

机器视觉和电子鼻融合的番茄成熟度检测方法

Research on tomato maturity detection method based on machine vision and electronic nose fusion

王俊平¹ 徐 刚²

WANG Jun-ping¹ XU Gang²

(1. 湖北职业技术学院, 湖北 孝感 432000; 2. 湖北工程学院, 湖北 孝感 432000)

(1. Hubei Vocational and Technical College, Xiaogan, Hubei 432000, China;

2. Hubei Institute of Technology, Xiaogan, Hubei 432000, China)

摘要:目的:探索机器视觉与电子鼻融合法在果蔬成熟度检测中的应用能力,实现番茄不同成熟度的检测。方法:基于机器视觉和电子鼻采集系统,提出了一种基于多源信息融合的番茄成熟度检测方法。以机器视觉筛选出的 6 个颜色特征和电子鼻筛选出的 10 个气味特征为基础,建立番茄成熟度检测的最小二乘支持向量机模型。通过试验对融合方法和单一方法进行对比分析,验证了该方法的可行性。结果:与单一检测方法相比,多源融合方法提高了番茄成熟度识别、番茄硬度和番茄红素预测的准确性。结论:多源融合方法在一定程度上提高了果蔬成熟度的检测能力。

关键词:番茄;成熟度;机器视觉;电子鼻;支持向量机;多源信息融合

Abstract: Objective: To explore the application ability of machine vision and electronic nose fusion method in fruit and vegetable maturity detection, and realize the detection of different maturity of tomato. **Methods:** Based on machine vision and electronic nose acquisition system, a tomato maturity detection method based on multi-source information fusion was proposed. Based on 6 color features screened by machine vision and 10 odor features screened by electronic nose, the least squares support vector machine model for tomato maturity detection was established. The feasibility of this method is verified by comparing the fusion method with single method. **Results:** Compared with the single detection method, the multi-source fusion method improves the accuracy of tomato maturity recognition, tomato hardness and lycopene pre-

diction. **Conclusion:** The multi-source fusion method improves the detection ability of fruit and vegetable maturity to a certain extent.

Keywords: tomato; maturity; machine vision; electronic nose; support vector machine; multi-source information fusion

在采摘、储运等物流环节中,果蔬腐烂率达 20%~30%,年损失可达 1 000 亿元,主要是不同成熟度的果蔬混装在一起造成的^[1]。近年来,国内外有大量研究人员对食品检测技术进行研究,也有一些较为突出的成果,如机器视觉、电子感官、高光光谱成像等检测技术。张政等^[2]提出了一种基于机器视觉的香蕉果肉缺陷预测方法。结果表明,与传统方法相比,该方法的预测精度较高,总体精度为 88.9%。周靖宇等^[3]提出了一种基于近红外技术和偏最小二乘法的无花果成熟度检测方法。结果表明,该方法在训练集和测试集的分类准确率分别达到 99.59% 和 99.15%。张义志等^[4]对高光谱技术在农产品成熟度检测中的应用进行研究,指出了应用中存在的问题,并提出了改进措施。杨晨昱等^[5]将近红外光谱技术和电子鼻技术分别应用于苹果霉心病的无损检测。结果表明,电子鼻和近红外光谱能较好地鉴别苹果霉心病,准确率达到 87.7% 和 86.2%。然而,机器视觉只提供相对单一的视觉信息,电子感官获取信息有一定的局限性,高光谱检测技术中的数据量巨大且难以处理。多源信息融合问题尚未形成一个具有基本理论框架的有效融合模型。

番茄属于世界三大贸易性蔬菜之一,具有易腐性。试验拟提出一种基于多源信息融合的番茄成熟度检测方法。以机器视觉筛选出的 6 个颜色特征和电子鼻筛选出的 10 个气味特征为基础,建立番茄成熟度检测的最小二

基金项目:湖北省自然科学基金(编号:2018CFC799)

