

结合深度学习的机器人示教系统设计

段中兴, 白 杨

(西安建筑科技大学 信息与控制工程学院, 西安 710055)

摘要: 传统的机器人示教系统在使用上受到应用对象和硬件设备的限制, 导致其开放性和易用性较低, 为了降低示教系统的使用门槛, 提高人机交互的效率, 利用 ROS (Robot Operating System) 的开放性和跨平台性, 设计了手势引导机器人示教系统, 可以控制机器人进入学习、编码、执行等模式; 系统采用 YCbCr 与 RGB 空间相结合的肤色分割算法, 利用 CNN 深度学习框架进行特征提取完成手势识别; 基于 ROS 集成手势对机器人模式控制; 通过在公开数据集上实验验证手势识别准确率可达 96.49%, 并测试了系统的有效性 & 可靠性。

关键词: 肤色分割; 深度学习; 人机交互

Design of Robot Teaching System Combined with Deep Learning

Duan Zhongxing, Bai Yang

(College of Information and Control Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China)

Abstract: The traditional robot teaching system is limited by the application objects and hardware equipment, which leads to its low openness and ease of use. In order to reduce the threshold of the teaching system and improve the efficiency of human-computer interaction, ROS (Robot Operating System) is open and cross-platform. A gesture-guided robot teaching system is designed to control the robot to enter learning, coding, and execution modes. The system uses a skin color segmentation algorithm combining YCbCr and RGB space, and uses CNN deep learning framework for feature extraction to complete gesture recognition; ROS integrated gesture control for robot mode. Experiments on public data sets verify that the accuracy of gesture recognition can reach 96.49%, and the effectiveness and reliability of the system are tested.

Keywords: skin tones; deep learning; human-computer interaction

0 引言

机器人示教编程 (robot programming demonstration, RPD) 是降低机器人编程复杂性的重要途径, 用户可以通过示教器引导机器人完成学习并进行任务再现^[1]。在使用 RPD 系统对机器人进行编程的过程中, 通过将消息指令传达给机器人来进行人机交互, 其中手势由于其直观性和确定性, 是工业场景中信息交流的重要方式, 因此如何在 RPD 中利用手势高效完成人机交互已经成为当前研究的重要方向。

基于视觉的动态手势识别研究分为两类: 一类是包括手势分割、手势跟踪、特征提取和手势分类四个阶段的传统方法; 另一类是利用卷积神经网络 (Convolutional Neural Networks, CNN) 进行相关研究。前者基于包括尺度不变特征变换 (Scale-Invariant Feature Transform, SIFT)^[2]、LBP 特征 (Local Binary Pattern)^[3]、方向梯度直方图特征 (Histogram of Oriented Gradient, HOG)^[4] 和 Haar-like 特征等提取目标完成图像特征提取^[5], 再采用分类算法进行分类来完成手势识别, 如支持向量机 (Support

Vector Machine, SVM)^[6]、K 近邻法 (K-NearestNeighbor, KNN) 等完成手势分类^[7], 进而对不同识别结果进行运动定义来引导机器人工作, 也可以采用如凸包算法等几何算法进一步对手势信息进行提取^[8], 但传统方法对每个阶段的算法要求都较为严格, 并且需要手工选取特征, 导致其存在一定复杂度的局限性; 而基于 CNN 在一定程度上避免了以上问题带来的影响, 该方法只需要将图像序列送入设计好的网络结构就可以直接得到分类结果, 整个识别过程简单且高效, 逐渐成为手势识别的重要研究方向。

其中 Mohanty 等人将原始图像直接输入简单的 2 层 CNN 进行特征提取并完成手势识别^[9], 但由于没有进行手势分割, 因此结果受背景干扰影响程度较大; Oyedotun 等通过将预处理的二值图像进行阈值划分获取手势区域并使用 CNN 完成识别^[10], 但其对光照干扰鲁棒性较差; 此外还存在将 CNN 与 SVM^[11] 或者 HOG^[12] 相结合的方法完成分类任务; 也可以使用 HSV 肤色模型^[13] 或 YCbCr 肤色空间^[14] 完成手势分割, 解决了对光线鲁棒的问题, 但其稳定性较差。

