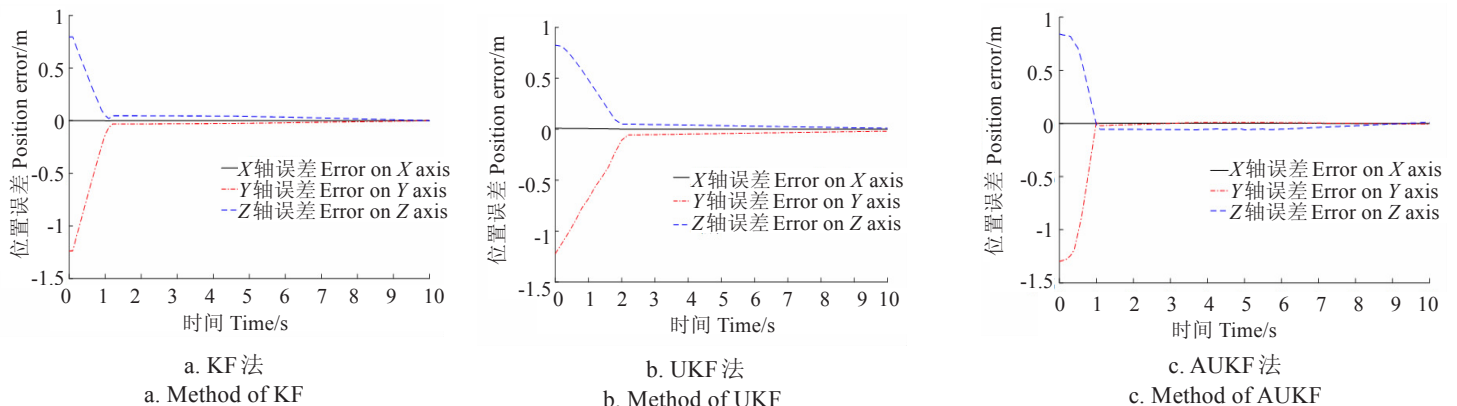


图5 末端执行器位置与目标位置误差

Fig.5 Changing progress errors between end-effector position and target position

由图5可知,在视觉伺服过程中,末端执行器与目标点之间的三维坐标差呈衰减趋势。由表2可知,基于AUKF算法的视觉伺服控制系统中,末端执行器最终位置与目标距离为4.19 mm。基于KF算法和UKF算法的视觉伺服控制系统,末端执行器最终位置与目标距离误差分别为20.68和21.33 mm,AUKF算法相比于KF算法与UKF法构建的视觉伺服控制系统距离误差分别减小

矩阵构建的视觉伺服控制系统图像特征误差仿真图像以及最终图像特征误差如图4所示。

由图4可知,机械手末端上的特征点与目标特征点在像素平面上的坐标差呈衰减趋势,最终实现机械手末端向目标靠近。由表1可知,基于AUKF算法的图像特征误差平均值为4.978像素,相比于KF算法(11.4985像素)与UKF算法(6.6175像素),分别减小了54.44%与24.78%。基于AUKF算法的视觉伺服控制系统仿真结果的6个图像特征误差值均小于KF算法和UKF算法的视觉伺服控制系统。

机械手末端夹持点与目标三维坐标差初始值: $[\Delta X, \Delta Y, \Delta Z]=[0.01, -1.45, 0.75]$ (单位:m),视觉伺服控制系统运行过程中机械手末端执行器上夹持点与目标点的位置误差变化如图5示。

了79.74%与80.36%。基于KF算法、UKF算法以及AUKF算法的视觉伺服控制系统响应时间分别为2 s、1.5 s以及1.2 s,AUKF算法相比于KF算法与UKF算法,响应时间分别减少了40%与20%。结果表明,采用AUKF算法估计的图像雅克比矩阵,能够克服未知统计特性的系统过程噪声,使图像雅克比矩阵估计更加准确,响应时间更短。