作者简介:王俊平(1972—),男,湖北职业技术学院副教授,硕士。

E-mail: wjp72@21cn.com

收稿日期:2021-11-03

乘支持向量机模型,以期为果蔬成熟度检测方法的发展提供参考。

1 系统原理

1.1 机器视觉采集系统

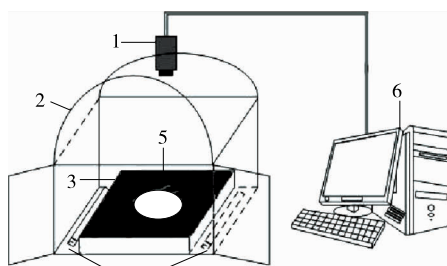
通过机器视觉实现对番茄成熟度的检测。首先,样本图像由相机拍摄,然后发送到处理单元(如计算机)。通过数字处理,可以掌握目标区域的颜色、纹理、大小和形状等特征。然后通过一系列判断条件得到识别结果,实现机器视觉系统的识别功能。所使用的机器视觉硬件系统分为两大部分:图像采集系统和计算机^[6]。图1为机器视觉采集系统的结构。

1.2 电子鼻采集系统

电子鼻是一种新型的智能装置,可以模拟动物的嗅觉,识别挥发性气味^[7]。电子鼻结构如图2所示,由4个主要部分组成:气体采样、传感器阵列、信号处理、气路清洗^[8]。气体采样系统将气味吸附到气体传感器上,气体传感器阵列吸收气味并产生信号,这类似于人类细胞感知气味的过程,呼吸和吸入的过程也类似。信号处理系统可以对获取的气味信息进行分析与判断,数据处理后输出识别结果。气路清洗是通过氧气对气管和气室进行清洗。

2 多源信息融合

多源信息融合是将机器视觉和电子鼻采集信息进行融合,以机器视觉筛选出颜色特征变量和电子鼻筛选出气味特征变量进行特征融合。通过番茄各彩色单通道图像的灰色均值箱线图选取的6个有效颜色特征。通过番



1. 相机 2. 灯箱 3. 样品台 4. 光源 5. 样本 6. 计算机

图1 机器视觉系统结构

Figure 1 Mechanical vision system structure

茄中的挥发性气体选择了10个电子鼻传感器。建立番茄成熟度检测的最小二乘支持向量机模型。融合过程如图3所示。

2.1 图像特征提取

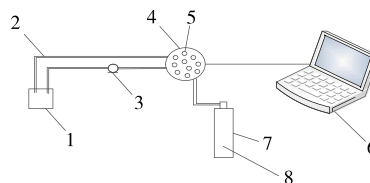
文中采用机器视觉常用的 RGB、HSV 和 CIE $L^*a^*b^*$ 模型,从这9个颜色特征中进行选择^[9]。根据 SB/T 10331—2000,对成熟度判定方法进行制定,将番茄划分为6个不同成熟度(绿熟期、转色期、半熟期、成熟期、完熟期、腐败期),如图4所示。

从6个成熟度等级的番茄各彩色单通道图像的灰色均值箱线图可以看出。 R 、 V 和 b^* 均呈凸形排列,在成熟时到达凸顶,但重叠区域较多,很难区分。 G 、 B 、 H 和 L^* 均呈下降排列。 G 可以区分一个等级:成熟期。 B 准确区分了半成熟期之前和成熟期之后的番茄。 H 可以区分4个等级:绿熟期、转色期、半熟期与成熟期,但很难区分腐烂期和完熟期。 L^* 可以区分一个等级:成熟期。在 S 和 a^* 箱线图中,箱子基本上呈上升趋势。 S 可以区分前3个等级。 a^* 可以区分前4个等级^[10]。