针对以上问题, 本文采用将 RGB 颜色空间与 YCbCr 颜色空间结合的方法完成手势分割, 并结合改进 LeNet-5 网络架构进行特征提取完成手势识别, 基于 ROS 设计机器人示教框架并定义相应功能, 进而完成人机交互^[15]。

1 系统结构

首先需要对包含手势区域的图像进行预处理, 利用

收稿日期: 2020-03-28; 修回日期: 2020-05-12。

基金项目: 国家自然科学基金面上项目 (51678470)。

作者简介: 段中兴 (1969-), 男, 湖南株洲人, 博士生导师, 教授, 主要从事包括控制科学与工程、计算机应用等方向的研究。

RGB 与 YCbCr 结合的颜色空间肤色模型提取手掌区域, 通过高斯滤波进行平滑处理并进行灰度处理, 尺寸归一化处理成 32×32 作为深度学习网络的输入; 其次对 LeNet-5 进行改进, 原始简单网络 LeNet 对于手写体字符的识别非常高效, 但其由于网络设计原因, 对于 5 分类测试集上存在过拟合现象, 因此需要进行改进; 最后将该方法应用于示教系统中, 用于指示任务演示的开始和结束, 达到人机交互的目的, 并进行实验与评估, 统计结果进行算法验证, 系统流程如图 1 所示。

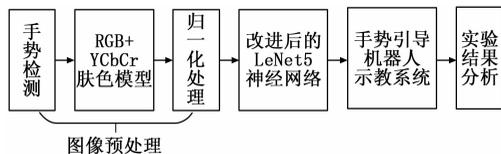


图 1 系统流程图

2 图像预处理

目前无论是开源的手势样本库, 还是通过相机自采样手势图像建立数据集, 得到的原始图像中均包含了手势区域和背景, 并不适合用于神经网络的输入图像, 需要经过预处理去除冗余信息。本文中的预处理包括: 手势分割、滤波去噪和归一化处理。

2.1 手势分割

本文为了提高肤色检测模型的稳定性, 将多个颜色空间结合, 采用 RGB 颜色空间和 YCbCr 颜色空间的混合肤色检测器。传统采用 HSV 或 YCbCr 单一肤色模型对光照鲁棒性较强, 但会将图像分割得较为破碎。针对以上问题, 通过将 RGB 颜色空间的 3 通道和 YCbCr 颜色空间 3 通道的值结合建立混合肤色检测器来完成肤色分割, 具体算法如式 (1) 所示。

$$\begin{aligned} R > B \wedge R > G \\ (G \geq B \wedge 5R - 12G + 7B \geq 0) \vee \\ (G < B \wedge 5R + 7G - 12B \geq 0) \\ C_r \in (135, 180) \wedge C_b \in (85, 135) \wedge Y > 80 \end{aligned} \quad (1)$$

经过混合肤色模型手势分割结果如图 2 所示。

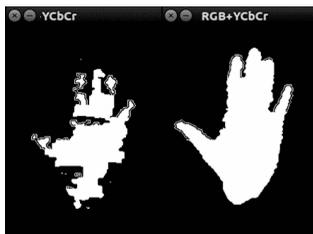


图 2 YCbCr 与 RGB+YCbCr 颜色空间结果对比

2.2 滤波去噪

高斯滤波、均值滤波和中值滤波是图像处理中使用的较为频繁的滤波算法, 其中高斯滤波和均值滤波采用的是线性滤波, 能够有效地抑制噪声、平滑图像, 其窗口模板的系数和均值不同。均值滤波的模板系数都是 1, 是一种非

线性滤波方法, 但其效率较高的同时会导致丢失部分特征信息, 不利于目标手势的识别, 并且对于噪声干扰效果不佳;

中值滤波是非线性滤波方法, 对于椒盐噪声效果较好, 但其时间复杂度较高; 而高斯模板系数随着模板中心的增大而系数减小, 则其对图像的模糊程度较小, 更大程度地保留图像特征信息, 因此本文采用大小为 15×15 的高斯核进行滤波去噪。