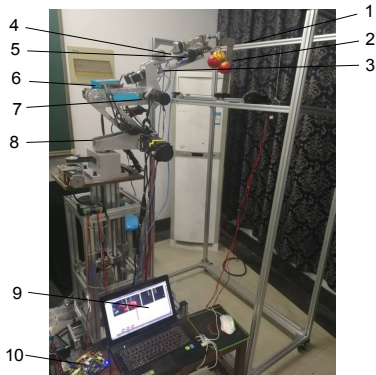
表 1 图像特征误差仿真结果						
Table1 Simulation results of image features error    pixels						
方法 Method	$u_1$	$v_1$	$u_2$	$v_2$	$u_3$	$u_4$
KF	-5.57	10.85	-17.58	-6.57	14.84	-13.58
UKF	-5.23	10.96	6.61	-9.23	5.07	2.61
AUKF	-4.28	-10.26	5.82	5.86	1.80	1.85

表 2 位置误差仿真结果			
Table2 Simulation results of position errors    mm			
方法 Method	X 轴 X axis	Y 轴 Y axis	Z 轴 Z axis
KF	10.141	16.790	6.545
UKF	5.695	16.292	-12.582
AUKF	0.697	- 4.094	0. 618

5 验证试验

5.1 机械手视觉伺服系统试验平台

为验证基于 AUKF 图像雅可比矩阵估计算法的视觉伺服控制系统在实际采摘中的可行性,评价视觉伺服控制精度,搭建了 7 自由度番茄串采摘机械手视觉伺服系统试验平台,如图 6 所示。



1. 移动平台 2. 目标番茄串 3. 末端执行器 4. 右目相机 5. 左目相机 6. 驱动器 7. 关节电机 8. 机械本体 9. 上位机 10. 下位机  
1. Moving platform 2. Target tomato skewers 3. End-effector 4. Right camera 5. Left camera. 6. Motor driver 7. Joint motor 8. Machine body 9. Upper computer 10. Lower computer

图 6 采摘机械手视觉伺服系统试验平台  
Fig.6 Picking manipulator visual servo system test platform

视觉伺服系统以 PC 机作为上位机,操作系统为 Win7(64bit),处理器为 Intel Core i5-4200M 2.5GHz。双目相机为 COMS 彩色相机,型号为 DC-USB300-B,灵敏度为 1.0V/lux·sec550 nm,光谱响应范围为 400~1030 nm,像素尺寸为 3.2 μm×3.2 μm,动态范围大于 61 db,信噪比为 43 db,采用 650 nm 低通滤光片。相机像素设置为 640+480 像素,采用 USB 数据线与上位机通信。上位机开发采用软触发方式控制相机采集图像,相机自定义数据为 256 字节块数据区域。双目相机平行放置于末端执行器两侧,间距为 15 cm。下位机是以 ARM 公司生产的 STM32F103 系列芯片为核心的微控制器,通过单脉冲模式控制步进电机驱动器。

5.2 试验设计

5.2.1 试验指标

- 1)采摘成功率
- 采摘成功率计算如下:

$$\eta = \frac{n}{M} \times 100\%$$

(8)

其中  $\eta$  为采摘成功率,  $n$  为试验成功次数,  $M$  为总试验次数, 30 次。

2)图像特征误差平均值

在相机成像平面内,读取视觉伺服结束后的被切割点与被夹持的成像坐标,与末端执行器上的切割点与夹持点成像坐标作差得到图像特征误差。所有采摘成功试验的图像特征误差平均值为

$$\bar{y}_j = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}, j = 1, 2, \dots, 6$$

(9)

其中  $\bar{y}_j$  为每个图像特征误差平均值。

3)单次平均采摘时间

视觉伺服过程中,末端执行器与目标距离误差不断减小,当果梗位于末端执行器上夹爪夹持范围内时认为到达采摘点位置,视觉伺服过程结束,试验用夹爪夹持范围为 17.7、16.0 和 28.0 mm。利用计时器记录视觉伺服过程开始到结束所有时间,即为单次采摘时间,统计所有采摘成功试验的采摘时间平均值为:

$$\bar{t} = \frac{\sum_{i=1}^n t_i}{n}$$

(10)