综上所述,在 RGB、HSV 和 CIE $L^*a^*b^*$ 3种颜色模型中共选取6种有效颜色特征(G 、 B 、 H 、 S 、 L^* 和 a^*)。

2.2 气体特征提取

将番茄样品放入500 mL烧杯中进行密封,控制与储



1. 集气室 2. 气路管道 3. 泵 4. 气味反应室 5. 传感器
6. 计算机 7. 氧气罐 8. 氧气

图2 电子鼻系统结构

Figure 2 Electronic nose system structure

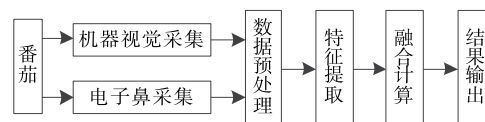
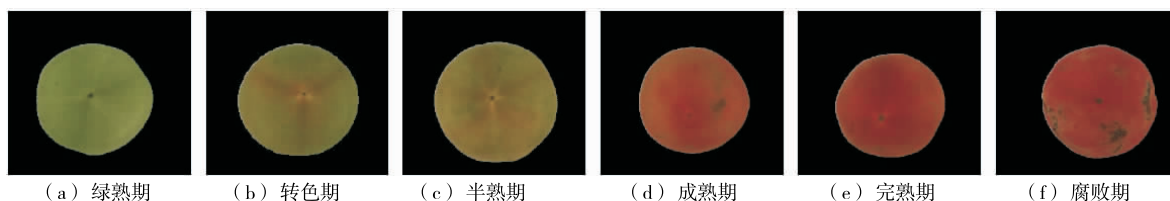


图3 多源信息融合过程

Figure 3 Multi source information fusion process



(a) 绿熟期

(b) 转色期

(c) 半熟期

(d) 成熟期

(e) 完熟期

(f) 腐败期

图4 番茄不同成熟度

Figure 4 Different maturity of tomato

存相同的温湿度富集其挥发性气体 20 min,通过电子鼻检测顶空气体^[11]。共采集 450 s,间隔 1 s。对 108 个番茄样本进行采样。构建气体传感器阵列(10 个氧化物半导体传感器)提取电子鼻传感器信息,选取 441~450 s 采集数据平均值作为气味特征值,共 10 个。

2.3 改进的最小二乘支持向量机模型

支持向量机(Support Vector Machines,SVM)是近年发展起来的一种新的学习方法^[12]。相比于神经网络,理论上,它提供了最佳的整体效益,解决神经网络中局部极小问题^[13]。通过对支持向量机建模技术的深入研究和广泛应用,出现了很多改进方法。

最小二乘支持向量机(LS-SVM)就是 SVM 的改进方法。提高了求解速度和收敛精度。采用 LS-SVM 建立番茄成熟度模型,如式(1)所示^[14]。

$$y = \sum_{k=1}^N \alpha_k K(x, x_k) + b, \quad (1)$$

式中:

y ——输出向量;

N ——样本个数;

α_k ——拉格朗日因子;

b ——偏置项;

$K(x, x_k)$ ——径向基核函数,如式(2)所示^[15]。

$$K(x, x_k) = \exp\left[-\frac{\|x - x_k\|^2}{2\sigma^2}\right], \quad (2)$$

式中:

x —— m 维数输入向量;

x_k ——第 k 个径向基函数的中心;

σ ——核参数;

$\|x - x_k\|$ ——向量 $x - x_k$ 的范数。

LS-SVM 建模需要考虑的主要参数有:输入层数、输出层数、正则化参数、核函数等^[16]。在 LS-SVM 的建模过程中,需要确定两个参数:惩罚参数 C 和核参数 σ 。 C 值越小,偏差惩罚越小,支持向量机的回归曲线越平滑,越有可能训练不足。 C 值越高,偏差惩罚越高,可能导致过度学习。如果 σ 较小,可能会发生局部优化,导致 LS-SVM 的过度训练。相反,如果 σ 较大,可能会出现训练不足的情况。

在 LS-SVM 回归参数优化分析中,以 C 和 σ 组合获得的均方误差(M_{SE})最小为目标,在最优参数下建模。通过训练集的交叉验证均方根误差(R_{MSECV})、相关系数(R_c)和测试集的均方根误差(R_{MSEP})、相关系数(R_p)对模型的性能进行全面评估。相关系数越高,模型对数据的拟合能力越强。均方误差越小,模型越精确。