考虑到手势图像中手势占主导地位, 因此采用轮廓提取方法提取出手势区域, 并将小于最大轮廓的连通域填黑, 仅显示最大连通区域, 结果如图 3 所示。



图 3 滤波去噪结果

2.3 归一化处理

采用插值算法对手势图像作归一化处理用于输入卷积神经网络。常用插值算法有最近邻插值法、双线性插值法、基于局部像素重采样、三次样条插值和 Lanczos 插值算法等。最近邻插值法由于会用距离待求像素点最近的四邻像素值直接进行替代, 因此可能会导致结果产生明显不连续情况; 基于局部像素采样更适用于图像抽取的应用场景; 三次样条插值与 Lanczos 插值算法由于计算量较大, 速度较慢。

其中双线性插值算法, 可以保证插值结果较为光滑, 具有一定的亮度采样精度, 但会损失细节部分的清晰度, 但手势图像对于如纹理等细节部分并不关注, 因此采用该方法进行图像归一化处理, 处理结果如图 4 所示。

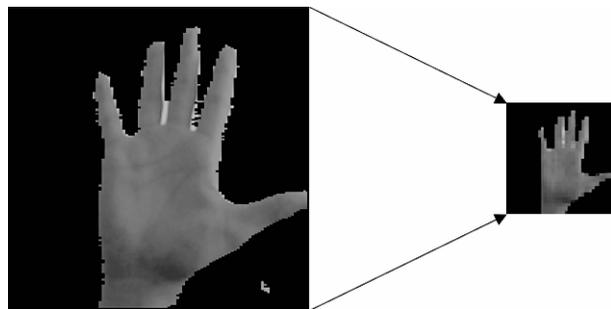


图 4 归一化处理结果

3 神经网络模型

3.1 卷积神经网络

为了避免人工选取图像特征的局限性, 本文采用卷积神经网络完成图像特征提取。卷积神经网络是权值共享、非全连接的神经网络, 其包括卷积层 (CONV)、池化层

(POOL) 和全连接层 (FC) 等。卷积层通过二维卷积完成图像局部特征的提取, 其公式如式 (2) 所示。

$$a_i^{(l)} = f(u_i^{(l)}) = f\left(\sum_{j=1}^{N_{l-1}} \text{conv}2(a_j^{(l-1)}, K_{ij}^{(l)}) + b_{ij}^{(l)}\right) \quad (2)$$

其中: $a_i^{(l)}$ 表示卷积层 l 的第 i 个通道生成的 feature map, $a_j^{(l-1)}$ 为池化层 $l-1$ 的第 j 个 feature map, $u_i^{(l)}$ 表示激活函数的输入, f 表示激活函数, $K_{ij}^{(l)}$ 表示卷积核, $b_{ij}^{(l)}$ 表示额外偏置; 激活函数可以将线性回归模型加入非线性因素, 为模型提供解决非线性问题的能力, 并且可以在一定程度上提高网络鲁棒性、缓解梯度消失等问题。

池化层位于连续的卷积层中间, 用于压缩数据和参数的量, 减小过拟合。对于图像类型输入可以在保持主要特征同时进行特征降维, 减少冗余参数, 提高模型泛化能力, 其公式如式 (3) 所示。

$$a_i^{(l)} = f(\beta_i^{(l)} \text{down}(a_i^{(l-1)}) + b_i^{(l)}) \quad (3)$$

其中: $a_i^{(l)}$ 和 $a_i^{(l-1)}$ 分别表示池化层 l 和 $l-1$ 生成的 pool map, $\beta_i^{(l)}$ 表示该输出特征图的乘性偏置, $b_i^{(l)}$ 为加性偏置。目前主要的池化方式有最大值池化、平均值池化和 L2 池化等。

全连接层在整个卷积神经网络起到分类器的作用, 可以将卷积输出的二维特征图转化成一维向量。实际使用中, 全连接层可以卷积操作实现, 其公式如 (4) 所示。

$$a^{(l)} = f(\omega^l a^{(l-1)} + b_i^{(l)}) \quad (4)$$

其中: ω^l 表示权重系数, $b_i^{(l)}$ 表示偏置系数。

3.2 改进 LeNet5 网络模型

LeNet5 是最经典的神经网络之一, 但其由于算力与数据集等因素的限制, 效果相较于传统特征提取结合分类器的目标识别方法较差, 直到 2012 年 ImageNet 比赛上取得冠军, 使得卷积神经网络再一次成为研究热点。