其中  $\bar{t}$  为采摘时间平均值。

5.2.2 试验方案

分别基于 KF、UKF、AUKF 图像雅可比矩阵估计算法的视觉系统进行静态与动态采摘试验。静态采摘试验时,将番茄果实串悬挂于移动平台并保持静止不动,机械手在相对于目标的任意初始位置开始向目标点运动实现采摘。动态采摘试验时,控制移动平台做小范围的往复摆动,使番茄串产生不确定的振动。移动平台电机驱动器位于移动平台丝杆末端,电机驱动器型号为 HBS57,频率为 1 500 Hz,移动范围为 -0.02~0.02 m。

每种方法的静态与动态采摘试验各 30 次,每次试验均保持机械手初始位姿相同,统计静态与动态条件下采摘成功率、图像特征误差平均值以及单次平均采摘时间。

5.3 试验流程

利用 MATLAB 编写的上位机控制界面对双目相机采集到的图像进行处理以及目标特征提取。为将果梗从复杂的背景中提取出来,利用支持向量机法分离出目标果梗图像<sup>[27-28]</sup>。分离出的果梗图像经过灰度化、阈值分割、形态学开运算等处理,得到番茄串果梗的二值图像。通过连通组件标记算法找到所有的连通区域,并分别标记,对每个连通区域运用计算几何距算法得到质心。将果梗质心点作为被夹持点,根据番茄串垂直生长特性以及末端上夹持点与切割点在图像上的距离,提取被夹持点上方一点作为被切割点。由于双目相机固定于机械手末端,故夹持点与切割点图像坐标为定值,在成像平面上垂直距离为 80 像素,试验前预先标定好。通过视觉伺服控制算法将目标在相机平面的图像特征

变化量转化为关节角度变化量。上位机将关节角度变化量对应的脉冲数与频率通过串口传送到下位机。步进电机驱动器把控制器发出的脉冲信号转化为步进电机的角位移，从而驱动机械手关节运动，具体试验流程如图 7 所示。

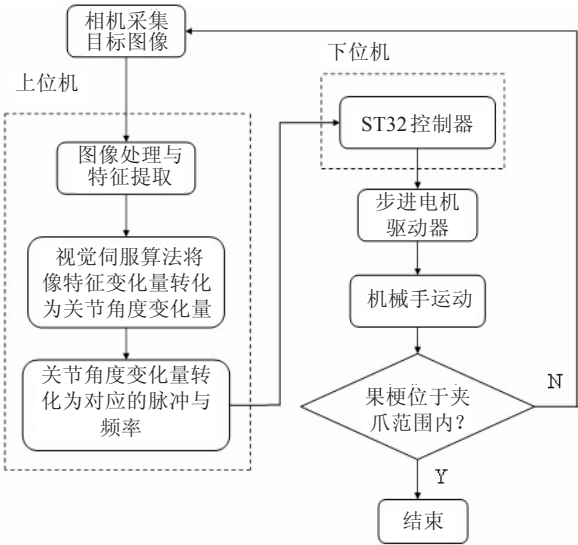


图 7 试验过程流程图

Fig.7 Flow chart of experiment progress

5.4 采摘试验结果与分析

视觉伺服过程结束后，基于 KF、UKF 与 AUKF 3 种图像雅克比矩阵估计算法的视觉伺服系统采摘失败次数与成功率如表 3 所示。

表 3 采摘试验成功率  
Table 3 Success rate of picking experiment

方法 Method	静态采摘 Static picking		动态采摘 Dynamic picking	
	失败次数 Number of failure	成功率 Success rate/%	失败次数 Number of failure	成功率 Success rate/%
KF	7	73	10	67
UKF	6	80	8	73
AUKF	3	90	5	83