训练集相关系数(R_c)与测试集相关系数(R_p)越接近 1,模型的预测精度越高。相关系数 R 计算如式(3)所示^[17]。

$$R = \sqrt{1 - \frac{\sum_{k=1}^N (y_k - y_k^*)^2}{\sum_{k=1}^N (y_k - y_k^-)^2}}, \quad (3)$$

式中:

R ——相关系数;

y_k 、 y_k^* 、 y_k^- ——第 k 个样本的真实值、预测值和真实平均值。

训练集均方根误差(R_{MSECV})如式(4)所示^[18]。

$$R_{MSECV} = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (y_k - y_k^*)^2}, \quad (4)$$

式中:

n ——测试集样本。

测试集均方根误差(R_{MSEP})如式(5)所示^[19]。

$$R_{MSEP} = \sqrt{\frac{1}{m-1} \sum_{k=1}^{m-1} (y_k - y_k^*)^2}, \quad (5)$$

式中:

m ——预测集样本。

3 试验结果与分析

3.1 试验参数

试验设备为联想 PC,操作系统为 windows 10 64 位旗舰,Intel i5 2450m CPU、2.5 GHz 频率、8 GB 内存^[20]。相机采用德国 Manta G-125C,镜头采用 Computar M0814-MP2。电子鼻传感器为 TGS813、TGS816、TGS822、TGS825、TGS832、TGS880、TGS2600-B00、TGS2610-BOO、TGS2611-C00、TGS2620-A00。设置的番茄贮藏温度为 20 ℃,湿度为 85%RH,电子鼻检测与贮藏温湿度相同。采用英国 Stable Micro Systems 公司的 TA.XT.Plus 型质构分析仪对番茄表面硬度进行测量,采用日本岛津公司的 LC-20AB 型高效液相色谱仪对番茄果实中的番茄红素含量进行测量。试验中,融合函数的主成分作为自变量,番茄成熟度、硬度和红色素作为因变量。总共 108 组数据,按照 2:1 的比例随机分为训练集和测试集。建立了番茄成熟度检测模型。主成分数为 5 分,惩罚参数 $C=64$ 和核参数 $\sigma=0.0442$ 。建立番茄硬度预测模型,主成分数为 7,惩罚参数 $C=0.7071$ 和核参数 $\sigma=0.1768$ 。建立了番茄红素的预测模型。主成分数为 7,惩罚参数 $C=8$ 和核参数 $\sigma=0.0625$ 。在参数优化之前,将自变量标准化为 $[-1,1]$,因变量标准化为 $[0,1]$ 。

3.2 试验分析

3.2.1 成熟度识别 为了验证文中多源融合方法的优越性,分别建立番茄成熟度模型进行对比分析(机器视觉 LS-SVM 模型、电子鼻 LS-SVM 模型、多源融合 LS-SVM 模型)。表 1 为采用不同方法建立的番茄成熟度识别模型的识别结果。

表 1 不同方法番茄成熟度判别模型结果
Table 1 Different methods of tomato maturity discriminant model results

模型	准确率/%	
	训练集	测试集
机器视觉 LS-SVM 模型	93.61	88.09
电子鼻 LS-SVM 模型	85.01	84.02
多源融合 LS-SVM 模型	100.00	98.30

由表 1 可知,多源信息融合的 LS-SVM 模型测试集识别准确率最高,为 98.03%。机器视觉 LS-SVM 模型测试集识别准确率为 88.09%,电子鼻 LS-SVM 模型测试集识别准确率为 84.02%。这是因为不同成熟度的番茄颜色差异是肉眼可见的,机器视觉提取的颜色特征可以反映番茄存在的差异,而电子鼻检测气体受番茄物质含量的影响,可变因素较多。因此,相比于电子鼻 LS-SVM 模型,机器视觉 LS-SVM 模型的识别准确率更高。在融合技术中,颜色和气味特征的融合弥补了单一技术存在的不足,识别精度高于单一技术。