针对 LeNet5 手势识别收敛速度慢、训练时间长等问题, 提出一种改进的 LeNet 卷积神经网络模型, 该模型结构如图 5 所示。

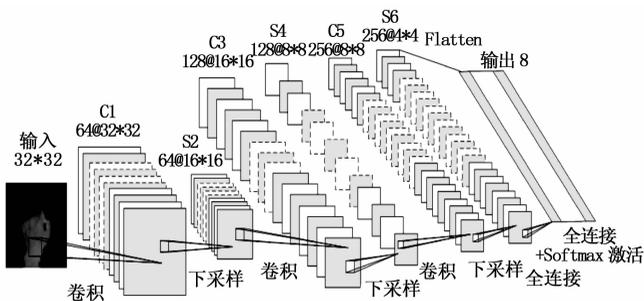


图 5 改进 LeNet5 网络结构图

首先对原有的网络数量进行调整。在 4 层网络基础上加入新的卷积层与池化层, 考虑到目的是进行手势识别, 需要尽可能保留纹理特征, 减小卷积层参数误差造成估计均值的偏移, 池化方式选择最大池化; 为了保证输出图片尺寸与输入一致, 填充方式采用全零填充。

卷积核数目进行调整。卷积核数目的大小会对特征图

个数产生影响, 因此为了应对工业场景中的大部分场景, 设置了 8 种手势, 为了提高网络手势识别性能, 将卷积核数目设置为 64, 64, 128, 128, 256, 256。全连接层输出节点分别设置为 256 和 8, 用于手势分类。

卷积核大小调整。原始 LeNet5 使用的是 5×5 的卷积核, 而多个小的卷积核叠加使用效果好优于大卷积核单独使用, 并且为了降低参数个数与计算复杂度, 本文调整卷积核大小为 3×3 。

激活函数的更改。原网络使用的 sigmoid 函数在应对较深网络结构时会导致梯度消失, 且计算量较大, 导致训练时间增加。本文采用 ReLU 函数作为激活函数, 其应对较深网络时具有计算速度快、收敛速度快等优势, 一定程度上保证了模型泛化能力。

加入 Droupout 层。为了缓解模型过拟合现象的发生, 在池化层后加入大小为 0.5 的 Droupout 层, 可以进一步提升模型泛化能力。

4 手势识别机器人示教框架

4.1 RPD 系统

为了简化工业机器人的编程过程, 使公众更容易地使用工业机器人, 机器人研究人员开发了基于捕获和分析人类演示动作的演示编程方法, 该方法为工业机器人提供了自我编程的能力, 其一般步骤包括以下。

- 1) 观察: 机器人使用其传感器感知人体运动;
- 2) 编码: RPD 系统生成任务的表现形式及用于任务执行的相应程序;
- 3) 执行: 机器人重现动作。

如图 6 所示, 该图描述了所提出的 RPD 框架, 其包括 3 个主要组件, 传感器、编码系统与机器人控制器。在任务演示过程中, 传感器信息被发送到编码系统, 同时编码结果通过屏幕作为演示反馈给用户。而手势识别 (Hand Gesture Rcongition, HGR) 可以用作在任务演示期间向编码系统传递消息或命令, 与示教器相比更为直观且效率也更高。

本文设计了 HGR 用作 RPD 系统的开关, 以指示任务演示的开始和结束, 将产生的机器人程序发送到机器人控制器后, 进一步通过手势命令批准机器人运动, 整个过程中可以随时利用手势进行暂停以保障运行安全。

4.2 系统架构

设计的编码模块通过 ROS 节点和消息实现。ROS 是由节点作为基本的单元的开源的元操作系统, 其通过为节点提供发布与订阅的标准来完成节点单元之间消息传递的管理, 进而保证节点通信的可靠性, 各个节点用于实现不同的功能, 具有高度的灵活性。

该系统由 4 个 ROS 节点组成, 包括用于识别手势的 “/simple_hgr” 节点, 可以通过相机将手势识别结果进行转化, 其次可以实现读取机器人当前关节角度的 “/robot_joint_state_reader” 节点, 用于反馈机器人当前状态, “/hri_bridge_RPD” 节点用于处理接收到的手势消息, 并结