从表 3 可知，基于 AUKF 算法的视觉伺服系统静态采摘试验成功率为 90%，动态采摘试验成功率为 83%，相比于 KF 算法与 UKF 算法，静态采摘试验成功率分别提高了 17 与 10 个百分点，动态采摘试验成功率分别提高了 16 与 10 个百分点。采摘试验失败的原因是图像雅克比矩阵估计不准确，导致机械手末端执行器运动到相机视野之外。除去试验失败的数据，基于 3 种图像雅克比矩阵估计方法的视觉伺服系统最终图像特征误差平均值如表 4 所示。

表 4 图像特征误差平均值  
Table 4 Average value of image feature error pixels

试验 Test	方法 Method	$u_1$	$v_1$	$u_2$	$v_2$	$u_3$	$u_4$
静态 Static	KF	15.84	15.91	16.01	15.91	15.84	16.01
	UKF	9.35	9.57	10.28	9.57	9.35	10.28
	AUKF	4.69	3.15	4.98	3.15	4.69	4.98
动态 Dynamic	KF	18.69	17.79	20.48	17.79	18.69	20.48
	UKF	13.18	12.87	10.56	12.87	13.18	10.56
	AUKF	9.17	8.09	5.26	8.09	9.17	5.26

由表 4 可知，基于 AUKF 算法的视觉伺服系统静态采摘的最终图像特征误差平均值相比于基于 KF 算法与 UKF 算法估计图像雅克比矩阵的视觉伺服系统分别减小了 70.39%，80.20%，68.89%，80.20%，70.39%，68.89% 与 49.84%，67.84%，51.56%，67.84%，49.84%，51.56%，动态采摘的最终图像特征误差平均值相比于基于 KF 算法与 UKF 算法的视觉伺服系统分别减小了 50.94%，54.53%，74.32%，54.53%，50.94%，74.32% 与 30.42%，37.14%，50.19%，37.14%，30.42%，50.19%。

3 种图像雅克比矩阵估计方法的视觉伺服系统响应时间如表 5 所示。

表 5 单次采摘平均时间  
Table 5 Average value of picking time s

方法 Method	静态采摘 Static picking	动态采摘 Dynamic picking
KF	28	34
UKF	24	30
AUKF	18	22

由表 5 可知，基于 AUKF 算法的视觉伺服系统在目标静态条件和动态条件平均用时分别为 18 和 22 s，相比于 KF 算法与 UKF 算法，目标静态条件下用时分别减小了 10 与 6 s，减小的百分比为 35.71% 与 25%。目标动态条件下用时分别减小了 12 与 8 s，减小的百分比为 35.29% 与 26.67%。

6 结 论

1) 本文在 KF 算法与 UKF 算法估计图像雅克比矩阵的基础上，引入自适应系统噪声估计器，提出的 AUKF 算法估计图像雅克比矩阵，能够实现时变过程噪声适应系统的变化，使图像雅克比矩阵估计更加准确。

2) 视觉伺服控制系统仿真试验结果表明，在系统噪声统计特性未知的情况下，基于 AUKF 算法的视觉伺服控制系统图像特征误差平均值为 4.978 像素，相比于 KF 算法与 UKF 算法，分别减小了 54.44% 与 24.78%；机械手末端与目标最终距离为 4.19 mm，相比于 KF 算法与 UKF 算法的视觉伺服控制系统分别减小了 79.74% 与 80.36%。因此 AUKF 算法能抑制未知统计特性的系统过程噪声对图像雅克比矩阵估计精度的影响。

3) 番茄串采摘机械手静态采摘试验时，基于 AUKF 算法的视觉伺服系统与基于 KF 算法和 UKF 算法视觉伺服系统相比，最终图像特征误差平均值分别减小了 68.89%~80.20% 和 49.84%~67.84%，采摘时间分别减小了 35.71% 与 25%；动态采摘时，最终图像特征误差平均值分别减小了 50.94%~74.32% 和 30.42%~50.19%，采摘时间分别减少了 35.29% 与 26.67%。基于 AUKF 算法的视觉伺服系统静态和动态采摘试验成功率分别为 90% 和 83%，相比于 KF 算法与 UKF 算法，分别提高了 17 与 10 和 16 与 10 个百分点。

[参 考 文 献]

[1] 王粮局, 张立博, 段运红. 基于视觉伺服的草莓采摘机器人果实定位方法[J]. 农业工程学报, 2015, 31(22):25—31.