3.2.2 硬度预测 表 2 为不同方法建立的番茄硬度预测模型的预测结果。

表 2 不同方法番茄硬度预测模型结果
Table 2 Results of tomato hardness prediction models by different methods

模型	训练集		测试集	
	R_c	R_{MSECV}	R_c	R_{MSECV}
机器视觉 LS-SVM 模型	0.934 1	0.006 9	0.894 1	0.010 1
电子鼻 LS-SVM 模型	0.880 8	0.010 9	0.783 9	0.022 8
多源融合 LS-SVM 模型	0.922 0	0.008 1	0.914 3	0.008 1

从表 2 可以看出,多源信息融合的 LS-SVM 模型在训练集中的预测性能略低于机器视觉 LS-SVM 模型,但测试集的预测效果较优。相比于电子鼻 LS-SVM 模型,多源信息融合的 LS-SVM 模型在硬度预测中有了显著提高,其中 R_p 由 0.783 9 提高到 0.914 3。这是因为通过机器视觉提取的颜色特征能够更好地反映果实成熟期,随着番茄越来越熟,其硬度往往会显著降低。融合技术结合颜色和气味特征获取的数据信息更多,但也引入了一些冗余信息,因此在训练集中,相比于机器视觉 LS-SVM 模型,多源信息融合的 LS-SVM 模型预测性降低, R_c 由 0.934 1 降低到 0.922 0。硬度变化是由果胶降解引起,而电子鼻缺乏这一类的检测手段,因此性能低于机器视觉 LS-SVM 模型。

3.2.3 番茄红素预测 表 3 为不同方法建立的番茄红素预测模型的预测结果。

表 3 不同方法番茄红素预测模型结果
Table 3 Results of different methods of lycopene prediction model

模型	训练集		测试集	
	R_c	R_{MSECV}	R_c	R_{MSECV}
机器视觉 LS-SVM 模型	0.921 4	0.007 9	0.890 5	0.010 5
电子鼻 LS-SVM 模型	0.930 4	0.007 3	0.795 4	0.030 9
多源融合 LS-SVM 模型	0.932 8	0.005 4	0.902 0	0.027 2

从表 3 可以看出,多源信息融合的 LS-SVM 模型对番茄红素的预测能力优于机器视觉 LS-SVM 模型和电子鼻 LS-SVM 模型, R_c 略高, R_{MSECV} 降低明显。 R_p 增加明显, R_{MSEP} 介于两者中间。这是因为机器视觉提取的颜色特征能够更好地反映番茄成熟度。番茄红素是成熟番茄的主要颜色物质,随着番茄越来越成熟,含量不断增加。所以机器视觉 LS-SVM 模型对番茄红素的预测更加精准。然而,番茄红素不溶于水、不易挥发,而电子鼻缺乏这一类的检测手段。相比于电子鼻 LS-SVM 模型,机器视觉 LS-SVM 模型对番茄红素的预测效果更优。融合技术结合颜色和气味特征获取的信息更加全面。因此,多源信息融合的 LS-SVM 模型预测能力最优,在番茄成熟度检测中是可行和有效的。

4 结论

研究提出了一种基于多源信息融合的番茄成熟度检测方法,以机器视觉筛选出 6 个颜色特征和电子鼻筛选出 10 个气味特征为基础,建立了番茄成熟度检测的最小二乘支持向量机模型。结果表明,与单一方法相比,多源融合方法在成熟度识别、番茄硬度和番茄红素预测方面有一定的改进。成熟度识别在训练集中达到 100%,在测试集中达到 98.3%。硬度预测中训练集相关系数为 0.922 0,训练集均方根误差为 0.008 1,测试集相关系数为 0.914 3,测试集均方根误差为 0.008 1。红素预测中的训练集相关系数为 0.932 8,训练集均方根误差为 0.005 4,测试集相关系数为 0.902 0,测试集均方根误差为 0.027 2。试验对番茄成熟度检测方法的研究尚处于起步阶段,仅对番茄成熟度进行了检测。后续将进一步扩大检测对象以增强其适用性。

参考文献

[1] 陈进熹,丁洁瑾. 基于机器视觉的番茄采摘器红外图谱识别研究[J]. 农机化研究, 2022, 12(4): 44-53.
CHEN Jin-xi, DING Jie-jin. Research on infrared spectrum recognition of tomato picker based on machine vision[J]. Research on Agricultural Mechanization, 2022, 12(4): 44-53.
[2] 张铮,熊盛辉,王孙强,等. 基于机器视觉的香蕉果肉缺陷预测方法[J]. 食品与机械, 2020, 36(7): 150-154.