合机器人关节信息在任务演示和执行阶段之间进行切换, 最后是 “/move_ur5_by_joints” 节点, 用于向机器人控制器发送关节角度以移动机器人, RPD 框架如图 6 所示。

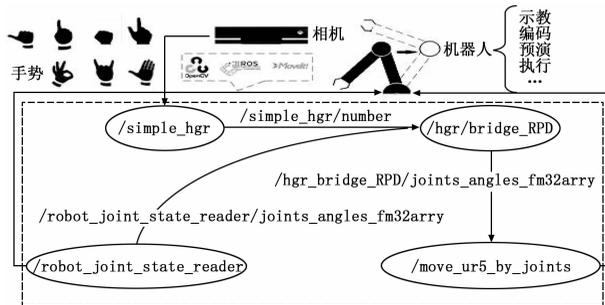


图 6 RPD 框架

4.3 手势控制模块

基于手势识别算法, 将识别的手势结果分别转化成数字信号用于输出, 例如识别到 “start” 的控制信号时输出数字 1, 并设置在默认状态下输出 0, 表示未检测到手势信号, 其公式如式 (5) 所示。

$$Number = \begin{cases} \text{Nothing} & \\ N_d N_a \neq 0 & \end{cases} \quad (5)$$

其中: N_d 表示手势输出信号, 采用 “cv_bridge” 包实现 ROS 中 “std_msgs/image” 格式与 opencv 格式之间的图像转换, 识别结果以 ROS 消息的形式通过主题 “/simple_hgr/number” 以 30Hz 的速率发送。

4.4 数据处理模块

节点 “/hri_bridge_RPD” 用于分析接收到的数字以及 RPD 系统当前工作阶段。显然, “/hri_bridge_RPD” 节点扮演着中央处理器 (Center Processing Unit, CPU) 的角色, 功能类似于 CPU 中的算术逻辑单元 (Arithmetic Logic Unit, ALU), 通过对采样信息执行算术运算及逻辑运算以提取用户最可能执行的手势。该节点以 0.1 秒的时间间隔对接收到的数据进行采样, 并对形成的数组中存在的每个数字的频率进行计数, 超过设置阈值 0.8 时即确定手势信号, 节点部分在图 7 中给出。

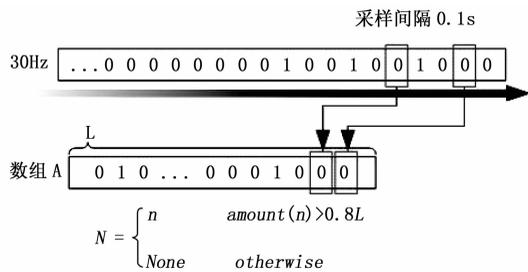


图 7 节点内部结构示意图

节点基于采样结果确定手势信号后将用于引导系统进入不同模式, 功能类似控制单元 (Control Unit, CU), 其工作流程如图 8 所示。

5 实验结果与分析

5.1 实验数据与环境

本文实验环境为 Ubuntu16.04, ROS 版本为 kinetic,

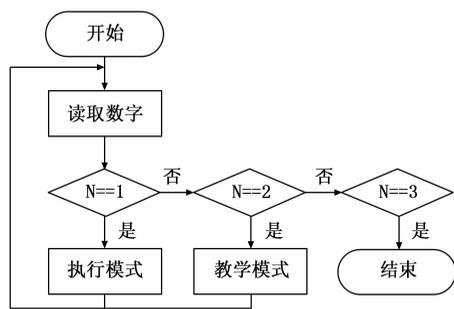


图 8 手势引导工作流程

OpenCV 版本为 3.3.1, 模型所使用深度框架是 tensorflow, 实验所使用 GPU 型号为 TitanV, 显存 12G。环境配置为 CUDA9.0 + anaconda3 + python3 + tensorflow1.8.0。采用在包括复杂背景的 Marcel 数据集上进行手势识别验证实验。Marcel 数据集含有带有背景的 6 种手势图像共 5 494 张, 图 9 展示了该数据集的样本图像。神经网络模型所有层均使用 xavier 初始化, 优化器采用 Adadelta, 总共迭代 2 000 次。