- Wang Liangju, Zhang Libo, Duan Yunhong. Fruit localization for strawberry harvesting robot based on visual servoing[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2015, 31(22): 25—31. (in Chinese with English abstract)
- [2] 冯青春, 赵春江, 王晓楠. 基于视觉伺服的樱桃番茄果串对靶测量方法[J]. 农业工程学报, 2015, 31(16): 206—212.  
Feng Qingchun, Zhao Chunjiang, Wang Xiaonan. Fruit bunch measurement method for cherry tomato based on visual servo[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2015, 31(16): 206—212. (in Chinese with English abstract)
- [3] 陶波, 龚泽宇, 丁汉. 机器人无标定视觉伺服控制研究进展[J]. 力学学报, 2016, 48(4): 767—783.  
Tao Bo, Gong Zeyu, Ding Han. Survey on uncalibrated robot visual servoing control[J]. Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics, 2016, 48(4): 767—783. (in Chinese with English abstract)
- [4] Billibon H Yoshimi, Member, Peter K. Alignment using an uncalibrated camera system[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1995, 11(4): 125—131.
- [5] Koh Hosoda, Minoru Asada. Versatile visual servoing without knowledge of true jacobian[J]. Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 1994, 28(3): 186—193.
- [6] Jenelle Armstrong Piepmeier. A dynamic quasi-newton method for uncalibrated visual servoing[J]. International Conference on Robotics & Automation Detroit, 1999, 45(9): 1595—1600.
- [7] Jenelle Armstrong Piepmeier. A dynamic jacobian estimation method for uncalibrated visual[J]. International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics, 1999, USA, 35(39): 944—949.
- [8] Matthew Marshall. Kalman filter visual servoing control law[C]. Proceedings of 2014 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation: 527—534.
- [9] Matthew Marshall. Adaptive kalman filter control law for visual servoing[J]. 2016 International Conference on Collaboration Technologies and Systems, 2013, 24(45): 379—386.
- [10] Liu Songqing, Liu Shiyue. Online-estimation of image jacobian based on adaptive Kalman filter[C]. Proceedings of the 34th Chinese Control Conference, 2015: 6016—6019.
- [11] Sang-Hyeon Bae. A dynamic visual servoing of robot manipulator with eye-in-hand camera[J]. 2018 International Conference on Electronics, Information and Communication (ICEIC), 2018: 1—4.
- [12] Salehian M, Rayat Doost S. Robust unscented kalman filter for visual servoing system[C]. 2011 2nd International Conference on Control, Instrumentation and Automation (ICCIA), 2011: 1006—1011.
- [13] 李牧, 庞明, 王晓宇. 不需要标定系统模型的“眼在手上”视觉伺服控制技术[J]. 智能系统学报, 2007, 2(6): 60—64.  
Li Mu, Pang Ming, Wang Xiaoyu. Technique for uncalibrated eye-in-hand visual servoing[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2007, 2(6): 60—64. (in Chinese with English abstract)
- [14] 赵杰, 李牧. 一种无标定视觉伺服控制技术的研究[J]. 控制与决策, 2006, 21(9): 1015—1019.  
Zhao Jie, Li Mu. Study on uncalibrated visual servoing technique[J]. Control and Decision, 2006, 21(9): 1014—1019. (in Chinese with English abstract)