- ZHANG Zheng, XIONG Sheng-hui, WANG Sun-qiang, et al. Prediction method of banana pulp defects based on machine vision[J]. Food & Machinery, 2020, 36(7): 150-154.
- [3] 周靖宇, 孙锐, 余多, 等. 基于近红外技术和偏最小二乘判别法对无花果成熟度的快速判别[J]. 食品与机械, 2020, 36(11): 107-111.
- ZHOU Jing-yu, SUN Rui, YU Duo, et al. Fast discrimination of fig maturity based on near infrared technology and partial least squares discrimination[J]. Food & Machinery, 2020, 36(11): 107-111.
- [4] 张义志, 王瑞, 张伟峰, 等. 高光谱技术检测农产品成熟度研究进展[J]. 湖北农业科学, 2020, 59(12): 5-8, 12.
- ZHANG Yi-zhi, WANG Rui, ZHANG Wei-feng, et al. Research progress on detecting maturity of agricultural products by hyperspectral technology[J]. Hubei Agricultural Science, 2020, 59(12): 5-8, 12.
- [5] 杨晨昱, 袁鸿飞, 马惠玲, 等. 基于傅里叶近红外光谱和电子鼻技术的苹果霉心病无损检测[J]. 食品与发酵工业, 2021, 47(7): 211-216.
- YANG Chen-yu, YUAN Hong-fei, MA Hui-ling, et al. Nondestructive detection of apple mycoheart disease based on Fourier near infrared spectroscopy and electronic nose technology[J]. Food and Fermentation Industry, 2021, 47(7): 211-216.
- [6] 任二芳, 牛德宝, 温立香, 等. 电子鼻和电子舌在水果检测中的应用进展[J]. 食品工业, 2019, 40(10): 261-264.
- REN Er-fang, NIU De-bao, WEN Li-xiang, et al. Application progress of electronic nose and electronic tongue in fruit detection[J]. Food Industry, 2019, 40(10): 261-264.
- [7] 赵小霞, 李志强. 基于 PLC 和机器视觉的水果自动分级系统研究[J]. 农机化研究, 2021, 12(8): 75-79.
- ZHAO Xiao-xia, LI Zhi-qiang. Research on automatic fruit grading system based on PLC and machine vision[J]. Agricultural Mechanization Research, 2021, 12(8): 75-79.
- [8] 李雅倩. 并联机器人夹持机构串类水果夹取控制研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2020: 27-29.
- LI Ya-qian. Research on the control of parallel robot clamping mechanism for serial fruit clamping[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2020: 27-29.
- [9] 杨双艳, 杨紫刚, 张四伟, 等. 基于近红外光谱和 PSO-SVM 算法的烟叶自动分级方法[J]. 贵州农业科学, 2018, 46(12): 141-144.
- YANG Shuang-yan, YANG Zi-gang, ZHANG Si-wei, et al. Automatic tobacco grading method based on near infrared spectroscopy and PSO-SVM algorithm[J]. Guizhou Agricultural Sciences, 2018, 46(12): 141-144.
- [10] 王阳阳, 黄勋, 陈浩, 等. 基于同态滤波和改进 K-means 的苹果分级算法研究[J]. 食品与机械, 2019, 35(12): 47-51, 112.
- WANG Yang-yang, HUANG Xun, CHEN Hao, et al. Research on apple grading algorithm based on homomorphic filtering and improved k-means[J]. Food & Machinery, 2019, 35(12): 47-51, 112.
- [11] 陈驰, 彭向阳, 宋爽, 等. 大型无人机电力巡检 LiDAR 点云安全距离诊断方法[J]. 电网技术, 2017, 41(8): 2 723-2 730.