图 9 Marcel 数据集样本

5.2 数据增强

深度学习模型效果基于充足的样本数量, 但目前数据库数据量不足以充为训练网络模型, 容易导致训练模型过程中出现过拟合问题, 为了增强 CNN 模型泛化能力、避免过拟合问题, 本文应用数据增强方法提高样本质量。通过采用对图像水平和垂直方向的随机平移 (离线增强), 或者在模型训练过程中对训练图片随机平移和翻转 (在线增强), 将训练数据扩充 20 倍, 可以使模型达到充分的训练并增强其对尺度变化的鲁棒性, 数据增强结果如图 10 所示。

5.3 图像实验

为了验证本文方法的有效性, 本文分别利用单一肤色模型与混合肤色模型进行了手势识别对于实验, 其中单一肤色模型采用 YCbCr 颜色空间下的肤色模型进行实验, 该实验结果如图 11 所示。

混合肤色模型损失值与准确率曲线分别如图 12 和图 13 所示。

从图 11、图 12 和图 13 所示, 混合肤色模型与单一肤色模型相比稳定性更强, 损失值下降得更快, 准确率也明



图 10 数据增强结果

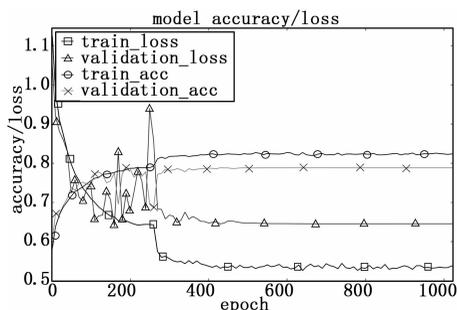


图 11 单一肤色模型

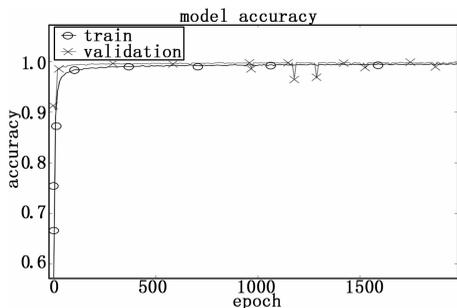


图 12 准确率曲线

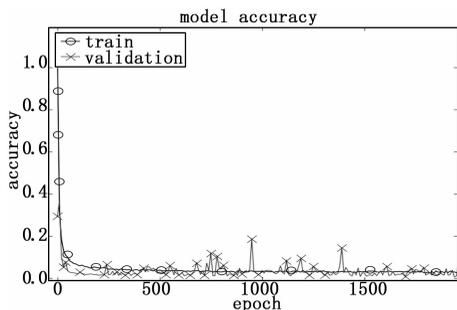


图 13 损失值曲线

显提升；并且混合模型随着迭代次数的增加，损失值与准确率趋于平稳，且损失值迅速下降，表明本文网络结构设计较为合理。

为了进一步验证本文方法准确率，分别在 Marcel 数据集上与其它算法进行性能比较，结果如表 1 所示。

其中文献 [16] 并没有进行手势检测，直接将原始图像输入 2 层 CNN 模型进行识别，原始图像中存在的背景干扰信息导致其性能较差；文文献 [17] 采用 Haar-Ada-

boost 组合。

表 1 与其它算法性能比较

对比方法	识别率(%)
CNN ^[16]	89.10
Haar+SVM ^[17]	96.10
肤色+CNN ^[18]	95.49
本文方法	96.49

特征进行手势信息提取，并利用 SVM 完成手势分类，但其特征描述无法适应数据集手势多样性与背景带来的干扰；文献 [18] 采用的单一颜色空间 YCbCr 下的高肤色模型完成手势信息的提取，因此准确率和稳定性较本文较差。