- [15] 赵清杰, 陈云蛟, 张立群. 基于粒子滤波的雅可比矩阵在线估计技术[J]. 北京理工大学学报, 2008, 28(5): 401—404.  
Zhao Qingjie, Chen Yunjiao, Zhang Liqun. On-line estimation of jacobian matrix based on particle filter[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2008, 28(5): 401—404. (in Chinese with English abstract)
- [16] 徐鹏, 杨宏韬. 基于扩展  $H_{\infty}$  粒子滤波算法的视觉伺服雅可比矩阵在线辨识[J]. 广西大学学报: 自然科学版, 2017, 42(3): 1052—1057.  
Xu Peng, Yang Hongtao. On-line identification of visual servo Jacobian matrix based on extended  $H_{\infty}$  particle filter[J]. Journal of Guangxi University (Nat Sci Ed), 2017, 42(3): 1052—1057. (in Chinese with English abstract)
- [17] 辛菁, 白蕾. 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. Adaptive Kalman Filter-based robot 6DOF uncalibrated vision positioning[J]. Journal of System Simulation, 2014, 26(3): 586—591. (in Chinese with English abstract)
- [18] 辛菁, 刘丁, 班建安. 自适应卡尔曼滤波器在机器人控制中的应用[J]. 西安理工大学学报, 2007, 23(2): 136—139.  
Xin Jing, Liu Ding. Application Research of Adaptive Kalman Filter in Robot Control[J]. Journal of Xi'an University of Technology, 2007, 23(2): 136—139. (in Chinese with English abstract)
- [19] 孙冬雪. 自适应卡尔曼滤波图像雅可比估计[J]. 长春工业大学学报, 2017, 38(5): 447—452.  
Sun Dongxue. Image Jacobian matrix estimation based on adaptive kalman filter[J]. Journal of Changchun University of Technology, 2017, 38(5): 447—452. (in Chinese with English abstract)
- [20] 张应博. 基于无极卡尔曼滤波算法的雅可比矩阵估计[J]. 计算机应用, 2011, 31(6): 1699—1702.  
Zhang Yingbo. Unscented Kalman filter for on-line estimation of Jacobian matrix[J]. Journal of Computer Applications, 2011, 31(6): 1699—1702. (in Chinese with English abstract)
- [21] 李志雄, 王姮. 基于无迹卡尔曼滤波的运动机器人定位研究[J]. 计算机与信息技术, 2015, 11(204): 73—76.  
Li Zhixiong, Wang Yuan. Research on motion robot location based on unscented kalman filter[J]. Light industry science and technology, 2015, 11(204): 73—76. (in Chinese with English abstract)
- [22] 刘广瑞, 黄真. 基于 Kalman 滤波的图像雅可比矩阵在线估计[J]. 郑州大学学报工学版, 2014, 34(1): 95—98.  
Liu Guangrui, Huang Zhen. Tracking of two dimensional based on kalman filtering[J]. Journal of Zhengzhou University: Engineering Science, 2014, 34(1): 95—98. (in Chinese with English abstract)
- [23] 顾宝兴, 姬长英, 王海青, 等. 智能移动水果采摘机器人设计与试验[J]. 农业机械学报, 2012, 43(6): 153—160.  
Gu Baoxing, Ji Changying, Wang Haiqing, et al. Design and experiment of intelligent mobile fruit picking robot[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(6): 153—160. (in Chinese with English abstract)
- [24] Li Zhiguo, Miao Fengli, Yang Zhibo. Factors affecting human hand grasp type in tomato fruit-picking: A statistical investigation for ergonomic development of harvesting robot[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 15(7): 90—97.
- [25] 周俊, 刘锐, 张高阳. 基于立体视觉的水果采摘机器人系统设计[J]. 农业机械学报, 2010, 41(6): 158—162.  
Zhou Jun, Liu Rui, Zhang Gaoyang. Fruit Harvesting Robot Based on Stereo Vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(6): 158—162. (in Chinese with English abstract)
- [26] 纪鹏, 宋爱国, 吴常铖, 等. 适用于移动机械手无关节状态反馈