- CHEN Chi, PENG Xiang-yang, SONG Shuang, et al. Safety distance diagnosis method of LIDAR point cloud for large UAV power inspection[J]. Power Grid Technology, 2017, 41(8): 2 723-2 730.
- [12] 刘芳, 刘玉坤, 林森, 等. 基于改进型 YOLO 的复杂环境下番茄果实快速识别方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(6): 229-237.
- LIU Fang, LIU Yu-kun, LIN Sen, et al. Rapid identification method of tomato fruit in complex environment based on improved Yolo [J]. Acta Agriculturae Sinica, 2020, 51(6): 229-237.
- [13] 赵利平, 吴德刚. 融合 GA 的三点定位夜间苹果目标的识别算法研究[J]. 中国农机化学报, 2020, 41(5): 134-138.
- ZHAO Li-ping, WU De-gang. Research on recognition algorithm of three-point positioning night apple target based on GA[J]. China Agricultural Machinery Chemical Journal, 2020, 41(5): 134-138.
- [14] 朱建宝, 许志龙, 孙玉玮, 等. 基于 OpenPose 人体姿态识别的变电站危险行为检测[J]. 自动化与仪表, 2020, 35(2): 47-51.
- ZHU Jian-bao, XU Zhi-long, SUN Yu-wei, et al. Detection of dangerous behaviors in substations based on OpenPose human posture recognition[J]. Automation and Instrumentation, 2020, 35(2): 47-51.
- [15] 于文妍, 杨坤林. 四旋翼无人机串级模糊自适应 PID 控制系统设计[J]. 机械设计与制造, 2019, 12(1): 227-231.
- YU Wen-yan, YANG Kun-lin. Design of cascade fuzzy adaptive PID control system for four rotor UAV[J]. Mechanical Design & Manufacturing, 2019, 12(1): 227-231.
- [16] 陶浩, 李笑, 陈敏. 基于改进 ORB 特征的遥操作工程机器人双目视觉定位[J]. 测控技术, 2019, 38(7): 19-23.
- TAO Hao, LI Xiao, CHEN Min. binocular vision of teleoperation engineering robot based on improved orb feature[J]. Measurement and Control Technology, 2019, 38(7): 19-23.
- [17] 宋海涛, 何文浩, 原魁. 一种基于 SIFT 特征的机器人环境感知双目立体视觉系统[J]. 控制与决策, 2019, 34(7): 1 545-1 552.
- SONG Hai-tao, HE Wen-hao, YUAN Kui. A robot environment perception binocular stereo vision system based on SIFT feature[J]. Control and Decision, 2019, 34(7): 1 545-1 552.
- [18] 马伟革, 李文新, 孙晋川, 等. 基于粗-精立体匹配的双目视觉目标定位方法[J]. 计算机应用, 2020, 40(1): 227-232.
- MA Wei-ping, LI Wen-xin, SUN Jin-chuan, et al. Binocular vision target location method based on coarse fine stereo matching[J]. Computer Applications, 2020, 40(1): 227-232.
- [19] 罗久飞, 邱广, 张毅, 等. 基于自适应双阈值的 SURF 双目视觉匹配算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(3): 240-247.
- LUO Jiu-fei, QIU Guang, ZHANG Yi, et al. Research on surf binocular vision matching algorithm based on adaptive double threshold[J]. Journal of Instrumentation, 2020, 41(3): 240-247.
- [20] 程禹, 王晓华, 王文杰, 等. 基于改进 AKAZE 算法的图像特征匹配方法[J]. 西安工程大学学报, 2020, 34(8): 51-56.
- CHENG Yu, WANG Xiao-hua, WANG Wen-jie, et al. Image feature matching method based on improved AKAZE algorithm[J]. Journal of Xi'an Engineering University, 2020, 34(8): 51-56.