5.4 系统实验

为了验证本文系统可行性，通过手势识别过程预定义“start”、“end”和“stop”等控制模式手势，以 UR5 机器人为研究对象并对其编程令其到达 5 个指定位置，进而通过手势直接引导机器人末端分别到达以上 5 个位置，表明其进入示教编程的 5 种不同阶段，以证明本设计框架的合理性。首先在 Kinect 传感器作用范围内执行手势“start”以进入示教模式，在此模式下按下 UR5 配套的 CB3 机器手控制器顶部锁定按钮，并拖拽机器人到某一指定位置后，执行另一手势作为该位置的标志，表明此位置将用该标志手势进行引导，完成对该位置的编码，再回到起点“start”重复以上动作完成所有位置的编码；其次执行手势“execute”进入执行模式，通过执行编码手势完成机器人末端到达相应位置；并且在所有情况下通过执行“stop”手势来紧急停止机器人，模拟在示教过程中的一些突发情况；整个过程结束时通过“end”手势关闭整个系统，表明任务求教过程的安全结束。

实验结果表明，手势识别率可达 96.49%，响应时间均不高于 1s，表明该 RPD 可以易于使用且并不需要专业的编程知识，一定程度降低了机器人使用门槛。

6 结束语

本文通过改进肤色模型完成手势信息的提取，并结合改进后的 LeNet5 网络完成手势识别，极大地提高了基于肤色分割的手势提取性能；并将该算法应用于机器人示教系统，降低了示教编程的技术门槛同时提高了 RPD 系统的易用性，基于 ROS 完成设计保证该系统具有良好的可移植性。

参考文献：

[1] Zhu Zuyuan, Hu Huosheng. Robot Learning from Demonstration in Robotic Assembly: A Survey [J]. Robotics. 2018. 7 (2): 17.

[2] Li H, Ding H, Huang D, et al. An efficient multimodal 2D + 3D feature-based approach to automatic facial expression recognition [J]. Computer vision and image understanding, 2015, 140 (NOV.): 83-92.