- 情况的基于人-机-机协作的无标定视觉伺服控制[J]. 机器人, 2017, 39(2): 197—204.
- Ji Peng, Song Aiguo, Wu Changcheng, et al. Human-robot-cooperation based uncalibrated visual servoing control for mobile robotic manipulators without joint-state feedback[J]. Robot, 2017, 39(2): 197—204. (in Chinese with English abstract)
- [27] 田有文, 李天来, 李成华, 等. 基于支持向量机的葡萄病害图像识别方法[J]. 农业工程学报, 2007, 23(6): 175—180
- Tian Youwen, Li Tianlai, Li Chenghua, et al. Method for recognition of grape disease based on support vector machine[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2007, 23(6): 175—180. (in Chinese with English abstract)
- [28] 宰松梅, 温季, 郭冬冬, 等. 基于支持向量机模型和图像处理技术的甜椒叶面积测定[J]. 农业工程学报, 2011, 27(3): 237—241.
- Zai Songmei, Wen Ji, Guo Dongdong, et al. Determination of leaf area of sweet pepper based on support vector machine model and image processing[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2011, 27(3): 237—241. (in Chinese with English abstract)

## Servo control method of picking manipulator based on adaptive traceless Kalman filter

Liang Xifeng, Peng Ming, Lu Jie, Qin Chao

(College of Mechanical and Electrical Engineering, China Jiliang University, Hangzhou 310018, China)

**Abstract:** Image Jacobian matrix is core portion of robot vision servo system. During estimating image Jacobian matrix with traditional methodology of KF (Kalman Filter) and UKF (Unscented Kalman Filter), the system noises of unknown statistical properties is determined according to priori knowledge, which is remained unchanged in system. However, this methodology of dealing system noises would make image Jacobian matrix's estimation inaccuracy because of time-varying system noises. Based on traditional methodology of KF and UKF, in this paper, we structured propagator of system noises estimation with the difference value of system state predicted value and updated value, and raised Adoption Unscented Kalman Filter to estimate image Jacobian matrix. Two points on the tomato string's stem, clamping point and picking point, were chosen as feature points in the image feature space. The center of mass of fruit stem was extracted as the holding point. According to the vertical growth characteristics of tomato clusters and the distance between the holding point on the end and the cutting point on the image, a point above the holding point was extracted as the cutting point. Image Jacobian matrix was used to transform information of pixel difference in image feature space to change in pose of end-effector in manipulator motion space. First, results of image feature space localization experiment showed that six image feature errors were smaller and the average image feature error of visual servo system based on AUKF was 4.978 pixels/mm in condition of unknown system noises. Compared with visual servo system based on KF and UKF, average image feature error reduced 54.44% and 24.78%, respectively. Second, three dimensional space positioning experiment between end-effector and target picking point showed that the final distance between end-effector and target picking point was 4.19 mm, reduced by 79.74% and 80.38% compared to methods of KF and UKF. Third, the response time of visual servo control system based on KF method, UKF method and AUKF method to estimate image Jacobian matrix was 2, 1.5 and 1.2 s, respectively. The picking experiment was carried out on the visual servo test platform of the seven-degree-of-freedom picking manipulator. The visual system based on each visual servo control method was tested for 30 times. For the visual servo system based on AUKF method estimation, the success rate of picking the static target was 90%, and the success rate of picking the dynamic target was 83%. Compared with KF methodology and UKF methodology, the success rate of static picking test was increased by 17 and 10 percentage points, respectively, and the success rate of dynamic picking test was increased by 16 and 10 percentage points, respectively. The results showed that the static picking time based on AUKF methodology was the 18 s, compared with the visual servo system based on KF methodology and UKF methodology, the time of static picking was reduced by 35.71% and 25%, respectively. The average dynamic picking time of visual servo system based on AUKF was 22 s and the test time of dynamic picking was reduced by 35.29% and 26.67%, respectively compared with the visual servo system based on KF methodology and UKF methodology. The image Jacobian matrix based on AUKF was suitable for the dynamic picking of tomato clusters, and the accuracy of visual servo control under dynamic condition was lower than that under static condition. Test results suggested that the proposed AUKF method with KF method and the UKF method compared to estimating by image Jacobin matrix, and AUKF method to estimate the image Jacobin matrix, reduced the process of picking robot visual servo control system noise interference, which made the picking robot visual servo control system of processing noise adapted to the change of the visual servo system, resulting in higher positioning precision for picking robot visual servo control system.

**Keywords:** robots; image processing; visual servoing; harvesting; image Jacobian Matrix; adaptive unscented Kalman filtering methodology