- [3] Shan C, Gong S, Mcowan P W. Facial expression recognition based on Local Binary Patterns: A comprehensive study [J]. *Image and Vision Computing*, 2009, 27 (6): 803-816.
- [4] 田仙仙, 鲍泓, 徐成. 一种改进 HOG 特征的行人检测算法 [J]. *计算机科学*, 2014, 41 (9): 320-324.
- [5] 江伟坚, 郭躬德, 赖智铭. 基于新 Haar-like 特征的 Adaboost 人脸检测算法 [J]. *山东大学学报 (工学版)* (2): 47-52.
- [6] Hsieh, Chen-Chiung, Hsieh, Mei-Hua, Jiang, Meng-Kai, et al. Effective semantic features for facial expressions recognition using SVM [J]. *Multimedia Tools & Applications*, 75 (11): 6663-6682.
- [7] Chen Qifeng, Li Dingzeyu, Tang Chi-Keung. KNN matting [A]. *Proceedings of the 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* [C]. IEEE, 2012.
- [8] Ganapathyraju S. Hand gesture recognition using convexity hull defects to control an industrial robot [A]. *2013 3rd International Conference on Instrumentation Control and Automation (ICA)* [C]. IEEE, 2013: 63-67.
- [9] Mohanty A, Rambhatla S S, Sahay R R. Deep gesture: Static hand gesture recognition using CNN [M]. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, Vol. 460. Berlin, Germany: Springer, 2017: 449-461.
- [10] Oyedotun O K, Khashman A. Deep learning in vision-based static hand gesture recognition [J]. *Neural Computing and Applications*, 2017, 28 (12): 3941-3951.
- [11] Tang Y. Deep learning using linear support vector machines [EB/OL]. arXiv: 1306. 0239 [2015-02-21]. <https://arxiv.org/abs/1306.0239>.
- [12] Jeon J, Park J C, Jo Y J, et al. A real-time facial expression recognizer using deep neural network [A]. *International Conference on Ubiquitous Information Management and Communication* [C]. New York, ny: ACM, 2016: 1-4.
- [13] Buddhikot A G, Kulkarni N M, Shaligram A D. Hand gesture interface based on skin detection technique for automotive infotainment system [J]. *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing*, 2018, 10 (2): 10-24.
- [14] Hsu, Rein-Lien, Mohamed Abdel-Mottaleb, et al. Face detection in color images [J]. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2002, 24 (5): 696-706.
- [15] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks [J]. *Advances in neural information processing systems*, 2012, 25 (2).
- [16] Mohanty A, Rambhatla S S, Sahay R R. Deep gesture: static hand gesture recognition using CNN [A]. *Proceedings of International Conference on Computer Vision and Image Processing* [C]. Berlin, German: Springer, 2017: 449-461.
- [17] Doan H G, Nguyen V T, Vu H, et al. A combination of user-guide scheme and kernel descriptor on RGB-D data for robust and realtime hand posture recognition [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2016, 49: 103-113.
- [18] 王龙, 刘辉, 王彬, 等. 结合肤色模型和卷积神经网络的手势识别方法 [J]. *计算机工程与应用*, 2017, 53 (6): 209-214.
- [19] 李素粉, 董晖, 房秉毅, 等. 面向云化 EPC 的 mobile CDN 融合架构研究 [J]. *电信科学*, 2014 (11): 27-32.
- [20] 冉亮, 李炜, 孙向聚. 基于大数据技术的智能电网系统应用研究 [J]. *自动化与仪器仪表*, 2017 (9): 182-183.
- [21] 孟祥萍, 周来, 王晖, 等. 云计算技术在未来智能电网信息处理平台中的应用 [J]. *计算机测量与控制*, 2015, 23 (10): 265-268.
- [22] 杨绍光, 房秉毅, 毋涛. 基于 SDN 的虚拟私有云研究 [J]. *信息通信技术*, 2015, (2): 6-11.
- [23] 蔡伟珊, 冯健文, 邓凌凌. 基于混合云的高校云实验平台的体系架构研究 [J]. *现代计算机*, 2018, 23 (23): 522-526, 552.
- [24] 华一强, 路康. 基于 SDN 的 DCI 业务的应用场景和业务流程探讨 [J]. *邮电设计技术*, 2016, 21 (11): 66-71.
- [25] 李刚健. 基于虚拟化技术的云计算平台架构研究 [J]. *吉林建筑工程学院学报*, 2011, 28 (1): 79-81.
- [26] 陈冬林, 付敏, 陈玲. 基于混合云的高校实验教学平台建设模式研究 [J]. *实验技术与管理*, 2013, 30 (5): 63-66.
- [27] 罗国玮, 兰瑞乐. 基于云计算的高校科研实验平台构建研究 [J]. *实验技术与管理*, 2012, (4): 115-117, 131.
- [28] 张卓奇, 郭卫斌. 混合云存储环境下的数据访问隐私保护方案 [J]. *计算机工程与设计*, 2014, (7): 2317-2320, 2355.
- [29] 黄昊晶, 崔志明. 一种以 vSphere 为核心的私有云基础架构设计方案 [J]. *微电子学与计算机*, 2011, (4): 38-41.
- [30] 谢彩莲. 基于虚拟云计算架构的 GIS 服务资源弹性调度的应用研究 [J]. *信息记录材料*, 2016, 17 (5): 17-18.
- [31] 朱剑. 基于虚拟云计算架构的 GIS 服务资源弹性调度应用研究 [J]. *测绘通报*, 2013, 5 (5): 92-95, 107.
- [32] 程宏兵, 赵紫星, 叶长河. 基于体系架构的云计算安全研究进展 [J]. *计算机科学*, 2016, 43 (7): 19-27.
- [33] 胡金晖, 秦智超, 石磊. 空间信息云服务平台架构及应用研究 [J]. *中国电子科学研究院学报*, 2016, 11 (1): 51-58.
- [34] 施向群. 基于云计算技术的智能云网络架构研究 [J]. *通讯世界*, 2015, 8 (16): 41-41.
- [35] 刘芳, 贾林可. 基于云计算架构软件实验室建设研究与实施 [J]. *电脑知识与技术*, 2016, 12 (4): 95-96.
- [36] 李功丽, 张艳. 基于云计算的计算机实验室建设 [J]. *河南机电高等专科学校学报*, 2011, 19 (3): 21-22.
- [37] 孟庆伟, 刘婷. 基于云计算的计算机实验室建设模型研究 [J]. *智能计算机与应用*, 2011, 1 (6): 72-73.
- [38] 宋松, 敬再阳, 黄埔. 基于云计算的软件集中部署发布平台研究 [J]. *信息化建设*, 2016, 3 (3): 58-59.

(上接第 163 页)